



VOLATILITY SPILLOVER ENTRE EL ÍNDICE ACCIONARIO MERVAL Y LOS PRINCIPALES ÍNDICES AMERICANOS 2009-2019

Campero, Walter Jonatan
camperowalterj@gmail.com



INTRODUCCIÓN

La palabra ***spillover*** no tiene una traducción al español en específico, sin embargo, los términos que mejor se le asocian son derrame, contagio y transmisión. En economía, el termino ***spillover*** se refiere a un evento que produce un efecto en otro lugar a pesar de que no exista una conexión obvia, al estilo de la causalidad de Granger (Estima, 2020). El efecto ***spillover*** se puede dar en la media (***mean spillover***) o más comúnmente en la varianza (***volatility spillover***). Así, la existencia del efecto ***spillover*** en los mercados bursátiles implica que un ***shock*** aumenta las volatilidades no solo para el activo o mercado donde ocurre el mismo, sino también en otros activos o mercados. Las volatilidades y sus cambios señalan el flujo y la llegada de nueva información (Kharchenko y Tzvetkov, 2013). En efecto, el estudio de la dinámica entre los mercados financieros es de particular interés no solo para inversores institucionales, sino también para los hacedores de política financiera a la hora de prevenir riesgos bursátiles importados. Así, en este trabajo pondré a prueba las siguientes hipótesis:

- El mercado argentino recibe efectos de ***volatility spillover*** de los mercados latinoamericanos, aunque en menor magnitud en relación a los que provienen del mercado de Estados Unidos.
- El mercado argentino incide y produce efectos de ***volatility spillover*** sobre los índices accionarios de América del sur, mas no así sobre los mercados de México y Estados Unidos.

MODELOS, MÉTODOS Y DATOS

En este trabajo se realiza la adopción de dos modelos, el modelo VCC-MGARCH y el modelo BEKK-MGARCH.

1- Modelo VCC-MGARCH

Es un modelo dinámico de regresión multivariante en el que las varianzas condicionales se modelan como modelos GARCH univariados y la covarianza condicional se modela como funciones no lineales de las varianzas condicionales. En otras palabras, este modelo presentado por Tse y Tsui (2002), utiliza una combinación no lineal de modelos GARCH univariados con ponderación de ecuaciones cruzadas que varían en el tiempo para modelar la matriz de covarianza condicional de los errores.

$$y_t = Cx_t + \epsilon_t \tag{3.1}$$

$$\epsilon_t = H_t^{1/2}v_t \tag{3.2}$$

$$H_t = D_t^{1/2}R_tD_t^{1/2} \tag{3.3}$$

$$R_t = (1 - \lambda_1 - \lambda_2)R + \lambda_1\Psi_{t-1} + \lambda_2R_{t-1} \tag{3.4}$$

Donde,
 y_t es un vector de $m \times 1$ de variables dependientes;
 C es un vector $m \times k$ de parámetros;
 x_t es un vector $k \times 1$ de variables independientes, que puede contener retrasos de y_{t-i} ;
 $H_t^{1/2}$ es el factor de Cholesky de la matriz de covarianza condicional variable en el tiempo H_t .
 v_t es un vector de $m \times 1$ de innovaciones independientes e idénticamente distribuidas;
 D_t es una matriz diagonal de la varianza condicional,

En el que cada $\sigma_{i,t}^2$ evoluciona de acuerdo con un modelo GARCH univariado de la forma,

$$\sigma_{i,t}^2 = \omega_i + \sum_{j=1}^{p_1} \alpha_j \epsilon_{i,t-j}^2 + \sum_{j=1}^{q_1} \beta_j \sigma_{i,t-j}^2 \tag{3.6}$$

por default, o

$$\sigma_{i,t}^2 = \exp(\gamma_i z_{i,t}) + \sum_{j=1}^{p_1} \alpha_j \epsilon_{i,t-j}^2 + \sum_{j=1}^{q_1} \beta_j \sigma_{i,t-j}^2 \tag{3.7}$$

Donde γ_i es un vector de $1 \times p$ de parámetros, z_i es un vector de $p \times 1$ de variables independientes que incluyen un término constante, las α_j son los parámetros ARCH, y los β_j son los parámetros GARCH.

R_t es una matriz de correlaciones condicionales,

$$R_t = \begin{pmatrix} 1 & \rho_{12,t} & \dots & \rho_{1m,t} \\ \rho_{12,t} & 1 & \dots & \rho_{2m,t} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{1m,t} & \rho_{2m,t} & \dots & 1 \end{pmatrix} \tag{3.8}$$

R es la matriz de medias a la que revierte el proceso dinámico en (3.4);
 Ψ_t es el estimador continuo (*rolling estimator*) de la matriz de correlación de $\tilde{\epsilon}_t$, que utiliza $m + 1$ observaciones previas. Asimismo,
 λ_1 y λ_2 son parámetros que dominan las correlaciones condicionales, no pueden ser negativos y deben satisfacer $0 \leq \lambda_1 + \lambda_2 \leq 1$.

2- Modelo BEKK-MGARCH

Engle y Kroner (1993) presentaron el modelo BEKK-MGARCH (Baba-Engle-Kraf-Kroner MGARCH), con el objetivo de parametrizar el proceso multivariante a través de una nueva formulación. La representación completa generalizada para el caso de un modelo bivariado GARCH (1.1) es la siguiente:

$$H_t = C_0C_0' + A\epsilon_{t-1}\epsilon_{t-1}'A' + BH_{t-1}B' \tag{3.9}$$

Donde los elementos individuales de las matrices C, A y B vienen dados por:

$$A = \begin{bmatrix} \beta_1 & \beta_{21} \\ \beta_{12} & \beta_2 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} \delta_1 & \delta_{21} \\ \delta_{12} & \delta_2 \end{bmatrix} \quad C = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_{21} \\ 0 & \alpha_2 \end{bmatrix}$$

Donde H_t es la matriz de la varianza condicional, C es una matriz triangular superior de parámetros, B es una matriz de parámetros que representa la medida en que los niveles actuales de las varianzas condicionales están relacionados con las varianzas condicionales pasadas, y A es una matriz de parámetros que mide el grado en que las varianzas condicionales se correlacionan con errores cuadrados pasados.

3- Análisis de Datos

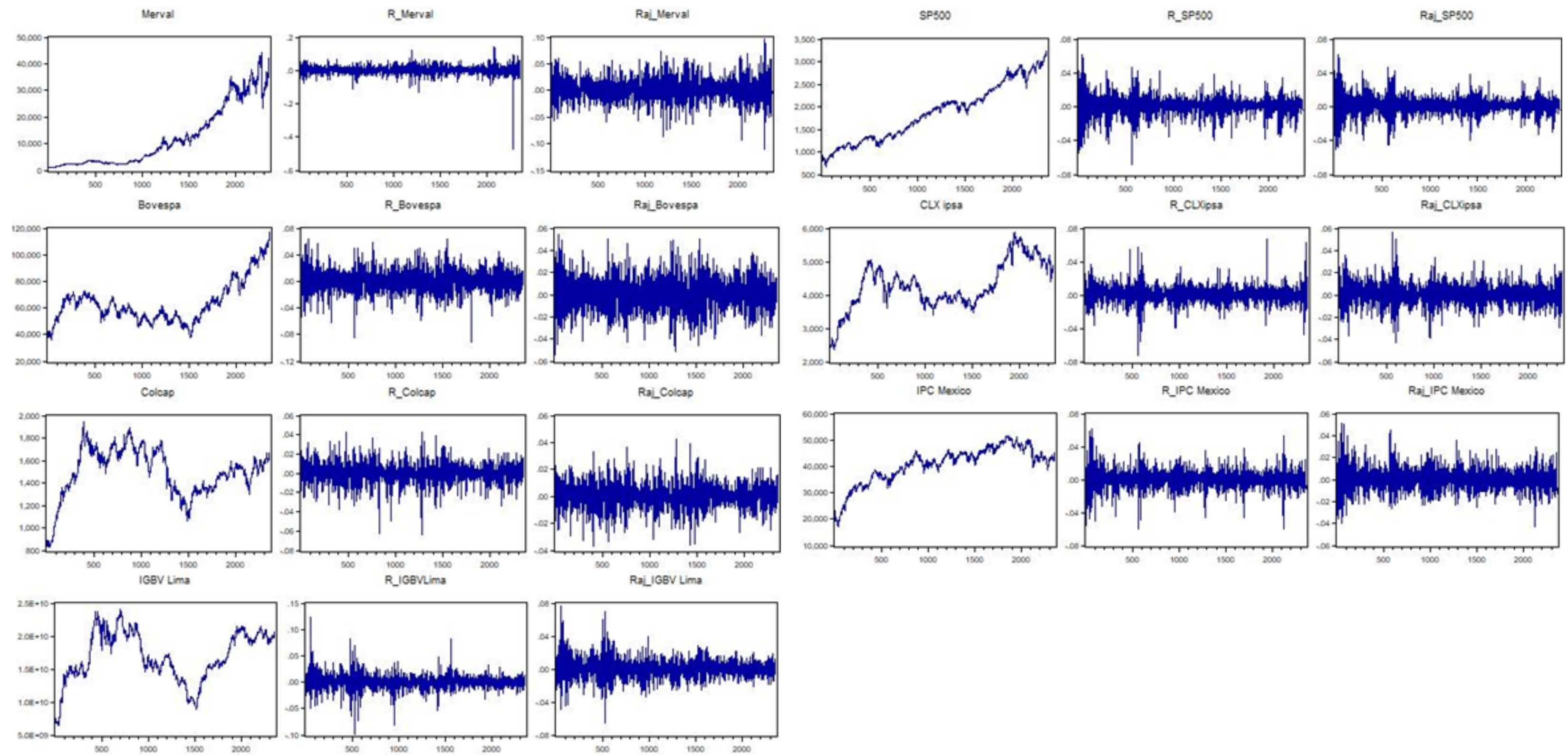
Los índices seleccionados son: el índice Merval de Argentina, el índice Bovespa para Brasil, el CLX IPSA para Chile, el COLCAP para Colombia, el índice General de la Bolsa de Valores de Lima (IGBVL) para Perú, el IPC para México, y para Estados Unidos se seleccionó el S&P 500 y el Dow Jones. Todos los índices están expresados en moneda local de cada país y no incluyen dividendos, lo cual facilita el cálculo de los retornos según la siguiente formula.

$$R_t = \ln\left(\frac{p_t}{p_{t-1}}\right) \tag{37}$$

Donde, R_t es el retorno diario del índice i , p_t y p_{t-1} son el valor del índice para un día t y el día anterior respectivamente.

Por otro lado, siguiendo a Doornik y Ooms (2005), la volatilidad se puede llegar a sobreestimar cuando hay presencia de ***outliers*** (valores atípicos) en la serie de retornos. En este sentido, para la identificación y corrección de valores atípicos se sigue la metodología de Laurent, Lecourt y Palm (2016).

Gráficos: Índices; sus retornos (la serie precedida por una R); sus retornos corregidos por *outliers* (las series precedidas por una Raj.)



BIBLIOGRAFÍA

Engle, R. F., y Kroner, K. F. (1993). Multivariate simultaneous generalized ARCH. University of california. San Diego: Departament of Economics. Obtenido de <http://citeseerx.ist.psu.edu>

Engle, R., Ito, T., y Lin, W. (1990). Meteor Shower or Heat Waves? Heteroskedastic Intra-Daily Volatility in the Foreign Exchange Market. *Econometrika*, 58(3), 525-542. Obtenido de <http://links.jstor.org>

Estima, (2020). ARCH/GARCH y Volatilidad (2da ed.). Obtenido de https://estima.com/courseinfo_garch.shtml

Kharchenko, I., y Tzvetkov, P. (2013). Estimation of volatilities and spillovers effects between developed and emerging market economies. (Master Thesis), Lunds Universitet - Ekonomihogskolan, Lund, Suecia.

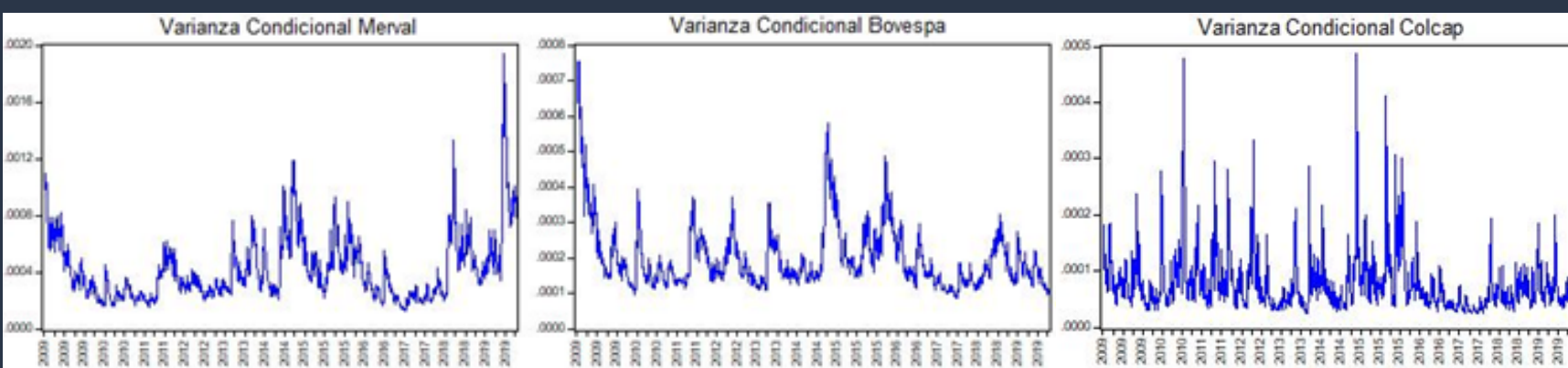
Laurent, S. F., Lecourt, C., y Palm, F. C. (2016). Testing for jump in conditionally Gaussian ARMA-GARCH models, a robust approach. *Computational Statistcs and Data Analysis*(100), 383-400. doi:<https://doi.org/10.1016/j.csda.2014.05.015>

Tse, Y. K., y Tsui, A. K. (2002). A multivariate generalized autoregressive conditional heteroscedasticity model with time-varying correlations. *Journal of Business and Economic Statistic*, 20(3), 351-362.

RESULTADOS

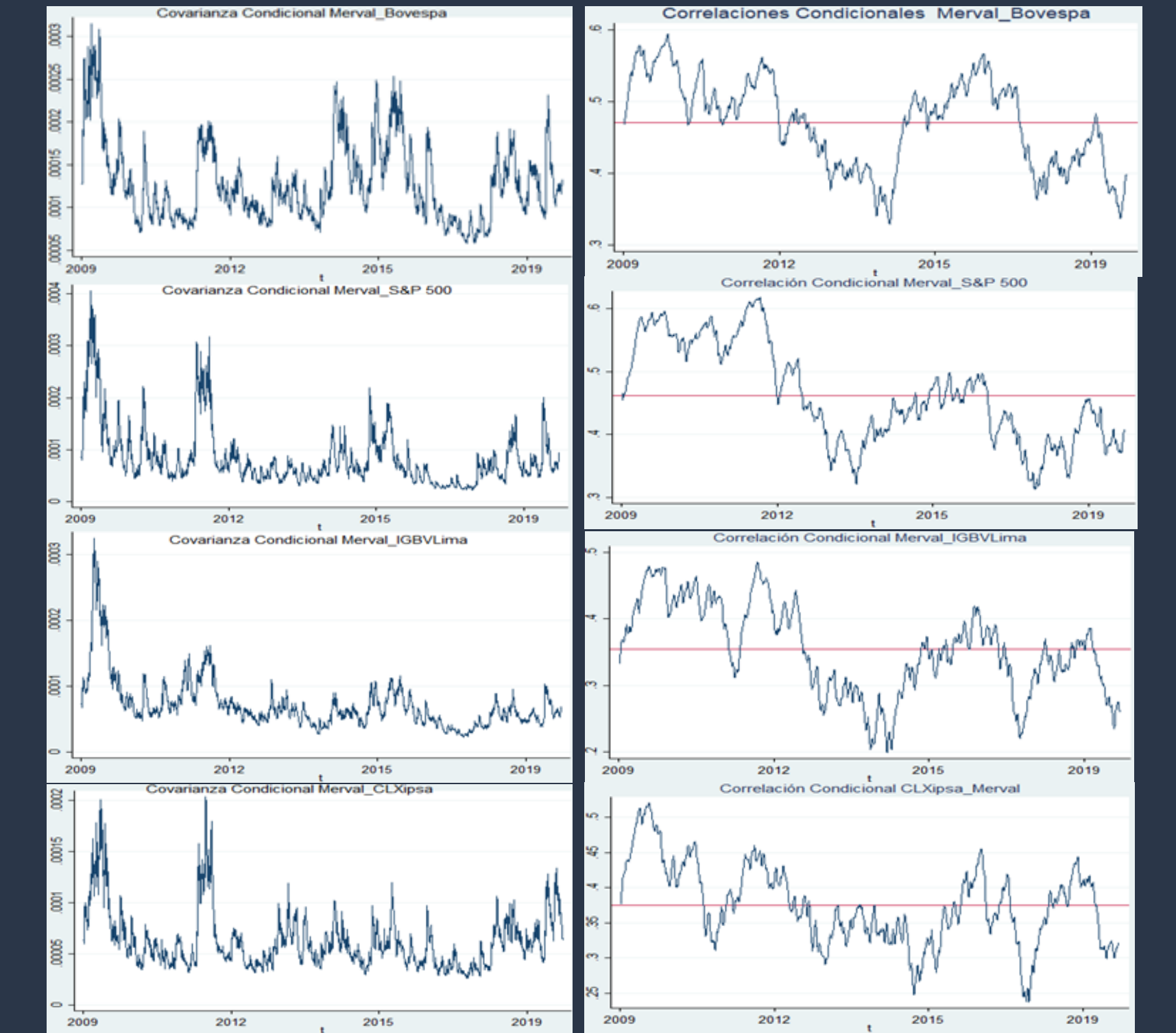
Estimaciones del modelo VCC: Varianzas Condicionales

Conditional Variance Estimates				
	ω	α_1	β_1	Persistencia ($\alpha_1 + \beta_1$)
Merval	0,00000549 (0,0120)	0,055 (0,0000)	0,929 (0,0000)	0,983
Bovespa	0,00000551 (0,0010)	0,046 (0,0000)	0,922 (0,0000)	0,968
S&P 500	0,00000316 (0,0000)	0,124 (0,0000)	0,828 (0,0000)	0,952
IPC México	0,00000239 (0,0000)	0,060 (0,0000)	0,905 (0,0000)	0,964
CLX Ipsa	0,00000403 (0,0000)	0,092 (0,0000)	0,847 (0,0000)	0,939
IGBV Lima	0,00000155 (0,0010)	0,057 (0,0000)	0,927 (0,0000)	0,985
Colcap	0,00000426 (0,0020)	0,116 (0,0000)	0,814 (0,0000)	0,930



Estimaciones del modelo VCC: Correlaciones Condicionales

Conditional Correlation (Mean of the process that associates x1 and x2)				
	Coef.	Std. Err.	z	Pvalue
Corr(Merval, Bovespa)	0,46714	0,03252	14,36	0,000*
Corr(Merval, Colcap)	0,25132	0,03878	6,48	0,000*
Corr(Merval, Mexico)	0,39405	0,03526	11,17	0,000*
Corr(Merval, SP500)	0,46844	0,03269	14,33	0,000*
Corr(Merval, CLXipsa)	0,36260	0,03617	10,03	0,000*
Corr(Merval, IGBVLima)	0,34679	0,03681	9,42	0,000*
Lambda 1 λ_1	0,00660	0,00095	6,93	0,000*
Lambda 2 λ_2	0,98643	0,00242	408,32	0,000*



Estimaciones del modelo BEKK: Ecuación de Varianzas y Covarianzas Condicionales

Panel A				
Conditional Variance Estimates				
	ω	α_1	β_1	Persistencia ($\alpha_1 + \beta_1$)
Merval	0,00000085	0,029	0,970	0,999
Bovespa	0,00000419	0,024	0,955	0,979
S&P 500	0,00000226	0,057	0,913	0,969
IPC México	0,00000156	0,028	0,953	0,980
CLX Ipsa	0,00000333	0,039	0,912	0,951
IGBV Lima	0,00000160	0,035	0,950	0,985
Colcap	0,00000288	0,033	0,925	0,958

Panel B				
Conditional Covariance Estimates				
Merval_Bovespa	0,00000115	0,026	0,962	0,989
Merval_SP 500	0,00000120	0,040	0,941	0,981
Merval_IPCMéxico	0,00000056	0,028	0,961	0,989
Merval_CLXipsa	0,00000121	0,034	0,941	0,974
Merval_IGBVLima	0,00000046	0,032	0,960	0,992
Merval_Colcap	0,00000044	0,031	0,947	0,978

CONCLUSIONES

Existe una interdependencia bidireccional entre el índice Merval y el S&P 500, con una alta correlación condicional de volatilidad, donde las innovaciones en uno de los mercados tienen impactos relativos muy fuertes sobre el otro mercado. De hecho, de la interrelación de estos índices se observa el mayor efecto ***spillover*** a razón de un ***shock*** de volatilidad en alguno de estos mercados.

Los efectos de ***volatility spillover***, con una magnitud inferior a los efectos entre el índice Merval y S&P 500, se dan entre el índice argentino y el brasileño, más específicamente por la causalidad de Granger: el mercado de Brasil transmite volatilidad al mercado argentino.

Para la interrelación del mercado argentino y el mercado chileno, la evidencia muestra que el segundo sigue al primero y que la volatilidad reacciona fuerte ante las innovaciones en el mercado argentino. No obstante, estos ***shocks*** son los que menos persistirán en términos relativos.

Se encontró también que los rendimientos de Colombia–México y Perú siguen a los rendimientos del mercado argentino. Sin embargo, la correlación condicional arroja una probabilidad muy reducida de que efectivamente existan efectos de ***volatility spillover*** entre estos mercados. De hecho, siguiendo el criterio de diversificación en función de las correlaciones condicionales reducidas, estos mercados presentan una oportunidad a la hora de reducir la volatilidad de un portafolio.