

Efecto contagio de la primera ola del SARS-CoV-2 sobre los mercados bursátiles de las economías del G20

Javier Galán Figueroa*

Luis Martínez Ceseña**

(Recibido: mayo, 2021/Aceptado: septiembre, 2021)

Resumen

El presente documento tiene a fin, analizar la transmisión de la volatilidad de la varianza entre los mercados bursátiles de los países que integran el G20 durante la primera ola del SARS-CoV-2 y de esta manera validar la existencia del efecto contagio. Para ello se acude en primera instancia a las metodologías de los modelos simétricos y asimétricos de varianza condicional heterocedástica para determinar la magnitud del impacto del virus sobre la muestra de los índices bursátiles analizados; por otro lado, la validación de la existencia del efecto contagio se lleva a cabo mediante el uso del modelo DCC-GARCH. Con estas metodologías se encontró que la primera ola del virus generó un escenario de inestabilidad bursátil acompañada de un alto grado de volatilidad que se transmitió particularmente entre los mercados financieros de mayor desarrollo hacia aquellos de menor desarrollo.

Palabras clave: SARS-CoV-2; efecto contagio; modelo EGARCH; modelo DCC-GARCH.

Clasificación JEL: C32; G14; G15.

* Profesor-investigador en la Facultad de Economía de la Universidad Nacional Autónoma de México. Correo: galfija@unam.mx.

** Profesor-investigador Físico por la Facultad de Ciencias de la Universidad Autónoma de Baja California. Correo: luismartinezceseña@gmail.com.

Contagion effect of the first wave of SARS-CoV-2 on the stock markets of the G20 economies

Abstract

This paper analyzes the transmission of the variance volatility among the stock markets that make up the G20 during the first wave of SARS-CoV-2. Also validate the existence of a contagion effect. To do this, first, the symmetric and asymmetric models of heteroscedastic conditional variance are used to determine the magnitude of the impact of the virus on the sample of the stock market indices analyzed; secondly, to validate the existence of the contagion effect, the DCC-GARCH model is used. With these methodologies, evidence was found that the first wave of the virus generated a scenario of stock market instability accompanied by a high degree of volatility that was transmitted from the more developed financial markets to the less developed ones.

Keywords: SARS-CoV-2; contagion effect; EGARCH model; DCC-GARCH model
JEL classification: C32; G14; G15

1. Introducción

Cuando el gobierno de la República Popular de China notificó a la comunidad internacional sobre el virus SARS-CoV-2 a finales del mes de noviembre de 2019, en una primera instancia, el anuncio fue subestimado por considerarse de un evento local, al igual de otros virus que se han observado con anterioridad en diferentes países, como la fiebre aviar, la porcina, enfermedad de las vacas locas, ébola, por citar algunos. Sin embargo, debido a su alta velocidad de propagación, así como su agresividad para el ser humano, el virus rompió las fronteras de los países, dejando a su paso miles de personas contagiadas y fallecidas.

De acuerdo con la Organización Mundial de la Salud (OMS), al cierre del mes de febrero del 2020, el número de personas infectadas a nivel global sumaban alrededor de 87 mil, mientras los fallecimientos ascendían aproximadamente tres mil. Siendo el continente asiático el principal foco de infección. Posteriormente cuando la OMS decretó la pandemia el 11 de marzo del 2020, las cifras de contagio ascendían alrededor de 121 mil y los fallecimientos sumaban cuatro mil quinientas personas. En esta fecha el foco de infección se había trasladado a Europa y a Estados Unidos.

Ante este acelerado contagio, los gobiernos pusieron en marcha diferentes estrategias de contención y prevención. Sin embargo, ante el desconocimiento sobre el comportamiento del virus, los gobiernos utilizaron como principal medida el confinamiento obligatorio de la población en sus hogares, lo que implicaba a su vez, el cierre de la mayoría de las actividades económicas. Esta decisión no sólo impactó de manera significativa a las relaciones interpersonales de la población, sino también repercutió negativamente sobre la economía mundial. Tal fue el caso que un día después de que la OMS declarara al virus en una pandemia, los índices Dow Jones, Nasdaq y S&P 500 cayeron alrededor del 10%. Esta caída ha sido una de las más significativas que se han observado en los mercados bursátiles de Estados Unidos desde la crisis subprime; la cual ha sido consecuencia de las expectativas adversas generadas tras la propagación a nivel global del SARS-CoV-2. Conforme el virus se fue propagando a nivel global, las autoridades de cada país pusieron en práctica la fase de la cuarentena y las economías comenzaron a mostrar signos de debilitamiento, de esta manera los índices bursátiles fueron los primeros indicadores en anunciar la llegada de una nueva crisis.

En el cuadro 1 se muestra la repercusión del virus SARS-CoV-2 sobre los índices bursátiles de los países miembros del G20 para el periodo comprendido de septiembre de 2019 a junio de 2020. Este corte temporal se consideró para observar el impacto de la primera ola del virus y en particular la fase de la cuarentena de la población sobre los mercados financieros. En este sentido, la primera columna se presenta el principal índice bursátil de los países que integran el G20. En la segunda columna se muestra el nivel observado del índice bursátil previo al anuncio del gobierno chino de la existencia del SARS-Cov-2.

Mientras en la tercera columna se presenta el nivel mínimo a que llegaron los mercados bursátiles después que la OMS anunciara la pandemia y los gobiernos pusieran en marcha la fase de la cuarentena. Por último, la cuarta columna muestra a nivel porcentual la contracción bursátil. Además, se puede observar que las mayores contracciones se dieron en aquellos países que vivieron en las primeras etapas de la propagación del virus los peores escenarios: alta tasas de contagio, mortalidad y contracción económica. Entre estos países se encuentran Italia, Brasil, Argentina, Alemania y Francia. Ante este escenario se plantea la hipótesis, la velocidad del contagio se dio de acuerdo con el grado de interdependencia existente entre las economías. Es decir, la propagación del virus sobre la economía se debió al grado de interdependencia entre los países en términos monetarios-financieros. De esta manera la propagación del virus SARS-CoV-2 contaminó a los mercados financieros internacionales generando a su paso un escenario de alta volatilidad. Ejemplo de ello fue el mercado bursátil mexicano quien experimentó una caída del 24 por ciento.

Cuadro 1
Impacto de la primera ola del SARS-CoV-2 sobre los mercados bursátiles
(septiembre 2019 a junio 2020)

País (principal índice)	Valor máximo	Valor mínimo	Caída porcentual
Alemania (DAX 30)	13 789.00	8 441.71	-38.78
Arabia Saudita (Tadawul)	7 556.52	5 959.69	-21.13
Argentina (MERV)	37 243.36	22 087.13	-40.70
Australia (AXJO)	6 708.10	4 546.00	-32.23
Brasil (Bovespa Index)	105 718.29	63 569.62	-39.87
Canadá (S&P/TSX)	17 944.06	11 228.49	-37.43
Republica Popular de China (SSEC)	3 115.57	2 660.17	-14.62
Estados Unidos (S&P500)	3 386.15	2 237.40	-33.92
Francia (CAC 40)	6 111.24	3 754.84	-38.56
India (Sensex 30)	41 565.90	25 981.24	-37.49
Indonesia (IDX composite)	5 650.14	3 937.63	-30.31
Italia (FTSE MIB)	53 048.13	31 012.48	-41.54
Japón (NIKKEI 225)	23 873.59	16 552.83	-30.66
México (S&P7BMVIPC)	43 404.76	32 964.22	-24.05
Reino Unido 8FTSE 100)	7 534.37	4 993.89	-33.72
República de Corea (KOSPI)	2 267.25	1 457.65	-35.71
Rusia (IMOEX)	3 219.92	2 112.64	-34.39
Sudáfrica (JTOPI)	46 759.72	34 239.30	-26.78
Turquía (BIST 100)	95 605.22	84 246.17	-11.88

Fuente: elaboración propia con datos de Investing.com.

Siguiendo con esta línea, el presente trabajo tiene como objetivo analizar la transmisión de los efectos de la primera ola del SARS-CoV-2 sobre los índices bursátiles del G20 y así validar la existencia de un efecto contagio. Para ello, en la segunda sección se revisa el enfoque del efecto contagio en las crisis anteriores como la subprime, a fin de determinar como el virus contaminó al desempeño de los mercados financieros del G20. En la tercera sección se describe el comportamiento de los principales índices bursátiles ante la primera ola del SARS-CoV-2. En la cuarta sección se utiliza la metodología econométrica de los modelos de varianza simétrica (GARCH) y asimétrica (EGARCH) a fin de analizar cómo repercutió el virus sobre la volatilidad bursátil durante la primera ola. Posteriormente en la quinta sección se utiliza la metodología econométrica de los modelos DCC-GARCH para probar la existencia de efecto contagio a partir de la transmisión de la correlación dinámica entre los índices bursátiles que conforman el G20. Por último, se presentan las conclusiones.

2. Efecto contagio

El término contagio ha sido adoptado por múltiples áreas del conocimiento para entender de manera más sencilla algún fenómeno relacionado, como son la medicina, la sociología, entre otras (Russo, 2008). En el caso de las ciencias económicas, este se utiliza para explicar cómo la volatilidad entre variables se transmite entre sí, no obstante, la definición sigue siendo poco clara. Dornbusch *et al.* (2000) lo define como un incremento significativo en los vínculos del mercado después de un *shock* en uno o en múltiples países, y medido como el grado en que los precios de los bienes o activos financieros varían conjuntamente en el mercado relativo en un momento de calma. Por otro lado, Celik (2012) define al efecto contagio como el incremento en la correlación de los mercados durante un periodo de crisis.

Para fines de este artículo, se adopta la definición que se han utilizado en los trabajos de Forbes y Rigobon (2002) y Dornbusch *et al.* (2000), en donde se indica que el efecto contagio ocurre a través de dos vías. La primera ocurre cuando los precios de los instrumentos financieros aumentan debido a su alto grado de correlación después de un *shock*.

Por tanto, este se explica a través del grado de volatilidad conjunta relativo al momento de calma. Además, solo se habla de contagio, si la correlación entre los índices de los mercados bursátiles se manifiesta en un momento de crisis. De acuerdo con la literatura, una forma de medir la codependencia de los mercados es mediante el coeficiente de correlación de Pearson.

En adición, Corbet *et al.* (2021) mencionan que la codependencia entre los mercados internacionales propicia que estos presenten un alto grado de vulnerabilidad por volatilidad; ésta se puede transmitir de un mercado a otro por medio de los diferentes canales de la intermediación financiera en donde se comercializan los principales instrumentos financieros. De acuerdo con Dornbusch *et al.* (2000) y Chirinos (2013) el contagio puede deberse a los fundamentos macroeconómicos de los países, así como de su correlación. Como es el caso de una contracción abrupta del mercado bursátil, la cual tiene la capacidad de generar un escenario de volatilidad entre los mercados financieros y del sector real debido a su alta interdependencia. Por tanto, los efectos pueden ser transmitidos por las relaciones comerciales o por la correlación financiera.

La segunda vía del contagio se explica a través del comportamiento irracional por parte de los inversionistas. Es así como las asimetrías de información, valuación incorrecta de los mercados, así como problemas de coordinación, son ejemplos que hacen que los inversionistas sigan un comportamiento en manada o de tendencia popular al cambiar de posición, provocando de esta manera, ajustes bruscos a la baja de los índices bursátiles y creando escenarios de pánico. En este sentido Akerlof y Shiller (2009), Shiller (2015) y Galán (2016) afirman que el optimismo irracional de los agentes es debido a la sobrevaluación

de los mercados, lo que conlleva a la gestación de un escenario especulativo mediante una burbuja. Entonces, cuando el optimismo generado por la euforia llega a niveles insostenibles, sólo basta un choque para que la burbuja especulativa reviente y genere un escenario de volatilidad contagiando a todos aquellos mercados que se encuentran en una relación de codependencia.

Para entender como fue el proceso de propagación de SARS-CoV-2 a través de los mercados financieros internacionales durante la primera ola (noviembre de 2019 a junio de 2020), la literatura considera la evidencia obtenida en los estudios que se llevaron a cabo para analizar la crisis subprime; ya que dicha crisis impactó a nivel global y tuvo los mismos efectos negativos que se ha observado con el SARS-COV-2. En este sentido, Dirk (2012) estudió la crisis financiera global ocurrida de 2007 al 2009, tomó datos de 25 países considerando un periodo de tres años los cuales fueron utilizados para estimar la volatilidad de los retornos de los mercados financieros y reales. En el estudio se encontró que el contagio inició en el sector financiero y este se expandió hacia el sector real de la economía. Paralelamente, Selik (2012) estudió los mercados de divisas de Estados Unidos y un conjunto de países emergentes. El periodo de estudio se dividió en dos subperiodos: precrisis y durante la crisis, se optó por usar un modelo DCC-GARCH para estudiar la existencia de contagio buscando rechazar la hipótesis nula, que los coeficientes de la correlación condicional son iguales en ambos periodos para cada uno de los países. La hipótesis nula fue rechazada debido a que se encontró evidencia que el mercado de divisas fue quien intensificó el contagio.

La crisis trajo consigo varias líneas de investigación, como es el estudio realizado por Iheke y Lin (2020), quienes analizaron el efecto contagio entre los mercados financieros debido al virus SARS-CoV-2. Para ello se consideró información de los principales índices bursátiles de 32 países que registraron más de 1500 casos confirmados de coronavirus, el análisis se dividió en dos periodos cortos, siendo el periodo de calma, o de baja volatilidad, del 1 de octubre al 31 de diciembre de 2019, mientras el segundo es denominado periodo de crisis que abarca del 1 de enero 2020 al 31 de marzo de 2020. Entre los resultados obtenidos destacan la existencia de correlación para cada periodo. Además, se encontró evidencia de que el efecto contagio se debió a la irracionalidad de los inversores, y su transmisión se llevó a cabo mediante un comportamiento en manada cuando los inversionistas se retiraron de sus posiciones por pánico.

3. Análisis descriptivo

A fin de describir cómo la pandemia influyó sobre el desempeño de los mercados financieros. Se consideraron los principales índices bursátiles de los países

que integran el G20, cuya información fue obtenida de la plataforma Investing.com con un intervalo temporal de septiembre de 2019 a junio de 2020. A partir de esta información se graficaron los índices bursátiles de cada economía y el número de contagios acumulados del SARS-CoV-2. Este comparativo se muestra en la gráfica 1. Para una interpretación práctica de los gráficos se seleccionaron los siete países con PIB per cápita más alto: Estados Unidos, Australia, Canadá, Alemania, Reino Unido, Francia y Japón; así como los siete con el menor producto per cápita: India, Indonesia, Sudáfrica, Brasil, Turquía, México y Argentina.

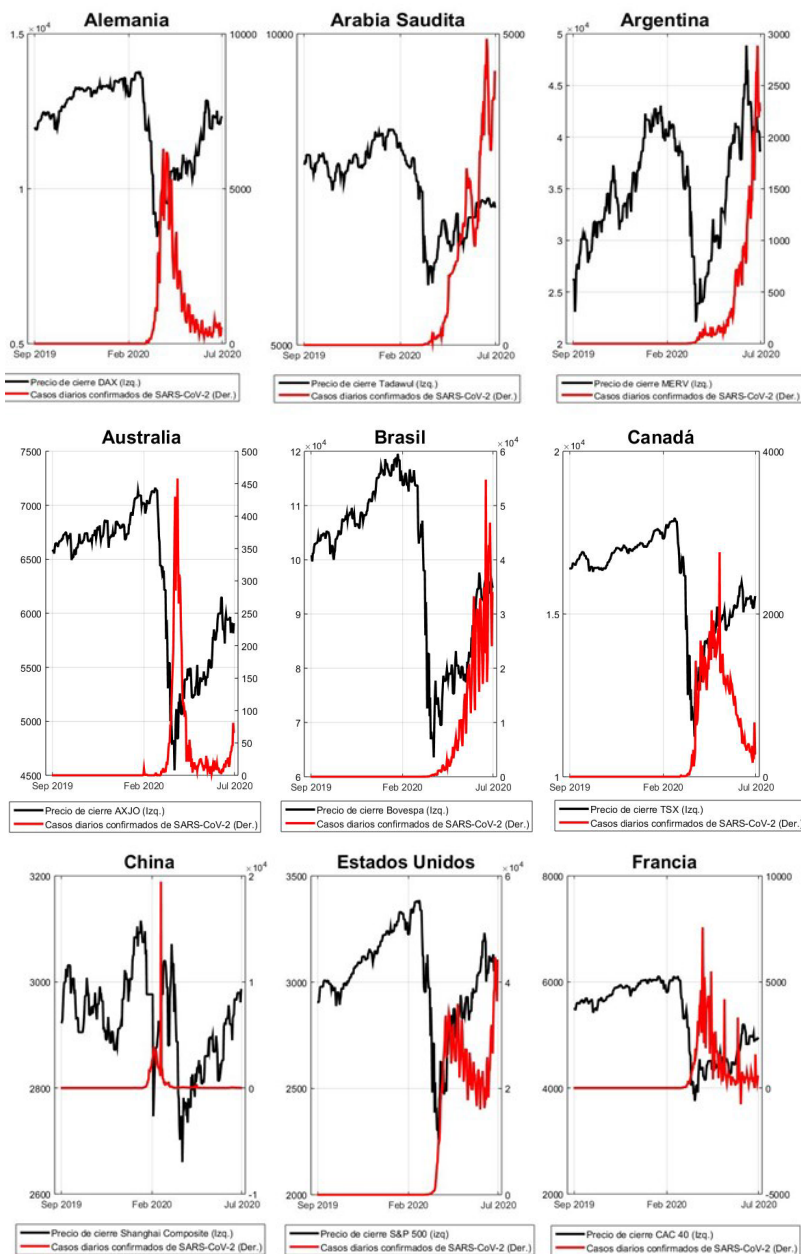
Comenzando con el primer grupo, la gráfica 1 del índice estadounidense muestra durante el proceso de su caída, que la curva de casos confirmados comenzó a crecer de manera exponencial hasta el punto donde el mercado bursátil llega a su nivel mínimo para posteriormente recuperarse. Este comportamiento se observa en la mayoría de los países del G20. De acuerdo con la gráfica 1 se puede apreciar la existencia de una correlación positiva asimétrica a partir del mes de abril. Para el caso de Australia, se aprecia que el índice cae a mediados de febrero y la curva de infectados crece exponencialmente en la segunda semana de marzo. Ambas gráficas se encuentran en la tercera semana de marzo y el índice llega a su punto más bajo en la cuarta semana, coincidiendo con el ápice de infectados. En la gráfica de Canadá un acelerado incremento en los casos confirmados tuvo como consecuencia un temprano cruce entre el índice y la curva epidemiológica siendo el punto de intersección el valor mínimo del índice. Después de este punto, la gráfica de confirmados fluctuó alrededor del índice para después separarse y tener un comportamiento asimétrico.

Para Alemania, el índice comenzó a caer a mediados de febrero y su curva de infectados tuvo su punto de inflexión en la primera semana de marzo. Las curvas se intersecan en la tercera semana de marzo. Posterior a la intersección, el índice muestra una trayectoria al alza. En Reino Unido se observa que el aumento de los casos de infectados coincide en fecha con la caída súbita del índice y la intersección entre las curvas se da en el valor mínimo de éste. Después de este punto, el índice fue al alza de nuevo junto con la curva de infectados teniendo ambas un comportamiento similar.

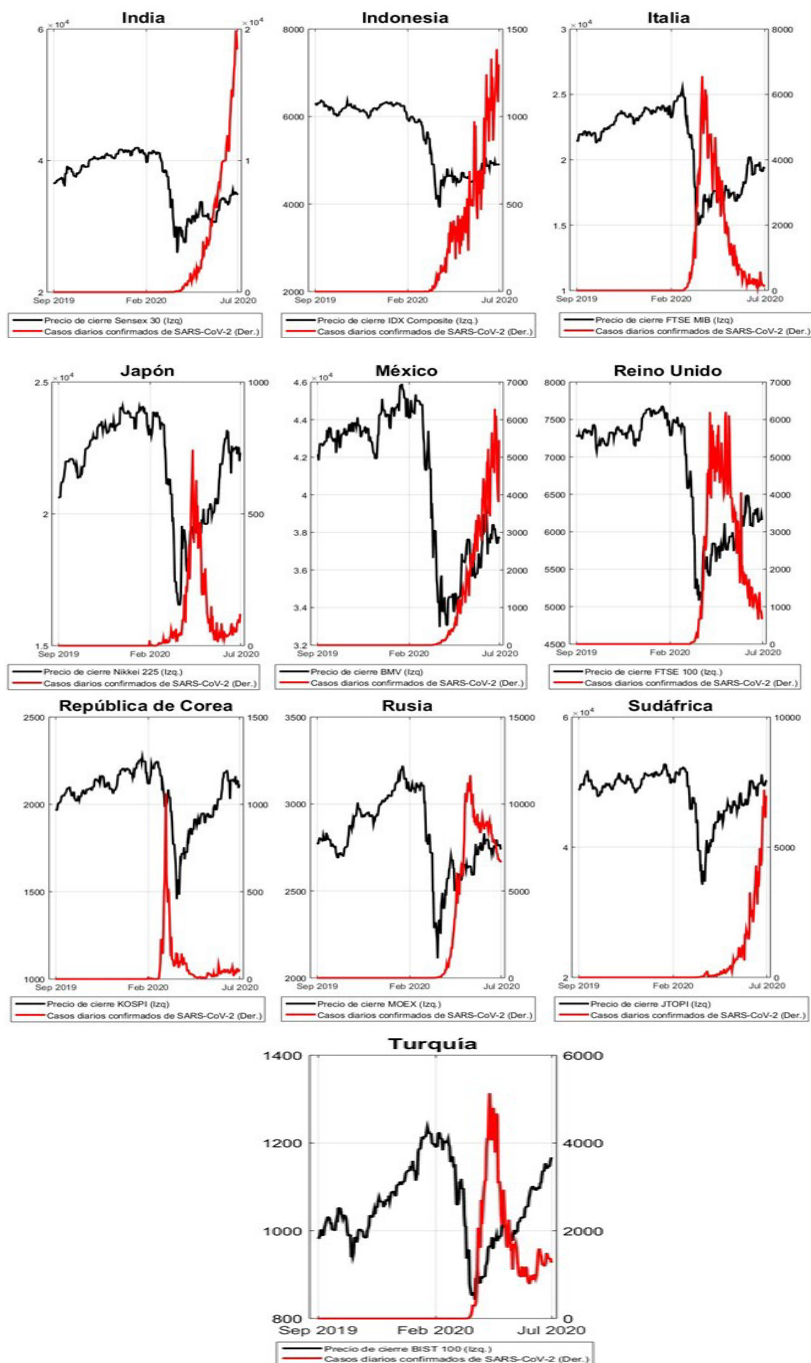
Aproximadamente dos semanas después de la primera intersección se llega al máximo de infectados. En los últimos días de mayo se tiene una segunda intersección y de ahí en adelante se continúa con una correlación asimétrica. Para el caso de la gráfica de Francia no se aprecia nada más allá de que su índice alcanzó su mínimo después de haber pasado la intersección con la gráfica de casos confirmados. El máximo de casos y el mínimo del índice tienen un retraso de 15 días, el mismo periodo de tiempo que una persona debe de estar aislada si presenta el virus. Finalmente, la gráfica de Japón muestra que el punto más bajo de su índice bursátil y el punto de inflexión en la curva de infectados coinciden entre la 2da y 3ra semana de marzo. Pasado este punto, la gráfica de casos confirmados tiene

un comportamiento parecido al índice con un retraso de 15 días. Ocurrido el ápice de contagios, las gráficas presentaron correlación asimétrica.

Gráfica 1
Desempeño bursátil durante la pandemia



Conclusión. Gráfica 1.



Fuente: elaboración propia con datos de los Ministerios/Secretarías de Salud de los países y de Investing.com.

Pasando al segundo grupo, con base en la gráfica de la India, no se puede comentar más allá que el punto mínimo de su índice se alcanzó en la segunda semana de marzo y el punto de inflexión de su curva de contagios se presenta aproximadamente 15 días después. En Indonesia se aprecia que su índice aceleró su caída a la par del crecimiento de sus casos confirmados. El punto de inflexión de su curva de casos ocurre a mediados de marzo y se llega al punto más bajo de su índice aproximadamente 15 días después.

En la gráfica de Sudáfrica se aprecia que el índice llegó al mínimo justo cuando la curva epidemiológica tomó un comportamiento exponencial. Pasado este punto, las gráficas parecen estar correlacionadas asimétricamente tendiendo a una intersección en julio. Pasando con Brasil, solo se observa que el punto más bajo del índice BOVESPA coincide con el inicio de los casos confirmados en Brasil. Para Turquía, la caída de su índice se da de manera abrupta en la primera semana de marzo llegando a su punto más bajo dos semanas después, fecha que coincide con el punto de inflexión de su curva epidemiológica. En estas fechas se da el primer cruce entre ambas gráficas mostrando correlación positiva. Aproximadamente tres semanas después, en la segunda semana de abril, se llega al ápice de infectados. Llegado a este punto la correlación entre las curvas pasa a ser asimétrica y se da una segunda intersección a inicios de mayo. Finalmente, a principios de junio la correlación entre las curvas vuelve a cambiar para ser simétrica, yendo ambos índices al alza en una segunda oleada de casos.

En el caso mexicano, se ve que el valor mínimo del índice coincide con el punto de inflexión de la curva de contagios siendo en la tercera semana de marzo aproximadamente. Desde esta fecha las gráficas presentaron correlación positiva yendo ambas al alza. La intersección de las curvas se dio a mediados de mayo. Finalmente, la gráfica de Argentina muestra que el punto mínimo del índice coincide con un pequeño punto de inflexión de la curva de casos confirmados. De ahí en adelante parece que el comportamiento del índice repercute en la curva epidemiológica.

4. Análisis empírico

A fin de describir la volatilidad generada por el SARS-CoV-2 sobre los mercados y como estos se contagiaron, a continuación, se presenta los resultados del análisis mediante modelos de volatilidad simétricos y no simétricos. La metodología de los modelos Autorregresivos de Heteroscedasticidad Condicional (ARCH) fue propuesta por Robert Engle (1982) a fin de modelar la varianza de una serie de tiempo, Y_t , en función a la información pasada, Y_{t-1} , debido a que una alta varianza se observará en periodos de volatilidad y de manera inversa

en periodos de estabilidad. Esta situación, no permite suponer la existencia de una varianza constante a través del tiempo, ya que su comportamiento es explicado a través un ARCH(p) de orden p , el cual se define:

$$Y_t | Y_{t-1} \sim N(\mu, h_t) \quad (1)$$

$$\mu = X_t \beta \quad (2)$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 \quad (3)$$

$$\varepsilon_t = Y_t - X_t \beta \quad (4)$$

donde $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $i = 1, \dots, p$. La variable Y_t dada la información pasada Y_{t-1} se distribuye como una normal con media μ y varianza h_t . La media, μ , responde a la regresión $X_t \beta$, donde X_t representa la matriz de observaciones de las variables independientes, mientras β es el vector de parámetros a estimar. La varianza condicional, h_t , se encuentra en función a los errores rezagados al cuadrado ($\varepsilon_{t-1}^2, \varepsilon_{t-2}^2, \dots, \varepsilon_{t-p}^2$).

Sin embargo, en los trabajos de Casas y Cepeda (2008) y Novales y Gracia-Diez (2013) se menciona que los modelos ARCH, en muchos casos se les debe incorporar un elevado número de rezagos conduciendo a una pérdida de precisión en el proceso de estimación. Para evitar lo anterior, Bollerslev (1986) proponen el modelo de varianza de Heterocedasticidad Condicional Autorregresiva Generalizada (GARCH) con la finalidad de mejorar la precisión de la estimación, así como capturar aquellos factores que afectan a la varianza a través del modelo ARCH(p). De acuerdo con Granados *et al.* (2020), los modelos GARCH los errores rezagados al cuadrado (ε_{t-p}^2), que se encuentran en los modelos ARCH, e incorpora las varianzas de los periodos anteriores, h_{t-i} , esto a fin conocer la persistencia de la volatilidad sobre la varianza para el tiempo t . El modelo GARCH es similar al modelo ARCH, por lo que su especificación se encuentra definido en la siguiente ecuación:

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \gamma_j h_{t-j} \quad (5)$$

donde $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $i = 1, \dots, p$; $\gamma_j \geq 0$, $j = 1, \dots, q$. De esta manera la ecuación (5) indica que la varianza condicional dependerá del cuadrado de los errores rezagados y de sus varianzas condicionales rezagadas. La suma de $\alpha_i + \gamma_j$ indica la persistencia de la volatilidad, si esta suma es cercana a 1, implica la existencia de una alta persistencia volatilidad debido a un choque estocástico.

De acuerdo con Engle y Bollerslev (1986), Bollerslev *et al.* (1992), Caporale *et al.* (2003) y Lamoureux, Lastrapes (2012) y Corbet *et al.* (2021) cuando la persistencia

de volatilidad sea igual o mayor a uno, $(\alpha_i + \gamma_j) \geq 1$, es indicativo que los choques estocásticos generarán cambios estructurales sobre la varianza de la variable de estudio, por lo que las estimaciones obtenidas serán espurias.

Por otro lado, los modelos ARCH y GARCH pertenecen al grupo de los modelos simétricos, debido a que el impacto de cualquier perturbación positiva o negativa son considerados con el mismo peso sobre la varianza. Así pues, los modelos asimétricos al no depender de los rezagos de los errores al cuadrado, la varianza se determina por las perturbaciones positivas y negativas en diferente manera. Con esta idea Nelson (1991) propuso el modelo Exponencial Generalizado Autorregresivo Condicionalmente Heterocedástico (EGARCH) en donde la especificación de la varianza considera al modelo GARCH, cuya ecuación se muestra en la expresión siguiente:

$$\ln(h_t) = w + \sum_i^p \beta_i \ln(h_{t-i}) + \sum_j^q \theta_j g(\varepsilon_{t-j}) \quad (6)$$

en la ecuación (6) el logaritmo natural de la varianza en el tiempo t se define a partir de la constante w , más la suma de los parámetros desconocidos β que multiplican al logaritmo de las varianzas rezagadas; más la suma de los parámetros θ que multiplican a la función de respuesta asimétrica de la varianza $g(\varepsilon_{t-j})$, la cual es especificada de la siguiente manera:

$$g(\varepsilon) = \delta \varepsilon + \alpha(|\varepsilon| - E|\varepsilon|) \quad (7)$$

$$E(|\varepsilon|) = \sqrt{2/\pi} \quad (8)$$

de la función (7) el componente asimétrico es definida como la proporción de la diferencia entre el valor realizado de la innovación y su valor esperado, es decir, cuando la innovación es positiva y negativa. En las expresiones 9a y 9b se observa que la parte positiva implica que la innovación es mayor o igual a cero, mientras la parte negativa implica que la innovación es menor a cero. Algebraicamente el efecto asimétrico de las dos innovaciones puede ser representada de la siguiente manera:

$$(d + \alpha)\varepsilon_{t-i} - \alpha E(|\varepsilon_{t-i}|) \quad \text{si } \varepsilon_{t-i} \geq 0 \quad (9a)$$

$$(d - \alpha)\varepsilon_{t-i} - \alpha E(|\varepsilon_{t-i}|) \quad \text{si } \varepsilon_{t-i} < 0 \quad (9b)$$

el anterior marco metodológico se ha utilizado sobre los datos de los índices bursátiles de las economías del G20 ya mencionados en la sección anterior. Para ello, se verificó a partir de las pruebas de raíz unitarias que las series son estacionarias a partir de la primera diferencia. Posteriormente se estimó un modelo ARIMA

para cada índice bursátil, lo que permitió determinar que los residuales tienen una distribución leptocúrtica (véase el cuadro 2) lo cual permite hacer uso de la metodología de varianza condicional, que fue descrita previamente.

Cuadro 2
Comportamiento leptocúrtico de los residuales
(septiembre 2019-junio 2020)

País	Media	Desviación estándar	Curtosis	Sesgo
Alemania (DAX 30)	-0.1196	215.484	10.265	-1.116
Arabia Saudita (Tadawul)	-0.1410	106.378	11.817	-1.776
Argentina (MERV)	-1.2966	1221.193	4.499	-0.447
Australia (AXJO)	-0.1312	99.805	7.036	-0.832
Brasil (Bovespa Index)	-4.4741	2295.388	12.574	-1.667
Canadá (S&P/TSX)	-0.2083	265.733	17.972	-2.096
República Popular de China	0.1064	38.098	11.353	-1.010
Estados Unidos (S&P 500)	-0.1784	53.515	9.307	-0.989
Francia (CAC 40)	0.1879	87.967	11.473	-1.744
India (Sensex 30)	-0.1218	648.660	9.440	-0.882
Indonesia (IDX Composite)	-0.0092	73.274	7.933	-0.074
Italia (FTSE MIB)	-0.0013	395.700	15.059	-2.186
Japón (NIKKEI 225)	0.4975	327.728	6.468	-0.002
México (S&P/BMVIPC)	-0.8652	572.155	5.260	-0.534
Reino Unido (FTSE 100)	-0.0076	102.732	10.245	-1.323
Reública de Corea (KOSPI)	-0.0115	31.622	6.377	-0.063
Rusia (IMOEX)	-0.0337	41.202	10.107	-0.942
Sudafrica (JTOPI)	-0.0250	812.212	7.778	-1.324
Turquía (BIST 100)	-0.0027	16.146	6.249	-0.922

Fuente: elaboración propia con datos de Investing.com.

Con respecto con los resultados del modelo GARCH que se muestran en el cuadro 3, se puede apreciar que los parámetros estimados satisfacen la restricción de no negatividad, indicando con ello que los choques aleatorios positivos y negativos afectan de igual manera a la varianza. Sin embargo, los mercados bursátiles que se vieron afectados con el anuncio de la pandemia, así como el inicio de la cuarentena, tales como Alemania, Canadá, Estados Unidos, Francia, India, Italia y Rusia, fueron quienes tuvieron en su componente de persistencia de volatilidad ($\alpha_i + \gamma_j$) mayor a uno.

Esto indica que estos países se vieron significativamente afectados por la pandemia, por lo que experimentaron un escenario de alta volatilidad, esto a su vez trajo como consecuencia que la varianza de sus mercados bursátiles

dejara de converger, durante el periodo de estudio, a su valor de largo plazo. Este hecho es indicativo que el SARS-CoV-2 generó un cambio estructural sobre los mercados bursátiles de las economías con mayor desarrollo o de aquellas que experimentaron un escenario de alto contagio y de fallecimientos.

En cambio, las economías que obtuvieron un nivel de persistencia de volatilidad menor a uno, se pueden agrupar en dos bloques, en el primero se encuentran aquellos países considerados desarrollados, Australia, Japón, República de Corea, y Reino Unido, los cuales fueron quienes después de las primeras semanas de la pandemia lograron contener la curva de contagios y de decesos, lo que permitió a su vez, que sus mercados bursátiles se estabilizaran en un tiempo menor en relación de aquellos mercados cuya persistencia de volatilidad fue mayor a la unidad.

En el caso de Alemania se estimó un GARCH(1,1) mientras para la India fue de GARCH(2,2). Mientras en el segundo bloque, integrado por las siguientes economías emergentes: Arabia Saudita, Argentina, China, Indonesia, México, Sudáfrica y Turquía, la pandemia afectó de diferente manera, como es el caso de China en donde fue el epicentro del virus. El gobierno chino pudo contener el número de contagios, así como los decesos, por lo que el efecto de la pandemia sobre su economía se dio en poco tiempo.

En cambio, los demás países emergentes se vieron afectados en diferentes periodos en comparación a los países desarrollados, por lo que el impacto de la primera ola es observable con rezagos. Esto fue determinante para que la volatilidad generada en los mercados financieros de las economías emergentes se estabilizara, una vez que los mercados desarrollados absorbieron los efectos del choque del SARS-CoV-2.

Cuadro 3
Modelo GARCH

País	Constante	α_1	α_2	β_1	β_2	$\alpha_i + \beta_j$
Alemania	1 225.80	0.2096	ND	0.7928	ND	1.0024
Arabia Saudita	500.82	0.2098	ND	0.7700	ND	0.9797
Argentina	153 684.20	0.1316	ND	0.7605	ND	0.8921
Australia	603.24	0.2873	ND	0.6536	ND	0.9108
Brasil	255 890.50	0.4898	ND	0.5400	ND	1.0299
Canadá	382.81	0.5297	ND	0.6092	ND	1.1388
República Popular de China	95.14	0.2919	ND	0.6945	ND	0.9864
Estados Unidos	29.20	0.4150	ND	0.6648	ND	1.0798
Francia	280.67	0.2987	ND	0.7085	ND	1.0072
India	37 238.57	0.4025	ND	ND	0.6048	1.0073
Indonesia	237.99	0.1955	ND	0.7526	ND	0.9481
Italia	5 975.81	0.3372	ND	0.6883	ND	1.0255
Japón	4 613.29	0.1484	ND	0.8122	ND	0.9605
México	42 679.64	0.2885	ND	ND	0.5680	0.8565
Reino Unido	448.07	0.2698	ND	0.7204	ND	0.9901
República de Corea	127.93	0.4595	ND	0.4364	ND	0.8960
Rusia	28.55	ND	ND	0.7808	ND	1.0007
Sudáfrica	59 559.70	0.2382	0.2199	ND	0.6888	0.9270
Turquía	17.98	ND	0.1805	0.7651	ND	0.9456

Fuente: elaboración propia con datos de Investing.com.

Nota: ND indica que el modelo utilizado no se incluyó el rezago para obtener el rezago correspondiente.

Para determinar cómo los choques estocásticos generaron efectos asimétricos sobre los mercados bursátiles fue utilizada la metodología de los modelos EGARCH. Esta metodología aventaja a los modelos GARCH ya que tienen la capacidad de capturar no sólo los efectos asimétricos, sino también para evaluar los impactos que estos tienen sobre la volatilidad de la serie de estudio de la serie de estudio (Granados *et al.*, 2020). En este sentido, en el cuadro 4, se muestra el cambio porcentual de la volatilidad de los mercados durante el inicio de la pandemia o en el transcurso de la primera ola.

Cuadro 4
Modelo EGARCH

País	Constante	α	γ	β	Volatilidad porcentual
Alemania	0.2399	-0.1605	0.1847	0.9779	44.687
Arabia Saudita	0.4312	-0.0638	0.3216	0.9548	90.275
Argentina	1.0483	-0.0737	0.2440	0.9256	62.905
Australia	0.5914	-0.0708	0.3722	0.9342	110.497
Brasil	1.5436	-0.2510	0.5067	0.8951	175.462
Canadá	0.4206	-0.2185	0.6538	0.9587	269.766
República Popular de China	0.8083	-0.0813	0.5150	0.8918	180.107
Estados Unidos	0.3732	-0.1647	0.5848	0.9492	222.070
Francia	0.4596	-0.1864	0.3056	0.9471	84.264
India	0.2446	-0.2058	0.1178	0.9801	26.567
Indonesia	0.3163	-0.0935	0.2392	0.9615	61.349
Italia	0.6466	-0.1695	0.3186	0.9452	89.137
Japón***	ND	ND	ND	ND	ND
México	0.9961	-0.1273	0.2847	0.9208	76.721
Reino Unido	0.2511	-0.1705	0.1432	0.9720	33.162
República de Corea	0.6929	-0.2205	0.3601	0.8944	105.464
Rusia	0.2420	-0.0962	0.2761	0.9661	73.707
Sidáfrica	0.4327	-0.1821	0.1378	0.9675	31-732
Turquía	0.4593	-0.2551	0.0563	0.9140	11.918

Fuente: elaboración propia con datos de Investing.com.

Nota: ND indica que el modelo utilizado no se incluyó el rezago para obtener el rezago correspondiente. En el caso de Japón los coeficientes fueron estadísticamente no significativos. Por lo que no presenta efectos asimétricos.

Los mercados bursátiles que mostraron un incremento significativo (más del 100%) en su volatilidad fueron Australia, Brasil, Canadá, República Popular China, Estados Unidos y la República de Corea. De lo anterior llama la atención que Canadá y Estados Unidos experimentaron el mayor incremento de la volatilidad bursátil, 269 y 222 por ciento respectivamente. Además, su componente del efecto asimétrico también fueron los más altos en estos países, 0.6535 y 0.5848 respectivamente. De esta forma, las malas noticias son aquellas que repercuten de manera negativa sobre el comportamiento de los mercados bursátiles. Por lo tanto, las economías que experimentaron los mayores efectos adversos de la primera ola del SaR-Cov-2 fueron Canadá y Estados Unidos.

El caso brasileño, el mercado bursátil más importante de América Latina, mostró un incremento de volatilidad de 175% y un efecto de asimetría de 0.5067, un comportamiento semejante al de Estados Unidos. En cambio, el

mercado bursátil mexicano observó un incremento en su volatilidad 76% y un coeficiente de asimetría de 0.2847. Esto es indicativo que la primera ola afectó a los mercados financieros de diferente manera. Estas causas no son estudiadas en el presente documento, por el momento se puede argumentar que lo anterior se debió a las estrategias utilizadas por cada país en el manejo de la pandemia, así como la resistencia de las economías ante la cuarentena. Esto se puede reafirmar al observar los resultados del modelo EGARCH para el caso japonés, donde los coeficientes estimados fueron no significativos, indicando con ello que el mercado bursátil nipón no presentó efectos asimétricos.

Lo anterior podría deberse a factores culturales, ya que en Japón sus habitantes sustituyen el saludo de abrazo, beso o de manos por una reverencia, además la cultura de higiene está arraigada en la población desde la infancia, hay que mencionar que el uso de cubrebocas ha sido difundido de manera masiva en Japón. Algunos estudios indican que la cultura de los japoneses ha sido la diferencia entre una curva de contagios estable y controlada, en comparación a la curva de contagios y muertes cuya trayectoria es explosiva y no controlada, tal como ocurrió en el continente americano.

5. Análisis de correlación dinámica

A fin de mostrar que el SARS-CoV-2 generó un efecto contagio entre los principales mercados financieros debido a su interdependencia, se utiliza el modelo DCC-GARCH, Correlación Condicional Dinámica. De acuerdo con Engle (2002) este modelo permite analizar la correlación y volatilidad entre las variables de estudio a través del tiempo, mostrando su ajuste ante los choques estocásticos, así como de la información reciente.

De acuerdo con Chiang *et al.* (2007), Syllignakis y Kouretas (2011), Celik (2012), Okorie y Lin (2020) y Corbert *et al.* (2021) esta metodología permite determinar el efecto contagio a partir del grado de interdependencia en periodos de volatilidad y de estabilidad. El modelo multivariado DCC-GARCH propuesto por Engle (2002) se define a través de la siguiente estructura:

$$x_t = \mu_t + h_t^{1/2} \varepsilon_t \quad (10)$$

donde

$$h_t = D_t R_t D_t \quad (11)$$

$$D_t = \text{diag} \left(h_{11t}^{1/2} \dots h_{Nt}^{1/2} \right) \quad (12)$$

$$R_t = \left(\text{diag}(Q_t) \right)^{-1/2} Q_t \left(\text{diag}(Q_t) \right)^{-1/2} \quad (13)$$

$$Q_t = (1 - \theta_1 - \theta_2)\bar{Q} + \theta_1\psi_{t-1} + \theta_2Q_{t-1} \quad (14)$$

Para la estimación del DCC-GARCH se utilizaron los índices bursátiles¹ del G20 con frecuencia diaria durante el periodo de enero de 2018 a noviembre del 2020. Los índices fueron transformados en tasas de rendimiento a partir de la diferencia logarítmica, considerando su orden de integración mediante el uso de las pruebas de raíz unitaria Dickey-Fuller Aumentada. Posteriormente se estimó el modelo DCC-GARCH considerando los siguientes tres escenarios: El primer escenario comprende el periodo previo a la aparición del SARS-CoV-2, enero de 2018 a 31 de octubre de 2019; el segundo, es el denominado periodo de la primera ola del virus, abarca de 1 de noviembre de 2019 a 30 de noviembre del 2020; y el tercer escenario considera toda la muestra de estudio, enero de 2018 a 30 de noviembre del 2020. Los resultados de la estimación se muestran en los cuadros 5a y 5b.

De acuerdo con los cuadros 5a y 5b, existen cambios significativos en la correlación entre el periodo previo al SARS-CoV-2 y en la primera ola. Esto indica que tras la aparición del virus se generó un efecto contagio entre los mercados bursátiles que forman parte del G20. Por otro lado, esta codependencia ocurre de manera heterogénea, como es el caso de China que fue el país focal del virus y su mercado bursátil no influyó de manera significativa en el contagio sobre los demás países, en particular sobre aquellos con mayor grado de desarrollo. En cambio, los principales índices europeos, tales como: Alemania, Francia, Italia y Reino Unido, muestran un comportamiento de efecto contagio durante la primera ola, debido a una alta correlación entre sí. Además, los mercados europeos muestran una mayor correlación con los índices bursátiles de América del Norte y de Asia.

Mientras el índice estadounidense muestra una correlación significativa con el resto de los índices del G20. Por otro lado, el índice japonés durante el periodo previo al SARS-CoV-2, la correlación con los demás índices era baja, pero con la llegada de la pandemia o primera ola del virus, se incrementó de manera significativa con Corea del Sur, Australia, Estados Unidos, Canadá, Alemania, Francia, Italia y Reino Unido y en menor medida los países emergentes, como el chino.

Los coeficientes de correlación dinámica que fueron obtenidos a través de la estimación del modelo DCC GARCH indican que el efecto contagio se propagó durante la primera ola del SARS-CoV-2 desde los principales mercados bursátiles, europeos, estadounidense y japonés, hacia aquellos con menor grado de desarrollo económico y financiero. En el cuadro 5b se presentan en la parte inferior los coeficientes lambda 1 y 2, los cuales indican el grado de la volatilidad y persistencia en la transmisión de correlación respectivamente.

¹ Los índices que se han trabajado en este documento se muestran en el cuadro 1.

Cuadro 5a
Correlación condicional dinámica (DCC-GARCH)

Índice	Coeficiente de correlación		
	Pre SARS-Cov-2	la Ola SARS-Cov-2	2018-2020
corr (SP 500, DAX)	0.5648	0.6677	0.5837
corr (SP 500, SSEC)	0.1548	0.2696	0.1923
corr (SP 500, KOSPT)	0.2449	0.3293	0.2650
corr (SP 500, DAC)	0.5794	0.6427	0.5787
corr (SP 500, FTSE 100)	0.4836	0.6199	0.5015
corr (SP 500, FTSE MB)	0.5001	0.6436	0.5473
corr (SP 500, NIKKEI)	0.2044	0.3325	0.2463
corr (SP 500, TSX)	0.7485	0.8453	0.7828
corr (SP 500, BMV)	0.3817	0.6194	0.4756
corr (SP 500, BOVESPA)	0.4269	0.6269	0.4878
corr (SP 500, Merval)	0.2857	0.3863	0.3010
corr (SP 500, SENSEX)	0.1604	0.3253	0.2058
corr (SP 500, IDX)	0.1381	0.2981	0.1871
corr (SP 500, TADAWUL)	0.1459	0.3138	0.2089
corr (SP 500, IMOEX)	0.2754	0.4995	0.3438
corr (SP 500, JTOPI)	0.3813	0.5248	0.4198
corr (SP 500, AXJO)	0.1116	0.3286	0.1838
corr (DAX, KOSPI)	0.3328	0.4919	0.4100
corr (DAX, BOVESPA)	0.2447	0.5205	0.3346
corr (DAX, TADAWUL)	0.1980	0.3680	0.2602
corr (DAX, DAC)	0.9072	0.9549	0.9350
corr (DAX, SENSEX 30)	0.2581	0.5404	0.3743
corr (DAX, IDX)	0.1641	0.3326	0.2267
corr (DAX, NIKKEI)	0.2794	0.5238	0.3908
corr (DAX, BMV)	0.3365	0.6294	0.4707
corr (DAX, IMOEX)	0.3809	0.7416	0.5331
corr (DAX, JTOPI)	0.5397	0.7591	0.6344
corr (DAX, Merval)	0.1895	0.3912	0.2320
corr (DAX, TSX)	0.5846	0.6976	0.5972
corr (DAX, AXJO)	0.1796	0.4732	0.3064
corr (DAX, FTSE 100)	0.7698	0.9048	0.8507
corr (DAX, FTSE MB)	0.7860	0.9286	0.6875

Fuente: elaboración propia con datos de Investing.com

Nota: los coeficientes de correlación condicional dinámica resultaron ser significativos al 95 por ciento.

Cuadro 5b
Correlación condicional dinámica (DCC)

Índices	Coeficiente de correlación		
	Pre SARS-Cov-21a	Ola SARS-Cov-2	2018-2020
corr (SSEC,IDX)	0.2447	0.3779	0.3030
corr (SSEC, NIKKEI)	0.4182	0.4417	0.4464
corr (SSEC, TOPI)	0.3619	0.4065	0.3794
corr (SEEC, KOSPI)	0.4919	0.5136	0.5013
corr (BOVESPA, BMV)	0.3645	0.5851	0.4389
corr (BOVESPA, TSX)	0.3721	0.6044	0.4464
corr (BOVESPA, DAC)	0.2659	0.5310	0.3612
corr (BOVESPA, IMOEX)	0.2909	0.4423	0.3226
corr (BOVESPA, JTOPI)	0.2310	0.4368	0.2879
corr (BOVESPA, Merval)	0.3357	0.4379	0.3487
corr (BOVESPA, FTSE 100)	0.2511	0.5007	0.3384
corr (BOVESPA, FTSE MIB)	0.2260	0.5245	0.3334
corr (DAC, SENSEX)	0.2728	0.5420	0.3955
corr (DAC, NIKKEI)	0.3148	0.5232	0.4001
corr (DAC, BMV)	0.3492	0.6489	0.4898
corr (DAC, IMOEX)	0.4001	0.7385	0.5471
corr (DAC, JTOPI)	0.5559	0.7511	0.6431
corr (DAC, TSX)	0.6028	0.6626	0.5888
corr (DAC,FTSE 100)	0.8148	0.9331	0.8864
corr (DAC, FTSE MIB)	0.7812	0.9348	0.8658
corr (NIKKEI, IMOEX)	0.2081	0.4061	0.2661
corr (NIKKEI, JTOPI)	0.2954	0.4933	0.3772
corr (NIKKEI, TSX)	0.2429	0.4072	0.2959
corr (NIKKEI, AXJO)	0.5314	0.6416	0.5740
corr (NIKKEI, FTSE 100)	0.2801	0.5019	0.3703
corr (NIKKEI, FTSE MIB)	0.2170	0.4598	0.3237
corr (NIKKEI, KOSPI)	0.6181	0.6892	0.6580
corr (BMV, TSX)	0.3398	0.6367	0.4575
corr (BMV, FTSE 100)	0.3001	0.6426	0.4538
corr (BMV, FTSE MIB)	0.2619	0.6397	0.4356
corr (BMV, IMOEX)	0.3013	0.5497	0.3850
corr (TSX, FTSE 100)	0.5119	0.6701	0.5429
corr (TSX, FTSE MIB)	0.5323	0.6785	0.5692
corr (FTSE 100, FTSE MIB)	0.6749	0.8853	0.7906
Coeficiente Lamda 1	0.00004**	0.0046**	0.0059**
Coeficiente Lamda 2	0.989	0.4501	0.2634**

Fuente: elaboración propia con datos de Investing.com.

Nota: los coeficientes de correlación condicional dinámica resultaron ser significativos al 95 por ciento. (**) indica que el coeficiente resultó no ser significativo al 90 y al 95 por ciento.

Los coeficientes de λ_1 en los tres periodos de estudio resultaron ser significativos. Mientras los coeficientes de λ_2 resultaron significativos en los escenarios previos al SARS-CoV-2 y en la primera ola. En el primer escenario el coeficiente λ_2 es de 0.9889, indicando con ello que el proceso de transmisión de la correlación entre los índices bursátiles ocurrió de manera lenta. En cambio, durante la primera ola el coeficiente λ_2 resultó ser de 0.4501, por lo que la transmisión de la correlación se dio de manera acelerada. Esto último reafirma que tras el choque generado por el SARS-CoV-2 los mercados financieros se contagiaron a un ritmo acelerado conllevando a las economías a una fase de crisis económica a nivel global.

6. Conclusiones

Este trabajo tiene como propósito ver si hubo un efecto contagio sobre las economías del G-20 y, en caso de ser así, ver la magnitud de su contagio. Se analizaron los mercados bursátiles de los países miembros durante un periodo de un año, así como su curva de contagios para estudiar la magnitud de relación entre ellos demostrando que, en efecto, los mercados de los países miembros sufrieron volatilidad ocasionada por la tendencia alcista en el número de contagios.

Alemania, Francia, Canadá, Estados Unidos, India y Rusia se vieron tan afectados por la pandemia y el confinamiento que la volatilidad de sus índices dejó de converger a su valor de largo plazo y hubo un cambio estructural en estos. Este contagio se propagó por el mundo de una manera no homogénea y fueron las principales economías las que sufrieron mayor afectación; los mayores efectos adversos, debido al virus SARS-CoV-2. De igual forma, fueron las principales economías las que propagaron el contagio hacia las economías emergentes, las cuales, se vieron afectadas con un retraso.

Para reducir los efectos adversos en los mercados bursátiles es enfático aplicar medidas en la minimización de riesgo, así como medidas para reducir el contagio entre los mercados internacionales. De igual manera, países como Australia o Japón demuestran que una economía sólida y control adecuado de la pandemia, como puede ser una correcta aplicación de las medidas sanitarias, minimiza los efectos adversos sobre los índices bursátiles. Por último, Brasil y Estados Unidos reafirman el argumento mostrando mucha mayor volatilidad en sus mercados provocada por las tenues acciones sanitarias que se tomaron.

Referencias

- Akerlof, G. y R. Shiller (2009). *Animal spirits. How human psychology drives the economy, and why it matters for global capitalism*, Princeton University Press, EUA.
- Baur, D. (2012). "Financical contagion and the real economy", *Journal of Banking & Finance*, 36(10): 2680-2692. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2011.05.019>.
- Bollerslev, T.; R. Chou y K. Kenneth (1992). "ARCH modelling in finance: A review of the theory and empirical evidence", *Journal of Econometrics*, 52(1-2): 5-59. Doi: [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(92\)90064-X](https://doi.org/10.1016/0304-4076(92)90064-X).
- Bollerslev, T. (1986). "Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity", *Journal of Econometrics*, 31(3): 307-327. Doi: [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1).
- Casas, M. y E. Cepeda (2008). "Modelos ARCH, GARCH y EGARCH: aplicaciones a series financieras", *Cuadernos de Economía*, 27(48): 287-319.
- Caporale, G.; N. Pittis y N. Spagnolo (2003). "IGARCH models and structural breaks", *Applied Economics Letters*, 10(12): 765-768, Doi: <https://doi.org/10.1080/1350485032000138403>.
- Celik, S. (2012). "The more contagion effect on emerging markets: The evidence of DCC-GARCH model", *Economic Modelling*, 29: 1946-1959. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2012.06.011>.
- Chiang, T.; B. Jeon y H. Li (2007). "Dynamic correlation analysis of financial contagion: evidence from Asian markets", *Journal of International Money and Finance*, 26(7): 1206-1228. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2007.06.005>.
- Chirinos, M. (2013). "Medición de contagio e interdependencia financieros mediante cópulas y eventos extremos en los países de la América Latina", *El Trimestre Económico*, 80(317): 169-206. Doi: <https://doi.org/10.20430/ete.v80i317.86>.
- Corbet, S.; Y. Hou, Y. Hu, B. Lucey y L. Oxley (2021). "Aye Corona! The contagion effects of being named Corona during the COVID-19 pandemic", *Finance Research Letters*, 38:101591. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101591>.
- Dornbusch, R., Y. Park y S. Claessens (2000). "Contagion: understanding how it spreads", *The World Bank Research Observer*, 15(2), pp 177-197. Doi: <https://doi.org/10.1093/wbro/15.2.177>.
- Engle, R. y T. Bollerslev (1986). "Modelling the persistence of conditional variances", *Econometric Reviews*, 5(1): 1-50. Doi: <https://doi.org/10.1080/07474938608800095>.
- Engle, R. (1982). "Autorregresive Conditional Heterocedasticity with Estimates of the Variance of the U.K. Inflation", *Econometrica*, 50(4): 987-1007. Doi: <https://doi.org/10.2307/1912773>.
- (2002). "Dynamic conditional correlation: a simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models", *Journal of Business & Economic Statistics*, 20(3): 339-350. Doi: <https://doi.org/10.1198/073500102288618487>.

- Forbes, K. y Rigobon, R. (2002). "No Contagion, Only Interdependence: Measuring Stock Market Comovements", *The Journal of Finance*, 57(5), 2223-2261. Doi: <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00494>.
- Galán, J. (2016). "Los precios a través de la economía de la información. Una aplicación entre el peso mexicano y el dólar estadounidense, 2014-2016", *Economía Informa*, 401: 4-17, Doi: <https://doi.org/10.1016/j.ecin.2016.11.001>.
- Granados, M. R., J. Galán y J. A. Leos (2020). "Volatilidad en los precios de los cereales básicos y su impacto en la seguridad alimentaria. México, 1995-2018", *Nósis. Revista de Ciencias Sociales*, 29(58): 79-105. Doi: DOI:
- Iheke, D. y B. Lin (2020). "Stock markets and the COVID-19 fractal contagion effects", *Finance Research Letters*, 38(101640). Doi: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101640>
- Lamoureux, C. y W. Lastrapes (2012). "Persistence in Variance, Structural Change, and the GARCH Model", *Journal of Business & Economic Statistics*, 8(2): 225-234. Doi: <https://doi.org/10.1080/07350015.1990.10509794>.
- Nelson, D. (1991). "Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach", *Econometrica*, 59(2): 347-370. <https://doi.org/10.2307/2938260>
- Novalés, A. y M. Gracia-Díez (2013). "Guía para la estimación de modelos ARCH", *Estadística Española*, 35(132): 5-38.
- Okorie, D. I., & B. Lin (2020). "Stock Markets and the COVID-19 Fractal Contagion Effects", *Finance Research Letters*, 101640. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101640>.
- Russo, A. (2008). "Vulnerabilidad y contagio en el lenguaje de la economía", en Eles- tra, Actas del III Congreso de Puebla (México); *El español, lengua de traducción*. Disponible: https://cvc.cervantes.es/LENGUA/esletra/pdf/03/012_russo.pdf
- Selik, C. (2012). "The more contagion effect on emerging markets: The evidence of DCC-GARCH model", *Economic Modelling*, 29(5): 1947-1959. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2012.06.011>.
- Shiller, R. (2015). *Irrational Exuberance*, Princeton University Press, EUA.
- Syllignakis, M. y G. Kouretas (2011). "Dynamic correlation analysis of financial contagion: evidence from the Central and Eastern European markets", *International Review of Economics & Finance*, 20(4): 717-732. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.iref.2011.01.006>.