

Dinámica y transmisión de la volatilidad entre el mercado de futuros de materias primas y el mercado de valores

Nicolás Burotto Ravanal*

2016

Resumen

En este trabajo, se analiza el vínculo entre los rendimientos de los futuros de las materias primas y los de la bolsa de valores de Estados Unidos. Se examina brevemente la literatura relacionada al tema y, mediante un modelo GARCH bivariado, se muestra cómo la correlación condicional entre ambos mercados evoluciona en el periodo 2001-2015 presentando una elevada volatilidad, especialmente durante la crisis financiera del año 2008. Además, se estima el contagio de la volatilidad en las cotizaciones entre ambos mercados. Los resultados aportan evidencia empírica al proceso de financiarización de las materias primas. La misma indica que el vínculo entre ambos mercados aumenta significativamente después del colapso financiero.

Clasificación JEL: C32, G1, G13, Q0.

Palabras clave: Precio de los commodities, mercado de valores, crisis financiera, volatilidad condicional, GARCH bivariado, Función Impulso Respuesta de la Volatilidad (FIRV).

*Universidad de Buenos Aires

1 Introducción y planteo del problema

La elevada fluctuación en el precio de las materias primas ha dado lugar a un intenso debate económico estos últimos años. En los países exportadores de bienes primarios –particularmente las economías latinoamericanas– esta discusión cobra especial importancia puesto que el alza de los precios permite un renovado ingreso de divisas, mientras que una alta volatilidad en los precios tiene, generalmente, consecuencias negativas en el crecimiento económico. Entre fines del año 2007 y principios del 2008 se observaron picos históricos en los precios de diversos productos básicos como, por ejemplo, el cobre, la soja y el petróleo, hasta que la crisis financiera internacional revirtió drásticamente la tendencia. Sin embargo, luego de la turbulenta salida y mientras se recuperaba en parte la actividad económica, las cotizaciones retomaron sostenidamente la senda de crecimiento. Pero no por mucho tiempo. El actual derrumbe en los precios de las materias primas es atribuido, entre otras razones, a un exceso de oferta¹ debido a una caída de la demanda mundial, agravada por el pesimismo que genera el curso de la economía china (Banco Mundial, 2015).

En términos macroeconómicos, la volatilidad en el precio de las materias primas es también un tema importante para los países desarrollados y la economía mundial por dos hechos. Primero, debido al potencial efecto alimentador de presiones inflacionarias, lo cual no es deseable. Y segundo, dado el creciente vínculo entre activos financieros y productos primarios que ha tenido lugar en múltiples carteras de inversión. Este último fenómeno, se conoce en la literatura como la “financiarización del mercado de *commodities*”. Desde la aparición de este fenómeno, una de las principales hipótesis para explicar la volatilidad en los precios vincula el mayor peso que los nuevos instrumentos financieros representan en la determinación del valor de las materias primas. Es decir, la explicación que relaciona la oferta y demanda mundial con el precio de los *commodities* ha dado paso a una segunda explicación que hace referencia a los factores globales de carácter monetario y financiero (Bastourre, Carrera, Ibarlucia y Sardi, 2012).

No obstante, a pesar de que el valor total de instrumentos financieros asociados a materias primas y comerciados por inversores institucionales pasó, aproximadamente, de us\$ 15 mil millones en el año 2003 a más de us\$ 200 mil millones a mediados del 2008 (Tang y Xiong, 2012), aún no está muy claro hasta qué punto la financiarización de los *commodities* incide en el nivel y la dinámica de las cotizaciones.

Mientras autores como Tang *et al.* (2012) argumentan que el aumento de las correlaciones entre los rendimientos de diversos futuros de materias primas comenzó mucho antes de la crisis,

¹Uno de los factores que influye, en parte, a este *shock* de oferta es la revolución del esquisto (tanto gas como petróleo) llevada a cabo por EE.UU. La producción de estas fuentes no convencionales de energía aumentó de cinco millones de barriles por día en el año 2008 a 9,3 millones en 2015 (Rogoff, 2015; Bustillo, Artecona, Makhoul y Perrotti, 2015).

otros como Bastourre, Carrera e Ibarlucia (2010) y Büyükşahin y Harris (2011) sostienen que no es necesaria la participación activa de inversores financieros ni tener mercados de derivados para observar excesivas volatilidades en los precios. Adicionalmente, Vivian y Wohar (2012) concluyen que no hubo cambios generalizados en la volatilidad de los precios de las materias primas durante la reciente crisis financiera en comparación con el periodo 1985-2010, ni tampoco se manifestó una volatilidad común en todos los sectores. No obstante, señalan que hasta el momento no se ha llegado a una conclusión clara. Por otra parte, trabajos como el de Gordon y Rouwenhorst (2004) muestran que en el largo plazo, existe una correlación negativa entre los futuros de materias primas y la clase de activos financieros tradicionales.

Siguiendo la línea de Gordon y Rouwenhorst (2004), Büyükşahin y Robe (2011), Vivian y Wohar (2012), Jacks, O'Rourke y Williamson (2011), Creti, Joëts y Mignon (2012), Lombardi y Ravazzolo (2013) y Bhardwaj y Dunsby (2013), entre otros, uno de los objetivos principales de este trabajo, por un lado, es el estudio de la dinámica de la correlación condicional entre los precios de las principales materias primas y el precio de las acciones más importantes en los dos principales mercados de valores del mundo: la Bolsa de Valores de Nueva York (NYSE) y el NASDAQ. Por otro lado, también se quiere visualizar el contagio de la volatilidad en las cotizaciones entre ambos mercados.

Se considera que el estudio del vínculo entre los productos primarios y el mercado de valores tradicional es importante por, al menos, dos razones. En primer lugar, se ofrece evidencia empírica de la volatilidad dinámica entre los rendimientos de ambos mercados lo cual proporciona valiosa información para analizar las causas (fundamentos macroeconómicos, comercio, etc.) que impulsan esas fluctuaciones. En segundo lugar, se busca aumentar, complementar y actualizar la literatura sobre la valoración de activos y la financiarización del mercado de *commodities*. Los cambios en la correlación de precios y su volatilidad entre los dos tipos de mercados tienen significativas implicancias –tanto en especuladores como productores– en temas como estrategias de cobertura, sustitución e inversión entre materias primas y múltiples acciones. Además, dichos cambios pueden condicionar estratégicamente las políticas de energía y alimentarias de muchos países.

En concreto, en este trabajo se investiga la relación dinámica entre los rendimientos diarios y la volatilidad de la rentabilidad entre las series de tiempo del índice Dow Jones y el índice de *commodities* Thomson Reuters (CRB), a partir del 28 de junio del año 2001 hasta el 21 de septiembre de 2015, con un total de 3578 observaciones². Por una parte, el índice Dow Jones está compuesto por las acciones de las 30 empresas más importantes que cotizan en la NYSE y el NASDAQ. El uso de este índice proporciona una idea del comportamiento del mercado financiero (accionario) de Es-

²Los datos fueron obtenidos del sitio <http://finance.yahoo.com/> y <http://www.investing.com/indices/thomson-reuters—jefferies-crb-historical-data>

tados Unidos y, por lo tanto, se convierte en un buen indicador del comportamiento de la economía estadounidense y mundial. Por otra parte, el índice de *commodities* CRB mide la evolución de los contratos de futuros de 19 materias primas y se destaca por ser el índice de referencia global en la medición y el rendimiento del sector de productos primarios.

Para el análisis de las series, se utiliza la tasa de retorno (diferencia logarítmica) como dato principal. Sea r_t la tasa de retorno de cada índice, mientras que p_t denota el precio de cierre corriente de cada índice y p_{t-1} el precio de cierre del periodo anterior. La tasa de retorno efectiva sería entonces:

$$r_t = \log(p_t) - \log(p_{t-1}) \quad (1)$$

Este estudio muestra claramente que, mediante el cálculo de las correlaciones de los retornos de *commodities* y activos financieros, los resultados oscilan en torno a cero durante más de ocho años, para luego aumentar notablemente en la segunda mitad del año 2008 (después de la quiebra de Lehman Brothers). Sin embargo, se observa una pequeña caída en la correlación entre los años 2013 y 2015 que se revierte en la segunda mitad del último año. Es decir, los años posteriores al impacto de la crisis, la volatilidad de los retornos del mercado de valores y el de futuros de materias primas parece estar fuertemente correlacionada lo cual indica, aparentemente, una mayor sensibilidad de cada mercado a las noticias macroeconómicas globales que a los *shocks* idiosincrásicos y propios de cada mercado (Lombardi *et al.*, 2013). Según Büyükkşahin y Robe (2011), este hallazgo en la dinámica de la volatilidad sugiere que la reciente crisis financiera es distinta de otros episodios pasados de tensión en los mercados financieros, en parte, reflejado por un aumento en las correlaciones entre mercados.

El trabajo se organiza en cinco secciones. La sección 2 presenta un análisis de la metodología econométrica caracterizada por el uso de modelos GARCH multivariados. La sección 3 presenta los resultados de la estimación de la correlación condicional. La sección 4 muestra el contagio de la volatilidad entre ambos mercados y la sección 5 cierra con unos comentarios finales.

2 Metodología

2.1 Modelos ARCH multivariados

Para estudiar la relación dinámica entre los rendimientos diarios del mercado de valores y el mercado de futuros de materias primas, se utiliza un modelo derivado de la familia de modelos ARCH desarrollados originalmente por Engle (1982) y Bollerslev (1986). Nótese que en los modelos

GARCH univariados las perturbaciones vienen especificadas como:

$$\varepsilon_t = v_t \sqrt{h_t} \quad (2)$$

$$h_t = c + \sum_{j=1}^q \alpha_j \varepsilon_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i}, \quad (3)$$

donde v_t es una variable aleatoria independiente e idénticamente distribuida con media cero y varianza unitaria, mientras que h_t es un factor denominado volatilidad condicional que, como puede apreciarse en la expresión (3), se determina por su propio pasado y por el pasado de la perturbación ε_t . El orden del modelo se especifica a partir de los máximos rezagos de la perturbación y de la volatilidad considerada. En este caso sería un modelo GARCH (p, q).

La media, por su parte, puede modelizarse en forma causal o mediante modelos de la tradición Box–Jenkins. El modelo más simple para modelizar la volatilidad es el denominado GARCH (1,1) cuya expresión para la volatilidad condicional viene dada por:

$$h_t = c + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1} \quad (4)$$

En este caso particular, de gran importancia empírica, la volatilidad condicional queda determinada por la realización de la perturbación y la volatilidad condicional, ambas del período inmediatamente precedente. Estos modelos GARCH producen realizaciones con agrupamientos de volatilidad típicos de las series financieras.

Estos modelos fueron posteriormente ampliados al caso multivariado por Bollerslev, Engle y Wooldridge (1988), Bollerslev (1990) y Engle y Kroner (1995). Desde un punto de vista práctico, la representación de las volatilidades a través de una modelización multivariante abre las puertas a mejores herramientas de decisión en diversas áreas tales como la valoración de activos, cobertura, gestión de riesgos y selección de carteras. Esto ha permitido que diversas instituciones financieras desarrollen las competencias necesarias para utilizar la teoría econométrica desde una perspectiva financiera (Bauwens, Laurent y Rombouts, 2006). En los modelos ARCH generalizados y multivariados (MGARCH), los *shocks* contemporáneos de volatilidad de una variable pueden afectar a la volatilidad de otras variables relacionadas (Enders, 2015).

Considerando un modelo GARCH (1,1) bivariado, la ecuación de la media de los retornos viene dada por un proceso AR (1):

$$r_t = \delta + \phi r_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (5)$$

donde r_t es un vector de retornos de dimensión 2×1 , ϕ es el vector de coeficientes de autoregresión de los retornos y δ es un vector de constantes de dimensión 2×1 . Si se asume que el vector de perturbaciones, ε_t , de la expresión (5) tiene una distribución condicional normal multivariada con

media cero y matriz de covarianza condicional H_t , entonces:

$$\varepsilon_t | \Omega_{t-1} \sim N(0, H_t), \quad (6)$$

donde Ω_{t-1} denota la información disponible hasta el periodo $t - 1$. Al igual que en el modelo GARCH (p, q) del caso univariado, H_t depende de las observaciones pasadas de ε_t y de sus propios valores rezagados.

2.2 Modelo *vech* diagonal

El modelo *vech*, desarrollado originalmente por Bollerslev, Engle y Wooldridge (1988), proporciona un marco muy general para los modelos multivariados de volatilidad. Básicamente, este es un modelo donde todas las volatilidades interactúan unas con otras. Sean C un vector de dimensión 3×1 de términos constantes, A una matriz 3×3 con α_{ij} elementos y B una matriz 3×3 con β_{ij} elementos, se tiene entonces:

$$vech(H_t) = C + A vech(\varepsilon_{t-1} \varepsilon'_{t-1}) + B vech(H_{t-1}), \quad (7)$$

donde el operador *vech* transforma la parte triangular superior de una matriz en un vector columna³. Por ejemplo, si se tiene una matriz simétrica de volatilidades directas y cruzadas (varianzas y covarianzas condicionales):

$$H_t = \begin{bmatrix} h_{11t} & h_{12t} \\ h_{21t} & h_{22t} \end{bmatrix},$$

entonces:

$$vech(H_t) = \begin{bmatrix} h_{11t} \\ h_{12t} \\ h_{22t} \end{bmatrix}.$$

No obstante, a pesar de ser simple la conceptualización de este modelo, puede llegar a ser difícil su estimación. Esto, se debe a que el número de parámetros a estimar puede llegar a ser excesivamente alto. Si con solo dos series el número de parámetros es 21, a medida se añadan series al sistema el número de parámetros crecerá rápidamente.

Una representación más parsimoniosa puede obtenerse a partir de encontrar una restricción adecuada a la expresión (7). Para ello, la estrategia consiste en diagonalizar las matrices A y B de modo que pueda obtenerse un sistema donde cada varianza y covarianza dependa solo de sus

³En este caso, las dimensiones de las matrices están dadas para $n = 2$ series. En caso de tener n series, el vector C es de dimensión $n(n+1)/2 \times 1$, mientras que A y B son matrices de dimensión $n(n+1)/2 \times n(n+1)/2$.

propios valores pasados y los productos cruzados de $\varepsilon_{it}\varepsilon_{jt}$. El sistema *vech* diagonal sería entonces:

$$h_{11t} = c_{10} + \alpha_{11}\varepsilon_{1t-1}^2 + \beta_{11}h_{11t-1} \quad (8)$$

$$h_{12t} = c_{20} + \alpha_{22}\varepsilon_{1t-1}\varepsilon_{2t-1} + \beta_{22}h_{12t-1} \quad (9)$$

$$h_{22t} = c_{30} + \alpha_{33}\varepsilon_{2t-1}^2 + \beta_{33}h_{22t-1} \quad (10)$$

Nótese que cada varianza condicional es equivalente a un proceso GARCH univariado y la covarianza condicional se observa bastante parsimoniosa también. En otras palabras, se puede decir que el modelo *vech* diagonal es una simple extensión del modelo GARCH univariado, expresado en una forma multivariada. El problema se presenta en que ninguna de las dos representaciones puede garantizar que H_t sea definida positiva. Además, se desprende del sistema diagonal que al fijar todos los $\alpha_{ij} = \beta_{ij} = 0$ (para todo $i \neq j$) ya no hay interacciones entre las varianzas.

2.3 Modelo BEKK diagonal

La formulación BEKK, propuesta originalmente por Engle y Kroner (1995), reduce el número de parámetros a estimar y elimina el problema de asegurar que la covarianza condicional del modelo *vech*, H_t , sea definida positiva. Esto es posible, ya que todos los parámetros c_{ij} entran al modelo a través de formas cuadráticas de manera de garantizar que todas las variaciones sean positivas. Sean C una matriz simétrica 2×2 y A y B matrices de parámetros 2×2 no restringidas, se tiene entonces:

$$H_t = C'C + A'\varepsilon_{t-1}\varepsilon'_{t-1} + B'H_{t-1}C, \quad (11)$$

especificando el contenido de cada matriz:

$$H_t = \begin{bmatrix} h_{11t} & h_{12t} \\ h_{21t} & h_{22t} \end{bmatrix}; C = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} \\ c_{21} & c_{22} \end{bmatrix}; A = \begin{bmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{12} \\ \alpha_{21} & \alpha_{22} \end{bmatrix}; B = \begin{bmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} \\ \beta_{21} & \beta_{22} \end{bmatrix}.$$

Es decir, H_t va a ser definida positiva siempre y cuando $C'C$ sea definida positiva. Además, nótese que h_{ijt} , a diferencia del modelo *vech* diagonal, dependerá de los residuos al cuadrado, los productos cruzados de los residuos, las varianzas condicionales y covarianzas condicionales de todas las variables del sistema, de manera que no tiene una contrapartida GARCH univariada. Asimismo, a partir de la forma de h_{ij} este modelo permite que las perturbaciones de la varianza en una de las variables afecte “de más” a las otras (Enders, 2015). Esto tiene serias consecuencias en

la interpretación de los parámetros pudiendo llegar a ser engañosa, ya que no hay una ecuación que posea sus propios parámetros “exclusivos”. En consecuencia, una estimación puede estar sesgada por el hecho de que los mismos parámetros influyen en dos ecuaciones simultáneamente (Baur, 2006). Estos problemas pueden ocasionar que la formulación BEKK sea difícil de estimar.

No obstante, estas críticas no se aplican al modelo BEKK diagonal donde las matrices de los parámetros A y B son diagonales. Es decir, los elementos fuera de la diagonal son todos ceros (excepto la matriz C que se considera triangular superior). De la resolución matricial se obtiene el siguiente sistema:

$$h_{11t} = c_{11}^2 + \alpha_{11}^2 \varepsilon_{1t-1}^2 + \beta_{11}^2 h_{11t-1} \quad (12)$$

$$h_{22t} = c_{12}^2 + c_{22}^2 + \alpha_{22}^2 \varepsilon_{2t-1}^2 + \beta_{22}^2 h_{22t-1} \quad (13)$$

$$h_{12t} = c_{11}c_{22} + \alpha_{11}\alpha_{22}\varepsilon_{1t-1}\varepsilon_{2t-1} + \beta_{11}\beta_{22}h_{12t-1} \quad (14)$$

$$h_{21t} = h_{12t}.$$

Es evidente que el número de parámetros a estimar es significativamente más bajo en este modelo, manteniéndose la ventaja de asegurar la positividad de H_t . Sin embargo, persiste el problema en que no hay parámetros únicos en cada ecuación. Entonces no queda claro si, por ejemplo, los parámetros de h_{12} son el resultado de las estimaciones de los parámetros de h_{11} y h_{22} o si la estimación de la covarianza altera los resultados de las estimaciones de los parámetros de las varianzas (Baur, 2006). Por último, otra forma de reducir el número de parámetros es a través del uso de un modelo BEKK escalar, donde se consideran a las matrices A y B escalares de manera que $\alpha_{11} = \alpha_{22}$ y $\beta_{11} = \beta_{22}$.

2.4 Modelo CCC

El modelo de correlación condicional constante, desarrollado por Bollerslev (1990), justamente, asume que las correlaciones condicionales son constantes y, por lo tanto, las covarianzas condicionales son siempre proporcionales al producto de las desviaciones estándar condicionales $\sqrt{h_{iit}h_{jjt}}$. Esto quiere decir además, que las varianzas condicionales no necesitan ser diagonalizadas. En otras palabras, este modelo supone que las varianzas condicionales son determinadas mediante procesos GARCH univariados, mientras que la covarianza condicional es determinada por la relación $h_{ijt} = \rho_{ij}\sqrt{h_{iit}h_{jjt}}$ (para cada $i \neq j$). Aquí, ρ_{ij} es igual al coeficiente de correlación empírico (el cual debe estar en el rango $[-1, 1]$). Teniendo en cuenta un modelo CCC bivariado, se tiene:

$$h_{11t} = c_{11} + \alpha_{11}\varepsilon_{1t-1}^2 + \beta_{11}h_{11t-1} \quad (15)$$

$$h_{22t} = c_{22} + \alpha_{22}\varepsilon_{2t-1}^2 + \beta_{22}h_{22t-1} \quad (16)$$

$$h_{12t} = \rho_{12}\sqrt{h_{11t}h_{22t}} \quad (17)$$

$$h_{21t} = h_{12t}.$$

Nótese que la covarianza es variable en el tiempo, de modo que solo la correlación condicional es constante. Esta restricción simplifica la estimación, dado que reduce en gran medida el número de parámetros a estimar. De la expresión (17), se comprueba que en este modelo la ecuación de la covarianza implica solo un parámetro a diferencia de los seis que aparecen en (14).

Otra manera de definir el mismo proceso (bivariado) viene dada por la siguiente expresión:

$$H_t = D_t R D_t = \begin{bmatrix} h_{11t} & \rho_{12}\sqrt{h_{11t}h_{22t}} \\ \rho_{12}\sqrt{h_{11t}h_{22t}} & h_{22t} \end{bmatrix}, \quad (18)$$

donde $D_t = \text{diag}(h_{11t}^{0.5} \dots h_{NNt}^{0.5})$ y $R = \rho_{ij}$ es una matriz simétrica definida positiva con $\rho_{ii} = 1$, para todo i . Como se mencionaba anteriormente, h_{ii} se define como cualquier proceso GARCH univariado. Finalmente, H_t es definida positiva si y solo si las varianzas condicionales son definidas positivas y R es definida positiva (Bauwens, Laurent y Rombouts, 2006). Una generalización del modelo CCC se puede encontrar en Engle (2002) y Tse y Tsui (2002), donde se hace depender del tiempo a la matriz de correlación condicional. El proceso se transforma, entonces, en un modelo dinámico de correlación condicional (DCC).

3 Estimación y análisis de los resultados

En esta sección se estiman los modelos presentados anteriormente, usando los retornos diarios del índice Dow Jones y el índice de *commodities* CRB. Los índices abarcan un periodo aproximado de 14 años, desde el 28 de junio del año 2001 hasta el 21 de septiembre de 2015, con 3578 observaciones para cada serie. El cuadro 1 muestra que el rendimiento promedio en el periodo muestral es superior para el índice Dow Jones. No obstante, el desvío estándar es muy similar para ambas series. Esto implica que el mercado de valores exhibe una mayor rentabilidad que el mercado de futuros de materias primas sobre la base del riesgo-retorno.

	Dow Jones	CRB
Media	0,000125	0,000036
Máx.	0,105083	0,102115
Min.	-0,082005	-0,085544
Desvío	0,011771	0,011711
Sesgo	-0,051339	-0,151308
Curtosis	11,88297	8,668472
Jarque-Bera	11762,03	4802,591

Cuadro 1. Estadística descriptiva de las series de retornos.

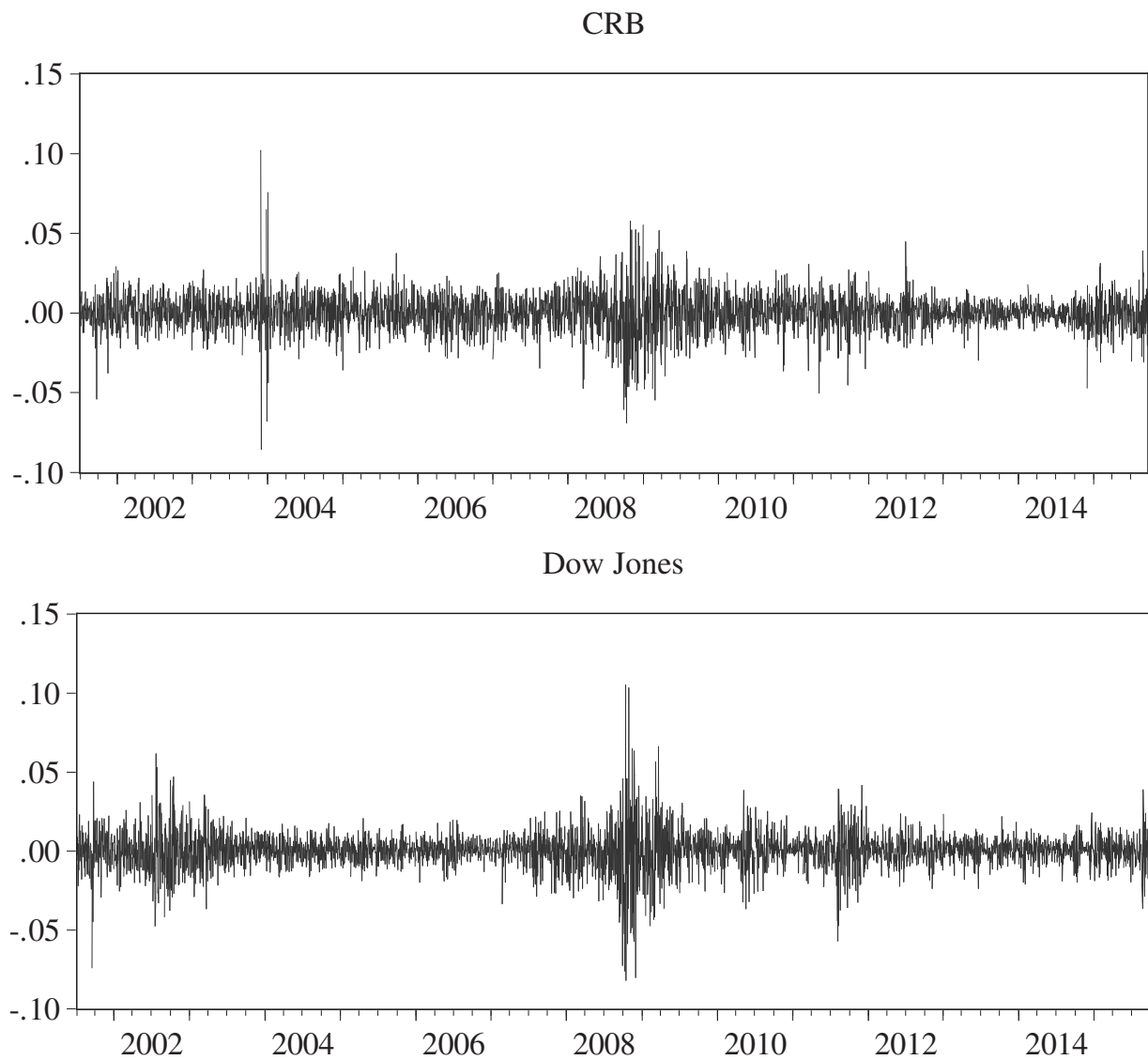


Figura 1. Retornos diarios (Dow Jones y CRB).

Adicionalmente, se puede observar en la figura 1 que durante la segunda mitad del año 2008 los rendimientos diarios de ambas series presentan una alta volatilidad. Esto es el reflejo de la pasada crisis financiera, especialmente después de la caída de Lehman Brothers. Más adelante se verá que este fenómeno provocó que las correlaciones y el contagio de la volatilidad entre el mercado de futuros de materias primas y el mercado accionario norteamericano se dispararan a niveles excepcionalmente altos.

Asimismo, las series de retornos presentan ciertas características específicas como, por ejemplo, el agrupamiento de volatilidades. Claramente se aprecia en la figura 1 que las volatilidades no se mantienen constantes. Este efecto es común en las series financieras, donde los altos rendimientos tienden a ser seguidos por altos rendimientos y lo mismo con los rendimientos a la baja. En cuanto a la curtosis, se concluye que las series muestran la particularidad de tener colas más pesadas (y un centro muy pronunciado) respecto a la distribución normal. Quiere decir que existe una mayor probabilidad de ocurrencia de eventos extremos.

Otra característica que se manifiesta en las series tiene que ver con el efecto apalancamiento, que bien capturan los modelos univariados EGARCH y TARCH⁴. Este efecto asegura que la volatilidad tiende a incrementarse con los bajos rendimientos de las acciones y tiende a disminuir con los buenos rendimientos, originando *shocks* asimétricos sobre la volatilidad. Esto se advierte, por ejemplo, en que los rendimientos negativos de un conjunto de activos en determinado portafolio implican un crecimiento de la deuda, lo que genera una mayor volatilidad a partir de cambios más pequeños en los retornos.

En lo que respecta al sesgo, nótese que las dos series muestran evidencia de un cierto grado de asimetría negativa, lo cual revela que los rendimientos negativos tienen mayor probabilidad de ocurrencia que los rendimientos positivos. Finalmente, las estadísticas de Jarque-Bera rechazan la hipótesis nula que establece que las series de retorno se distribuyen normalmente.

Por otra parte, se examinan los residuos al cuadrado para verificar la presencia de heteroscedasticidad condicional o efectos ARCH en ambas series. Sean $\hat{\varepsilon}_t^2$ el residuo al cuadrado y α_0 una constante, entonces el modelo sería:

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^5 \alpha_i \hat{\varepsilon}_{t-i}^2, \quad (19)$$

donde el rezago es cinco puesto que se utilizan datos diarios (con semanas de cinco días). Los valores del estadístico F para la hipótesis nula $\alpha_1 = \dots = \alpha_5 = 0$ permiten rechazar la inexistencia del efecto ARCH en ambas series. Esto indica que las series presentan algún fenómeno de persistencia o inercia en los retornos.

⁴Para mayor información acerca de estos modelos, véase Nelson (1991) y Glosten, Jagannathan y Runkle (1993).

	D-vech	D-BEKK	CCC		D-vech	D-BEKK	CCC
$\hat{\mu}_1$	9,52E-05	7,57E-05	0,000147	$\hat{\alpha}_{22}$	0,038757	0,298740	0,107571
<i>s.e.</i>	0,000154	0,000154	0,000161	<i>s.e.</i>	0,004626	0,010128	0,008338
<i>p-value</i>	0,5360	0,6234	0,3608	<i>p-value</i>	0,0000	0,0000	0,0000
$\hat{\mu}_2$	0,000551	0,000532	0,000521	$\hat{\alpha}_{33}$	0,101272	–	–
<i>s.e.</i>	0,000133	0,000135	0,000136	<i>s.e.</i>	0,007594	–	–
<i>p-value</i>	0,0000	0,0001	0,0001	<i>p-value</i>	0,0000	–	–
$\hat{c}_{10}(\hat{c}_{11})$	7,95E-07	0,000835	1,07E-06	$\hat{\beta}_{11}$	0,942471	0,974207	0,929939
<i>s.e.</i>	1,82E-07	9,77E-05	2,40E-07	<i>s.e.</i>	0,003885	0,001764	0,004994
<i>p-value</i>	0,0000	0,0000	0,0000	<i>p-value</i>	0,0000	0,0000	0,0000
$\hat{c}_{20}(\hat{c}_{22})$	1,66E-07	0,000381	2,00E-06	$\hat{\beta}_{22}$	0,953197	0,948230	0,875239
<i>s.e.</i>	6,07E-08	0,00107	2,61E-07	<i>s.e.</i>	0,004567	0,003624	0,009659
<i>p-value</i>	0,0062	0,0004	0,0000	<i>p-value</i>	0,0000	0,0000	0,0000
$\hat{c}_{30}(\hat{c}_{12})$	1,82E-06	0,001152	–	$\hat{\beta}_{33}$	0,884079	–	–
<i>s.e.</i>	2,27E-07	7,76E-05	–	<i>s.e.</i>	0,008484	–	–
<i>p-value</i>	0,0000	0,0000	–	<i>p-value</i>	0,0000	–	–
$\hat{\alpha}_{11}$	0,053528	0,218054	0,064556	ρ_{12}	–	–	0,176896
<i>s.e.</i>	0,003134	0,006614	0,003802	<i>s.e.</i>	–	–	0,013819
<i>p-value</i>	0,0000	0,0000	0,0000	<i>p-value</i>	–	–	0,0000

Cuadro 2. Estimación de los modelos MGARCH restringidos.

El cuadro 2 muestra los resultados de la estimación de los modelos de volatilidad, donde para todo el periodo analizado se usó el método de estimación de máxima verosimilitud⁵. Es interesante observar que la suma de los estimadores $\hat{\alpha}_{11}$ y $\hat{\beta}_{11}$ es cercana a la unidad en los modelos D-vech y CCC, no así en el modelo D-BEKK ya que la suma supera la unidad. Lo mismo ocurre con los estimadores $\hat{\alpha}_{22}$ y $\hat{\beta}_{22}$ para los tres modelos y $\hat{\alpha}_{33}$ y $\hat{\beta}_{33}$ para el modelo CCC. No obstante, como se mencionaba anteriormente, la interpretación paramétrica en el modelo D-BEKK puede tornarse un poco confusa dado que los parámetros que gobiernan la dinámica de la ecuación de la covarianza condicional son productos de los correspondientes parámetros de las dos ecuaciones de varianza condicional en el mismo modelo. Además, se destaca que todos los parámetros son positivos y ampliamente significativos.

En general, los modelos MGARCH (en este caso, bivariados y restringidos) parecen proporcionar una buena descripción de la autocorrelación y una adecuada caracterización de la heteroscedasticidad, de modo que parece conveniente dejar que la correlación entre las series sea

⁵Para una mayor profundización sobre la estimación de máxima verosimilitud en modelos multivariados, véase Bauwens *et al.* (2006), p.96.

dependiente del tiempo en lugar de restringirla a que sea una constante (Baillie y Myers, 1991). Esto queda ilustrado claramente en el coeficiente de correlación del modelo CCC, D-BEKK y D-*vech*. Mientras la correlación en el modelo CCC es una constante con valor $\rho_{12} = 0,18$, el coeficiente de correlación en el modelo D-BEKK y D-*vech* depende del tiempo. La figura 2 muestra la correlación entre la serie de retornos del índice Dow Jones y el índice CRB dada por la expresión $h_{12t}/\sqrt{h_{11t}h_{22t}}$ a partir de la estimación de los modelos D-BEKK y D-*vech*. Se observa que la correlación parece fluctuar alrededor del cero desde el año 2001 hasta fines del 2007, para luego hacerse drásticamente negativa impulsada por los temores de una recesión en la economía de EE. UU. No obstante, con el inicio de la crisis financiera la correlación se eleva a valores positivos a partir de la segunda mitad del año 2008 para fluctuar alrededor de 0,60 pese a una leve caída el año 2014.

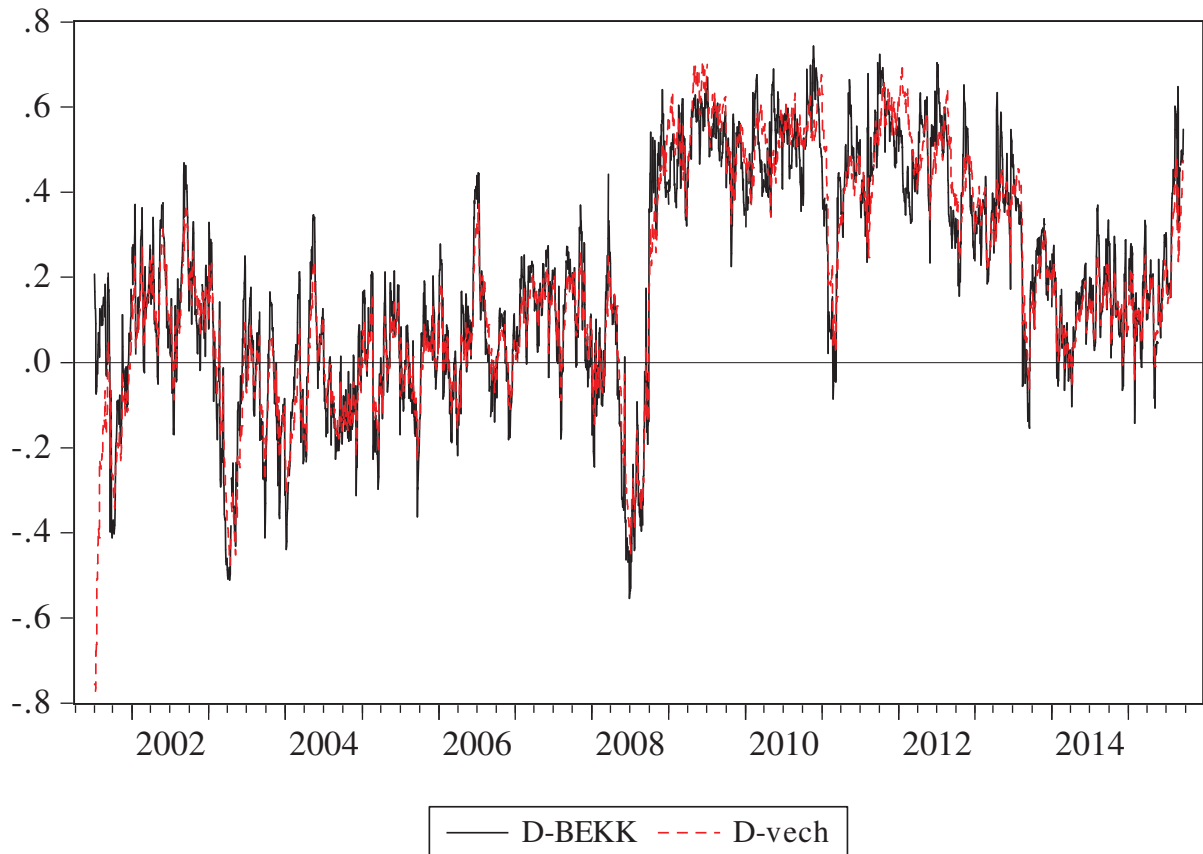


Figura 2. Correlación retornos Dow Jones y CRB desde el modelo D-BEKK y D-*vech*.

Queda claro que los mercados están fuertemente correlacionados en periodos de tensión financiera. Si bien es cierto que cada mercado de materias primas tiene su propia dinámica particular, de aquí surgen tres características comunes. En primer lugar, se observa que la correlación es muy volátil durante todo el periodo, tanto antes, durante y después de la crisis. En segundo lugar, parece ser que en la primera mitad del año 2008 la inversión en futuros de *commodities* constituyó una alternativa a las acciones de las principales compañías de EE. UU., evidenciándose un mecanismo

de sustitución entre ambas clases de activos. Es decir, los valores negativos en la correlación para el año 2008 sugieren que el colapso en el mercado de valores debilitó, en el corto plazo, el vínculo condicional entre el rendimiento de las acciones y los futuros de materias primas (ver Anexo 1). Esta caída hacia valores negativos en las correlaciones en momentos de estrés financiero puede estar relacionada con el fenómeno llamado “vuelo hacia la calidad” (*flight to quality*). Cuando aumenta el riesgo en los mercados, los inversores tienden a diversificar su cartera y, en este caso, haber elegido las materias primas como instrumentos de refugio⁶. Por lo tanto, parece encontrarse en este mecanismo la interrupción temporal entre ambos mercados. En tercer lugar, las altas correlaciones observadas después de la crisis indican que ambos mercados presentaron una tendencia alcista dada la creciente demanda mundial de productos primarios y el buen desempeño del sector industrial en EE. UU. No obstante, a partir del año 2013 se observa claramente una tendencia a la baja en el índice CRB (sobre todo influenciado por una caída en el precio de bienes energéticos y en menor medida metales) y una tendencia alcista en el índice Dow Jones. Debido a este comportamiento inestable, es importante diferenciar la dinámica entre el corto y el largo plazo. De acuerdo con Bastourre *et al.* (2010), sostienen que la financiarización de los *commodities* y la actividad especulativa se refleja en la dinámica de los precios solo en el corto plazo, ya que en el largo plazo los precios de las materias primas ajustan, a través de un patrón no lineal, a su valor fundamental.

Es evidente que la crisis financiera causó cambios significativos en la relación, tanto individual como conjunta, entre el mercado de futuros de materias primas y el mercado bursátil norteamericano así como un aumento en la correlación de la volatilidad. Naturalmente, este es un terreno aún fértil para continuar el debate que sigue abierto a futuras investigaciones.

4 Transmisión de la volatilidad entre mercados

Para profundizar el estudio en la relación dinámica entre ambos mercados, en esta sección se evalúa el contagio en la volatilidad de los precios a través de *shocks* históricos que permiten visualizar la persistencia de la misma y el rezago del contagio de un mercado a otro. A tal efecto, los modelos GARCH multivariados permiten estudiar un amplio conjunto de interacciones entre las volatiliades logrando pronosticar las varianzas y covarianzas de todas las variables del modelo (Enders, 2015). Sin embargo, como se mencionó anteriormente, dado que un *shock* en determinado mercado implica cambios contemporáneos en otro mercado sumado al alto número de parámetros a estimar, es muy difícil y confuso interpretar las magnitudes de los coeficientes debido al efecto indirecto generado.

⁶Sin embargo, Lombardi *et al.* (2013) argumentan que una estrategia de inversión que incluya materias primas en una cartera, en realidad produce una mayor volatilidad, lo cual entra en contradicción con la noción de que las materias primas sirven como cobertura.

Por este motivo, se recurre al concepto de Función Impulso Respuesta de la Volatilidad (FIRV), introducida por Hafner y Herwartz (2006)⁷. Básicamente, muestran con dicha técnica cómo responden las varianzas y covarianzas condicionales del modelo frente a *shocks* en una de las series. Así, considerando un modelo GARCH (1,1) bivariado usando una representación de tipo *vech*, definen a la FIRV como la diferencia entre el valor esperado de la volatilidad condicional a un *shock* inicial y el valor esperado de la volatilidad solo condicionada por la historia:

$$V_t(\xi_0) = E [\text{vech}(H_t)|\xi_0, \Omega_{-1}] - E [\text{vech}(H_t)|\Omega_{-1}] \quad (20)$$

donde V_t es la FIRV en el periodo t y ξ_0 es el *shock* inicial⁸. De esta manera, la diferencia de las volatilidades condicionales mide la influencia (el contagio) de los *shocks* en cada uno de los mercados. Asimismo, un *shock* externo afectará a los dos mercados de forma simultánea.

Para poder medir la transmisión de la volatilidad correctamente, una cuestión importante a tener en cuenta es cómo seleccionar los *shocks* utilizados para la comparación. Una forma que suele utilizarse para medir la influencia de las perturbaciones es impactar uno de los mercados –a través de los residuos estandarizados⁹– y que este impacto sea pequeño en el otro mercado, con un estado de volatilidad previo lo más bajo posible para ambos mercados. Esto, con la finalidad de evitar efectos cruzados y sesgos en la interpretación para visualizar el contagio de la forma “más pura” posible.

Las tres fechas elegidas (en cada mercado) para evaluar el impacto recogen dichas características a lo largo de todo el periodo analizado. Por un lado, las fechas representativas que muestran el impacto en la volatilidad desde el mercado de futuros de materias primas hacia el mercado bursátil norteamericano son el 5 de noviembre de 2003, 2 de enero de 2004 y 28 de noviembre de 2014.

Como puede observarse claramente en los paneles de la figura 3, ante un *shock* en el mercado de futuros de materias primas no existe un contagio de la volatilidad hacia el mercado de valores en ninguno de los tres casos, tanto antes como después de la crisis financiera de 2008. Se aprecia que la FIRV en Dow Jones siempre es negativa y se mantiene en ese terreno. Por ejemplo, el 2 de enero de 2004 ante un aumento de la volatilidad aproximado de 170 % en el mercado de futuros de materias primas, la volatilidad en el mercado bursátil presenta valores negativos excepto en el noveno mes después de realizado el impacto inicial. En ese punto, la FIRV en Dow Jones se vuelve mínimamente positiva, lo cual es insignificante para considerarlo un contagio en el *shock*. Esto da

⁷Para mayor información acerca de la FIRV, véase Hafner y Herwartz (2006), p. 724.

⁸Cabe destacar que, a partir de una transformación de la FIRV, se termina utilizando una representación BEKK.

⁹Estandarizar los residuos permite interpretar los resultados como desviaciones porcentuales con respecto a los elementos de H_t .

cuenta la poca influencia que tienen las altas variaciones en las cotizaciones del mercado de futuros de materias primas sobre el mercado bursátil norteamericano.

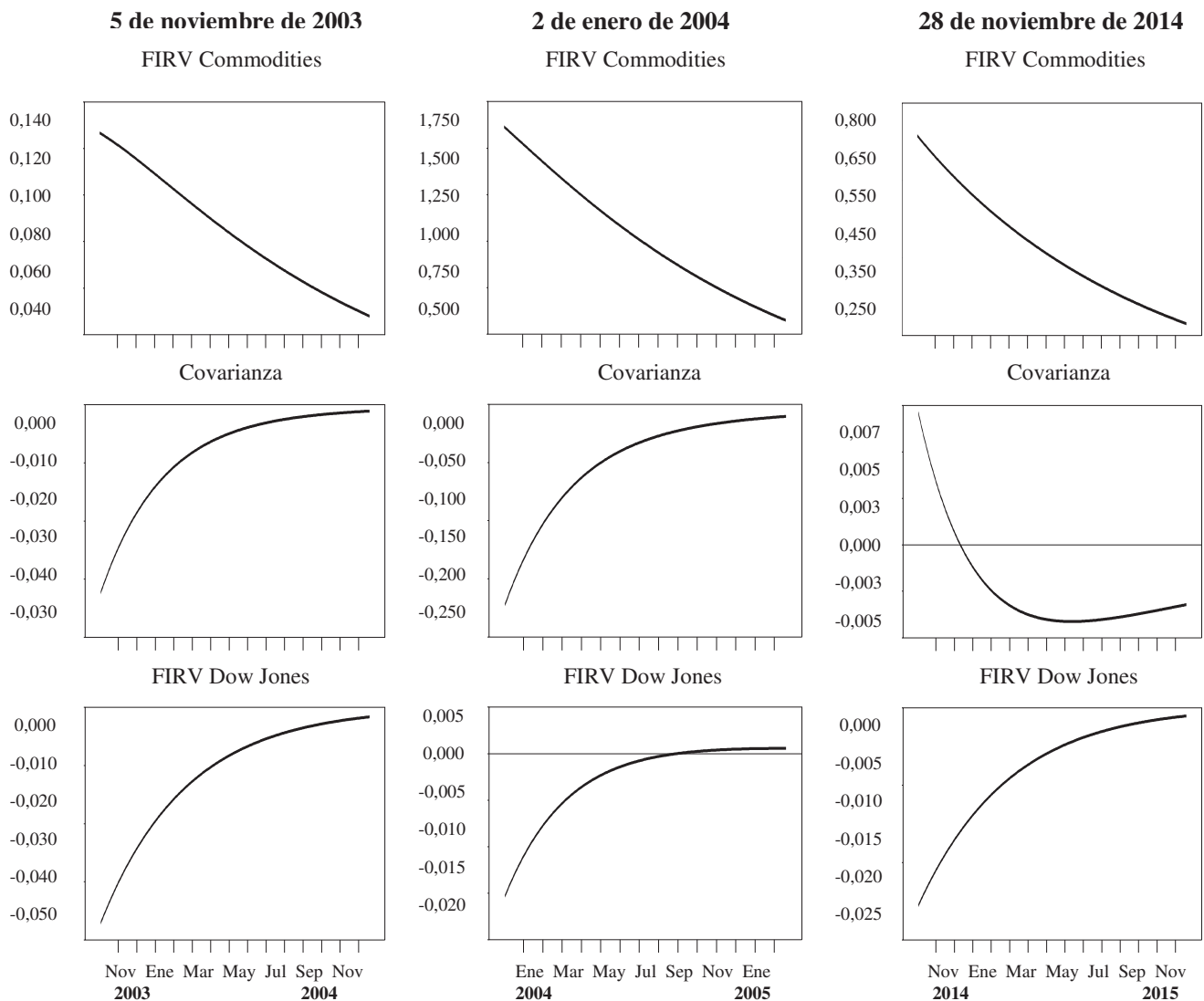


Figura 3. Contagio de la volatilidad desde el mercado de futuros de materias primas hacia el mercado bursátil norteamericano.

Por otro lado, para visualizar el impacto en la volatilidad desde el mercado bursátil norteamericano hacia el mercado de futuros de materias primas, las fechas representativas son el 23 de junio de 2005, 5 de noviembre de 2009 y 25 de junio de 2012.

Los paneles de la figura 4 muestran que ante *shocks* en el mercado bursátil el panorama es más incierto. En los tres casos, la FIRV en *commodities* arranca negativa (como si no hubiera contagio) para luego cambiar rápidamente y entrar en terreno positivo. Este comportamiento puede indicar que sí existe un contagio desde el mercado bursátil hacia el mercado de futuros de materias primas pero no de forma inmediata, sino de manera progresiva. El hecho de que la FIRV en *commodities*, por momentos, sea positiva es indicativo de contagio (ya que el shock en la propia variable es muy

pequeño, lo cual indica que el impacto viene de otro lado). Sin embargo, el contagio observado es lento y débil. Por ejemplo, el 5 de noviembre de 2009 ante una variación de la volatilidad en un 23 % en el índice Dow Jones, recién en enero de 2010 el índice de *commodities* muestra indicios de contagio que, por cierto, no supera el 5 %.

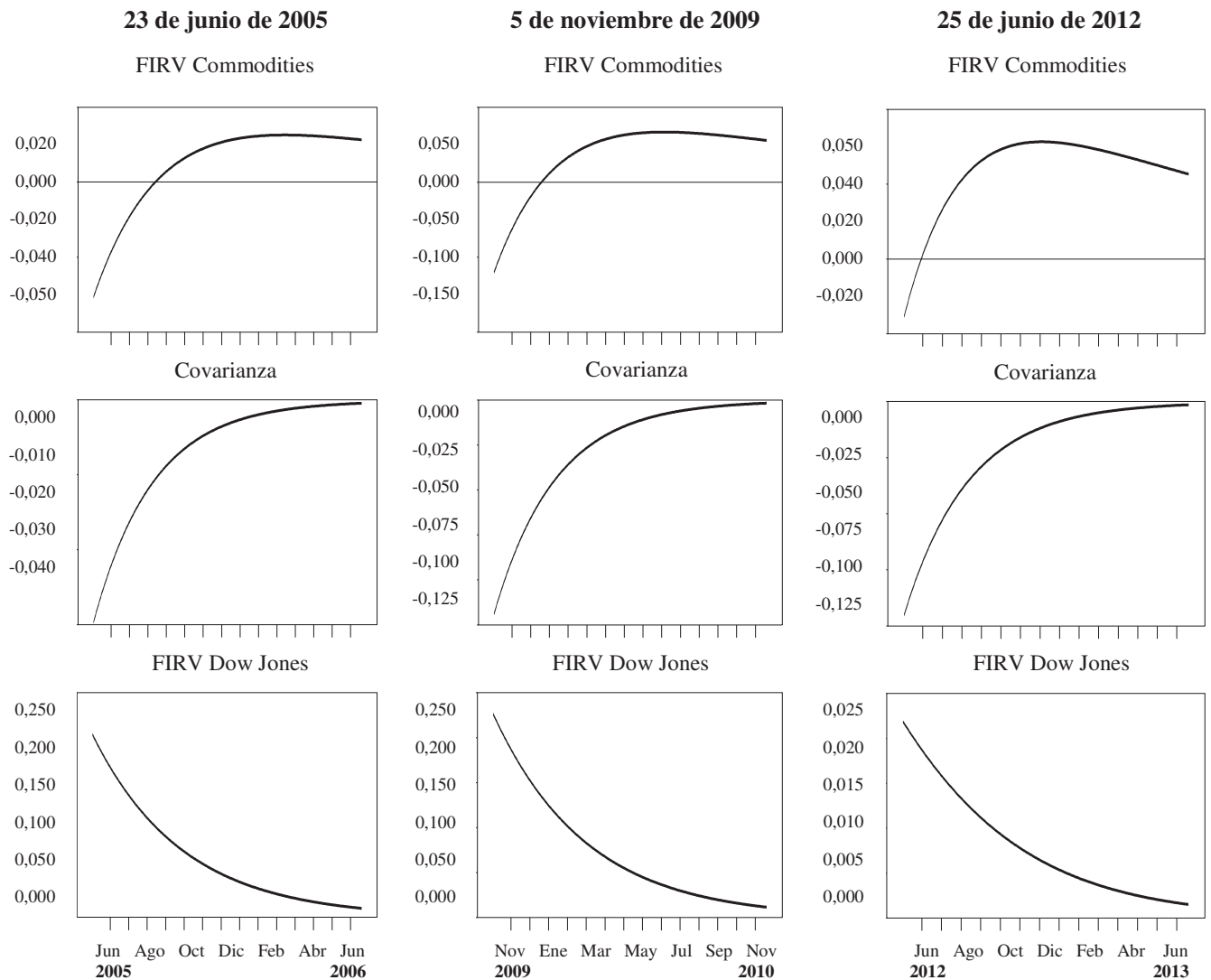


Figura 4. Contagio de la volatilidad desde el mercado bursátil norteamericano hacia el mercado de futuros de materias primas.

Ahora, ante un gran *shock* externo se pueden verificar los efectos simultáneos de este evento en las volatilidades de ambos mercados. Para tal fin, si bien es cierto no existe una fecha específica en la que se produjo la crisis financiera, el 15 de septiembre de 2008 denominado “lunes negro” (día en que el banco de inversión Lehman Brothers se declara en quiebra), es adecuado para llevar a cabo la comparación.

Como se puede ver en los paneles de la figura 5, el *shock* provocado en los mercados inducido por la caída de Lehman Brothers genera un aumento de la volatilidad bastante persistente en el mer-

cado bursátil norteamericano¹⁰, no obstante, poco persistente en el mercado de futuros de materias primas.

Lunes negro: 15 de septiembre de 2008

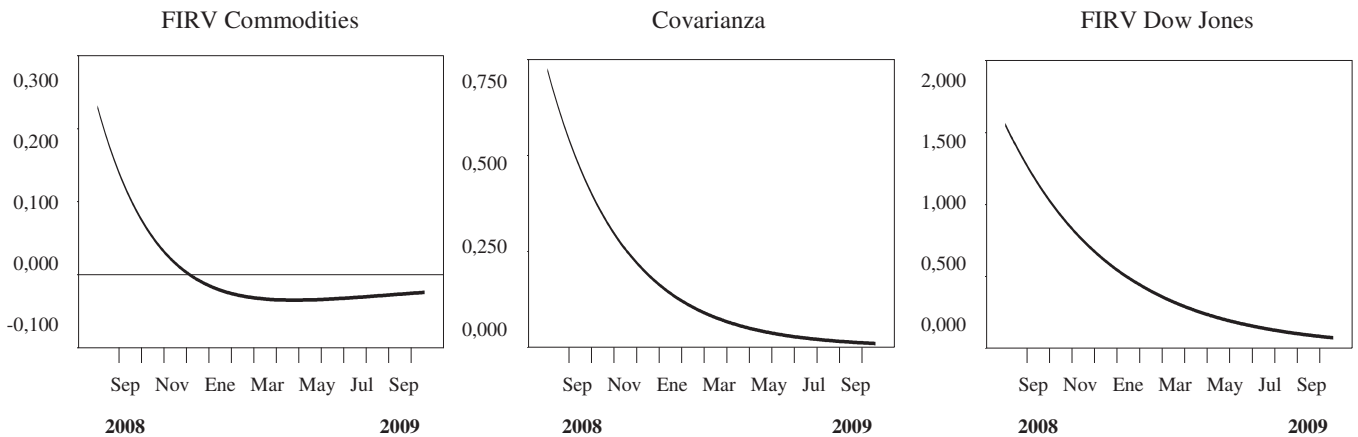


Figura 5. Función Impulso Respuesta de la Volatilidad desde el 15 de septiembre de 2008.

Por un lado, la volatilidad del índice Dow Jones aumenta aproximadamente un 150 % frente a la mala noticia para converger lentamente hasta septiembre de 2009. Por otro lado, la volatilidad del índice de materias primas aumenta aproximadamente un 25 % para caer rápidamente a valores negativos –y mantenerse ahí– cuatro meses después (diciembre de 2008). Dado que ambos mercados presentaron elevados aumentos en la volatilidad, no es de extrañar que la covarianza esperada entre las dos variables sea la más alta de todos los casos revisados.

5 Comentarios finales

En este documento se estudió la dinámica y transmisión de la volatilidad entre los rendimientos de los futuros de materias primas y el mercado bursátil norteamericano. Para ello, se utilizaron tres modelos de la familia GARCH multivariados restringidos: el modelo *vech* diagonal, BEKK diagonal y CCC, comúnmente relacionados con temas de volatilidad macroeconómica. Estos modelos proporcionan estimaciones de la matriz de covarianza condicional que varía en el tiempo. Además, ofrecen una buena descripción de los cambios en los rendimientos de las series. No obstante, la restricción del modelo CCC no permite caracterizar adecuadamente la correlación en la volatilidad ni ninguna transmisión de volatilidad interesante.

Respecto a los resultados observados, se destacan tres puntos. En primer lugar, se halló que

¹⁰Más aún, además de la fuerte caída en los principales índices bursátiles de Wall Street, esta noticia provocó un efecto derrame sobre los principales mercados financieros del mundo, registrándose fuertes caídas en los rendimientos del London Stock Exchange, Eurostoxx 300 y Nikkei.

la rentabilidad promedio del mercado bursátil norteamericano es mayor que la rentabilidad del mercado de futuros de materias primas. Al mismo tiempo, puede afirmarse que la correlación en los rendimientos de ambos mercados presentaron un alto grado de volatilidad durante todo el periodo, especialmente en el transcurso de la crisis financiera de los años 2007-2008. En segundo lugar, se muestra que los niveles de correlación más elevados surgieron luego del colapso financiero, en parte, debido a que ambos mercados mostraron signos de recuperación en las cotizaciones después de la abrupta caída en la segunda mitad del año 2008. En tercer lugar, es importante tener en cuenta que las materias primas no pueden considerarse una clase de activos homogéneos. Es de esperar que, por ejemplo, si se comparan bienes como el oro y el petróleo se observen comportamientos y volatilidades muy diferentes entre sí.

Por otra parte, para estudiar la transmisión de la volatilidad entre ambos mercados se realizó el cálculo de Funciones Impulso Respuesta de la Volatilidad para una serie de *shocks* históricos seleccionados. Se concluye que, a partir del patrón observado, definitivamente no existe un contagio de la volatilidad desde el mercado de futuros de materias primas hacia el mercado bursátil norteamericano (Dow Jones). No obstante, habría evidencia de un contagio más bien débil y progresivo en la dirección contraria.

Finalmente, se necesita más investigación futura para estudiar, por ejemplo, los efectos de la distribución de probabilidad sobre la persistencia y la asimetría en las correlaciones (Baur, 2006); si los cambios significativos en la correlación entre el mercado bursátil y futuros de materias primas se debe a causas cíclicas o estructurales y cómo cambian las estimaciones en la correlación frente a cambios en las especificaciones de las ecuaciones de volatilidad.

Referencias

- Baillie, R. y Myers, R. (1991)**, "Bivariate GARCH Estimation of the Optimal Commodity Futures Hedge", *Journal of Applied Econometrics*, vol. 6, pp. 109-124.
- Banco Mundial (2015)**, "Commodity Markets Outlook", *World Bank Quarterly Report*, julio.
- Bastourre, D., Carrera, J. y Ibarlucía, J. (2010)**, "Precio de los Commodities: Factores Estructurales, Mercados Financieros y Dinámica no Lineal", *Investigaciones Económicas BCRA*, nro. 6.
- Bastourre, D., Carrera, J., Ibarlucía, J. y Sardi, M. (2012)**, "Dos síntomas y una causa: Flujos de capitales, precios de los commodities y determinantes globales", *Documentos de Trabajo 2012 BCRA*, nro. 57.
- Baur, D. (2006)**, "A flexible Dynamic Correlation Model", en Terrell, D. y Fomby, T. (eds.), *Econometric Analysis of Financial and Economic Time Series* (pp. 3-31). Vol. 20, Elsevier.

- Bauwens L., Laurent S., y Rombouts J. V. K. (2006)**, “Multivariate GARCH models: A survey”, *Journal of Applied Econometrics*, vol. 21, pp. 79-109.
- Bhardwaj G. y Dunsby A. (2013)**, “The Business Cycle and the Correlation Between Stocks and Commodities”, Disponible en SSRN: <http://ssrn.com/abstract=2005788>
o <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2005788>
- Bollerslev, T. (1986)**, "Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity", *Journal of Econometrics*, vol. 31, pp. 307-327.
- Bollerslev, T. (1990)**, "Modelling the coherence in short-run nominal exchange rates: A multivariate generalized ARCH model", *Review of Economics and Statistics*, nro. 72, pp. 498-505.
- Bollerslev, T., Engle, R. y Wooldridge, F. (1988)**, "A capital asset pricing model with time-varying covariances", *Journal of Political Economy*, vol. 96, nro. 1, pp. 116-131.
- Bustillo, I., Artecona, R., Makhoul, I. y Perrotti, D. (2015)**, "Energía y políticas públicas en los Estados Unidos. Una relación virtuosa para el desarrollo de fuentes no convencionales", *CEPAL - Serie Estudios y Perspectivas*, nro. 15.
- Büyükhahin, B. y Harris, J. H. (2011)**, “Do speculators drive crude oil futures prices?” *The Energy Journal*, vol. 32, nro. 2, pp. 167–202.
- Büyükhahin, B. y Robe, M. (2011)**, “Speculators, commodities and cross-market linkages,” *American University working paper*.
- Creti, A., Joëts, M. y Mignon, V. (2012)**, "On the links between stock and commodity markets volatility", *Centre D'études prospectives et d'informations internationales*, Document de travail, nro. 20.
- Enders, W. (2015)**, *Applied Econometrics Time Series*, 4ta edición, Wiley.
- Engle, R. (1982)**, "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with estimates of the variance of U.K. inflation", *Econometrica*, vol. 50, pp. 987-1008.
- Engle, R. (2002)**, “Dynamic conditional correlations – A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models”, *Journal of Business and Economic Statistics*, vol. 20(3), pp. 339-350.
- Engle, R. y Kroner, K. (1995)**, "Multivariate simultaneous generalized ARCH", *Econometric Theory*, vol. 2, nro. 1, pp. 122-150.
- Glosten, L., Jangannathan, R. y Runkle, D. (1993)**, “On the relation between expected value and the volatility of the nominal excess return of stocks”, *Journal of Finance*, vol. 48, pp. 1779-1801.
- Gordon, G. y Rouwenhorst, G. (2004)**, "Facts and fantasies about commodity futures," *Financial Analysts Journal*, vol.62, nro. 2 (Mar/Apr), pp. 47-68.
- Hafner, C. M. y Herwartz, H. (2006)**, “Volatility impulse responses for Multivariate GARCH models: An exchange rate illustration”, *Journal of International Money and Finance*, nro. 25, pp.

719-740.

Jacks, D., O'Rourke, K. y Williamson, J. (2011), "Commodity price volatility and world market integration since 1700," *The Review of Economics and Statistics*, MIT Press, vol. 93, nro. 3, pp. 800-813.

Lombardi, M. y Ravazzolo, F. (2013), "On the correlation between commodity and equity returns: implications for portfolio allocation", *BIS Working Papers*, nro. 420.

Nelson, D. (1991), "Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach", *Econometrica*, vol. 59, pp. 349–370.

Rogoff, K. (2015), "El precio del petróleo y el crecimiento global", 14 de diciembre, disponible en: <https://www.project-syndicate.org/commentary/oil-prices-global-growth-by-kenneth-rogooff-2015-12>

Tang, K. y Xiong, W. (2012), "Index Investment and the Financialization of Commodities", *Financial Analysts Journal*, vol. 68, nro. 6.

Tse, Y. K., y Tsui, A. K. C. (2002), "A multivariate GARCH model with time-varying correlations", *Journal of Business and Economic Statistics*, vol. 20(3), pp. 351-362.

Vivian, A. y Wohar, M. E. (2012), "Commodity volatility breaks", *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, vol. 22, nro. 2, pp. 395-422.

Anexo 1. Evolución del índice de *commodities* CRB y Dow Jones

