

Predicción de las Razones de Cobertura Cruzada Óptima en el Mercado del Petróleo Mexicano

Raúl de Jesús Gutiérrez ¹

Universidad Autónoma del Estado de México

(Recibido 11 de enero 2017, aceptado 9 de agosto 2017.)

Resumen

El objetivo de este trabajo es evaluar el desempeño de 4 modelos GARCH bivariados y el método de mínimos cuadrados ordinarios (MMCO) para predecir las razones de cobertura cruzada de mínima varianza del petróleo mexicano en el periodo 2000-2015. La metodología empleada es la prueba de poder predictivo superior (PPS) de Hansen (2005). Los resultados de la prueba PPS revelan que el MMCO proporciona mejores predicciones fuera de la muestra en 15 de 30 casos, seguido por el modelo DVEC con 5 de 30 casos, mientras que el desempeño predictivo de los modelos BEKK y BEKK-CE sólo superan a los modelos alternativos en 3 casos. La principal limitación es que los modelos GARCH bivariados no recogen los efectos asimétricos en los precios del petróleo. Los hallazgos tienen importantes implicaciones para las autoridades gubernamentales y consumidores porque permiten diseñar coberturas cruzadas eficientes y transparentes para reducir la exposición al riesgo de precios en el petróleo con costos de transacción más bajos. La contribución del estudio es indagar la eficiencia de las razones de cobertura dinámica en el mercado del petróleo mexicano con futuros sobre petróleo WTI y Brent. Finalmente se concluye que la incorporación de la relación de equilibrio de largo plazo en los modelos de volatilidad es insuficiente para minimizar la varianza en el portafolio de cobertura.

Clasificación JEL: C12, C58, G11, G15.

Palabras clave: Modelos GARCH bivariados; Razón de cobertura cruzada óptima; Mercados de futuros sobre petróleo; Prueba de Hansen.

Forecasting of the Óptimal Cross Hedge Ratios in Mexican Crude Oil Market

Abstract

This aim of this work is to evaluate the performance of four bivariate GARCH models and the ordinary least squares (OLS) method to predict the cross-hedging ratios of minimum variance of Mexican crude oil in the 2000-2015 period. The methodology used is the test for superior predictive ability (SPA) by Hansen (2005). The results of the SPA test show that the OLS method provides better out-of-sample predictions in 15 out of 30 cases, followed by the DVEC model with 5 out of 30 cases, whereas the predictive performance of the BEKK and EC-BEKK models only outperform alternative models in 3 cases. The main limitation is that the bivariate GARCH models do not reflect asymmetric effects on crude oil prices. The findings have important implications for government authorities and consumers because they enable designing efficient and transparent cross-hedging strategies to reduce exposure to oil price risk at lower transaction costs. The contribution of this study is to investigate the efficiency of dynamic hedge ratios in the Mexican crude oil market with WTI and Brent crude

¹Profesor de tiempo completo de la Facultad de Economía, Universidad Autónoma del Estado de México. Cerro de Coatepec, S/N. Ciudad Universitaria. C. P. 50110, Toluca, Estado de México. Correo electrónico: rjg2005mx@yahoo.com.mx

oil futures. Finally, it is concluded that the incorporation of the long-run equilibrium relationship in the volatility models is insufficient to minimize the variance in the hedging portfolio.

Classification JEL: C12, C58, G11, G15.

Keywords: Bivariate GARCH models; Optimal cross hedge ratio; Crude oil futures markets; Hansen test.

1. Introducción

En la actualidad, el mercado físico del petróleo de referencia internacional se ha consolidado como una plataforma financiera sofisticada y altamente líquida. Sin embargo, con la aceleración del proceso de globalización y la evolución de la integración de los mercados de energía fósil, su estructura no-lineal y compleja ha experimentado altos niveles de volatilidad, lo que ha incrementado la exposición al riesgo como resultado de las tendencias ascendentes y descendentes simultáneas e irregulares en los precios del petróleo. Estas fluctuaciones extremas no sólo han tenido efectos negativos en la economía doméstica y global, sino también en la distribución del ingreso de productores, consumidores y compañías refinadoras.

En este tenor, los mercados de futuros se han caracterizado como importantes mecanismos para reducir el riesgo de precios entre los productores, consumidores y especuladores con bajos costos de transacción. El diseño de estrategias de cobertura con contratos de futuros permite compensar las pérdidas en el mercado de contado generadas por los movimientos desfavorables en los precios del petróleo. Los principales contratos de futuros, que otorgan cobertura para fijar el precio físico del petróleo, cotizan en la Bolsa Mercantil de Nueva York (NYMEX, por sus siglas en inglés) y la Bolsa Intercontinental de Materias Primas de Londres (ICE, por sus siglas en inglés). Sus principales activos subyacentes son los petróleos West Texas Intermediate de Estados Unidos (WTI) y Brent de Londres del Mar del Norte.

En la literatura sobre el diseño de estrategias de cobertura convencionales dentro y fuera de la muestra, la familia de los modelos GARCH multivariados proporciona eficientes herramientas para la estimación de la razón de cobertura óptima (RCO) cambiantes a través del tiempo a los participantes en los principales mercados internacionales del petróleo dulce y ligero. En este contexto, la RCO reduce la varianza del portafolio de cobertura más eficientemente que las estrategias convencionales (Riple y Moosa, 2007; Chang et al., 2011; Wang y Wu, 2012; Assis, 2013; Toyoshima et al., 2013), y en el caso de los petróleos pesados y con alto contenido de azufre como el Dubái y Tapis (Chang et al., 2010). En un estudio más reciente, De Jesús (2016) estudia la eficiencia de las razones de cobertura cruzada de mínima varianza ² fuera de la muestra para la canasta de petróleos Maya, Istmo y Olmeca.

²En la literatura de la administración de riesgos, la razón de cobertura de mínima varianza es otra forma de definir a la razón de cobertura óptima, debido a que su objetivo es reducir la varianza en el portafolio de cobertura.

Los hallazgos proporcionan evidencia concluyente de que los mercados de futuros de petróleo WTI y Brent son excelentes mecanismos para mitigar la exposición al riesgo de los participantes en los mercados del petróleo mexicano a través de dos modelos dinámicos de correlaciones condicionales. Sin embargo, los resultados del estudio carecen de un sustento estadístico robusto para evaluar el poder predictivo y la precisión de los diferentes modelos GARCH multivariados para la estimación de las RCO fuera de la muestra.

La literatura financiera sobre la evaluación de la predicción de las razones de cobertura óptima, es aún limitada en los mercados accionarios y materias primas, en particular el petróleo. En un estudio que estima las RCO fuera de la muestra para los mercados físicos y de futuros del maíz y trigo, y compara el desempeño de cobertura a través del estadístico de poder predictivo superior, Chung (2008) proporciona evidencia empírica de que el modelo BEKK bivariado bajo innovaciones de mixtura de distribuciones normales presenta el mejor desempeño en horizontes de cobertura mayores a 10 días. Para el caso de los mercados físicos y de futuros del petróleo WTI, Hung et al. (2011) proponen un modelo bivariado con cuatro cambios de régimen para la estimación de las razones de cobertura de mínima varianza. Los resultados empíricos revelan que el modelo propuesto supera claramente el desempeño predictivo dentro y fuera de la muestra de los modelos GARCH bivariados con dos cambios de régimen, correlaciones constantes y dinámicas.

En el caso de los precios diarios de cierre físicos y de futuros del índice accionario SP500, Cotter y Hanly (2012) estudian el efecto de la asimetría en la distribución de rendimientos a fin de comparar el desempeño de los modelos VECH diagonal simétrico y asimétrico en la eficiencia de la cobertura a través de diferentes medidas de riesgo, tales como VaR, CVaR y momentos parciales inferiores. Los hallazgos revelan que la asimetría reduce el poder predictivo de los modelos en la estimación de las RCO fuera de la muestra para las posiciones financieras corta y larga. Finalmente, Zhang y Choudhry (2015) analizan el comportamiento de las razones de cobertura dinámicas en cuatro mercados de futuros de productos básicos agrícolas, al comparan el desempeño predictivo de una familia de modelos GARCH bivariados. Los resultados empíricos muestran que el desempeño predictivo de los 6 modelos GARCH es diferente en cada uno de los productos agrícolas, por ejemplo, el modelo BEKK simétrico proporciona el mejor desempeño para los precios de la soya y trigo, mientras que los modelos GARCH asimétricos predicen mejores las RCO fuera de la muestra para los precios de las carnes de bovino y cerdo en pie.

Debido a la limitación de la literatura sobre la importancia del desempeño de los modelos de volatilidad en la predicción de las RCO para petróleos de baja densidad y alto contenido de azufre, el objetivo del trabajo es evaluar el poder predictivo de una familia de modelos GARCH bivariados para estimar

las razones de cobertura cruzada óptima (RCCO), con el fin de mitigar la exposición al riesgo de precios en los mercados del petróleo mexicano. Una cobertura cruzada es tomada por los coberturistas cuando no cuentan con un contrato de futuros sobre el activo subyacente que desean negociar en una fecha futura como el caso del petróleo mexicano, y protegen su posición abierta con un contrato de futuros sobre un activo subyacente diferente, pero con características muy similares. Para ello, este estudio utiliza datos diarios de los precios físicos del petróleo Maya, Istmo, Olmeca y de futuros del petróleo WTI y Brent en el periodo del 2 enero de 2000 al 31 de diciembre de 2015. El estudio pretende contestar la siguiente cuestión planteada: ¿Los participantes en el mercado físico del petróleo mexicano pueden adoptar estrategias de cobertura cruzada para reducir su exposición al riesgo, al interactuar en los mercados de futuros sobre petróleo de referencia internacional?

Las contribuciones del trabajo a la literatura son las siguientes. El trabajo estudia el comportamiento dinámico de las razones de cobertura cruzada óptima (RCCO) en tres mercados de petróleo de baja calidad a través de varios modelos GARCH multivariados, y compara su desempeño predictivo fuera de la muestra en la estimación de las RCCO en el periodo del 3 de enero de 2011 al 31 de diciembre de 2015. Más concretamente, el estudio utiliza los mercados de futuros sobre petróleo WTI y Brent como mecanismo de cobertura cruzada para reducir la exposición al riesgo de precios en los mercados del petróleo mexicano, Maya, Istmo y Olmeca. Otra de las contribuciones es la incorporación del término de corrección de error de la relación de equilibrio de largo plazo entre los precios físicos y de futuros del petróleo en las ecuaciones de la media y varianza condicionales de las especificaciones VEC diagonal de Bollerslev, Engle y Wooldridge (1988) y GARCH-BEKK de Engle y Kroner (1995). Esta variable controla las desviaciones temporales de la relación de equilibrio en un periodo, las cuales son corregidas en el siguiente periodo. La última contribución se refiere al uso de una ventana móvil y la prueba estadística de poder predictivo superior de Hansen (2005) para evaluar el desempeño predictivo de los modelos GARCH multivariados y el MMCO.

De acuerdo con Lee (1994), las desviaciones a corto plazo de la relación de desequilibrio pueden afectar el nivel de la varianza y covarianza condicionales, porque la incertidumbre y volatilidad se incrementan en la medida que el diferencial entre los precios físicos y de futuros se amplía. Asimismo, la omisión del término de corrección de error puede tener serias implicaciones en la predicción de las razones de cobertura óptima y eficiencia de las coberturas cruzadas. La tercera contribución del estudio es evaluar el poder predictivo de los modelos GARCH bivariados basado en la estrategia de la cobertura cruzada de mínima varianza a través del uso de la prueba estadística de poder predictivo superior de Hansen (2005). Esta prueba estadística robusta permite evaluar el desempeño de dos o más modelos estimados a diferencia de las pruebas estadísticas de Diebold-Mariano (1995) y White (2000).

El trabajo está estructurado de la siguiente forma. La sección 2 describe los datos y presenta un análisis de las estadísticas básicas, pruebas de raíz unitarias y cointegración. La sección 3 presenta las estrategias de cobertura y describe los modelos VEC diagonal y GARCH-BEKK con término de corrección de error, así como la prueba estadística de poder predictivo superior. La sección 4 discute los resultados empíricos del desempeño de la cobertura cruzada. Por último, la sección 5 presenta las principales conclusiones.

2. Descripción y análisis preliminar de los datos

Este estudio utiliza los contratos de futuros de petróleo de referencia internacional que cotizan en las bolsas de Nueva York y Londres, a fin de diseñar estrategias de cobertura cruzada para la transferencia de la exposición al riesgo de precios en el mercado del petróleo mexicano. Los datos analizados son los precios físicos diarios de los petróleos Maya, Istmo y Olmeca y los precios diarios de cierre de los futuros del petróleo WTI y Brent. Las series de los precios de los futuros se construyen en forma continua de acuerdo con la regla habitual de la literatura, al usar el contrato con vencimiento más próximo. Además, el proceso de transición al segundo contrato de futuros con vencimiento más próximo se lleva a cabo una semana antes del último día de operación del contrato de futuros actual. Este procedimiento evita el problema de precios volátiles derivados de la expiración del contrato y la falta de liquidez en los mercados³. El análisis cubre el periodo del 3 de enero de 2000 al 31 de diciembre de 2015, totalizando 4116 observaciones. Todas las series financieras se obtuvieron de la base de datos de Bloomberg.

Las series de los precios físicos y de futuros son transformadas en series de rendimientos continuos para los propósitos del análisis. En el Cuadro 1 se reportan las estadísticas básicas de los rendimientos físicos y de futuros del petróleo y pruebas de diagnóstico de raíz unitaria, autocorrelación y cointegración. Tal como se muestra en el Panel A del Cuadro 1, todas las medias de las series tienen valores muy similares y positivos, pero pequeñas en magnitud a diferencia de las desviaciones estándar que alcanzan valores entre 2.35-2.77 por ciento. Este hecho indica una relación rendimiento-riesgo positiva y una mayor exposición al riesgo para los participantes en los mercados del petróleo, en particular para los crudos Maya e Istmo. Asimismo, todas las series de rendimientos revelan sesgo negativo y exceso de curtosis, lo que indica el rechazo del supuesto de normalidad debido a la presencia de observaciones extremas, el cual es sustentado por el valor del estadístico Jarque-Bera.

Los resultados de la prueba de Ljung-Box determinados por $Q(20)$ confirman la fuerte presencia de correlación serial en cada una de las series de los rendimientos del petróleo. Este hallazgo sugiere una mejor especificación en la

³En la medida que el contrato de futuros se acerca a su vencimiento, la concentración de la actividad del mercado se mueve inmediatamente al segundo contrato de futuros con vencimiento más cercano. Esto hace que se incremente automáticamente el volumen de operación e interés abierto.

media condicional para capturar este fenómeno de mercado. Con respecto al comportamiento de la volatilidad, los resultados del estadístico Q2(20) proporcionan evidencia convincente de heterocedasticidad condicional en los rendimientos cuadrados de los cinco mercados del petróleo y la necesidad de la estimación de un modelo GARCH para su modelación apropiada. La evidencia de volatilidad en aglomeraciones es mejor visualizada en la Figura 1, que muestra el comportamiento de los rendimientos en los mercados físicos y de futuros del petróleo a través del tiempo. Cabe resaltar que la intensidad del fenómeno de la heterocedasticidad condicional es más pronunciada en los periodos del 2000-2002, la recesión económica de los Estados Unidos en 2008-2009, la crisis Europea en 2010-2012 y en 2014-2015 derivado de la sobreoferta y reducción de la demanda por el enfriamiento de la expansión económica global. En estos periodos claramente se puede observar que las series de los rendimientos experimentaron una sucesión de movimientos atípicos positivos y negativos en intervalos de tiempo cortos.

Cuadro 1. Estadísticas básicas y pruebas de raíces unitarias.

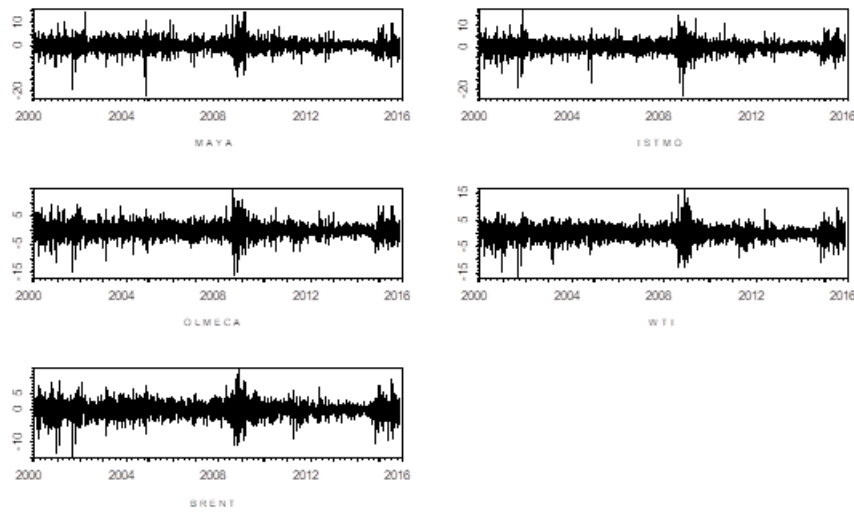
	Maya	Istmo	Olmeca	WTI	Brent
Panel A: Estadísticas Básicas					
Media	0.0512	0.0467	0.0458	0.0450	0.0470
Mínimo	-22.0316	-22.4634	-16.0214	-16.5474	-12.7144
Máximo	15.1143	16.8451	14.3542	16.4132	14.4471
Desviación Estándar	2.7725	2.7297	2.5643	2.5385	2.3512
Sesgo	-0.2203	-0.4642	-0.2363	-0.2285	-0.2846
Curtosis	8.5346	9.0266	6.4724	7.2664	5.8952
Jarque-Bera	3630*	4378*	2676*	2168*	1025*
Q(20)	46.62*	58.46*	45.43*	45.65*	40.02*
Q ² (20)	1076.38*	936.78*	1238.41*	1434.94*	1251.75*
Panel B: Pruebas de Raíz Unitaria					
Niveles					
Dickey-Fuller	-2.90	-2.68	-2.55	-2.60	-2.39
Phillips-Perron	-1.12	-1.17	-1.18	-1.30	-1.10
Primeras Diferencias					
Dickey-Fuller	-25.89*	-26.08*	-25.72*	-26.24*	-25.99*
Phillips-Perron	-54.58*	-56.72*	-55.29*	-54.51*	-56.12*
		λ_0	λ_1	Dickey-Fuller	Phillips-Perron
Panel C: Prueba de Cointegración					
Maya-WTI		-0.8987(0.0156)	1.1628(0.0040)	-4.2367*	-6.0841*
Istmo-WTI		-0.3973(0.0098)	1.0776(0.0025)	-6.7693*	-12.9154*
Olmeca-WTI		-0.2094(0.0060)	1.0472(0.0015)	-8.4015*	-18.2576*
Maya-Brent		-0.6701(0.0138)	1.1122(0.0036)	-4.4123*	-6.4651*
Istmo-Brent		-0.1794(0.0088)	1.0291(0.0023)	-6.5357*	-13.0523*
Olmeca-Brent		0.0043(0.0054)	0.9996(0.0014)	-8.5028*	-18.5687*

Nota: Jarque-Bera corresponde a la prueba estadística de la hipótesis nula de normalidad en la distribución de rendimientos. Q(20) y Q2(20) indican los estadísticos de la prueba de Ljung-Box para los rendimientos simples y cuadrados con 20 rezagos. El término * indica rechazo de la hipótesis nula a un nivel de significancia de 1%. Los valores entre paréntesis son los errores estándar de los parámetros estimados de la prueba de cointegración.

Fuente: Elaboración propia con datos de la base de datos de Bloomberg

Las condiciones de estacionariedad en las series de los precios y rendimientos son validadas a través de las pruebas de raíz unitaria de Dickey-Fuller y Phillips-Perron, y sus resultados son reportados en el Panel B del Cuadro 1. Los valores negativos cercanos a cero y no significativos de los estadísticos son débiles para rechazar la hipótesis nula a un nivel de significancia de 1%, lo que indica que todas las series de los precios logarítmicos son integradas de orden uno, $I(1)$. Este hallazgo puede favorecer la existencia de una relación estacionaria lineal entre dos series no estacionarias, es decir, entre los precios físicos y de futuros. En el caso de las primeras diferencias, los grandes valores negativos rechazan la hipótesis nula de raíz unitaria y, por consiguiente, confirman que las series se comportan como un proceso estacionario.

Figura 1. Dinámica de los rendimientos de los mercados físicos y futuros del petróleo.



Fuente: Elaboración propia con datos de la base de datos de Bloomberg

Para investigar la relación de cointegración se aplicó la metodología de Engle-Granger en dos pasos.⁴ En el Panel C se muestran los resultados de la relación de equilibrio de largo plazo entre los logaritmos de los precios físicos y de futuros del petróleo. Los coeficientes de la prueba de cointegración son estadísticamente significativos y se encuentran muy cerca de uno con errores estándar pequeños. Además, la cointegración para cada par de series es confirmada por el valor de los estadísticos de Dickey-Fuller y Phillips-Perron a un nivel de 1%, lo que implica que los residuales son estacionarios o integrados de orden cero, $I(0)$. Estos hallazgos son importantes para el estudio porque constatan los estrechos vínculos informacionales entre los precios físicos y de futuros del petróleo a través de sus diferentes plataformas de negociación. De esta manera, el término de corrección de error se tiene que incorporar en las ecuaciones de la media y varianzas condicionales de los modelos de volatilidad.

3. Razones de Cobertura y Modelos Econométricos

3.1 Razón de cobertura cruzada óptima

El objetivo de la razón de cobertura es minimizar la varianza de una posición de contado abierta. En este tenor, la estrategia naive es la forma más sencilla para cubrir el riesgo al incluir contratos de futuros en el portafolio de inversión. Esta estrategia consiste en vender (corta) o comprar (larga) una unidad de contratos de futuros en igual magnitud, pero con signo opuesto a la posición de contado. Sin embargo, este tipo de cobertura no toma en cuenta el riesgo de base o correlación imperfecta entre los cambios en los precios de futuros y cambios en los precios de contado. Además, si la base cambia con el tiempo, la cobertura perfecta de la posición se complica con la estrategia naive.

Los mercados de futuros ofrecen dos alternativas a los participantes para el diseño de estrategias de cobertura de acuerdo a sus expectativas de mercado y objetivos de inversión. En este sentido, los consumidores y productores de petróleo mexicano pueden tomar coberturas cruzadas largas y cortas en los mercados de futuros sobre petróleo WTI y Brent para reducir su exposición al riesgo, respectivamente. De esta manera, los rendimientos esperados de los portafolios de cobertura formados por posiciones de contado y futuros se pueden definir como:

$$R_{C,t} = R_{S,t} - h_{t-1}R_{F,t} \quad (1)$$

$$R_{C,t} = -R_{S,t} + h_{t-1}R_{F,t} \quad (2)$$

donde $R_{C,t}$ indica el rendimiento del portafolio de cobertura entre $t-1$ y t . $R_{S,t}$ y $R_{F,t}$ son los rendimientos de las posiciones de contado y futuros, esto es, S=Maya, Istmo y Olmeca; y F=WTI y Brent. h_{t-1} representa la razón de cobertura cruzada o número de futuros requeridos para cubrir la posición de contado abierta.

⁴Para una descripción técnica más detallada del método de cointegración, véase Engle y Granger (1987).

Para identificar la existencia de posibles diferencias en las volatilidades de los mercados de contado y futuros es necesario minimizar la varianza del portafolio de cobertura, la cual es definida por:

$$Var[R_{C,t}|I_{t-1}] = Var[R_{S,t}|I_{t-1}] - 2h_t Cov[R_{S,t}, R_{F,t}|I_{t-1}] + h_t^2 Var[R_{F,t}] \quad (3)$$

donde I_{t-1} es el conjunto de información disponible en el periodo t-1.

$Var[R_{S,t}|I_{t-1}]$, $Var[R_{F,t}|I_{t-1}]$ son las varianzas condicionales, mientras que $Cov[R_{S,t}, R_{F,t}|I_{t-1}]$ es la covarianza condicional entre los rendimientos de las posiciones de contado y futuros.

De acuerdo con las condiciones de primer orden de la ecuación (3). La RCO condicional sobre la información disponible en el periodo t-1 es igual a:

$$h_{t-1}^*|I_{t-1} = \frac{Cov[R_{S,t}, R_{F,t}|I_{t-1}]}{Var[R_{F,t}]} \quad (4)$$

La razón de cobertura de mínima varianza es la proporción de la covarianza entre los rendimientos de las posiciones de contado y futuros y la varianza de los rendimientos de la posición de futuros. Frecuentemente, la razón de cobertura óptima es menor a la unidad porque minimiza el riesgo ante la presencia del riesgo de base.

3.2 Modelos GARCH bivariados

La estimación y predicción de la varianza y covarianza condicionales son fundamentales en las finanzas modernas, particularmente en aquellas relacionadas con la administración de riesgos. En la medida que nueva información llega a los mercados, el conjunto informacional se actualiza y la RCO cambia con el tiempo. En términos de la reducción del riesgo, esta clase de coberturas dinámicas son superiores a las estáticas. En consecuencia, los modelos GARCH bivariados proporcionan eficientes herramientas para recoger los segundos momentos cambiantes en el tiempo de la distribución conjunta y estimar RCO (Ceccheri et al., 1988; Baillie y Myers, 1991; Choudhry, 2009). Para fines de este análisis se estiman dos modelos GARCH bivariados: el modelo VEC diagonal (DVEC) de Bollerslev et al. (1988) y BEKK de Engle y Kroner (1995), los cuales se extienden para capturar el término de corrección de error en el primer y segundos momentos de la distribución bivariada de las variables.⁵

El modelo VEC diagonal con término de corrección de error (DVEC-CE) es una versión modificada de los modelos GARCH bivariados, que modela el comportamiento de la varianza y covarianza condicionales como una función de las desviaciones a corto plazo de la relación de cointegración. El componente de cointegración explica la existencia de la relación estacionaria lineal entre dos o más variables no estacionarias, la cual puede presentar distorsiones en el corto plazo, pero manteniendo la tendencia estocástica en el largo plazo (Engle y Granger, 1987).

⁵Por falta de espacio sólo se describen las especificaciones GARCH con término de corrección de error.

La omisión del término de corrección de error no sólo puede afectar el poder predictivo de la media condicional de las dos variables cointegradas (Engle y Yoo, 1987), sino también la predicción de la matriz de varianza-covarianza condicional y, por consecuencia, sesgar los resultados de las RCO estimadas.

La especificación de la media condicional de los modelos GARCH bivariados se expresa de la siguiente forma:

$$y_t = \mu_t + \gamma z_{t-1} + \epsilon_t \quad (5)$$

donde y_t es un vector de 2×1 que contiene los rendimientos de los precios de contado $R_{S,t}$ y futuros $R_{F,t}$. El componente $z_t = S_{t-1} - \lambda_0 - \lambda_1 F_{t-1}$ representa los errores de la relación de equilibrio a largo plazo desfasados un periodo, esto es, los choques del logaritmo de los precios de futuros F_{t-1} sobre el logaritmo de los precios de contado $S - t - 1$. El parámetro γ mide la velocidad de ajuste de los precios hacia la relación de equilibrio de largo plazo entre los mercados de contado y futuros. El valor positivo y significativo del coeficiente γ indica que la diferencia de los logaritmos de los precios de contado y futuros tiende a incrementarse en la medida que existe un incremento en las desviaciones de corto plazo. Asimismo, el efecto opuesto es alcanzado cuando coeficiente del término de error es negativo y significativo.

El vector de errores se distribuye normal con media 0 y matriz de varianza-covarianza condicional $H_t = E[\epsilon_t \epsilon_t' | \Psi_{t-1}]$. La especificación H_t del modelo DVEC-CE se expresa de la siguiente manera:

$$vech(H_t) = C + \sum_{j=1}^p A_j vech(\epsilon_{t-j})^2 + \sum_{j=1}^q B_j vech(H_{t-j}) + \sum_{j=1}^k D_j vech(z_{t-j})^2 \quad (6)$$

donde C es un vector de parámetros constantes de 3×1 , A_j y B_j son matrices de parámetros de 3×3 , y el término $vech$ denota el operador que transforma la parte triangular inferior de la matriz simétrica en un vector. El término z_{t-1}^2 cuantifica los efectos de las desviaciones de corto plazo entre los precios de contado y futuros de la relación de equilibrio sobre la matriz de varianza-covarianza condicional.

No obstante, uno de los problemas que presenta el modelo DVEC es que no garantiza que la matriz de varianza-covarianza cumpla con la propiedad de positiva definida, debido a la restricción de la dependencia dinámica que propicia sesgos en la estimación de los parámetros ubicados en la parte superior de la diagonal de la matriz.

Para asegurar que la matriz de varianza-covarianza sea positiva definida, Engle y Kroner (1995) proponen una nueva reparametrización para la matriz de varianza-covarianza. Al aplicar la ecuación de la media condicional también al modelo BEKK con término de corrección de error, la matriz de varianza-covarianza se define como:

$$H_t = C'C + A_1' \epsilon_{t-1} \epsilon_{t-1}' A_1 + B_1' H_{t-1} B_1 + D_1' z_{t-1} z_{t-1}' D_1 \quad (7)$$

donde A y B son matrices diagonales de 2×2 con parámetros A_1, A_2, B_1 y B_2 , mientras que C y D son matrices triangulares superiores de 2×2 con parámetros C_1, C_2, D_1 y D_2 sobre la diagonal y D_3 el parámetro fuera de ella. Al igual que en la ecuación (7), z_{t-1} es el término de error de las prueba de cointegración entre los precios de contado y futuros.

En ambas especificaciones GARCH bivariadas, si los parámetros D_1 y D_2 de la matriz triangular D son significativos y existe una relación positiva con respecto a las varianzas condicionales de los residuales de la diferencia de los logaritmos de los precios de contado y futuros, respectivamente. El comportamiento de los precios será más volátil y su predicción más difícil en la medida que se incremente la diferencia entre los precios de contado y futuros. En contraste, coeficientes significativos y negativos reducen el nivel de la volatilidad como resultado de la creciente discrepancia entre los precios de contado y futuros. Asimismo, el parámetro D_3 explica los efectos de las desviaciones a corto plazo sobre la covarianza condicional entre las dos variables.

Finalmente, la razón de cobertura cambiante en el tiempo se expresa como:

$$h_t^* = \frac{\widehat{H}_{12,t}}{\widehat{H}_{22,t}} \quad (8)$$

donde $\widehat{H}_{12,t}$ es la estimación de la covarianza condicional entre los rendimientos logarítmicos de los precios de contado y futuros y $\widehat{H}_{22,t}$ es la varianza condicional de los rendimientos logarítmicos de los precios de futuros estimada con los modelos GARCH bivariados. Como las varianzas condicionales y covarianzas condicionales dependen del tiempo, entonces la razón de cobertura óptima también dependerá del tiempo.

3.3 Prueba de poder predictivo superior para la evaluación del desempeño de cobertura

Para la evaluación del poder predictivo fuera de la muestra de los modelos en el desempeño de la cobertura de mínima varianza, se utiliza como métrica el índice eficiente de cobertura. En términos porcentuales, la reducción del riesgo de cada uno de los modelos estimados se determina a partir de la diferencia entre las varianzas de los portafolios sin y con cobertura dividido por la varianza de la posición sin cobertura.

El índice eficiente de cobertura (IEC) se puede definir de la siguiente forma:

$$IEC = h_{t-1}^2 \frac{Var[R_{F,t}|I_{t-1}]}{Var[R_{S,t}|I_{t-1}]} \times 100 \quad (9)$$

donde la cobertura con contratos de futuros elimina totalmente el riesgo cuando el IEC alcanza el valor de 100.

Para proporcionar evidencia estadística significativa de la reducción de la varianza, la prueba de poder predictivo superior (PPS) de Hansen (2005) se usa en este estudio. Esta robusta aproximación alternativa estadística permite en

forma conjunta la evaluación de las predicciones del desempeño de la cobertura de todos los modelos estimados a diferencia de la prueba estadística de Diebold-Mariano (1995). En contraste con el estadístico de White (2000), la prueba PPS tiene capacidad para la identificación de modelos con poder predictivo superior o inferior.

De acuerdo con la estrategia de cobertura de mínima varianza, la prueba PPS consiste en determinar si cualquier modelo alternativo presenta mejor desempeño predictivo que el modelo base (benchmark). En este sentido, el desempeño predictivo de cualquiera de los modelos alternativos en relación con el modelo base en el periodo se define como:

$$d_{k,t} = (R_{S,t} - h_{0,t}R_{F,t})^2 - (R_{S,t} - h_{k,t}R_{F,t})^2, k = 1, \dots, m; t = 1, \dots, n \quad (10)$$

donde n es el número total de predicciones, $h_{0,t}$ es la RCO estimada por el modelo base aunque al momento de implementar la prueba PPS, cada modelo estimado debe turnarse para tomar lugar como modelo base, $h_{k,t}$ es la estimación de la RCO asociada con el modelo k en el periodo t .

Bajo el supuesto de que el vector $d_{k,t}$ es estrictamente estacionario, la hipótesis nula de que ninguno de los modelos alternativos proporciona superior desempeño predictivo que el modelo base, se puede plantear de la siguiente manera:

$$H_0 : \mu_{max} \equiv \max_{k=1, \dots, m} \mu_k \leq 0 \quad (11)$$

El uso del estimador $\mu_k \equiv E[d_{k,t}]$ permite reducir el impacto de los modelos con desempeño predictivo insignificante, y al mismo tiempo controlar el impacto de los modelos alternativos con $\mu_k = 0$ como documentó Hansen (2005).

$$\mu_k^c = \frac{\widetilde{d}_k 1}{\frac{\sqrt{n\widetilde{d}_k}}{\widehat{\omega}_k} \geq -\sqrt{2\log\log n}}, k = 1, \dots, m \quad (12)$$

donde 1 es una función indicadora. Un resultado derivado del supuesto de estacionariedad es que la selección del umbral $\sqrt{2\log\log n}$ garantiza la consistencia del estimador μ_k^c para n lo suficientemente grande, incluso para los modelos alternativos con $\mu_k = 0$.

El estadístico PPS de la hipótesis nula está definido por:

$$T_n^{PPS} = \max\left\{\left(\max_{k=1, \dots, m} \frac{\sqrt{n\widetilde{d}_k}}{\widehat{\omega}_k}\right), 0\right\} \quad (13)$$

donde $\widehat{\omega}_k^2$ es un estimador consistente de $\omega_k^2 \equiv \lim_{n \rightarrow \infty} Var(\sqrt{n\widetilde{d}_k})$ y $\widetilde{d}_k = n^{-1} \sum_{t=1}^n d_{k,t}$.

Para obtener el estimador consistente de ω_k^2 y el valor de la probabilidad del estadístico T_n^{PPS} , Hansen (2005) sugiere el uso del procedimiento bootstrap estacionario basado en Politis y Romano (1994) para generar muestras bootstrap ($d_{b,1}^*, \dots, d_{b,n}^*$) con $b=1, \dots, B$. Para encontrar la distribución del estadístico bajo

la hipótesis nula, una replicación bootstrap con d-variables está definida por $Z_{k,b,t}^i = \widetilde{d}_{k,b,t}^* - g_i(\widetilde{d}_k)$ para $i=1,c,u$, donde $g_l(\widetilde{d}_k) \equiv \max(\widetilde{d}_k, 0)$, $g_u(\widetilde{d}_k) \equiv \widetilde{d}_k$ y $g_c(\widetilde{d}_k) \equiv \widetilde{d}_k 1$. Para alcanzar resultados confiables que no afecten a las muestras actuales, B debe ser muy grande.

Suponiendo que $E[Z_{k,b}^i | d_1, \dots, d_n] = \widehat{\mu}_k^i \leq 0$ para $i=1,c,u$, y la distribución del estadístico $T_{b,n}^{PPS}$ se puede aproximar mediante la distribución empírica de

$T_{b,n}^{PPS,i} = \max\left\{\left(\max_{k=1,\dots,m} \frac{\sqrt{n} Z_{k,b}^i}{\widehat{\omega}_k}\right), 0\right\}$ para cada una de las muestras bootstrap $b=1,\dots,B$, y $Z_{k,b}^i = n^{-1} \sum_{t=1}^n Z_{k,b,t}^i$. En consecuencia, el valor de la probabilidad bootstrap está definido por:

$$valor_p^{SSP,i} = B^{-1} \sum_{b=1}^B 1_{\{T_{b,n}^{PPS,i} > T_n^{PPS}\}}, i = l, c, u \quad (14)$$

La hipótesis nula se rechaza cuando las probabilidades alcanzan valores pequeños.

4. Aplicación para el Petróleo Mexicano

4.1 Resultados de los modelos GARCH con término de corrección de error

Los Cuadros 2 y 3 muestran los resultados estimados de los modelos DVEC y BEKK con término de corrección de error⁶. En ambas especificaciones, todos los coeficientes constantes (μ_1 y μ_2) de la media condicional son positivos y estadísticamente significativos al 1% y 5%, con la excepción del parámetro μ_2 del modelo BEKK-CE en la relación Istmo-WTI. En el caso de las desviaciones de corto plazo en la relación de equilibrio de largo plazo entre los precios de contado y futuros del petróleo, los coeficientes (δ_1 y δ_2) tienen un efecto importante en las medias de los rendimientos de contado y futuros aunque con valores mixtos. Para la mayoría de los mercados del petróleo mexicano, el efecto es positivo y estadísticamente significativo a un nivel de 1%.

En contraste, el efecto en la media de los rendimientos de los futuros del petróleo es significativo y negativo. Los resultados indican que los incrementos en las desviaciones de corto incrementan los rendimientos de contado del petróleo y reducen al mismo tiempo los rendimientos de los futuros. Además, los coeficientes de los rendimientos de contado son más grandes que los coeficientes de los rendimientos de los futuros, lo que indica que los mercados de contado del petróleo responden más rápidamente que los mercados de futuros cuando la relación de equilibrio de largo plazo es afectada por la llegada de nueva información. Este hallazgo destaca la importancia de los mercados de futuros en el proceso de la asimilación de la información, y que coadyuva en la fijación de los precios.

⁶Por falta de espacio no se reportan los resultados estimados de las especificaciones DVEC y BEKK sin término de corrección de error, pero se encuentran disponibles para cualquier aclaración.

Cuadro 2. Estimaciones del modelo VEC Diagonal con término de corrección de error.

	Maya-WTI	Istmo-WTI	Olmecca-WTI	Maya-Brent	Istmo-Brent	Olmecca-Brent
μ_1	0.1987*(0.0366)	0.1274*(0.0290)	0.1739*(0.0230)	0.1017**(0.0447)	0.1171*(0.0324)	0.2520*(0.0284)
γ_1	0.9109*(0.0548)	0.9354*(0.0425)	0.7157*(0.0580)	1.3225*(0.0528)	1.1998*(0.0422)	1.1744*(0.0393)
μ_2	0.1728*(0.0295)	0.0950*(0.0287)	0.1602*(0.0221)	0.1650*(0.0381)	0.1042*(0.0325)	0.2388*(0.0284)
γ_2	-0.9694*(0.0499)	-0.6930*(0.0405)	-0.7985*(0.0566)	-0.7239*(0.0498)	-0.4142*(0.0416)	-0.4914*(0.0397)
C_1	0.2630*(0.0178)	0.3096*(0.0072)	0.6091*(0.0101)	0.4495*(0.0414)	0.2086*(0.0131)	0.3776*(0.0058)
A_1	0.1321*(0.0027)	0.1918*(0.0027)	0.3437*(0.0053)	0.1276*(0.0071)	0.1347*(0.0047)	0.2163*(0.0035)
B_1	0.8430*(0.0026)	0.7901*(0.0027)	0.6553*(0.0015)	0.8193*(0.0067)	0.8424*(0.0027)	0.7589*(0.0020)
D_1	0.0461*(0.0109)	-0.2759 (0.3436)	0.0390*(0.0094)	0.0557*(0.0094)	-0.3093 (0.6128)	0.0394**(0.0142)
C_2	0.2010*(0.0149)	0.2885*(0.0067)	0.6087*(0.0099)	0.3430*(0.0334)	0.2090*(0.0133)	0.3109*(0.0045)
A_2	0.1594*(0.0023)	0.1859*(0.0032)	0.3536*(0.0050)	0.1380*(0.0080)	0.1317*(0.0044)	0.1947*(0.0037)
B_2	0.8338*(0.0025)	0.7946*(0.0027)	0.6415*(0.0016)	0.8118*(0.0074)	0.8438*(0.0028)	0.7835*(0.0018)
D_2	0.0169**(0.0342)	-0.0405 (0.2529)	0.0296*(0.0082)	0.0257**(0.0102)	-0.0838 (0.3967)	0.0222*(0.0098)
C_3	0.2166*(0.0142)	0.2982*(0.0010)	0.6145*(0.0087)	0.3069*(0.0242)	0.1987*(0.0104)	0.3431*(0.0033)
A_3	0.1373*(0.0004)	0.1821*(0.0016)	0.3549*(0.0047)	0.1219*(0.0059)	0.1246*(0.0039)	0.2009*(0.0029)
B_3	0.8466*(0.0001)	0.7942*(0.0010)	0.6415*(0.0016)	0.8273*(0.0059)	0.8488*(0.0001)	0.7722*(0.0009)
D_3	0.0174**(0.0312)	-0.3097 (0.2210)	0.0209*(0.0075)	0.0018 (0.1715)	0.0121 (0.3666)	0.0269*(0.0096)
A_1+B_1	0.9751	0.9819	0.9990	0.9469	0.9771	0.9752
A_2+B_2	0.9932	0.9805	0.9951	0.9498	0.9755	0.9782
Prueba de Ljung-Box para autocorrelación						
Contado						
Q(20)	14.2154[0.2875]	18.1657[0.1126]	19.2124[0.1099]	12.7812[0.3853]	13.1321[0.3598]	10.1376[0.6045]
Q ² (20)	16.8693[0.1755]	16.8732[0.1252]	13.7902[0.1583]	11.1398[0.4778]	15.9331[0.2884]	17.8365[0.3575]
Futuros						
Q(20)	8.0902[0.8012]	8.4975[0.7452]	10.9423[0.5276]	9.2872[0.6783]	12.1345[0.4352]	14.5274[0.1232]
Q ² (20)	7.3742[0.6584]	17.9036[0.1187]	6.3742[0.8961]	6.2275[0.9042]	7.6120[0.6854]	10.5421[0.1698]

Nota: Q(12) y Q2(12) indican los estadísticos de la prueba de Ljung-Box para los residuales simples y cuadrados con 12 rezagos y valores-p entre corchetes cuadrados. Los términos * y ** indican significancia para los niveles del 1% y 5%, respectivamente. Los errores estándar se reportan entre paréntesis.

Fuente: Elaboración propia con datos de la base de datos de Bloomberg

Para el caso de las ecuaciones de la varianza condicional, todos los parámetros estimados son estadísticamente significativos a un nivel de 1% y 5% en todos los mercados del petróleo estudiados, excepto para el coeficiente del modelo BEKK-CE en las relaciones Maya-WTI, Olmecca-WTI, Maya-Brent y Olmecca-Brent. En el caso del modelo DVEC-CE, los coeficientes de los términos GARCH tienen valores positivos y oscilan en el rango de 0.6553-0.8430 para los rendimientos de contado y en el rango 0.6515-0.8438 para los rendimientos de los futuros. Con respecto al modelo BEKK-CE, estos mismos coeficientes oscilan en un rango más estrecho, esto es, entre 0.8250-0.9538 y 0.9234-0.9555

en el mismo orden, lo que implica alta y persistente volatilidad. Asimismo, la volatilidad condicional actual también depende de los choques pasados o noticias que afectan la tendencia de los rendimientos. Basado en la magnitud y significancia estadística al 1 %, los coeficientes de los términos ARCH alcanzan valores entre 0.1276-0.3437 (contado) y 0.1317-0.3536 (futuros) bajo el modelo DVEC-CE. Mientras que de acuerdo al modelo BEKK-CE, los coeficientes alcanzan valores más grandes y oscilan entre 0.2732-0.5906 (contado) y 0.2126-0.4299 (futuros).

Cuadro 3. Estimaciones del modelo BEKK con término de corrección de error.

	Maya-WTI	Istmo-WTI	Olmeca-WTI	Maya-Brent	Istmo-Brent	Olmeca-Brent
μ_1	0.1706*(0.0369)	0.1231*(0.0453)	0.0861**(0.0408)	0.1304**(0.0397)	0.1038*(0.0387)	0.1587*(0.0400)
γ_1	0.4088*(0.0463)	1.0622*(0.0440)	0.7123*(0.0562)	0.7819*(0.0539)	1.0033*(0.0501)	1.1928*(0.0662)
μ_2	0.1555*(0.0313)	0.0571 (0.0565)	0.0772**(0.0387)	0.1644*(0.0333)	0.0867**(0.0399)	0.1315*(0.0388)
γ_2	-1.3023*(0.0393)	-0.6505*(0.0434)	-0.8917*(0.0535)	-1.0386*(0.0472)	-0.5916*(0.0494)	-0.3779*(0.0643)
C_1	0.3564*(0.0323)	0.4811*(0.0495)	0.3983*(0.0481)	0.4043*(0.0350)	0.3618*(0.0353)	0.5658*(0.0405)
A_1	0.5513*(0.0306)	0.5222*(0.0522)	0.5906*(0.0449)	0.3631*(0.0254)	0.3354*(0.0350)	0.2732*(0.0423)
B_1	0.9049*(0.0077)	0.8979*(0.0179)	0.8250*(0.0145)	0.9492*(0.0072)	0.9538*(0.0092)	0.9346*(0.0134)
D_1	0.0507*(0.0139)	0.0208*(0.0185)	0.0310*(0.0109)	0.0481*(0.0114)	-0.2780 (0.6547)	0.0320*(0.0174)
C_2	-0.0001 (1.3703)	0.0003*(1.9538)	0.0007 (1.5117)	0.0002 (1.2548)	-0.0002*(1.8744)	-0.0001 (1.4727)
A_2	0.3356*(0.0314)	0.2126*(0.0386)	0.3805*(0.0456)	0.4038*(0.0266)	0.3716*(0.0339)	0.4299*(0.0398)
B_2	0.9417*(0.0025)	0.9555*(0.0120)	0.9512*(0.0157)	0.9234*(0.0079)	0.9375*(0.0093)	0.9371*(0.0104)
D_2	0.0203*(0.0387)	0.0487*(0.0297)	0.0439*(0.0098)	0.0314*(0.0175)	-0.0931 (0.4065)	0.0288*(0.0138)
C_3	0.2825*(0.0297)	0.2985*(0.0446)	0.5183*(0.0360)	0.2898*(0.0358)	0.2888*(0.0348)	0.4830*(0.0413)
A_3	-0.0114 (0.0269)	-0.0145 (0.0398)	-0.3666*(0.0474)	-0.0995*(0.0285)	-0.1430*(0.0331)	-0.1526*(0.0402)
B_3	0.0473*(0.0093)	0.0351**(0.0148)	0.1377*(0.0167)	0.0265*(0.0074)	0.0320*(0.0096)	0.0025 (0.0123)
D_3	0.0022 (0.0432)	-0.1185 (0.3759)	0.0275*(0.0102)	0.0023 (0.1983)	0.0027 (0.3987)	0.0291*(0.0121)
A_1+B_1	1.1228	1.0789	1.0294	1.0328	1.0222	0.9481
A_2+B_2	0.9994	0.9582	1.0496	1.0157	1.0170	1.0630
Prueba de Ljung-Box para autocorrelación						
Contado						
Q(20)	8.9112[0.7115]	18.4324[0.1032]	15.7730[0.2024]	12.6394[0.3976]	17.7312[0.1248]	10.2445[0.5958]
Q ² (20)	11.1253[0.5183]	5.2342[0.9497]	16.4023[0.1736]	5.9042[0.8208]	10.1657[0.6026]	14.1334[0.2175]
Futuros						
Q(20)	8.0334[0.5712]	12.1972[0.1559]	19.3419[0.1587]	14.0123[0.3583]	14.2278[0.1552]	18.1568[0.3364]
Q ² (20)	4.3035[0.9773]	11.2610[0.4414]	18.2734[0.1596]	4.1512[0.8806]	13.4143[0.4568]	16.2557[0.1891]

Nota: Q(12) y Q2(12) indican los estadísticos de la prueba de Ljung-Box para los residuales simples y cuadrados con 12 rezagos y valores-p entre corchetes cuadrados. Los términos * y ** indican significancia para los niveles del 1 % y 5 %, respectivamente. Los errores estándar se reportan entre paréntesis.

Fuente: Elaboración propia con datos de la base de datos de Bloomberg

De acuerdo con la suma de los términos ARCH y GARCH, la volatilidad presenta un alto grado de persistencia a choques en los rendimientos de contado y futuros, pero estacionaria para caso del modelo DVEC-CE en el sentido de que $A_i + B_i < 1$. Además, la persistencia de la volatilidad es muy similar en ambos mercados de contado y futuros, puesto que su nivel oscila entre 0.9469-0.9990 y 0.9498-0.9932, respectivamente. Sin embargo, la volatilidad muestra un comportamiento no estacionario con respecto al modelo BEKK-CE alimentado por $A_i^2 + B_i^2 > 1$, excepto para los rendimientos de contado para la relación Olmeca-Brent y rendimientos de los futuros de las relaciones Maya-WTI e Istmo-WTI. Además, con la excepción de las relaciones Olmeca-Brent y Olmeca-WTI, el grado de persistencia es más alto para los rendimientos de contado con valores entre 1.0222-1.1228 contra 0.9582-1.0157 de los rendimientos de los futuros. Este hallazgo implica que el componente de la volatilidad reacciona más fuertemente a choques en los parámetros de persistencia B_i , pero con memoria más corta.

Para el caso del modelo DVEC-CE, los coeficientes (D_1, D_2 y D_3) que miden los efectos de las desviaciones de corto plazo de la relación de cointegración sobre las varianzas y covarianzas condicionales, son significativos y positivos al 1% y 5% con la excepción de las relaciones Istmo-WTI e Istmo-Brent. En el caso del modelo BEKK-CE, un efecto significativo y positivo es observado en la volatilidad de los rendimientos de contado y futuros, excepto para la relación Istmo-Brent que reporta un valor negativo y no significativo, mientras el efecto en las covarianzas es sólo significativo y positivo para las relaciones Olmeca-WTI y Olmeca-Brent. Este hecho puede ser justificado a la calidad y características similares de estos tipos de petróleo. Los resultados indican que en la medida que se presentan grandes desviaciones entre los precios de contado y futuros, la volatilidad en los mercados de contado y futuros se incrementa y su predicción es más difícil.

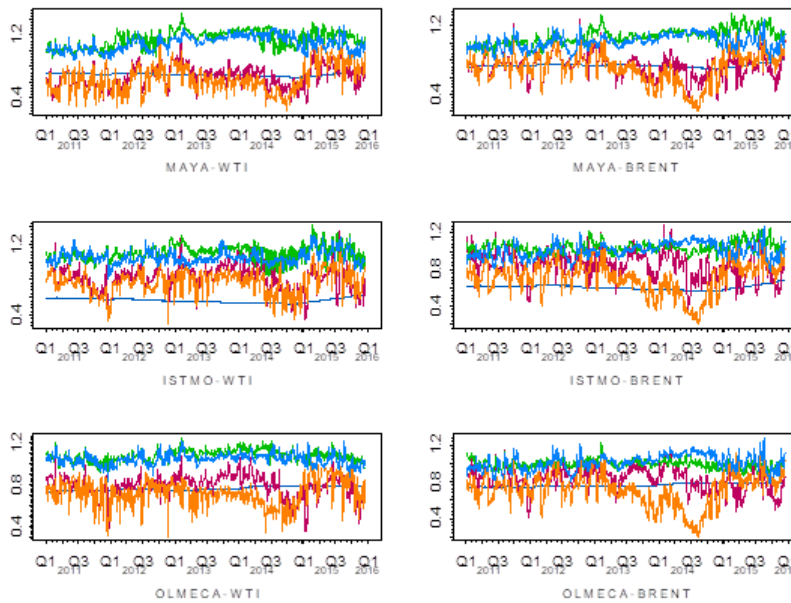
Finalmente, la especificación apropiada de los primeros dos momentos condicionales es validada estadísticamente mediante la correlación serial de ruido blanco. Los valores de los estadísticos de la prueba de Ljung-Box indican que no existe correlación serial en los residuales estandarizados simples y cuadrados con veinte grados de libertad para los rendimientos de los precios de contado y futuros. Estos resultados también son apoyados por sus valores-p mayores al nivel de significancia de 5%.

4.2 Estimación de la razón de cobertura cruzada óptima

En esta sección se estiman las razones de cobertura cruzada óptima (RCCO) utilizando las varianzas y covarianzas condicionales estimadas de los 4 modelos GARCH bivariados. El análisis fuera de la muestra cubre el periodo del 3 de enero de 2011 al 31 de diciembre de 2015. Los parámetros de los 4 modelos de volatilidad son reestimados utilizando una ventana móvil de 2827 observaciones. Este procedimiento consiste en remover la observación más remota y agregar la observación más reciente al periodo muestral, de tal manera que el tamaño de la muestra se mantenga fijo durante la reestimación de los modelos y las predicciones fuera de la muestra no se traslapan.

La Figura 2 muestra la evolución del comportamiento de las RCCO a través del patrón dinámico de las varianzas y covarianzas fuera de la muestra, las cuales se comparan contra las RCCO del MMCO entre los mercados de contado y futuros. La curva de color azul oscura, que se mantiene constante durante todo el tiempo, muestra las RCCO estimadas del MMCO. Las líneas de color naranja y rojo describen el comportamiento de las RCCO de los modelos DVEC y BEKK, mientras que las líneas de color verde y azul representan las RCCO estimadas con los modelos DVEC-CE y BEKK-CE. La figura evidencia la lenta reacción del MMCO a las condiciones cambiantes del mercado. En el periodo de análisis fuera de la muestra, las predicciones de las RCCO son menores a la unidad, en particular para las relaciones Istmo-WTI e Istmo-Brent que alcanzan valores entre 0.5232-0.6258 y 0.5595-0.6824 con promedios del 0.5633 y 0.6040, respectivamente. Este hallazgo revela que el modelo convencional no considera las diferencias en los precios del petróleo, derivadas de los diferentes niveles de calidad a través de los múltiples mercados.

Figura 2. Razones de cobertura cruzada óptima para los rendimientos del petróleo.



Fuente: Elaboración propia con datos de la base de datos de Bloomberg

Por el contrario, las RCCO de los modelos GARCH bivariados fluctúan en rangos más amplios en el corto plazo que las RCCO estáticas en la medida que las varianzas y covarianzas cambian con el tiempo, especialmente para los modelos DVEC y BEKK convencionales. Para el caso de las relaciones Maya-WTI y Maya-Brent, las RCCO del modelo BEKK alcanzan valores entre 0.233-1.131 y 0.202-1.203 contra los valores del modelo DVEC que oscilan entre 0.330-1.119 y 0.324-1.281, respectivamente. En el caso de las relaciones Istmo-WTI e Istmo-Brent, los rangos de oscilación son más amplios y volátiles para el modelo DVEC con valores entre 0.352-1.345 (0.147) y 0.373-1.283 (0.150) contra 0.298-1.117 (0.131) y 0.409-1.174 (0.123) del modelo BEKK, mientras que para el caso de las relaciones Olmeca-WTI y Olmeca-Brent se tienen resultados mixtos.

En un análisis más profundo se observa que la especificación BEKK presenta RCCO más bajas durante casi todo el periodo de análisis, aunque la tendencia cambia notablemente a partir del periodo enero-diciembre de 2015 en todos los mercados del petróleo. Este fenómeno es consistente con la bondad de ajuste del modelo BEKK, que captura más apropiadamente los choques negativos y positivos en los mercados de contado y futuros que ocurren en periodos de inestabilidad económica y alta especulación, y que son factores claves en el incremento de la persistencia en las volatilidades y correlaciones y, por consecuencia, afectan el comportamiento de las RCCO a través del tiempo. Este patrón dinámico en las RCCO revela la importancia de ajustar de forma continua los portafolios de cobertura para reducir eficientemente la exposición al riesgo de los participantes en los mercados del petróleo mexicano.

Por otra parte, el comportamiento de las RCCO de los modelos GARCH bivariados con término de corrección de error es muy similar a la tendencia de los modelos DVECH y BEKK convencionales, pero con niveles más altos y rangos de fluctuación más estrechos que reducen las desviaciones del valor promedio. Para la relación Maya-WTI, el promedio de las RCCO alcanza un valor de 1.146 (0.105) con el modelo DVEC-CE contra 1.095 (0.093) del modelo BEKK-CE. En el caso de la relación Istmo-WTI, el promedio equivale a 1.100 (0.090) del modelo DVEC-CE contra 1.055 (0.072) del modelo BEK-CE, mientras que la relación Olmeca-WTI alcanza valores promedio del 1.075 (0.057) con el modelo DVEC-CE y 1.038 (0.053) con el modelo BEKK-CE. Para la relación Maya-Brent, el promedio de las RCCO alcanza valores de 1.075 (0.086) con el modelo DVEC-CE contra 1.010 (0.081) del modelo BEKK-CE. En el caso de la relación Istmo-Brent, el modelo DVEC-CE reporta un valor promedio del 1.044 (0.058) contra 1.002 (0.083) del modelo BEKK-CE, mientras que los valores promedio de la relación Olmeca-Brent equivalen a 0.991 (0.044) y 0.995 (0.047) en el mismo orden.

Los resultados empíricos evidencian la importancia de la relación de cointegración en las ecuaciones de la media y varianza condicionales, para mejorar la eficiencia de las coberturas cruzadas para el petróleo mexicano. Pese a que la cobertura perfecta es imposible en ambos mercados de futuros, como consecuencia de la estandarización de los contratos que equivale a 1000 barriles de petróleo. Sin embargo, las operaciones de cobertura son generalmente más transparentes y con costos de transacción más bajos a diferencia de las coberturas hechas a la medida en los mercados Over the Counter (OTC, por sus siglas en inglés).

4.3 Resultados empíricos de la prueba de poder predictivo superior

En esta sección se evalúa el desempeño de la cobertura cruzada óptima fuera de la muestra de los 5 modelos estimados para las 6 relaciones Maya-WTI, Istmo-WTI, Olmeca-WTI, Maya-Brent, Istmo-Brent y Olmeca-Brent de los mercados físicos y de futuros del petróleo. De acuerdo con Hansen (2005), la distribución del estadístico no es única bajo la hipótesis nula debido a su sensibilidad por la inclusión de modelos con pobre poder predictivo. En este sentido, este trabajo calcula los valores-p consistente, liberal y conservador de la prueba PPS para cada uno de los modelos estimados.

El Cuadro 4 reporta los índices eficientes de cobertura (IEC) y los valores-p consistente (PPSc), liberal (PPSl) y conservador (PPSu) de la prueba del desempeño predictivo de cobertura fuera de la muestra de los modelos MMCO, DVEC, DVEC-CE, BEKK y BEKK-CE para los horizontes de cobertura de 1, 10, 20, 40 y 60 días. Basado en los valores promedio de los IEC de las relaciones Maya-WTI y Maya-Brent, el modelo DVEC-CE proporciona una reducción en la varianza del portafolio de cobertura del 92.76 % y 93.75 % contra el 87.61 % y 83.26 % del modelo BEKK-CE, mientras que los modelos DVEC y BEKK reducen la varianza del portafolio de cobertura en un 48.08 %, 47.35 %, 44.62 % y 45.01 %, respectivamente. Asimismo, el MMCO alcanza a reducir la varianza en un 46.27 % (Maya-WTI) y 43.38 % (Maya-Brent).

En el caso del petróleo Istmo, el porcentaje de reducción de la varianza bajo los modelos DVEC-CE y BEKK-CE es muy similar al de las relaciones anteriores. Sin embargo, los valores del IEC tienden a incrementarse significativamente bajo los modelos DVEC y BEKK, por ejemplo, 66.69% y 61.17% (Istmo-WTI) y 58.01% y 57.30% (Istmo-Brent). En el caso del MMCO, el porcentaje de reducción en la varianza disminuye considerablemente, al alcanzar valores del 30.53% (Istmo-WTI) y 29.21% (Istmo-Brent). Para el caso de las relaciones Olmeca-WTI y Olmeca-Brent, los valores de los IEC reducen la varianza del portafolio de cobertura en un 98.36% y 97.80% en promedio bajo los modelos DVEC-CE y BEKK-CE, mientras que los IEC del MMCO alcanzan a reducir la varianza del portafolio de cobertura en un 54.75% y 51.93%. En tanto que los IEC de los modelos DVEC y BEKK se mantienen casi en los niveles de las relaciones Istmo-WTI e Istmo-Brent, pero con valores por encima de las relaciones Maya-WTI y Maya-Brent. La razón de que con el petróleo Olmeca se alcance un mejor desempeño de cobertura, se atribuye en gran parte a sus altas características físicas-químicas en relación con las de los petróleos WTI y Brent.

En el análisis de la significancia estadística del poder predictivo de los modelos estimados, los resultados de los valores-p de las pruebas PPS_c, PPS_u y PPS_l indican que no existe ningún modelo alternativo con mejor desempeño predictivo al MMCO para cualquier horizonte de cobertura en la relaciones Maya-WTI y Maya-Brent, excepto para los periodos de 20 y 40 días de cobertura, en donde el modelo DVEC supera el desempeño de los modelos alternativos en ambas relaciones. En el caso de la relación Maya-WTI, el modelo BEKK-CE alcanza el mejor desempeño predictivo con respecto a los modelos alternativos para el horizonte de cobertura de 60 días. Los hallazgos empíricos muestran que la incorporación de la relación de cointegración en las medias y varianzas condicionales es irrelevante para alcanzar buenas predicciones en la reducción de la varianza del portafolio de cobertura, así como la calidad del petróleo Maya.

En el caso de la relación Istmo-WTI, los resultados son mixtos, puesto que los valores-p de las pruebas PPS_c, PPS_u y PPS_l evidencian el poder predictivo del modelo BEKK para reducir la varianza del portafolio de cobertura en los horizontes de 1 y 10 días, seguido por los modelos MMCO y DVEC para los horizontes de cobertura de 20, 40 y 60 días, respectivamente. En contraste, los resultados en la relación Istmo-Brent confirman la importancia de la incorporación de la relación de cointegración entre los mercados físicos y de futuros del petróleo en la efectividad de la reducción del riesgo de los participantes en el mercado del petróleo Istmo. En los horizontes de cobertura de 10, 20 y 60 días, los valores-p de las diferentes pruebas sustentan la superioridad del modelo DVEC-CE con relación al desempeño de los modelos alternativos comparados, seguido por el modelo BEKK-CE para el horizonte de cobertura de 40 días y el modelo BEKK para el periodo diario de cobertura.

Cuadro 4. Resultados de la prueba de poder predictivo superior para los modelos.

		MAYA-WTI					MAYA-BRENT				
Modelos	Prueba	MMCO	DVEC	DVEC-CE	BEKK	BEKK-CE	MMCO	DVEC	DVEC-CE	BEKK	BEKK-CE
IEC(%)		46.27	48.08	92.76	44.62	87.61	43.38	47.35	93.75	45.01	83.26
1 día	PPS _c	0.4225	0.4368	0.0000	0.4247	0.0000	0.0104	0.0005	0.0000	0.0060	0.0000
	PPS _l	0.5024	0.4368	0.0000	0.4247	0.0000	0.0104	0.0005	0.0000	0.0060	0.0000
	PPS _s	0.5024	0.4368	0.0000	0.4279	0.0000	0.5103	0.0003	0.0000	0.0204	0.0000
10 días	PPS _c	0.2094	0.0735	0.0001	0.1440	0.0004	0.1220	0.0013	0.0006	0.0135	0.0008
	PPS _l	0.5172	0.2018	0.0001	0.1937	0.0123	0.5448	0.2818	0.0006	0.0135	0.0008
	PPS _s	0.5172	0.2309	0.0001	0.2085	0.0123	0.5538	0.2818	0.0006	0.1950	0.0133
20 días	PPS _c	0.0746	0.1143	0.0510	0.0175	0.2069	0.1316	0.0542	0.2348	0.1077	0.1523
	PPS _l	0.1638	0.5406	0.0510	0.0516	0.2069	0.5590	0.3616	0.3587	0.1923	0.1523
	PPS _s	0.1638	0.5406	0.0510	0.0516	0.2069	0.5590	0.3616	0.3587	0.1923	0.1523
40 días	PPS _c	0.4364	0.4347	0.2481	0.0960	0.0260	0.2731	0.3078	0.0587	0.2248	0.1665
	PPS _l	0.5088	0.4347	0.2595	0.0960	0.1090	0.3246	0.5428	0.0587	0.2613	0.2761
	PPS _s	0.5323	0.4500	0.2595	0.1585	0.1090	0.3246	0.5428	0.0587	0.2613	0.2761
60 días	PPS _c	0.0703	0.3011	0.1998	0.1204	0.5416	0.1761	0.0500	0.2827	0.0875	0.1459
	PPS _l	0.0703	0.3586	0.3305	0.3175	0.5428	0.5618	0.3521	0.3520	0.2406	0.1459
	PPS _s	0.0703	0.3586	0.3305	0.3175	0.5428	0.5618	0.3521	0.3520	0.2406	0.1459
		ISTMO-WTI					ISTMO-BRENT				
IEC(%)		30.53	66.69	92.64	61.17	85.15	29.21	58.01	96.68	57.30	85.68
1 día	PPS _c	0.0037	0.0000	0.0000	0.3573	0.0000	0.1310	0.3048	0.0000	0.3573	0.0000
	PPS _l	0.0037	0.0814	0.0000	0.5189	0.0000	0.1356	0.3136	0.0000	0.5189	0.0000
	PPS _s	0.0083	0.0945	0.0000	0.5189	0.0000	0.1356	0.3166	0.0000	0.5189	0.0000
10 días	PPS _c	0.4911	0.0883	0.0008	0.4492	0.3667	0.0373	0.0890	0.4825	0.4960	0.3667
	PPS _l	0.5239	0.1498	0.0008	0.5350	0.4324	0.0373	0.1776	0.5455	0.5263	0.4324
	PPS _s	0.5239	0.1745	0.0008	0.5350	0.4324	0.0373	0.1776	0.5455	0.5350	0.4324
20 días	PPS _c	0.3322	0.1683	0.0078	0.2231	0.0076	0.0027	0.0797	0.1985	0.3792	0.0832
	PPS _l	0.5592	0.3638	0.0078	0.2938	0.0076	0.0027	0.1919	0.5512	0.3792	0.3489
	PPS _s	0.5592	0.3638	0.0078	0.3660	0.2031	0.0027	0.1919	0.5512	0.3792	0.3489
40 días	PPS _c	0.4067	0.0036	0.0020	0.3625	0.0004	0.0538	0.2371	0.4676	0.2752	0.4473
	PPS _l	0.5156	0.0036	0.0020	0.3625	0.0241	0.0538	0.2834	0.4811	0.2752	0.5186
	PPS _s	0.5361	0.1295	0.0020	0.4302	0.0241	0.0538	0.2834	0.4811	0.2982	0.5186
60 días	PPS _c	0.1392	0.1422	0.0282	0.0909	0.0257	0.1490	0.1901	0.4798	0.2268	0.4242
	PPS _l	0.1392	0.2176	0.0282	0.1668	0.0257	0.1490	0.2651	0.5170	0.2720	0.4246
	PPS _s	0.2147	0.2238	0.0282	0.1947	0.1256	0.1490	0.2651	0.5170	0.2720	0.4246
		OLMECA-WTI					OLMECA-BRENT				
IEC(%)		54.75	66.63	98.36	60.09	94.77	51.93	61.89	97.80	56.33	93.46
1 día	PPS _c	0.1417	0.0000	0.0000	0.2067	0.0000	0.0423	0.0169	0.0000	0.0015	0.0000
	PPS _l	0.5145	0.0553	0.0000	0.2123	0.0000	0.5052	0.0328	0.0000	0.0080	0.0000
	PPS _s	0.5145	0.0695	0.0000	0.2123	0.0000	0.5052	0.0328	0.0000	0.0080	0.0000
10 días	PPS _c	0.2902	0.0000	0.0030	0.1000	0.0030	0.4435	0.4478	0.0132	0.1695	0.0514
	PPS _l	0.5385	0.2130	0.0030	0.2028	0.0138	0.5364	0.4701	0.0132	0.1695	0.1709
	PPS _s	0.5385	0.2130	0.0030	0.2028	0.0138	0.5364	0.4701	0.0132	0.1695	0.1709
20 días	PPS _c	0.2568	0.0000	0.4763	0.0860	0.1851	0.0567	0.1316	0.0667	0.0364	0.1541
	PPS _l	0.3910	0.5625	0.4587	0.3330	0.1851	0.2875	0.5606	0.0911	0.0364	0.2367
	PPS _s	0.3973	0.5625	0.4763	0.3330	0.1851	0.2875	0.5606	0.0911	0.0364	0.2683
40 días	PPS _c	0.2694	0.0000	0.3200	0.1638	0.3389	0.4500	0.3865	0.1300	0.1340	0.4822
	PPS _l	0.5439	0.2613	0.3200	0.1884	0.4107	0.5069	0.4504	0.2356	0.1340	0.5349
	PPS _s	0.5439	0.2613	0.3200	0.1884	0.4107	0.5069	0.4504	0.2356	0.1340	0.5349
60 días	PPS _c	0.5373	0.0000	0.0847	0.0772	0.1487	0.1142	0.2772	0.0918	0.0244	0.0581
	PPS _l	0.5478	0.2498	0.0847	0.1580	0.2144	0.2113	0.5256	0.0918	0.0244	0.0760
	PPS _s	0.5478	0.2498	0.0847	0.1580	0.2144	0.2113	0.5315	0.0918	0.0244	0.0760

Nota: PPS_c, PPS_l y PPS_s indican los valores-p consistente, liberal y conservador de la prueba de poder predictivo superior de Hansen, respectivamente. Para calcular los valores-p se utilizaron 10,000 repeticiones bootstrap. Los valores en negritas indican la aceptación de la hipótesis nula de que ninguno de los modelos alternativos tiene mejor desempeño predictivo que el modelo base (benchmark). IEC indica el porcentaje de reducción en la varianza.

Fuente: Elaboración propia con datos de la base de datos de Bloomberg

Para la relación Olmeca-WTI, el poder predictivo de los modelos alternativos comparados vuelve a ser superado estadísticamente por el desempeño del modelo MMCO en cualquier horizonte de cobertura, con la excepción del horizonte de 20 días, en donde el modelo DVEC-CE proporciona el mejor desempeño para reducir la varianza del portafolio de cobertura. Asimismo, el modelo MMCO proporciona buenas predicciones significativas para la relación Olmeca-Brent en los horizontes de cobertura de 1 y 10 días, aunque los resultados del valor-p de la prueba PPSI no es significativa estadísticamente para el primer horizonte. Para los horizontes de 20 y 60 días, el modelo DVEC presenta el mejor desempeño predictivo en relación con todos los modelos alternativos comparados, seguido por el modelo BEKK-CE para el horizonte de 40 días.

5. Conclusiones

En este trabajo se lleva a cabo la estimación y predicción fuera de la muestra de las razones de cobertura cruzada óptima de los mercados físicos del petróleo mexicano para el periodo del 3 de enero de 2000 al 31 de diciembre de 2015, utilizando como mecanismo para transferir el riesgo a los mercados de futuros del petróleo WTI y Brent. En el estudio se emplearon el modelo convencional de mínimos cuadrados y los modelos GARCH bivariados DVEC y BEKK sin y con término de corrección de error. El ejercicio de las predicciones de la RCCO se desarrolla mediante el procedimiento de ventana móvil y en el desempeño predictivo de los diferentes modelos de cobertura se aplica la prueba de poder predictivo superior de Hansen usando diferentes horizontes de cobertura de 1 a 60 días. En términos de las predicciones de las RCCO fuera de la muestra, los modelos GARCH bivariados proporcionan mejores estimaciones en la medida que el patrón dinámico de la varianzas y correlaciones cambia con el tiempo a diferencia del MMCO, que muestra una lenta reacción a las condiciones cambiantes del mercado. Estos modelos dinámicos de cobertura permiten ajustar de forma continua los portafolios de cobertura de los participantes en los mercados del petróleo mexicano, en particular los modelos DVEC-CE y BEKK-CE. En términos de la comparación estadística del poder predictivo de los 5 modelos estimados, los resultados son mixtos. Aunque los valores-p de las pruebas PPSc, PPSu y PPSI demuestran que el MMCO proporciona mejores predicciones que las especificaciones GARCH bivariadas para las relaciones Maya-WTI, Istmo-WTI, Olmeca-WTI, Maya-Brent, Istmo-Brent y Olmeca-Brent. Esto se atribuye a que el modelo convencional de cobertura alcanza el mejor desempeño de predicción en 15 de 30 casos, seguido por el modelo DVEC con 5 de 30 casos, mientras que el desempeño predictivo de los modelos BEKK y BEKK-CE sólo superan a los modelos alternativos en 3 casos. Los hallazgos tienen importantes implicaciones económicas-financieras para las autoridades gubernamentales y consumidores, debido a que las estrategias de cobertura cruzada implementadas en los mercados de futuros sobre petróleo WTI y Brent alcanzan a reducir la exposición al riesgo del petróleo mexicano en el rango del 82.26 %-98.36 % bajo los modelos GARCH bivariados con término de corrección de error.

Además, estas operaciones son menos costosas, más transparentes y flexibles que las coberturas con opciones de venta en los mercados OTC. En el marco del diseño de coberturas eficientes, países productores y exportadores de petróleo como México resienten la falta de mercados de futuros para la protección directa del volumen de producción y venta. Para amortiguar las caídas en los precios de la Mezcla mexicana de petróleo, la Secretaría de Hacienda y Crédito Público (SHCyP) realiza operaciones de opciones de venta con bancos de inversión e intermediarios de hidrocarburos. Sin embargo, estas coberturas adoptadas por los diseñadores de la política energética y fiscal, no han tenido los resultados positivos esperados en la protección del Presupuesto de los Egresos de la Federación aunado a un costo muy elevado por el concepto del seguro petrolero. Por ejemplo, en diciembre de 2012, el costo de la prima del seguro alcanzó un valor de \$904.1 millones de dólares estadounidenses aproximadamente. No obstante, las estrategias realizadas para proteger \$1,183 millones de barriles diarios de las fluctuaciones extremas en el precio internacional del petróleo, fueron insuficientes y poco transparentes. Debido al hecho de que el precio de la Mezcla Mexicana de Exportación se fijó en \$86 dólares por barril, cuando su rango promedio fue de \$99 dólares y su máximo de \$112 dólares en 2013.

Bibliografía

- Assis, A. (2013). *An Investigation of Some Hedging Strategies for Crude Oil Market*. *International Journal of Energy Economics and Policy*, 3, pp. 51-59.
- Baillie, R., and R. Myers (1991). *Bivariate GARCH Estimation of the Óptimal Commodity Futures Hedge*. *Journal of Applied Econometrics*, 6, pp. 109-124.
- Bollerslev, T., R. Engle, and J.M. Wooldridge (1988). *A Capital Asset Pricing Model with Time-Varying Covariances*. *The Journal of Political Economy*, 96, pp. 116-131.
- Chang, C.L., M. McAleer, and R. Tansuchat (2010). *Analyzing and Forecasting Volatility Spillovers, Asymmetries and Hedging in Major Oil Markets*. *Energy Economics*, 32, pp. 1445-1455.
- Chang, C.L., M. McAleer, and R. Tansuchat (2011). *Crude Oil Hedging Strategies Using Dynamic Multivariate GARCH*. *Energy Economics*, 33, pp. 912-923.
- Cecchetti, S., R. Cumby, and S. Figlewsk (1988). *Estimation of the Óptimal Futures Hedge*. *The Review of Economics and Statistics*, 70, pp. 623-630.
- Choudhry, T. (2009). *Short-Run Deviations and Time-Varying Hedge Ratios: Evidence from Agricultural Futures Markets*. *International Review of Financial Analysis*, 18, pp. 58-65.
- Chung, S.K. (2008). *The Out-of-Sample Forecasting of Hedged Portfolio Variances Using Bivariate Mixed Normal GARCH Models*. *Journal of Economic Research*, 13, pp. 325-347.
- Cotter, J., and J. Hanly (2012). *Hedging Effectiveness Under Conditions of Asymmetry*. *The European Journal of Finance*, 18, pp. 135-147.
- De Jesús, R. (2016). *Estrategias Dinámicas de Cobertura Cruzada Eficiente para el Mercado del Petróleo Mexicano: Evidencia de Dos Modelos GARCH Multivariados con Término de Corrección de Error*. *Revista de Economía: Teoría y Práctica*, 44, pp. 115-146.
- Diebold, F.X., and R.S. Mariano (1995). *Comparing Predictive Accuracy*. *Journal of Business Economic Statistics*, 13, pp. 253-263.
- Engle, R., and C. Granger (1987). *Co-integration and Error Correction: Representation, Estimation and Testing*. *Econometrica*, 55, pp. 251-276.
- Engle, R., and K.F. Kroner (1995). *Multivariate Simultaneous Generalized ARCH*. *Econometric Theory*, 11, pp. 122-150.

- Engle, R., and B. Yoo (1987). *Forecasting and Testing in the Cointegrated System*. *Journal of Econometrics*, 35, pp. 143-159.
- Hansen, P.R. (2005). *A Test for Superior Predictive Ability*. *Journal of Business Economic Statistics*, 23, pp. 365-380.
- Hung, J., Y. Wang, M. Chang, K. Shih, and H. Kao (2011). *Minimum Variance Hedging with Bivariate Regime-Switching Model for WTI Crude Oil*. *Energy*, 36, pp. 3050-3057.
- Lee, T. (1994). *Spread and Volatility in Spot and Forward Exchange Rates*. *Journal of International Money and Finance*, 13, pp. 375-383.
- Ripple, R., and I. Moosa (2007). *Hedging Effectiveness and Futures Contract Maturity: The Case of NYMEX Crude Oil Futures*. *Applied Financial Economics*, 17, pp. 683-689.
- Toyoshima, Y., T. Nakaijima, and S. Hamori (2013). *Crude Oil Hedging Strategy: New Evidence from the Data of the Financial Crisis*. *Applied Financial Economics*, 23, pp. 1033-1041.
- Wang, Y., and C. Wu (2012). *Forecasting Energy Market Volatility Using GARCH Models: Can Multivariate Models Beat Univariate Models?*. *Energy Economics*, 3, pp. 2167-2181.
- White, H. (2000). *A reality Check for Data Snooping*. *Econometrica*, 68, pp. 1097-1126.
- Zhang, Y., and T. Choudhry (2015). *Forecasting the Daily Hedge Ratios by GARCH Models: Evidence from the Agricultural Futures Markets*. *The European Journal of Finance*, 21, pp. 376-399.