

Universidad de Lima
Facultad de Economía
Carrera de Economía



EFECTO CONTAGIO DE LA PANDEMIA DEL COVID-19 Y LA GUERRA DE UCRANIA EN ECONOMÍAS DE AMÉRICA LATINA (2019-2023)

Tesis para optar el Título Profesional de Economista

Mazziel Aguilar Chacon

Código 20203985

Mariano Barco Yriberry

Código 20190209

Asesor

José Artemio Valderrama Torres

Lima – Perú
Noviembre del 2025





**CONTAGION EFFECT OF THE COVID-19
PANDEMIC AND THE WAR IN UKRAINE ON
LATIN AMERICAN ECONOMIES (2019-2023)**

Tabla de contenido

TABLA DE CONTENIDO	IV
CAPÍTULO I: MARCO TEÓRICO	15
1.1. Principios teóricos	15
1.2. Resumen de Conceptos	17
1.3. Resumen de Literatura	19
CAPÍTULO II: METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN	24
2.1 Metodologías	24
2.2 Justificación de los métodos elegidos	29
2.3 Datos y Variables	30
2.3.1. Fuentes de información y bases de datos	30
2.3.2. Variables y construcción de variables e índices.....	31
2.3.3. Presentación estadística de datos	31
CAPÍTULO III: PANORAMA ECONÓMICO	35
CAPÍTULO IV: ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS	39
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	60
REFERENCIAS	63
ANEXOS	70

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.3.2.1 Estadísticas descriptivas	32
Tabla 2.3.2.2 Skewness, Kurtosis y Prueba de normalidad conjunta.....	33
Tabla 4.1 Test de efecto contagio – COVID-19.....	41
Tabla 4.2 Test de efecto contagio – Guerra Ucrania	44
Tabla 4.3 Prueba de Contagio Kolmogórov-Smirnov – Covid-19.....	49
Tabla 4.4 Prueba de Contagio Kolmogórov-Smirnov – Guerra Ucrania	51
Tabla 4.5 Estadísticos de prueba de Coskewness para países Latinoamericanos – Covid-19	56
Tabla 4.6 Estadísticos de prueba de Coskewness para países Latinoamericanos – Guerra Ucrania	58
Tabla 4.7 Resumen de resultados – COVID 19	58
Tabla 4.8 Resumen de resultados – Guerra Ucrania	59



ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 3.3.1 Variación de Índices de economías desarrolladas	35
Figura 3.2 Variación de Índices de economías en vías de desarrollo.	37
Figura 4.1 Coeficientes de correlación de Pearson en dos etapas – COVID 19	40
Figura 4.2 Coeficientes de correlación de Pearson en dos etapas – Guerra Ucrania	43
Figura 4.3 Coeficientes de correlación de Pearson en dos etapas – COVID-19	46
Figura 4.4 Coeficientes de correlación de Pearson en dos etapas – Guerra Ucrania	48
Figura 4.5 Gráficos de Kernel – COVID-19	53
Figura 4.6 Gráficos de Kernel – Guerra con Ucrania	54



ÍNDICE DE ANEXOS

Tabla 6.2 Estimación de correlación condicional y test de diagnóstico multivariado – Covid 19	74
Tabla 6.3 Prueba de Contagio Kolmogórov-Smirnov – Covid 19.....	75
Tabla 6.4 Coeficientes de correlación de Pearson en dos etapas – Guerra Ucrania.....	76
Tabla 6.5 Estimación de correlación condicional y test de diagnóstico multivariado – Guerra Ucrania	77
Tabla 6.6 Prueba de Contagio Kolmogórov-Smirnov – Guerra Ucrania	78
Tabla 6.7 Estadísticos de prueba de Coskewness para países Latinoamericanos – Covid-19	79
Tabla 6.8 Estadísticos de prueba de Coskewness para países Latinoamericanos – Guerra Ucrania	79



RESUMEN

El objetivo de la investigación es estudiar la transmisión de volatilidad de los mercados de economías desarrolladas (China, Europa, Estados Unidos) hacia economías en desarrollo de Latinoamérica (Brasil, Chile, Colombia y Perú) durante la pandemia del COVID-19 (2019 - 2021) y la invasión rusa de Ucrania (2021 - 2023). Para ello se utilizan tres metodologías: Coeficientes de Correlación entre Mercados, el Modelo DCCT GARCH y el de Contagio de Momentos Superiores. Los resultados para el periodo de pandemia fueron que los índices de las bolsas de Estados Unidos y Europa contagian a los índices latinoamericanos; en menor medida lo hace la bolsa China con las sudamericanas. Para el periodo de la Guerra de Ucrania se evidenció un fuerte efecto contagio con la bolsa europea, seguida de la americana y para finalizar con la china.

Línea de investigación: 5300 – 3.II1

Palabras clave: Transmisión de Volatilidad, COVID-19, Coeficientes de Correlación entre Mercados, DCCT GARCH, Contagio de Momentos Superiores, Efecto Contagio.

ABSTRACT

The objective of the research is to study the transmission of volatility from markets from developed economies (China, Europe, the United States) to developing economies in Latin America (Brazil, Chile, Colombia and Peru) during the COVID-19 pandemic (2019 - 2021) and the Russian invasion of Ukraine (2021 - 2023). To this end, three methodologies are used: Market Correlation Coefficients, the GARCH DCCT Model and the Higher Moment Contagion Model. The results for the pandemic period indicate that the indices of the United States and European stock markets contagion to the Latin American indices; to a lesser extent, the Chinese stock market affects the South American stock ones; for the period of the War in Ukraine, a strong contagion effect was observed with the European stock market, followed by the American and, finally, the Chinese market.

Line of research: 5300 – 3.II1

Keywords: Volatility transmission, COVID-19, Cross-Market Correlation Coefficient, DCCT GARCH, Higher Moments Contagion.

INTRODUCCIÓN

Desde hace más de 20 años, la globalización y las tecnologías de la información se convirtieron en determinantes significativos del crecimiento económico, más aún, hicieron posible la interconexión entre los mercados financieros y bursátiles de la región y del mundo, puesto que permitieron la rapidez de la movilidad de los capitales de inversión y su mejor asignación de fondos (Jreisat, Al Mohamad, Khaki & Bakry, 2023, p. 1). Con el paso del tiempo, la interconexión de estos mercados se ha fortalecido y se ha convertido en una línea de estudio cada vez más explorada en la economía y en las finanzas, no sólo por lo mencionado anteriormente, sino también porque la volatilidad afecta la asignación de los recursos, la fijación del precio de los activos y otras variables, con lo que influye en el proceso de la toma de decisiones (Weber, 2013). Sin embargo, esto ocasiona que, durante periodos de crisis e incertidumbre, el grado de volatilidad de los rendimientos de los activos no sea constante y no siga una distribución normal. Es decir que, ante un nivel elevado de volatilidad, la presencia de un efecto contagio también sea alta, pues este podría estar originándose por la transmisión de flujos de información entre diferentes mercados.

Ross (1989), Kaminsky (1999) y Forbes y Rigobon (2002) mencionan que el efecto contagio, o también llamado spillover, se refiere a la propagación de shocks, perturbaciones financieras y/o flujos de información de un mercado o institución financiera hacia otros mercados. Este efecto se puede expresar mediante el contagio de precios o mediante el contagio de volatilidades, y se intensifica cuando la interconexión y la interdependencia financiera son altas. Por consiguiente la propagación de la crisis es mayor a lo que era inicialmente el área afectada. Un ejemplo de ello es el contagio ocasionado por la quiebra del banco Lehman Brothers, pues la crisis no sólo impactó a los Estados Unidos, sino que se propagó hacia los países africanos, asiáticos, europeos, americanos, entre otros (Kim, Kim, & Lee, 2015; Mensi, Hammoudeh, Nguyen, & Kang, 2016; Suguimoto, Matsuki, & Yoshida, 2014; Sui & Sun, 2016; Yamamoto, 2014; Zhang & Jaffry, 2015).

En el 2019, apareció una de las más grandes crisis vividas por la humanidad que fue generada por la presencia del brote de enfermedad respiratoria llamada Covid-19. Esta crisis generó pánico e incertidumbre en el mercado financiero mundial (Huong Vuong et al., 2022), así como en el mercado de bienes (Zamfir & Mihaela, 2022; He & Wang, 2022). Sus

efectos fueron devastadores para los indicadores macroeconómicos y también para los financieros. En el primero se evidenció una disminución de un tercio del PBI con desaceleración en el crecimiento y una reducción de un 70% del empleo tanto en economías emergentes como en economías en vías de desarrollo; asimismo, la tendencia del crecimiento potencial y productivo presentaron un ritmo más lento y se evidenció el incremento en los indicadores de miedo y de riesgo (Ngoc, M & Son, T., 2021, p. 1). En el ámbito financiero se observaron caídas en los precios de acciones, bonos y divisas (Al-Awadhi *et al.*, 2020; Ali *et al.*, 2020; Baker *et al.*, 2020; Liu, H., *et al.*, 2020), se redujeron los flujos de inversión hacia los mercados emergentes, las tasas de acumulación de capital cayeron, aumentaron los costos de financiamiento y se generaron problemas de liquidez (Fu *et al.*, 2021; Koçak, S., & Barış-Tüzemen, Ö., 2022). Como consecuencia, muchas economías se vieron restringidas de sus principales fuentes de crecimiento.

Diversos autores señalan que el efecto de la transmisión de la volatilidad generada por la pandemia del Covid-19 podría seguir afectando los mercados financieros y la actividad económica de América Latina en el mediano y largo plazo (CEPAL, 2020; Landa & Cerezo, 2021; Maya, 2022). No obstante, la magnitud y persistencia de estos efectos dependería de factores como la eficacia de las políticas fiscales y monetarias aplicadas por los gobiernos, la evolución de la misma pandemia, y la capacidad de dichos países para adaptarse a las nuevas condiciones.

Al centrarse en los países latinoamericanos, se observa que la mayoría son economías exportadoras, que dependen de los precios de materias primas, que algunas cotizan en bolsa (petróleo, metales y productos agrícolas) y que tienen una gran dependencia hacia mercados externos (CEPAL, 2020). Estas características hacen que los índices de las bolsas Latinoamericanas sean propensos al efecto de la transmisión de volatilidad. Debido a esto el efecto tiene implicaciones negativas tanto para la estabilidad financiera, como para la economía en su conjunto; es decir, ante una amplificación de los impactos iniciales, la magnitud y duración de la crisis podría aumentar, además de generar un entorno de mayor incertidumbre y de reducir la confianza de los inversionistas.

A partir de los hallazgos presentados en los estudios previos, surge la siguiente pregunta de investigación: ¿Existe efecto contagio entre los mercados de valores de un grupo de países desarrollados (China, Estados Unidos y Europa) y los países de América Latina (Brasil, Chile, Colombia y Perú) en el contexto de la pandemia del Covid-19 y la Guerra de Ucrania?

De acuerdo con Dai et al. (2023), las investigaciones evidencian un efecto contagio entre los índices de las bolsas de valores. De la misma forma, esta conclusión se respalda en la evidencia empírica revisada en el presente estudio, el cual comprende investigaciones desarrolladas en diversos contextos geográficos, incluyendo países de África, América, Asia, Europa y Oceanía.

Aunque existen numerosos estudios sobre el efecto contagio en mercados financieros durante crisis globales, la mayoría se han centrado en economías desarrolladas o en regiones como Asia y Europa. Pocos trabajos han abordado simultáneamente el impacto de dos crisis globales -la pandemia del Covid-19 y la guerra de Ucrania- en los mercados bursátiles latinoamericanos. Este vacío en la literatura motiva la presente investigación, cuyo objetivo general es identificar si existe efecto contagio entre los mercados bursátiles de América Latina (Brasil, Chile, Colombia y Perú) en los periodos de crisis entre los años 2019 y 2023. Para ello, se emplean tres metodologías complementarias que permiten una evaluación robusta del fenómeno: coeficientes de correlación entre mercados, el modelo DCCT-GARCH y el análisis de contagio de momentos superiores.

Los datos recogidos fueron fraccionados en 2 submuestras para cada crisis. Las variables seleccionadas de los índices diarios de las bolsas de valores fueron el S&P 500 (Estados Unidos), el FTSE CHINA 50 (China), el EURONEXT TOP 100 (Europa), el S&B/BVL PERU GENERAL (Perú), el BRASIL IBOVESPA (Brasil), el MSCI COLCAP (Colombia) y el S&P/CLX IGPA (Chile), los cuales se extrajeron del servicio de Bloomberg Professional.

En función del objetivo general, se establecieron cuatro objetivos específicos:

- Analizar las características y evolución de los mercados bursátiles de China, Estados Unidos, Europa, y los mercados bursátiles de América Latina en un período que considera la crisis sanitaria provocada por el Covid-19 y la Guerra de Ucrania, es decir, en el lapso comprendido entre 2019-2023.
- Encontrar la existencia del efecto contagio entre los mercados bursátiles de China, Estados Unidos y Europa y los mercados bursátiles de América Latina (Brasil, Chile, Colombia y Perú) durante la crisis de pandemia del Covid-19 (2019 - 2021).
- Reconocer la existencia del efecto contagio entre los mercados bursátiles de China, Estados Unidos y Europa y los mercados bursátiles de América Latina (Brasil, Chile, Colombia y Perú) al inicio de la guerra de Ucrania (2021 - 2023).

En coherencia con los estudios empíricos previamente expuestos, se plantea la siguiente hipótesis: Existe un efecto contagio entre los índices de la bolsa de China, Estados Unidos y Europa con algunos de los índices de América Latina (Brasil, Chile, Colombia y Perú) para la crisis del Covid-19 y la crisis de la Guerra de Ucrania. La contrastación de esta hipótesis se realizó mediante tres metodologías especializadas en la investigación del efecto contagio: (i) Coeficientes de Correlación entre Mercados (Kanas, 2000; Trivedi, et al., 2021), (ii) DCCT GARCH (Curci et al., 2002; Rejeb & Arfaoui, 2016), y (iii) El modelo de Contagio de Momentos Superiores (Hasan, et al., 2021; He & Hamori, 2021).

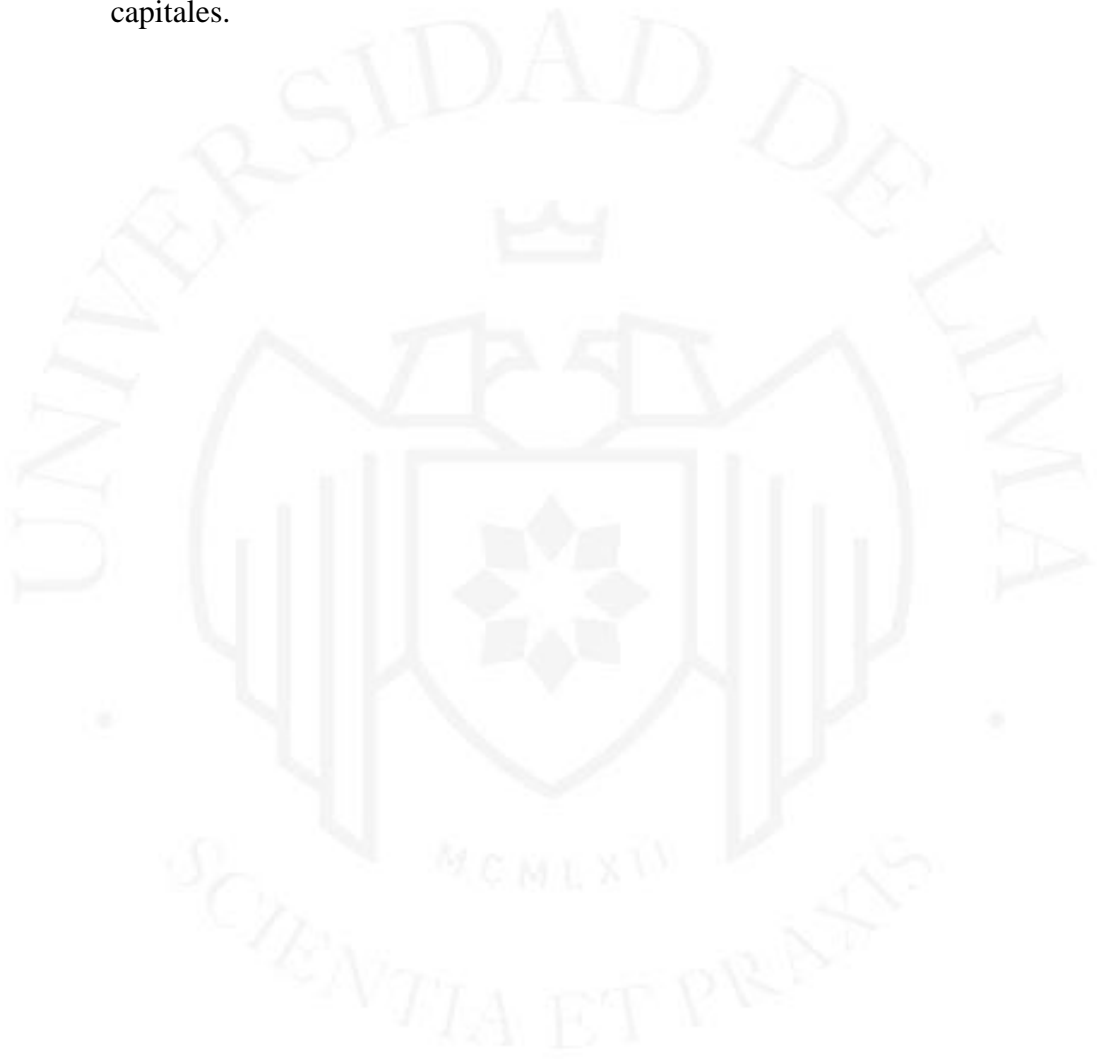
Es importante resaltar que esta investigación resulta fundamental para el diseño de estrategias de mitigación de riesgos y para respaldar decisiones informadas en los ámbitos político, financiero y de inversión. De la misma forma, esta investigación ayuda a identificar los vínculos macrofinancieros y sus implicaciones en la economía. Con ello, se pretende realizar un aporte a la literatura y metodologías existentes en el marco sudamericano, con el fin de que sirva como precedente para investigaciones futuras, pueda ser replicado y mejorado. El objetivo de la demostración de este efecto radica en que los tres métodos añaden robustez a los resultados, con lo que los involucrados puedan realizar políticas económicas, mejorar su regulación, planificar con anticipación y gestionar sus riesgos y carteras.

Se encuentra evidencia estadística de que existe efecto contagio en las metodologías propuestas. De forma más específica, para el periodo de pandemia se encuentra que los índices de las bolsas de Estados Unidos y Europa contagian a los índices latinoamericanos; en menor medida lo hace la bolsa China con las sudamericanas. Para el periodo de la Guerra de Ucrania se evidenció un efecto contagio fuerte con la bolsa europea, seguida de la americana y finalizando con la china. Estos resultados nos hacen deducir que el mercado bursátil latinoamericano se encuentra interconectado más con los mercados occidentales y en menor cuantía con el país asiático.

La estructura de la tesis se divide en cuatro capítulos. En el capítulo I se encuentra el marco teórico, en este se explican los principios teóricos, el resumen de conceptos clave y las investigaciones de otros autores. En el capítulo II se plantearon las metodologías a usar, la justificación de los mismo, los datos y variables, las fuentes de información y bases de datos, la construcción de los índices y la presentación estadística de los datos. Luego, en el capítulo III se describe el panorama económico para el periodo de las dos crisis, para finalmente, en el capítulo IV, desarrollar el análisis de los resultados.

Asimismo, dentro del marco de las líneas de investigación de la carrera de economía planteadas por el Instituto de Investigación Científica (IDIC) de la Universidad de Lima, esta investigación corresponde a la siguiente línea de investigación de la carrera:

- Área de IDIC: Desarrollo empresarial.
- Línea de investigación de la carrera: Finanzas – Riesgo y Rendimiento.
- Codificación: 5300-3II1.
- Sublínea: Modelación de riesgos y volatilidades de los mercados financieros y de capitales.



CAPÍTULO I: MARCO TEÓRICO

1.1. Principios teóricos

La interconexión entre los mercados financieros implica que un shock originado en uno de ellos pueda transmitirse a otros a través de distintos canales de contagio. En este contexto, la diversificación y la covariación entre activos son esenciales para comprender cómo se distribuye el riesgo. Desde la Teoría Moderna de Portafolios (Markowitz, 1952), el retorno esperado “E” y la varianza “V” del portafolio se expresan como:

$$E = \sum_{i=1}^N X_i \mu_i \dots (1)$$

$$V = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sigma_{ij} X_i X_j \dots (2)$$

Donde X_i es el peso del activo i , μ_i es su retorno esperado y σ_{ij} es la correlación entre los activos i y j . Bajo este marco, el inversionista puede conformar distintas combinaciones de riesgo y retorno según la asignación que realice a los activos del portafolio X_1, \dots, X_n (Markowitz, 1952).

En este contexto, asumir un mayor nivel de riesgo sistemático exige una compensación en términos de rendimiento esperado. Sharpe (1964), demuestra que los inversionistas pueden incrementar su rendimiento si están dispuestos a adicionar una unidad más de riesgo, concepto al que denomina precio del riesgo (p. 427). Si los precios incorporan la información disponible y siguen un paseo aleatorio sin sesgo predecible, Samuelson (1973) menciona que las diferencias futuras no son pronosticables a partir de diferencias pasadas (p. 373):

$$Y(T-1, t+T-1) - Y(T, t) = \Delta Y(T, t), E[\Delta Y(T, t)] \equiv 0 \dots (3)$$

$$E[\Delta^n Y(T, t)] \equiv 0 \quad (n = 1, 2, \dots, T) \dots (4)$$

En la ecuación (4) se aprecia que la cotización del mercado $Y(T, t)$ del activo X incorpora toda la información disponible sobre su comportamiento futuro y descuenta, en la medida de lo posible, las distintas contingencias esperadas.

En mercados eficientes, la volatilidad también exhibe un patrón aleatorio. Sin embargo, Ross (1989) señala que en una economía sin arbitraje los cambios en el recibo de información, los cuales modifican la incertidumbre futura, sí repercuten en la formación de los precios de los activos (p.16). Es decir, la varianza del precio se iguala a la varianza del flujo de información:

$$\sigma_p^2 = \sigma_q^2 \dots (5)$$

De este modo, los derrames de varianza pueden interpretarse como movimientos de información entre los distintos mercados, lo que provoca fluctuaciones en los precios o en los rendimientos de los activos, incluso en un escenario donde las noticias se ajustan de manera completamente eficiente. Además, cuando la información no se revela plenamente, situación frecuente en mercados con horarios de negociación no superpuestos, los agentes infieren señales de los cambios de precios observados en otros mercados (King y Wadhvani, 1990). Debido a este contexto, un shock idiosincrásico puede ser interpretado como información relevante y transmitirse a otros, generando mayor volatilidad.

King y Wadhvani (1990) mencionan que este mecanismo implica que los inversionistas no pueden distinguir si estos movimientos externos responden a fundamentos o ruidos, lo que hace que ajusten sus portafolios. El resultado es el aumento de la correlación entre mercados incluso si la covarianza estructural permanece constante, lo que constituye una primera señal de contagio. La intensidad de este canal suele aproximarse mediante el coeficiente de correlación, definido como:

$$\rho_{xy} = \frac{cov(x_t, y_t)}{\sigma_x \sigma_y} \dots (6)$$

No obstante, los retornos financieros presentan heterocedasticidad condicional y agrupamiento de volatilidad, lo que exige modelos dinámicos. Engle (1982) introdujo el modelo de heterocedasticidad condicional auto-regresiva (ARCH), una clase de procesos estocásticos que permite que la varianza condicional de una serie dependa de sus propios valores rezagados, es decir, que la volatilidad en un momento dado esté influenciada por los residuos pasados al cuadrado.

Bollerslev (1987) amplió este enfoque con el modelo GARCH, incorporando componentes autorregresivos y de promedio móvil, lo que permitió capturar la persistencia de la volatilidad observada en datos financieros. Este modelo se interpreta como una generalización del ARCH (llamado como el modelo de Heterocedasticidad Condicional Autorregresivo Generalizado, GARCH), y aunque su distribución incondicional es leptocúrtica, no siempre explica completamente la leptocurtosis observada en los datos financieros.

Posteriormente, Engle (2002) propuso el modelo Doble Clustering de Autocorrelación Generalizada Condicional Heterocedástica (DCC-GARCH), una extensión del GARCH que permite estimar correlaciones condicionales dinámicas entre variables financieras. A diferencia del modelo de correlación condicional constante (CCC) de Bollerslev (1990), el

DCC-GARCH permite que la matriz de correlación varíe en el tiempo, utilizando un suavizador exponencial para modelar dicha dinámica.

En la misma línea de evolución de modelos multivariantes, Tsui y Tse (2002) proponen una alternativa al DCC-GARCH mediante un modelo de heteroscedasticidad condicional autorregresiva generalizada multivariada (MGARCH) con correlaciones variables en el tiempo. Adoptan una representación VECH basada en las varianzas y las correlaciones condicionales. Mientras que se supone que cada término de varianza condicional sigue una formulación GARCH univariante, se postula que la matriz de correlación condicional sigue un tipo de análogo de promedio móvil autorregresivo. El nuevo modelo propuesto conserva la intuición y la interpretación del modelo GARCH univariante y, además, satisface la condición definida positiva que se encuentra en los modelos de correlación constante y Baba-Engle-Kraft-Kroner.

La evolución de estos modelos no solo ha permitido estudiar la dinámica de la volatilidad y de las correlaciones, sino también avanzar hacia el análisis de momentos superiores, particularmente relevante en periodos de tensión financiera donde la distribución de rendimientos exhibe asimetrías y colas gruesas. Dentro de este tercer canal analítico, el coeficiente de coskewness permite capturar dependencias no lineales y relaciones asimétricas entre activos. Su forma general se define como:

$$Coskew_{ij} = E \left[(r_{i,t} - \mu_i)(r_{j,t} - \mu_j)^2 \right] \dots (7)$$

Y su versión estandarizada:

$$Coskew_{ij} = \frac{E \left[(r_{i,t} - \mu_i)(r_{j,t} - \mu_j)^2 \right]}{\sigma_i \sigma_j^2} \dots (8)$$

En conjunto, el coeficiente de correlación, el modelo DCC-GARCH y los momentos superiores (coskewness) permiten abordar el contagio financiero desde perspectivas complementarias. La correlación identifica cambios en la interdependencia lineal, el DCC-GARCH captura la dinámica temporal de la volatilidad y las correlaciones, y los momentos superiores detectan dependencias no lineales y efectos extremos que los métodos tradicionales no revelan. El uso de estas tres herramientas ofrece una visión más completa y robusta del contagio, especialmente relevante en crisis como la pandemia del Covid-19 y la Guerra de Ucrania.

1.2. Resumen de Conceptos

Portafolio: Según Markowitz (1952), un portafolio se refiere al conjunto de distintos instrumentos financieros en los que se invierte, tales como acciones, bonos, materias primas, efectivo o sus equivalentes, así como fondos cerrados y ETF. Habitualmente se considera que los componentes principales de una cartera son los bonos, las acciones y el dinero en efectivo; sin embargo, esto no necesariamente debe ser así. Una cartera puede estar conformada por diversos tipos de activos, entre ellos bienes raíces, obras de arte o inversiones privadas.

Correlación: En el ámbito financiero, Merton (1973) señala que la correlación es una medida estadística utilizada para evaluar en qué grado dos variables se desplazan conjuntamente. Esta mide la intensidad de la relación lineal entre ambos valores y se cuantifica mediante el coeficiente de correlación, cuyo rango va de $-1,0$ a $1,0$. Un coeficiente igual a 1 indica una correlación positiva perfecta, es decir, que ambos activos varían en la misma dirección y en proporciones equivalentes. Por el contrario, un coeficiente de -1 refleja una correlación negativa perfecta, lo que implica que los movimientos de un activo son contrarios a los del otro. Finalmente, una correlación igual a cero sugiere la ausencia de relación lineal entre las variables.

Volatilidad: Taleb (2007) describe la volatilidad como un indicador estadístico que refleja el grado de dispersión en los rendimientos de un activo o índice específico. En términos generales, un nivel elevado de volatilidad está asociado a un mayor riesgo. Usualmente, esta se calcula mediante la desviación estándar o a partir de la variabilidad entre los rendimientos del propio activo o índice.

Contagio de volatilidad: Pericoli & Sbracia (2003) presentan cinco aproximaciones para definir el contagio de volatilidad. La primera lo entienden como un incremento significativo en la probabilidad de que un país enfrente una crisis cuando otro ya la atraviesa. La segunda plantea que el contagio ocurre cuando la volatilidad de los precios de los activos se transfiere desde el país de crisis hacia otros mercados. La tercera señala que existe contagio cuando los co-movimientos de precios entre países no pueden atribuirse a los fundamentos económicos. La cuarta definición lo asocia a un aumento notable en los movimientos simultáneos de precios y cantidades entre mercados, condicionado a la presencia de una crisis en uno de ellos o en un grupo de mercados. Finalmente, la quinta sostiene que el

contagio se manifiesta cuando el canal de transmisión se intensifica o presenta modificaciones tras un shock de mercado. (Pericoli & Sbracia 2003, pp. 574–575)

Contagio de momentos superiores: Tipo de prueba de contagio propuesta por Fry, Martin y Tang (2010). Se realiza identificando los canales de transmisión de las crisis de los mercados financieros a través de cambios en momentos de orden superior de la distribución de rendimientos, como la asimetría o “coskewness”. Esta prueba puede identificar canales adicionales de transmisión que no habían sido hecho por pruebas basadas en correlación.

1.3. Resumen de Literatura

La literatura sobre contagio en crisis financieras recientes se agrupa, primero, por contexto y cobertura de mercado. Para la crisis financiera global, Hassan et al. (2020) analizan la resiliencia de acciones islámicas frente a mercados desarrollados y emergentes, con datos semanales entre marzo de 2007 y marzo de 2009, utilizando modelos de series de tiempo interrumpidas basados en regresión OLS, MS-GARCH-DCC, la prueba de contagio de Forbes y Rigobon (2002), la prueba de dependencia asimétrica de Fry et al. (2010) y la de dependencia extrema de Fry-McKibbin y Hsiao (2018). En el periodo del Covid-19, los estudios se centran en China y segmentos vinculados: vehículos de energía nueva (NEV), energías nuevas, banca, oro y criptomonedas, además de ESG y finanzas verdes (Dai et al., 2023; Norman et al., 2023; Yijun et al., 2023).

Para la guerra Rusia-Ucrania, se analiza Asia y Oceanía con datos diarios que abarcan 2020–2022 y, según cada artículo, carteras de acciones, energía tradicional y nueva, precios de carbón, petróleo y gas, y el índice ESG (Jiang et al., 2023; Jreisat et al., 2023; Kamal et al., 2023). Complementariamente, los trabajos de horizonte largo incluyen múltiples crisis (dotcom, GFC, deuda europea y Covid-19) y mercados inmobiliarios y cadenas productivas específicas (real estate público y privado, así como del litio) con series diarias extensas hasta 1987–2022 (Fan & Yavas, 2020; Huang et al., 2023; Kangogo et al., 2023; Wang et al., 2023; Yuan et al., 2023).

En términos de tipo de efecto, varios estudios miden el contagio vía correlación e interdependencia sectorial durante las crisis. Para el Covid-19, Dai et al. (2023) reportan correlación superior a 0.8 entre NEV y energías nuevas, y superior a 0.5 entre WTI y energías nuevas; lo que indica un aumento de co-movimiento y transmisión de volatilidad entre estos índices.

En mercados con estrés, Norman et al. (2023) identifican la capacidad de refugio en oro y, en menor medida, en criptomonedas, aunque estas últimas exhiben mayor volatilidad

y menor preferencia inversora. Con foco en la estructura bancaria, Yijun et al. (2023) concluyen que los bancos estatales son menos riesgosos durante la pandemia, sugiriendo que la propiedad y la regulación modulan la sensibilidad a los shocks externos.

Para la guerra Rusia-Ucrania, Jiang et al. (2023) utilizan el enfoque de Diebold y Yilmaz (2012), múltiples quiebres estructurales de Bai & Perron (2003) y la descomposición espectral de Baruník y Křehlík (2018). Encuentran que la conexión global entre energía tradicional y nueva, finanzas verdes y el índice ESG aumenta del 19.63% al 29.99%, con energía nueva, ESG y acciones verdes como transmisores de riesgo y el petróleo como receptor neto en la posguerra.

En Australia, Kamal et al. (2023) emplean AR, CAR, SAR y SCAR, además de impulso-respuesta, y hallan una rentabilidad anormal promedio negativa y significativa cercana a -0.94% en la fecha del evento, con mayor afectación en micro y pequeñas empresas, especialmente las de alto crecimiento, baja liquidez y perfil exportador, mientras que energía y servicios públicos muestran reacción positiva en el día del evento. Por su parte, Jreisat et al. (2023) comparan GFC, Covid-19 y Ucrania y observan respuestas inmediatas entre mercados asiáticos, con mayor sensibilidad del contagio durante la GFC y un impacto directo en el mercado bursátil tailandés en la crisis ucraniana.

La transmisión de volatilidad y el rol de transmisores/receptores también se sistematizan por clases de activos. Durante el Covid-19, los resultados convergen en que la interdependencia y los spillovers se intensifican en energía, tecnología y criptomonedas, y que las propiedades de refugio dependen del perfil de volatilidad y del canal de transmisión entre mercados (Dai et al., 2023; Norman et al., 2023).

En la guerra Rusia-Ucrania, el patrón se reconfigura: los índices de energía nueva, ESG y acciones verdes emergen como transmisores, mientras el petróleo se vuelve receptor neto, lo que sugiere una reasignación del riesgo sectorial y una dirección del contagio condicionada por choques geopolíticos y transiciones energéticas (Jiang et al., 2023). Cuando se incluyen análisis de evento, se observan impactos diferenciados por tamaño y liquidez de firma y por sector, con vulnerabilidad en empresas más pequeñas y señales de absorción positiva en segmentos regulados o esenciales (Kamal et al., 2023).

Los estudios de largo horizonte aportan evidencia sobre contagio de alta frecuencia y dinámicas de burbujas. En mercados inmobiliarios, Fan y Yavas (2020) documentan contagio entre segmentos público y privado, con liderazgo privado hacia público hasta inicios de los noventa y, posteriormente, una tendencia más pronunciada en el mercado público a largo plazo. En la cadena del litio, Wang et al. (2023) confirman interdependencia

de burbujas y contagio bilateral desde la parte superior hacia la intermedia, explicado por conexiones de producción, expectativas de mercado e información en cascada. La transmisión desde mercados estadounidenses hacia China presenta heterogeneidad por plataforma y condiciones locales (Huang et al., 2023), mientras que la evidencia agregada en una multirregión muestra propagación rápida del contagio asociada a diferenciales de crédito, aversión al riesgo, incertidumbre de políticas y flexibilización, con interdependencias fuertes entre China y Estados Unidos y hacia Asia (Kangogo et al., 2023; Yuan et al., 2023).

Finalmente, desde una perspectiva macrofinanciera, el Fondo Monetario Internacional (FMI, 2025) señala en su reporte anual que los riesgos para la estabilidad financiera global se han intensificado en un contexto de condiciones financieras más restrictivas, mayor incertidumbre en el comercio internacional y vulnerabilidades asociadas a elevados niveles de deuda soberana. En línea con la evidencia empírica reciente, el organismo advierte que, dada la creciente interdependencia financiera entre economías, estos riesgos tienden a persistir y amplificarse durante períodos de estrés sistémico.

En este marco, la investigación de CaixaBank Research (2025) complementa este diagnóstico al destacar que, pese a los shocks recientes —como la pandemia del COVID-19, la crisis energética y alimentaria derivada de la guerra en Ucrania y el giro hacia políticas más proteccionistas impulsado por Estados Unidos—, varias economías emergentes han mostrado una notable resiliencia macroeconómica y capacidad de recuperación financiera. En particular, el estudio resalta a Perú y Colombia como casos representativos de América Latina, evidenciando estabilidad relativa frente a episodios de alta volatilidad externa.

A nivel académico, Hsiao y Chiu (2024) analizan el contagio financiero entre el petróleo Brent y los mercados bursátiles del bloque BRICS mediante una prueba de dependencia múltiple que captura cambios en la relación entre mercados durante períodos de crisis. Sus resultados muestran que las crisis originadas en Estados Unidos tienen un impacto significativamente mayor que aquellas de origen no estadounidense, afectando en promedio alrededor del 50 % de los días de crisis en los mercados accionarios del BRICS. Asimismo, el análisis de redes evidencia que los shocks provenientes de EE. UU. actúan como las principales fuentes de contagio dentro del sistema financiero.

En síntesis, la literatura revisada confirma la presencia del efecto contagio en diversos contextos de crisis globales —como la Gran Crisis Financiera, la pandemia del COVID-19 y la guerra en Ucrania—, mostrando que, en un entorno de creciente integración

financiera, los episodios de estrés tienden a amplificar y prolongar la transmisión de shocks entre mercados.

No obstante, se identifica una brecha relevante en la literatura: la ausencia de estudios que analicen de manera integral cómo estos choques se transmiten simultáneamente a las economías latinoamericanas, considerando sus características estructurales, como la dependencia de commodities y su vulnerabilidad financiera. En particular, ninguno de los trabajos revisados evalúa el impacto conjunto de la pandemia y la guerra en la región ni cuantifica la magnitud del contagio en términos de volatilidad y correlaciones dinámicas entre mercados latinoamericanos. Esta limitación justifica la necesidad de investigaciones que examinen el efecto combinado de estas crisis en América Latina durante el período 2019-2023, contribuyendo así a cerrar este vacío en la literatura.

Tabla 1.3.1

Resumen de la literatura

Autor(es)	Contexto	Datos	Método	Hallazgos Claves
Hassan et al. (2020)	Crisis Financiera Global (2007-2009)	Series semanales de acciones islámicas y mercados desarrollados y emergentes	OLS, Markov-Switching-GARCH-DCC, pruebas de contagio (Forbes & Rigobon, Fry et al.)	Existe efecto contagio significativo hacia acciones islámicas; fuerte impacto según momentos de orden superior.
Dai et al. (2023)	Pandemia Covid-19	Índices de energía, vehículos eléctricos, WTI	DCC-GARCH t-copula, Wavelet Coherence	Correlación > 0.8 entre energía nueva y vehículos eléctricos; transmisión de volatilidad elevada.
Norman et al. (2023)	Pandemia Covid-19	Oro, criptomonedas, índices financieros	DCC-GARCH	Oro y criptomonedas actúan como refugio, aunque las criptomonedas son más volátiles.
Yijun et al. (2023)	Pandemia Covid-19	Acciones bancarias chinas	DCC-GARCH	Bancos estatales presentan menor riesgo en periodos de crisis.
Jiang et al. (2023)	Guerra Rusia-Ucrania	Índices de energía, ESG, acciones verdes	Bai & Perron, Diebold-Yilmaz, impulso-respuesta	Aumento de conexión global (19.63% a 29.99%); energía nueva y ESG son principales transmisores de riesgo.
Kamal et al. (2023)	Guerra Rusia-Ucrania	Acciones ASX, GICS, CSI, CBI	CAR, AR, SCARs, análisis de quiebres estructurales	Rentabilidad anormal negativa (-0.94%); empresas exportadoras y

				con baja liquidez más afectadas.
Jreisat et al. (2023)	Comparación GFC, Covid-19, Guerra Ucrania	Índices bursátiles asiáticos	Baruník & Krehlik, Diebold-Yilmaz, análisis impulso-respuesta	Mercados asiáticos responden inmediatamente a shocks; GFC tuvo mayor contagio que otras crisis.
Fan & Yavas (2020)	Crisis Dotcom y GFC	Índices inmobiliarios públicos y privados	Copula-EVT, análisis de red	Contagio excesivo entre mercados inmobiliarios; cambios en liderazgo entre mercados público y privado.
Huang et al. (2023)	Crisis recientes	Índice A de China, NYSE, NASDAQ	GARCHX, wavelet technology	Transmisión de volatilidad más significativa cuando el mercado chino tiene bajo desempeño.
Kangogo et al. (2023)	Pre-GFC, GFC, crisis deuda europea	Índices globales	Rolling window, análisis impulso-respuesta	Evidencia creciente de contagio; alta transmisión entre China y EE.UU.
Wang et al. (2023)	Crisis recientes	Industria de litio	GARCHX, análisis impulso-respuesta	Contagio bilateral en burbujas; transmisión desde etapas superiores a intermedias en la cadena.
Yuan et al. (2023)	Crisis 2008 y 2020	Mercados financieros globales	Supremum ADF, GARCHX, análisis de red	Rápida transmisión de contagio; impacto dinámico por diferenciales de crédito y aversión al riesgo.
Hsia & Chiu (2024)	Crisis desde el 2007 hasta 2022	Mercado BRICS	Prueba de dependencia múltiple. Estadístico Lineal-Asimétrico-Extremo	Economías BRICS presentan una transmisión más intensa ante eventos de estrés originados en USA, en comparación con choques provenientes de otros mercados.

Nota: Elaboración propia.

CAPÍTULO II: METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN

2.1 Metodologías

Para la presente investigación se ha optado por utilizar tres métodos econométricos con el fin de probar el contagio de volatilidad entre mercados bursátiles, los cuales son: Coeficiente de correlación entre mercados, modelo DCCT-GARCH y Contagio de momentos superiores.

La justificación para emplear múltiples metodologías radica en su capacidad para explorar diferentes dimensiones del efecto contagio. Los coeficientes de correlación (también llamados medidas de asociación de Pearson) permiten identificar cambios en la dependencia entre mercados antes y durante los periodos de crisis, pero se basan en relaciones estáticas y no consideran la volatilidad. El modelo DCC-GARCH complementa este análisis al capturar la evolución dinámica de las correlaciones condicionales, incorporando la heterocedasticidad propia de los rendimientos financieros y revelando cómo la interdependencia varía en el tiempo. Finalmente, la metodología de contagio de momentos superiores añade una capa adicional de evidencia al evaluar no solo la covariación promedio, sino también la transmisión de asimetrías y colas gruesas, aspectos que suelen intensificarse durante episodios de estrés financiero.

El primer método, basado en los coeficientes de correlación, se centra en comparar el comportamiento conjunto de los rendimientos de los activos en los periodos previos y en los posteriores de un determinado shock o evento, con el fin de identificar si existe un incremento relevante en su interdependencia. En este marco, Forbes y Rigobon (2002) plantean el siguiente modelo de coeficiente de correlación:

$$\rho_{(x_t, y_t)} = \frac{cov(x_t, y_t)}{\sigma_{x_t} \sigma_{y_t}} \dots (6)$$

Donde el “x” son los retornos de un mercado en el tiempo “t”, y “y” son los retornos del otro mercado en el tiempo “t”. Pero los autores querían mejorar este modelo para que tome en cuenta la heterocedasticidad, endogeneidad y variables omitidas.

El coeficiente de correlación tradicional de Pearson se ajusta con el fin de corregir los efectos de heteroscedasticidad y así obtener una estimación más precisa:

$$\rho = \frac{\rho^*}{\sqrt{1 + \delta \{1 - (\rho^*)^2\}}} \dots (7)$$

$$\delta = \frac{\sigma_{xx}^h}{\sigma_{xx}^l} - 1 \dots (8)$$

Donde ρ^* refleja el coeficiente de correlación condicional, ρ es la correlación incondicional, δ es el aumento de la varianza de “x”, siendo la que tiene “h” la del periodo donde ocurre el evento, y la que tiene “l” la varianza antes del evento. Los autores mencionan que uno de los problemas más grande con esta corrección es la suposición que no habrá variables omitidas ni endogeneidad entre mercados. Es decir, la prueba de este sesgo y del ajuste sólo es válida si no hay shocks globales exógenos ni retroalimentación del mercado “y” hacia “x”.

Una vez efectuado el ajuste correspondiente, se aplica la prueba t de Student con el fin de comparar los resultados. En este caso, la hipótesis nula plantea que los coeficientes de correlación obtenidos en ambos períodos son similares, lo que implicaría ausencia de contagio. Por su parte, la hipótesis alternativa sostiene que la correlación en el periodo de crisis es superior a la observada antes de la misma, lo cual indicaría la presencia de contagio. La prueba t:

$$\left\{ \frac{\rho_h - \rho_l^*}{\sqrt{\text{var}(\rho_h - \rho_l^*)}} \right\}^2$$

Así ρ_h corresponde a la correlación de Forbes and Rigobon en el período de crisis, mientras que ρ_l^* denota la correlación de Pearson durante la etapa de relativa estabilidad. De igual modo, esta medida de correlación sigue una distribución asintótica tipo Chi-cuadrado con un grado de libertad. Por lo tanto, el estadístico de contraste es bilateral (dos colas) y permite identificar la existencia de dependencia en un periodo específico cuando $\rho_l^* = \rho_h^* \neq 0$ junto con un incremento en la volatilidad del país de origen ($\delta > 0$).

A partir de Fry, Martin y Tang (2010), es posible obtener la forma analítica del error estándar del estadístico t para derivar la covarianza:

$$\text{cov}(\rho_h, \rho_l^*) = \frac{1}{2} \frac{1}{T_l} \frac{\rho_l^* \rho_h^* (1 - \rho_h^{*2}) (1 + \delta)}{\sqrt{\{1 + \delta(1 - \rho_h^{*2})\}^3}} \dots \quad (9)$$

Posteriormente, se aplica una prueba t de Student cuya hipótesis nula establece que las medidas de asociación de Pearson obtenidos para ambos periodos son similares, lo que implica ausencia de contagio. La hipótesis alterna sostiene que la correlación en el periodo de crisis supera a la del periodo previo, lo cual evidenciaría la presencia de efecto contagio. Con esta prueba se evalúa formalmente si la intensificación de la correlación es estadísticamente significativa.

En síntesis, estos argumentos indican que la interdependencia entre mercados puede estimarse de forma consistente mediante beta y correlación, independientemente de la volatilidad. Sin embargo, el método es limitado porque exige definir de antemano el intervalo antecedente al shock y el intervalo de crisis, y precisar qué mercado origina el contagio.

Para la segunda metodología se usará el DCCT GARCH propuesto por Tsui y Tse (2002). La varianza condicional multivariada del modelo $DCC_T(M)$, se define como:

$$H_t = D_t R D_t = (\rho_{ij} \sqrt{h_{ii} h_{jj,t}}) \dots (10)$$

Sea D_t la matriz diagonal de las desviaciones estándar condicionales (que parten de los modelos GARCH univariados) con la forma $D_t = \text{diag} \left(h_{11t}^{\frac{1}{2}} \dots h_{NNt}^{\frac{1}{2}} \right)$, H_{iit} se definirá como cualquier otro modelo GARCH univariante. Así mismo, cada $h_{11t}^{\frac{1}{2}}$ es similar a $\sigma_{i,t}^2$ que evoluciona sujeto a un modelo GARCH univariado de la siguiente manera:

$$\sigma_{i,t}^2 = s_i + \sum_{j=1}^{\rho_i} \alpha_j \varepsilon_{i,t-j}^2 + \sum_{j=1}^{q_i} \beta_j \sigma_{i,t-j}^2 \dots (11)$$

Los elementos de la matriz de correlaciones condicionales (R_t) siguen un proceso ARMA que tiene como especificación:

$$R_t = (1 - \lambda_1 - \lambda_2)R + \lambda_1 \psi_{t-1} + \lambda_2 R_{t-1} \dots (12)$$

Donde λ_1 y λ_2 son parámetros no negativos que cumplen con la condición de estacionariedad $\lambda_1 + \lambda_2 < 1$; esto es, describen dinámicas propias de la estructura de correlaciones. Por su parte, R es una matriz de correlación simétrica de tamaño $N \times N$ cuyos elementos diagonales cumplen $\rho_{ii} = 1$, y que incorpora los coeficientes de correlación de todas las innovaciones o residuos (ε_t), los cuales se mantienen constantes en cada instante de tiempo (t).

$$R = [1 \ \rho_{12} \ \dots \ \rho_{1m} \ \rho_{21} \ 1 \ \dots \ \rho_{2m} \ \dots \ \dots \ \dots \ \rho_{m1} \ \rho_{m2} \ \dots \ 1] \dots (13)$$

Mientras que ψ_{t-1} es una matriz de correlaciones de los residuos estandarizados, de modo que los elementos $i, j - th$ están dados por:

$$\psi_{ij,t-1} = \frac{\sum_{l=1}^L \frac{\varepsilon_{i,t-l}}{\sqrt{h_{ii,t-l}}} \frac{\varepsilon_{j,t-l}}{\sqrt{h_{jj,t-l}}}}{\sqrt{\sum_{l=1}^L \left(\frac{\varepsilon_{i,t-l}}{\sqrt{h_{ii,t-l}}} \right)^2} \sum_{l=1}^L \left(\frac{\varepsilon_{j,t-l}}{\sqrt{h_{jj,t-l}}} \right)^2}} \dots (14)$$

Además, la matriz ψ_{t-1} puede ser representada como:

$$\psi_{t-1} = B_{t-1}^{-1} L_{t-1} L_{t-1}' B_{t-1}^{-1} \dots (15)$$

Con B_{t-1} siendo una matriz diagonal $N \times N$ con el $i - th$ elemento diagonal representado por $(\sum_{i=1}^L u_{i,t-h}^2)^{\frac{1}{2}}$ y $L_{t-1} = (u_{t-1}, \dots, u_{t-M})$ una matriz $N \times M$.

Como siguiente paso se aplica el GARCH (1,1) para cada serie con estimaciones de varianzas univariadas anteriores para formar los residuos estandarizados:

$$\hat{Z}_{it} = \frac{\hat{\varepsilon}_{it}}{\hat{\sigma}_{it}} \dots (16)$$

Posteriormente, se calcula la varianza objetivo mediante la expresión $Q_t = (1 - \lambda_1 - \lambda_2)Q + \lambda_1 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} \left(\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} \right) + \lambda_2 Q_{t-1}$ y se emplean los residuos estandarizados para establecer la matriz de covarianza condicional por pares R_t . A continuación, se trabaja con la función de log-verosimilitud Gaussiana para estimar dichos residuos estandarizados y con la función de log-verosimilitud t-Student, cuya formulación es la siguiente:

$$\begin{aligned} \text{Log}L = T \text{Log} \left\{ \left(\frac{v+m}{2} \right) \right\} - T \text{Log} \left\{ r \frac{v}{2} \right\} - T \frac{m}{2} \log \{ (v-2)\pi \} - 0.5 T \text{Log} \{ \det \det (R_t) \} - \\ \sum_{t=1}^T \left[\log \left\{ \det \det \left(D_t^{\frac{1}{2}} \right) \right\} + \frac{v+m}{2} \left(1 + \frac{\zeta_t R_t^{-1} \zeta_t'}{v-2} \right) \right] T \dots (17) \end{aligned}$$

Finalmente, para completar el análisis de este modelo, se aplica la prueba de Kolmogórov-Smirnov (encontrada en el documento de Darling (1957)), la cual compara las distribuciones de las correlaciones antes y después de la crisis; un resultado de un p-valor igual o cercano a uno en el periodo de crisis indica presencia de efectos de contagio.

En última instancia, se aplicará la metodología de contagio basada en momentos superiores (Higher moments contagion o coskewness) propuesta por Fry, Martin y Tang (2010). Este enfoque, centrado en la asimetría, permite examinar cómo varía la relación entre la media de los rendimientos de un mercado y la volatilidad de los rendimientos de otro, lo cual se interpreta como evidencia de contagio. Además, el método considera ambas direcciones de transmisión entre mercados (Forbes y Rigobon 2002; Fry et al. 2010; Hsiao 2012).

El coeficiente de coskewness se interpreta habitualmente como la covarianza entre el rendimiento de un activo y el cuadrado del rendimiento de la cartera (Ferreira y Palma, 2022). En consecuencia, un sesgo positivo implica menores rendimientos esperados, mientras que un sesgo negativo sugiere una mayor probabilidad de obtener rendimientos inferiores respecto al mercado.

En esta metodología, la prueba de contagio de coskewness (CS_1) contiene a la media ($a = 1$) del activo i a la volatilidad ($b = 2$) del activo j mediante los cambios en el coeficiente de coskewness sin crisis ($\hat{\psi}_y$) en comparación con el coeficiente de coskewness del período de crisis ($\hat{\psi}_x$). La expresión se denota de la siguiente manera:

$$CS_1(i \rightarrow j; r_i^1, r_j^2) = \left(\frac{\hat{\psi}_y(r_i^1, r_j^2) - \hat{\psi}_x(r_i^1, r_j^2)}{\sqrt{\frac{4\hat{v}_{y|x_i}^2 + 2}{T_y} + \frac{4\hat{\rho}_x^2 + 2}{T_x}}} \right)^2 \dots (18)$$

Donde los estadísticos de coskewness se expresan como:

$$\hat{\psi}_y(r_i^a, r_j^b) = \frac{1}{T_y} \sum_{t=1}^{T_y} \left(\frac{y_{i,t} - \hat{\mu}_{yi}}{\hat{\sigma}_{yi}} \right)^a \left(\frac{y_{j,t} - \hat{\mu}_{yj}}{\hat{\sigma}_{yj}} \right)^b \dots (19)$$

$$\hat{\psi}_x(r_i^a, r_j^b) = \frac{1}{T_x} \sum_{t=1}^{T_x} \left(\frac{x_{i,t} - \hat{\mu}_{xi}}{\hat{\sigma}_{xi}} \right)^a \left(\frac{x_{j,t} - \hat{\mu}_{xj}}{\hat{\sigma}_{xj}} \right)^b \dots (20)$$

Los términos μ_{yi} , μ_{yj} , μ_{xi} , μ_{xj} corresponden a las medias de los rendimientos de las acciones de cada mercado en los periodos de crisis y de estabilidad, respectivamente, mientras que σ_{yi} , σ_{yj} , σ_{xi} , σ_{xj} presentan sus errores estándar asociados. Por su parte, T_x y T_y indican los tamaños muestrales empleados, de modo que las series se expresan como $z_t = x_1, x_2, \dots, x_{T_x}, y_1, y_2, \dots, y_{T_y}$.

La segunda versión de prueba estadística de contagio de coskewness (CS_2) se denota de la siguiente manera:

$$CS_2(i \rightarrow j; r_i^2, r_j^1) = \left(\frac{\hat{\psi}_y(r_i^2, r_j^1) - \hat{\psi}_x(r_i^2, r_j^1)}{\sqrt{\frac{4\hat{v}_{y|x_i}^2 + 2}{T_y} + \frac{4\hat{\rho}_x^2 + 2}{T_x}}} \right)^2 \dots (21)$$

La expresión $CS_2(i \rightarrow j; r_i^2, r_j^1)$ evalúa la presencia de contagio mediante efectos indirectos provenientes de la volatilidad ($a = 2$) de los rendimientos del mercado en crisis a la media ($b = 1$) de los rendimientos del mercado receptor.

En ese sentido, el coeficiente de correlación ajustado para esta prueba se define de la siguiente manera:

$$\hat{v}_{y|x_i} = \frac{\hat{\rho}_y}{\sqrt{1 + \delta(1 - \hat{\rho}_y^2)}} \dots (22)$$

Con ello se corrige el sesgo generado por el aumento de la volatilidad en los rendimientos del mercado de origen durante los episodios de crisis. El término $\delta = \frac{S_{y,i}^2 - S_{x,i}^2}{S_{x,i}^2}$ representa el cambio proporcional en la volatilidad de los rendimientos en el mercado de valores de origen i , donde $S_{x,i}^2$ y $S_{y,i}^2$ corresponden a las varianzas muestrales de los rendimientos en periodos de no crisis y de crisis, respectivamente. A partir de ello, los estadísticos CS_1 y CS_2 se contrastan con su valor crítico, bajo una hipótesis nula que sostiene la ausencia de contagio. Es importante señalar que esta prueba difiere de la propuesta de Forbes y Rigobon (2002), dado que la estadística planteada por Fry et al. (2010) se basa en datos que no se superponen.

2.2 Justificación de los métodos elegidos

Volviendo a la elección porque utilizar estas tres metodologías de Coeficiente de Correlación entre Mercados, el Modelo DCCT GARCH y el Contagio de Momentos Superiores es hecha la capacidad de poder proporcionar una comprensión integral de las implicancias de la dinámica de la transmisión de la volatilidad entre mercados.

El Coeficiente de Correlación entre Mercados permite la identificación de interdependencias entre mercados, lo que deja evaluar la fortaleza de sus relaciones y el potencial de efectos de contagio. Al cuantificar la correlación entre los rendimientos de los diferentes mercados, los inversores pueden medir los beneficios de la diversificación y las primeras señales de advertencia de un posible contagio.

Por otro lado, el modelo DCCT GARCH permite entender la naturaleza variable en el tiempo de las correlaciones y las volatilidades condicionales; asimismo captura las relaciones dinámicas entre los mercados durante las distintas condiciones de este. Este modelo facilita la detección de causalidad de Granger, el modelado de shocks y la detección de spillovers de volatilidad, lo que ofrece una lectura más clara sobre la dirección y la magnitud de los efectos contagio.

Finalmente, al incorporar el método de Contagio de Momentos Superiores se examinan las relaciones no lineales y eventos extremos que a menudo se observan durante las crisis financieras. Cuando se incorpora la asimetría y la estabilidad de los momentos más altos, los analistas pueden obtener una comprensión más profunda de cómo los shocks negativos en un mercado pueden propagarse asimétricamente a otros.

Por consiguiente, al utilizar una comparación de las tres metodologías, estas responden a la misma pregunta empírica: la primera detecta cambios en correlaciones

simples, la segunda analiza la dinámica de la volatilidad conjunta y la tercera identifica contagio más allá de la media y la varianza. Su aplicación conjunta permite una triangulación de resultados y nos permite reducir el riesgo de conclusiones sesgadas por las limitaciones individuales de cada técnica. En consecuencia, el uso integrado de estas herramientas proporciona una evaluación más robusta, completa y fiable del efecto contagio entre los mercados analizados.

2.3 Datos y Variables

2.3.1. Fuentes de información y bases de datos

En el presente trabajo de investigación se utilizaron los índices de tres mercados bursátiles desarrollados y cuatro mercados bursátiles de América Latina. Los índices utilizados fueron: S&P 500 (Estados Unidos), FTSE CHINA 50 (China), EURONEXT TOP 100 (Europa), S&B/BVL PERU GENERAL (Perú), BRASIL IBOVESPA (Brasil), MSCI COLCAP (Colombia) y S&P/CLX IGPA (Chile). Estos datos fueron extraídos del servicio de Bloomberg Professional.

Se seleccionó el índice S&P 500 porque contiene la ponderación por capitalización de mercado de 500 empresas líderes de diversos sectores que cotizan en bolsa en los EE. UU. El FTSE CHINA 50 son las 50 empresas de acciones “A” más grandes por capitalización de mercado total (múltiplos sectores) de los valores que cotizan en las bolsas de valores de Shanghai y Shenzhen; además, este índice ofrece un punto de referencia para que los inversionistas accedan al mercado nacional chino. El EURONEXT TOP 100 es el índice blue chip de la bolsa paneuropea que comprende las acciones más grandes y líquidas negociadas en Euronext.

Para el caso peruano, se utilizó el índice S&B/BVL PERU GENERAL, el cual es un indicador ponderado por capitalización modificada y funciona como el principal *benchmark* internacional del mercado accionario del país. En Brasil, se empleó el IBOVESPA, que agrupa alrededor de 92 acciones negociadas en la B3 (Brasil Bolsa Balcão), y concentra la mayor parte del volumen negociado y de la capitalización bursátil. Para Colombia, se consideró el MSCI COLCAP, desarrollado por MSCI en conjunto con la Bolsa de Valores de Colombia, con el propósito de reflejar de manera representativa el comportamiento del mercado local. Finalmente, el índice chileno S&P/CLX IGPA fue incorporado debido a su carácter amplio, ya que recoge entre 60 y 70 acciones y cubre aproximadamente el 90% del mercado de renta variable en Chile.

Se extrajo el último precio de cierre diario de los índices mencionados anteriormente para el periodo comprendido entre 1 de enero del 2010 hasta el 9 de septiembre del 2023. Luego, los datos recogidos fueron fraccionados en 2 submuestras para cada crisis. En el caso de la pandemia del Covid-19, el periodo anterior a la crisis abarcó desde el 11 de abril del 2019 hasta el 24 de febrero de 2020, mientras que el periodo posterior a la crisis comprendió desde el 25 de febrero de 2020 hasta 30 de diciembre del 2021. Para el periodo de la invasión rusa a Ucrania, el periodo antes de crisis abarcó desde el 4 enero del 2021 hasta el 22 de abril del 2022, mientras que el periodo después de la invasión se extendió desde el 23 de abril del 2022 hasta el 01 de setiembre del 2023.

2.3.2. Variables y construcción de variables e índices

Se siguió un procedimiento ordenado para la construcción de las variables de los precios de cierre diarios de los índices a utilizar. En primer lugar, se excluyeron los fines de semana. Posteriormente, en los casos en los que faltaban datos debido a festividades que difieren entre países, se eliminaron las fechas correspondientes. Luego, se aplicaron logaritmos a los índices con el objetivo de suavizar las variables. Además, se calculó la primera diferencia para obtener los rendimientos de la bolsa. De esta manera, se estableció un enfoque sistemático en el procesamiento de los datos.

2.3.3. Presentación estadística de datos

Esta sección resume los estadísticos y pruebas fundamentales obtenidos a partir de los retornos de los índices accionarios correspondientes a los países señalados en la introducción del capítulo. En este sentido se utilizó el periodo total de nuestra muestra para compararla con los periodos de la pandemia de Covid-19 y la Guerra de Ucrania observados en la Tabla 2.3.1.

Para el periodo total se obtuvo 2888 observaciones de cada índice. Se resalta el índice de la bolsa de Europa con la mayor media pues este ha generado un rendimiento diario de 4.78% y el de China por la menor media del rendimiento diario (-1.52%). En cambio, cuando se analiza la desviación estándar se observa que el índice de China tuvo la mayor volatilidad con 1.68% y Chile la menor con 1.1263 (un mercado de valores más estable que el resto de los índices estudiados). Sin embargo, el índice de Brasil tuvo el valor más alto en términos de rendimiento para este periodo; caso contrario para Colombia, pues obtuvo el valor más bajo.

En el caso del periodo para Covid-19 se utilizaron 1,476 datos, en el que se resalta el índice de la bolsa de EE.UU. por su rendimiento promedio diario de 5.63% y la caída del rendimiento promedio diario de China con 0.81%. En contraste, se encuentra que la mayor volatilidad la tuvo Brasil (1.7712) y la menor Perú (1.2173) para este periodo. No obstante, a pesar de que el índice de Brasil fue el más volátil, alcanzó un rendimiento de 13.09%; en lo que se refiere a Colombia, se encuentra que nuevamente obtuvo el menor rendimiento para este periodo (-16.2903).

Respecto al periodo de la Guerra con Ucrania se encontró (con 562 observaciones) que el índice de la bolsa chilena tuvo en promedio el mayor rendimiento promedio diario con 6.64% y que el índice de China volvió a tener el menor rendimiento promedio diario con 9.56%. Adicionalmente, el índice chino también fue el índice con mayor volatilidad, caso contrario con el índice europeo, pues su volatilidad fue menor (1.1406) cuando se compara con el resto de los índices estudiados. Cabe resaltar que, aun cuando el índice de China fue el más volátil, fue el que alcanzó el mayor rendimiento con 12.8%, y fue Chile el que obtuvo el menor con -9.49%.

Tabla 2.3.2.1

Estadísticas descriptivas

Índice	Obs.	Media	Desviación Estándar	Mín.	Máx.
<i>Para el periodo total (04/01/2010 al 01/09/2023)</i>					
CHINA	2,887	-0.0152	1.6847	-8.5928	12.8598
EEUU	2,887	0.0478	1.1979	-12.7652	8.8808
EUROPA	2,887	0.0230	1.2778	-12.7518	8.1403
BRASIL	2,887	0.0179	1.6396	-15.9939	13.0229
CHILE	2,887	0.0207	1.1263	-13.8375	8.8753
COLOMBIA	2,887	-0.0083	1.2213	-16.2903	12.4698
PERU	2,887	0.01609	1.2949	-11.0094	8.2616
<i>Para el periodo de la pandemia de Covid-19 (01/01/2020 al 30/12/2021)</i>					
CHINA	641	-0.0124	1.5878	-6.19144	7.1336
EEUU	641	0.1020	1.5234	-12.7652	8.8809
EUROPA	641	0.0638	1.4030	-12.7518	5.7022
BRASIL	641	0.0275	2.0276	-15.9939	13.0229
CHILE	641	-0.0289	1.7261	-13.8375	8.8753
COLOMBIA	641	0.0097	1.6462	-16.2903	12.4698
PERU	641	0.0143	1.4613	-11.0094	8.2616
<i>Para el periodo de la Guerra de Ucrania (04/01/2021 al 01/09/2023)</i>					
CHINA	562	-0.0956	2.2202	-8.5928	12.8598
EEUU	562	0.0337	1.2673	-4.7554	5.3952
EUROPA	562	0.0351	1.1406	-4.7995	5.5936

BRASIL	562	-0.0025	1.8958	-5.2081	5.3934
CHILE	562	0.0664	1.4451	-9.4947	8.8753
COLOMBIA	562	-0.0506	1.3850	-5.7917	10.1769
PERU	562	0.0178	1.4605	-8.6107	5.4061

Nota. Elaboración propia.

Para la prueba de normalidad de todas las variables y todos los periodos se utilizó el test conjunto de normalidad conjunta, estadísticos de skewness y kurtosis como se puede observar en la tabla 2.3.2. Con estos resultados se verifica que ningún índice sigue una distribución normal y la razón de ello es que siguen un proceso estocástico (por definición, los retornos futuros no son pronosticables). Otra forma de probar la normalidad de una forma más visual es la del histograma, la cual se puede observar en los Anexos. Los resultados fueron los mismos: todos los índices, en todos los periodos, no siguen una distribución normal.

Tabla 2.3.2.2
Skewness, Kurtosis y Prueba de normalidad conjunta

Índice	Estadístico Skewness*	Estadístico Kurtosis**	Test de Normalidad conjunta***
<i>Para el periodo total (15/07/2002 al 01/09/2023)</i>			
CHINA	0.0072	0.9517	0.0274
EEUU	0.0000	0.0000	0.0000
EUROPA	0.0000	0.0000	0.0000
BRASIL	0.0000	0.0000	0.0000
CHILE	0.0000	0.0000	0.0000
COLOMBIA	0.1948	0.0000	0.0000
PERU	0.0000	0.0000	0.0000
<i>Para el periodo de la pandemia de Covid-19 (01/01/2019 al 30/12/2021)</i>			
CHINA	0.0000	0.3530	0.0000
EEUU	0.0000	0.0000	0.0010
EUROPA	0.1831	0.0000	0.0000
BRASIL	0.0000	0.3249	0.0004
CHILE	0.3382	0.0000	0.0000
COLOMBIA	0.4160	0.0000	0.0000
PERU	0.0000	0.5030	0.0000
<i>Para el periodo de la Guerra de Ucrania (04/01/2021 al 01/09/2023)</i>			
CHINA	0.0000	0.0000	0.0000
EEUU	0.3390	0.0000	0.0000
EUROPA	0.0002	0.0000	0.0000

BRASIL	0.0961	0.0018	0.0034
CHILE	0.1331	0.0000	0.0000
COLOMBIA	0.0000	0.0208	0.0000
PERU	0.0110	0.2405	0.0224

Nota. Elaboración propia.

* Un valor cercano a cero sugiere una distribución más cercana a la simetría. Si el signo es positivo, la distribución tiene una cola positiva más larga; si es negativo, tiene una cola negativa más larga.

** Un valor mayor a cero indica mayor concentración de los datos en las colas de la distribución en comparación con una distribución normal. Si el valor es positivo indica una distribución más puntiaguda (leptocúrtica) que la distribución normal; si es negativo, una distribución más achatada (platicúrtica) que la normal

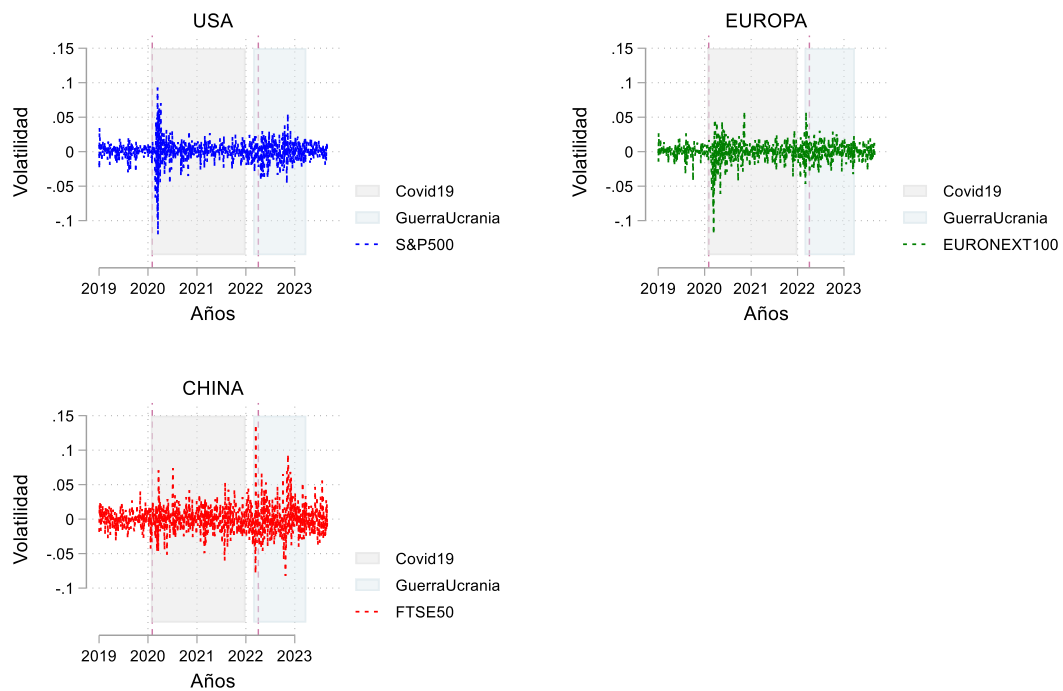
*** Un valor p menor que el nivel de significancia (0.05) indica evidencia en contra de la hipótesis nula y se concluye que la variable no sigue una distribución normal.

El hecho de que los rendimientos no sigan una distribución normal puede afectar las pruebas de significancia porque algunos métodos estadísticos asumen normalidad en los errores. Cuando este supuesto no se cumple, los valores p y los estadísticos de prueba pueden volverse menos confiables, generando posibles conclusiones erróneas. Además, la no normalidad —especialmente la presencia de colas gruesas y asimetría— limita la capacidad de las correlaciones tradicionales para captar dependencias extremas o no lineales, que son frecuentes durante crisis. Por ello, el uso de modelos como DCC-GARCH con distribución t-student y pruebas basadas en momentos superiores resulta adecuado, ya que permiten obtener resultados más robustos frente a este tipo de comportamiento en los datos.

CAPÍTULO III: PANORAMA ECONÓMICO

Durante el periodo estudiado el comportamiento del mercado bursátil ha experimentado movimientos fuertes en términos de volatilidad, por el hecho de registrar eventos importantes. La pandemia del COVID-19 y la invasión de Rusia a Ucrania trajeron grandes consecuencias alrededor del mundo, efectos que todavía se perciben en la actualidad. La Figura N°3.1 muestra la variación de los índices de Estados Unidos, Europa y China para el periodo de 2019 hasta el 2023.

Figura 3.1
Variación de Índices de economías desarrolladas



Nota: Elaboración propia

Se tiene que la volatilidad observada del COVID-19 fue superior para EEUU y para Europa, mas no en China, puesto que las volatilidades registradas en la fecha de crisis fueron mayores. Perez-Peña (2020) escribía que fue debido a que las economías occidentales son democracias abiertas y prósperas, donde las personas están acostumbradas a la libre circulación, la facilidad de viajar y la toma de decisiones independientes. A los gobiernos les importa la opinión pública y el conceso de la mayoría, no están acostumbrado a dar

órdenes y la población a seguirlas al instante. Debido a esto las medidas preventivas no se seguían de manera escrita en esos países.

En cambio, en China se tomaron medidas extremas para contener y evitar la expansión del COVID-19 hacia sus demás regiones. El gobierno chino encerró a decenas de millones de personas, prohibiéndoles salir de sus ciudades e incluso hogares, con la excepción de la obtención de alimentos y atención médica. Algo similar ocurrió para sus industrias pues solo se mantuvieron abiertos aquellos a los que se consideraba esenciales. Sin embargo, estas medidas consideradas extremas tuvieron como resultado una recuperación económica relativamente rápida a comparación de sus similares.

La volatilidad registrada en el periodo del inicio del 2022 para el índice chino se debe a la crisis del sector de propiedades iniciada a mediados del 2021. Evergrande Group y otros promotores inmobiliarios chinos no pudieron cumplir con sus obligaciones financieras y entran en default. Esto afectó a la población china que tenía sus ingresos en propiedades. El problema escaló debido a que afectó a su panorama de recuperación post-covid.

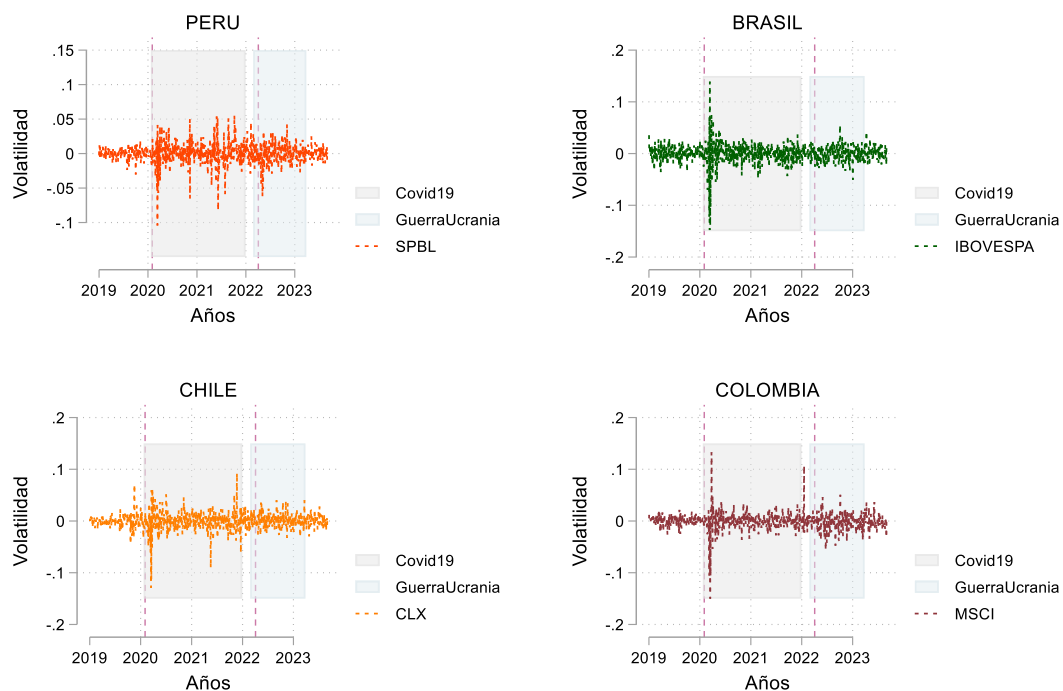
En el caso de las economías occidentales, el paro total de varios sectores económicos tuvo como resultado el aumento de la inflación, sobre todo en los Estados Unidos. Bernanke & Blanchard (2023) señalan que el incremento de la inflación en 2021 y 2022 estuvo principalmente asociado a factores que elevaron los precios de manera directa, más que a presiones salariales. Entre ellos destacan los fuertes aumentos en los precios internacionales de las materias primas y los episodios de encarecimiento sectorial derivados de problemas en las cadenas de suministro y de un cambio significativo en la demanda, que pasó de servicios a bienes durante la pandemia. En el caso europeo, la situación se agravó por una gestión deficiente de la contención del virus, reflejada en la grave crisis que atravesaron países como España e Italia.

Para el periodo del inicio del conflicto de Ucrania se observa que el impacto en Estados Unidos y Europa es más leve comparado con el Covid. La causa de esta volatilidad en Europa se debe al incremento de materias primas, en especial el gas natural, petróleo y carbón (exportado en su gran mayoría desde Rusia hacia Europa). Kardaś (2023) menciona que la razón de ello es la sanción a Rusia por parte de la UE (Unión Europea), pues dentro de esta sanción se encontraba la restricción a las importaciones de combustibles fósiles. A ello se le agrega que, en marzo de 2022, el presidente de la Comisión Europea anunció la eliminación total de los combustibles fósiles importados de Rusia para 2027. A consecuencia de ello, la UE y sus estados miembros firmaron alrededor de 100 acuerdos de cooperación energética, dentro de los cuales 17 fueron con Estados Unidos, 9 con Azerbaiyán, 9 con

Noruega, 8 con Qatar, 7 con Argelia, entre otros. Gracias a inversiones en iniciativas de energía renovables se ha podido contrarrestar los efectos de esta pérdida de fuente de energía e impulsar a un mayor desarrollo en el sector para toda la UE.

De manera similar a las economías desarrolladas, los países latinoamericanos en desarrollo también experimentaron los efectos de la pandemia, tal como se muestra en la Figura N°3.2.

Figura 3.2
Variación de Índices de economías en vías de desarrollo.



Nota: Elaboración propia

El hecho de que algunas de estas economías dependan, en su mayoría, de exportaciones de materia prima, hizo que las consecuencias del paro económico fueran aún más pronunciadas. El mayor impacto se observó en Colombia y Perú comparadas con las variaciones de Brasil y Chile. Las consecuencias fueron más allá de las vidas perdidas, se destruyeron los avances logrados en la lucha contra la pobreza multidimensional. Bracco *et al.* (2022) hicieron un estudio de las consecuencias del virus en la educación y el impacto que tendría en la pobreza de la región y hallaron que, debido al gran abandono de escolaridad, los ingresos de la población de América Latina y el Caribe disminuirían en el futuro.

Aunque en la actualidad las consecuencias se han estabilizado debido al rebote de la reactivación de las economías, no se tiene una muy buena imagen del futuro. Con el estallido

del conflicto de Rusia-Ucrania también se evidenciaron impactos considerables en la región, pues así lo demuestra Ellis (2023) en extracto de su artículo:

La invasión de Rusia perturbó las cadenas de suministro mundiales y provocó aumentos de precios de una variedad de productos, incluidos fertilizantes, alimentos básicos y combustibles. La escasez de fertilizantes y el encarecimiento de los alimentos y combustibles surgieron inmediatamente después de la pandemia de la Covid-19, cuyo impacto en la región se tradujo en altas tasas de mortalidad, pérdida masiva de empresas y una reducción significativa de los ahorros de los hogares. La pandemia también dejó a los gobiernos con graves desequilibrios fiscales, lo que impidió su capacidad para proteger eficazmente a sus residentes de los nuevos aumentos de precios y shocks de oferta. Para agravar aún más esas presiones, la escasez de fertilizantes y los aumentos de precios en los países del Cono Sur, como Brasil y Argentina, se produjeron al mismo tiempo que sequías récord que diezmaron los cultivos y los ingresos relacionados con la agricultura.

Aunado a esto, con las sanciones aplicadas por las grandes economías de occidente a Rusia, el panorama económico de América Latina también se vio afectada. Muchas de las fuerzas armadas de la región utilizan una cantidad significativa de equipo militar ruso con lo que se tiene complicaciones para su mantenimiento. Además, la inestabilidad que se produjo en los mercados financieros que se empezaban a recuperar perecieron. Las altas tasas de interés de la FED condujeron a un entorno de inversión negativo con tasas de interés altas y sostenidas en la región, llevando a los inversionistas a mover sus fondos a proyectos menos riesgosos en zonas más estables.

CAPÍTULO IV: ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

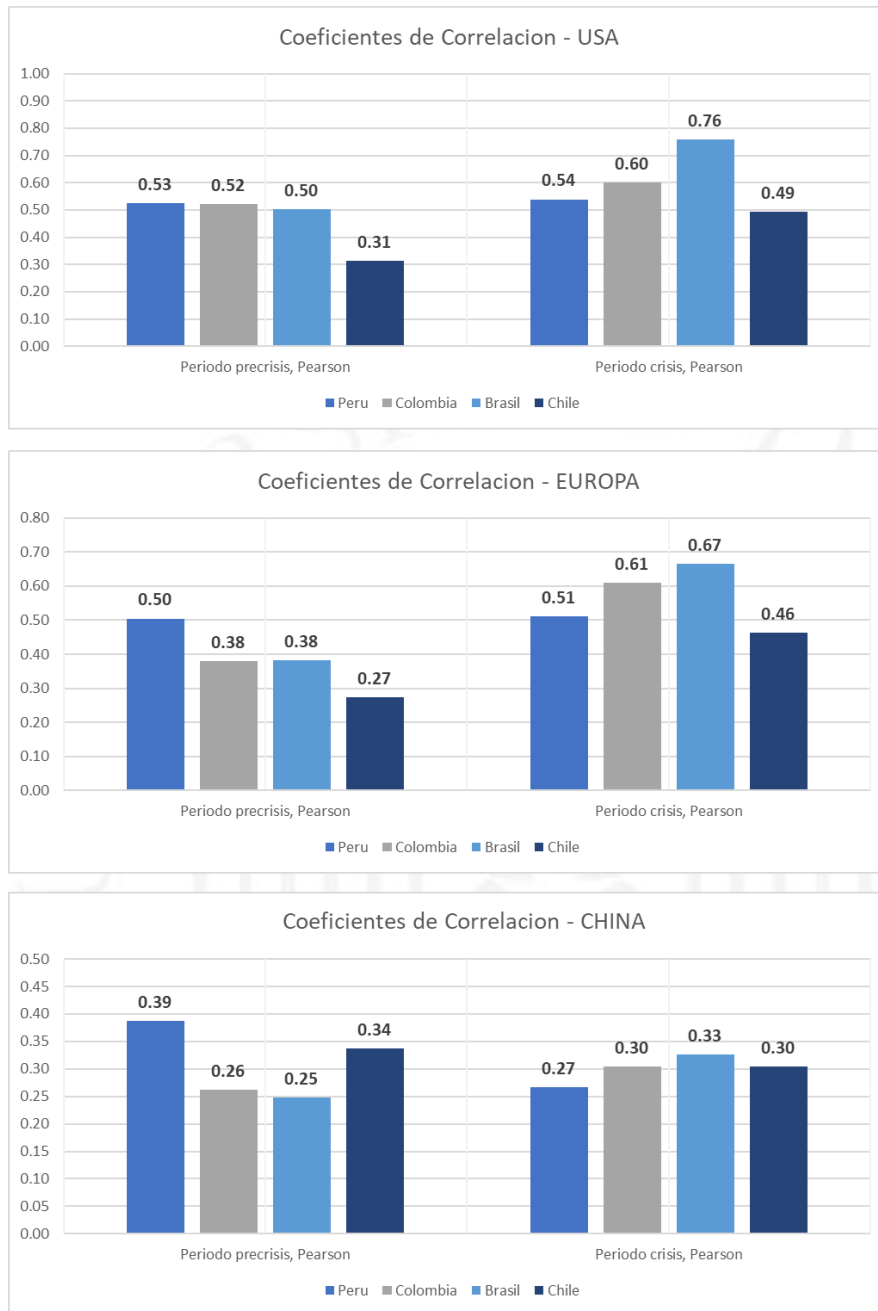
Esta sección expone los resultados obtenidos a partir de las metodologías seleccionadas para evaluar la presencia de contagio de volatilidad de China, Estados Unidos y Europa hacia los países de la Latinoamericanos (Brasil, Chile, Colombia y Perú).

Como punto de partida, se reportan los resultados del método de Coeficientes de Correlación entre Mercados, mediante el cual se contrastan los coeficientes de los rendimientos en los periodos pre y post shock para determinar la presencia de un aumento significativo.



Figura 4.1

Coefficientes de correlación de Pearson en dos etapas – COVID 19



Nota. Elaboración propia.

La Figura 4.1 presenta la información acerca de aumentos significativos en las correlaciones de los residuos de las economías desarrolladas y los de América latina. Para el caso de Estados Unidos vemos que Brasil tuvo el incremento más pronunciado con una variación de 0.26. Los demás países tuvieron un incremento más leve, con un rango entre 0.05 o 0.1, aproximadamente. Para el caso de Europa se observar que Brasil, Chile y Colombia tienen un salto mucho más fuerte que Perú, con una variación de 0.3. En China

ocurre una respuesta contraria a la esperada para Perú y Chile, mientras que con Colombia y Brasil ocurren incrementos leves.

Estos indicadores proporcionan una señal acerca de la posible existencia del efecto contagio en los países de América Latina durante la pandemia; asimismo, se obtiene que el coeficiente de correlación de Forbes y Rigobon (2002) es menor para todos los países en los períodos de crisis en comparación a los coeficientes de Pearson, esto debido a que se extrae la volatilidad en las series de tiempo.

Tabla 4.1
Test de efecto contagio – COVID-19

Prueba de Forbes y Rigobon				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Estados Unidos	17.624*	11.025*	0.098	0.514
China	8.809*	0.493	0.086	3.204***
Europa	12.643*	0.003	0.453	0.012

Nota: Para aceptar el efecto contagio con la prueba de Forbes y Rigobon se requiere la revisión de una distribución Chi Cuadrado (X^2) con un grado de libertad, donde el valor obtenido debe ser igual o mayor al valor crítico. Donde *** es significativo a un 1% (6.6349), ** significa 5% (3.8415), * significa al 10% (2.7053).

La Tabla 4.1 presenta los resultados de la prueba de Forbes y Rigobon (2002) para el periodo de la pandemia del COVID 19. Los resultados evidencian un patrón de contagio financiero amplio desde las economías desarrolladas hacia los mercados latinoamericanos, lo que es consistente con la naturaleza global y sistémica del shock sanitario.

En el caso de Perú, se observa un efecto contagio estadísticamente significativo proveniente de Estados Unidos, China y Europa. Este resultado refleja la alta integración del mercado bursátil peruano con los principales centros financieros internacionales. Desde una perspectiva económica, la pandemia generó un shock de incertidumbre global que afectó simultáneamente las expectativas de crecimiento, los flujos de capital y los precios de los activos financieros. En este contexto, los inversionistas reaccionaron de manera sincronizada ante la información negativa, reduciendo los beneficios de la diversificación internacional, tal como lo anticipa el marco de Markowitz cuando los riesgos pasan a ser predominantemente sistemáticos.

Para Colombia, los resultados muestran contagio significativo únicamente desde Estados Unidos. Esto sugiere que, durante la pandemia, el mercado colombiano estuvo

particularmente expuesto a las condiciones financieras globales determinadas por la economía estadounidense. El rol central de Estados Unidos como proveedor de liquidez internacional y como principal referencia para los mercados financieros explica que los shocks originados en Wall Street se transmitieran con mayor fuerza hacia Colombia, reforzando el canal financiero y de flujos de capital.

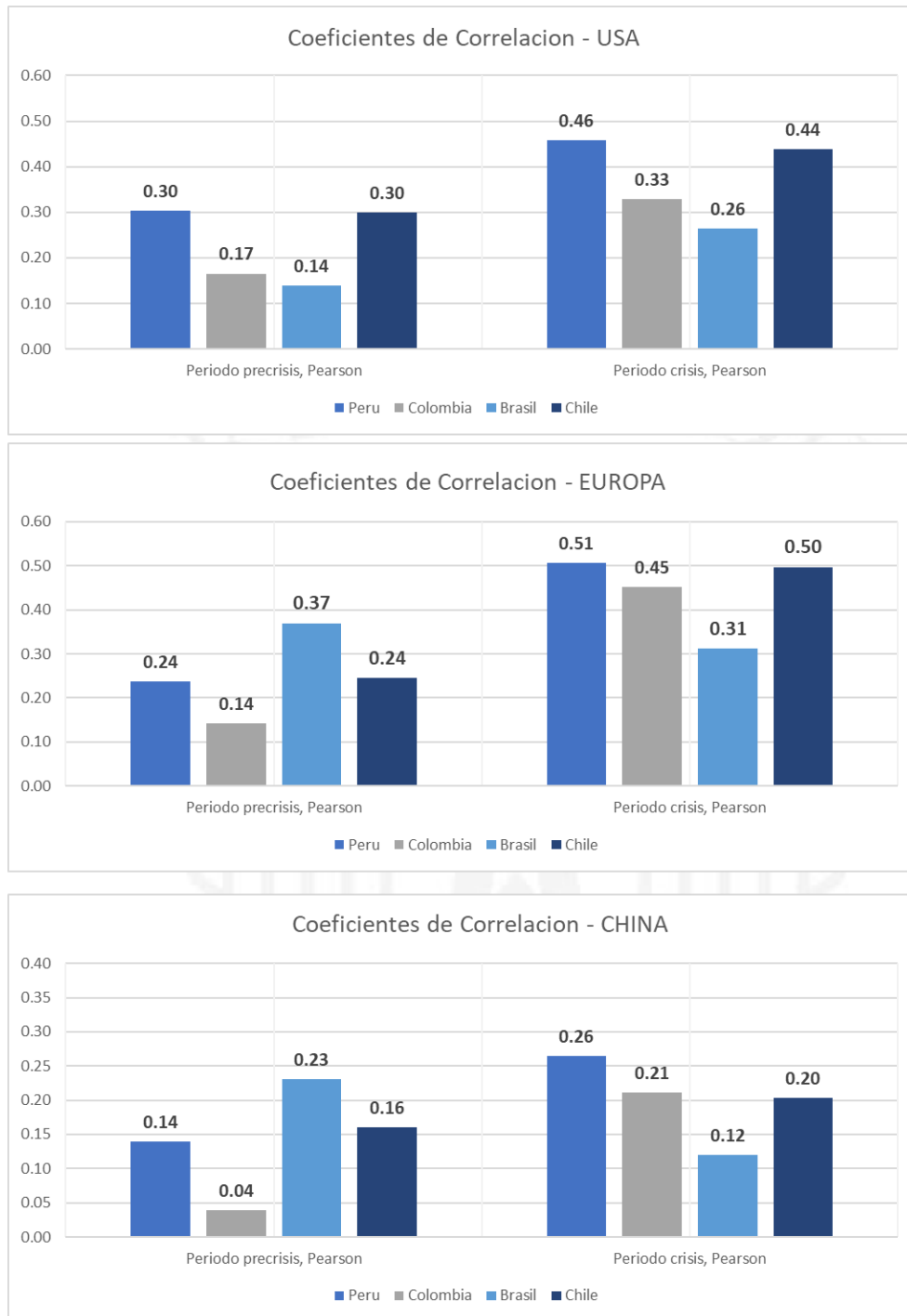
En el caso de Chile, se identifica contagio significativo únicamente desde China. Este hallazgo tiene una interpretación económica clara, dado el fuerte vínculo comercial entre ambas economías, especialmente a través del cobre. La desaceleración de la actividad económica china durante la pandemia afectó directamente las expectativas sobre la demanda de materias primas, generando un canal de transmisión específico que se reflejó en el mercado accionario chileno. Este resultado evidencia que, además de los canales financieros tradicionales, los vínculos reales y comerciales desempeñan un papel clave en la propagación del contagio.

Brasil se presenta como una excepción dentro del análisis, ya que no se identifica efecto contagio significativo desde ninguno de los mercados considerados. Este resultado puede asociarse al tamaño y la profundidad de su mercado financiero, así como a una mayor diversificación de su estructura productiva y de sus socios comerciales, lo que habría amortiguado la transmisión directa de shocks externos durante la pandemia.

En conjunto, los resultados confirman que el COVID 19 constituyó un shock global que intensificó la interdependencia entre mercados financieros, generando episodios de contagio amplios y heterogéneos entre los países latinoamericanos. Desde la perspectiva de Ross, la fuerte transmisión observada responde a cambios abruptos en el flujo de información y en la percepción de riesgo global, los cuales se reflejaron directamente en la volatilidad y los precios de los activos. Así, la pandemia puso de manifiesto que, en periodos de crisis sistémica, los mercados tienden a moverse de forma más sincronizada, debilitando los mecanismos tradicionales de diversificación.

Para el caso de la guerra de Ucrania en la prueba de Coeficiente de Correlación tenemos los siguientes resultados:

Figura 4.2
Coefficientes de correlación de Pearson en dos etapas – Guerra Ucrania



Nota. Elaboración propia.

En el caso de Estados Unidos vemos que hubo un gran salto en los valores de Perú y Chile de casi 0.15 en ambos casos y más leve en Colombia y Brasil. Para Europa se da un salto nuevamente en Perú y Chile, pero se da una reducción para el caso de Brasil. En el caso de China se tiene el impacto más suave. Se deduce que, durante este periodo, el mercado

Latinoamericano esta más correlacionado con el mercado de Estados Unidos que con el de Europa y China.

Para a la prueba de Forbes y Rigobon en el periodo de la Guerra de Ucrania se consigue la siguiente Tabla:

Tabla 4.2
Test de efecto contagio – Guerra Ucrania

Prueba de Forbes y Rigobon				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Estados Unidos	0.610	1.335	0.656	0.330
China	2.018	4.027***	2.245	0.162
Europa	15.928*	18.149*	0.497	13.963*

Nota: Para aceptar el efecto contagio con la prueba de Forbes y Rigobon se requiere la revisión de una distribución Chi Cuadrado (X^2) con un grado de libertad, donde el valor obtenido debe ser igual o mayor al valor crítico. Donde * es significativo a un 1% (6.6349), ** significa 5% (3.8415), *** significa al 10% (2.7053).

Los resultados correspondientes al periodo del conflicto bélico difieren de manera significativa de los obtenidos durante la pandemia. En particular, se observa una menor intensidad en la transmisión internacional de la volatilidad hacia los mercados latinoamericanos, así como un patrón de contagio más focalizado. A diferencia de la crisis sanitaria, el contagio identificado se origina principalmente en Europa, región directamente involucrada en el conflicto, lo que sugiere un canal de transmisión menos global y más asociado a choques específicos de oferta.

Para los casos de Perú y Colombia, se identifica un efecto contagio estadísticamente significativo al 1% proveniente del mercado europeo, con estadísticos de 15.928 y 18.149, respectivamente. Desde el punto de vista económico, este resultado es consistente con el rol central de Europa en el conflicto y con la elevada exposición de ambas economías a los mercados de materias primas. La transmisión de volatilidad se explica principalmente a través del canal de los commodities, dado que Perú y Colombia, como exportadores de recursos naturales, enfrentan un aumento del riesgo sistemático que no puede ser eliminado mediante diversificación, en línea con el planteamiento de Markowitz sobre los límites de la diversificación internacional.

En contraste, el contagio proveniente de Estados Unidos no resulta estadísticamente significativo en este ejercicio, lo que sugiere que la guerra en Ucrania no generó un shock financiero global comparable al observado durante la pandemia. Este resultado es coherente con el enfoque de Ross, en el cual los cambios en la volatilidad reflejan variaciones en el flujo de información relevante para los agentes económicos. En este caso, la información crítica del conflicto se concentró en Europa y Asia, y no en los mercados financieros estadounidenses.

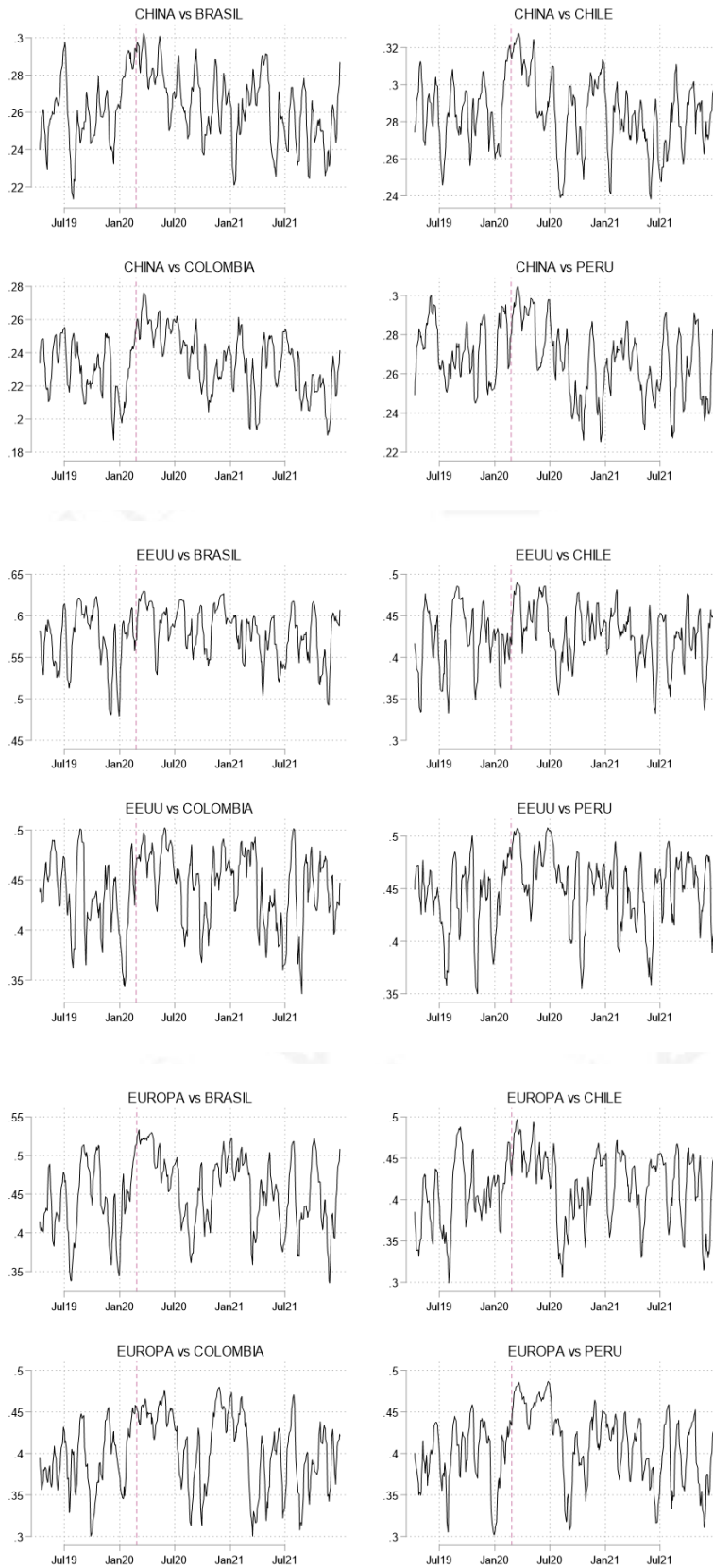
Adicionalmente, para Colombia se identifica un efecto contagio significativo al 10% proveniente de China, con un estadístico de 4.027. Este hallazgo puede interpretarse como un aumento en la incertidumbre asociada a la demanda externa, donde la información proveniente de la economía china afecta las expectativas sobre los rendimientos futuros del mercado colombiano, reforzando el canal informacional descrito por Ross.

En conjunto, los resultados sugieren que los mercados financieros latinoamericanos no reaccionan exclusivamente a perturbaciones originadas en Estados Unidos, sino que están crecientemente integrados a las cadenas de valor y a los flujos comerciales globales. Desde la perspectiva de Markowitz, esta integración reduce los beneficios de la diversificación internacional en periodos de crisis, mientras que, desde el enfoque de Ross, intensifica la transmisión de shocks a través de cambios en la volatilidad y en la información disponible para los inversionistas.

El análisis del modelo GARCH multivariado propuesto por Tse y Tsui (2002) con una distribución t-student es utilizado para estimar las correlaciones condicionales dinámicas (DCC) entre los distintos países Latinoamericanos. Así, en la tabla 6.1 y 6.4 (ver Anexos) se otorga la estimación de los resultados del modelo DCCT durante los periodos de la pandemia del COVID-19 y el estallido de la guerra de Ucrania. Estos contienen los resultados de las correlaciones condicionales constantes por cada relación de los países seleccionados. De la misma forma, se puede observar que el modelo está bien ajustado, puesto que sus parámetros estimados (λ_1 y λ_2) son significativos; asimismo, estos parámetros tienen una suma menor a la unidad ($\lambda_1 + \lambda_2 < 1$), en consecuencia ello nos indica que las correlaciones condicionales por pares tienen una reversión a la media, es decir, convergerán a la media.

Figura 4.3

Coefficientes de correlación de Pearson en dos etapas – COVID-19



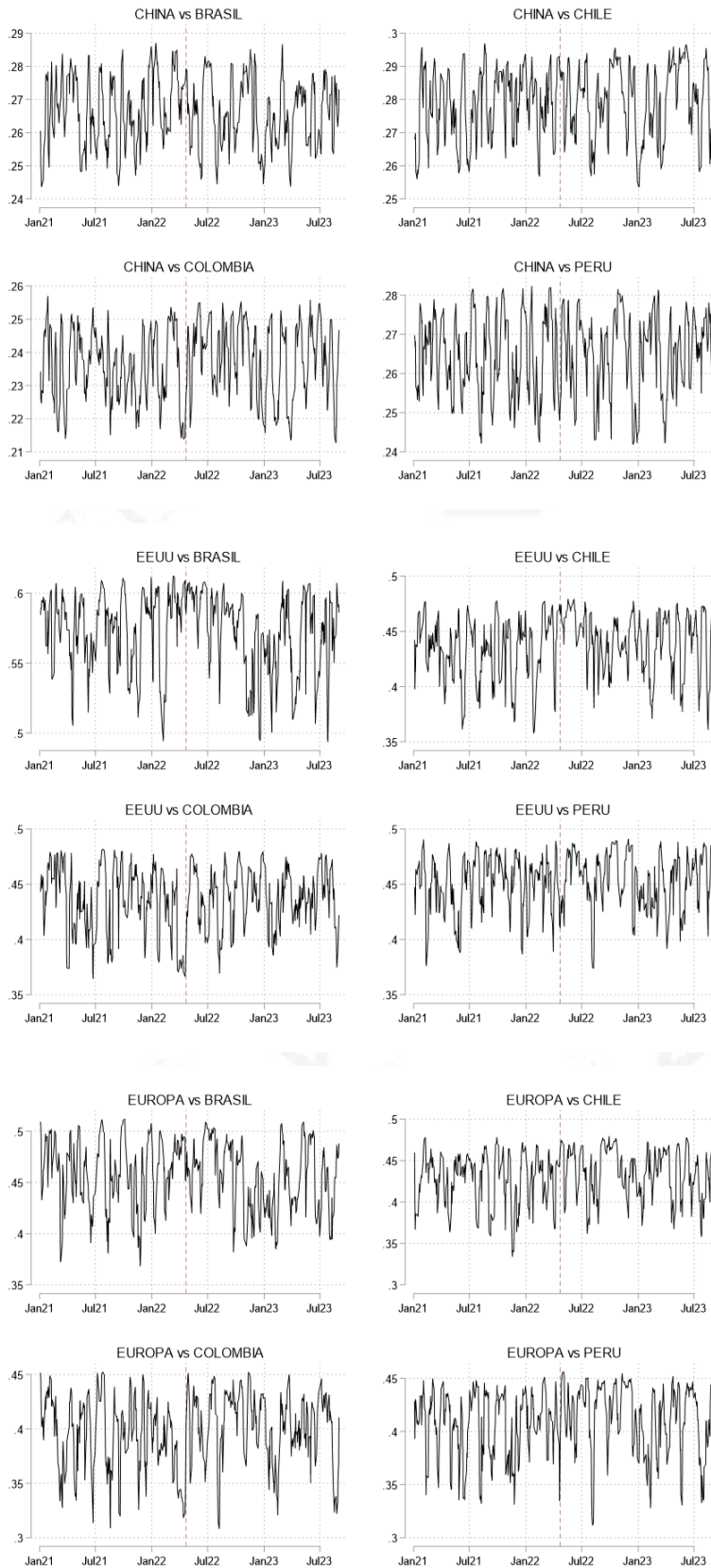
Nota. Elaboración propia.

La razón porque la Figura 4.3 inicia en el 2019 es debido a que durante el periodo 2018 a 2019 hubo una volatilidad en los mercados no relacionadas a los fenómenos del estudio. Los coeficientes promedios del modelo DCCT para la Tabla 6.2 de COVID 19 están entre los valores de 16% a 53% los que nos indica que si hay una considerable dispersión entre los valores mínimos y máximos entre los países de Latino América y los mercados de los países desarrollados. En la Figura 4.4 se muestra mayor detalle de las correlaciones condicionales generadas en las series de tiempo para cada uno de los países dentro del periodo del 2019 hasta 2021. Se observa que a media que se acerca a la fecha de 24 de febrero del 2020, la mayor parte de los mercados alcanzan a un pico. Esto podría deberse a que la OMS declaro oficialmente el inicio de la pandemia. Vemos un comportamiento extremadamente volátil después de la fecha con, pero que empiezan a “estabilizarse” conforme va llegando a finales de 2021.

En la Tabla 6.5 se observan los resultados del estudio para la Guerra de Ucrania. El rango es del 12% a 41% en los coeficientes, lo que es una diferencia más pequeña pero relativamente similar a lo hallado en la tabla con Covid-19. Esto indica considerable riesgo para poder obtener beneficios de diversificación si se invirtiera en los mercados latinoamericanos; sin embargo, sigue siendo menor al compararse con los resultados de pandemia. Con relación a la Figura 4 se observa un comportamiento más errático al del escenario de Covid. Para este caso la fecha de corte es el 22 de abril del 2022.

Figura 4.4

Coefficientes de correlación de Pearson en dos etapas – Guerra Ucrania



Nota. Elaboración propia.

Adicionalmente, se utilizó la prueba de Kolmogórov-Smirnov. Los resultados para el periodo de COVID-19 es que todos los países latinos presentan efecto contagio para el mercado de Estados Unidos y Europa (p-valor cercano a 1). Al realizar la prueba con el mercado chino, la prueba es significativa para Colombia y Brasil.

La Tabla 4.3 presenta los resultados de la prueba de Kolmogórov Smirnov aplicada a los coeficientes de correlación durante el periodo del COVID 19. Esta prueba permite evaluar si la distribución de las correlaciones en el periodo de crisis difiere de manera estadísticamente significativa respecto al periodo previo, aportando evidencia adicional sobre la presencia de contagio financiero.

Los resultados asociados a Estados Unidos muestran que, para todos los países latinoamericanos considerados, la distribución de los coeficientes de correlación durante el periodo de crisis domina estocásticamente a la distribución correspondiente al periodo previo. Económicamente, esto sugiere que el shock originado en el mercado estadounidense durante la pandemia alteró de manera sustancial la estructura de dependencia con los mercados latinoamericanos. Dado el rol de Estados Unidos como principal centro financiero global, la rápida difusión de información negativa y el deterioro simultáneo de las expectativas provocaron un aumento generalizado en el co-movimiento de los mercados, reduciendo los beneficios de la diversificación internacional, en línea con los planteamientos de Markowitz.

En el caso de Europa, se observa un patrón similar. La prueba indica que la distribución de las correlaciones durante el periodo de crisis domina a la del periodo previo para todos los países analizados. Este resultado refleja el carácter sistémico de la pandemia en las economías europeas, donde las medidas de confinamiento, la paralización de sectores productivos y la incertidumbre macroeconómica generaron un aumento sostenido de la interdependencia financiera con los mercados latinoamericanos. Desde la perspectiva de Ross, este comportamiento puede interpretarse como un cambio abrupto en el flujo de información relevante, que se tradujo en mayor volatilidad y en una respuesta sincronizada de los precios de los activos.

En contraste, los resultados para China muestran un patrón más heterogéneo. La prueba resulta significativa únicamente para Colombia y Brasil, mientras que no se observa evidencia de contagio para Perú y Chile. Este comportamiento sugiere que el canal de

transmisión desde China durante la pandemia no fue predominantemente financiero, sino más bien real y sectorial, afectando con mayor intensidad a economías con vínculos comerciales específicos. La ausencia de dominancia estocástica generalizada indica que el mercado chino no generó un aumento uniforme en la dependencia financiera con América Latina, a diferencia de lo observado para Estados Unidos y Europa.

En conjunto, los resultados de la prueba de Kolmogórov Smirnov refuerzan la evidencia obtenida mediante la prueba de Forbes y Rigobon, confirmando que la pandemia del COVID 19 produjo un aumento estructural en la dependencia entre los mercados financieros, particularmente respecto a Estados Unidos y Europa. Estos hallazgos respaldan la idea de que, ante shocks globales de gran magnitud, los mercados tienden a reaccionar de forma conjunta ante cambios en la información y en la percepción de riesgo, debilitando los mecanismos tradicionales de diversificación y amplificando los efectos contagio.

Tabla 4.3
Prueba de Contagio Kolmogórov-Smirnov – Covid-19

Prueba de Kolmogórov-Smirnov – Covid 19				
USA				
	Precrisis		Crisis	
	D	P-value	D	P-value
(Estados Unidos; Perú)	0.2082	0.0000	0.0000	1.0000
(Estados Unidos; Colombia)	0.2251	0.0000	-0.0099	0.976
(Estados Unidos; Chile)	0.1407	0.007	-0.0241	0.865
(Estados Unidos; Brasil)	0.1442	0.006	0.0000	1.0000
EUROPA				
	Precrisis		Crisis	
	D	P-value	D	P-value
(Europa; Perú)	0.2234	0.000	-0.0279	0.824
(Europa; Colombia)	0.2490	0.000	-0.0589	0.420
(Europa; Chile)	0.2609	0.000	-0.0182	0.920
(Europa; Brasil)	0.1965	0.000	-0.0050	0.994
CHINA				
	Precrisis		Crisis	
	D	P-value	D	P-value
(China; Perú)	0.0467	0.580	-0.2156	0.000

(China; Colombia)	0.1771	0.0000	-0.0081	0.984
(China; Chile)	0.0439	0.0618	-0.0713	0.280
(China; Brasil)	0.1519	0.003	-0.0144	0.950

Nota. Elaboración propia.

La Tabla 4.4 presenta los resultados de la prueba de Kolmogórov Smirnov aplicada al periodo correspondiente al inicio de la guerra de Ucrania. En términos generales, los resultados muestran un patrón de contagio menos generalizado que el observado durante la pandemia, lo que refuerza la idea de que este episodio constituye un shock de naturaleza más localizada y regional.

Para el caso de Estados Unidos, no se encuentra evidencia robusta de contagio hacia Brasil, mientras que los resultados para Perú, Colombia y Chile presentan un comportamiento más heterogéneo. Económicamente, esto sugiere que el mercado estadounidense no actuó como principal transmisor del shock durante este episodio, a diferencia de lo ocurrido en la crisis sanitaria. Este hallazgo es consistente con el hecho de que la guerra de Ucrania no alteró de forma inmediata las condiciones de liquidez global ni el sistema financiero internacional liderado por Estados Unidos.

En contraste, los resultados asociados a Europa muestran una dominancia estocástica clara de la distribución de correlaciones durante el periodo de crisis para todos los países latinoamericanos analizados. Este resultado refleja el papel central de Europa como epicentro del conflicto, donde la cercanía geográfica, la disrupción energética y la elevada incertidumbre macroeconómica intensificaron la transmisión de shocks hacia los mercados emergentes. Desde una perspectiva económica, este patrón es coherente con la fuerte exposición de América Latina a los precios internacionales de la energía y los alimentos, cuyos mercados se vieron directamente afectados por el conflicto europeo.

En el caso de China, los resultados indican un contagio limitado y no generalizado. La prueba resulta significativa únicamente para Brasil, mientras que no se observa evidencia de dominancia estocástica para Perú, Colombia y Chile. Este comportamiento sugiere que el canal de transmisión desde China operó de manera selectiva, posiblemente vinculado a relaciones comerciales específicas y a la exposición sectorial de la economía brasileña, en lugar de un efecto financiero amplio.

En conjunto, los resultados de la prueba de Kolmogórov Smirnov para la guerra de Ucrania confirman que el patrón de contagio financiero difiere sustancialmente del observado durante la pandemia del COVID 19. Mientras que la crisis sanitaria generó un aumento generalizado de la interdependencia global, el conflicto bélico produjo un efecto contagio más focalizado, con Europa como principal transmisor. Estos hallazgos refuerzan la idea de que la naturaleza del shock determina los canales de transmisión, afectando tanto la magnitud como la dirección del contagio entre mercados financieros.

Tabla 4.4
Prueba de Contagio Kolmogórov-Smirnov – Guerra Ucrania

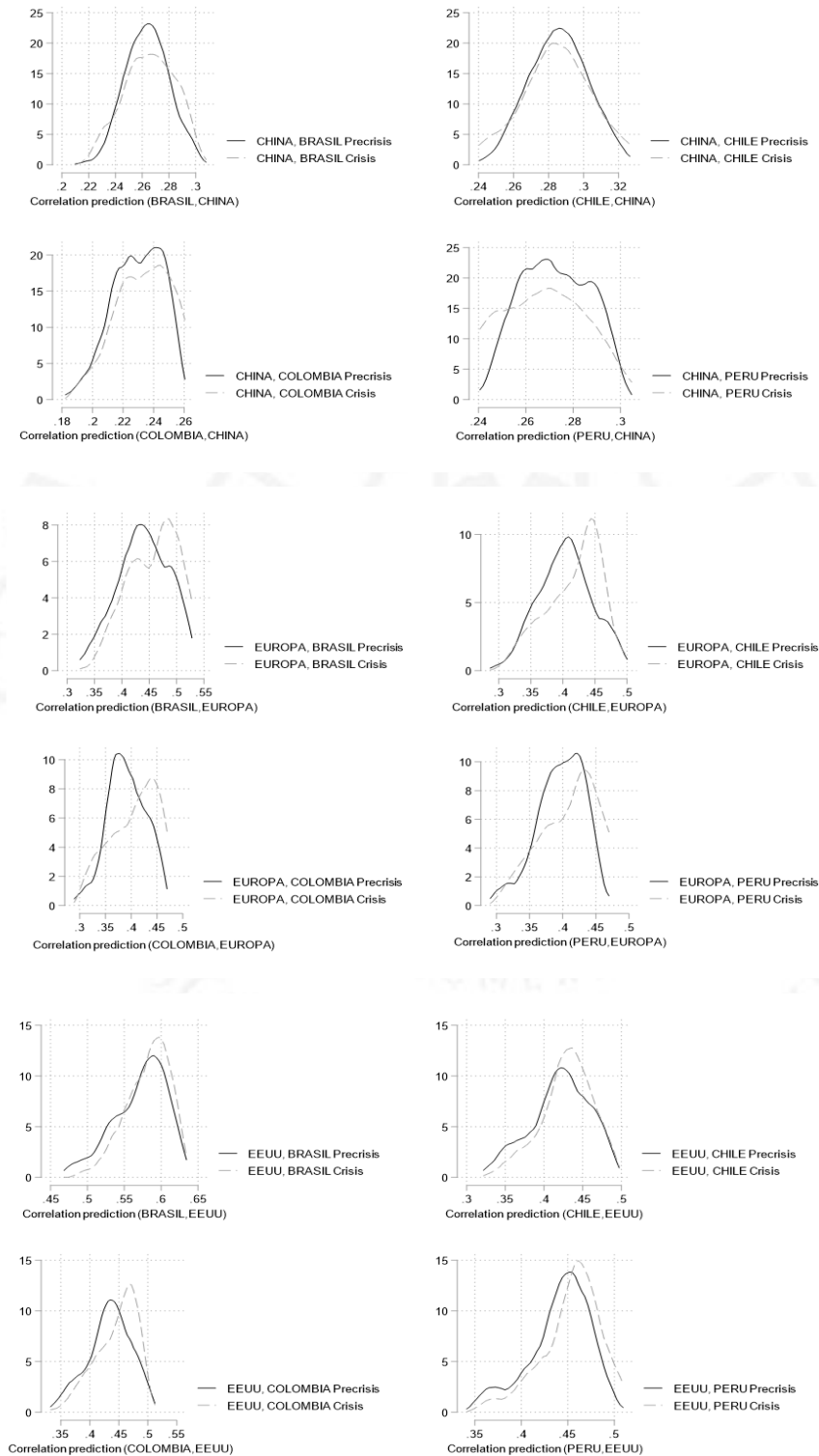
Prueba de Kolmogórov-Smirnov – Guerra Ucrania				
USA				
	Precrisis		Crisis	
	D	P-value	D	P-value
(Estados Unidos; Perú)	0.1207	0.0170	-0.0105	0.9690
(Estados Unidos; Colombia)	0.1181	0.0200	-0.0550	0.428
(Estados Unidos; Chile)	0.1503	0.0002	0.0000	1.0000
(Estados Unidos; Brasil)	0.0124	0.9580	-0.0921	0.0920
EUROPA				
	Precrisis		Crisis	
	D	P-value	D	P-value
(Europa; Perú)	0.7829	0.0000	0.0000	1.0000
(Europa; Colombia)	0.8019	0.0000	0.0000	1.0000
(Europa; Chile)	0.5878	0.0000	0.0000	1.0000
(Europa; Brasil)	0.6268	0.0000	-0.0080	0.9700
CHINA				
	Precrisis		Crisis	
	D	P-value	D	P-value
(China; Perú)	0.1359	0.006	-0.0577	0.392
(China; Colombia)	0.1388	0.004	-0.0290	0.789
(China; Chile)	0.1216	0.016	-0.0427	0.600
(China; Brasil)	0.0300	0.777	-0.1319	0.008

Nota. Elaboración propia.

Para una mejor comprensión se encuentra la Figura 4.5 de las gráficas de Kernel para COVID-19. En ellas se evidencia una leve subida en las correlaciones en los momentos de

crisis para el caso de Estados Unidos y Europa. No ocurre lo mismo para el caso de China, ya que la correlación se mantiene en un nivel similar sin importar el periodo.

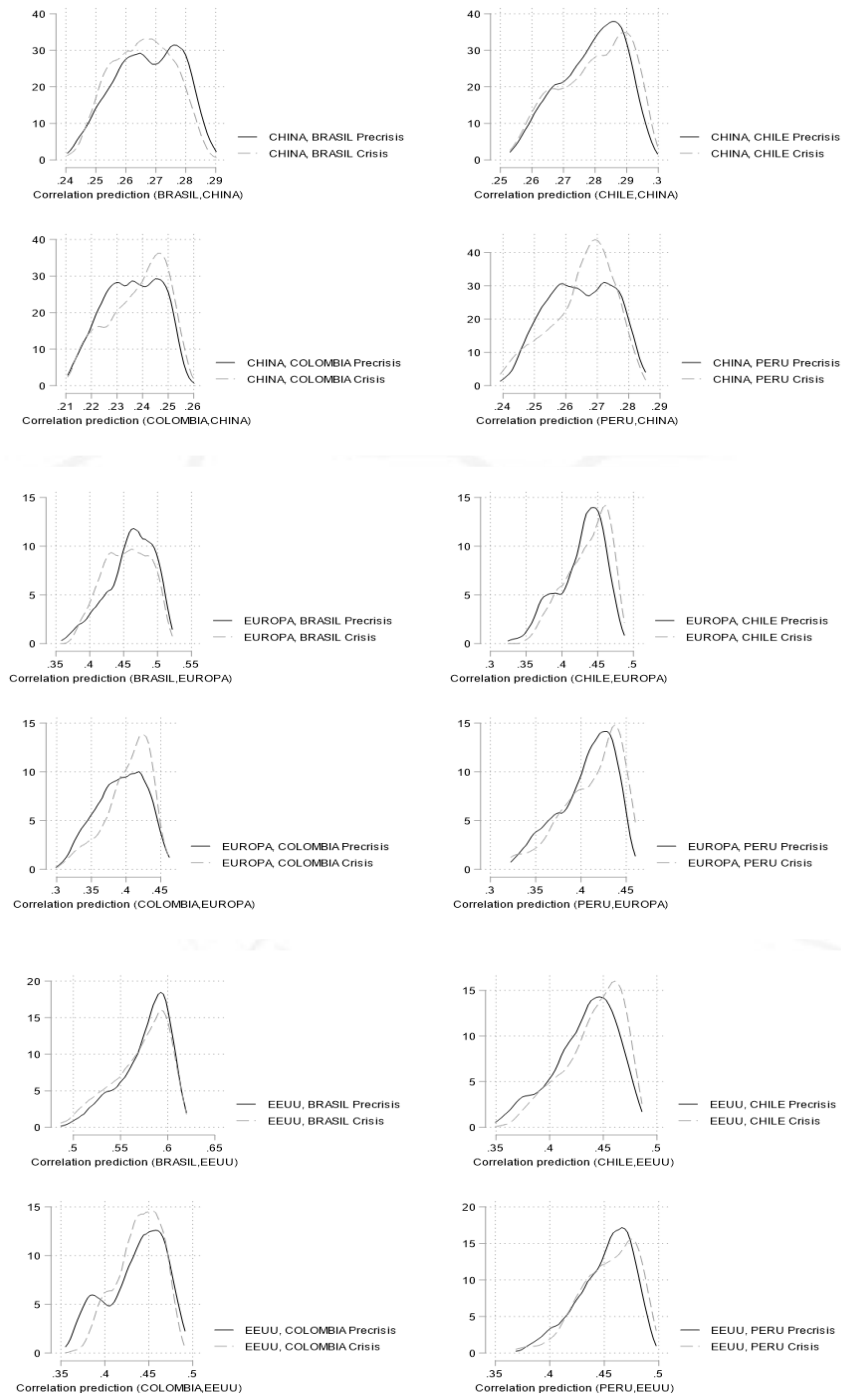
Figura 4.5
Gráficos de Kernel – COVID-19



Nota. Elaboración propia

Continuando con el periodo de la Guerra de Ucrania, se tiene la Figura 4.6. En ella se observa que existe efecto contagio de la bolsa estadounidense hacia las bolsas de Chile y Perú, que la bolsa europea tuvo mayor influencia en las bolsas latinoamericanas y que la bolsa china no influye de forma significativa a la de los países en vías de desarrollo.

Figura 4.6
Gráficos de Kernel – Guerra con Ucrania



Nota. Elaboración propia

Finalmente, se continúa con a la metodología propuesta por Fry, Martin y Tang (2010): Contagio de Momentos Superiores, en la cual se calcula los coeficientes de correlación de Pearson, y Forbes y Rigobon en los rendimientos de las bolsas para cada submuestra: los intervalos correspondientes a la fase previa a la crisis y al periodo de crisis. Se utilizan los coeficientes de Coskewness para identificar la presencia de efecto contagio con los estadísticos CS1 y CS2. Dichos estadísticos permiten identificar si la media de los rendimientos del mercado emisor incide en la volatilidad del mercado receptor, o si la volatilidad del primero condiciona la media de los rendimientos del segundo.

La Tabla 4.5 presenta los resultados de la prueba de coskewness aplicada al periodo de la pandemia del COVID 19, permitiendo identificar la existencia de efecto contagio a través de momentos superiores. En este enfoque, la hipótesis nula de no presencia de contagio se rechaza cuando el estadístico de prueba supera el valor crítico, lo que evidencia dependencias asimétricas entre los mercados que no pueden ser capturadas por medidas basadas únicamente en correlación o volatilidad condicional.

Los resultados muestran un efecto contagio robusto desde los mercados de Estados Unidos y Europa hacia todos los países latinoamericanos considerados, tanto a través del estadístico Coskewness 1 como del Coskewness 2. Esto indica que, durante la pandemia, los rendimientos promedio de estos mercados desarrollados influyeron significativamente sobre la volatilidad de los mercados latinoamericanos y, de manera simultánea, que los episodios de elevada volatilidad en dichos mercados se transmitieron hacia la media de los rendimientos de la región. Económicamente, este patrón refleja la naturaleza sistémica de la crisis sanitaria y el rol central de Estados Unidos y Europa como principales generadores de información financiera global, intensificando la transmisión de shocks negativos y profundizando la dependencia asimétrica entre mercados.

En el caso de China, los resultados evidencian un patrón de contagio más acotado. Si bien la prueba de Coskewness 1 resulta significativa para los países latinoamericanos, la evidencia asociada a Coskewness 2 es significativa únicamente para Colombia. Este comportamiento sugiere que el canal de transmisión desde el mercado chino operó principalmente a través del impacto de los rendimientos medios sobre la volatilidad latinoamericana, mientras que la retroalimentación inversa fue limitada. Desde una perspectiva económica, ello puede interpretarse como una transmisión vinculada a relaciones comerciales específicas y a la exposición sectorial, más que a un contagio financiero de carácter global.

En conjunto, los resultados de la prueba de coskewness confirman que la pandemia del COVID 19 generó efectos contagio no solo en términos de mayor comovimiento entre mercados, sino también mediante dependencias no lineales y asimétricas, particularmente relevantes en episodios extremos de estrés financiero. Este hallazgo refuerza la pertinencia de incorporar el análisis de momentos superiores como complemento a los métodos tradicionales, permitiendo una comprensión más completa de los mecanismos de transmisión durante crisis sistémicas.

Tabla 4.5

Estadísticos de prueba de Coskewness para países Latinoamericanos – Covid-19

ESTADOS UNIDOS				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Coskewness1	8.6965**	89.5207**	38.4993**	123.9190**
Coskewness2	12.3623**	63.4625**	14.0304**	82.1969**
Valor crítico	3.8415			
EUROPA				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Coskewness1	9.5878**	87.1957**	95.0001**	63.8634**
Coskewness2	21.6469**	97.5769**	82.7468**	60.5761**
Valor crítico	3.8415			
CHINA				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Coskewness1	4.9121**	22.5829**	23.5527**	12.3890**
Coskewness2	1.1618	7.5552**	2.4088	0.1736
Valor crítico	3.8415			

Nota: Elaboración Propia.

La Tabla 4.6 presenta los resultados de la prueba de coskewness para el periodo correspondiente al inicio de la guerra de Ucrania, permitiendo identificar la existencia de efecto contagio a través de momentos superiores en un contexto de crisis geopolítica. A diferencia de la pandemia, los resultados muestran un patrón de contagio más selectivo y menos generalizado, lo que es consistente con la naturaleza localizada del shock.

Para el caso de Estados Unidos, la evidencia de contagio es limitada. La prueba de Coskewness 1 resulta significativa únicamente para Colombia, Chile y Brasil, mientras que no se observa evidencia de contagio a través de Coskewness 2 para ninguno de los países analizados. Este resultado sugiere que, durante el conflicto, los rendimientos

promedio del mercado estadounidense influyeron de manera acotada sobre la volatilidad de algunos mercados latinoamericanos, pero sin generar retroalimentaciones asimétricas fuertes desde la volatilidad hacia la media de los rendimientos. Económicamente, ello refuerza la idea de que Estados Unidos no fue el principal canal de transmisión del shock en esta crisis específica.

En contraste, los resultados asociados a Europa evidencian un efecto contagio más claro, particularmente hacia el mercado peruano mediante Coskewness 1. Este hallazgo es consistente con el rol central de Europa como epicentro del conflicto bélico y con la elevada exposición de Perú a los precios internacionales de la energía y los fertilizantes. Sin embargo, la ausencia de significancia generalizada en Coskewness 2 indica que, si bien los rendimientos europeos afectaron la volatilidad de ciertos mercados latinoamericanos, el contagio asimétrico no alcanzó la magnitud observada durante la pandemia.

Para China, la evidencia de contagio a través de momentos superiores se concentra principalmente en Perú y Colombia mediante Coskewness 1, mientras que no se observa significancia en Coskewness 2. Este patrón sugiere que el canal de transmisión desde China operó principalmente a través de los rendimientos medios, reflejando preocupaciones asociadas a la demanda externa y a la estabilidad del crecimiento asiático en un entorno de tensiones geopolíticas globales.

En conjunto, los resultados de la prueba de coskewness para la guerra de Ucrania confirman que el contagio financiero a través de dependencias no lineales fue más limitado y heterogéneo que durante la pandemia del COVID 19. Mientras que la crisis sanitaria generó asimetrías generalizadas y profundas en la distribución de rendimientos, el conflicto bélico produjo efectos contagio más focalizados, coherentes con un shock de oferta regional que afectó de manera diferenciada a los mercados latinoamericanos.

Tabla 4.6

Estadísticos de prueba de Coskewness para países Latinoamericanos – Guerra Ucrania

ESTADOS UNIDOS				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Coskewness1	2.0216	28.3896**	3.9013**	10.1624**
Coskewness2	0.4671	0.0273	0.1584	1.6369
Valor crítico	3.8415			
EUROPA				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Coskewness1	6.5135**	0.0746	1.5841	2.1857
Coskewness2	1.8795	2.0482	2.2647	3.0323
Valor crítico	3.8415			
CHINA				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Coskewness1	3.9826**	4.4214**	1.4881	0.0972
Coskewness2	0.0070	0.0072	1.9464	2.3647
Valor crítico	3.8415			

Nota: Elaboración Propia.

Con el fin de resumir los resultados obtenidos a partir de las diferentes metodologías empleadas, se incluyen a continuación dos tablas que consolidan la evidencia para cada país en ambos eventos estudiados. Esto permite observar de manera clara y comparativa la magnitud y dirección del efecto contagio.

Tabla 4.7

Resumen de resultados – COVID 19

Prueba	Brazil	Chile	Colombia	Perú
Coefficientes de Correlación	↑ (US, EU, China)	↑ (EU), ↓ (China)	↑ (US, EU, China)	↑ (US, EU), ↓ (China)
Forbes & Rigobon	✗	✓ (China)	✓ (US)	✓ (US, EU, China)
DCC-GARCH	Rango alto	Rango alto	Rango mediano	Rango mediano
Coskewness (CS1/CS2)	✓	✓	✓	✓

Nota: Elaboración Propia.

Tabla 4.8

Resumen de resultados – Guerra Ucrania

Prueba	Brazil	Chile	Colombia	Perú
Coefficientes de Correlación	↓ (Europa) / ↑ (EE. UU.)	↑ (EE. UU., Europa)	↑ (EE. UU., Europa)	↑ (EE. UU., Europa)
Forbes & Rigobon	✗	✓ (Europa)	✓ (Europa)	✓ (Europa)
DCC-GARCH	Rango menor vs. COVID-19	Rango menor	Rango menor	Rango menor
Coskewness (CS1/CS2)	✓ (solo CS1)	✓ (solo CS1)	✓ (solo CS1)	✗

Nota: Elaboración Propia.



CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

El presente estudio busca examinar la integración financiera y la presencia de efectos de contagio entre los mercados de China, Estados Unidos y Europa y los mercados latinoamericanos de Brasil, Chile, Colombia y Perú a lo largo de las crisis registradas entre 2019 y 2023, asociadas a la Covid-19 y al estallido del conflicto en Ucrania. Con el propósito de cumplir aquello, se utilizaron las metodologías de los Coeficientes de Correlación entre Mercados, DCCT GARCH y Contagio de Momentos Superiores.

Los principales resultados para el período de la pandemia fueron:

- Coeficientes de Correlación entre Mercados
 - Existe efecto contagio para el caso peruano al ser comparado con los países desarrollados.
 - Brasil no presenta efecto contagio con ningún país desarrollado.
 - Colombia sólo presenta efecto contagio con EE. UU.; y Chile sólo con China.
- DCCT GARCH
 - Existe efecto contagio entre la bolsa de EE. UU. y la bolsa de los países latinoamericanos.
 - Colombia es el único país que no presenta efecto contagio con la bolsa europea.
 - China presenta contagio hacia los países de Colombia y Brasil, mas no hacia Perú y Chile.
- Contagio de Momentos Superiores
 - Existe efecto contagio entre las bolsas de EE. UU. y Europa con los índices de los mercados bursátiles de los países latinoamericanos.
 - La bolsa china sólo generó efecto contagio a la bolsa colombiana para el periodo post-crisis.

Los resultados para el periodo de la Guerra de Ucrania fueron:

- Coeficientes de Correlación entre Mercados
 - Los países latinoamericanos no presentaron efecto spillover con la bolsa de EE. UU.
 - Sólo la bolsa de Brasil no presentó efecto contagio ante la bolsa europea.

- Colombia fue el único país que sí presentó efecto spillover con respecto a China.
- DCCT GARCH
 - Hubo efecto spillover entre EE. UU. y las bolsas de Perú y Chile.
 - Todos los índices de los países de América Latina presentaron contagio ante la bolsa europea.
 - Perú y Brasil no presentaron contagio con la bolsa china.
- Contagio de Momentos Superiores
 - Brasil, Chile y Colombia tuvieron efecto contagio con EE. UU. para el periodo pre-crisis.
 - Solo Perú sufrió de contagio con Europa en el periodo pre-crisis.
 - China sólo afectó a las bolsas de Perú y Colombia para el periodo pre-crisis.

La presente investigación concuerda con los autores Dai et al. (2023), Norman et al. (2023) y Yijun et al. (2023) al mencionar que se observa un fenómeno de contagio, una transferencia de riesgos entre los mercados y una fuerte conexión interdependiente de los mercados durante la crisis de la pandemia del Covid-19. En la misma línea, Jiang et al. (2023), Jreisat et al. (2023) y Kamal et al. (2023) confirman la presencia del efecto spillover en los mercados de valores para los países asiáticos y de Oceanía en el periodo de la crisis ocasionada por la Guerra entre Rusia y Ucrania. Nuestro estudio contribuye a este tema al analizar la transmisión de volatilidad de los países desarrollados (China, EE. UU. y Europa) hacia los países de América Latina (Brasil, Chile, Colombia y Perú) durante la pandemia del Covid-19 y durante la Guerra de Ucrania.

Los resultados obtenidos permiten identificar implicancias relevantes para el diseño de políticas públicas en los países latinoamericanos, especialmente en contextos de crisis. La evidencia de contagio proveniente de los mercados desarrollados sugiere la necesidad de fortalecer los marcos de estabilidad financiera mediante herramientas macroprudenciales, mejoras en los sistemas de monitoreo de riesgos y una mayor coordinación entre reguladores regionales. Asimismo, la transmisión diferenciada observada entre periodos indica que los mecanismos de gestión de volatilidad deben ajustarse dinámicamente, incorporando alertas tempranas y pruebas de estrés que consideren la interdependencia externa. Este enfoque contribuiría a reducir la vulnerabilidad de los mercados locales frente a shocks internacionales y a preservar la estabilidad del sistema financiero.

Para futuras investigaciones que deseen profundizar el tema, se recomienda el uso de la metodología de Diebold & Yilmaz (2012); asimismo, si se busca un enfoque más complejo se puede utilizar el DCC-GARCH copula, pues esta incluiría la dependencia espacial de los mercados a estudiar. En ese sentido, también se puede realizar el estudio con distintas variables, como lo pueden ser las acciones cotizadas en bolsa, activos invertibles, commodities, entre otros.



REFERENCIAS

- Al-Awadhi, A. M., Alsaifi, K., Al-Awadhi, A., & Alhammadi, S. (2020). Death and contagious infectious diseases: Impact of the COVID-19 virus on stock market returns. *Journal of behavioral and experimental finance*, 27, 100326.
- Ali, M., Alam, N., & Rizvi, S. A. R. (2020). Coronavirus (COVID-19) - An epidemic or pandemic for financial markets. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 27, 100341.
- Bai, J., & Perron, P. (2003). Computation and analysis of multiple structural change models. *Journal of applied econometrics*, 18(1), 1-22.
- Baker, S. R., Bloom, N., Davis, S. J., Kost, K. J., Sammon, M. C., & Viratyosin, T. (2020). *The unprecedented stock market impact of COVID-19* (No. w26945). national Bureau of economic research.
- Bárcena Ibarra, Alicia. (2022) *The economic and financial effects on Latin America and the Caribbean of the conflict between the Russian Federation and Ukraine*. Comisión Económica para América Latina y el Caribe <https://repositorio.cepal.org/handle/11362/47832>
- Baruník, J., & Křehlík, T. (2018). Measuring the frequency dynamics of financial connectedness and systemic risk. *Journal of Financial Econometrics*, 16(2), 271-296.
- Ben Rejeb, A., & Arfaoui, M. (2016). Financial market interdependencies: A quantile regression analysis of volatility spillover. *Research in International Business and Finance*, 36, 140–157. doi:10.1016/j.ribaf.2015.09.022
- Bernake, B. & Blanchard, O. (2023). *What Caused the U.S. Pandemic-Era Inflation?* (Hutchins Center Working Paper No.86). https://www.brookings.edu/wp-content/uploads/2023/06/WP86-Bernanke-Blanchard_6.13.pdf
- Bollerslev, T. (1987). A Conditionally Heteroskedastic Time Series Model for Speculative Prices and Rates of Return. *The Review of Economics and Statistics*, 69(3), 542–547. <https://doi.org/10.2307/1925546>

- Bollerslev, T. (1990). Modelling the Coherence in Short-Run Nominal Exchange Rates: A Multivariate Generalized Arch Model. *The Review of Economics and Statistics*, 72(3), 498. doi:10.2307/2109358
- Bracco, J. R., Ciaschi, M., Gasparini, L. C., Marchionni, M., Neidhöfer, G. (2022). *The Impact of COVID-19 on Education in Latin America: Long-Run Implications for Poverty and Inequality*. (Policy Research working paper no. WPS 10259) <http://documents.worldbank.org/curated/en/0998336212122222999/IDU09453984e0f37404e7d09cf40e7a4fb25ac35>
- CEPAL. (2020). Informe sobre el impacto económico en América Latina y el Caribe de la enfermedad por coronavirus (COVID-19).
- Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL). (2020) *Latin America and the Caribbean and the COVID-19 pandemic: Economic and social effects* (Informe Especial COVID-19 No. 1) <https://repositorio.cepal.org/handle/11362/45351>
- Curci, R., Grieb, T., & Reyes, M. G. (2002). MEAN AND VOLATILITY TRANSMISSION FOR LATIN AMERICAN EQUITY MARKETS. *Studies in Economics and Finance*, 20(2), 39–57. doi:10.1108/eb028764
- Dai, Z., Luo, Z., & Liu, C. (2023). Dynamic volatility spillovers and investment strategies between crude oil, new energy, and resource related sectors. *Resources Policy*, 83, 103681.
- Diebold, F. X., & Yilmaz, K. (2012). Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers. *International Journal of forecasting*, 28(1), 57–66.
- Ellis, E. (2023, Junio 13). The Impact of Russia's Ukraine Invasion on Latin America. *Global Americans*. <https://theglobalamericans.org/2023/06/the-impact-of-russias-ukraine-invasion-on-latin-america/#:~:text=Western%20sanctions%20on%20Russia%2C%20even,Russia%20prior%20to%20the%20invasion.>
- Engle, R. (2002). Dynamic Conditional Correlation. *Journal of Business & Economic Statistics*, 20(3), 339–350. doi:10.1198/073500102288618487
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50(4), 987–1007. <https://doi.org/10.2307/1912773>

- Fan, Y., & Yavas, A. (2020). Price dynamics in public and private commercial real estate markets. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 1-41.
- Ferreira, D., & Palma, A. A. (2022). On the subprime crisis and the Latin American financial markets: A regime switching skew-normal approach. *International Journal of Finance & Economics*, 27(3), 3300-3314.
- Forbes, K. J., & Rigobon, R. (2002). No contagion, only interdependence: measuring stock market comovements. *The Journal of Finance*, 57(5), 2223-2261. <https://n9.cl/lysoq>
- Fry, R., Martin, V. L., & Tang, C. (2010). A New Class of Tests of Contagion With Applications. *Journal of Business & Economic Statistics*, 28(3), 423-437. <http://www.jstor.org/stable/20750850>
- Fry-McKibbin, R., & Hsiao, C. Y. L. (2018). Extremal dependence tests for contagion. *Econometric Reviews*, 37(6), 626-649.
- Fu, Y., Alleyne, A., & Mu, Y. (2021). Does lockdown bring shutdown? Impact of the COVID-19 pandemic on foreign direct investment. *Emerging Markets Finance and Trade*, 57(10), 2792-2811.
- Hasan, M., Gausden R., & Kume O. (2021). An examination of higher-moment contagion during the South Sea Bubble. *Applied Economics Letters*, 29(20), 1949-1953. <https://doi.org/10.1080/13504851.2021.1971612>
- Hassan, K., Hoque, A., Gasbarro, D., & Wong, W. K. (2020). Are Islamic stocks immune from financial crises? Evidence from contagion tests. *International Review of Economics & Finance*.
- He, X., & Hamori, S. (2021). Is volatility spillover enough for investor decisions? A new viewpoint from higher moments. *Journal of International Money and Finance*, 116, 102412. doi:10.1016/j.jimonfin.2021.10241
- Hsiao, Cody Yu-Ling & Chiu, Yi-Bin (2024) Financial contagion and networks among the oil and BRICS stock markets during seven episodes of crisis events. <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2024.103081>
- Hsiao, Cody Yu-Ling. (2012) A New Test of Financial Contagion with Application to the US Banking Sector. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2131672>
- Huang, J., Tian, H., & Shen, W. (2023). Characteristics and mechanisms of the US stock market spillover effects on the Chinese A-share market: Evidence from 6 A-share

broad-based and 31 sector indices. *International Review of Financial Analysis*, 87, 102644.

International Monetary Fund. (2025). International Monetary Fund Annual Report 2025.

<https://doi.org/10.5089/9798229010658.011>

Ionela-Cătălina Zamfir & Ana-Maria Mihaela Iordache (2022) The influences of covid-19 pandemic on macroeconomic indexes for European countries, *Applied Economics*, 54:39, 4519-4531, DOI: 10.1080/00036846.2022.2031858

Jiang, W., Dong, L., & Chen, Y. (2023). Time-frequency connectedness among traditional/new energy, green finance, and ESG in pre-and post-Russia-Ukraine war periods. *Resources Policy*, 83, 103618.

Jreisat, A. B., Al Mohamad, S., Khaki, A., & Bakry, W. K. (2023). The impact of Ukrainian crisis on the connectedness of stock index in Asian economies. *Emerging Science Journal*, 354-365.

Kamal, M. R., Ahmed, S., & Hasan, M. M. (2023). The impact of the Russia-Ukraine crisis on the stock market: Evidence from Australia. *Pacific-Basin Finance Journal*, 79, 102036.

Kaminsky, G. L. (1999). Currency and banking crises: The early warnings of distress. *International Finance*, 2(3), 311-337.

Kanas, A. (2000). Volatility Spillovers Between Stock Returns and Exchange Rate Changes: International Evidence. *Journal of Business Finance Accounting*, 27(3-4), 447-467. doi:10.1111/1468-5957.00320

Kangogo, M., Dungey, M., & Volkov, V. (2023). Changing vulnerability in Asia: contagion and spillovers. *Empirical Economics*, 64(5), 2315-2355.

Kardaś, S. (2023, Mayo 4). Keeping the lights on: The EU's energy relationships since Russia's invasion of Ukraine. *European Council on foreign relations*. <https://ecfr.eu/publication/keeping-the-lights-on-the-eus-energy-relationships-since-russias-invasion-of-ukraine/>

Kim, B. H., Kim, H., & Lee, B. S. (2015). Spillover effects of the US financial crisis on financial markets in emerging Asian countries. *International Review of Economics & Finance*, 39, 192-210.

- King, R. & S. Wadhvani. 1990. "Transmission of Volatility Between Stock Markets." *Review of Financial Studies* 3:5–33.
- Koçak, S., & Barış-Tüzemen, Ö. (2022). Impact of the COVID-19 on foreign direct investment inflows in emerging economies: evidence from panel quantile regression. *Future Business Journal*, 8(1), 22.
- Landa, H., & Cerezo, V. (2021). La pandemia Covid-19, la crisis financiera y la dinámica (Overshooting) del tipo de cambio. *Revista mexicana de economía y finanzas*, 16(3).
- Liu, H., Manzoor, A., Wang, C., Zhang, L., & Manzoor, Z. (2020). The COVID-19 outbreak and affected countries stock markets response. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(8), 2800.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77–91. <https://doi.org/10.2307/2975974>
- Maya, S. (2022). *Impacto financiero del Covid19 en empresas que cotizan en la bolsa de valores* (Master's thesis).
- Mensi, W., Hammoudeh, S., Nguyen, D. K., & Kang, S. H. (2016). Global financial crisis and spillover effects among the US and BRICS stock markets. *International Review of Economics & Finance*, 42, 257-276.
- Merton, R. C. (1973). Theory of Rational Option Pricing. *The Bell Journal of Economics and Management Science*, 4(1), 141–183. <https://doi.org/10.2307/3003143>
- Ngoc, M. N. T., & Son, T. M. (2021). The Effect of COVID-19 Pandemic on Volatility Transmission Between the US and Emerging Asia Stock Markets: A Case Study of Tiger Cub Economies. *Asia-Pacific Social Science Review*, 21(4).
- Noman, A. H. M., Karim, M. M., Hassan, M. K., Khan, M. A., & Pervin, S. (2023). COVID-19 pandemic and the dynamics of major investable assets: What gives shelter to investors?. *International Review of Economics & Finance*, 86, 14-30.
- Perez-Peña, R. (2020, Marzo 19). Virus Hits Europe Harder Than China. Is That the Price of an Open Society? *The New York Times*.
- Pericoli, Marcello, y Massimo Sbracia. (2003). "A Primer on Financial Contagion." *Journal of Economic Surveys*. 17(4), 571–538.

- Ross, S. (1989). Information and Volatility: The No-Arbitrage Martingale Approach to Timing and Resolution Irrelevancy. *The Journal of Finance*, 44(1), 1–17. <https://doi.org/10.2307/2328272>
- Samuelson, P. A. (1973). Proof That Properly Discounted Present Values of Assets Vibrate Randomly. *The Bell Journal of Economics and Management Science*, 4(2), 369–374. <https://doi.org/10.2307/3003046>
- Sharpe, W. (1964). *Capital Asset Prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk*. *Journal of Finance*, 425-442, September.
- Sugimoto, K., Matsuki, T., & Yoshida, Y. (2014). The global financial crisis: An analysis of the spillover effects on African stock markets. *Emerging Markets Review*, 21, 201-233.
- Sui, L., & Sun, L. (2016). *Spillover effects between exchange rates and stock prices: Evidence from BRICS around the recent global financial crisis*. *Research in International Business and Finance*, 36, 459–471. doi:10.1016/j.ribaf.2015.10.011
- Taleb, N. N. (2008). *The black swan*. Penguin Books.
- Trivedi, J., Spulbar, C., Birau, R., & Mehdiabadi, A. (2021). Modelling volatility spillovers, cross-market correlation and co-movements between stock markets in European Union: an empirical case study. *Business, Management and Economics Engineering*, 19(1), 70-90. <https://doi.org/10.3846/bmee.2021.13588>
- Tse, Y. K., & Tsui, A. K. C. (2002). A multivariate generalized autoregressive conditional heteroscedasticity model with time-varying correlations. *Journal of Business & Economic Statistics*, 20(3), 351-362.
- Villafranca Serrano, B. (2025). Economías emergentes: resiliencia después de tres ‘shocks’ globales. CaixaBank Research. <https://www.caixabankresearch.com/es/economia-y-mercados/mercados-financieros/economias-emergentes-resiliencia-despues-tres-shocks>
- Vuong, G. L., Nguyen, M. C., & Huynh, A. N. Q. (2022). Volatility spillovers from the Chinese stock market to the U.S. stock market: The role of the COVID-19 pandemic. *The Journal of Economic Asymmetries*, 26, e00276. <https://doi.org/10.1016/j.jeca.2022.e00276>

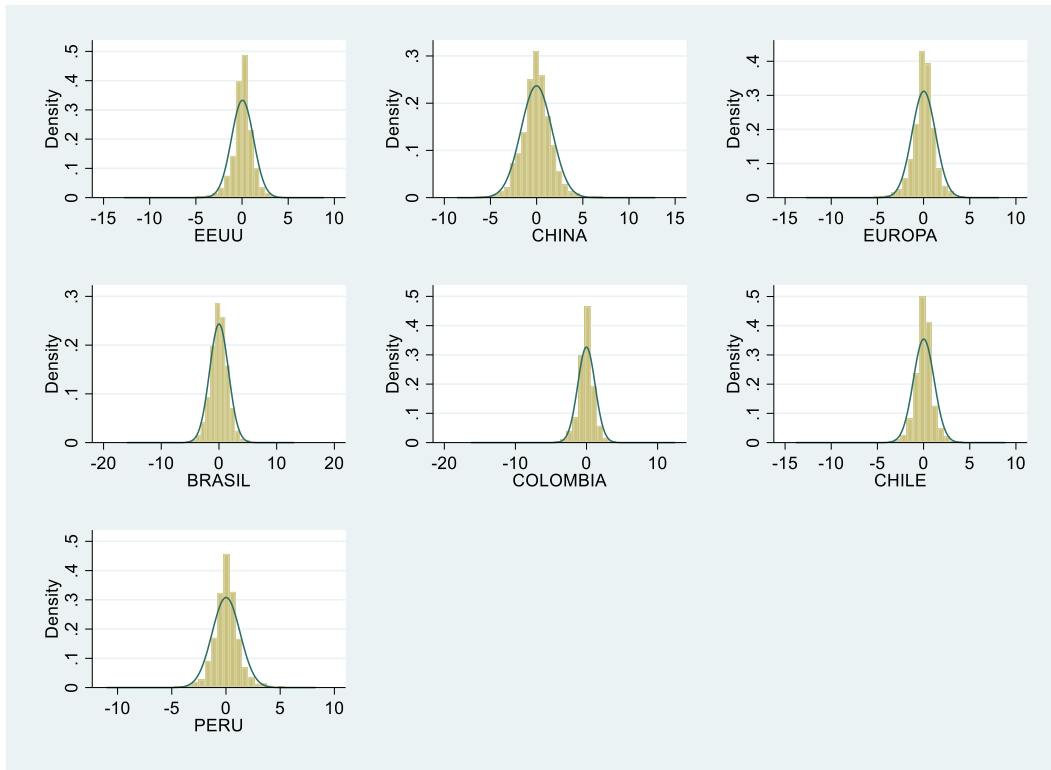
- Wang, X. Q., Qin, M., Moldovan, N. C., & Su, C. W. (2023). Bubble behaviors in lithium price and the contagion effect: An industry chain perspective. *Resources Policy*, 83, 103725.
- Weber, E. (2013). Simultaneous stochastic volatility transmission across American equity markets. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 53(1), 53-60.
- Yamamoto, S. (2014). Transmission of US financial and trade shocks to Asian economies: Implications for spillover of the 2007–2009 US financial crisis. *The North American Journal of Economics and Finance*, 27, 88-103.
<https://doi.org/10.1016/j.najef.2013.12.002>
- Yijun, W., Yu, Z., & Bashir, U. (2023). Impact of COVID-19 on the contagion effect of risks in the banking industry: based on transfer entropy and social network analysis method. *Risk Management*, 25(2), 12.
- Yuan, Y., Wang, H., & Wang, T. (2023). Investigating the dynamics of crisis transmission channels: A comparative analysis. *Journal of International Money and Finance*, 135, 102857.
- Zhang, Q., & Jaffry, S. (2015). Global financial crisis effects on volatility spillover between Mainland China and Hong Kong stock markets. *Investment management and financial innovations*, (12, № 1), 26-34.



ANEXOS

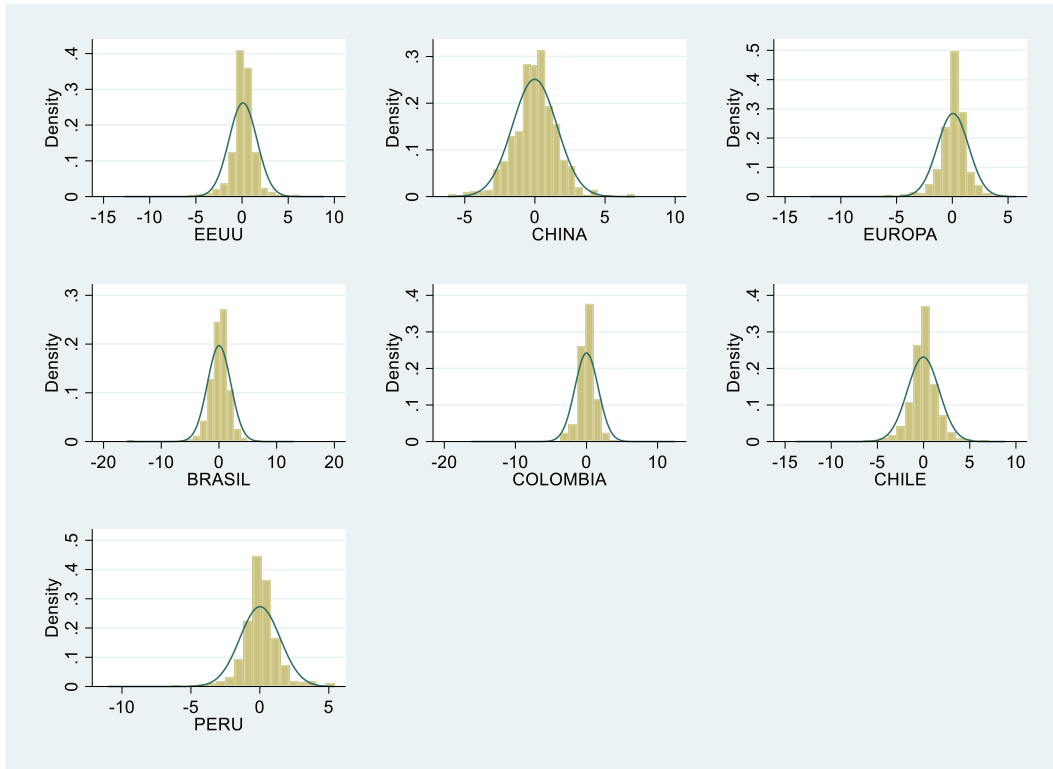
Anexo 1: Histogramas

Totalidad de observaciones



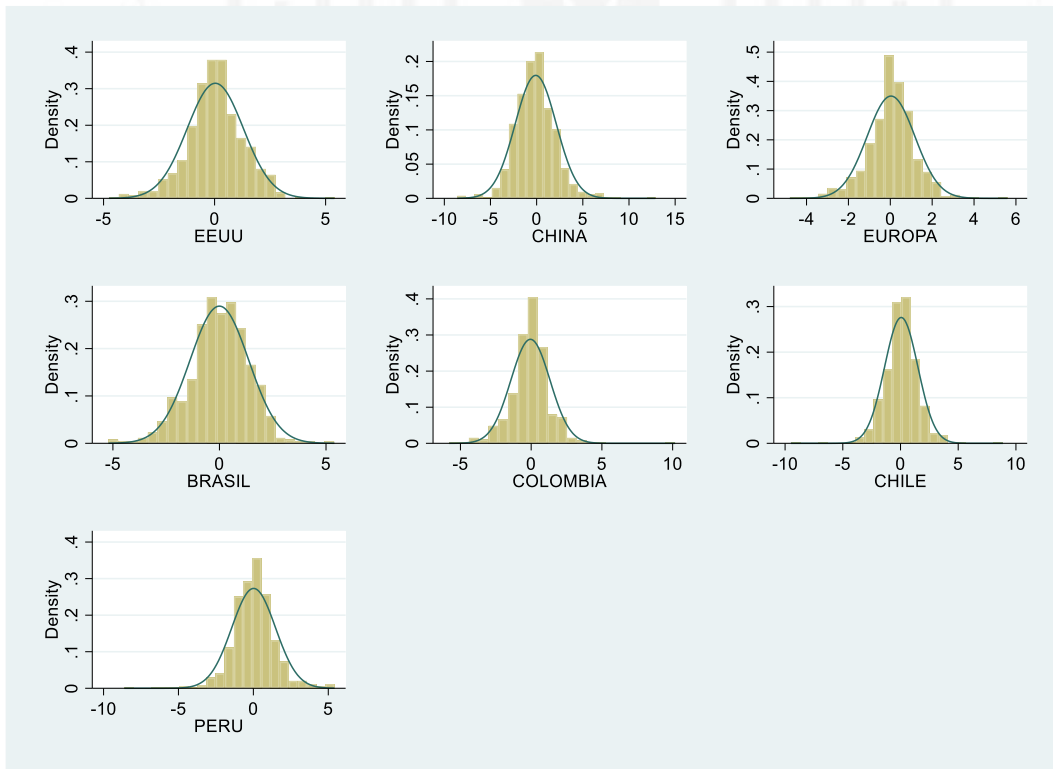
Nota. Elaboración propia.

Periodo de pandemia de Covid-19



Nota. Elaboración propia.

Periodo de Guerra de Ucrania



Nota. Elaboración propia.

Anexo 2: Tablas Resultados

Tabla 6.1

Coefficientes de correlación de Pearson en dos etapas – Covid 19

Coefficientes de Correlación – Covid 19				
USA				
<i>Periodo precrisis, 04/11/2019-02/24/2020, Pearson</i>				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Estados Unidos	0.5254	0.5217	0.5038	0.3123
<i>Periodo crisis, 02/25/2020- 12/30/2021, Pearson</i>				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Estados Unidos	0.5391	0.5998	0.7575	0.4934
<i>Periodo crisis, 02/25/2020- 12/30/2021, Forbes & Rigobon</i>				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Estados Unidos	0.2936	0.3385	0.4864	0.2627
EUROPA				
<i>Periodo precrisis, 04/11/2019-02/24/2020, Pearson</i>				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Europa	0.5048	0.3787	0.3826	0.2740
<i>Periodo crisis, 02/25/2020- 12/30/2021, Pearson</i>				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Europa	0.5120	0.6086	0.6661	0.4637
<i>Periodo crisis, 02/25/2020- 12/30/2021, Forbes & Rigobon</i>				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Europa	0.3001	0.3752	0.4265	0.2663
CHINA				
<i>Periodo precrisis, 04/11/2019-02/24/2020, Pearson</i>				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
China	0.3871	0.2615	0.2472	0.3374
<i>Periodo crisis, 02/25/2020- 12/30/2021, Pearson</i>				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
China	0.2663	0.3041	0.3264	0.3048
<i>Periodo crisis, 02/25/2020- 12/30/2021, Forbes & Rigobon</i>				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
China	0.1817	0.2088	0.2250	0.2093

Nota. Elaboración propia.

Tabla 6.2*Estimación de correlación condicional y test de diagnóstico multivariado – Covid 19*

USA		
	Coeficiente	p.value
Correlaciones condicionales dinámicas		
corr(USA,Brasil)	0.534898	0.000
corr(USA,Chile)	0.314130	0.000
corr(USA,Colombia)	0.394819	0.000
corr(USA,Peru)	0.409179	0.000
corr(Brasil,Chile)	0.333056	0.000
corr(Brasil,Colombia)	0.419223	0.000
corr(Brasil,Peru)	0.429381	0.000
corr(Chile,Colombia)	0.333220	0.000
corr(Chile,Peru)	0.303912	0.000
corr(Colombia,Peru)	0.385179	0.000
Ecuación DCCT multivariado		
λ_1	0.028501	0.073
λ_2	0.737083	0.000
EUROPA		
	Coeficiente	p.value
Correlaciones condicionales dinámicas		
corr(Europa,Brasil)	0.384900	0.000
corr(Europa,Chile)	0.307517	0.000
corr(Europa,Colombia)	0.388219	0.000
corr(Europa,Peru)	0.401937	0.000
corr(Brasil,Chile)	0.401937	0.000
corr(Brasil,Colombia)	0.418479	0.000
corr(Brasil,Peru)	0.407599	0.000
corr(Chile,Colombia)	0.335133	0.000
corr(Chile,Peru)	0.290980	0.000
corr(Colombia,Peru)	0.382991	0.000
Ecuación DCCT multivariado		
λ_1	0.0251577	0.034
λ_2	0.827776	0.000
CHINA		
	Coeficiente	p.value
Correlaciones condicionales dinámicas		
corr(China,Brasil)	0.160331	0.001
corr(China,Chile)	0.266477	0.000

corr(China,Colombia)	0.162581	0.001
corr(China,Peru)	0.253299	0.000
corr(Brasil,Chile)	0.333865	0.000
corr(Brasil,Colombia)	0.430259	0.000
corr(Brasil,Peru)	0.426397	0.000
corr(Chile,Colombia)	0.331952	0.000
corr(Chile,Peru)	0.305037	0.000
corr(Colombia,Peru)	0.396888	0.000

Ecuación DCCT multivariado

λ_1	0.010099	0.394
λ_2	0.861302	0.000

Nota. Elaboración propia.

Tabla 6.3
Prueba de Contagio Kolmogórov-Smirnov – Covid 19

Prueba de Kolmogórov-Smirnov – Covid 19				
USA				
	Precrisis		Crisis	
	D	P-value	D	P-value
(Estados Unidos; Perú)	0.2082	0.0000	0.0000	1.0000
(Estados Unidos; Colombia)	0.2251	0.0000	-0.0099	0.976
(Estados Unidos; Chile)	0.1407	0.007	-0.0241	0.865
(Estados Unidos; Brasil)	0.1442	0.006	0.0000	1.0000
EUROPA				
	Precrisis		Crisis	
	D	P-value	D	P-value
(Europa; Perú)	0.2234	0.000	-0.0279	0.824
(Europa; Colombia)	0.2490	0.000	-0.0589	0.420
(Europa; Chile)	0.2609	0.000	-0.0182	0.920
(Europa; Brasil)	0.1965	0.000	-0.0050	0.994
CHINA				
	Precrisis		Crisis	
	D	P-value	D	P-value
(China; Perú)	0.0467	0.580	-0.2156	0.000
(China; Colombia)	0.1771	0.0000	-0.0081	0.984
(China; Chile)	0.0439	0.0618	-0.0713	0.280

(China; Brasil) 0.1519 0.003 -0.0144 0.950

Nota. Elaboración propia.

Tabla 6.4

Coefficientes de correlación de Pearson en dos etapas – Guerra Ucrania

Coefficientes de Correlación – Guerra Ucrania				
USA				
<i>Periodo precrisis, 01/04/2021-04/22/2022, Pearson</i>				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Estados Unidos	0.3032	0.1655	0.1390	0.2992
<i>Periodo crisis, 04/23/2022- 09/01/2023, Pearson</i>				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Estados Unidos	0.4583	0.3285	0.2643	0.4381
<i>Periodo crisis, 04/23/2022- 09/01/2023, Forbes & Rigobon</i>				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Estados Unidos	0.3543	0.2475	0.1974	0.3370
EUROPA				
<i>Periodo precrisis 01/04/2021-04/22/2022, Pearson</i>				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Europa	0.2378	0.1431	0.3699	0.2448
<i>Periodo crisis, 04/23/2022- 09/01/2023, Pearson</i>				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Europa	0.5070	0.4516	0.3114	0.4970
<i>Periodo crisis, 04/23/2022- 09/01/2023, Forbes & Rigobon</i>				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Europa	0.5163	0.4605	0.3184	0.5063
CHINA				
<i>Periodo precrisis, 01/04/2021-04/22/2022, Pearson</i>				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
China	0.1390	0.0386	0.2310	0.1600
<i>Periodo crisis, 04/23/2022- 09/01/2023, Pearson</i>				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
China	0.2643	0.2115	0.1198	0.2029
<i>Periodo crisis, 04/23/2022- 09/01/2023, Forbes & Rigobon</i>				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
China	0.2502	0.1999	0.1130	0.1918

Nota. Elaboración propia.

Tabla 6.5*Estimación de correlación condicional y test de diagnóstico multivariado – Guerra Ucrania*

USA		
	Coeficiente	p.value
Correlaciones condicionales dinámicas		
corr(USA,Brasil)	0.418344	0.000
corr(USA,Chile)	0.378540	0.000
corr(USA,Colombia)	0.292098	0.000
corr(USA,Peru)	0.387067	0.000
corr(Brasil,Chile)	0.351584	0.000
corr(Brasil,Colombia)	0.356156	0.000
corr(Brasil,Peru)	0.413945	0.000
corr(Chile,Colombia)	0.269902	0.000
corr(Chile,Peru)	0.310459	0.000
corr(Colombia,Peru)	0.356492	0.000
Ecuación DCCT multivariado		
λ_1	0.054753	0.085
λ_2	0.162197	0.655
EUROPA		
	Coeficiente	p.value
Correlaciones condicionales dinámicas		
corr(Europa,Brasil)	0.316477	0.000
corr(Europa,Chile)	0.390906	0.000
corr(Europa,Colombia)	0.326307	0.000
corr(Europa,Peru)	0.396598	0.000
corr(Brasil,Chile)	0.359540	0.000
corr(Brasil,Colombia)	0.357914	0.000
corr(Brasil,Peru)	0.403525	0.000
corr(Chile,Colombia)	0.262468	0.000
corr(Chile,Peru)	0.308540	0.000
corr(Colombia,Peru)	0.361010	0.000
Ecuación DCCT multivariado		
λ_1	0.059554	0.095
λ_2	0.223793	0.592
CHINA		
	Coeficiente	p.value
Correlaciones condicionales dinámicas		
corr(China,Brasil)	0.123302	0.007

corr(China,Chile)	0.208009	0.000
corr(China,Colombia)	0.145971	0.001
corr(China,Peru)	0.237392	0.000
corr(Brasil,Chile)	0.347484	0.000
corr(Brasil,Colombia)	0.344900	0.000
corr(Brasil,Peru)	0.394682	0.000
corr(Chile,Colombia)	0.256947	0.000
corr(Chile,Peru)	0.313186	0.000
corr(Colombia,Peru)	0.361135	0.000

Ecuación DCCT multivariado

λ_1	0.017707	0.510
λ_2	0.245351	0.673

Nota. Elaboración propia.

Tabla 6.6

Prueba de Contagio Kolmogórov-Smirnov – Guerra Ucrania

Prueba de Kolmogórov-Smirnov – Guerra Ucrania				
USA				
	Precrisis		Crisis	
	D	P-value	D	P-value
(Estados Unidos; Perú)	0.1207	0.0170	-0.0105	0.9690
(Estados Unidos; Colombia)	0.1181	0.0200	-0.0550	0.428
(Estados Unidos; Chile)	0.1503	0.0002	0.0000	1.0000
(Estados Unidos; Brasil)	0.0124	0.9580	-0.0921	0.0920
EUROPA				
	Precrisis		Crisis	
	D	P-value	D	P-value
(Europa; Perú)	0.7829	0.0000	0.0000	1.0000
(Europa; Colombia)	0.8019	0.0000	0.0000	1.0000
(Europa; Chile)	0.5878	0.0000	0.0000	1.0000
(Europa; Brasil)	0.6268	0.0000	-0.0080	0.9700
CHINA				
	Precrisis		Crisis	
	D	P-value	D	P-value
(China; Perú)	0.1359	0.006	-0.0577	0.392
(China; Colombia)	0.1388	0.004	-0.0290	0.789
(China; Chile)	0.1216	0.016	-0.0427	0.600

(China; Brasil) 0.0300 0.777 -0.1319 0.008

Nota. Elaboración propia.

Tabla 6.7

Estadísticos de prueba de Coskewness para países Latinoamericanos – Covid-19

ESTADOS UNIDOS				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Coskewness1	8.6965**	89.5207**	38.4993**	123.9190**
Coskewness2	12.3623**	63.4625**	14.0304**	82.1969**
Valor crítico	3.8415			
EUROPA				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Coskewness1	9.5878**	87.1957**	95.0001**	63.8634**
Coskewness2	21.6469**	97.5769**	82.7468**	60.5761**
Valor crítico	3.8415			
CHINA				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Coskewness1	4.9121**	22.5829**	23.5527**	12.3890**
Coskewness2	1.1618	7.5552**	2.4088	0.1736
Valor crítico	3.8415			

Nota: Elaboración Propia.

Tabla 6.8

Estadísticos de prueba de Coskewness para países Latinoamericanos – Guerra Ucrania

ESTADOS UNIDOS				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Coskewness1	2.0216	28.3896**	3.9013**	10.1624**
Coskewness2	0.4671	0.0273	0.1584	1.6369
Valor crítico	3.8415			
EUROPA				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Coskewness1	6.5135**	0.0746	1.5841	2.1857
Coskewness2	1.8795	2.0482	2.2647	3.0323
Valor crítico	3.8415			
CHINA				
	Perú	Colombia	Brasil	Chile
Coskewness1	3.9826**	4.4214**	1.4881	0.0972
Coskewness2	0.0070	0.0072	1.9464	2.3647






13% Similitud general

El total combinado de todas las coincidencias, incluidas las fuentes superpuestas, para ca...

Filtrado desde el informe

- ▶ Bibliografía

Fuentes principales

- 9%  Fuentes de Internet
- 4%  Publicaciones
- 6%  Trabajos entregados (trabajos del estudiante)

Marcas de integridad

N.º de alertas de integridad para revisión

No se han detectado manipulaciones de texto sospechosas.

Los algoritmos de nuestro sistema analizan un documento en profundidad para buscar inconsistencias que permitirían distinguirlo de una entrega normal. Si advertimos algo extraño, lo marcamos como una alerta para que pueda revisarlo.

Una marca de alerta no es necesariamente un indicador de problemas. Sin embargo, recomendamos que preste atención y la revise.