

ARTIGO

Evento Cisne Negro e a Volatilidade do Mercado de Ações Resposta a Choques em Mercados Desenvolvidos, Emergentes, Fronteiriços e BRIC: Lições da Pandemia do COVID-19

Nayanjyoti Bhattacharjee¹nayanjyotibhattacharjee@gmail.com |  0000-0001-6695-5705Anupam De²anupamde.ca@gmail.com |  0000-0003-3785-0693

RESUMO

Estuda-se o impacto dos choques (fluxo de notícias) na volatilidade do mercado de ações nas diferentes regiões econômicas, nomeadamente os mercados de ações desenvolvidos, emergentes, de fronteira e BRIC durante a pandemia de COVID-19, um ‘Evento Cisne Negro’. Os retornos diários dos índices MSCI relevantes a partir de 30 de janeiro 2020 a 30 de outubro de 2020 são examinados usando a Curva de Impacto de Notícias do modelo EGARCH para obter uma perspectiva sobre o comportamento da volatilidade nos mercados de ações nos mercados de ações desenvolvidos, emergentes, de fronteira e BRIC. Evidências sugerem que os mercados desenvolvidos no Pacífico e na Europa, os BRICs, os mercados emergentes na Ásia, Europa, América Latina e os mercados de fronteira na Ásia foram associados à resposta de volatilidade assimétrica a choques. Além disso, os mercados desenvolvidos na América do Norte e os mercados fronteiriços na África foram associados a uma resposta de volatilidade simétrica. Observa-se que a resposta da volatilidade a choques em diferentes regiões não é uniforme e varia de acordo com o tamanho e sinal do choque. As descobertas do estudo fornecem insights para os investidores e acadêmicos na compreensão do comportamento da volatilidade globalmente durante um Evento Cisne Negro e fornecem informações críticas nas decisões globais de portfólio.

PALAVRAS-CHAVE

Volatilidade; BRIC; Mercados emergentes; Mercados desenvolvidos; Mercados de fronteira.

JEL

C1, G1



¹Bodoland University.
Kokrajhar, Assam, India.

²National Institute of Technology Durgapur.
Durgapur, West Bengal, India.

Recebido: 10/12/2020.
Revisado: 12/05/2021.
Aceito: 06/12/2021.
Publicado Online em: 01/09/2022.
DOI: <http://dx.doi.org/10.15728/bbr.2022.19.5.2.pt>

O surto de COVID-19, que foi declarado como uma pandemia em 11 de março de 2020 pela Organização Mundial da Saúde (OMS), foi referido como um “Evento Cisne Negro” (Antipova, 2020). O termo “Cisne Negro” ganhou relevância no contexto da crise financeira de 2008, há uma década. Pode-se mencionar que o termo foi cunhado por Taleb (2009) para se referir a eventos aleatórios com três atributos principais: (a) o evento é inesperado; (b) o evento tem um impacto extremo; e (c) o evento deve ser explicável e previsível. Além disso, Higgins (2013) refere-se a um “Evento Cisne Negro” como um evento extraordinário que pode causar danos em grande escala à economia e à sociedade. O autor observou que um “Evento Cisne Negro” causa grandes choques levando a “severo desafio à atividade econômica, coesão social e até estabilidade política” e reconheceu surtos anteriores de vírus da SARS (2002) e gripe aviária (2008) como eventos “Cisne Negro”. Pode-se mencionar que Antipova (2020) observou que o surto de COVID-19 “desafiou severamente a atividade econômica, a coesão social e até mesmo estabilidade política” e, portanto, qualifica como um “Evento Cisne Negro”. O autor observa que a pandemia do COVID-19 não é o primeiro e talvez não seja o último evento desse tipo que o mundo testemunhará. Assim, os acadêmicos e a comunidade de investidores precisam de insights sobre como tais eventos que podem surgir na área da saúde, clima, sistemas sociais e financeiros impactam os mercados de ações em todo o mundo. Esses eventos são paralelos a eventos extremos (fenômeno de alto impacto, difícil de prever) que têm potencial para criar impacto em larga escala nos sistemas sociais, ecológicos e técnicos (McPhillips et al., 2018). Eventos extremos podem criar maior estresse nos mercados de ações, e os participantes do mercado de ações podem ser incapazes de avaliar racionalmente o impacto da avaliação do evento extremo (Aktas & Oncu, 2006). Pode-se notar que Piccoli et al. (2017) observam que eventos extremos são “movimentos de mercado de alta gravidade, baixa frequência e curto prazo de duração”. Os autores observaram que o crash da bolsa de 1987 e as crises financeiras de 2008-2009 são instâncias de eventos extremos. Além disso, os autores acrescentaram que dias de anúncios macroeconômicos ou específicos da empresa, eventos geopolíticos ou negociação técnica podem estar associados a eventos extremos.

Globalmente, os mercados de ações testemunharam vendas e aumento da volatilidade à medida que o número de infecções e mortes devido ao COVID-19 aumentou em todo o mundo (por exemplo, Albulescu, 2020; Ashraf, 2020; Onali, 2020) e os governos em diferentes países impuseram restrições na forma de bloqueios e normas de distanciamento social para conter o surto (por exemplo, Baker et al., 2020; Zaremba et al., 2020). É pertinente notar que a volatilidade do mercado de ações reflete o estresse predominante, risco e a incerteza e, conseqüentemente, é de grande importância para os profissionais de mercado e formuladores de políticas. Um aumento na volatilidade pode desencadear vendas e levar a um aumento do custo de capital. Como observado por Hartwell (2018), volatilidade tem diferentes fontes relacionadas a fatores econômicos e incerteza de mercado. Assim, o estudo da volatilidade é adequado para fornecer insights aos investidores e gestores de carteiras na tomada de decisões de investimento e aos formuladores de políticas que buscam garantir a estabilidade dos mercados de ações. É conveniente notar que a volatilidade nos mercados de ações pode ser influenciada pelo fluxo de notícias sobre os casos e mortes de COVID-19 em nível nacional e global e intervenções governamentais para conter a propagação do vírus, mas também anúncios de pacotes econômicos pelos governos para impulsionar a economia, oportunidades e tratados decorrentes das interrupções da cadeia de suprimentos global, atualizações de vacinas COVID-19, dinâmica geopolítica e variáveis macroeconômicas durante a pandemia. Ademais, a natureza da influência na volatilidade pode diferir em diferentes regiões econômicas.

Para tanto, estudamos a resposta da volatilidade aos fluxos de notícias denominados ‘choques’ por Engle e Ng (1993) nos mercados de ações em diferentes regiões econômicas globalmente durante a pandemia. É pertinente mencionar que Engle e Ng (1993) definem ‘choques’ como uma medida agregada de notícias em um determinado momento.

Foi medida a resposta da volatilidade a choques (fluxo de notícias) durante a pandemia empregando a Curva de Impacto de Notícias proposta por Engle e Ng (1993) nos mercados de ações desenvolvidos, emergentes, de fronteira e BRIC. O período de estudo para este trabalho vai muito além dos dias iniciais da pandemia ao contrário de grande parte da literatura existente sobre o assunto e, assim, estendendo nossa compreensão da resposta de volatilidade ao fluxo de notícias durante o surto. Este trabalho contribui para duas vertentes da literatura existente: primeiro, o estudo contribui para a crescente literatura sobre o impacto da pandemia de COVID-19 na volatilidade do mercado de ações. Sua contribuição está em examiná-lo no contexto das bolsas de valores em diferentes regiões econômicas. Em segundo lugar, este estudo estende a literatura sobre a relação entre os fluxos de notícias e a volatilidade do mercado de ações (por exemplo, Mitchell & Mulherin, 1994; Berry & Howe, 1994; Haroon & Rizvi, 2020).

2. REVISÃO DA LITERATURA

O comportamento da volatilidade nos mercados de ações durante a pandemia tem sido um tema de pesquisa em andamento por pesquisadores. Albuлесcu (2020) investigou o impacto de novas contaminações e mortes por COVID-19 globalmente na volatilidade do mercado de ações dos EUA utilizando dados da base de dados da OMS e da base de dados dos Índices Dow Jones da S&P. O estudo empregou uma regressão simples de Mínimos Quadrados Ordinários e encontrou evidências de aumento da volatilidade durante a pandemia. Baek et al. (2020), usando o modelo de mudança de Markov AR para identificar mudanças de regime de menor para maior volatilidade, forneceu uma análise de nível da indústria do assunto no contexto dos mercados dos EUA. O estudo documentou a volatilidade para ser sensível aos fluxos de notícias do COVID-19. Tanto as notícias positivas quanto as negativas tiveram um impacto significativo na volatilidade do mercado de ações. O estudo descobriu que o comportamento da volatilidade varia entre os setores e documentou seu impacto diferencial nos riscos entre os setores. Baker et al. (2020) observaram que na história das pandemias a pandemia de COVID-19 teve o maior impacto na volatilidade nos mercados dos EUA. O estudo usou métodos baseados em texto usando grandes movimentos diários do mercado de ações que remontam a 1900 e volatilidade que remonta a 1985. O estudo documentou que as restrições governamentais a viagens e comércio foram as principais razões para o aumento da volatilidade do mercado de ações nos mercados dos EUA durante a pandemia de COVID-19 em comparação com pandemias anteriores. Mazur et al. (2020) investigou a volatilidade do mercado de ações durante a queda do mercado de ações desencadeado pela pandemia de COVID-19 nos mercados dos EUA. O estudo documentou o comportamento da volatilidade assimétrica nos mercados dos EUA. Setores perdedores como petróleo, imobiliário, entretenimento e hospitalidade exibiram extrema volatilidade assimétrica. Chaudhary et al. (2020) estudaram a volatilidade nos 10 principais países em termos de PIB, nomeadamente Brasil, França, Alemanha, Reino Unido, Itália, Japão, EUA, Canadá, Índia e China, usando o GARCH (1,1) modelo e volatilidade aumentada documentada em todos os 10 índices usando retornos diários de ações durante a pandemia. Haroon e Rizvi (2020) estudaram a relação entre o sentimento gerado pelas notícias do COVID-19 e a volatilidade do mercado de ações usando o modelo EGARCH. O estudo identificou o impacto de volatilidade mais forte do fluxo de notícias carregado de pânico relacionado à pandemia de COVID-19 em setores como

automóvel, energia, transporte e indústria de viagens e lazer, enquanto não foram observadas mudanças significativas de volatilidade em outros setores examinados no estudo. Onali (2020) documentou aumento significativo na volatilidade dos mercados dos EUA devido a casos de COVID-19 e morte em diferentes países, nomeadamente EUA, China, França, Irã, Itália, Espanha e Reino Unido usando a análise GARCH. O estudo também documentou mudanças de regime (de um regime baixo para um regime alto) no impacto negativo do VIX no retorno do mercado de ações nos EUA usando o Modelo de saltos Markovianos (Markov Switching). Papadamou et al. (2020), usando análise de dados em painel, estudou o impacto da pandemia de COVID-19 na volatilidade de treze principais mercados de ações da Ásia, Austrália, Europa e EUA. Zaremba et al. (2020), usando regressão em painel, estudaram a relação entre as intervenções feitas pelo governo e a volatilidade dos mercados de ações em 67 países e observaram que medidas rigorosas aumentam a volatilidade. Ibrahim et al. (2020) estudaram a relação entre o COVID-19 e a volatilidade do mercado de ações em 11 economias desenvolvidas e em desenvolvimento na região da Ásia-Pacífico, como Japão, Vietnã, Malásia, Laos, China, Coreia do Sul, Filipinas, Indonésia, Mianmar, Cingapura e Tailândia usando transformação wavelet contínua e análise GARCH. O estudo documentou iniciativas governamentais rigorosas para combater a pandemia de COVID-19, aumentando a volatilidade do mercado de ações em diferentes países incluídos no estudo. Apergis e Apergis (2020) examinaram o impacto do COVID-19 na volatilidade dos retornos diários das ações no mercado de ações chinês durante o período de 27 de janeiro de 2020 a 30 de abril de 2020 usando a análise GARCH. O estudo documentou um impacto estatisticamente significativo na volatilidade do mercado de ações chinês.

A revisão da literatura disponível sobre o impacto da pandemia de COVID-19 na volatilidade do mercado de ações revela que a pesquisa sobre o assunto tem sido amplamente realizada no contexto das bolsas de valores dos EUA e outras bolsas de outras partes do mundo. No entanto, são escassas as tentativas de explorar o impacto da pandemia na volatilidade em diferentes regiões econômicas, nomeadamente os mercados de ações desenvolvidos, emergentes, de fronteira e BRIC. Assim, neste artigo, estudamos o impacto de choques (medida agregada de notícias em um ponto no tempo) na volatilidade usando a Curva de Impacto de Notícias do modelo EGARCH para obter uma perspectiva ampla sobre o comportamento da volatilidade nos países desenvolvidos, mercados de ações emergentes e de fronteira juntamente com os mercados de ações do BRIC durante a pandemia para suprir a lacuna na literatura existente sobre o assunto. Ao estudar o comportamento da volatilidade, poderíamos entender a suscetibilidade das diferentes regiões econômicas do mundo aos choques durante a pandemia em termos do episódio de volatilidade associado aos fluxos de notícias e, assim, fornecer insights para os participantes do mercado na tomada de decisões de investimento informadas.

3. DADOS E METODOLOGIA

O Morgan Stanley Capital International (MSCI) fornece índices amplamente rastreados que refletem o desempenho do mercado de ações em diferentes regiões econômicas. Foram examinados os retornos diários (variações logarítmicas nos preços de fechamento diários multiplicados por 100) no MSCI World, MSCI Emerging Markets (EM) e MSCI Frontier Markets (FM) para obter insights sobre a volatilidade em diferentes regiões econômicas do mundo e o Índices MSCI para BRIC, Pacífico, América do Norte, Europa, EM Ásia, EM Europa, EM América Latina, FM Ásia e FM África para obter uma perspectiva regional sobre a volatilidade nos mercados de ações internacionais. A representação econômica e nacional dos índices incluídos no estudo

é fornecida no Apêndice A. O período do estudo começa de 30 de janeiro de 2020 (o dia em que o surto do novo coronavírus foi declarado como Emergência de Saúde Pública de Interesse Internacional pela OMS) até 30 de outubro de 2020, e os dados são retirados do site da MSCI (<https://www.msci.com/real-time-index-data-search>). O período de estudo capta as iniciativas de combate à propagação do vírus além de notícias e especulações sobre a disponibilidade da vacina, estímulos econômicos anunciados pelos governos e outros desenvolvimentos macroeconômicos e geopolíticos que possam potencialmente ter impacto na volatilidade.

As estatísticas resumidas para os dados de retorno dos índices MSCI incluídos no estudo são apresentadas na Tabela 1. O índice global (World Index) foi associado a um retorno médio de -0,02 por cento e um desvio-padrão de 2,06 por cento. O índice EM e o índice FM foram associados a retornos médios de 0,01 por cento e -0,06 por cento e um desvio-padrão de 1,64 por cento e 1,31 por cento, respectivamente. Além disso, o índice BRIC foi associado a um retorno médio de 0,04% e um desvio-padrão de 1,71%. Entre os índices que representavam os mercados desenvolvidos, os índices do Pacífico, América do Norte e Europa foram associados a um retorno médio de -0,03 por cento, 0 por cento e -0,08 por cento e um desvio-padrão de 1,43 por cento, 2,44 por cento e 2,06 por cento, respectivamente. Entre os índices que representavam os mercados emergentes, os índices EM Ásia, EM Europe e EM Latin America foram associados a um retorno médio de 0,07%, -0,23% e -0,22% e um desvio-padrão de 1,58%, 2,41% e 3,23%, respectivamente. O índice FM África e o índice FM Ásia, que representam os mercados de fronteira, foram associados a retornos médios de -0,08 por cento e 0 por cento e um desvio-padrão de 1,02 por cento e 1,43 por cento, respectivamente. Assim, observou-se que os retornos médios para os índices em estudo apresentam um viés negativo durante o período em estudo com exceção dos índices EM, BRIC e EM Ásia. Ademais, observou-se que a série de dados de retorno do Índice mostra excesso de curtose além de ser negativamente assimétrica. A série de retornos não é normalmente distribuída como aparente nas estatísticas do teste Jarque-Bera.

Tabela 1
Estatísticas resumidas

Índice MSCI	Média	Desv.	Pad. Skewness	Curtose	Jarque-Bera
Global	-0.02%	2.06%	-1.063	10.328	475.55
EM	0.01%	1.64%	-1.05	7.644	212.17
FM	-0.06%	1.31%	-5.384	48.371	17758.81
BRIC	0.04%	1.71%	-1.125	7.18	184.08
Pacífico	-0.03%	1.43%	-0.093	6.669	110.22
América do Norte	0.00%	2.44%	-0.816	9.638	381.72
Europa	-0.08%	2.06%	-1.599	14.482	1160.31
EM Ásia	0.07%	1.58%	-0.638	6.145	94.136
EM Europa	-0.23%	2.4%	-1.119	8.401	279.25
EM América latina	-0.22%	3.23%	-1.247	9.522	398.28
FM África	-0.08%	1.02%	-2.396	13.969	1170.32
FM Ásia	0.00%	1.43%	-0.947	6.819	148.41

Nota: Os números em negrito indicam significância estatística ao nível de 1 por cento.

Fonte: Elaboração Própria dos Autores.

Foi verificado se os dados de retorno são estacionários usando o Augmented Dickey-Fuller (ADF) teste de Dickey e Fuller (1979). Foi testada a hipótese nula de que há raiz unitária nos dados. A partir da Tabela 2, observamos que a estatística de teste é estatisticamente diferente de zero, o que levou à rejeição da hipótese nula e, portanto, concluiu-se que os dados são estacionários para todas as séries de dados de retorno do índice.

Tabela 2*Resultados do teste ADF*

Índice MSCI	Estatística de teste	Valor p	Hipótese Nula
Global	-8.296	0.00 *	Rejeitar
EM	-8.229	0.00*	Rejeitar
FM	-3.653	0.00*	Rejeitar
BRIC	-15.091	0.00 *	Rejeitar
Pacífico	-11.034	0.00 *	Rejeitar
América do Norte	-4.249	0.00 *	Rejeitar
Europa	-13.823	0.00 *	Rejeitar
EM Ásia	-14.424	0.00*	Rejeitar
EM Europa	-14.04	0.00*	Rejeitar
EM América latina	-16.324	0.00*	Rejeitar
FM Ásia	-11.785	0.00*	Rejeitar
FM África	-14.589	0.00*	Rejeitar

Nota: * indica significância estatística no nível de 1 por cento

Fonte: Elaboração Própria dos Autores

Além disso, foi utilizado o teste do multiplicador de Lagrange (ARCH-LM) de Engle (1982) para verificar a presença do efeito ARCH. A partir da Tabela 3, concluiu-se que o efeito arco está presente para todas as séries de dados de retorno do índice, pois a estatística de teste é estatisticamente diferente de zero, levando à rejeição da hipótese nula.

Tabela 3*Resultados do teste ARCH-LM*

Índice MSCI	Estatística de teste	Valor p	Hipótese Nula
Global	4.456	0.03 **	Rejeitar
EM	11.762	0.00*	Rejeitar
FM	17.958	0.00*	Rejeitar
BRIC	3.520	0.06***	Rejeitar
Pacífico	16.908	0.00 *	Rejeitar
América do Norte	8.128	0.00*	Rejeitar
Europa	7.816	0.05 **	Rejeitar
EM Ásia	30.043	0.00*	Rejeitar
EM Europa	2.974	0.08***	Rejeitar
EM América latina	15.283	0.01*	Rejeitar
FM Ásia	-11.785	0.00*	Rejeitar
FM África	-14.589	0.00*	Rejeitar

Nota: ***, ** e * indica significância estatística no nível de 10%, 5% e 1%

Fonte: Elaboração Própria dos Autores

Engle e Ng (1993) introduziram a Curva de Impacto de Notícias, que é uma medida de como as notícias são incorporadas à volatilidade estimada usando um modelo de volatilidade subjacente. Os autores avaliaram o desempenho de diferentes modelos GARCH para modelar a volatilidade dos retornos das ações. Os autores descobriram que o modelo GARCH Exponencial e o modelo GJR-GARCH (Glosten et al., 1993; Zakoian, 1990) superam todos os outros modelos de volatilidade em seu estudo. Guiados por Engle e Ng (1993), foi empregado o modelo de volatilidade assimétrica EGARCH (1,1) (Nelson, 1991) para modelar a volatilidade dos mercados de ações em diferentes regiões econômicas do mundo incluídas neste estudo. É estabelecido que a distribuição de erro normal não leva em conta a alta curtose vista em dados de séries temporais financeiras de forma eficiente (Bollerslev, 1987; Nelson, 1991). Wilhelmsson (2006) observou que o ajuste do modelo pode ser melhorado significativamente considerando uma distribuição de retorno leptocúrtica e assimétrica. Portanto, estima-se o modelo usando a abordagem de máxima verossimilhança sob premissas de distribuição de erro flexível, ou seja, normal, t de Student e distribuição de erro generalizado (GED). O modelo captura o comportamento da volatilidade assimétrica por meio de uma combinação de termos que captura o tamanho e o sinal do choque. O modelo também permite que notícias significativas tenham maior impacto na volatilidade. Além do mais, a vantagem associada à estimativa do modelo EGARCH é que ela não envolve restrição nos parâmetros do modelo para obter estimativas positivas da variância condicional, dada a transformação logarítmica.

Pautado em Engle e Ng (1993), o EGARCH (1,1) pode ser especificado como:

$$\text{Log}(h_t) = \omega + \alpha \left[\frac{|\varepsilon_{t-1}|}{\sqrt{h_{t-1}}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right] + \gamma \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} + \beta \log(h_{t-1}) \quad (1)$$

Na equação 1, a variância condicional é dada por h_t , ω é a constante, α é o termo ARCH, β é o termo GARCH e γ é o termo assimétrico. O comportamento de volatilidade assimétrica existe se $\gamma < 0$ ou seja, choques negativos têm um impacto maior na volatilidade do que choques positivos do mesmo tamanho. O impacto dos choques na volatilidade é capturado por α . Um coeficiente positivo estatisticamente significativo de α significa que a relação entre o tamanho do choque e a volatilidade é positiva, ou seja, quanto maior o tamanho do choque, maior o aumento da volatilidade. Se $\alpha > \beta$, a volatilidade é pontiaguda e significa impacto imediato de choques na volatilidade, enquanto se $\beta > \alpha$ representa que a volatilidade é persistente, ou seja, o efeito persistente de choques passados na volatilidade. O sinal e a significância estatística dos coeficientes de α e γ pode ser interpretado da seguinte forma:

(a) Se γ é estatisticamente significativo, mas α não é, pode ser interpretado que o tamanho do choque não é relevante, mas o sinal do choque impacta a volatilidade.

(b) Se γ não é estatisticamente significativo, mas α é, pode ser interpretado que o tamanho do choque impacta a volatilidade independentemente do sinal do choque.

(c) Se γ e α são estatisticamente significativos, pode-se interpretar que o tamanho bem como o sinal do choque impactam a volatilidade.

Além disso, o modelo de previsão da série de dados de retorno: $y_t = m_t + \varepsilon_t$ onde y_t é o retorno do índice no momento t , m_t é a média condicional, e o termo de erro ε_t é o desvio do retorno real no momento t da sua média e representa a medida agregada do impacto das notícias no momento t . Um sinal negativo do ε_t implica choque negativo (notícias) e vice-versa. O tamanho do choque representa o significado da notícia. Pode-se notar que $\sqrt{h_t}$ é a volatilidade condicional no tempo t .

Estima-se também o modelo GJR-GARCH (1,1) com diferentes premissas distributivas para todas as séries de dados de retorno em nosso estudo, além do modelo EGARCH, para verificar se

o modelo teve um desempenho melhor em comparação com o modelo EGARCH na modelagem da volatilidade. Pautados em Engle e Ng (1993), o modelo GJR-GARCH pode ser especificado como: ϵ_t

$$h_t = \omega + \alpha \epsilon_{t-1}^2 + \gamma S_{t-1}^- \epsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1}, \text{ onde } S_t^- = 1 \text{ if } \epsilon_t < 1, S_t^- = 0 \text{ caso contrário} \quad (2)$$

A seleção do modelo é feita usando o Critério de Informação de Akaike (AIC) comumente usado de Akaike (1974) e Burnham e Anderson (2002). Também é usado o teste ARCH-LM sobre os resíduos para testar o ajuste do modelo.

4. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

4.1. ESTIMAÇÃO DO MODELO

Os resultados da estimativa do modelo com premissas de distribuição normal, t de Student e GED são apresentados na Tabela 4.

Tabela 4
Resultados da estimativa do modelo

Índice MSCI	ω	α	γ	β	AIC	ARCH-LM
Global						
Modelo A	-0.967*	0.395*	-0.111**	0.919*	-5.568	0.412
Modelo B	-0.504**	0.282**	-0.13***	0.964*	-5.678	0.003
Modelo C	-0.688**	0.331**	-0.104*	0.947*	-5.649	0.038
EM						
Modelo A	-0.618***	0.177**	-0.18*	0.944*	-5.789	0.165
Modelo B	-0.563***	0.165***	-0.166*	0.949*	-5.578	0.23
Modelo C	-0.557	0.165	-0.17*	0.951*	-5.791	0.226
FM						
Modelo A	-0.345*	-0.125*	-0.195*	0.951*	-6.43	0.626
Modelo B	-0.156*	-0.116*	-0.179*	0.977*	-6.836	0.008
Modelo C	-0.172*	-0.111*	-0.179*	0.976*	-6.79	0.011
BRIC						
Modelo A	-0.877***	0.217**	-0.157**	0.915*	-5.566	0.210
Modelo B	-0.763	0.201***	-0.133**	0.928*	-5.570	0.272
Modelo C	-0.791*	0.205**	-0.14**	0.925*	-5.571	0.292
Pacífico						
Modelo A	-0.316**	0.146*	-0.151**	0.976**	-5.951	0.002
Modelo B	-0.296**	0.135**	-0.15	0.977	-5.941	0.00
Modelo C	-0.056*	-0.023*	-0.16*	0.991*	-5.974	0.016
América do Norte						
Modelo A	-1.216*	0.592*	-0.084	0.904*	-5.301	0.193
Modelo B	-0.607**	0.377*	-0.094	0.958*	-5.394	0.492
Modelo C	-0.89*	0.495*	-0.054	0.935	-5.375	0.079

Tabela 4
Cont.

Índice MSCI	ω	α	γ	β	AIC	ARCH-LM
Europa						
Modelo A	-0.483*	0.166**	-0.182*	0.95*	-5.275	1.731
Modelo B	-0.146	0.005	-0.193*	0.982*	-5.37	0.48
Modelo C	-0.308***	0.081	-0.171*	0.969*	-5.359	1.111
EM Ásia						
Modelo A	-0.593**	0.162**	-0.148*	0.945*	-5.75	0.611
Modelo B	-0.569***	0.163***	-0.14**	0.949*	-5.747	0.805
Modelo C	-0.56	0.156	-0.139**	0.95*	-5.756	0.731
EM Europa						
Modelo A	-0.281*	0.094**	-0.171*	0.972*	-5.052	0.789
Modelo B	-0.3*	0.129***	-0.143*	0.974*	-5.056	0.888
Modelo C	-0.284*	0.109***	-0.135*	0.974*	-5.054	0.737
EM América Latina						
Modelo A	-0.969*	0.394*	-0.208*	0.911*	-4.598	0.003
Modelo B	-0.838**	0.373*	-0.171*	0.926*	-4.596	0.000
Modelo C	-0.902**	0.384*	-0.187**	0.919**	-4.597	0.001
FM África						
Modelo A	-3.261*	0.693*	-0.187*	0.714*	-6.737	0.007
Modelo B	-1.268	0.388**	-0.01	0.897*	-6.867	0.436
Modelo C	-1.683**	0.442*	-0.066	0.859*	-6.831	0.335
FM Ásia						
Modelo A	-0.768	0.034	-0.238*	0.914	-5.95	0.000
Modelo B	-1.044*	0.232	-0.197**	0.897*	-6.067	0.215
Modelo C	-0.809*	-0.127	-0.197**	0.918*	-6.083	0.107

Nota: O modelo A representa EGARCH (1,1) com distribuição de erro normal, O Modelo B representa EGARCH (1,1) com distribuição t de Student e o Modelo C representa EGARCH(1,1) com distribuição generalizada de erros. As figuras em negrito indicam o melhor modelo de ajuste com base no critério AIC mínimo. ***, ** e * indica significância estatística no nível de 10%, 5% e 1%. ARCH-LM indica as estatísticas de teste para teste de heterocedasticidade nos resíduos do modelo. Pautado em Burnham e Anderson (1998), uma comparação do modelo EGARCH e GJR-GARCH(1,1) com diferentes premissas distributivas revela que não há ganho no desempenho do modelo em relação ao modelo EGARCH baseado no critério AIC mínimo. Por uma questão de brevidade, não são relatados os parâmetros do modelo GJR-GARCH(1,1) com diferentes premissas distributivas.

Fonte: Elaboração Própria dos Autores.

O sinal e significância estatística dos coeficientes estimados (α , γ e β) do modelo de melhor ajuste com base no critério AIC mínimo estão resumidos na Tabela 5.

A partir da Tabela 5, observa-se que o coeficiente do termo α é significativo para os índices Global, FM, BRIC, Pacífico, América do Norte, EM Europa, EM América Latina e EM África, e isso significa que o tamanho do choque impacta a volatilidade nesses mercados durante o período de estudo. O sinal positivo estatisticamente significativo do coeficiente do termo α para os índices Global, BRIC, América do Norte, EM Europa, EM América Latina e FM África implica que a relação entre o tamanho do choque e a volatilidade é positiva, ou seja, quanto maior o tamanho

do choque, maior o aumento da volatilidade. O sinal negativo estatisticamente significativo do coeficiente α para os índices FM e Pacífico implica que a relação entre o tamanho do choque e a volatilidade é negativa, ou seja, quanto maior o tamanho do choque, menor o aumento da volatilidade. No entanto, o coeficiente do termo α não é estatisticamente significativo para os índices EM, Europa, EM Ásia e FM Ásia, evidência de o tamanho do choque não impacta a volatilidade nesses setores durante o período de estudo. Ademais, o sinal negativo do coeficiente estatisticamente significativo do termo assimétrico (γ) para todos os índices significa o comportamento assimétrico da volatilidade nesses mercados com exceção da América do Norte e FM África para os quais o coeficiente do termo γ é negativo, mas não estatisticamente significativo. O coeficiente β é estatisticamente significativo e é maior que o coeficiente α para todos os índices que significam persistência da volatilidade nos mercados de ações internacionais.

Tabela 5*Resumo dos coeficientes estimados*

Índice MSCI	Tamanho do choque (α)	Sinal do choque (γ)	Se $\beta > \alpha$
Global	+	-	Sim
EM		-	Sim
FM	-	-	Sim
BRIC	+	-	Sim
Pacífico	-	-	Sim
América do Norte	+		Sim
Europa		-	Sim
EM Ásia		-	Sim
EM Europa	+	-	Sim
EM América Latina	+	-	Sim
FM África	+		Sim
FM Ásia		-	Sim

Fonte: Elaboração Própria dos Autores

4.2. MEDIÇÃO DO IMPACTO DOS CHOQUES NA VOLATILIDADE

Pautados em Engle e Ng (1993) e Sharma (2012), são usados os coeficientes estimados dos termos α e γ para medir o impacto do sinal e tamanho do choque na volatilidade para ± 2.58 desvios-padrão da média nas diferentes regiões econômicas em estudo usando as expressões abaixo:

$$\sqrt{e^{(\gamma+\alpha)\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}}}, \text{ para } \varepsilon_{t-1} > 0 \quad e \sqrt{e^{(\gamma-\alpha)\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}}}, \text{ para } \varepsilon_{t-1} < 0 \quad (3)$$

O impacto do choque negativo (-2.58 desvio-padrão da média) e choque positivo (desvio-padrão de 2,58 da média) sobre a volatilidade dos índices incluídos no estudo são apresentados na Tabela 6.

Da Tabela 5, observa-se que o índice Global que representa 23 mercados desenvolvidos está associado a um aumento de 70,14% na volatilidade em resposta a choques negativos enquanto choques positivos estão associados a um salto de 21,66% na volatilidade. O índice EM, que representa 26 mercados emergentes, está associado a um aumento de 24,52% na volatilidade

em resposta a choques negativos, enquanto choques positivos estão associados a uma queda de 19,69% na volatilidade. O índice FM, que representa 34 mercados de fronteira, está associado a um aumento de 8,47% na volatilidade em resposta a choques negativos, enquanto choques positivos estão associados a uma queda de 32,65% na volatilidade. O índice BRIC, que representa a região BRIC (Brasil, Rússia, Índia e China), está associado a um aumento de 56,06% na volatilidade em resposta a choques negativos, enquanto choques positivos estão associados a um salto de 8,75% na volatilidade. O índice do Pacífico, que representa cinco mercados desenvolvidos na região do Pacífico, está associado a um aumento de 19,33% na volatilidade em resposta a choques negativos, enquanto choques positivos estão associados a uma diminuição de 21,03% na volatilidade. O índice da América do Norte, que representa os mercados de ações dos EUA e do Canadá, está associado a um aumento de 62,63% na volatilidade em resposta a choques negativos e positivos. O índice europeu, que representa 15 mercados desenvolvidos na Europa está associado a um aumento de 24,68% na volatilidade em resposta a choques negativos, enquanto choques positivos estão associados a uma diminuição de 19,8% na volatilidade. O índice EM Ásia, que representa os nove mercados emergentes na Ásia, está associado a um aumento de 19,64% na volatilidade em resposta a choques negativos, enquanto choques positivos estão associados a uma diminuição de 16,42% na volatilidade. O índice EM Europa, que representa os seis mercados emergentes na Europa está associado a um aumento de 42,03% na volatilidade em resposta a choques negativos, enquanto choques positivos estão associados a uma diminuição de -1,79% na volatilidade. O índice EM América Latina, que representa seis mercados emergentes na América Latina, está associado a um aumento de 117,4% na volatilidade em resposta a choques negativos, enquanto choques positivos estão associados a um aumento de 27,12% na volatilidade. O índice FM África, que representa 13 mercados fronteiriços na África, está associado a um aumento de 64,96 por cento na volatilidade em resposta a choques negativos e positivos. O índice FM Ásia, que representa três mercados fronteiriços na Ásia, está associado a um aumento de 28,93% na volatilidade em resposta a choques negativos, enquanto choques positivos estão associados a uma queda de 22,44% na volatilidade.

Tabela 6*Impacto dos Choques na Volatilidade*

Índice MSCI	Mudança na volatilidade devido a choques negativos	Mudança na volatilidade devido a choques positivos	Resposta de volatilidade
Global	70.14%	21.66%	Assimétrico
EM	24.52%	-19.69%	Assimétrico
FM	8.47%	-32.65%	Assimétrico
BRIC	56.06%	8.75%	Assimétrico
Pacífico	19.33%	-21.03%	Assimétrico
América do Norte	62.63%	62.63%	Simétrico
Europa	24.68%	-19.8%	Assimétrico
EM Ásia	19.64%	-16.42%	Assimétrico
EM Europa	42.03%	-1.79%	Assimétrico
EM América Latina	117.4%	27.12%	Assimétrico
FM África	64.96%	64.96%	Simétrico
FM Ásia	28.93%	-22.44%	Assimétrico

Fonte: Elaboração Própria dos Autores

Assim, observa-se a assimetria no comportamento da volatilidade em resposta a choques, ou seja, o choque negativo causa maior aumento da volatilidade do que os choques positivos de mesma magnitude em todos os mercados desenvolvidos, emergentes e de fronteira juntamente com os mercados BRIC. Pode-se notar que tanto o choque negativo quanto o positivo causam aumento da volatilidade nos índices World, BRIC e EM América Latina. Por outro lado, choques negativos aumentam a volatilidade, e choques positivos diminuem a volatilidade em EM, FM, Pacífico, Europa, EM Ásia EM Europa e FM Ásia. Observa-se que há simetria no comportamento da volatilidade, ou seja, tanto o choque negativo quanto o positivo causam aumento na volatilidade da mesma magnitude nos índices América do Norte e FM África.

5. CONCLUSÃO

Neste artigo, ganhamos uma perspectiva sobre a resposta de volatilidade a choques nos mercados de ações nas diferentes regiões econômicas, nomeadamente, desenvolvido, emergente, fronteira e BRIC durante a pandemia usando a Curva de Impacto de Notícias do modelo EGARCH. Este estudo soma-se à literatura existente ao descrever a resposta de volatilidade a choques em diferentes regiões econômicas do mundo especialmente na região BRIC, uma dimensão que não foi explorada na literatura existente. A evidência empírica do estudo sugere que o comportamento da volatilidade é assimétrico nas diferentes regiões econômicas analisadas durante o período de nosso estudo. Entre os mercados estudados, os mercados desenvolvidos no Pacífico e Europa, BRIC, os mercados emergentes na Ásia, Europa, América Latina e os mercados de fronteira na Ásia foram associados à resposta de volatilidade assimétrica a choques. Entre os mercados que apresentaram resposta de volatilidade assimétrica, os mercados emergentes da América Latina, os mercados desenvolvidos, os mercados BRIC e os mercados emergentes na Europa exibiram maior suscetibilidade ao aumento da volatilidade devido a choques negativos com 117,4%, 70,14%, 56,6% e 42,03%, respectivamente, saltos na volatilidade em resposta a choques negativos durante o período do estudo. Além disso, os mercados desenvolvidos na América do Norte e os mercados fronteiriços na África foram associados a uma resposta de volatilidade simétrica. Observa-se que a resposta da volatilidade a choques em diferentes regiões não é uniforme e varia de acordo com o tamanho e sinal do choque. Ademais, são encontradas evidências de persistência da volatilidade nos mercados de ações globalmente durante a pandemia, e isso significa que o impacto dos choques na volatilidade diminui lentamente. Os resultados do estudo fornecem insights para a comunidade de investimentos em decisões de investimento efetivas em relação às decisões globais de portfólio e aos acadêmicos na compreensão do comportamento da volatilidade nos mercados de ações em diferentes regiões econômicas durante a pandemia, um 'Evento Cisne Negro'. O estudo lança luz sobre a resposta de volatilidade a choques para a região do BRIC durante a pandemia. Espera-se que ele estimule a pesquisa no contexto da região BRIC, juntamente com as diferentes regiões econômicas que estão por vir.

REFERÊNCIAS

- Akaike, H. (1974). A New Look at the Statistical Model Identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6), 716-723. <https://doi.org/10.1109/TAC.1974.1100705>
- Aktas, H., & Oncu, S. (2006). The stock market reaction to extreme events: the evidence from Turkey. *International Research Journal of Finance and Economics*, 6(6), 78-85.
- Albulescu, C. T. (2020). COVID-19 and the United States financial markets'volatility. *Finance Research Letters*, 38, 161699. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101699>

- Antipova T. (2020). Coronavirus pandemic as black swan event. In T. Antipova (Ed.), *Integrated science in Digital Age 2020. Lecture Notes in Networks and Systems* (pp. 356-366, Vol. 136). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-49264-9_32
- Apergis, N., & Apergis, E. (2020). The role of Covid-19 for Chinese stock returns: evidence from a GARCHX model. *Asia-Pacific Journal of Accounting and Economics*. <https://doi.org/10.1080/16081625.2020.1816185>.
- Ashraf, B. N. (2020). 'Stock markets' reaction to COVID-19: Cases or fatalities? *Research in International Business and Finance*, 54, 101249. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2020.101249>
- Baek, S., Mohanty, S. K., & Mina, G. (2020). COVID-19 and stock market volatility: an industry level analysis. *Finance Research Letters*, 37, 101748. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101748>
- Baker, S. R., Bloom, N., Davis, S. J., Kost, K., Sammon, M., & Viratyosin, T. (2020). The unprecedented stock market reaction to COVID-19. *The Review of Asset Pricing Studies*, 10(4), 742-758. <https://doi.org/10.1093/rapstu/raaa008>
- Berry, T. D., & Howe, K. M. (1994). Public information arrival. *Journal of Finance*, 49(4), 1331-1346. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1994.tb02456.x>
- Bollerslev, T. (1987). A conditionally heteroskedastic time series model for speculative prices and rates of return. *Review of Economics and Statistics*, 69(3), 542-547. <https://doi.org/10.2307/1925546>
- Burnham, K. P., & Anderson, D. R. (2002). *Model Selection and Multimodel Inferences: A Practical-theoretic Approach* (2nd ed.). Springer-Verlag.
- Chaudhary, R., Bakhshi, P., & Gupta, H. (2020). Volatility in international stock markets: an empirical study during COVID-19. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(9), 208. <https://doi.org/10.3390/jrfm13090208>
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 427-431. <https://doi.org/10.2307/2286348>
- 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>
- Engle, R. F., & Ng, V. K. (1993). Measuring and testing the impact of news on volatility. *The Journal of Finance*, 48(5), 1749-1778.
- Glosten, L., Jaganathan, R., & Runkle, D. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *Journal of Finance*, 48(5), 1779-1802. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb05128.x>
- Haroon, O., & Rizvi, S. A. R. (2020). COVID-19: Media coverage and financial markets behavior - A sectoral inquiry. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 27, 100343. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2020.100343>
- Hartwell, C. A. (2018). The effect of political volatility on capital markets in EU accession and neighbourhood countries. *Journal of Economic Policy Reform*, 21(4), 260-280. <https://doi.org/10.1080/17487870.2017.1311793>
- Higgins, D. M. (2013). The black swan effect and the impact on Australian property forecasting. *Journal of Financial Management of Property and Construction*, 18(1), 76-89. <https://doi.org/10.1108/13664381311305087>

- Ibrahim, I., Kamaludin, K., & Sundarasan, S. (2020). COVID-19, government response, and market volatility: evidence from the Asia-Pacific developed and developing markets. *Economies*, 8(4), 105. <https://doi.org/10.3390/economies8040105>
- Mazur, M., Dang, M., & Vega, M. (2020). COVID-19 and the March 2020 stock market crash. Evidence from S&P 1500. *Finance Research Letters*, 38, 161690. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101690>
- McPhillips, L. E., Chang, H., Chester, M. V., Depietri, Y., Friedman, E., Grimm, N. B., Kominoski, J. S., McPhearson, T., Méndez-Lázaro, P., Rosi, E. J., & Shafiei Shiva, J. (2018). Defining extreme events: a cross-disciplinary review. *Earth's Future*, 6(3), 441-455. <https://doi.org/10.1002/2017EF000686>
- Mitchell, M. L., & Mulherin, J. H. (1996). The impact of industry shocks on takeover and restructuring activity. *Journal of Financial Economics*, 41(2), 193-229. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(95\)00860-H](https://doi.org/10.1016/0304-405X(95)00860-H)
- Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 59(2), 347-370. <https://doi.org/10.2307/2938260>
- Onali, E. (2020). COVID-19 and Stock Market Volatility. *SSRN*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3571453>
- Papadamou, S., Fassas, A., Kenourgios, D., & Dimitriou, D. (2020). Direct and indirect effects of COVID-19 pandemic on implied stock market volatility: Evidence from Panel Data Analysis. MPRA Paper 100020, University Library of Munich, Germany.
- Piccoli, P., Chaudhury, M., Souza, A., & Vieira da Silva, W. (2017). Stock overreaction to extreme market events. *The North American Journal of Economics and Finance*, 41, 97-111. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2017.04.002>
- Sharma, M. (2012). Assessing the Impact of News on Volatility Using the News Impact Curve of EGARCH. *SSRN*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2085244>
- Taleb, N. (2009). *The black swan: The impact of the highly improbable*. (2nd ed.). Penguin Book.
- Wilhelmsson, A. (2006). GARCH forecasting performance under different distribution assumptions. *Journal of Forecasting*, 25(8), 561-578. <https://doi.org/10.1002/for.1009>
- Zakoian, J. M. (1994). Threshold heteroskedasticity models. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 18(5), 931-955. [https://doi.org/10.1016/0165-1889\(94\)90039-6](https://doi.org/10.1016/0165-1889(94)90039-6)
- Zaremba, A., Kizys, R., Aharon, D. Y., & Demir, E. (2020). Infected markets: novel coronavirus, government interventions, and stock return volatility around the globe. *Finance Research Letters*, 35, 101597. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101597>

NOTAS

¹Acessado de <https://www.worldometers.info/coronavirus/> em 30 de setembro de 2020.

CONTRIBUIÇÃO DOS AUTORES

O primeiro autor contribuiu para a conceituação, metodologia, análise de dados e redação do manuscrito.

O segundo autor contribuiu para a conceituação, revisou e editou o manuscrito.

AGRADECIMENTOS

Agradecemos as valiosas sugestões e comentários dos editores e revisores anônimos que nos ajudaram a melhorar nosso trabalho.

CONFLITOS DE INTERESSE

Os autores declaram que não há conflito de interesse em relação ao conteúdo exposto no trabalho.



APÊNDICE A: REPRESENTAÇÃO ECONÔMICA E NACIONAL DOS ÍNDICES MSCI

BBR
19

Número de Série	Índice MSCI	Representação Econômica	Representação do País
1	Global	Mercados Desenvolvidos	Austrália, Áustria, Bélgica, Canadá, Dinamarca, Finlândia, França, Alemanha, Hong Kong, Irlanda, Israel, Itália, Japão, Holanda, Nova Zelândia, Noruega, Portugal, Singapura, Espanha, Suécia, Suíça, Reino Unido e EUA.
2	Mercados Emergentes	Mercados Emergentes	Argentina, Brasil, Chile, China, Colômbia, República Tcheca, Egito, Grécia, Hungria, Índia, Indonésia, Coreia, Malásia, México, Paquistão, Peru, Filipinas, Polônia, Catar, Rússia, Arábia Saudita, África do Sul, Taiwan, Tailândia, Turquia e Emirados Árabes Unidos.
3	Mercados de Fronteira	Mercados de Fronteira	Bahrein, Bangladesh, Burkina Faso, Benin, Croácia, Estônia, Guiné-Bissau, Costa do Marfim, Jordânia, Quênia, Kuwait, Líbano, Lituânia, Cazaquistão, Ilha Maurício, Mali, Marrocos, Níger, Nigéria, Omã, Romênia, Sérvia, Senegal, Eslovênia, Sri Lanka, Togo, Tunísia e Vietnã.
4	BRIC		Brasil, Rússia, Índia e China
5	Pacífico	Mercados Desenvolvidos	Austrália, Hong Kong, Japão, Nova Zelândia e Cingapura.
6	América do Norte	Mercados Desenvolvidos	EUA e Canadá.
7	Europa	Mercados Desenvolvidos	Áustria, Bélgica, Dinamarca, Finlândia, França, Alemanha, Irlanda, Itália, Holanda, Noruega, Portugal, Espanha, Suécia, Suíça e Reino Unido.
8	EM Ásia	Mercados Emergentes	China, Índia, Indonésia, Coreia, Malásia, Paquistão, Filipinas, Taiwan e Tailândia.
9	EM Europa	Mercados Emergentes	República Checa, Grécia, Hungria, Polônia, Rússia e Turquia.
10	EM América Latina	Mercados Emergentes	Argentina, Brasil, Chile, Colômbia, México e Peru.
11	FM Ásia	Mercados de Fronteira	Bangladesh, Sri Lanka e Vietnã.
12	FM África	Mercados de Fronteira	Burkina Faso, Benin, Guiné-Bissau, Costa do Marfim, Quênia, Ilha de Maurício, Mali, Marrocos, Níger, Nigéria, Senegal, Togo e Tunísia.

507