

Análisis de Equicorrelación Dinámica de Finanzas Contagio: evidencia de los mercados de América Latina

Roberto Louis Forestal¹ y Shih Ming Pi²

Resumen

Esta investigación emplea el modelo de equicorrelación dinámica heteroscedástica condicionalmente autorregresiva generalizada de promedio móvil autorregresivo multivariante (ARMA-GARCH DECO) para identificar el contagio entre los mercados financieros latinoamericanos durante el período de turbulencia financiera. Analizamos las correlaciones condicionales dinámicas entre 18 American Depositary Receipts (ADR), 8 Exchange Traded Funds (ETF) y 6 Foreign Exchange Rates (Forex). Nuestra muestra incluye precios de cierre diarios desde el 1 de abril de 2014 hasta el 29 de enero de 2021 para Argentina, Brasil, Chile, Colombia, México y Perú. Los resultados encuentran propiedades a largo plazo en la volatilidad de la mayoría de los instrumentos, incluidos los que pertenecen al supersector defensivo, lo que implica que el supersector defensivo y los materiales básicos son los sectores más afectados durante las últimas crisis financieras. Presentamos evidencia de que en tiempos de disrupción económica como en medio de la pandemia de COVID-19, esos activos financieros no actúan como inversiones de puerto seguro ya que están relativamente más correlacionados durante un período de crisis financiera que en períodos normales. Nuestros hallazgos tienen implicaciones políticas y son de interés para los profesionales que buscan una mejor comprensión de la dinámica de los efectos indirectos entre el comportamiento de los activos financieros emergentes.

Números de **clasificación JEL**: C58, D53, G15.

Palabras clave: Modelo de equicorrelación dinámica, América Latina, American Depositary Receipts, Exchange Traded Funds, Tipos de cambio, ARMA-GARCH.

¹ Departamento de Gestión de la Información, Universidad Cristiana Chung Yuan, Taoyuan, Taiwán.

² Facultad de Negocios, Universidad Cristiana Chung Yuan, Taoyuan, Taiwán.

1. Introducción

La comprensión de la dinámica de volatilidad de los instrumentos financieros de América Latina ha recibido una atención considerable luego de la dramática recesión económica de Brasil en 2014. El principal mercado de América Latina, Brasil, experimentó un cambio dramático cuando enfrentó las peores recesiones de su historia desde mediados de 2014 en adelante. El problema empeoró gradualmente a medida que la situación financiera continúa con su espiral descendente, empeorada por el impacto de los precios de las materias primas y la agitación política. Esta situación ha renovado el interés por examinar la evolución de la conectividad entre los mercados emergentes y las economías desarrolladas. Comprender la conexión variable en el tiempo entre estos mercados tiene varias implicaciones importantes para la asignación de activos, la gestión de riesgos, las recomendaciones de políticas y la implementación.

Varios estudios que utilizan la heterocedasticidad condicional autorregresiva generalizada de correlación condicional dinámica (DCC-GARCH) y proporcionan evidencia empírica de que la volatilidad de las acciones de EE. . Se han utilizado metodologías similares para detectar posibles contagios entre mercados emergentes. Muestran que los mercados de América Latina son en su mayoría receptores de volatilidad neta (Gamba-Santamaria, Gomez-Gonzalez, Hurtado Guarín, & Melo-Velandia, 2017; Marçal, Valls Pereira, Martín, & Nakamura, 2011). Además, estudios que utilizan diferentes metodologías encontraron la interdependencia de los activos latinoamericanos y llaman a la diversificación de la cartera internacional (Costa Correa, Pimenta Júnior, & Eduardo Gaio, 2018; Esqueda, Luo, & Jackson, 2015). Como indica esta literatura, la dinámica de la volatilidad de los mercados de América Latina es un tema de investigación interesante, por lo tanto, requiere más estudios utilizando diferentes enfoques y un conjunto más amplio de conjuntos de datos. El marco DCC para correlaciones es una herramienta de modelado útil; sin embargo, cuando la cantidad de activos de prueba aumenta, la estimación puede volverse poco confiable e incluso fallar por completo.

El objetivo de este estudio es proporcionar un análisis más completo de la volatilidad estática y temporal entre los instrumentos financieros de América Latina, incluidos los recibos de depósito estadounidenses (ADR), los fondos cotizados en bolsa (ETF) y las tasas de cambio de divisas (Forex). Contribuimos a la literatura existente mediante la integración de una especificación ARMA-GARCH-DECO con marcos de Ling y McAleer (2002) y Engle y Kelly (2012) para examinar el desbordamiento condicional entre los activos subyacentes. La clase de modelos de correlación Dynamic Equicorrelation (DECO) tiene como objetivo superar algunas de las dificultades computacionales de DCC. Con respecto a ARMA-GARCH, utilizamos específicamente una especificación ARMA(1,1)-GARCH(1,1) en series de rendimientos para extraer los problemas de volatilidad condicional, cola gruesa, correlación serial, efectos de apalancamiento y heterocedasticidad. Como señaló Danielsson (2011), las series financieras pueden verse impulsadas por la presencia de grupos de volatilidad y colas gruesas. El agrupamiento de volatilidad es la observación de que "los grandes cambios tienden a ser seguidos por grandes cambios, de cualquier signo, y los pequeños cambios tienden a ser seguidos por pequeños cambios". tendencia de grandes cambios en los precios de los activos financieros a agruparse (Mandelbrot, 1997; Tseng & Li, 2011), mientras que la "cola gorda" se refiere a distribuciones de probabilidad con una probabilidad relativamente alta de resultados extremos. Esas tendencias se pueden capturar utilizando un marco GARCH. Para tener en cuenta la variación estructural, dividimos nuestra muestra en tres submuestras, es decir, el período de crisis económica brasileña (submuestra anterior a 2017), el período de calma (entre 2017 y submuestra de 2019) y el período de recesión covi-19 (submuestra posterior a 2019).

De acuerdo con investigaciones anteriores, nuestros resultados respaldan un bajo nivel de correlación entre los activos bajo estudio, lo que indica una interconexión relativamente nula entre los activos. Durante los períodos de turbulencia financiera, el coeficiente de equicorrelación entre las variables es relativamente más alto en comparación con el período de calma. Además, encontramos propiedades de volatilidad a largo plazo entre los mercados.

El resto de este artículo está estructurado de la siguiente manera. En la sección 2 presentamos literatura previa relevante para la volatilidad en los mercados de América Latina. La metodología empírica y el conjunto de datos se presentan en las secciones 3 y 4, respectivamente. Los resultados empíricos obtenidos se discuten en la sección 5. La sección 5 final concluye el análisis.

2. Revisión de la literatura

Desde la crisis financiera mundial de 2008, una corriente emergente de literatura que emplea diferentes conjuntos de datos y varios marcos econométricos se centra en la dinámica de conexión entre los activos de los mercados emergentes, como el recibo de depósito estadounidense (ADR), el fondo cotizado en bolsa (ETF) y el tipo de cambio extranjero (Forex). Hwang (2014) emplea el modelo DCC-GARCH para analizar la transmisión de la crisis financiera estadounidense de 2008 a cuatro mercados bursátiles latinoamericanos. La muestra cubre los rendimientos bursátiles diarios de 2006 a 2010 relacionados con mercados específicos, a saber, Merval (Argentina), Bovespa (Brasil), Bolsa de Santiago (Chile) y Bolsa Mexicana de Valores (México). Encontró evidencia de contagio financiero al mostrar que las correlaciones condicionales por pares son relativamente más altas y más volátiles durante el período de crisis. En otras palabras, los resultados empíricos muestran que los mercados bursátiles de Argentina, Brasil y México se ven muy afectados por los datos financieros de EE. UU. de 2008. Gamba-Santamaría et al. (2017) construyen índices de derrame de volatilidad utilizando un marco DCC-GARCH para modelar las relaciones multivariadas entre los mercados bursátiles de EE. UU. y cuatro activos financieros de América Latina. Sus resultados muestran que Brasil es un transmisor de volatilidad neta durante la mayor parte del período de la muestra, mientras que Chile, Colombia y México son receptores netos. El índice de derrame total es sustancialmente mayor entre el tercer trimestre de 2008 y el segundo trimestre de 2012, y la transmisión del shock de EE. UU. a América Latina aumentó sustancialmente en torno a la quiebra de Lehman Brothers.

Rodríguez-Nieto y Mollick (2020) también han empleado el modelo multivariante DCC-GARCH para identificar el contagio desde los EE. UU. a los mercados desarrollados y emergentes más grandes de las Américas (Argentina, Brasil, Canadá, Chile, Colombia, México y Perú) durante la crisis financiera estadounidense. Su muestra considera los precios de cierre diarios desde el 1 de enero de 2002 hasta el 31 de diciembre de 2015 e incluye cambios en el riesgo crediticio de la economía general representado por el TED spread y cambios en la volatilidad del mercado estadounidense representada por el CBOE Volatility Index (VIX). Los resultados sugieren que los aumentos en VIX tienen una relación intertemporal y contemporánea negativa con la mayoría de los rendimientos de las acciones, y estas relaciones aumentan significativamente durante la crisis financiera de EE. UU. Además, también encuentran evidencia de aumentos significativos en las correlaciones condicionales contemporáneas entre los cambios en el diferencial TED y los rendimientos de las acciones. Los aumentos en las correlaciones condicionales durante la crisis financiera están asociados con el contagio financiero de los EE. UU. a las Américas. Esos hallazgos ilustran que durante los períodos de dificultades financieras, la volatilidad de las acciones de EE. UU. y el debilitamiento de las condiciones del mercado crediticio podrían promover el contagio financiero en las Américas. En su artículo, Marçal et al. (2011) utilizaron el modelo DCC GARCH para investigar la existencia de contagio entre países sobre la base de un análisis de los rendimientos de los índices bursátiles durante el período 1994 a 2003. Los resultados muestran que el contagio se extendió desde la crisis asiática a América Latina, pero no en el dirección opuesta. Una posible explicación de la vulnerabilidad de América Latina a las crisis financieras radica en la debilidad de sus fundamentos económicos durante el período.

Esqueda et al. (2015) emplean el modelo GARCH-M para examinar los efectos del sentimiento de los inversores estadounidenses sobre las primas de los certificados de depósito estadounidenses (ADR) utilizando los precios diarios de 1995 a 2009. El índice de volatilidad (VIX) se utiliza como indicador de las expectativas de los inversores sobre el mercado de valores mientras se controlan la liquidez, los costos de transacción y los rendimientos de las bolsas de valores nacionales y estadounidenses. Encuentran que las desviaciones de la ley de un precio en los ADR pueden explicarse parcialmente por el retraso del índice de volatilidad suavizado. Esos hallazgos tienen implicaciones importantes para la diversificación de la cartera en los mercados emergentes, ya que los administradores de inversiones pueden mejorar las estrategias de cobertura al incorporar valores conocidos del índice de volatilidad. Por otro lado, Costa Correa et al. (2018) utilizan modelos de asimetría multivariados VAR-MGARCH, con representación diagonal VECM para detectar y medir el fenómeno de la interdependencia de los índices ADR en los principales mercados de capitales latinoamericanos (Brasil, Argentina, Chile y México) y desarrollados (Estados Unidos, Japón, Reino Unido y Francia) dado el alcance de la crisis financiera de 2008. Encontraron que los índices ADR presentaban mayor interdependencia.

países desarrollados, en comparación con los mercados de renta variable latinoamericanos analizados.

En su trabajo de investigación, Diamandis (2009) utiliza observaciones semanales para el período enero 1988–julio de 2006 y examina las relaciones a largo plazo entre cuatro mercados bursátiles latinoamericanos y un mercado bursátil maduro, el de los EE. UU., a través de las representaciones autorregresivas y de promedio móvil de un modelo VAR. El principal hallazgo del análisis sugiere que existen importantes componentes comunes permanentes que impulsan los mercados bursátiles examinados a largo plazo. Además, los resultados también indican que esos cinco mercados de acciones están parcialmente integrados, lo que implica pequeños beneficios a largo plazo de la diversificación de la cartera internacional, ya que los precios de las acciones se ajustan muy lentamente a estas tendencias comunes. Ampliando este marco, Esqueda y Jackson (2012) analizan el comportamiento de 74 recibos de depósito estadounidenses (ADR) y rendimientos del tipo de cambio de Argentina, Brasil, Chile y México empleando regresiones aparentemente no relacionadas (SUR) y modelos de regresión multivariados (MVRM) durante el período de mayo de 1994 a mayo de 2009. Los resultados muestran que los precios de los ADR están determinados principalmente por las acciones subyacentes, los tipos de cambio, el índice del país anfitrión y el mercado de valores de EE. UU. Además, al monitorear las acciones subyacentes y los índices bursátiles locales y del país anfitrión, encuentran que los ADR generan rendimientos anormales negativos significativos durante las crisis cambiarias, debido a la exposición a la conversión. Esos hallazgos confirman el predominio de las bolsas de valores estadounidenses en términos de descubrimiento de precios ADR e integración de mercado.

La ventaja de nuestra investigación en comparación con los estudios anteriores es el uso de la especificación ARMA GARCH-DECO para probar el efecto indirecto entre los instrumentos financieros latinoamericanos, mientras que los estudios anteriores recurren principalmente a modelos GARCH multivariados para descubrir el contagio de los mercados estadounidenses a los mercados emergentes.

3. Metodología

Fama (1965) sugirió que la distribución empírica de los rendimientos de las acciones exhibe característicamente una parte central más puntiaguda y partes de la cola más gruesas en comparación con la distribución normal asumida por las teorías financieras. Además de esas dos propiedades, la dependencia no lineal puede explicar la relación entre los datos financieros multivariados. Por ejemplo, se puede discernir una dependencia no lineal entre diferentes activos durante una crisis financiera, donde es probable que muchos activos se muevan juntos en la misma dirección dependiendo de ciertas condiciones del mercado (Choudhry, Hassan, & Shabi, 2015; Escanciano & Hualde, 2019; Yin y Wang, 2021). Para estudiar esas tendencias, consideremos series de retornos r_t para $t = 1, \dots, T$.

., T activos.

3.1 Variación condicional

Definimos la matriz de covarianza condicional de todas las series de retorno como $\gamma_{t-1} [r_t r_t'] = H_t$. Podemos descomponer aún más H_t en lo siguiente:

$$= \quad (1)$$

donde $D_t = \text{diag}(\gamma_i, t)$. Aquí, γ_i, t es la volatilidad condicional de la serie de retorno i y es la i -ésima entrada diagonal de H_t . Finalmente, R_t es la matriz de correlación condicional para la serie de retorno. El modelo de media móvil autorregresiva, heteroscedasticidad condicional autorregresiva generalizada, modelo de equicorrelación dinámica (ARMA-GARCH-DECO) a la Engle y Kelly (2012) establece suposiciones paramétricas específicas sobre la evolución de D_t y R_t por separado.

La variación condicional de cada serie de declaraciones individuales se muestra como un proceso GARCH estándar. La principal ventaja de los modelos ARCH es que pueden generar modelos precisos para predecir la volatilidad de las series temporales financieras. Se pueden escribir series de rendimiento individual de varianza condicional

como:

$$\gamma_{i,t}^2 = \omega_i + \alpha_1 r_{i,t-1}^2 + \beta_1 \gamma_{i,t-1}^2 \quad (2)$$

Seguendo a Engle (1982), usamos el modelo ARMA para ajustar la media y el modelo GARCH para ajustar la diferencia. En otras palabras, utilizamos los modelos ARMA (1,1)-GARCH (1,1) por su simplicidad y confiabilidad. Están dados por:

$$y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \epsilon_t \quad (3)$$

$$\epsilon_t^2 = \omega + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \epsilon_{t-1}^2 \quad (4)$$

donde una serie de rendimiento individual Y_t se descompone en una media condicional (ϕ_i) que contiene un rezago en los términos AR y MA y una varianza condicional (ϵ_t); ϕ (phi) y θ (theta) son coeficientes a estimar. α (alfa) y β (beta) también son coeficientes del modelo y todos son positivos; la constante ω es la varianza incondicional de ϵ_t . También asumimos que $\phi_i + \theta_i < 1$ y $\epsilon_t^2 = \phi_i / (1 - \phi_i - \theta_i)$. Esas son restricciones de positividad y condiciones para la existencia del cuarto momento del GARCH (Ling & McAleer, 2002).

Cai, Tian y Hamori (2016) y Bollerslev (1987) sugieren reemplazar la distribución normal condicional con la distribución t de Student condicional para capturar la forma de leptocurtosis de los retornos. Toma la siguiente forma:

$$f(y) = \frac{\Gamma\left(\frac{v+1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{v}{2}\right)} \frac{1}{\sqrt{v\pi}} \left[1 + \frac{y^2}{v}\right]^{-\frac{v+1}{2}} \quad (5)$$

donde v es el grado de libertad de la distribución t.

Es importante destacar que el vector residual de volatilidad $\epsilon_t = [\epsilon_{t1}, \epsilon_{t2}, \dots, \epsilon_{tN}]$ de nuestro modelo ARMA-GARCH-DECO tendrá la misma estructura de correlación que la serie de retorno original. Pasamos ahora a modelar esta estructura de correlación.

3.2 Correlación Condicional

El modelo ARMA-GARCH-DECO asume una forma paramétrica específica para la matriz de correlación condicional R_t . Más específicamente, en un día dado, el modelo asume que todas las correlaciones por pares son idénticas. Kang, McIver y Yoon (2017) sugieren que la matriz de correlación R_t es una matriz de equicorrelación y evoluciona como:

$$R_t = (1 - \alpha) I_N + \alpha R_{t-1} \quad (6)$$

$$R_t = \frac{2}{(-1)} \alpha \epsilon_{t-1} \epsilon_{t-1}^T = +1 \frac{2}{\alpha \epsilon_{t-1} \epsilon_{t-1}^T} \quad (7)$$

$$R_t = \frac{2}{(-1)} \alpha \epsilon_{t-1} \epsilon_{t-1}^T + (1 - \alpha) I_N \quad (8)$$

donde α es la correlación incondicional entre ϵ_{it} y $\epsilon_{jt,t-1}$; JN es la matriz $n \times n$ de unos e I_N es la matriz identidad n -dimensional. Este proceso nos permite representar el grado de comovimiento de un grupo de instrumentos financieros con una sola correlación variable en el tiempo coeficiente. Al modelar la serie de retorno univariante como procesos ARMA-GARCH individuales y su serie residual estandarizada como un proceso DECO, formamos la especificación ARMA GARCH-DECO completa.

3.3 Estimación

Estimamos los parámetros de nuestro sistema modelo ARMA-GARCH-DECO utilizando la técnica de programación cuadrática secuencial en el software *OxMetrics 6.20*. Para implementar este método, asumimos que la serie de retorno apilada $r_t = [r_1, t, \dots, r_N, t]$ y la covarianza condicional H_t siguieron una densidad de distribución t de Student como se explicó anteriormente. Se puede demostrar que esta función se puede descomponer en un componente de volatilidad y un componente de correlación, lo que naturalmente conduce a un procedimiento de estimación de dos pasos {Doornik, 2002 #12}. Primero, estimamos modelos ARMA-GARCH univariados para cada serie de retorno. A continuación, usamos los residuos apilados \hat{e}_t y \hat{e}_t^2 para maximizar los siguientes parámetros de correlación $\hat{\gamma}$ DECO y $\hat{\gamma}$ DECO

$$(\hat{\gamma}, \hat{\gamma}^2) = \arg \max_{(\gamma, \gamma^2)} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left(\hat{e}_t^2 - \gamma \hat{e}_{t-1}^2 - \gamma^2 \hat{e}_{t-2}^2 \right) \quad (9)$$

Al igual que con el proceso ARMA-GARCH univariado, la correlación única $\hat{\gamma}_t$ será estable y revertirá a la media siempre que $\hat{\gamma}$ DECO > 0, $\hat{\gamma}$ DECO > 0, $\hat{\gamma}$ DECO + $\hat{\gamma}$ DECO < 1. Las restricciones y propiedades estándar de los modelos ARMA-GARCH univariados que se utilizan para modelar las volatilidades de cada serie de rendimiento individual también se mantienen naturalmente. Además, esos parámetros estimados pueden revelarse como estimaciones consistentes en el caso de que las verdaderas correlaciones evolucionen como un sistema DCC, pero con mucha menos sobrecarga computacional (Cai et al., 2016).

4. Datos

La muestra utilizada en este documento está compuesta por 3 instrumentos financieros, incluidos el recibo de depósito estadounidense (ADR), el fondo cotizado en bolsa (ETF) y la tasa de cambio de divisas (Forex). Los datos relacionados con ADR se recuperan del sitio web de ADR de JP Morgan utilizando criterios de filtrado como NYSE como EXCHANGE; Latinoamérica como REGIÓN; y Argentina, Brasil, Chile, Colombia, México y Perú como PAÍS. Se identificaron 71 RAM relevantes. De los cuales 18 se seleccionan en función del historial comercial y la capitalización de mercado. Las muestras de ETF y Forex relacionadas con los países mencionados anteriormente se han seleccionado de Finanzas de Yahoo en función de la disponibilidad de datos. Todos los ETF, excepto ECH, cotizan en NYSE Arca o en NASDAQ Global Market Composite (NASDAQGM). La Tabla 1 detalla los instrumentos financieros, así como la industria y el país relacionado considerados en este documento. Con una capitalización de mercado de más de US \$ 43 mil millones, la corporación brasileña Ambev es la empresa más grande considerada en este estudio. FMX de México tiene la segunda capitalización de mercado más grande, de US \$ 14,900 millones, lo que convierte a las bebidas/cerveceros en la industria más destacada bajo estudio. TGS de Argentina, con una capitalización de mercado de US \$ 658 millones, es la empresa más pequeña, mientras que Consumer Defensive sigue siendo el sector más representativo en este documento.

Tabla 1: Categorías de instrumentos financieros y países relacionados

País relacionado	Símbolo de tipo	Nombre	Sector	Industria	Capitalización de mercado (millones de USD)
Argentina	TEO ADR	Telecom Argentina	Servicios de comunicación	Servicios de telecomunicaciones	1428
	TGS	Transportadora de Gas del Sur SA	Energía	Midstream de Petróleo y Gas	658
	YPF	YPF Sociedad Anónima	Energía	Petróleo y Gas Integrado	2659
	ARGT ETF ¹	Global X MSCI Argentina ETF			
	Divisas ARS/USD	Tipo de cambio de peso argentino a dólar estadounidense			
Brasil	ADR ABEV	Ambev SA	Defensiva del consumidor	Bebidas—Cerveceros	43690
	CDB	Companhia Brasileira de Distribuição	Consumidor Cíclico	Grandes almacenes	3723
	CIG	Companhia Energética de Minas Gerais	Utilidades	Servicios públicos: diversificados	2544
	ELP	Companhia Paranaense de Energia - COPEL	Utilidades	Servicios públicos: diversificados	1539
	S.I.D.	Companhia Siderúrgica Nacional TIM SA	Materiales básicos	Acero	7711
	TIMBRE		Servicios de comunicación	Servicios de telecomunicaciones	5917
	ETF EWZ ²	iShares MSCI Brasil ETF			
	FBZ	First Trust Brasil Fondo AlphaDEX			
	ForexBRL/USD	Tipo de cambio de real brasileño a dólar estadounidense			
Chile	ADR BSAC	Banco Santander-Chile	Servicios Financieros	Bancos—Regionales	9534
	UCC	Compañía Cervecerías Unidas S.A.	Defensiva del consumidor	Bebidas—Cerveceros	3025
	ENIA	Enel Américas S.A.	Utilidades	Servicios públicos: electricidad regulada	11435
	ETF ECH ³	iShares MSCI Chile			
	Cambio CLP/USD	Tipo de cambio de peso chileno a dólar estadounidense			
Colombia	ADR CIB	BanColombia SA	Servicios financieros	Bancos—Regionales	4367
	ETF CXG ¹	Global X MSCI Colombia ETF			
	ICOL ¹	iShares MSCI Colombia ETF			
	Tipo de cambio Forex COP/USD	Peso colombiano a Dólar estadounidense			
México	ADR FMX	Fomento Económico Mexicano	Defensiva del consumidor	Bebidas—Cerveceros	14898
	IBA	Industrias Bachoco	Defensiva del consumidor	Productos agrícolas	2058
	KOF	Coca-Cola FEMSA	Defensiva del consumidor	Bebidas—No Alcohólicas	2322
	TELEVISION	Grupo Televisa	Servicios de comunicación	Radiodifusión	4341
	ETF EWW ¹	iShares MSCI Mexico ETF			
	divisas MXN/USD	Tipo de cambio de peso mexicano a dólar estadounidense			
Perú	ADR BVN	Compañía de Minas Buenaventura S.A.A. iShares	Materiales básicos	Otros metales preciosos y minería	2550
	UPE ETF ¹	MSCI Peru ETF			
	Tipo de cambio Forex PEN/USD	Nuevo sol peruano a Dólar estadounidense			

Nota: los recibos de depósito estadounidenses (ADR) cotizan en la bolsa de valores de Nueva York (NYSE). ETF significa fondo cotizado en bolsa.

¹: Cotiza en NYSE Arca; ²: Incluido en el NASDAQ Global Market Composite (NASDAQGM); ³: Listado en el Mejor Sistema de Comercio Alternativo (BATS)

Fuente: Finanzas de Yahoo (<https://finance.yahoo.com/>) y JP Morgan (<https://adr.com/dr/drdirectory/drUniverse>)

Además, nuestro estudio considera datos diarios de Yahoo Finance para el período que va desde el 1 de abril de 2014 hasta el 29 de enero de 2021. La elección de este período se basa en el impacto devastador en la economía de dos grandes crisis que son la crisis brasileña y pandemia de coronavirus. Este período se dividió en tres subperíodos: crisis económica brasileña (1 de abril de 2014 - 30 de diciembre de 2016), período de calma (3 de enero de 2017 - 31 de diciembre de 2019) y recesión de COVID-19 (2 de enero de 2020 - 29 de enero de 2021). A partir de mediados de 2014, Brasil, que depende en gran medida de la exportación de materias primas, experimentó uno de los más intensos

y recesiones prolongadas en su historia económica caracterizadas por una caída dramática del puntaje del PIB y una alta tasa de desempleo (Nassif, 2017; Vartanian & Garbe, 2019). La recesión del COVID-19, también conocida como el Gran Confinamiento (Ferraresi, Kotsogiannis, Rizzo y Secomandi, 2020) es la peor crisis económica mundial desde la Gran Depresión de la década de 1930, que ha desencadenado una recesión en muchas economías y regiones (Ferraresi et al., 2020; McKibbin & Fernando, 2020).

La situación está afectando gravemente a los mercados bursátiles emergentes y los mercados de materias primas hasta el punto de que incluso los instrumentos más seguros, como los rendimientos del oro, se vuelven negativos (Ali, Alam y Rizvi, 2020; Topcu y Gulal, 2020). El período de la submuestra denominado “período de calma” consideró datos entre las dos crisis mencionadas anteriormente. Los rendimientos diarios se calculan como 100 veces la primera diferencia en el logaritmo del nivel de precios P del instrumento financiero en el momento t y el momento $t-1$. Es decir, $r_t = (\log P_t - \log P_{t-1}) \times 100$. La figura 1 traza los rendimientos diarios de cada instrumento financiero durante el período de muestra completo. Estos gráficos revelan que todos los mercados, excepto CLP/USD y COP/USD, cayeron sustancialmente en torno a la caída del mercado de valores mundial que comenzó el 20 de febrero de 2020.

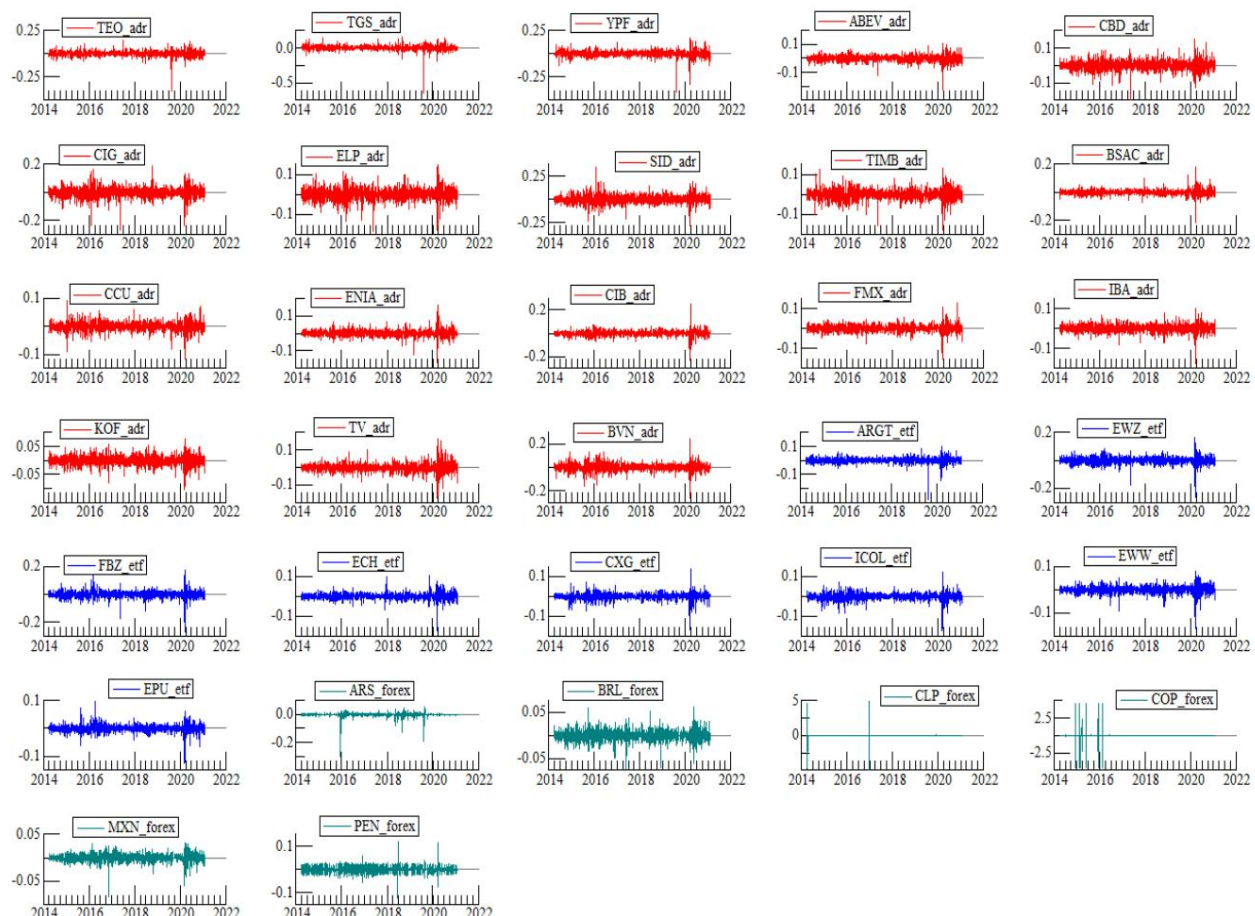


Figura 1: Rendimientos diarios de ADR, ETF y Forex (1 de abril de 2014-29 de enero de 2021).

Todos los rendimientos son las primeras diferencias de logaritmos naturales del precio de cierre del instrumento.

Fuente: Cálculos propios de los autores

Tabla 2: Tamaño de la muestra y estadísticas resumidas de ADR, ETF y Forex

	Argentina					Brasil								
	ADR			Forex			ADR ARG			ARS/USD ABEV CBD CIG Panel			divisas	
	TEO	TGS	YPF	A. Período de muestra completo: del 1 de abril de 2014 al 29 de diciembre de 2019			ELP	SID	TIME	EWZ	FBZ	BRL/USD		
Significar	-0.0006	0.0004	-0.0012	0.0002	-0.0014	-0.0006	-0.0007	-0.0006	-0.0001	0.0001	-0.0004	-0.0002	-0.0003	-0.0005
estándar desarrollador	0.0274	0.0343	0.0332	0.0188	0.0125	0.0226	0.0268	0.0363	0.0303	0.0449	0.0256	0.0250	0.0246	0.0114
Oblicuidad	-1.7138	-3.9116	-1.9456	-2.4482	-11,3777	-0,5819	-0,2398	-0,5498	-0,5154	0,1720	-0,4391	-1.1867	-1.3397	-0.1604
curtosis	32.9269	81,5757	65066.0	28.4679	36.6783	241.6670	10,8147	4476.3	6.9621	8.5060	7.3039	8,2190	1404.5	6.8109
Jarque-Bera	447125.7	.000	.000	1721	83052.6	41,21778	.0	.000	.000	1142.2	2260.6	1961.7	.000	1048.8
Probabilidad	1721		.000	.000	.000	1721	1721	.000	.000	1721		.000	.000	.000
Observaciones			1721					1721	1721			1721		1721
Panel B. Período de crisis económica brasileña – 1 de abril de 2014 al 30 de diciembre de 2016														
Significar	-0.0001	0.0019	-0.0009	0.0002	-0.0010	-0.0006	-0.0014	-0.0016	-0.0006	-0.0004	-0.0011	-0.0004	-0.0005	-0.0005
estándar	0.0214	0.0265	0.0267	0.0148	0.0132	0.0188	0.0263	0.0379	0.0315	0.0499	0.0263	0.0230	0.0212	0.0116
Dev	0.4188	0.3982	0.0776	0,0683	-17,7293	-0,0149	-0,2168	-0,2924	-0,1565	4,2889	408,3457	3,4884	0,6698	-0.0744
Skewness	5,9770	5,5801	4,9344	4,3648	48,7	4794413,0	6,9	59,4	6,3481	4,5229	7,9099	70,0	4,6803	4,6543
Curtosis	276.9	211,1	109,1						334.5	750,1		81,8	9.3	79,9
Jarque-Bera	.000	.000	.000	.000	.000	.031	.000	.000	.000	.000	.000	.01	.000	.000
Probabilidad Observaciones	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695
Panel C. Período de calma – 3 de enero de 2017 al 31 de diciembre de 2019														
Estándar	-0.0006	-0.0003	-0.0005	0.0002	-0.0017	-0.0001	0.0004	0,0005	0,0009	0,0001	0.0006	0.0005	0.0003	-0.0003
medio	0.0286	0.0384	0.0283	0.0185	0.0140	0,0182	0,0304	0,0239	-4,9306	-0,5439	-0,5824	4,056250	-0,4988	0.0100
Curtosis de	-3.6131	-6.4493	-4.0571	-4.6145	-0,6394	58,2121	8,9959					-1.1773	-1.4754	-0.6461
asimetría de desarrollo	57.1972	114.9421	64.4213	71.8779		7.2623	10,7914	12.5405		8.0263	4.7556	13.1289	14.1092	11.3468
Jarque-Bera	93921.8	398909.9	120590.1	151721.7	98825.0	607.9	1950.8	2899.3	825.0	98.6	1180.8	3397.3	4150.8	2241.2
Probabilidad	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
Observaciones	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754
Panel D. Período de recesión de COVID-19: del 2 de enero de 2020 al 29 de enero de 2021														
Estándar	-0.0021	-0.0013	-0,0042	-0,0013	-0,0003	-0,0017	-0,0011	0,0017	-0,0017	0,0543	0,0460	0,0547	0,0360	-0.0011
medio desarrollador	0.0362	0.0396		0.0270	0.0020	0.0375	0.0356		0.0401			0.0399	0.0407	0.0141
Oblicuidad	0.0970	-0.0028	-1.1395	-1.1408	-0,6089	-0,5485	0,1068	-0,7884	-0,8143	-0,6311	-0,6137	-1.4397	-1.5528	0.2702
curtosis	4.6813	6.1627	11.2783	9.5265	8.6933	7.2704	5.3860	6.8100	7.4809	7,5047		6.6637	13.2140	5.0031
Jarque-Bera	32.5	113.4	835.5	541.7	384.2	220.3	65,0	192.7	257.6	248,0	169,2	1276.3	1589,1	48.8
Probabilidad	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
Observaciones	272	272	272	272	272	272	272	272	272	272	272	272	272	272

Fuente: Cálculos propios de los autores

Tabla 2 (cont.): Tamaño de la muestra y estadísticas resumidas de ADR, ETF y Forex

	Chile					Colombia					México					Perú											
	ADR			ADR de divisas			divisas			ADR			Forex ADR ETF			divisas											
	BSAC	CCU	ENIA	ECH	CLP / USD	CIB	CXG	ICOL	COP / USD	FMX	IBA	KOF	TV	EWX	MXN / USD	BVN	EPN	PEN / USD									
Panel A. Período de muestra completo: del 1 de abril de 2014 al 29 de enero de 2021																											
Significar	-0.0001	-0.0002	-0.0001	-0.0002		-0.0002	-0.0003	-0.0005	-0.0005		-0.0002	0.0000	-0.0005	0.0009	-0.0003		-0.0003	-0.0001	0.0000	-0.0002							
estándar desarrollador	0.0186	0.0158	0.0188		0.0154	0.2291	0.0234	0.0176	0.0177		0.4002	0.0172	0.0185	0.0168	0.0242	0.0165		0.0083	0.0323	0.0135	0.0129						
Asimetría	-0.5055	-0.2563	-0.3123	-0.9924		0.0105	-0.5788	-1.4579	-1.4387		-0.0161	-0.4341	-0.4569	-0.4722	-0.3562	-1.2158		-1.0403	-0.2863	-0.9942	0.2189						
Curtosis	25,3772	7,5924	16,3225	20,0256	430,4871	24,9393	22,3150	20,6251	124,3696	12,1556	9,5079	6,1608	11,5820	13,7684				11,7211	10,5301	16,6289	16,6145						
Jarque-Bera	35980.6	1531.2	Probabilidad	12756	21069	13104	353	346	11.8	27362	.000	1721	22872	10563	05.0	6065.1	.000	1721	3096.9	780.3	5317.7	8739.1	.000	5764.3	4089.5	13603.0000	13305.2
.000 .000 Observaciones	1721	1721		.000	.000	.000	.000		.000		.000		.000	.000	.000	.000	.000	1721	1721	.000	1721	1721		.000	1721	1721	.000
				1721	1721	1721	1721		1721		1721	1721	1721	1721	1721			1721									1721
Panel B. Período de crisis económica brasileña – 1 de abril de 2014 al 30 de diciembre de 2016																											
Significar	-0.0001	-0.0001	0.0000	-0.0003		-0.0002	-0.0006	-0.0010	-0.0010	-0.0009	-0.0003	0.0002	-0.0007	-0.0007	-0.0005			-0.0006	-0.0002	0.0000	-0.0003						
estándar	0.0143	0.0157	0.0155		0.0119	0.3606	0.0197	0.0168	0.0177		0.6299	0.0154	0.0168	0.0158	0.0170	0.0137		0.0078	0.0370	0.0132	0.0131						
Dev	-0.0339	0.0238	0.3364	-0.0257	0.0495	-0.1282	-0.2750	-0.0977	6.9083	4.3924	4.3860	174.1797	4.3722	-0.0084	-0.3428	0.0051	-0.1550	-0.1189	-0.7964	4.3305	4.1331	-1.6058	0.0702	0.7961	4.5088	-0.0724	
Skewness	5.0157	5.4694	185.4									50.2648	4.7336	5.4726	8.5426	37.2	89.8	178.7				20.8082	9.2644	66.5	1209.8	4.0380	
Curtosis	29.0	442.4		69.3	55.7	848551.2		54.8	119.6		64691.8	64.9						963.1	9482.3							31.8	
Jarque-Bera	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	
Probabilidad Observaciones	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695	695
Panel C. Período de calma – 3 de enero de 2017 al 31 de diciembre de 2019																											
Estándar	0.0001	-0.0001	0.0004	-0.0002		-0.0001	0.0005	0.0001		0.0001	-0.0002	0.0003	0.0001	-0.0001	-0.0008	0.0000		0.0001	0.0004	0.0002	0.0001						
medio	0.0144	0.0124	0.0159	0.0127	0.9098	-0.3496	0.0093	0.0160	0.0111	0.0108	0.0634	0.0100	0.0138	0.0169	0.0144	0.0195	0.0131	-0.0471	-0.1289		0.0070	0.0204	0.0092		0.0129		
Curtosis de	-0.5258	0.0905	14.4176	6.3477	9.7499	14.4533	0.4146	-0.2100	-0.1619	4.1937	4.1792	-0.6169	-0.0684	-0.0926	-0.4623	4.3358	4.8018	4.3409	5.5365	5.6703	-0.2905	-0.1415	-0.3010		-0.0975		
asimetría de desarrollo						7,9581	4,2420				4,7571										4,2083	5,1166	4,3990		23.5539		
Jarque-Bera	4199.6	367.4	1466.1	4225.1		793.9	45.3	49.2	51.8	144.8	56.3	104.1	57.1	203.2	250.9	56.5	143.3	72.9								13273.6	
Probabilidad	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	
Observaciones	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	754	
Panel D. Período de recesión de COVID-19: del 2 de enero de 2020 al 29 de enero de 2021																											
Estándar	-0.0005	-0.0005	-0.0014	-0.0004	0.0332	0.0231	-0.0001	-0.0016	-0.0011	-0.0011	-0.0004	-0.0012	-0.0009	-0.0012	-0.0016	-0.0004	0.0090	0.0420	0.0300	0.0292	0.0112	0.0271		-0.0005	-0.0015	-0.0003	-0.0005
medio desarrollador	0.0305	0.0265				0.0255	0.0242	0.0245																0.0122	0.0442	0.0217	0.0126
Oblicuidad	-0.7367	-0.3667	-0.2760	-1.5026		-0.3062	-0.5698	-1.7273	-1.7818		-1.5379	-0.4351	-0.9472	-0.7976	-0.2950	-1.2453		-0.8340	-0.7036	-1.3843						2.0354	
curtosis	14,1660	5,4122	12,2267	12,0369		3,7086	14,3743	15,3398	15,4838		11,1347	10,3594	11,9586	5,3733	5,8753	8,9999		5,8821	12,7030	12,0138						33,7369	
Jarque-Bera	1437.6	72.0	968.3	1027.9		9.9	1481.0	1861.0	1910.2	857.2	622.4	950.2	92.7	97.6	478.3	125.7	1089.4	1081.8								10895.0	
Probabilidad	.000	.000	.000	.000		.007	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	
Observaciones	272	272	272			272	272	272	272	272	272	272	272	272	272	272	272	272	272	272	272	272	272	272	272	272	272

Fuente: Cálculos propios de los autores

5. Resultados empíricos

La Tabla 2 describe el tamaño de la muestra y las estadísticas de resumen de nuestras variables. Los instrumentos financieros latinoamericanos, excepto TGS, ARG y SID, tienen rendimientos medios diarios negativos durante todo el período de la muestra. Las rentabilidades medias oscilan entre $-0,0014$ (ARS/USD) y $0,0004$ (TGS). Las desviaciones estándar van desde $0,0083$ (MXN/USD) hasta $0,4002$ (COP/USD). En otras palabras, COP/USD seguido de CLP/USD, SID y CIG son significativamente más volátiles que cualquier otro instrumento. La asimetría que describe la asimetría de la distribución normal muestra que todos los instrumentos excepto SID y CLP/USD tienen un valor negativo (sesgo a la izquierda), lo que indica una mayor probabilidad de generar resultados de rendimiento negativos. El coeficiente de curtosis que mide el pico de la distribución implica que todas las variables tienen una distribución leptocúrtica (exceso de curtosis positivo) y muestra evidencia de colas gordas en todos los mercados. Además, el test de Jarque-Bera rechaza rotundamente la normalidad de las series de devoluciones. Las medias son en su mayoría negativas durante la crisis económica brasileña. Los rendimientos medios oscilan entre $-0,0016$ (CIG) y $0,0019$ (TGS).

COP/USD, CLP/USD, SID y CIG que tienen respectivamente una desviación estándar de $0,6299$, $0,3606$ y $0,0499$ son los instrumentos más volátiles mientras que MXN/USD es el más seguro. Además, todas las variables están sesgadas positivamente y tienen exceso de curtosis positivo mientras que la prueba de Jarque-Bera rechaza fuertemente la normalidad confirmando que la distribución tiene colas más anchas.

Como se esperaba, el valor promedio de los instrumentos financieros que oscilan entre $-0,0017$ (ARS/USD) y $0,0009$ (ELP) es más probable que sea positivo durante el período de calma. Los puntajes de desviación estándar más altos $0,0384$ (STGS), $0,035$ (SID) y $0,0304$ (CIG) hacen que esas variables sean los instrumentos más volátiles, mientras que MXN/USD y EPU son los menos volátiles durante este período. Además, las variables en su mayoría tienen una cola izquierda larga y un exceso de curtosis positivo, mientras que la prueba de Jarque-Bera rechaza fuertemente el supuesto de distribución de normalidad. Por otro lado, durante el período de confinamiento por el COVID 19, la rentabilidad media de los instrumentos financieros es mayoritariamente negativa y oscila entre $-0,0042$ (YPF) y $0,0017$ (SID). ARS/USD con una desviación estándar de $0,0020$ es el instrumento más seguro mientras que SID con una desviación estándar de $0,0547$ parece ser el más volátil entre las variables. Además, los rendimientos son en su mayoría sesgados negativamente, mientras que sus valores de curtosis son superiores a 3 (distribuciones leptocúrticas), lo que significa que la probabilidad de un rendimiento extremo es muy alta. El estadístico de normalidad residual de Jarque-Bera muestra que los rendimientos de estos instrumentos se encuentran bajo un supuesto de distribución no normal.

La Tabla 3 ilustra el uso de la prueba de Dickey-Fuller Aumentada (ADF) para evaluar si nuestra serie tiene raíz unitaria o no. Esta prueba indica que los retornos de los instrumentos en estudio rechazan la hipótesis nula de raíz unitaria al 1% de nivel de significancia, es decir que las series de retornos son estacionarias según la ADF. Según la especificación de nuestro modelo, usamos un valor de retraso de los parámetros AR y MA para seleccionar los modelos. Pero la prueba del multiplicador de Lagrange (LM) arroja un problema de correlación serial en más de un tercio de los mercados. Este estudio también utilizó el proceso ARCH-LM para probar el efecto ARCH y eliminar la heterocedasticidad en la volatilidad de los datos; la prueba ilustra que los modelos GARCH (1,1) se pueden aplicar en las declaraciones. Mostró que todos los instrumentos excepto BRL-USD, TV y EWW ahora están libres de problemas de heterocedasticidad con valores insignificantes que van desde $0,0024$ hasta $2,3555$. En otras palabras, los resultados de la prueba no sugieren heterocedasticidad condicional autorregresiva para cada muestra en los modelos GARCH-ARMA.

Tabla 3: Estadísticas resumidas de las pruebas Unit Root, LM y ARMA-LM para ADR, ETF y Forex

ADR/ETF/Divisas		ARMA	AIC	LM GARCH	ARCH-LM	AIC ARCO-LM	
teo	alimentador	(1.1)	-4.3565	(1,1) 1.8942 (1,1) 3.0643 (1,1) 4.9841*	(1,1) 1.0493 (1,1) 1.5219	-4.5632 0.5204	
TGS	automático de	(1.1)	-3.9071	(1,1) 2.8888 (1,1) 1.5255 (1,1) 7.0450*	(1,1) 3.0096 (1,1) 0.9109	-4.1385 0.7217	
YPF	documentos	(1.1)	-3.9716	(1,1) 6.5253** (1,1) 3.9750 (1,1) 1.7346**	(1,1) 25.5288** (1,1)	-4.3020 2.3555	
FURIOSAMENTE	-22,7009***	(1.1)	-5.1049	1,0417 (1,1) 2,7944 (1,1) 2,8295 (1,1) 3,6125* (1,1) 23,7687***		-5.3538 0.0888	
ARS/USD	-17,6838***	(1.1)	-5.9305	6,6209** (1,1) 0,8246 (1,1) 0,4187 (1,1) 15,9266*** (1,1) 2,7377		-6.7150 0.0341	
ABEV	-13,7109***	(1.1)	-4.7477	(1,1) 0,0551 (1,1) 6,8448** (1,1) 1,008,6376*** (1,1) 1,4365 (1,1)		-4.9467 0.4308	
CDB	-12,4962***	(1.1)	-4.3966		80,6383***	-4.4895 0.9629	
CIG	-10,1020***	(1.1)	-3.7955		113,8730***	-3.9752 0.3140	
ELP	-17,8151***	(1.1)	-4.1587		157,5476***	-4.3359 0.7157	
S.I.D.	-17,6900***	(1.1)	-3.3670		77,7574***	-3.5381 1.5426	
TIMBRE	-14,9660***	(1.1)	-4.4915		107,2668***	-4.6209 0.3706	
EWZ	-13,0503***	(1.1)	-4.5663		453,2187***	-4.8390 0.0280	
FBZ	-42,6480***	(1.1)	-4.5868		296,9472***	-4.8609 0.3253	
BRL/USD	-10.4940***	(1.1)	-6.1293		4*66,6 **	-6,2426 6,3509 **	
BSAC	-12.9064***	(1.1)	-5.1538		284.0638***	-5.4820 0.4868	
UCC	-11.7363***	(1.1)	-5.4543		60.2379***	-5.5985 1.2801	
ENIA	-46.8240***	(1.1)	-5.1071		303.7472***	-5.3538 0.4182	
ECH	-24.5172***	(1.1)	-5.5070		392.8134***	-5.8371 1.4728	
USD-CLP	-19.5804***	(1.1)	-5.3292		0.0035	-4.2205 0.0024	
CIB	-15.0977***	(1.1)	-4.6033		328.5083***	-5.0838 1.3534	
CXG	-14.8008***	(1.1)	-5.3721		371.8041***	-5.7093 0.2858	
ICOL	-17.4017***	(1.1)	-6.7360		292.4970***	-5.6227 0.1640	
COP/USD	-11.2218***	(1.1)	-4.0316		0.0090	0.0749 0.0107	
FMX	-13.7790***	(1.1)	-5.7813		156.8076***	-5.4836 1.5338	
IBA	-13.6408***	(1.1)	-6.1755		74.0269***	-5.2596 1.5404	
KOF	-15.0608***	(1.1)			164.6531***	-5.4697 0.0639	
TELEVISION	-11.9802***	(1.1)			191.4253***	-4,9286 7,3836 **	
EWV	-44.7490***	(1.1)			3*29 **	-5,7241 5,2137 *	
MXN/USD	-43.4363***	(1.1)			63.57915***	-6.9865 1.0562	
BVN	-14.4197***	(1.1)			186.2673***	-4.2952 0.5160	
EPV	-9.3558***	(1.1)			359.2711***	-6,1554 1,1079	
PEN/USD	-40.6380***	-14.3690***	-14.5425***		10.1496***	-6,1895 0,0662	

ADF: estadístico t para la prueba Dickey-Fuller aumentada con una constante y tendencia en el nivel. ARMA: orden del modelo de media móvil autorregresiva, AIC: criterio de información de Akaike; LM: prueba de correlación serial de Breusch-Godfrey; ARCH-LM: prueba LM de Engle para efectos ARCH; GARCH: Orden del modelo de Heterocedasticidad Condicional Autoregresiva Generalizada.
Fuente: Cálculos propios de los autores

Tabla 4(a): Estadísticas resumidas del modelo multivariante ARMA-GARCH-DECO
(período de muestra completo)

Modelo univariante ARMA(1,1)-GARCH(1,1)							
Variable Phi	TEO	Theta	Alfa	Beta	0.6517	0.2703	** 0.6481
-0.6491 TGS	-0.8416	*** 0.8843	*** 0.6375	0.570	0.3292	0.420	0.5521
0.6923 ** YPF	0.1278	0.7354	*** 0.4097	*** 0.5339	*** 0.8006	*** 0.687	***
-0.0387 ABEV	-0.1685	0.9068	*** 0.2065	0.2568	0.9528	*** 0.8262	***
0.2567 CIG	-0.0184	-0.6522	*** 0.1122	0.8681	0.3206	0.790	0.2252
		-0.3280	0.1230	0.8164	*** -0.1672	0.1552	**
		0.8753	1 ***	-0.0078	0.9438	-0.0592	0.0765
		0.8417	***	-0.8520	0.4607	*** 0.460	0.8532
		*** CCU	ENIA	0.3804	0.7340	0.1250	0.2392
ELP	0.8222	*** CLP/USD	0.8827	0.7144	*** 1.3981	* 0.6824	0.90
S.I.D.	-0.3859	** 0.1488	*** 0.7052	*** 0.5058	*** 0.4584	*** 0.3023	0.0863
TIMBRE	USD 0.4242	*** 0.6946	*** 0.5117	0.320	0.5895	0.190	0.1384
EWZ	-0.9059	*** 0.9150	0.2000	0.3451	0.5030	0.9356	0.1087
FBZ	0.1413	-0.1854	0.1515	0.5382	0.2495	0.0529	0.2856
BRL/USD -0.0290	BSAC	*** Modelo de Equicorrelación Dinámica					
							4723.211
							4823.432
							4610.949
							5028.977
							2830.915
							4379.662
							4916.030
							4843.758
							2529.601
							4724.320
							4531.781
							4711.304
							4243.701
							4931.001
							6016.907
							3702.189
							5300.997
							5331.934
Rho		0.2778	***				
Alfa (DECO)		0.0410	***				
Beta (DECO)		0.9104	***				
Df		8.7555	***				
AIC		-174.6859					
Log-verosimilitud		150513.227					

Nota: *, ** y *** son significativos a niveles de 10, 5 y 1%. Df se refiere a grados de libertad y AIC significa criterio de información de Akaike.

Fuente: Cálculos propios de los autores

En la Tabla 4(a), estimamos los modelos ARMA-GARCH-DECO para la muestra general. La media muestral de los residuos cuadrados se utilizó para iniciar la recursión. La restricción de positividad para el GARCH (1,1) y la condición de existencia del cuarto momento del GARCH se observan ambas en instrumentos pertenecientes al supersector defensivo (ABEV, CBD, CIG, ELP, CCU, ENIA, FMX, IBA, KOF, TV), sectores de servicios financieros y materiales básicos (TEO, SID, TIMB, BVN, BSAC, CIB), ETF (EWZ, FBZ, ECH, CXG, EWW, EPU) y forex (BRL/USD, PEN/USD). Esas restricciones vienen dadas por $\alpha > 0$, $\alpha/(1 - \beta) \geq 0$ y $\alpha + \beta < 1$ como propone Doornik et al. (2002) y Ling y McAleer (2002). El coeficiente γ (alfa) captura la influencia de nuevos choques sobre la volatilidad mientras que el parámetro δ (beta), mide la persistencia de los choques de volatilidad. Los resultados muestran que la persistencia de la volatilidad de esos activos no es muy larga en este período, y existe un cierto grado de "fenómeno de agrupamiento de volatilidad".

Por otro lado, la restricción de estacionariedad se observa en los activos provenientes de fondos cotizados (ARGT, ICOL) y tipo de cambio (CLP/USD, COP/USD, MXN/USD).

Sin embargo, no se cumple la condición de existencia del cuarto momento del GARCH.

Esa restricción es superior a 1, lo que significa que existe una volatilidad duradera en esos mercados. Otros resultados muestran que la restricción de positividad para el GARCH (1,1) y la condición de existencia del cuarto momento del GARCH no se observan en ARS/USD. Esta restricción es igual a $2.35067 > 1$. Los coeficientes del Modelo de Equicorrelación Dinámica son estadísticamente significativos. Rho con un puntaje de 0.2778 muestra el nivel de correlación entre los activos en estudio. Alpha (DECO) mide el impacto de la volatilidad a corto plazo, mientras que Beta (DECO) califica el efecto de la volatilidad a largo plazo. Los resultados muestran que el modelo captura el impacto de la volatilidad de largo plazo entre los mercados con una puntuación cercana a 1 (0,9104).

La Tabla 4(b) presenta la estimación de los modelos ARMA-GARCH-DECO para el período de crisis brasileño. Los resultados muestran que cuando el coeficiente γ (theta) es negativo, δ (phi) es positivo y viceversa. La condición de estacionariedad es que este factor sea menor que la unidad en valor absoluto.

Además, la restricción de positividad para el GARCH (1,1) y la condición de existencia del cuarto momento del GARCH se observan ambas en activos derivados de los sectores de servicios de comunicaciones y energía (TEO, TGS, YPF, TIMB), supersector defensivo (ABEV, CBD, CIG, ELP, CCU, ENIA, FMX, IBA, KOF, TV), servicios financieros y materiales básicos (BSAC, CIB, BVN), fondo cotizado (ARGT, EWZ, FBZ, ECH, ICOL) y divisas (BRL/USD).

Esto muestra que las industrias de servicios de telecomunicaciones y servicios públicos tienen los activos más volátiles durante este período. Además, el coeficiente γ (alfa) y δ (beta) son positivos y estadísticamente significativos para esos rendimientos (excepto para TEO, TGS, CIB y TV), lo que implica que los shocks económicos, especialmente los externos, tienen efectos duraderos en esos mercados. De manera similar, la restricción de positividad para GARCH (1,1) se observa en ETF (CXG, EWW, EPU) y forex (ARS/USD, CLP/USD). Sin embargo, no se cumple la condición de existencia del cuarto momento del GARCH. Esa restricción es superior a 1. Para rendimientos como CXG, EWW y EPU, el valor de γ es cercano a 1, lo que indica que los viejos shocks tienden a persistir, en lugar de desaparecer rápidamente. Otros resultados muestran que la restricción de positividad para el GARCH (1,1) no se cumple mientras que la condición de existencia del cuarto momento del GARCH se cumple en PEN/USD.

Esa restricción es igual a 0.942848 y debería ser < 1 . Su γ negativo y estadísticamente significativo implica que los choques económicos no tienen ningún efecto sobre esta volatilidad del tipo de cambio. La figura 2 traza la varianza condicional. El gráfico parece indicar que la volatilidad aumenta a medida que pasa el tiempo para la mayoría de los activos, lo que se confirma en la Figura 3 que dibuja la correlación condicional durante ese período de crisis. Durante el período de la crisis brasileña, el coeficiente de equicorrelación, con una puntuación de 0,3160, es más alto que el de la muestra general, lo que respalda las predicciones de Hwang (2014) de que el efecto indirecto total es sustancialmente mayor en un período de turbulencia financiera. Beta (DECO) resume el impacto de la volatilidad a largo plazo entre los mercados con una puntuación cercana a 1. Alpha (DECO) que mide el efecto de la volatilidad a corto plazo es bajo pero estadísticamente no significativo.

**Tabla 4(b): Estadísticas resumidas del modelo multivariado ARMA-GARCH-DECO
(período de crisis brasileño)**

Modelo univariante ARMA(1,1)-GARCH(1,1)						
Variable	Phi	Theta	TEO	Alfa	Beta	Log-verosimilitud
*** TGS	0.3993**	-0.3220***	0.7324***	0.7093	0.0322	1703.454
-0.1478 ARS / USD	0.0888	0.0653	0.8088	0.1394**	0.7683***	1576.057
0.27624 -0. CIG				2.0783	0.4693	1564.665
				0.8901***	0.0674***	1957.155
				0.9269***	0.0991***	2304.336
				0.8552***	0.0709***	1794.200
				0.9299***	0.1527	1583.107
	-0.7810***	0.7968***		0.0764***	0.9024***	1336.572
ELP	-0.8315***	0.8093***	-0.0252	0.0258**	0.9581***	1446.866
S.I.D.	-0.2252	0.0575	-0.0823	0.8583***	0.0583***	1160.283
TIMBRE			0.2680	0.9069***	0.1221***	1552.348
EWZ			-0.0289	0.0798***	0.8791***	1665.106
FBZ			0.3849	0.0969**	0.8088***	1702.729
BRL/USD	0.4808**	-0.5500**	0.2465	0.6620***	0.0864	2140.096
BSAC	-0.2270			0.1049***	0.8865***	1985.300
UCC	0.3076		-0.2364	0.0385**	0.9470***	1934.591
ENIA	0.0508		-0.0089			1934.690
ECH	-0.0179		0.1493			2119.831
USD/CLP	1.0822*	0.7481**	0.4629***			929.029
CIB	-0.3511***	0.3051***	-0.1184			1790.916
CXG	0.1402	-0.0320				1923.057
ICOL						1841.995
COP-USD						
FMX	0.3083		-0.2684	0.0592**	0.7930***	1925.826
IBA	0.6691***	-0.7193***		0.1562***	0.6768***	1870.116
KOF	-0.8965***	0.9235***	-0.3800	0.1731***	0.3446***	1916.082
TELEVISOR	0.0957		0.4772	0.9812***	0.1430***	1855.323
EWV			0.0007			2060.331
MXN/USD						
BVN	0.3192**	-0.3794***	0.0485	0.0505***	0.9311***	1335.331
EPV	0.0098		0.1149***	0.8770***	0.9825***	2106.255
PEN/USD						2148.409
Equicorrelación Dinámica						
Rho	0.3160***					
Alfa (DECO)	0.0117					
Beta (DECO)	0.9868***					
Df	9.4516***					
AIC	-172.1865					
Probabilidad de registro	60030.795					

Nota: *, ** y *** son significativos a niveles de 10, 5 y 1%; nc significa que las pruebas no se informan ya que no hay convergencia (no hay mejora en la búsqueda de líneas) usando derivadas numéricas. Df se refiere a grados de libertad y AIC significa criterio de información de Akaike.

Fuente: Cálculos propios de los autores

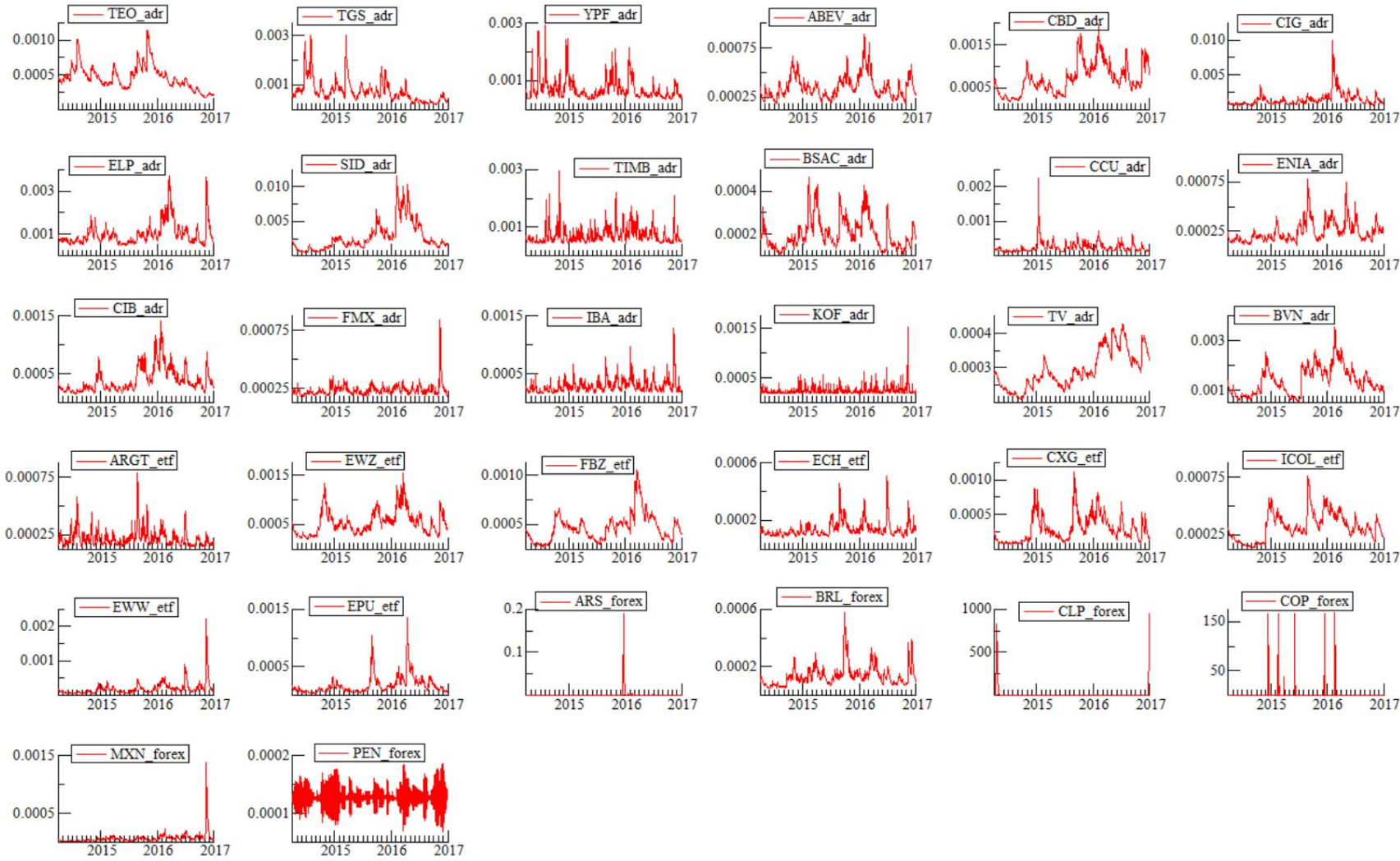


Figura 2: Varianza condicional (período de crisis de Brasil)

Fuente: Cálculos propios de los autores

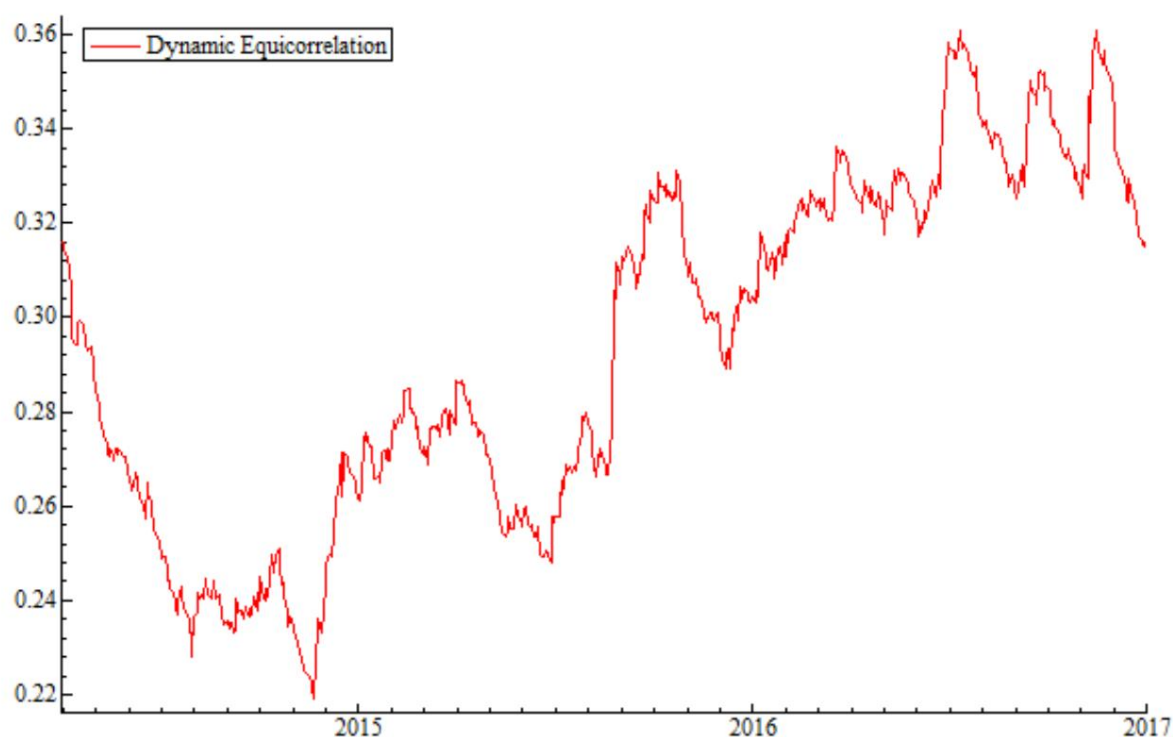


Figura 3: Correlación condicional (período de crisis de Brasil)

Fuente: Cálculos propios de los autores

La Tabla 4(c) presenta los resultados de las estimaciones ARMA-GARCH-DECO durante el período de calma. La restricción de positividad para el GARCH (1,1) y la condición de existencia del cuarto momento del GARCH se observan para los activos relacionados con el supersector defensivo (ABEV, CBD, ELP, SID, CCU, ENIA, FMX, IBA, KOF, TV), servicios financieros y de comunicación (TIMB, BSAC), fondos cotizados en bolsa (EWZ, FBZ, ECH, CXG, ICOL, EWW, EPU) y tipo de cambio (BRL/USD, CLP/USD, MXN/USD, soles/USD). Los resultados también muestran que los instrumentos financieros que emanan de los sectores relacionados con la energía y las telecomunicaciones (TEO, TGS, YPF, CIG), Exchange traded fund (ARGT) y Forex (ARS/USD) observaron que la restricción de positividad para el GARCH (1,1) es pero negó la condición de existencia del cuarto momento. Además, su coeficiente positivo γ del modelo ajustado que captura la influencia de nuevos shocks en la volatilidad es estadísticamente significativo. Además, encontramos que la condición de existencia del cuarto momento de GARCH se cumple en CIB pero la restricción de positividad para GARCH (1,1) no lo es. Esa restricción es superior a 1. Además, la Figura 4 que traza la varianza condicional indica un precio relativamente estable ya que se observa una baja volatilidad durante ese período. La Figura 5 dibuja la correlación condicional durante ese período de crisis. Puede verse que las restricciones descritas anteriormente se cumplen para todas las realizaciones posibles de la información pasada y para todas las combinaciones lineales de las variables. También se informan los resultados del modelo de equicorrelación dinámica. Rho con una puntuación estadísticamente significativa de 0,2450 muestra que los activos ADR, ETF y Forex están menos correlacionados con los movimientos del mercado durante un período de calma que durante un período de turbulencia financiera. Además, también encontramos que el impacto de la volatilidad a largo plazo de Beta (DECO) (0,8962) es menor que el de otros subperíodos, lo que significa que la volatilidad es menos persistente en comparación con otros períodos.

Tabla 4(c): Estadísticas resumidas del modelo multivariante ARMA-GARCH-DECO (período de calma)

Modelo univariante ARMA(1,1)-GARCH(1,1)							
Variable	Phi	Theta	Beta	Alfa	Beta	Log-verosimilitud	
teo	-0.8685 ***	0.9000 ***	0.4610	0.9808*	-0.5406	0,9822***	1721.751
TGS	-0.5735 ***	0.6178***	0.3750***	0.9060	0.63591	0,2017	1517.608
YPF	-0.0412	0.0089	0.20533	1.303	-0.04932	0,9256***	1716.452
FURIOSAMENTE	0,3851		-0.2417	0.2499	-0.57250**	0,8407***	2034.975
ARS-USD	-0,2187		0.0272	0.1836*	0.3585**	0,9834***	2370.064
ABEV	-0,0219		-0.4328	0.1169	0.07028	0,6804*	1959.488
CDB	-0,1664		0.0673*	0.7632*	0.10682**	0,3577	1770.387
CIG	-0,0048		0,6675***	-0,5859***	0,6817**	0,0261	1598.772
ELP	0,2904		-0,6145***	0,0707**		0,6587***	1745.993
S.I.D.	-0,1195					0,2137	1465.927
TIMBRE	0,4428*					0,763,79***3	1896.450
EWZ	0,1864					0,763,79***3	1939.807
FBZ	0,5546**					0,763,79***3	1932.067
BRL/USD	-0,2150					*** -0,3216	2452.110
BSAC	0,4078					0,8349***	2171.146
UCC	-0,0967					0,8907***	2251.917
ENIA	-0,1162						2063.351
ECH	-0,6769						2272.495
USD/CLP	-0.1122						2550.393
CIB							2056.856
CXG							2343.226
ICOL							2359.578
COP/USD							
FMX	0,5601***	-0,6195***	0,0683**	0,0551		0,8816***	2184.295
IBA	-0,2197	0,0399				0,8445***	2023.665
KOF	-0,9790***	0,9897***	0,0484**			0,8910***	2140.843
TELEVISOR	0.2632	-0.1877	0.0245*	0.6953***		0,9634***	1917.717
-0.5074	0.0993**	0,07109***	0.1161***	EW/MXN/USD	0.4707	0,8034***	2227.390
						0,8450***	2703.962
EPU	0,7841***	-0,7234***	0,0823***	0,7480***	0,0861	-0,6636***	2485.406
PEN/USD	0,0567	0,1323	Modelo de equicorrelación dinámica				2342.610
Rho	0.2450***						
Alfa (DECO)	0.0284						
Beta (DECO)	0,8962***						
Df	10.5937***						
AIC	-185.4022						
Probabilidad de registro	70092.645						

Nota: *, ** y *** son significativos a niveles de 10, 5 y 1%; nc significa que las pruebas no se informan ya que no hay convergencia (no hay mejora en la búsqueda de líneas) usando derivadas numéricas. Df se refiere a grados de libertad y AIC significa criterio de información de Akaike.

Fuente: Cálculos propios de los autores

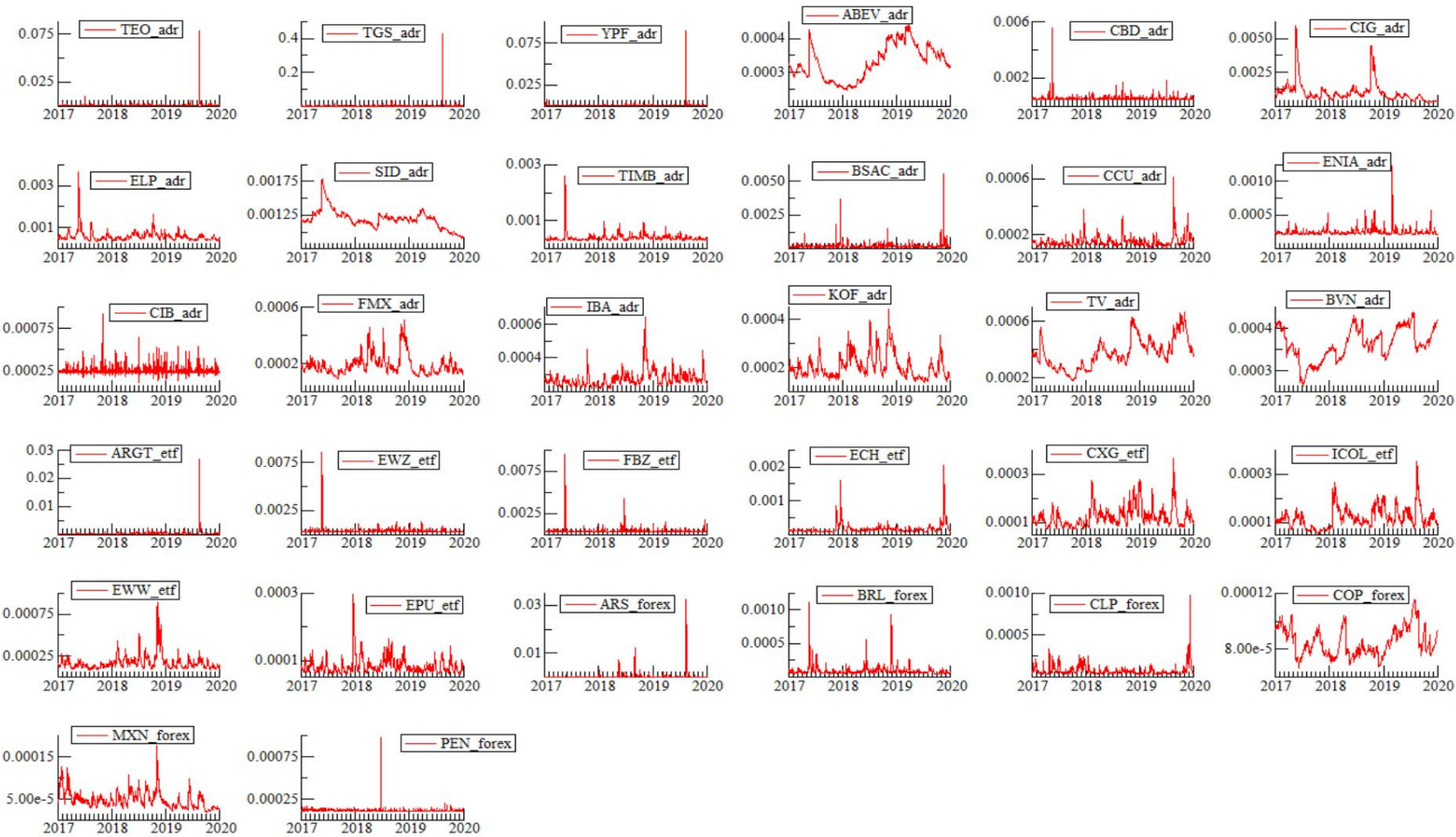


Figura 4: Varianza condicional (período de calma)

Fuente: Cálculos propios de los autores

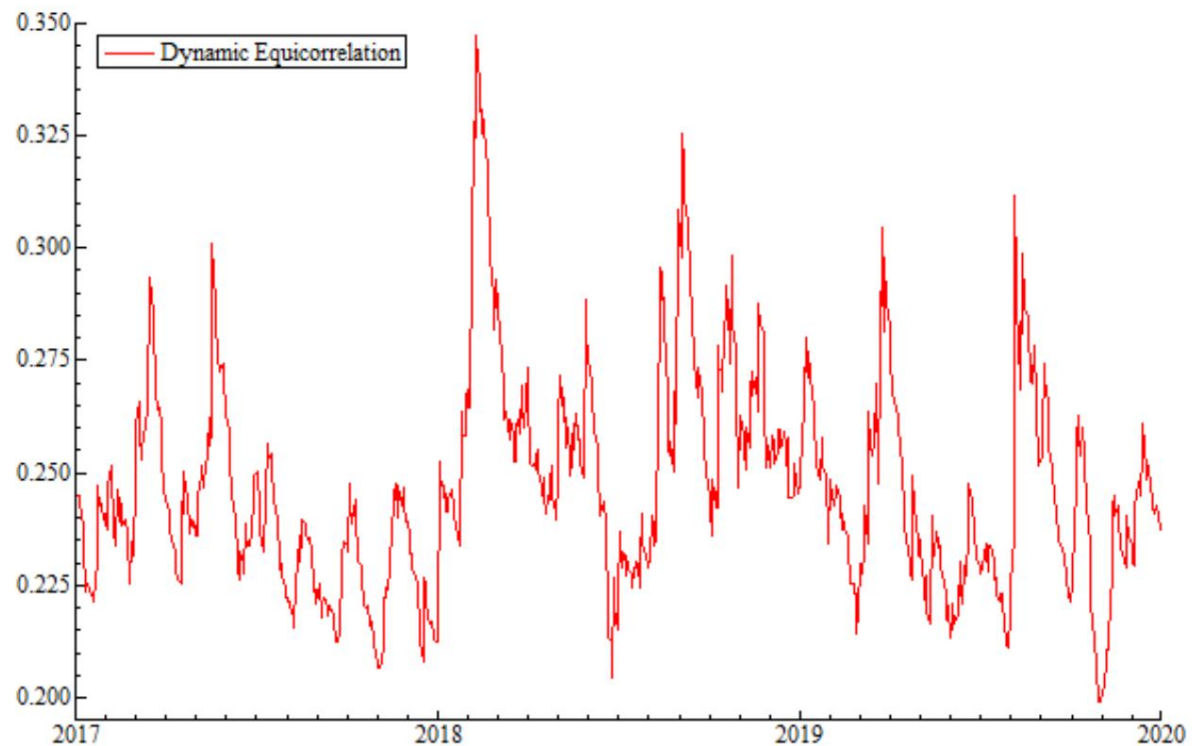


Figura 5: Correlación condicional (período de calma)

Fuente: Cálculos propios de los autores

Realizamos estimaciones ARMA-GARCH-DECO para el período, que llamamos "período de recesión COVID-19". La Tabla 4(d) presenta los resultados de dichas estimaciones. Se observa persistencia de volatilidad en nuestros datos durante ese período como lo demuestra la existencia de la restricción de positividad y el cuarto momento del GARCH en activos relacionados con el supersector defensivo (ABEV, CCU e IBA, ENIA, CBD), comunicaciones y servicios financieros (TEO, TV, BSAC.), fondos cotizados (ARGT, ECH) y tipo de cambio (ARS/USD, BRL/USD COP/USD).

Esto implica que los choques de covid-19 tienen efectos duraderos en muchas industrias, como grandes almacenes, servicios de telecomunicaciones, bancos, alimentos y bebidas. Sin embargo, solo observamos la restricción de positividad para el GARCH (1,1) en rendimientos de activos de diferentes sectores como energía y servicios de telecomunicaciones (TGS, YPF, TIMB, CIB), servicios públicos y materiales básicos (CIG, ELP, SID, FMX, KOF, BVN), fondos ET (EWZ, CXG, ICOL, EWW, EPU) y forex (MXN/USD, PEN/USD). La condición de existencia del cuarto momento del GARCH no se observa en los rendimientos financieros antes mencionados. Un valor alto de γ indica que los viejos shocks tienden a persistir. La Figura 5 indica una volatilidad relativamente alta durante el período de caída del mercado de valores en todos los mercados, mientras que la Figura 6 traduce cuán altamente correlacionados están esos mercados durante ese período. También se informa el Modelo de Equicorrelación Dinámica con grados de libertad significativos (10.5937). El coeficiente rho (0,3032) muestra un nivel relativamente alto de correlación entre los activos financieros en comparación con el período de calma. Beta (DECO) (0.8906) que mide el efecto de volatilidad a largo plazo que confirma los impactos prolongados de la pandemia del nuevo coronavirus en esos instrumentos financieros.

**Tabla 4(d): Estadísticas resumidas del modelo multivariante ARMA-GARCH-DECO
(período de recesión COVID-19)**

Modelo univariante ARMA(1,1)-GARCH(1,1)							
Variable	fi	Teta		Alfa		Beta	Log-verosimilitud
teo	0,1985		-0,2363*		0,1574	0,7273 ***	530.631
TGS	0,2708		-0,3825		0,2552	0,7143 **	523.509
YPF	-0,3791		0,3105		0,4247 *	0,5637 ***	457.357
ARGT	-0,6425 ***		0,5426 ***		0,1874 *	0,7564 ***	642.046
ARS / USD 0,1577			-0,4166 ***		0,1201	0,5983 **	1322.303
ABEV CBD CIG -0,5783 ***			0,4314 **		0,1733 **	0,7457 ***	533.089
	-0,5367 ***		0,4134 ***		0,2193	0,3288	-164.080
	-0,3156		0,2920		0,2360	0,7226 ***	497.919
	0,3007		-0,3779 *		0,2417 **	0,7127 ***	549.641
S.I.D.	-0,3170		0,2282		0,3171	0,5998	443.088
TIMBRE	-0,0645		0,0034		0,2375 *	0,7478 ***	555.588
EWZ	-0,4654 **		0,3042		0,3640 ***	0,5870 ***	584.899
FBZ BRL / USD -0,4891 **			0,3981 **		0,3601 **	0,5484 ***	587.643
BSAC CCU ENIA ECH CLP /			-0,0894		0,1704 **	0,79055 ***	793.596
USD CIB 0,432807687 ***			0,6842 ***		0,3960 ** 3	0,408 *	590.566
0,5350 ** ICO -0,0739 ***			0,0604		0,23839 ***	0,7418 ***	652.918
COP / USD 0,71073405 MX			-0,2941		0,2883	0,7124 ***	633.365
-0,4706 ** IBA -0,6298 ***						0,6389 ***	655.043
KOF -0,5965 *** -0,5742 ***							
TV EWW -0,5846 USD MX -0,4459			-0,3528 -0,3310		0,544535 ** -0,4835 ***	0,55320 ***	557.354
** 0,4907 *** BVND -0,5309			-0,6478 *** 0,8282 *		0,463754 ** 0,64910 **	0,6756171 ***	670.106
***PEN/USD -0,6311 ***			0,4787 *** 0,6488 *		0,6045063 *** 0,75704858 ***	0,48028 **	675.645
			0,6779 *** 0,4028 *		0,17432 *** -0,5809 **	0,48028 **	872.060
			0,6296 *** 0,173803082 ***		Modelo de		637.393
			Equicorrelación Dinámica		0,2455 *		653.380
					0,3141 **		670.205
					0,1708 *		497.906
					0,2958 **		658.955
					0,2499 *		855.085
					0,3050 **		534.499
					0,3159 ***		732.553
					0,3064		866.887
Rho		0,3032 ***					
Alfa (DECO)		0.0123					
Beta (DECO)		0,8906 ***					
Df		9.8101 ***					
AIC -164.0796							
Log-verosimilitud 22510,819							

Nota: *, ** y *** son significativos a niveles de 10, 5 y 1%; nc significa que las pruebas no se informan ya que no hay convergencia (no hay mejora en la búsqueda de líneas) usando derivadas numéricas. Df se refiere a grados de libertad y AIC significa criterio de información de Akaike.

Fuente: Cálculos propios de los autores

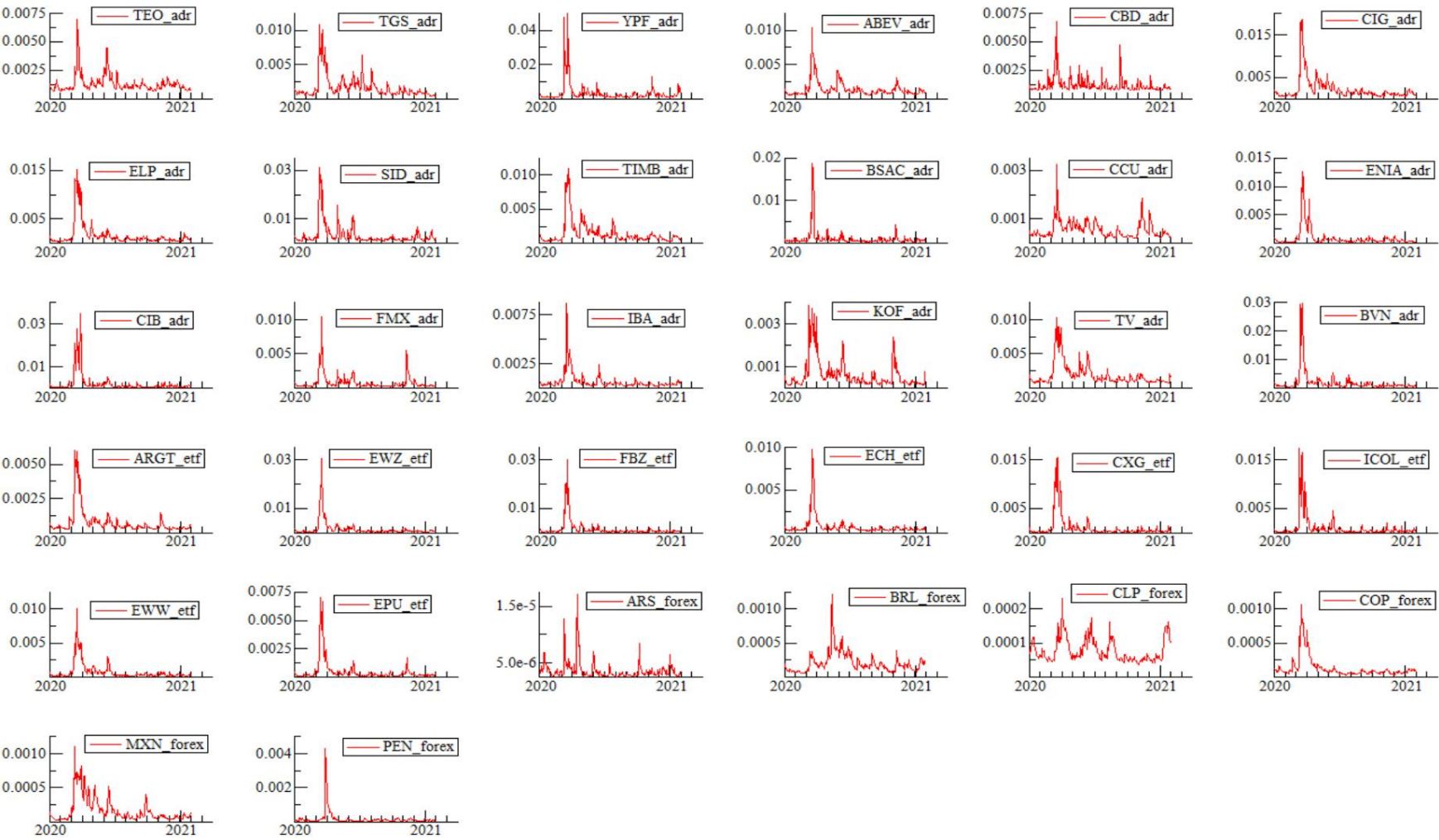


Figura 6: Varianza condicional (período de recesión de COVID-19)

Fuente: Cálculos propios de los autores

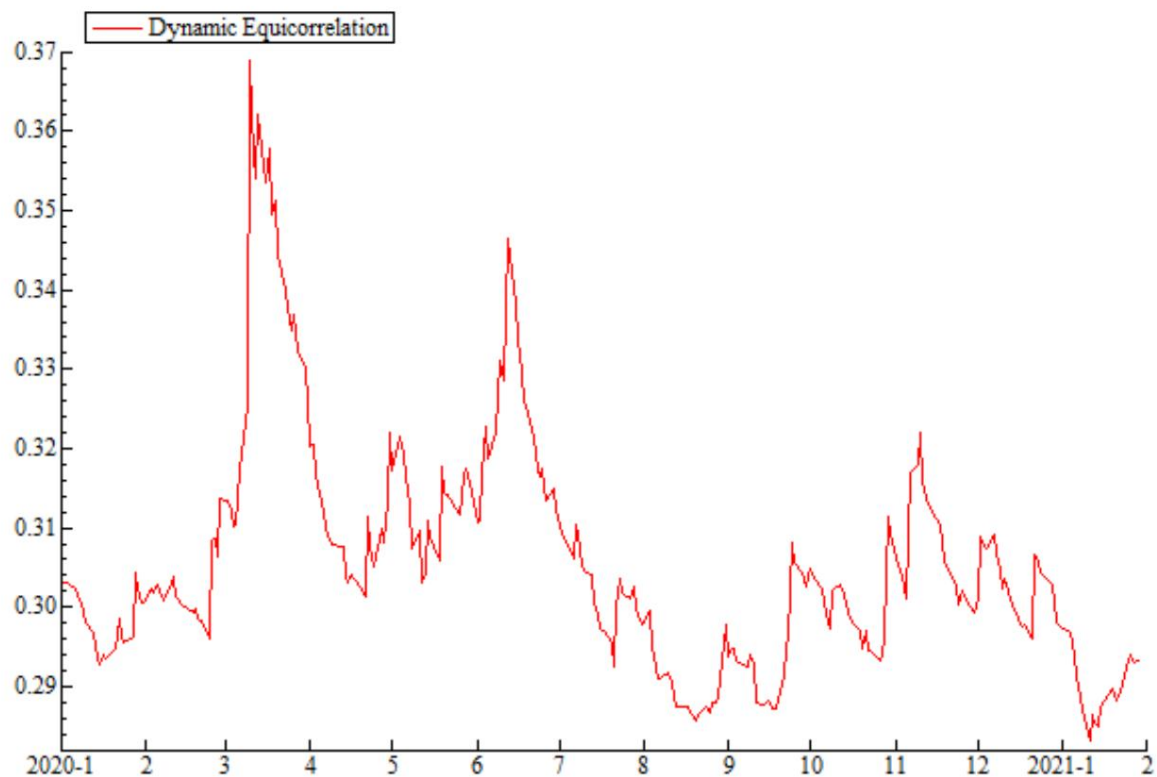


Figura 7: Correlación condicional (período de recesión de COVID-19)

Fuente: Cálculos propios de los autores

6. Conclusión

Este documento utiliza el modelo ARMA-GARCH-DECO para capturar el impacto de la turbulencia financiera en 32 instrumentos financieros de América Latina, incluidos los recibos de depósito estadounidenses (ADR), los fondos cotizados en bolsa (ETF) y las divisas. Para ello, dividimos nuestra muestra en muestra completa, crisis brasileña, período de calma y período de recesión por el COVID-19. En la muestra general, nuestro modelo encuentra propiedades a corto plazo en la volatilidad de la mayoría de los instrumentos, incluidos los que pertenecen al supersector defensivo. Además, los coeficientes estadísticamente significativos del modelo de equicorrelación dinámica muestran la presencia de un impacto de volatilidad a largo plazo entre los mercados, lo que implica la previsibilidad en la estructura de dispersión de los rendimientos. El supersector defensivo y los materiales básicos son los sectores más afectados durante las crisis económicas. La evidencia presentada aquí indica que en tiempos de disrupción económica como en medio de la pandemia de COVID 19, los instrumentos financieros latinoamericanos no actúan como inversiones seguras.

Otro hallazgo interesante está relacionado con la correlación entre los mercados. Los resultados también muestran que los activos financieros están relativamente más correlacionados durante períodos de crisis financiera que en períodos normales. Este efecto es particularmente persistente durante la pandemia de COVID-19, lo que reduce los beneficios de la diversificación de la cartera internacional para los inversores. Esos resultados son de interés potencial para varios agentes económicos, incluidos los inversionistas internacionales y los encargados de formular políticas que buscan una mejor comprensión de la dinámica de los efectos indirectos entre el comportamiento de los activos financieros emergentes para construir modelos eficientes de cobertura de riesgos o implementar políticas apropiadas para reaccionar a la transmisión de información. en periodos de turbulencia financiera. Esto les da la oportunidad de construir nuevas estrategias de diversificación en tiempos de turbulencia y diseñar un mejor modelo de decisión que pueda protegerlos contra el riesgo de contagio.

Aunque hemos mostrado una contribución importante a la literatura, es crucial notar algunas limitaciones que los estudios futuros pueden considerar. Primero, el documento solo usó datos relacionados con ADR, ETF y Forex en 6 países de América Latina, lo que significa que nuestra muestra puede no ser representativa de todos los datos de instrumentos de mercado relacionados con esa región en particular. El trabajo futuro puede ampliar este marco considerando datos de otras instituciones y mercados. En segundo lugar, restringimos nuestros modelos al considerar datos e información durante dos crisis recientes. La investigación posterior puede ampliar las observaciones totales al considerar un período de tiempo más largo. Por último, parece que los modelos ARMA (1,1) y GARCH (1,1) son demasiado simples y pueden ser inapropiados para corregir simultáneamente problemas de correlación serial entre series. Otros métodos econométricos se pueden aplicar otros modelos FI como HYGARCH y FIEGARCH a estos instrumentos financieros derivados para determinar otros aspectos del fenómeno de los efectos de memoria larga y apalancamiento. Estas limitaciones pueden proporcionar futuras vías de investigación y pueden superar las contribuciones establecidas por este documento con respecto al efecto de la crisis económica en los instrumentos de los mercados emergentes.

Referencias

- [1] Ali, M., Alam, N. y Rizvi, SAR (2020). Coronavirus (COVID-19): una epidemia o pandemia para los mercados financieros. *Revista de finanzas conductuales y experimentales*, 27, 100341.
- [2] Ali, M., Alam, N. y Rizvi, SAR (2020). Coronavirus (COVID-19): una epidemia o pandemia para los mercados financieros. *Revista de finanzas conductuales y experimentales*, 27, 100341.
- [3] Bollerslev, T. (1987). Un modelo de serie de tiempo condicionalmente heterocedástico para precios especulativos y tasas de retorno. *La revista de economía y estadística*, 542-547.
- [4] Cai, XJ, Tian, S. y Hamori, S. (2016). Correlación dinámica y equicorrelación análisis de las turbulencias financieras mundiales: pruebas de los mercados bursátiles emergentes de Asia oriental. *Economía Aplicada*, 48(40), 3789-3803.
- [5] Choudhry, T., Hassan, SS y Shabi, S. (2015). Relación entre el oro y los mercados bursátiles durante la crisis financiera mundial: Evidencia de pruebas de causalidad no lineal. *Revista Internacional de Análisis Financiero*, 41, 247-256.
- [6] Costa Correa, AC, Pimenta Júnior, T. y Eduardo Gaio, L. (2018). Interdependencia y asimetrías: ADR latinoamericanos y mercados desarrollados. *Brazilian Business Review* (edición en inglés), 15(4).
- [7] Danielsson, J. (2011). *Previsión de riesgos financieros: la teoría y la práctica de la previsión de riesgos de mercado con implementación en R y Matlab* (Vol. 588): John Wiley & Sons.
- [8] Diamandis, PF (2009). Vínculos bursátiles internacionales: evidencia de América Latina America. *Revista de finanzas globales*, 20(1), 13-30.
- [9] Doornik, JA, Hendry, DF y Shephard, N. (2002). Econometría computacionalmente intensiva utilizando un lenguaje de programación de matrices distribuidas. *Transacciones filosóficas de la Royal Society de Londres. Serie A: Ciencias Matemáticas, Físicas y de Ingeniería*, 360(1795), 1245-1266.
- [10] Engle, R. y Kelly, B. (2012). Equicorrelación dinámica. *Revista de Estadísticas Económicas y Empresariales*, 30(2), 212-228.
- [11] Engle, RF (1982). Heterocedasticidad condicional autorregresiva con estimaciones de la varianza de la inflación del Reino Unido. *Econometrica: Revista de la sociedad econométrica*, 987-1007.
- [12] Escanciano, JC y Hualde, J. (2019). Medición de los vínculos del mercado de activos: dependencia no lineal y riesgo de cola. *Revista de Estadísticas Económicas y Empresariales*, 1-25.

- [13] Esqueda, OA y Jackson, DO (2012). Efectos de la depreciación de la moneda en los rendimientos de ADR: evidencia de América Latina. *Revista de Economía y Finanzas*, 36(3), 691-711.
- [14] Esqueda, OA, Luo, Y. y Jackson, DO (2015). El vínculo entre el "índice de miedo" de EE. UU. y las primas de ADR en mercados bursátiles sin fricción. *Revista de Economía y Finanzas*, 39(3), 541-556.
- [15] Fama, EF (1965). El comportamiento de los precios en bolsa. *La revista de negocios*, 38 (1), 34-105.
- [16] Ferraresi, M., Kotsogiannis, C., Rizzo, L. y Secomandi, R. (2020). El 'Gran Confinamiento' y sus determinantes. *Cartas de economía*, 197, 109628.
- [17] Gamba-Santamaria, S., Gomez-Gonzalez, JE, Hurtado-Guarin, JL, and Melo-Velandia, LF (2017). Efectos indirectos de la volatilidad del mercado de valores: Evidencia para América Latina. *Cartas de investigación financiera*, 20, 207-216.
- [18] Hwang, J.-K. (2014). Efectos indirectos de la crisis financiera de 2008 en los mercados bursátiles de América Latina. *Avances internacionales en investigación económica*, 20(3), 311-324.
- [19] Kang, SH, McIver, R. y Yoon, S.-M. (2017). Efectos indirectos dinámicos entre los mercados de futuros de petróleo crudo, metales preciosos y materias primas agrícolas. *Economía Energética*, 62, 19-32.
- [20] Ling, S. y McAleer, M. (2002). Estacionariedad y existencia de momentos de una familia de procesos GARCH. *Diario de Econometría*, 106(1), 109-117.
- [21] Mandelbrot, BB (1997). La variación de ciertos precios especulativos. En *Fractales y escalamiento en finanzas* (pp. 371-418): Springer.
- [22] Marçal, E. F., Valls Pereira, P. L., Martin, D. M. L., and Nakamura, W. T. (2011). Evaluación del contagio o interdependencia en las crisis financieras de Asia y América Latina, considerando los fundamentos macroeconómicos. *Economía Aplicada*, 43(19), 2365-2379.
- [23] McKibbin, W. y Fernando, R. (2020). Los impactos macroeconómicos globales de COVID 19: Siete escenarios. *Documentos económicos asiáticos*, 1-55.
- [24] Nassif, A. (2017). Un Análisis de la Situación Económica de Brasil: 2014-2017, perspectivas de corto plazo y alternativas de política. *Revista keynesiana brasileña*, 3(1), 95-108.
- [25] Rodríguez-Nieto, JA y Mollick, AV (2020). La crisis financiera de los Estados Unidos, la volatilidad del mercado, el riesgo crediticio y la rentabilidad de las acciones en las Américas. *Mercados financieros y gestión de carteras*, 1-30.
- [26] Topcu, M. y Gulal, OS (2020). El impacto del COVID-19 en los mercados bursátiles emergentes. *Cartas de investigación financiera*, 36, 101691.
- [27] Tseng, J.-J., y Li, S.-P. (2011). Retornos de activos y agrupamiento de volatilidad en series temporales financieras. *Physica A: Mecánica Estadística y sus Aplicaciones*, 390(7), 1300-1314.
- [28] Vartanian, PR y Garbe, H. d. S. (2019). La crisis económica brasileña durante el período 2014-2016: ¿hay precedencia de factores internos o externos? *Revista de Estudios Económicos Internacionales y Globales*, 12(1), 66-86.
- [29] Yin, T. y Wang, Y. (2021). Eficiencia de mercado y análisis no lineal de futuros de soja. *Sostenibilidad*, 13(2), 518.