

Razones de Cobertura con Futuros de los Índices Accionarios de Brasil y México

Hedging Ratios with Futures on Brazil and Mexico Stock Exchange Indexes

Raúl de Jesús Gutiérrez

Universidad Autónoma del Estado de México, México

rjg2005mx@yahoo.com.mx

 <https://orcid.org/0000-0001-6878-3038>

Redalyc: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?>

id=456067615015

Christian Bucio Pacheco

Universidad Autónoma del Estado de México, México

christianbucio@yahoo.com.mx

 <https://orcid.org/0000-0002-0860-199X>

Lidia Carvajal Gutiérrez

Universidad Autónoma del Estado de México, México

lcarvajal_2000@yahoo.com

 <https://orcid.org/0000-0003-1945-9877>

Recepción: 06 Noviembre 2020

Aprobación: 15 Junio 2021

RESUMEN:

El objetivo del trabajo es introducir el modelo VAR bayesiano para estimar las razones dinámicas de cobertura de mínima varianza. El método evalúa la efectividad de las estrategias de cobertura utilizando datos de los mercados accionarios y futuros de Brasil y México. Los hallazgos muestran que el modelo VAR bayesiano presenta el mejor desempeño fuera de la muestra para minimizar la varianza del portafolio de cobertura en la mayoría de los horizontes de tiempo. La originalidad del trabajo se atribuye a que el modelo VAR bayesiano no ha sido aplicado en el diseño de estrategias de cobertura en mercados accionarios desarrollados y emergentes, particularmente para Brasil y México. Entre las limitaciones, la eficiencia de la cobertura puede llegar a ser inestable para los diferentes horizontes de tiempo debido al efecto de la reducción del tamaño de la muestra.

PALABRAS CLAVE: Bolsa de valores de Brasil, Bolsa de valores de México, Mercados de futuros, Razones de cobertura dinámicas, Modelo VAR Bayesiano.

ABSTRACT:

This research aims to introduce the Bayesian VAR model to estimate minimum variance dynamic hedging ratios. The method evaluates the effectiveness of hedging strategies using data from Brazil and Mexico stock and futures markets. The findings show that the Bayesian VAR model has the best out-of-sample performance to minimize the variance of the hedging portfolio in most time horizons. The originality of the paper is attributed to the fact that the Bayesian VAR model has not been applied in the design of hedging strategies in developed and emerging stock markets, particularly Brazil and Mexico. Among the limitations, the hedging effectiveness can become unstable over different time horizons due to the effect of the sample size reduction.

KEYWORDS: Brazilian stock exchange, Mexican stock exchange, Futures markets, Dynamic hedging ratios, Bayesian VAR model.

INTRODUCCIÓN

El nuevo milenio ha sido testigo del impresionante crecimiento de los mercados accionarios emergentes de la región de América Latina, particularmente en Brasil y México. De acuerdo con la Federación Mundial

NOTAS DE AUTOR

rjg2005mx@yahoo.com.mx

de Bolsas de Valores (WFE, por sus siglas en inglés), la capitalización de mercado¹ se ha incrementado notablemente en las bolsas de valores de Brasil y México de \$226,152 a \$916,824 y de \$125,679 a \$385,051 millones de dólares estadounidenses durante el periodo 2000-2018, respectivamente. Asimismo, la tendencia de los índices accionarios ha experimentado importantes incrementos del 165% en Brasil y 177% en México durante el mismo periodo como resultado de los atractivos rendimientos otorgados a los inversionistas institucionales, pero con una alta exposición al riesgo, lo que los hace más vulnerables por invertir en activos financieros más riesgosos y menos líquidos.

Por su parte, el alto grado de integración financiera y la liberalización de los flujos de capital han generado incertidumbre y creciente volatilidad, incluso efectos de contagio en los mercados de capitales con sistemas financieros frágiles. La integración financiera no solo obstaculiza a los inversionistas el fácil acceso a un gran número de mercados accionarios domésticos e internacionales, sino también reduce los beneficios de la diversificación internacional que coadyuva parcialmente en la cobertura del riesgo como mecanismo natural. Este fenómeno se ha reflejado más en los periodos de crisis financieras cuando la volatilidad tiende a incrementarse notablemente y los efectos positivos de la diversificación son más necesarios para los inversionistas institucionales domésticos e internacionales. Por lo que los inversionistas institucionales enfrentan el desafío y la prioridad de crear eficientes procedimientos de cobertura que coadyuven a mitigar los efectos negativos de la volatilidad en las inversiones de portafolios. El uso de contratos de futuros se ha convertido en una efectiva herramienta para controlar la exposición al riesgo de precios en periodos de alta volatilidad e incertidumbre. De esta manera, la cobertura es considerada una de las funciones más importantes de los mercados de futuros debido a su alta liquidez, bajos costos de transacción y la ausencia del riesgo de contraparte.²

En el área de la administración del riesgo, un tema importante y de interés ha sido el diseño de estrategias de coberturas óptimas, las cuales especifican el número de contratos de futuros requeridos para reducir el riesgo sistémico en los portafolios de inversión. En este marco, la estrategia de cobertura convencional (naive) consiste básicamente en tomar la misma cantidad de futuros por unidad del activo subyacente para neutralizar la exposición al riesgo de precios, esto es, una cobertura uno a uno. Esta estrategia proporciona resultados óptimos cuando la correlación entre los cambios de los precios de contado y futuros es perfecta y su base igual a cero, lo que generalmente no se cumple en la práctica debido a la falta de sincronización entre los mercados y la presencia de costos de transacción. Por lo que la razón de cobertura óptima de mínima varianza (RCOMV) se obtiene al minimizar la varianza de los rendimientos del portafolio de cobertura formado por las posiciones de contado y futuros.

En la literatura se han desarrollado varias técnicas para la determinación de las RCOMV. Una de las formas convencionales es a través del método de regresión por mínimos cuadrados (MCO). En la práctica, este método es fácil de implementar porque su estimador depende de la relación promedio entre los precios de contado y futuros, el cual está sujeto a un término de error aleatorio (Johnson, 1960; Ederington, 1979; Baillie y Myers, 1991). Sin embargo, estudios empíricos han documentado que el coeficiente de la pendiente de la regresión utilizado como la RCOMV es inapropiado, porque el análisis no resuelve el problema de la correlación serial observado en los residuales de las series financieras. Para remover la autocorrelación, Herbst et al. (1989) proponen el modelo de vectores autorregresivos (VAR) para capturar el comportamiento de los precios de contado y futuros como variables endógenas, y mejoran la eficiencia de la RCOMV.

No obstante, una de las debilidades del modelo VAR es que pasa por alto el efecto de la relación de cointegración entre los precios de contado y futuros. Ghosh (1993) y Chou et al. (1996) incorporan el término de corrección de error en la estructura VAR a fin de recoger la tendencia estocástica en el largo plazo. A pesar de que el modelo de vectores de corrección de error (VCE) mejora la calidad de la cobertura, su estimación es aún constante a través del tiempo como en el caso del MCO y VAR. Este hecho se atribuye a que estas metodologías econométricas no toman en cuenta las características cambiantes en el tiempo en las series financieras de interés, esto es, el fenómeno de la heterocedasticidad.

Para el diseño de estrategias de coberturas dinámicas se sugiere el uso de modelos de volatilidad condicional. Los modelos GARCH bivariados son más flexibles para capturar la naturaleza dinámica de la varianza y covarianza, y proporcionan RCOMV superiores a las estáticas en términos de reducción de varianza en el portafolio de cobertura. La eficiencia de las RCOMV dinámicas se atribuye a que el modelado de la distribución condicional conjunta de los rendimientos de los precios de contado y futuros recoge la heterocedasticidad (Cecchetti et al., 1988; Baillie y Myers, 1991; Kroner y Sultan, 1993; Park y Switzer, 1995; Choudhry, 2003). Sin embargo, en la literatura no existe un consenso concluyente sobre el mejor modelo para la estimación de las RCOMV (Lien et al., 2002; Moosa, 2003; Lee y Chien, 2010).

El objetivo del presente trabajo es evaluar el desempeño de 4 modelos econométricos para la estimación dinámica de las RCOMV para diferentes horizontes de cobertura. Para validar la robustez de la efectividad de la estrategia de cobertura de los modelos estimados, el estudio utiliza datos de los mercados accionarios y futuros de Brasil y México del periodo del 2 enero de 2000 al 31 de diciembre de 2019. El estudio pretende contestar la siguiente cuestión: ¿Los inversionistas institucionales domésticos e internacionales pueden diseñar estrategias dinámicas de cobertura óptima para reducir la exposición al riesgo de sus posiciones abiertas en los mercados de capitales de Brasil y México?

El trabajo contribuye a la literatura en varios aspectos. En primer lugar, el análisis proporciona evidencia empírica de la estimación dinámica de las RCOMV en los mercados de futuros de Brasil y México, a pesar de que su implementación en estos países tiene aproximadamente 35 y 20 años, respectivamente. Los modelos econométricos utilizados para estimar las RCOMV incluyen a los modelos de MCO, VAR y VCE. Además, el estudio extiende la literatura existente al proponer el modelo VAR bayesiano. Para recoger la variación cambiante en el tiempo en la estrategia de cobertura, los modelos econométricos primero son estimados y después se extraen sus residuales para estimar las RCOMV fuera de la muestra utilizando diferentes horizontes de cobertura. La razón de cobertura es definida por el cociente entre la covarianza de los residuales de los precios de contado y futuros y la varianza de los residuales de los precios de los futuros. En la mayoría de la literatura, la evaluación de la calidad de la cobertura de los modelos generalmente se basa en el índice eficiente de cobertura. En este estudio también se utilizan los criterios de la maximización de la función de utilidad y la medida de reducción de valor en riesgo (VaR) para identificar el modelo de cobertura con desempeño superior.

El resto del trabajo está estructurado de la siguiente manera. En la Sección 2 se discute la revisión de la literatura relacionada. En la Sección 3 se describen brevemente los modelos de cobertura y los datos utilizados. En la Sección 4 se realiza un análisis preliminar de los datos. La evidencia empírica es discutida en la Sección 5. El trabajo concluye en la Sección 6 con las conclusiones.

Marco Teórico y Estado del Arte

En el tema de la cobertura del riesgo con futuros, la mayoría de la literatura se ha enfocado en los índices accionarios de países desarrollados y algunos países emergentes de Asia. Por lo que la evidencia empírica para la región de América Latina es escasa. Figlewski (1984) y Junkus y Lee (1985) fueron los primeros en analizar la eficiencia de la cobertura de los futuros del índice accionario S&P 500. Los resultados muestran que el desempeño fuera de la muestra del modelo de MCO es superior al de los modelos de cobertura beta, mínima varianza y principio de arbitraje. Park y Switzer (1995) estiman las RCOMV dinámicas de los índices accionarios S&P 500 y TSX 60. El análisis fuera de la muestra revela que el modelo GARCH bivariado mejora las estrategias de cobertura a diferencia del modelo de MCO. Chou et al. (1996) comparan el desempeño de los modelos de MCO y VCE utilizando datos de los mercados spot y futuros del índice Nikkei 225 de Japón y encuentran que las RCOMV del VCE son más eficientes.

Holmes (1995) aplica las técnicas econométricas VCE y GARCH y estima las RCOMV para el índice accionario FTSE 100 de Londres en el periodo 1984-1992. En términos de reducción del riesgo, las

coberturas del modelo de MCO superan a las de los modelos sofisticados. Lypny y Powalla (1998) evidencian que las coberturas dinámicas de la estructura GARCH con término de corrección de error, son más efectivas para reducir el riesgo en el mercado accionario de Alemania. En contraste, Lien et al. (2002) y Moosa (2003) confirman que la aproximación convencional proporciona mejores estimaciones de las RCOMV que los modelos GARCH bivariados para los índices accionarios de Estados Unidos y Australia. Para los mercados de futuros de los índices accionarios de Hong Kong, Sudáfrica y Taiwán, Choudhry (2003) y Wang y Low (2003) demuestran que las RCOMV del modelo GARCH bivariado reducen la varianza del portafolio de cobertura en un 10% con respecto a las coberturas constantes.

Choudhry (2004) analiza la eficiencia de los mercados de futuros para la cobertura del riesgo en los índices accionarios de Australia, Hong Kong y Japón, y demuestra que las RCOMV de los modelos GARCH superan a las coberturas constantes dentro y fuera de la muestra. No obstante, Yang y Allen (2005) encuentran evidencia empírica mixta para el mercado de futuros de Australia. Floros y Vougas (2006) y Kavussanos y Visvikis (2008) estiman las RCOMV con futuros del índice accionario de la bolsa de Grecia. Los hallazgos confirman que el modelo GARCH bivariado proporciona coberturas más eficientes para reducir la varianza del portafolio de cobertura que los modelos convencionales. Bhaduri y Durai (2008) estudian las RCOMV en el mercado de futuros del índice accionario NSE de la India. Los resultados confirman la eficiencia de las coberturas del modelo GARCH bivariado para los horizontes de tiempo largos. Asimismo, Sultan y Hasan (2008) demuestran que los modelos GARCH con corrección de error y GARCH-X reducen mejor la varianza del portafolio de cobertura que el modelo de MCO.

Lee et al. (2009) estiman la eficiencia de las RCOMV utilizando 5 modelos econométricos y datos de los mercados accionarios y futuros de los índices S&P 500, HSI de Hong Kong, KOSPI 200 de Corea, Nikkei 225 de Japón, SGX de Singapur, TWSE de Taiwán, y revelan que los modelos de cobertura tienen diferente desempeño en cada mercado. Moon et al. (2009) proporcionan evidencia de que las coberturas dinámicas son menos efectivas para reducir el riesgo en el mercado accionario KOSPI 200. Yang y Lai (2009) realizan un análisis comparativo de modelos tradicionales y dinámicos en varios mercados de futuros de Estados Unidos, Europa y Japón. Los resultados revelan que el modelo VCE proporciona efectivas estrategias de cobertura a los inversionistas con diferentes grados de aversión al riesgo. Park y Jei (2010) extienden el modelo de correlación condicional dinámica a fin de capturar la asimetría en la estimación de las RCOMV. Aunque los modelos estimados se ajustan mejor a los datos, su desempeño no es suficiente para minimizar la varianza en el portafolio de cobertura.

Lee y Chien (2010) analizan el impacto de la liquidez del mercado de futuros de Taiwán sobre las RCOMV. Los hallazgos evidencian que el desempeño del modelo de MCO condicional con liquidez de mercado supera a los modelos GARCH bivariados y MCO bajo diferentes condiciones de mercado. En contraste, Degianakis y Floros (2010) estiman las RCOMV con futuros del índice accionario de la bolsa de Sudáfrica utilizando 6 técnicas econométricas. La evidencia muestra que el modelo GARCH con término de corrección de error mejora las coberturas a diferencia de los modelos de MCO, VCE y BEKK diagonal. Para los mercados de contado y futuros del índice accionario de la bolsa de Estambul, Olgun y Yetkiner (2011) confirman el dominio de los modelos GARCH bivariados para la estimación de las RCOMV dinámicas. Cotter y Hanly (2012) utilizan distribuciones asimétricas para recoger el efecto de la asimetría en la dinámica de la volatilidad y covarianza. Sin embargo, la presencia de asimetría reduce la eficiencia de los futuros del índice accionario S&P 500 en cualquier horizonte de tiempo.

Yao y Wu (2012) demuestran que el modelo de MCO presenta mejor desempeño que los modelos VAR y VCE para estimar las RCOMV dentro y fuera de la muestra con futuros de los índices accionarios Shanghai y Shenzhen de China. Lee y Lee (2012) y Lee et al. (2014) indagan las coberturas con futuros de índices de sociedades de inversión inmobiliaria (REIT, por sus siglas en inglés), y revelan que las RCOMV dinámicas son más eficientes para reducir el riesgo del portafolio de cobertura en Australia, Europa y Japón. Salvador y Aragó (2014) sugieren los modelos GARCH no-lineales con cambio de régimen para estimar eficientes

RCOMV en los principales mercados de futuros de Europa. Zhou (2016) utiliza los precios diarios de los mercados de contado y futuros de los índices REIT de Australia, Europa, Japón y Estados Unidos, y evalúa el desempeño de modelos de cobertura dinámica y constante. Los hallazgos sustentan que no existe un modelo de cobertura constante con desempeño inferior. Aunque los modelos GARCH-CCD y BEKK están mejor clasificados para estimar las RCOMV.

Bonga y Umoetok (2016) realizan un análisis comparativo del desempeño de 4 métodos econométricos para estimar las RCOMV con futuros del índice accionario de Sudáfrica durante las crisis financiera global y soberana Europea. En términos de reducción del riesgo, los resultados muestran que los modelos VCE y MGARCH son más eficientes en los horizontes de cobertura semanales y mensuales, mientras que el modelo de MCO es superior en el horizonte de un día. Utilizando datos de los principales índices accionarios y futuros de la NSE de la India, Singh (2017) señala que las RCOMV estimadas con los modelos de MCO y EGARCH son superiores a las de los modelos VAR, VEC, GARCH y TARCH. Lai y Lien (2017) y Lai et al. (2017) proponen modelos de volatilidad multivariados de frecuencia alta sin y con cambio de régimen para la estimación de las coberturas de los portafolios de índices accionarios internacionales. Los resultados confirman el desempeño superior de los modelos propuestos para mejorar las predicciones fuera de la muestra de las RCOMV en los horizontes de tiempo más cortos.

Koulis et al. (2018) proponen el modelo de cointegración con distribución autoregresiva (ARDL) para estimar las RCOMV con los precios de contado y futuros de los índices accionarios S&P 500, DAX 30, FTSE/ATHEX 20, IBEX 35 y PSI 20. La evidencia confirma el desempeño superior del modelo ARDL para reducir el riesgo en el portafolio de cobertura. Li (2018) propone un modelo de cópula dinámico con cambio de régimen para estimar las RCOMV utilizando datos diarios de los mercados accionarios y futuros del índice CSI 300 de China. Los hallazgos indican que el modelo híbrido mejora la calidad de las estrategias de cobertura. Kaur y Gupta (2018) evalúan la eficiencia de las coberturas con futuros del índice accionario NIFTY 50 de la India. Los resultados revelan que los modelos convencionales proporcionan mejores coberturas que los modelos dinámicos. Lai (2018) estima las RCOMV empleando el modelo GARCH beta que incorpora medidas de volatilidad y covarianzas realizadas construidas con rendimientos intradía. Los resultados de la prueba de capacidad predictiva demuestran la superioridad del modelo para reducir el riesgo en el portafolio de cobertura.

Lai (2018) propone una estructura GARCH-cópula para la estimación de las RCOMV con datos de frecuencia alta de los rendimientos accionarios. Los hallazgos indican que la inclusión de medidas de volatilidad y correlación realizada mejora la eficiencia de las coberturas. Qu et al. (2019) utilizan datos de frecuencia alta de los futuros de los índices accionarios S&P 500 y CSI 300 para la evaluación del desempeño de los modelos de cobertura constante y dinámica. Los resultados revelan que las RCOMV estimadas con el modelo VCE heterogéneo son superiores a las de los modelos de MCO, VCE y GARCH-CCD-VCE. Lai (2019) utilizada datos diarios de los índices accionarios del S&P 500, DAX 30 y KOSPI 200 y futuros para evaluar el desempeño de una familia de modelos GARCH multivariados. De acuerdo con los criterios de riesgo-rendimiento y máxima utilidad, los modelos de cobertura dinámica presentan diferentes niveles de eficiencia en el diseño de las estrategias de cobertura. Kumar y Bose (2019) utilizan datos diarios de la NSE de la India y futuros del índice accionario NIFTY listados en la bolsa de valores de Singapur para estimar razones de cobertura cruzada. La evidencia confirma la eficiencia del modelo GARCH-CCD para reducir la varianza del portafolio de cobertura.

Para el índice accionario FTSE 100, Sultan et al. (2019) combinan el análisis de ondoletas³ con los modelos de MCO, GARCH y redes neuronales para el diseño de coberturas dependiente del tiempo para los inversionistas con preferencias para ciertos horizontes de cobertura. De acuerdo con los hallazgos, los modelos GARCH y redes neuronales mejoran la calidad de las coberturas dentro y fuera de la muestra. Kaur y Gupta (2019) estudian la eficiencia de la cobertura con contratos de futuros del índice accionario NIFTY de la India aplicando 8 modelos econométricos. Los resultados indican que las razones de cobertura

de los modelos MCO y tradicional son más efectivas para reducir la exposición al riesgo bajo los criterios de reducción de varianza y la relación riesgo-rendimiento, respectivamente. Lerskullawat (2019) estima las RCOMV a través de diferentes técnicas econométricas constantes y dinámicas utilizando futuros del índice accionario SET 50 de Tailandia y su evidencia es mixta. Wang et al. (2020) introducen el modelo VCE con filtro de Kalman para la estimación de las RCOMV con futuros del índice accionario de Taiwán. Los resultados indican que el modelo propuesto alcanza un excelente desempeño dentro y fuera de la muestra en comparación con los modelos tradicionales y dinámicos.

Hasan et al. (2020) emplean 8 diferentes modelos econométricos para estimar las RCOMV con futuros del índice accionario KOSPI 200. Los hallazgos demuestran que el desempeño de los modelos GARCH bivariados es inferior al del modelo de MCO. Santillán et al. (2020) comparan el desempeño de diferentes modelos de cobertura con futuros del IPC de la Bolsa Mexicana de Valores y encuentran evidencia empírica que favorece a la razón de cobertura dinámica. Chen et al. (2020) estiman razones de cobertura ex-ante para el índice accionario S&P 500, el tipo de cambio euro-dólar estadounidense y oro con base en el costo de acarreo y modelo de Vasicek. La evidencia señala que las RCOMV ex-ante son superiores a las RCOVM ex-post. Buyukkara et al. (2021) comparan el desempeño de una familia de modelos GARCH bivariados a fin evaluar la eficiencia de la cobertura. Los resultados son mixtos, puesto que el desempeño de los modelos de MCO y VECM diagonal sustenta que los futuros del índice accionario BIST 30 son excelentes mecanismos de cobertura para proteger los portafolios de los inversionistas. Las coberturas con modelos GARCH bivariados reducen eficientemente la exposición al riesgo cambiario, mientras que las coberturas con futuros del oro son ineficientes.

MÉTODO DE INVESTIGACIÓN

En este estudio se lleva a cabo la cobertura de la exposición al riesgo de precios en los mercados de capitales de Brasil y México. Para este propósito se utilizan los precios diarios de cierre de contado y futuros de los índices accionarios de las Bolsas de Valores Mexicana y Sao Paulo. Debido a los diferentes vencimientos las series de los precios de los futuros se construyen en forma continua de acuerdo con la regla habitual de la literatura, esto es, utilizando el contrato más próximo a vencer. 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. De esta manera, este procedimiento evitará el problema de precios volátiles derivado de la expiración del contrato y la falta de liquidez en los mercados de futuros.⁴ El análisis cubre el periodo del 3 de enero de 2000 al 31 de diciembre de 2019, totalizando 5,030 y 4,952 observaciones para México y Brasil, respectivamente. La muestra total se divide en dos submuestras a fin de capturar los efectos dinámicos en las RCOMV. El análisis dentro de la muestra comprende el periodo del 3 de enero de 2000 al 30 de diciembre de 2014, mientras que el análisis fuera de la muestra está determinado por el periodo del 2 de enero de 2015 al 31 de diciembre de 2019. Todas las series financieras se obtuvieron de la base de datos de Bloomberg.

Los participantes en los mercados de futuros pueden diseñar diferentes estrategias de cobertura para reducir la exposición al riesgo en la posición de contado, esto es, posición larga (corta) en el activo subyacente o de contado y corta (larga) en el contrato de futuros. Para alcanzar la mejor cobertura, los inversionistas deben determinar la RCOMV que permita inmunizar el riesgo sistemático por invertir en instrumentos financieros de los mercados accionarios de Brasil y México.

De esta manera, la razón de cobertura de mínima varianza está definida por

$$\beta_t = \frac{\text{Cov}(\Delta F_t, \Delta S_t | \Omega_t)}{\text{Var}(\Delta F_t | \Omega_t)} \quad (1)$$

donde $\text{Var}(\Delta F)$ representa la varianza de los cambios en los precios logarítmicos de los futuros y $\text{Cov}(\Delta S, \Delta F)$ indica la covarianza entre los cambios de los precios logarítmicos de contado y futuros, mientras que Ω_t es la σ -álgebra generada por el conjunto de información disponible en el tiempo Importar imagen . En la actualidad, existen varias metodologías para estimar empíricamente las RCOMV.

Método de mínimos cuadrados ordinarios

De acuerdo con el grueso de la literatura, el método de MCO es la aproximación más utilizada para estimar las RCOMV. Esta técnica consiste en estimar el coeficiente de la pendiente de la regresión de los cambios en los precios logarítmicos del activo subyacente de contado sobre los cambios en los precios logarítmicos de los futuros. De esta manera, la RCOMV es estimada por el siguiente modelo:

$$\Delta S_t = \alpha + \beta \Delta F_t + \varepsilon_t \quad (2)$$

donde ε_t representa el término de error aleatorio del modelo estimado y β indica el estimador de la RCO.

De acuerdo con Cecchetti et al. (1988), el modelo de MCO no es apropiado para estimar las RCO debido a que es un estimador constante. En consecuencia, el modelo es reestimado utilizando una ventana móvil para capturar el efecto dinámico en la cobertura. 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.

Modelo de vectores autorregresivos (VAR)

La presencia de correlación serial en los residuales de las variables endógenas reduce el potencial del modelo de MCO en la estimación de las RCO. Este problema observado en las series financieras se puede relajar utilizando una estructura VAR bivariada, es decir,

$$\Delta S_t = \alpha_S + \sum_{i=1}^k \beta_{Si} \Delta S_{t-i} + \sum_{i=1}^k \gamma_{Si} \Delta F_{t-i} + \varepsilon_{St} \quad (3)$$

$$\Delta F_t = \alpha_F + \sum_{i=1}^k \beta_{Fi} \Delta S_{t-i} + \sum_{i=1}^k \gamma_{Fi} \Delta F_{t-i} + \varepsilon_{Ft} \quad (4)$$

donde $\Delta S_t = \ln S_t - \ln S_{t-1}$ y $\Delta F_t = \ln F_t - \ln F_{t-1}$, α_S y α_F son los interceptos del modelo de regresión. $\beta_{Si}, \gamma_{Si}, \beta_{Fi}$ y γ_{Fi} son parámetros. ε_{St} y ε_{Ft} son vectores de errores independientes e idénticamente distribuidos. Para evitar estimaciones sesgadas y reducir la presencia de correlación serial en los residuales, el criterio de Hanna-Quinn (HQC) es utilizado para determinar el número de rezagos óptimo en la estructura VAR. Debido al hecho de que los criterios de información de Akaike y Schwarz tienden a sobreestimar y subestimar el orden de rezagos y reducen el poder de la prueba (Liew, 2004).

Una vez estimada la estructura VAR, los residuales son extraídos para calcular la razón de cobertura con la varianza $\text{Var}(\varepsilon_{Ft})$ y covarianza $\text{Cov}(\varepsilon_{St}, \varepsilon_{Ft})$, es decir,

$$\beta_t^{\text{VAR}} = \frac{\text{Cov}(\varepsilon_{Ft}, \varepsilon_{St} | \Omega_t)}{\text{Var}(\varepsilon_{Ft} | \Omega_t)} \quad (5)$$

donde β_t^{VAR} es la RCOMV estimada con el modelo VAR estándar.

Modelos VAR bayesianos (BVAR)

En esta sección se describe brevemente el enfoque bayesiano para la estimación del modelo VAR. En la literatura es bien sabido que las aproximaciones estándar han sido utilizadas ampliamente como herramientas para la estimación de las coberturas con futuros. Sin embargo, estos modelos se caracterizan por tener estructuras econométricas menos parsimoniosas para la dinámica del vector de series de tiempo,

lo que da origen al problema de dimensionalidad. Este hecho provoca que los modelos VAR proporcionen estimaciones sesgadas en los parámetros y un pobre desempeño en términos de la calidad de predicción, particularmente fuera de la muestra (Sims, 1980; Koop y Korobilis, 2010).

De acuerdo con Doan et al. (1984), Litterman (1986), Todd (1988) y Ciccarelli y Rebucci (2003), el enfoque bayesiano tiene como referencia el modelo VAR, pero en su forma reducida, es decir,

$$Y_t = B_1 Y_{t-1} + B_2 Y_{t-2} + \cdots + B_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (6)$$

donde Y_t es el vector de variables endógenas de dimensión $n \times 1$. ε_t es el vector de residuales de dimensión $n \times 1$, los cuales son independientes e idénticamente distribuidos bajo una distribución normal multivariada $N(0, \Sigma)$. B_i son matrices de parámetros de $n \times 1$.

En su forma reducida, la ecuación (6) se puede expresar por

$$Y_t = \mu + X_t b + \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, T \quad (7)$$

donde $X_t = I_n \otimes (1, Y_{t-1}, \dots, Y_{t-p})'$ es una matriz de dimensión $n \times nk$ y $b = \text{vec}(B)$, donde $B = (B_0, B_1, \dots, B_p)'$ es un vector de parámetros de dimensión $nk \times 1$. En este caso, la estimación de los parámetros de interés son el vector b y la matriz de varianza-covarianza Σ .

En el marco del modelo VAR bayesiano es importante introducir algunas reglas probabilísticas, con el fin de mejorar la estimación de los parámetros del modelo. Por ejemplo, el uso de la distribución a priori permite tratar a los parámetros como variables aleatorias con valores esperados especificados previamente, esto es, recoge la incertidumbre en los parámetros antes de observar la información. La función de verosimilitud es equivalente a la distribución de la información dado los parámetros del modelo, es decir, toda la información contenida en los datos observados. Finalmente, la distribución a posteriori de los parámetros se deriva del resultado del producto entre la función de densidad a priori y la función de verosimilitud.

De acuerdo con el teorema de Bayes, la función de densidad conjunta a posteriori de los parámetros está definida de la siguiente manera:

$$p(b, \Sigma | Y) = \frac{p(Y|b, \Sigma)p(b, \Sigma)}{p(Y)} \propto p(Y|b, \Sigma)p(b, \Sigma) \quad (8)$$

donde $p(Y|b, \Sigma)$ representa la función de verosimilitud de los datos condicionales a los parámetros, $p(b, \Sigma)$ es la función de densidad conjunta prior y $p(Y)$ es la probabilidad marginal.

En consecuencia, la razón de cobertura óptima se puede definir de la siguiente manera:

$$\beta_t^{\text{BVAR}} = \frac{\text{Cov}(\varepsilon_{Ft}, \varepsilon_{St} | \Omega_t)}{\text{Var}(\varepsilon_{Ft} | \Omega_t)} \quad (9)$$

Modelo de vectores de corrección de error (VCE)

Chou et al. (1996) argumentan que la estructura VAR está mal especificada porque no se considera la relación de equilibrio de largo plazo entre dos o más variables no estacionarias e integradas de orden uno, también conocida como cointegración. Por lo que en el modelo VAR se debe agregar el término de corrección de error que captura el efecto de cointegración de las dos series de los precios.

En consecuencia, si las series de los precios de contado y futuros están cointegradas de orden uno, el modelo VCE se puede expresar de la siguiente manera:

$$\Delta S_t = \alpha_S + \sum_{i=1}^k \beta_{Si} \Delta S_{t-i} + \sum_{i=1}^k \gamma_{Si} \Delta F_{t-i} + \lambda_S \nu_{t-1} + \varepsilon_{St} \quad (10)$$

$$\Delta F_t = \alpha_F + \sum_{i=1}^k \beta_{Fi} \Delta S_{t-i} + \sum_{i=1}^k \gamma_{Fi} \Delta F_{t-i} + \lambda_F \nu_{t-1} + \varepsilon_{Ft} \quad (11)$$

$$S_t = \omega + \phi F_t + \nu_t \quad (12)$$

donde el componente ν_{t-1} es el término de corrección de error desfasado un periodo con factor de cointegración ϕ . Los parámetros λ_S y λ_F miden la velocidad de ajuste de las variables dependientes hacia la desviación de equilibrio de largo plazo del periodo anterior. En este marco, las estimaciones de las RCO se obtienen utilizando el mismo procedimiento de los modelos VAR y BVAR, esto es, con la varianza y covarianza de las series de los residuales como se describe en la ecuación (5).

Finalmente, la RCOMV es definida por la siguiente expresión:

$$\beta_t^{\text{VEC}} = \frac{\text{Cov}(\varepsilon_{Ft}, \varepsilon_{St} | \Omega_t)}{\text{Var}(\varepsilon_{Ft} | \Omega_t)} \quad (13)$$

RESULTADOS

Estadísticas básicas y pruebas de raíces unitarias

Para el análisis preliminar de los datos es importante transformar las series de los precios de contado y futuros a rendimientos continuos de la siguiente manera: $R_t = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1})$. Los resultados de la Tabla 1 muestran medias positivas, aunque pequeñas, en los mercados accionarios de contado y futuros. Sin embargo, la desviación estándar presenta valores altos en ambos mercados, incluso se puede apreciar un valor relativamente más alto en la Bolsa de Valores de Sao Paulo. Este hallazgo revela que los inversionistas experimentaron una mayor exposición al riesgo durante el periodo de análisis, lo cual es sustentado por la ocurrencia de diversos eventos tales como la crisis subprime, la crisis financiera global y la crisis de deuda soberana Europea. Asimismo, las series de rendimientos presentan diferentes niveles de asimetría en ambos mercados, esto es, negativo para Brasil y positivo para México y exceso de curtosis. Este hecho revela que la distribución de los rendimientos presenta propiedades de colas más gordas que la normal, lo cual es confirmado por el valor alto del estadístico Jarque-Bera.

TABLA 1
 Resultados de las estadísticas básicas y pruebas de raíces unitarias
Cuadro 1

Mercado	Brasil		México	
	Contado	Futuros	Contado	Futuros
Panel A: Estadísticas Básicas				
Media	0.0321	0.0313	0.0510	0.0500
Mínimo	-12.1021	-11.0124	-8.2670	-8.0340
Máximo	13.6802	11.9024	10.4412	10.9521
Desviación Estándar	1.8724	1.9071	1.4035	1.4382
Sesgo	-0.1116	-0.1335	0.0223	0.0498
Curtosis	6.8814	5.6213	7.5951	7.8455
Jarque-Bera	2181	1002	3099	3447
Q(16)	43.7412*	41.5608*	68.9293*	62.4937*
Valor- <i>p</i>	[0.0002]	[0.0005]	[0.0000]	[0.0000]
ARCH(16)	916	663	565	618
Valor- <i>p</i>	[0.0000]	[0.0000]	[0.0000]	[0.0000]
Panel B: Pruebas de Raíz Unitaria				
Niveles				
Dickey-Fuller	-1.47	-1.51	-1.97	-2.08
Phillips-Perron	-1.04	-1.03	-0.67	-0.63
Primeras Diferencias				
Dickey-Fuller	-27.87*	-28.07*	-24.74*	-27.76*
Phillips-Perron	-58.68*	-59.18*	-53.70*	-53.99*

Los resultados de la prueba de Ljung-Box Q(16) confirman la fuerte presencia de correlación serial en cada una de las series de los rendimientos de los precios de contado y futuros. Este hallazgo sugiere una mejor especificación que coadyuve a capturar este fenómeno de mercado y estimar mejores RCOMV. Además, los resultados de la prueba del multiplicador de Lagrange revelan la existencia de efectos ARCH de orden 16 en los rendimientos de los precios de contado y futuros. Este hecho estilizado de las series financieras es mejor apreciado en la Figura 1, la cual muestra el comportamiento dinámico de los rendimientos en los mercados accionarios y futuros de Brasil y México. Un hecho importante de resaltar es que la intensidad del fenómeno de los efectos ARCH es más pronunciada en los períodos de crisis e inestabilidad financiera. En 2000-2003, cuando la burbuja financiera del sector tecnológico de los Estados Unidos estalla, y se intensifica con los escándalos de Enron y World Com. En 2008-2009, durante la recesión económica de los Estados Unidos y la crisis de deuda soberana Europea en 2010-2012. Durante estos períodos se puede observar que los rendimientos experimentaron una sucesión de movimientos atípicos positivos y negativos en intervalos de tiempo relativamente cortos.

Figura 1

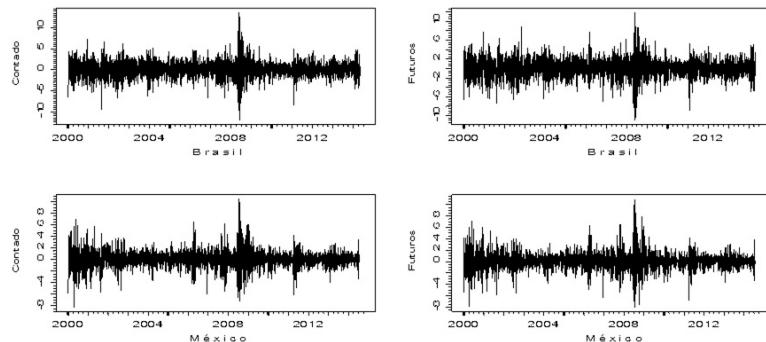


FIGURA 1.

Evolución dinámica de los rendimientos de los mercados accionarios y futuros.

Las condiciones de estacionariedad en los niveles de los precios y rendimientos son validadas con las pruebas estadísticas de Dickey-Fuller Aumentada y Phillips-Perron. Los resultados del Panel B de la Tabla 1 muestran que los valores negativos cercanos a cero de los estadísticos son insuficientes para el rechazo de la hipótesis nula a un nivel de significancia de 5%, lo que implica que las series de los logaritmos de los precios de contado y futuros contienen una raíz unitaria y son no estacionarias. En consecuencia, la confirmación de raíces unitarias apoya la presencia de relaciones de cointegración entre los mercados de contado y futuros de Brasil y México. No obstante, las series de los rendimientos son estacionarias debido a la carecen de raíces unitarias.

Pruebas de cointegración

En esta sección se analiza la relación de cointegración entre los mercados de contado y futuros aplicando la metodología de Johansen (1988). Esta prueba de rango de cointegración consiste en la construcción de estadísticos de razón de verosimilitud para determinar el rango de la matriz de impacto de largo plazo basado en el valor propio máximo y traza. El número de vectores de cointegración es determinado por la prueba estadística del número de valores propios de la matriz de impacto de largo plazo basada en la hipótesis nula de que no existen vectores de cointegración. Sin embargo, si la hipótesis nula es rechazada, entonces existe al menos una relación de cointegración y se procede a validar la hipótesis nula de r vectores de cointegración contra la hipótesis alternativa de $(r+1)$ vectores de cointegración. En este caso, el rechazo de la hipótesis nula concluye la existencia de al menos dos vectores de cointegración. Este procedimiento se repite hasta que la hipótesis nula sea aceptada.

De acuerdo con los resultados reportados en la Tabla 2, las pruebas de la traza y máximo valor propio revelan la existencia de al menos un vector de cointegración entre los rendimientos de los precios de contado y futuros a un nivel de significancia de 1% en ambos mercados. De esta manera, las series de los rendimientos presentan una relación de cointegración con rango uno, lo que indica fuertes vínculos entre el mercado de contado y futuros de Brasil y México. Finalmente, los hallazgos confirman que la presencia de relaciones de cointegración puede tener un efecto positivo en la estimación de las RCOMV. Por lo que el término de corrección de error debe ser considerado en el modelo VAR.

TABLA 2.
Resultados de la prueba de cointegración.

Mercado	Valores Propios	Estadístico de la Traza	Estadístico del Máximo
Brasil			
$r=0$	0.2913	2033**	1192**
$r=1$	0.2158	841**	841**
México			
$r=0$	0.3138	2360**	1325**
$r=1$	0.2547	1034**	1034**

ANÁLISIS

En la Tabla 3 se reporta los parámetros estimados del modelo de MCO y las RCO para los mercados de futuros de Brasil y México. En ambos mercados, los coeficientes constantes, α son estadísticamente no significados para cualquier nivel de significancia. Este hecho es sustentado por el alto valor de la probabilidad. Sin embargo, los resultados revelan que el parámetro estimado β o RCO es estadísticamente significativo a un nivel de significancia de 5% de acuerdo con su valor- p , el cual es menor al 5%. Además, las RCO alcanzan valores muy altos de 0.9310 para Brasil y 0.9437 para México con coeficientes de determinación (R^2) de 0.9016 y 0.9357, respectivamente.

TABLA 3.
Estimación de las RCO utilizando el modelo de MCO.

Mercado	Brasil		México	
	Coeficiente	Valor- p	Coeficiente	Valor- p
α	0.0029 ■ (0.0100)	0.7682	0.0038 ■ (0.0060)	0.5254
β	0.9310* ■ (0.0052)	0.0000	0.9437* ■ (0.0042)	0.0000
R^2	0.9016		0.9356	
Q(6)	343.28	0.0000	202.36	0.0000
Q(8)	345.26	0.0000	206.55	0.0000
Q(10)	350.27	0.0000	209.65	0.0000
Q(12)	364.98	0.0000	217.69	0.0000
Q(16)	365.41	0.0000	219.44	0.0000

Sin embargo, una de las desventajas del modelo de MCO es que no elimina la correlación serial de los residuales. Los resultados de la prueba de Ljung-Box- Q indican que los residuales del modelo de regresión son estadísticamente significativos, lo que implica la presencia de correlación serial de orden 6, 8, 10, 12 y 16 en ambos mercados. Por ello, la literatura propone los modelos VAR para remover la autocorrelación en los residuales y estimar RCOMV más eficientes. Otra debilidad se refiere a que el modelo de MCO asume que los rendimientos de los precios de contado se definen como una función de los rendimientos de los precios de los futuros. En este sentido, la definición de variables endógenas de los rendimientos de los precios de contado y futuros puede ser relajada por el modelo VAR.

En la Tabla 4 se reportan los resultados estimados de los modelos VAR, BVAR y VCE. Todas las aproximaciones asumen que los rendimientos de los precios de contado y futuros son variables endógenas. De acuerdo con el criterio de Hanna-Quinn, el número de rezagos óptimo seleccionado equivale a 2 y 3 para la

estructuras VAR y VCE de los mercados accionarios y futuros de México y Brasil, respectivamente. Mientras que el orden de rezagos para el modelo BVAR es igual a 5 en ambos mercados.⁵ Los resultados muestran que la mayoría de los parámetros estimados de los modelos no son estadísticamente significativos para cualquier nivel de significancia. Sin embargo, este hecho no tiene la mínima importancia para la estimación de las RCOMV. En este caso, el objetivo de los modelos VAR y BVAR es eliminar la correlación serial en las series de los residuales de los precios de contado y futuros, puesto que son utilizados para calcular las razones de cobertura a través de la covarianza y varianza. De esta manera, los valores de los estadísticos de la prueba de Ljung-Box indican que no existe evidencia significativa de correlación serial en los residuales de los rendimientos de los precios de contado y futuros de Brasil y México, especialmente para el orden de rezagos igual a 6 y 12. Este hecho también es apoyado por los valores-*p*, los cuales son mayores al nivel de significancia de 5%. Los hallazgos sugieren que la especificación de los modelos VAR y BVAR es apropiada para estimar las RCOMV.

TABLA 4.
Estimación de los parámetros de los modelos VAR, BVAR y VCE.

Coeficientes	VAR		BVAR		VCE	
	<i>AS</i>	<i>AF</i>	<i>AS</i>	<i>AF</i>	<i>AS</i>	<i>AF</i>
Panel A: Estimaciones para el mercado accionario de Brasil						
α	0.0357 (0.0317)	0.0345 (0.0322)	0.0298 (0.0300)	0.0288 (0.0307)	0.0358 (0.0317)	0.0344 (0.0322)
β_1	-0.0705 (0.0575)	0.3211 (0.0585)	0.1868 (0.0430)	-0.0397 (0.0439)	-0.0134 (0.0636)	0.2725* (0.0646)
β_2	-0.0597 (0.0607)	0.1248 (0.0617)	-0.0022 (0.0403)	-0.0262 (0.0412)	-0.0177 (0.0639)	0.2725 (0.0649)
β_3	0.0281 (0.0577)	0.1157 (0.0586)	0.0055 (0.0366)	0.0065 (0.0374)	0.0554 (0.0591)	0.0924 (0.0600)
γ_1	0.0815 (0.0566)	-0.3021 (0.0575)	-0.1539 (0.0422)	0.0705 (0.0431)	0.0237 (0.0629)	-0.2528* (0.0639)
γ_2	0.0297 (0.0597)	-0.1566 (0.0606)	-0.0264 (0.0396)	-0.0085 (0.0404)	-0.0132 (0.0631)	-0.1200*** (0.0641)
γ_3	-0.0734 (0.0565)	-0.1608 (0.0574)	-0.0507 (0.0359)	-0.0505 (0.0367)	-0.1016*** (0.0581)	-0.1368** (0.0204)
λ					8.6301** (4.1017)	7.3487*** (4.1669)
Q(6)	3.4425 [0.7516]	3.5079 [0.7429]	4.6931 [0.5837]	5.207 [0.5175]	3.3821 [0.7596]	3.0898 [0.7975]
Q(12)	13.8336 [0.3115]	16.3086 [0.1775]	15.2158 [0.2298]	17.3325 [0.1375]	14.1079 [0.2939]	15.6321 [0.2087]
Panel B: Estimaciones para el mercado accionario de México						
α	0.0499 (0.0235)	0.0477 (0.0241)	0.0457 (0.0222)	0.0458 (0.0228)	0.0499** (0.0235)	0.0477** (0.0240)
β_1	-0.0091 (0.0679)	0.2591 (0.0696)	0.3037 (0.0466)	-0.1133 (0.0479)	-0.0162 (0.0707)	0.1937* (0.0724)
β_2	-0.0454 (0.0678)	0.0467 (0.0696)	-0.0012 (0.0426)	-0.0404 (0.0438)	-0.0502 (0.0691)	0.2725 (0.0649)
β_3			-0.0063 (0.0383)	-0.0212 (0.0394)		
γ_1	0.1155 (0.0662)	-0.147 (0.0679)	-0.1745 (0.0454)	0.2315 (0.0467)	0.1226*** (0.0691)	-0.0816 (0.0708)
γ_2	-0.0151 (0.0662)	-0.096 (0.0679)	-0.0574 (0.0416)	-0.0094 (0.0427)	-0.0103 (0.0675)	-0.0520 (0.0691)
γ_3			0.0015 (0.0374)	0.0119 (0.0384)		
λ					-1.2247 (3.3859)	-11.2154* (3.4665)
Q(6)	5.3466 [0.5002]	5.6902 [0.4588]	3.3769 [0.7603]	3.1901 [0.7846]	5.3648 [0.4979]	5.1783 [0.5212]
Q(12)	15.7569 [0.2026]	18.3568 [0.1053]	11.9159 [0.4525]	14.3933 [0.2763]	15.7905 [0.2012]	17.9679 [0.1167]

Asimismo, los resultados de la sección previa confirman la existencia de al menos una relación de cointegración entre los precios de contado y futuros. Por consiguiente, la incorporación del término de corrección de error en el modelo VAR puede coadyuvar a reducir el sesgo en la estimación de las RCOMV. En este contexto, las estimaciones del modelo VEC son reportados en la Tabla 4, y muestran que algunos

parámetros estimados son estadísticamente significativos con diferentes niveles de significancia, en particular para los rendimientos del mercado de futuros de Brasil. En el caso de los parámetros estimados λ_S y λ_F que miden la velocidad de ajuste de las deviaciones de corto plazo en la relación de equilibrio de largo plazo entre los precios de contado y futuros. El efecto en la media de los rendimientos de los futuros es negativo y estadísticamente significativo a un nivel de significancia de 10% y 1% para los mercados de futuros de Brasil y México. En tanto que para el mercado de contado de Brasil, el efecto es positivo y estadísticamente significativo a un nivel de significancia de 5%.

En resumen, los hallazgos revelan que incrementos en las desviaciones de corto plazo tienden a incrementar los rendimientos de contado, pero al mismo tiempo reducen los rendimientos de los futuros. Otro hallazgo importante es que los valores de los coeficientes de los rendimientos de contado son más grandes que los coeficientes de los rendimientos de los futuros, lo que implica que los mercados de contado responden más rápidamente que los mercados de futuros cuando la relación de equilibrio de largo plazo es afectada por la llegada de nueva información. Una de las características comunes de los mercados de futuros es su capacidad en el proceso de la asimilación de la información, y que proporciona beneficios al momento de la fijación de los precios. De la misma manera, los residuales son extraídos de los modelos estimados para estimar las razones de cobertura óptima de mínima varianza.

Una vez estimados los modelos de cobertura, la RCOMV de la aproximación de MCO se obtiene directamente del coeficiente de la pendiente de la regresión lineal. Asimismo, los residuales de los rendimientos de los precios de contado y futuros de los modelos VAR, BVAR y VCE son extraídos para estimar las RCOMV a través de la proporción entre la covarianza y la varianza de los mismos. En la Tabla 5 se reportan las estimaciones de las RCOMV para los diferentes períodos de cobertura. Para el horizonte de cobertura de un día, los resultados muestran que el modelo VCE proporciona las RCOMV dentro de la muestra más conservadoras con valores de 0.9427 para Brasil y 0.9499 para México, seguido por el modelo VAR con valores de 0.9409 y 0.9450 en el mismo orden. Para el horizonte de cobertura semanal, el modelo de VCE continua proporcionando las RCOMV más conservadoras en ambos mercados de futuros, seguido por el modelo VAR en Brasil y el modelo de MCO en México. Para el periodo mensual, el modelo de MCO proporciona estimaciones de las RCOMV dentro de la muestra más conservadoras, seguido por el modelo VCE para los dos mercados de futuros estudiados.

TABLA 5.
Estimaciones de las razones de cobertura dentro de la muestra.

Modelo	MCO	VAR	BVAR	VCE
Panel A: Razones de cobertura diarias				
Brasil	0.9310	0.9409	0.9216	0.9427
México	0.9437	0.9450	0.9296	0.9499
Panel B: Razones de cobertura semanales				
Brasil	0.9321	0.9488	0.9001	0.9489
México	0.8974	0.8461	0.8619	0.9051
Panel C: Razones de cobertura mensuales				
Brasil	0.8940	0.8889	0.8864	0.8925
México	0.8710	0.8643	0.8042	0.8654

Un hallazgo importante es que el modelo BVAR estima RCOMV menos conservadoras en cualquier periodo de cobertura a pesar de que su estructura es más sofisticada, excepto para los rendimientos semanales de los mercados de México con valor de 0.8619 contra 0.8461 del modelo VAR. Por lo que las RCOMV

estimadas no tienden a converger a la razón de cobertura uno a uno (*naive*). De hecho, el valor de las RCOMV tienden a disminuir cuando el horizonte de cobertura se incrementa, lo que implica que los mercados accionarios requieren de un tiempo mínimo de una a cuatro semanas para asimilar la información nueva generada en los mercados de futuros de Brasil y México, y reflejarla plenamente en los precios de contado.

DISCUSIÓN

En esta sección se analiza el comportamiento dinámico de las RCOMV estimadas fuera de la muestra para el periodo del 2 de enero de 2015 al 31 de diciembre de 2019. Los parámetros de los 4 modelos de cobertura son reestimados utilizando una ventana móvil de tamaño de 3,715 y 3,774 observaciones para Brasil y México, respectivamente. El procedimiento consiste en remover la observación más remota y agregar la observación más reciente al periodo muestral. De esta manera, el tamaño de la muestra se mantenga fijo durante la reestimación de los modelos y las estimaciones no se traslanan.

La Figura 2 describe el patrón dinámico de las RCOMV de los modelos económétricos para los mercados de futuros de Brasil y México. Las líneas sólidas inferior y superior representan las RCOMV estimadas por los modelos BVAR y VCE, respectivamente. Mientras que las líneas delgadas inferior y superior describen el comportamiento dinámico de las RCOMV de los modelos de MCO y VAR en el mismo orden. En la gráfica se puede apreciar que los valores de las RCOMV se encuentran muy cerca de 1, particularmente en el mercado de futuros de Brasil que alcanzan valores de 0.9809 con el modelo VCE y 0.9792 con el modelo VAR. Mientras que las RCOMV del modelo BVAR son menos conservadoras (0.9158), lo que demuestra la rápida reacción del modelo BVAR a las condiciones cambiantes de mercado a diferencia de la reacción conservadora de los modelos VCE, VAR y MCO.

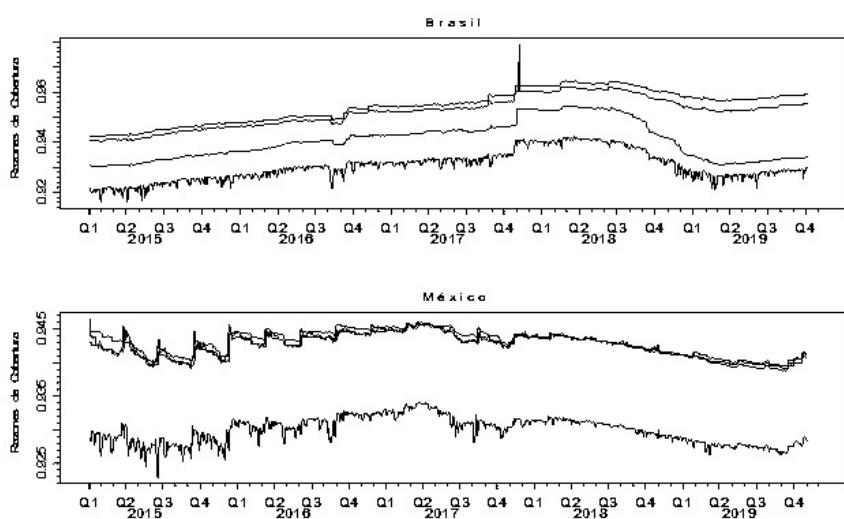


FIGURA 2.
Evolución dinámica de las razones de cobertura a través del tiempo.

En un análisis más profundo se puede observar que la tendencia de las RCOMV del mercado de futuros de Brasil suele ser más volátil que la del mercado de futuros de México bajo cualquier modelo económico. Este hecho se atribuye a que las RCOMV del mercado de futuros de Brasil fluctúan en rangos más amplios en el corto plazo, esto es, 0.9302-0.9547 con el modelo de MCO, 0.9403-0.9792 con el modelo VAR, 0.9158-0.9422 con el modelo BVAR y 0.9423-0.9645 con el modelo VCE. Por el contrario, la tendencia de las RCOMV del mercado de futuros de México es muy similar bajo cualquier modelo de cobertura con

rangos más estrechos del orden de 0.9228-0.9340 con el modelo BVAR y 0.9390-0.9461 con el modelo VCE, lo que reduce las desviaciones del valor promedio con valor de 0.0019 contra 0.0059 y 0.0017 contra 0.0028 en el mismo orden.

En conclusión, la capacidad de los modelos econométricos juega un papel importante en el diseño de estrategias de coberturas dinámicas, porque el rebalanceo de los portafolios de cobertura debe realizarse en forma continua, con el fin de reducir eficientemente la incertidumbre en los portafolios de los inversionistas institucionales que participan en los mercados accionarios de Brasil y México.

Por otra parte, los inversionistas no solo toman posiciones cortas o largas en los mercados de futuros para mitigar la exposición al riesgo de precios, sino también evalúan la calidad de sus coberturas mediante el desempeño de los modelos para reducir el riesgo en el portafolio de cobertura. En este sentido, los rendimientos esperados de los portafolios de cobertura están formados por posiciones de contado y futuros, es decir,

$$R_{C,t} = R_{S,t} - \beta_t R_{F,t} \quad (14)$$

$$R_{C,t} = -R_{S,t} + \beta_t R_{F,t} \quad (15)$$

donde $R_{C,t}$ indica el rendimiento del portafolio de cobertura en el tiempo t . $R_{S,t}$ y $R_{F,t}$ son los rendimientos de las posiciones de contado y futuros. El parámetro β_t representa la RCO o número de futuros requeridos para cubrir la posición de mercado sin cobertura.

En consecuencia, el portafolio de cobertura de mínima varianza se obtiene al aplicar el operador varianza a las ecuaciones (14) y (15) de la siguiente manera:

$$\text{Var}(R_{C,t}) = \text{Var}(R_{S,t}) - 2\beta_t \text{Cov}(R_{S,t}, R_{F,t}) + \beta_t^2 \text{Var}(R_{F,t}) \quad (16)$$

donde $\text{Var}(R_{F,t})$, $\text{Var}(R_{S,t})$

son las varianzas de los rendimientos de los futuros y contado. Esta última también es conocida como la varianza del portafolio sin cobertura. $\text{Cov}(R_{S,t}, R_{F,t})$ es la covarianza entre los rendimientos de las posiciones de contado y futuros.

En la literatura existen varios criterios para evaluar el desempeño de los modelos de cobertura. En términos porcentuales, el índice eficiente de cobertura es una medida que permite reducir el riesgo en el portafolio de cobertura. Este indicador se determina a partir de la diferencia entre la 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:

$$\text{IEC} = \left(\frac{\text{Var}(R_{S,t}) - \text{Var}(R_{C,t})}{\text{Var}(R_{S,t})} \right) 100 \quad (17)$$

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

Otro criterio utilizado para evaluar el desempeño comparativo en los modelos estimados, es la tradicional función de utilidad de media-varianza. Esta métrica captura el nivel de aversión al riesgo de los inversionistas. La función de utilidad de media-varianza se puede expresar de la siguiente manera:

$$\text{EU}(R_{C,t}) = \text{E}(R_{C,t}) - \phi \text{Var}(R_{C,t}) \quad (18)$$

donde ϕ mide el grado de aversión al riesgo de los inversionistas. El cálculo de la función de utilidad requiere de un nivel medio de aversión al riesgo, por lo que la literatura recomienda un valor igual a 4.

Finalmente, el último criterio utilizado para el análisis del desempeño de los modelos estimados en la reducción de la varianza, es la medida de valor en riesgo (VaR). Con el fin de hacer breve la discusión de esta medida de riesgo, el VaR se calcula de la siguiente manera:

$$\text{VaR} = E(R_{C,t}) + Z_\alpha \sqrt{\text{Var}(R_{C,t})} \quad (19)$$

donde Z_α

es el percentil de la distribución normal para un nivel de confianza α (5% o 1%).⁶

Este estudio evalúa de la calidad de la cobertura óptima fuera de la muestra para los 4 modelos de MCO, VAR, BVAR y VCE. El análisis también incluye a la cobertura uno a uno, la cual es ampliamente considerada en estudios empíricos. Para el análisis fuera de la muestra se utilizan los rendimientos diarios, semanales y mensuales del periodo del 2 de enero de 2015 al 31 de diciembre del 2019. Asimismo, la calidad de la cobertura es evaluada bajo los criterios del IEC, la función de utilidad de media-varianza y VaR. El IEC mide la diferencia proporcional entre las varianzas de los portafolios sin y con cobertura. La utilidad representa la utilidad promedio de un inversionista en el contexto media-varianza con coeficiente de aversión al riesgo igual a 4. La utilidad (UM) mejora cuando la diferencia entre $EU(R_{c,t})$ y $EU(R_{s,t})$ se incrementa. La reducción del VaR al 5% mide la diferencia proporcional entre las medidas VaR de las posiciones de mercado sin y con cobertura.

En la Tabla 6 se reportan los resultados de la varianza, la función de utilidad y el VaR al 5% de las estrategias con y sin cobertura, así como los valores del IEC, UM y reducción del VaR. Los tres criterios de evaluación revelan que la estrategia de cobertura uno a uno tiene el peor desempeño con respecto a todos los modelos de cobertura en términos de reducción de varianza, riesgo y optimización máxima de la utilidad del portafolio de cobertura para los rendimientos diarios, semanales y mensuales de ambos mercados, excepto para las rendimientos mensuales del mercado de futuros de Brasil en donde el modelo BVAR reporta el peor desempeño fuera de la muestra en términos de la reducción del VaR.

De acuerdo con el IEC, UM y VaR, el desempeño del modelo BVAR es superior al de los modelos de MCO, VAR y VCE para los rendimientos diarios y semanales, lo que confirma la eficiencia de las coberturas dinámicas con futuros para la administración del riesgo de los portafolios en el mercado accionario de Brasil. Para los rendimientos mensuales, el desempeño del modelo BVAR es superado por la capacidad del modelo de MCO bajo el IEC y UM y el modelo VCE bajo el VaR al 5%. Este hecho se atribuye a que las estimaciones de las RCOMV son menos conservadoras y volátiles a través del tiempo. Para el caso de México, la evidencia empírica es completamente mixta para los rendimientos diarios. De acuerdo con los 3 criterios de evaluación, el desempeño de los modelos de MCO, VAR y VCE mejora notablemente las estrategias de cobertura para reducir la incertidumbre en los precios de las posiciones de contado. Sin embargo, la calidad de la cobertura de los modelos BVAR y MCO es superior para los rendimientos semanales bajo el IEC. Asimismo, la medida UM favorece el desempeño del modelo de MCO, mientras que la medida VaR apoya el desempeño del modelo BVAR para el diseño de estrategias de cobertura dinámicas en comparación con los otros modelos estimados. Para los rendimientos mensuales, los criterios del IEC y VaR reconocen la superioridad del modelo BVAR y la capacidad del modelo VAR bajo el criterio de UM para minimizar la varianza en el portafolio de cobertura.

En un análisis más profundo, los hallazgos muestran que el desempeño del modelo BVAR es más eficiente para minimizar el riesgo en el portafolio de cobertura en ambos mercados; su desempeño superior ha sido seleccionado en 10 de 18 casos. Aunque en el caso de México, el modelo BVAR ha presentado similar desempeño con el modelo de MCO para los rendimientos semanales. Este hecho se atribuye a que el modelo BVAR tiene la capacidad para capturar apropiadamente las características comunes de los rendimientos de los mercados accionarios emergentes, lo que conduce a estimaciones de RCOMV menos conservadoras y más volátiles que las de los modelos de MCO, VAR y VCE. En segundo lugar se encuentra el modelo de MCO, el

cual ha presentado el mejor desempeño de cobertura en 7 de 18 casos. En el caso de los rendimientos diarios de México es importante resaltar que el modelo de MCO tiene similar desempeño al de los modelos VAR y VCE en tres y dos de los criterios, respectivamente. El modelo VAR está clasificado en la tercera posición con 4 de 18 casos, mientras que el desempeño del modelo VCE ha sido seleccionado en 3 de 18 casos para reducir el riesgo del portafolio de cobertura, lo que implica que la relación de cointegración es aún importante en el proceso de estimación de las RCOMV. Los hallazgos también revelan que la calidad de la cobertura disminuye para minimizar el riesgo en las posiciones de contado en la medida que las RCOMV convergen a 1.

TABLA 6.
Resultados de la calidad de la cobertura fuera de la muestra.

Brasil						México					
Varianza	Reducción	Utilidad	Utilidad	VaR	Reducción	Varianza	Reducción	Utilidad	Utilidad	VaR	Reducción
Varianza	Varianza	Mejorada	VaR	Varianza	Varianza	Mejorada	VaR	Mejorada	VaR	VaR	VaR
Panel A: Efectividad de la cobertura fuera de la muestra para datos diarios											
Sin cobertura	2.1719	-8.6443	2.4673		0.7255		-2.9039		1.3989		
Cobertura 1:1	0.4688	78.4152	-1.8766	6.7677	1.1246	54.4198	0.0413	94.3074	-0.1652	2.7387	0.3346
MCO	0.4404	79.7228	-1.7605	6.8838	1.0924	55.7249	0.0383	94.7209	-0.1532	2.7407	0.3219
VAR	0.4456	79.4834	-1.7822	6.8621	1.0984	55.4817	0.0383	94.7209	-0.1532	2.7407	0.3219
BVAR	0.4368	79.8886	-1.7458	6.8985	1.0885	55.8829	0.0384	94.7071	-0.1534	2.7405	0.3220
VCE	0.4545	79.0736	-1.8184	6.8259	1.1084	55.0764	0.0383	94.7209	-0.1533	2.7406	0.3219
Panel B: Efectividad de la cobertura fuera de la muestra para datos semanales											
Sin cobertura	1.8646	-7.3305	2.3739		0.5971		-2.3866		1.2726		
Cobertura 1:1	0.6397	65.6924	-2.5292	4.8013	1.3454	43.3253	0.0269	95.4949	-0.0944	2.2922	0.2833
MCO	0.6112	67.2209	-2.4103	4.9202	1.3202	44.3869	0.0230	96.1480	-0.0794	2.3072	0.2621
VAR	0.6118	67.1887	-2.4131	4.9174	1.3208	44.3616	0.0231	96.1313	-0.0801	2.3065	0.2624
BVAR	0.5950	68.0897	-2.3419	4.9886	1.3068	44.9513	0.0230	96.1480	-0.0800	2.3066	0.2616
VCE	0.6118	67.1887	-2.4131	4.9174	1.3208	44.3616	0.0232	96.1146	-0.0804	2.3062	0.2628
Panel B: Efectividad de la cobertura fuera de la muestra para datos mensuales											
Sin cobertura	1.6691	-6.2100	2.5913		0.6971		-2.8388		1.3228		
Cobertura 1:1	0.4105	75.4059	-1.5567	4.6533	1.1393	56.0337	0.0315	95.4813	-0.0974	2.7414	0.3209
MCO	0.3796	77.2572	-1.3947	4.8153	1.1370	56.1224	0.0284	95.9260	-0.0920	2.7468	0.2986
VAR	0.3807	77.1913	-1.3996	4.8104	1.1379	56.0877	0.0280	95.9834	-0.0885	2.7503	0.2985
BVAR	0.3873	76.7959	-1.4330	4.7770	1.1400	56.0066	0.0279	95.9977	-0.0903	2.7485	0.2959
VCE	0.3804	77.2093	-1.3994	4.8106	1.1366	56.1378	0.0280	95.9834	-0.0886	2.7502	0.2986

Los hallazgos indican que el desempeño predictivo del modelo BVAR se puede traducir en importantes beneficios económicos para los inversionistas institucionales nacionales e internacionales adversos al riesgo. Una eficiente cobertura con futuros proporciona mayor certidumbre y herramientas para amortiguar las fluctuaciones en los portafolios de inversión en períodos de extrema volatilidad con costos relativamente bajos, particularmente para los fondos de pensiones. Además, la liquidez y el volumen en los mercados de futuros se incrementan con la participación de los formadores de mercado, puesto que son fundamentales para su eficiente funcionamiento. Los grandes volúmenes operados en los mercados de futuros influyen no solo en la dinámica de los precios de los futuros, sino también en el comportamiento de los precios de los activos subyacentes. Finalmente, el análisis dentro de la muestra de la eficiencia de la cobertura también se realizó en ambos mercados. Los hallazgos confirman la superioridad del modelo de MCO para reducir el riesgo en el portafolio de cobertura bajo los tres criterios, en particular para México, los cuales son consistentes con la evidencia de Holmes (1995). Los resultados a detalle no se reportan en el documento por falta de espacio.

CONCLUSIONES

Este trabajo evalúa el desempeño del modelo BVAR para el diseño de estrategias de cobertura dinámicas que contribuyan en la reducción de la varianza del portafolio de cobertura de los rendimientos diarios, semanales y mensuales de los mercados accionarios y futuros de Brasil y México. El desempeño fuera de la muestra del modelo BVAR es comparado contra las estrategias de cobertura uno a uno y los modelos

de MCO, VAR y VCE en el periodo del 3 de enero de 2000 al 31 de diciembre de 2019 utilizando un procedimiento de ventana móvil y tres criterios de evaluación: índice eficiente de cobertura, utilidad mejorada y reducción del VaR al 5%. Los resultados muestran que el modelo VCE proporciona las RCOMV más conservadoras, debido a que su tendencia dinámica converge a la estrategia de cobertura convencional uno a uno, particularmente en los mercados de Brasil. Mientras que el modelo BVAR estima RCOMV dinámicas más realistas a las condiciones cambiantes del mercado con características menos conservadoras y más volátiles, incluso que los modelos de MCO y VAR. De hecho, los inversionistas institucionales domésticos e internacionales requieren de una menor cantidad de contratos de futuros para controlar la exposición al riesgo de precios de las posiciones tomadas en los mercados accionarios emergentes. Esto se debe a que la reacción de los modelos MCO, VAR y VCE es demasiado suave para capturar totalmente la información nueva generada en los mercados accionarios emergentes estudiados. En términos de la calidad de la cobertura, los resultados de los tres criterios de evaluación confirman la superioridad del modelo BVAR en la generación de información relevante para el diseño de estrategias de cobertura de mínima varianza para los dos mercados y diferentes horizontes de tiempo, seguido por el modelo de MCO. Aunque estudios han demostrado que los inversionistas pueden incurrir en pérdidas catastróficas por el uso de modelos de cobertura constante. Los hallazgos tienen importantes implicaciones económicas y financieras para los participantes en los mercados de futuros de Brasil y México. En el contexto de la administración del riesgo, los inversionistas institucionales no solo tendrán beneficios económicos al requerir menor número de contratos de futuros para proteger sus posiciones de contado, sino también evitarán costos de transacción adicionales por el rebalanceo periódico del portafolio de cobertura, los cuales son generados por el uso de modelos GARCH bivariados. Las entidades reguladoras contarán con mayor información del riesgo residual de los inversionistas para la determinación de requerimientos de capital suficientes. Además, el modelo BVAR es relativamente más fácil de implementar computacionalmente y económicamente que las estructuras sofisticadas GARCH. Sin embargo, el modelo BVAR también presenta la misma debilidad de la mayoría de los modelos previos, que consiste en el problema de reducción del tamaño de la muestra cuando las RCOMV son estimadas para diferentes horizontes de tiempo. Por ello, en un trabajo a futuro se pretende aplicar el análisis de ondoletas (*wavelets*) como mecanismo de filtración para la descomposición ortogonal de las series financieras en diferentes escalas de tiempo, y diseñar estrategias de cobertura multiescala.

Contribución de los autores:

Raúl de-Jesús-Gutiérrez propuso la idea original del trabajo, sugerencia de los mercados, estimación de modelos y redacción de la mayor parte del documento. Christian Bucio se encargó de la búsqueda de la información, redacción de la introducción y estimación del modelo de MCO. Lidia Carvajal se encargó de la búsqueda de la literatura relacionada con el tema, análisis preliminar de los datos y diseño de los cuadros y gráficas.

REFERENCIAS

- Baillie, R. T., y Myers, R. J. (1991). Bivariate GARCH estimation of the optimal commodity futures hedge. *Journal of Applied Econometrics*, 6(2), 109-124. <https://doi.org/10.1002/jae.3950060202>
- Bhaduri, N., y Durai, S. (2008). Optimal hedge ratio and hedging effectiveness of stock index futures: evidence from India. *Macroeconomics and Finance in Emerging Market Economies*, 1(1), 121–134. <https://doi.org/10.1080/17520840701859856>
- Bonga L., y Umoetok, E. (2016). The effectiveness of index futures hedging in emerging markets during the crisis period of 2008-2010: Evidence from South Africa. *Applied Economics*, 48(42), 3999-4018. <https://doi.org/10.1080/00036846.2016.1150948>

- Buyukkara, G., Kucukozmen, C. C., y Uysal, E. T. (2021). Optimal hedge ratios and hedging effectiveness: An analysis of the Turkish futures market. *Borsa Istanbul Review, forthcoming*.
- Cecchetti, S., Cumby, R., y Figlewski, S. (1988). Estimation of the optimal futures hedge. *Review of Economics and Statistics*, 70(4), 623–630. <https://doi.org/10.2307/1935825>
- Chen, R. R., Leistikov, D., y Wang, A. (2020). Futures minimum variance hedge ratio determination: An ex-ante analysis. *The North American Journal of Economics and Finance*, 54(C), article 100924. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2019.02.002>
- Ciccarelli, M., y Rebucci, A. (2003). Bayesian VARs: A survey of the recent literature with an application to the European Monetary System. IMF Working Paper 2003/102, International Monetary Fund.
- Chou, W., Fan, D., y Lee, C. (1996). Hedging with the Nikkei index futures: the conventional approach versus the error correction model. *Quarterly Review of Economics and Finance*, 36(4), 495-505. [https://doi.org/10.1016/S1062-9769\(96\)90048-4](https://doi.org/10.1016/S1062-9769(96)90048-4)
- Choudhry, T. (2003). Short-run deviations and optimal hedge ratio: Evidence from stock futures. *Journal of Multinational Financial Management*, 13(2), 171-192. [https://doi.org/10.1016/S1042-444X\(02\)00042-7](https://doi.org/10.1016/S1042-444X(02)00042-7)
- Choudhry, T. (2004). The hedging effectiveness of constant and time-varying hedge ratios using three Pacific Basin stock futures. *International Review of Economics and Finance*, 13(4), 371–385. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2003.04.002>
- Cotter, J., y Hanly, J. (2012). Hedging effectiveness under conditions of asymmetry. *The European Journal of Finance*, 18(2), 135-147. <https://doi.org/10.1080/1351847X.2011.574977>
- Degianakis, S., y Floros, C. (2010). Hedge ratios in South African stock index futures. *Journal of Emerging Markets Finance*, 9(3), 285-304. <https://doi.org/10.1177/097265271000900302>
- Doan, T., Litterman, R., y Sims, C. A. (1984). Forecasting and conditional projection using realistic prior distributions. *Econometrics Review*, 3(1), 1-100. <https://doi.org/10.1080/07474938408800053>
- Ederington, L. H. (1979). The hedging performance of the new futures markets. *Journal of Finance*, 34(1), 157–170. <https://doi.org/10.2307/2327150>
- Figlewski, S. (1984). Hedging performance and basis risk in stock index futures. *Journal of Finance*, 39(3), 657-669. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1984.tb03654.x>
- Floros, C., y Vougas, D. V. (2006). Hedging effectiveness in Greek stock index futures market, 1999-2001. *International Research Journal of Finance and Economics*, 5, 7-18. <http://www.eurojournals.com/IRJFE%206%20floros%201.pdf>
- Ghosh, A. (1993). Cointegration and error correction models: Intertemporal causality between index and futures prices. *Journal of Futures Markets*, 13(2), 193–198. <https://doi.org/10.1002/fut.3990130206>
- Hasan, M., Choudhry, T., y Zhang, Y. (2020). An econometric investigation of hedging performance of stock index futures in Korea: Dynamic versus static hedging. *International Journal of Banking, Accounting and Finance*, 11(2), 227 – 253. DOI: 10.1504/IJBAAF.2020.106712
- Herbst, A., Kare, D., y Caples, S. (1989). Hedging effectiveness and minimum risk hedge ratios in the presence of autocorrelation: foreign currency futures. *Journal of Futures Markets*, 9(3) 185–198. <https://doi.org/10.1002/fut.3990090302>
- Holmes, P. (1995). Ex ante hedge ratios and the hedging effectiveness of the FTSE-100 stock index futures contract. *Applied Economics Letters*, 2(3), 56-59. <https://doi.org/10.1080/135048595357564>
- Johansen, S. (1988). Statistical analysis of co-integration vectors. *Journal of Economics Dynamics and Control*, 12 (2-3), 231–254. [https://doi.org/10.1016/0165-1889\(88\)90041-3](https://doi.org/10.1016/0165-1889(88)90041-3)
- Johnson, L. L. (1960). The theory of hedging and speculation in commodity futures. *Review of Economic Studies*, 27(3), 139–151. <https://doi.org/10.2307/2296076>
- Junkus, J. C., y Lee, C. F. (1985). Use of three stock index futures in hedging decisions. *Journal of Futures Markets*, 5(2), 201-222. <https://doi.org/10.1002/fut.3990050205>

- Kaur, M., y Gupta, K. (2018). Testing the hedging effectiveness of index and individual stock futures contracts: Evidence from India. *International Journal of Banking, Risk and Insurance*, 6(2), 54-66.
- Kaur, M., y Gupta, K. (2019). Estimating hedging effectiveness using variance reduction and risk-return approaches: Evidence from National stock exchange of India. *Copernican Journal of Finance & Accounting*, 8(4), 149-169. <http://dx.doi.org/10.12775/CJFA.2019.022>
- Kumar, K. K., y Bose, S. (2019). Hedging effectiveness Of cross-listed Nifty index futures. *Global Economy Journal*, 19(2), 1-12. <https://doi.org/10.1142/S2194565919500118>
- Kavussanos, M. G., y Visvikis, I. D. (2008). Hedging effectiveness of the Athens stock index futures constructs. *European Journal of Finance*, 14(3), 243-270. <https://doi.org/10.1080/13518470801890701>
- Kroner, K. F., y Sultan, J. (1993). Time varying distribution and dynamic hedging with foreign currency futures. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 28(4), 535-551. <https://doi.org/10.2307/2331164>
- Koop, G., y Korobilis, D. (2010). Bayesian multivariate time series methods for empirical macroeconomics. *Foundations and Trends in Econometrics*, 3(4), 267-358. <http://dx.doi.org/10.1561/0800000013>
- Koulis, A., Kaimakamis, G., y Beneki, C. (2018). Hedging effectiveness for international index futures markets. *Economics and Business*, 32(1), 149-159. <https://doi.org/10.2478/eb-2018-0012>
- Lai, Y. S., y Lien, D. (2017). A bivariate high-frequency-based volatility model for optimal futures hedging. *Journal of Futures Markets*, 37(9), 913-929. <https://doi.org/10.1002/fut.21841>
- Lai, Y. S., Sheu, H. J., y Lee, H. T. (2017). A multivariate Markov regime-switching high-frequency-based volatility model for optimal futures hedging. *Journal of Futures Markets*, 37(11), 1124-1140. <https://doi.org/10.1002/fut.21842>
- Lai, Y. S. (2018). Estimation of the optimal futures hedge ratio for equity index portfolios using a realized beta generalized autoregressive conditional heteroskedasticity model. *Journal of Futures Markets*, 38(11), 1370-1390. <https://doi.org/10.1002/fut.21937>
- Lai, Y. S. (2018). Dynamic hedging with futures: A copula-based GARCH model with high-frequency data. *Review of Derivatives Research*, 21(3), 307-329. DOI:10.1007/s11147-018-9142-1
- Lai, Y. S. (2019). Evaluating the hedging performance of multivariate GARCH models. *Asia Pacific Management Review*, 24(1), 86-95. <https://doi.org/10.1016/j.apmrv.2018.07.003>
- Lee, C. F., Wang, K., y Chen, Y. L. (2009). Hedging and optimal hedge ratios for international index futures markets. *Review of Pacific Basin Financial Markets and Policies*, 12(4), 593-610. <https://doi.org/10.1142/S0219091509001769>
- Lee, H. C., y Chien, C. Y. (2010). Hedging performance and stock market liquidity: Evidence from the Taiwan futures market. *Asia-Pacific Journal of Financial Studies*, 39(3), 396-415. <https://doi.org/10.1111/j.2041-6156.2010.01015.x>
- Lee, C. L., y Lee, M. L. (2012). Hedging effectiveness of REIT futures. *Journal of Property Investment Finance*, 30(3), 257-281. <https://doi.org/10.1108/14635781211223824>
- Lee, C. L., Stevenson, S., y Lee, M. L. (2014). Futures trading, spot price volatility and market efficiency: Evidence from European real estate securities futures. *Journal of Real Estate Finance Economics*, 48(2), 299-322. <https://doi.org/doi:10.1007/s11146-012-9399-3>
- Lerskullawat, P. (2019). Hedging effectiveness on the Thailand futures exchange market. *Applied Economics Journal*, 26(2), 38-58. <https://so01.tci-thaijo.org/index.php/AEJ/article/view/231912>
- Li, J. (2018). Optimal hedge ratios based on Markov-switching dynamic copula models. *Journal of Risk*, 20(6), 55-74. <https://doi.org/10.1002/fut.20394>
- Lien, D., Tse, Y. K., y Tsui, A. K. (2002). Evaluating the hedging performance of the constant- correlation GARCH model. *Applied Financial Economics*, 12(11), 791-798. <https://doi.org/10.1080/09603100110046045>
- Liew, V. (2004). Which lag length selection criteria should we employ? *Economics Bulletin*, 3(33), 1-9. <https://EconPapers.repec.org/RePEc:ebc:ecbull:eb-04c20021>

- Litterman, R. (1986). Forecasting with Bayesian vector autoregressions: Five years of experience. *Journal of Business and Economic Statistics*, 4 (1), 25-38. <https://doi.org/10.2307/1391384>
- Lypny, G., y Powalla, M. (1998). The hedging effectiveness of DAX futures. *European Journal of Finance*, 4(4), 345-355. <https://doi.org/10.1080/135184798337227>
- Moon, G., Yu, W., y Hong, C. (2009). Dynamic hedging performance with the evaluation of multivariate GARCH models: Evidence from KOSTAR index futures. *Applied Economics Letters*, 16(9), 913-919. <https://doi.org/10.1080/17446540802314527>
- Moosa, I. A. (2003). The sensitivity of the optimal hedging ratio to model specification. *Finance Research Letters*, 1(1), 15-20. <http://ssrn.com/abstract=412586>
- Olgun, O., y Yetkiner, I. H. (2011). Determination optimal hedging strategy for index futures: Evidence from Turkey. *Emerging Markets Finance & Trade*, 47(6), 68-79. <https://www.jstor.org/stable/41343441>
- Park, T. H., y Switzer, L. N. (1995). Bivariate GARCH estimation of the optimal hedge ratios for stock index futures: A note. *Journal of Futures Markets*, 15(1), 6-67. <https://doi.org/10.1002/fut.3990150106>
- Park, S. Y., y Jei, S. Y. (2010). Estimation and hedging effectiveness of time-varying hedge ratio: flexible bivariate GARCH approaches. *Journal of Futures Markets*, 30(1), 71-79. <https://doi.org/10.1002/fut.20401>
- Qu, H., Wang, T., Zhang, Y., y Sun, P. (2019). Dynamic hedging using the realized minimum-variance hedge ratio approach—examination of the CSI 300 index futures, *The Pacific-Basin Finance Journal*, 57(C), 1-14. <https://doi.org/10.1016/j.pacfin.2018.08.002>
- Salvador, E., y Aragó, V. (2014). Measuring hedging effectiveness of index futures contracts: Do dynamic models outperform static models? A regime-switching approach. *Journal of Futures Markets*, 34(4), 374-398. <https://doi.org/10.1002/fut.21598>
- Santillán, R., Escobar, L., y López, F. (2020). Optimal hedge ratios for the Mexican stock market index futures contract: A multivariate GARCH approach. *Economía Teoría y Práctica*, 28(53), 201-238. <https://economiatyp.uam.mx/index.php/ETYP/article/view/412>
- Sims, C. (1980). Macroeconomics and reality. *Econometrica*, 48(1), 1-48. <https://doi.org/10.2307/1912017>
- Singh, G. (2017). Estimating optimal hedging ratio and hedging effectiveness. *Jindal Journal of Business Research*, 6(2), 1-24. <https://doi.org/10.1177/2278682117715358>
- Sultan, J., Alexandridis, A. K., Hasan, M., y Guo, X. (2019). Hedging performance of multiscale hedge ratios. *Journal of Futures Markets*, 39(12), 1613-1632. <https://doi.org/10.1002/fut.22047>
- Sultan, A., y Hasan, B. (2008). The effectiveness of dynamic hedging: Evidence from selected European stock index futures. *The European Journal of Finance*, 14(6), 469-88. <https://doi.org/10.1080/13518470801890685>
- Todd, R. M. (1988). Implementing Bayesian vector autoregressions. Federal Reserve Bank of Minneapolis, Research Department, Working Paper 384.
- Wang, C., y Low, S. S. (2003). Hedging with foreign currency denominated stock index futures: Evidence from the MSCI Taiwan index futures market. *Journal of Multinational Financial Management*, 13(1), 1-17. [https://doi.org/10.1016/S1042-444X\(02\)00020-8](https://doi.org/10.1016/S1042-444X(02)00020-8)
- Wang, C. H., Lin, C. C., Lin, S. H., y Lai, H. Y. (2020). A new dynamic hedging model with futures: The Kalman filter error-correction model. *Journal of Risk*, 22(4), 61-78. DOI: 10.21314/JOR.2020.431
- Yang, W., y Allen D. E. (2005). Multivariate GARCH hedge ratios and hedging effectiveness in Australian futures markets. *Accounting and Finance*, 45(2), 301-321. <https://doi.org/10.1111/j.1467-629x.2004.00119.x>
- Yang, M. J., y Lai, Y. C. (2009). An out-of-sample comparative analysis of hedging performance of stock index futures: dynamic versus static hedging. *Applied Financial Economics*, 19(13), 1059-1072. <https://doi.org/10.1080/09603100802112284>
- Yao, Z., y Wu, H. (2012). Financial engineering estimation of minimum risk hedge ratios. *Procedia Systems Engineering*, 3, 187-193. <https://doi.org/10.1016/j.sepro.2011.10.027>
- Zhou, J. (2016). Hedging performance of REIT index futures: A comparison of alternative hedge ratio estimation methods. *Economic Modeling*, 52(B), 690-698. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2015.10.009>

NOTAS

- 1 La capitalización de mercado es un indicador importante utilizado para medir la dimensión relativa de las bolsas de valores, la cual representa la suma ponderada del valor de mercado de todas las acciones que integran al índice bursátil.
- 2 Otra de las características importantes de los mercados de futuros es que coadyuvan en las funciones de la fijación de los precios, así como en la óptima asignación de activos.
- 3 Las ondoletas se definen como señales de onda corta debido a que se caracterizan por evolucionar con dominios de tiempo y frecuencia.
- 4 En la medida que el contrato de futuros se acerca al vencimiento, la concentración de la actividad del mercado se mueve inmediatamente al segundo contrato de futuros con vencimiento más cercano, lo que incrementa automáticamente el volumen de operación e interés abierto.
- 5 Por falta de espacio en la Tabla 4 se reportan únicamente los resultados estimados de los tres primeros rezagos del modelo BVAR, pero los resultados completos se encuentran disponibles para cualquier aclaración.
- 6 Para una explicación más profunda de las medidas de evaluación para la calidad de la cobertura, véase Zhou (2016).

INFORMACIÓN ADICIONAL

Clasificación JEL:: C58, G13, G15.