



**SERVIÇO PÚBLICO FEDERAL
UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE
PRÓ-REITORIA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA**

PROGRAMA DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA VOLUNTÁRIA – PICVOL

**O comportamento da volatilidade nas ações das empresas da B3
não listadas no Ibovespa pós COVID-19**

Área do conhecimento: Administração Financeira
Subárea do conhecimento: Mercado de Capitais
Especialidade do conhecimento: Volatilidade das ações

Relatório Final
Período da bolsa: de 09/2021 a 08/2022

Este projeto é desenvolvido com bolsa de iniciação científica

PICVOL

Orientador: Antônio Vinícius Silva Caldas
Autor: Jessica Rodrigues Costa do Nascimento

SUMÁRIO

1	Introdução	3
2	Objetivos	4
3	Metodologia	4
4	Resultados e discussões	8
5	Conclusões	14
6	Perspectivas de futuros trabalhos.....	15
7	Referências bibliográficas.....	15

1 Introdução

O novo coronavírus (Covid-19) é uma doença agressiva que dobra o número de infectados a cada sete dias podendo causar pneumonia severa, parada respiratória e, em caso extremos, levar a óbito (GANDHI; LYNCH; DEL RIO, 2020; VELAVAN; MEYER, 2020). Segundo dados da Organização Mundial da Saúde (OMS, 2021), até 24/03/2021, a pandemia causada pela Covid-19 já havia contaminado 123.902.242 pessoas e ceifado 2.727.837 de vidas. Nesta data, Estados Unidos, Brasil e Índia lideravam os números de casos, e a nação brasileira apresentava 1,84 mais mortes do que a indiana.

Além dos transtornos causados às pessoas, o vírus também trouxe pânico aos mercados financeiros, principalmente no mês de março de 2020, quando ocorreram elevadas volatilidades nos índices, a exemplo do Ibovespa e do Dow Jones (GOVINDASAMY; SHANKAR, 2020). Sob este aspecto, Costa (2017) ensina que em um cenário negativo, a volatilidade tende a aumentar; ocorrendo o contrário quando as perspectivas são positivas.

Segundo Zhang, Hu e Ji (2020), alguns mercados financeiros responderam às volatilidades anormais provocadas pela Covid-19 com movimentos dramáticos, a exemplo do *circuit breaker*, ou seja, paralisações nas operações da bolsa por um tempo determinado. Segundo os autores, apenas no mês de março/2020, o mecanismo foi acionado quatro vezes nos Estados Unidos, nos dias 9, 12, 16 e 18. Nesta mesma linha, Smaniotto e Zanib (2020) informam que a Brasil, Bolsa, Balcão (B3) necessitou interromper as suas operações por seis vezes no citado mês, nos dias 9, 11, 12 (duas vezes), 16 e 18. A coincidência de dias de utilização do *circuit breaker* ratifica a assertiva de Ribeiro, Leite e Justo (2016) quanto à existência de uma forte correlação entre o Ibovespa e os índices internacionais, a exemplo do Dow Jones.

Partyka, Bergmann e Marcon (2020) destacam que no Brasil o *circuit breaker* é motivado quando o Ibovespa tem uma desvalorização igual ou superior a 10%. Os autores alertam ainda que antes da pandemia da Covid-19, em 18 de maio de 2017, a B3 se viu obrigada a acionar esse mecanismo de proteção devido à delação da empresa JBS, motivando uma queda de 10,47% na citada carteira teórica.

Caldas et al. (2021) analisaram o comportamento das empresas listadas na B3,

durante o período de 02 de janeiro de 2020 a 12 de maio de 2020, e constataram que a turbulência causada pela Covid-19 na B3 não afetou as empresas na mesma forma. Segundo os autores, as empresas listadas no Ibovespa, por apresentarem retornos mais negativos, sofreram mais o impacto da crise do que as demais.

Diante do exposto, este estudo tem a seguinte questão de pesquisa: qual o comportamento das volatilidades das ações das empresas listadas na B3, que não compõem o Ibovespa, durante o período de 30 de dezembro de 2019 a 31 de março de 2021?

Vislumbra-se com este estudo tornar mais claro o comportamento da volatilidade das empresas da B3 não listadas no Ibovespa no enfrentamento das crises, principalmente diante de movimentos dramáticos do mercado financeiro, a ponto de ser necessário recorrer a uma medida como o *circuit breaker*.

2 Objetivos

O objetivo deste estudo é analisar o comportamento das volatilidades das ações das empresas listadas na B3, que não compõem o Ibovespa, durante o período de 30 de dezembro de 2019 a 31 de março de 2021.

Para atingir o objetivo geral, foram delineados os seguintes objetivos específicos: a) criar um índice que expresse as performances das empresas analisadas; b) comparar o desempenho desse índice com o Ibovespa.

Neste sentido, foram levantadas as seguintes hipóteses:

H₁: A volatilidade estimada pelo GARCH para o período de março de 2020 foi superior para as empresas não listadas no Ibovespa do que para as listadas.

H₂: As empresas da B3 não listadas no Ibovespa apresentaram, em média, um retorno mais elevado durante os seis *circuit breakers* do mês de março de 2020.

H₃: Durante os momentos de *circuit breakers* de março de 2020, houve uma forte correlação entre os retornos das empresas da B3 não listadas no Ibovespa e os dos principais índices internacionais.

3 Metodologia

Este projeto possui uma abordagem descritiva, uma vez pretende analisar o comportamento das volatilidades das ações das empresas listadas na B3 que não compõem o Ibovespa, durante o período de 30 de dezembro de 2019 a 31 de março de 2021. Também se designa como quantitativo, haja vista ser aplicado em um fenômeno cujo impacto pôde ser mensurado e expresso numericamente (KOTHARI, 2004).

Para definição da amostra a ser utilizada na análise, inicialmente foi verificado que, em 28/03/2021, havia 390 companhias listadas na B3, mas que não compunham o Ibovespa (B3, 2021a). Em seguida, considerou-se que, pelo menos, 50% delas tivessem realizado transações no período analisado, ou seja, de 02 de dezembro de 2019 a 31 de março de 2021. É oportuno esclarecer que o intervalo de tempo escolhido abrangeu desde o primeiro dia útil do mês no qual se registrou o primeiro caso de Covid-19, segundo informações da OMS (2021), até a data da elaboração do projeto desta pesquisa.

Por meio do comando “svysampsi”, proposto por Linden (2013) para o software estatístico Stata, com uma margem de erro de 5% e um intervalo de confiança de 95%, foi definida uma amostra de 194 empresas. Essas foram escolhidas aleatoriamente, seguindo uma distribuição uniforme. Segundo Evans e Rosenthal (2004), deve-se fazer uso desta função quando se deseja que os elementos de uma amostra tenham as mesmas chances de serem escolhidos. Entretanto, das companhias selecionadas, apenas 100 apresentaram dados complementos relativos ao período de analisado.

Com relação à coleta de dados, as cotações dos preços para os cálculos dos retornos diários das 100 empresas selecionadas, bem como os retornos dos índices internacionais foram retirados do site Yahoo! Finance (Yahoo! Finance, 2021). Para o cálculo do retorno, foi utilizada a variação percentual entre os preços dos fechamentos de dois pregões subsequentes (Dantas, 2020).

Para o cálculo da volatilidade nos retornos das empresas analisadas foi utilizado o modelo da heteroscedasticidade condicional autoregressiva generalizada (GARCH). Segundo Brooks (2019), o GARCH tem ampla aplicação em séries temporais financeiras, como é o caso dos dados abordados nesta pesquisa. De acordo com Gujarati (2003), essas séries têm duas importantes características: a heterocedasticidade (os retornos das ações apresentam erros residuais cujas variâncias não são constantes) e os

aglomerados de volatilidade (períodos com grandes variações seguidos por momentos de relativa calma).

O GARCH foi proposto por Bollerslev (1986) como uma forma de sanar as limitações do modelo da heteroscedasticidade condicional autoregressiva (ARCH), a exemplo da impossibilidade da variância negativa, apresentado por Engle (1982). Tanto GARCH quanto o ARCH tem como pressuposto que a volatilidade varia no decorrer do tempo, sendo lineares em média, mas não em variância, e representam os choques internos que influenciam os retornos das ações.

Esta pesquisa utilizará o modelo GARCH (1,1), considerado mais simples, que é adequado mensurar a volatilidade dos dados, encontrando ampla utilização na literatura de finanças (BROOKS, 2019). Gujarati (2003) esclarece que a expressão (1,1) indica que existe um termo defasado do erro quadrado e outro das variâncias condicionais.

Segundo Bollerslev (1986), o GARCH (1,1) pode ser obtido por meio das seguintes equações:

$$Y_t = \mu + \alpha \varepsilon_t \quad (1)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (2)$$

Onde:

Y_t é a variável dependente;

μ representa a média histórica

σ_t^2 é a variância condicional no tempo t ;

α_0 , α_1 e β_1 são parâmetros do modelo;

ε_{t-1}^2 é erro residual quadrado do dia anterior (coeficiente do ARCH). Caso seja estatisticamente significativo a 5%, indica que as informações dos retornos anteriores podem influenciar a volatilidade presente;

σ_{t-1}^2 é variância condicional do dia anterior (coeficiente do GARCH). Caso seja estatisticamente significativo a 5%, indica que as volatilidades anteriores influenciam a volatilidade presente;

Segundo Koima et al. (2015, p. 110), a volatilidade pode ser encontrada por meio da equação:

$$V_L = \frac{\alpha_0}{1 - \alpha_1 - \beta_1} \quad (3)$$

Bollerslev (1986) explica que a V_L não pode ser negativa e α_0 tem que ser maior

do que zero para que o modelo seja heterocedasticidástico.

Antes de aplicar as equações (1) a (3), Brooks (2019) sugere que seja aplicado o teste do Multiplicador Lagrange de Engle (Teste LM) para verificar se os dados a serem analisados são compatíveis com o modelo ARCH, ou seja, se os retornos apresentam heterocedasticidade. Esse teste tem como hipótese nula a presença de homocedasticidade. Logo, para p-valor menor que 5%, rejeita-se a hipótese nula e os dados poderão ser utilizados.

Adkins e Hill (2011) ensinam que os retornos das ações apresentam uma distribuição leptocúrtica, caracterizada por uma curtose maior do que 3, o que, na prática, significa a existência de grandes flutuações nos preços. Logo, quanto maior a curtose, maior o risco envolvido, tendo em vista que representa a possibilidade de ocorrerem grandes ganhos ou perdas. Os autores informam ainda que um p-valor menor do que 5% indica a distribuição afasta-se significativamente da normal.

A variância condicional (σ_t^2), variável dependente, desta pesquisa será os retornos diários do índice a ser criado para expressar as performances das empresas da B3 não listadas no Ibovespa (Ifora). Como variáveis independentes, serão utilizados os retornos diários dos principais índices das bolsas de valores internacionais e dos países que compõem os BRICS, conforme Santamaria et al. (2019) e Banton e Mansa (2022), respectivamente, listados no Quadro 1.

Quadro 1 – Principais índices de bolsas de valores internacionais

Índices	Bolsa	Sede
AEX	Euronext	Holanda
CNX Nifty	National Stock Exchange of India	Índia
FTSE100	London Stock Exchange	Reino Unido
Hang-Seng	Hong Kong Stock Exchange	China
MOEX Rússia	Moscow Interbank Currency Exchange	Rússia
Nikkei 225	Tokyo Stock Exchange	Japão
S&P TSX	Toronto Stock Exchange	Canadá
S&P/ASX 200	Australian Securities Exchange	Austrália
S&P500	New York Stock Exchange	Estados Unidos

Fonte: Santamaria et al. (2019) e Banton e Mansa (2022).

É oportuno salientar que apesar de a África do Sul compor os BRICS (Brasil, Rússia, Índia, China e África do Sul), ela não é considerada no Índice Dow Jones BRIC 50 (BANTON; MANDA, 2022).

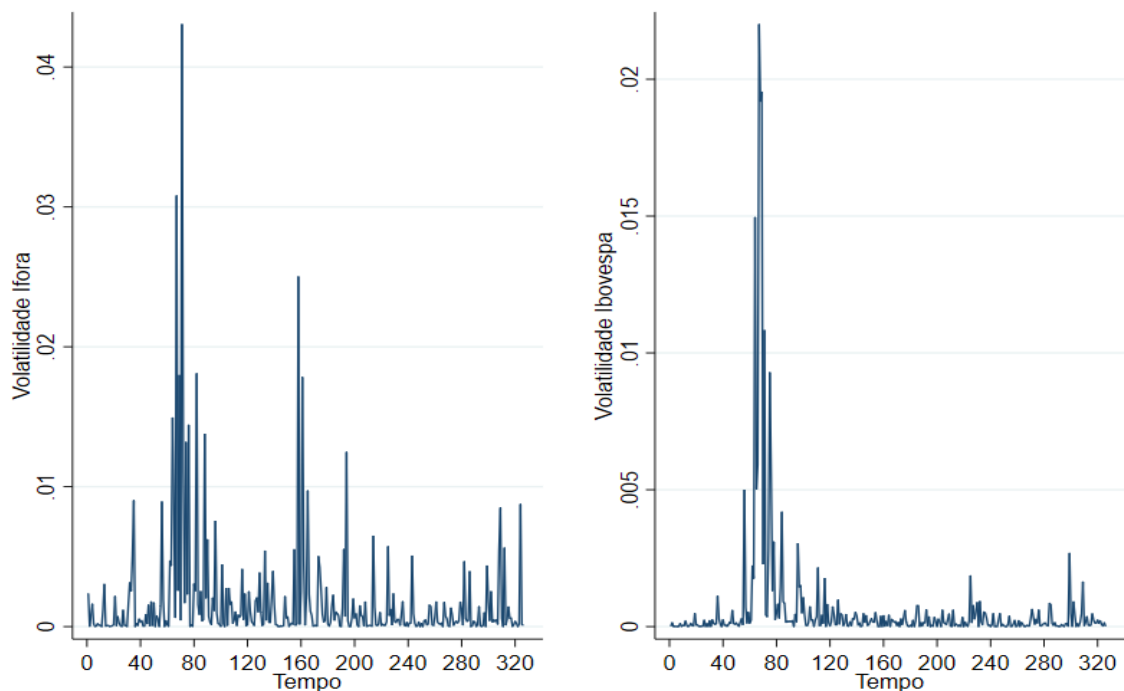
A modelo GARCH será utilizado para testar as hipóteses H1 e H2. Para o teste da H3, será utilizado o “teste t” pareado. Para Hamilton (2012) esse teste é indicado quando se deseja verificar a diferença entre as médias de dois grupos com a mesma quantidade de observações. A hipótese nula é que as médias são iguais, sendo rejeitada caso o p-valor seja menor do que 5%.

Para realização de todos os testes e tratamentos dos dados será utilizado o software estatístico Stata 17 e a planilha Excel.

4 Resultados e discussões

Gráficos retornos e resíduos

Figura 1 – Volatilidades do Ifora e do Ibovespa



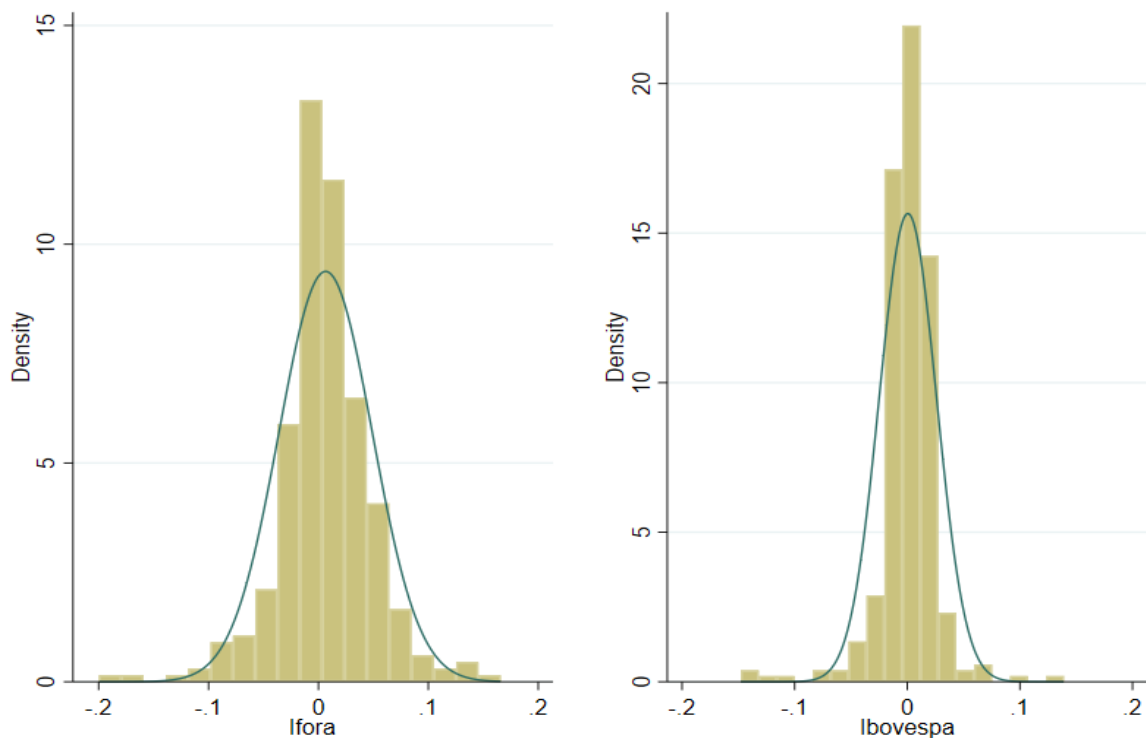
Fonte: Elaboração própria (2022).

Com base na Figura 1, durante o período analisado, as empresas que compuseram o Ifora apresentaram uma volatilidade mais elevada do que as que formaram o Ibovespa, tanto antes quanto depois das ocorrências dos *circuit breakers*

(representadas pelas variâncias que aparecem um pouco antes do tempo 80).

A fim de saber se as séries temporais dos retornos dos índices Ifora e Ibovespa apresentavam heterocedasticidade, foi realizado o teste LM, cujos resultados rejeitaram a hipótese nula de não presença do efeito ARCH e a existência de aglomerados de volatilidade (*clustering volatility*), para ambos, com p-valores de 0,000 e 0,000 e *lags* 1, ratificando o comportamento observado na Figura 1. As distribuições dos retornos do Ifora e do Ibovespa foram caracterizadas como leptocurticas, por apresentarem curtoses de 6,41085 e 13,82646, respectivamente, conforme apresentado na Figura 2.

Figura 2 – Distribuições leptocurticas do Ifora e do Ibovespa



Fonte: Elaboração própria (2022).

Segundo Milone (2004), quanto maior a curtose, maior é a concentração das observações em torno no valor central, ou seja, menor a dispersão dos dados. É justamente o que pode ser observado na Figura 2. Os retornos no Ibovespa estão mais concentrados próximo à média; enquanto os do Ifora, mais distantes. Essa observação ratifica o observado na Figura 1, na qual se percebe o comportamento mais volátil dos retornos do Ifora. É oportuno lembrar que Damodaran (2015) ensina que a combinação

de elevadas curtoses e variâncias devem ser evitadas pelos investidores. Ao que parece, apenas o Ibovespa está seguindo essa lição, tendo em vista que apresentou, durante o período analisado, uma curtose mais elevada e uma menor volatilidade.

A fim de entender como os retornos e as volatilidades passadas influenciaram no comportamento da volatilidade atual do Ifora e do Ibovespa, foram realizadas as regressões GARCH (1,1), conforme Tabelas 1 e 2.

Tabela 1 – Resultados da regressão Ifora

Índice Ifora		Coeficiente	Erro Padrão	z	P>z	Intervalo de Confiança - 95%	
Ifora	Constante	0,0077395	0,0021675	3,57	0,000	0,0034912	0,0119878
ARCH	arch L1	0,1324183	0,0362388	3,65	0,000	0,0613916	0,203445
	garch L1	0,7743216	0,0613519	12,62	0,000	0,654074	0,8945692
	Constante	0,0001583	0,0000597	2,65	0,008	0,0000413	0,0002753

Fonte: Elaboração própria (2022).

Tabela 2 – Resultados da regressão Ibovespa

Índice Ibovespa		Coeficiente	Erro Padrão	z	P>z	Intervalo de Confiança - 95%	
Ibovespa	Constante	0,0019387	0,0009132	2,12	0,034	0,000149	0,0037285
ARCH	arch L1	0,3792996	0,0912788	4,16	0,000	0,2003965	0,5582027
	garch L1	0,4730511	0,1179979	4,01	0,000	0,2417795	0,7043227
	Constante	0,0000686	0,0000215	3,2	0,001	0,0000265	0,0001107

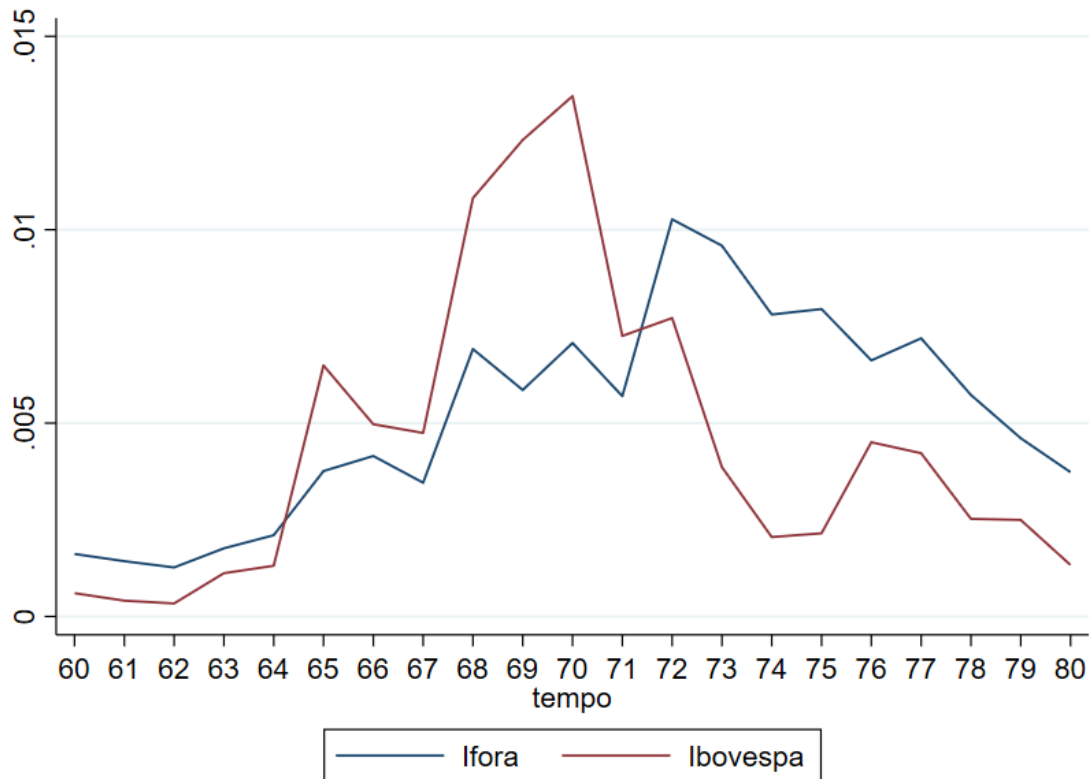
Fonte: Elaboração própria (2022).

A partir da Tabela 1, observa-se que o somatório do erro quadrado e da variância condicional defasados, ARCH L₁ e GARCH L₁, respectivamente, é próximo da unidade, 0,9067, o que implica, conforme ensinado por Schopohl, Wichmann e Brooks (2019), a

alta persistência dos choques para determinação da volatilidade. Neste mesmo sentido, Laurini (2002) atesta que quanto maior for a persistência, mais tempo vai levar para os efeitos dos choques passarem. Os coeficientes do ARCH e do GARCH foram significativos a um nível de 5%. De acordo com Adkins e Hill (2011), isso implica, que tanto os retornos quanto as volatilidades passadas das empresas que compõem o Ifora influenciam no valor da sua volatilidade atual.

De acordo com a Tabela 2, o somatório dos coeficientes do ARCH L_1 e GARCH L_1 foi de 0,8524. Os retornos passados influenciam mais do que proporcionalmente na determinação da volatilidade do Ibovespa do que ocorreu com o Ifora. Observou-se ainda, mesmo sendo estatisticamente significativos a um nível de 5%, os valores das volatilidades passadas tiveram mesmo importância do que os do Ifora na determinação da variância atual.

O período de maior turbulência para as ações ocorreu, considerando o interstício analisado neste estudo, ocorreu no mês de março/2020, conforme pôde ser visto na Figura 1. O Gráfico 1 detalha o comportamento da volatilidade do Ifora e do Ibovespa.

Gráfico 1 – Volatilidades Ifora e Ibovespa em março de 2020

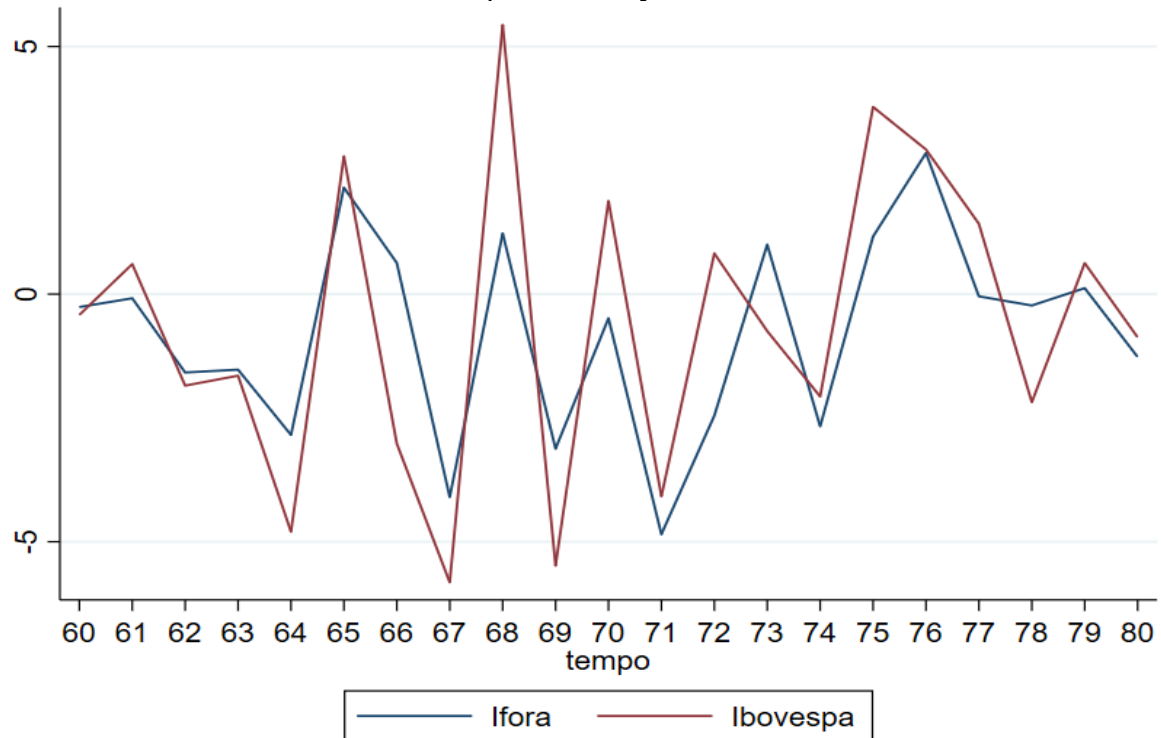
Fonte: Elaboração própria (2022).

Conforme dados de Smaniotto e Zani (2020), no mês de março/2020 ocorreram seis *circuit breakers*, nos dias 09, 11, 12, 16 e 18, motivados por elevadas perdas ocorridas no Ibovespa, todas superiores a 10%. No Gráfico 1, os momentos de ocorrências desse mecanismo de defesa da B3 estão representados entre os dias 64 (09/03) e 71 (18/03). Pode-se constatar que foi justamente neste intervalo que a volatilidade do Ibovespa superou a do Ifora. Diante deste comportamento frente à forte crise causada pelas incertezas do espalhamento da Covid-19, ratifica-se o estudo de Caldas et al. (2021) que identificaram um comportamento de eficiência de mercado do citado índice. Além disso, corrobora a assertiva de Costa (2017), com relação à majoração da volatilidade diante da ocorrência de crises.

Deste modo, a H_1 deste estudo, a volatilidade estimada pelo GARCH para o período de março de 2020 foi superior para as empresas não listadas no Ibovespa do que para as listadas, foi rejeitada, tendo em vista que a volatilidade do Ibovespa se mostrou mais elevada nos momentos em que ocorreram os seis *circuit breakers*.

Com relação à H₂, as empresas da B3 não listadas no Ibovespa apresentaram, em média, um retorno mais elevado durante os seis circuit breakers do mês de março de 2020, o Gráfico 2 apresenta os comportamentos dos retornos do Ifora e do Ibovespa.

Gráfico 2 – Retornos Ifora e Ibovespa em março de 2020



Fonte: Elaboração própria (2022).

A fim de facilitar o entendimento do Gráfico 2, os retornos do Ifora e do Ibovespa foram padronizados. Deste modo, valores negativos significam abaixo da média e positivos, acima. Os dias que ocorreram os *circuit breakers* estão representados pelos tempos 64 (09/03), 66 (11/03), 67 (12/03), 69 (16/03) e 71 (18/03). Pode-se observar que o Ibovespa apresentou desempenhos abaixo da média em todos esses momentos. O Ifora apresentou uma rentabilidade acima da média apenas no dia 11/03.

Segundo dados de Smaniotto e Zanib (2020), o mecanismo do *circuit breaker* foi acionado por duas vezes no dia 12/03 (tempo 67). Ao observar-se o Gráfico 2, percebe-se que foi justamente nessa data que o Ibovespa obteve o seu pior desempenho e iniciou o período de sua maior volatilidade, tendo em conforme pode ser visto no Gráfico 1.

Em todos os períodos em que ocorreram os *circuit breakers*, apenas no dia 18/03

(tempo 71), o Ifora obteve um desempenho mais abaixo da média do que o Ibovespa. O que faz como que se deva rejeitar a hipótese 2 deste estudo. Esse é um achado que contrasta como os resultados de Caldas et al. (2021), ao afirmarem que as empresas que compõem o Ibovespa receberam, em todos os momentos da crise de março de 2020, um impacto mais negativo do que as demais.

Para testar a H_3 , durante os momentos de circuit breakers de março de 2020, houve uma forte correlação entre os retornos das empresas da B3 não listadas no Ibovespa e os dos principais índices internacionais, foi realizada a análise das correlações seriais, conforme Tabela 3.

Tabela 3 – Matriz de correlação

Variáveis	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
(1) Ifora	1										
(2) Ibovespa	0,794	1									
(3) AEX	0,722	0,736	1								
(4) CNX Nifty	0,561	0,724	0,723	1							
(5) FTSE100	-0,092	0,384	0,121	0,020	1						
(6) Hang-Seng	0,929	0,932	0,749	0,549	0,226	1					
(7) IMOEX	0,137	-0,057	0,610	0,076	-0,101	0,076	1				
(8) Nikkei 225	0,683	0,927	0,799	0,921	0,281	0,779	0,042	1			
(9) S&P TSX	0,445	0,600	0,717	0,500	0,624	0,547	0,425	0,623	1		
(10) S&P/ASX 200	-0,590	-0,653	-0,744	-0,458	0,048	-0,691	-0,359	-0,613	-0,177	1	
(11) S&P 500	0,698	0,976	0,695	0,639	0,444	0,895	-0,062	0,882	0,525	-0,731	1

Fonte: Elaboração própria (2022).

5 Conclusões

O objetivo deste trabalho foi analisar o comportamento das volatilidades das ações das empresas listadas na B3, que não compõem o Ibovespa, durante o período de 30 de dezembro de 2019 a 31 de março de 2021.

Os principais resultados mostraram que durante o período em que ocorreram os *circuit breakers* a volatilidade das empresas não listadas no Ibovespa foi inferior do que a das listadas, mostraram que essas últimas sofreram com a turbulência do mercado. Em decorrência do maior risco, as empresas não listadas também alcançaram um retorno mais elevado. Percebeu-se ainda que os retornos do Ibovespa tiveram uma maior correlação com os índices internacionais do que os das não listadas.

6 Perspectivas de futuros trabalhos

A projeção futura é apresentar o projeto de pesquisa em evento científico institucional, da Universidade Federal de Sergipe. Apresentação em jornadas científicas e publicação de artigo.

7 Referências bibliográficas

ADKINS, L.C.; HILL, R.C. **Using Stata for principles of econometrics**. John Wiley & Sons, 2011.

BOLLERSLEV, T. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. **Journal of econometrics**, v. 31, n. 3, p. 307-327, 1986.

Brasil, Bolsa, Balcão. **Empresas listadas**. Disponível em:

http://www.b3.com.br/pt_br/produtos-e-servicos/negociacao/renda-variavel/empresas-listadas.htm . Acesso em: 15 mar. 2021c.

Brasil, Bolsa, Balcão. **Cotações históricas**. Disponível em:

http://www.b3.com.br/pt_br/market-data-e-indices/servicos-de-dados/market-data/historico/mercado-a-vista/cotacoes-historicas/. Acesso em 15 mar. 2021b.

BROOKS, C. **Introductory econometrics for finance**. Cambridge University Press, 2019.

CALDAS, A. V. S. et al. The effects of Covid-19 on the performance of the shares of B3's sectors. **Contextus – Revista Contemporânea de Economia e Gestão**, v. 19, p. 15-28, 25 jan. 2021.

COSTA, F.J.M. **Forecasting volatility using GARCH models**. 2017. 55 f. Thesis (Masters in Finance). School of Economics and Management, University of Minho,

Portugal, 2017.

DAMODARAN, A. **Applied corporate finance**. New York, Wiley: 2015.

Dantas, D. H. C. **Mercados de créditos e de capitais**. Editora Senac São Paulo, 2020.

ENGLE, R. F. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. **Econometrica: Journal of the econometric society**, p. 987-1007, 1982.

EVANS, M.J.; ROSENTHAL, J. S. **Probability and statistics: The science of uncertainty**. Macmillan, 2004.

GANDHI, R. T.; LYNCH, J. B.; DEL RIO, C. **Mild or moderate COVID-19**. New England Journal of Medicine, 2020.

GOVINDASAMY, P.; SHANKAR, K. U. COVID-19 and global financial markets with special focus to GDP growth projection, capital mobilization and performance of stock market. **Waffen-Und Kostumkunde Journal**. V. XI, VII, July, 2020.

GUJARATI, D. N. **Basic econometrics**. McGraw-Hill. New York, 2003.

HAMILTON, L. C. **Statistics with Stata: Version 12**: Cengage Learning. 2012.

KOTHARI, C. **Research methodology: Methods and techniques**. New Age International, 2004.

LAURINI, M.P. Medidas de persistência a choques e eficiência de mercado para a taxa de câmbio R\$/US\$. **Dissertação (Mestrado em Economia)**. Pós Graduação em Economia da Faculdade de Ciências Econômicas. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, RS, Brasil, 2002.

LINDEN, A. SVYSAMPSI: **Stata module to calculate sample size for a simple random survey with a dichotomous outcome**. 2013. Disponível em: <http://www.lindenconsulting.org> . Acesso em: 28 ago. 2020.

MILONE, G. **Estatística: geral e aplicada**. Pioneira Thomson Learning, 2004.

ORGANIZAÇÃO MUNDIAL DA SAÚDE. **Numbers at glance**. Disponível em : https://www.who.int/emergencies/diseases/novel-coronavirus-2019?gclid=EAlalQobChMliZ2Z0L7f6wIVI4aRCh0FTA8KEAAYASAAEgJum_D_BwE. Acesso em 24. mar. 2021.

PARTYKA, R. B; BERGMANN, B.; MARCON, R. Relacionamento com o governo e informação privilegiada: O caso da JBS no mercado de capitais brasileiro. **Revista Gestão Organizacional (RGO)**, v. 13, n. 3, 2020.

RIBEIRO, A. A. S.; LEITE, Á. R.; JUSTO, W. R. Cointegration and causality analysis of macroeconomic variables and Dow Jones on Ibovespa. **Revista de Administração da UFSM**, v. 9, n. 1, p. 121-137, 2016. <https://doi.org/10.5902/1983465911741> .

Santamaria, S.G. et al. Volatility spillovers among global stock markets: measuring total and directional effects. **Empir Econ** 56, 1581–1599 (2019). <https://doi.org/10.1007/s00181-017-1406-3>

SCHOPOHL, L.; WICHMANN, R.; BROOKS, C. **Stata Guide to Accompany Introductory Econometrics for Finance**. Cambridge University Press, 2019.

SMANIOTTO, E. N.; ZANI, J. **Circuit Breakers and Volatility: Evidence from High Frequency Data on Brazilian Stock Exchange**. Disponível em : https://www.researchgate.net/publication/342014244_Circuit_Breakers_and_Volatility_Evidence_from_High_Frequency_Data_on_Brazilian_Stock_Exchange. Acesso: 31. mar.

2020.

VELAVAN, T. P.; MEYER, C. G. **The COVID-19 epidemic**. Tropical medicine & international health, v. 25, n. 3, p. 278, 2020.

Yahoo! Finance. **Historical Prices**.

<https://finance.yahoo.com/quote/%5EBVSP/history?period1=1582848000&period2=1585699200&interval=1d&filter=history&frequency=1d> . Acesso em 15 mar. 2021.

ZHANG D.; HU M.; JI Q. Financial markets under the global pandemic of COVID-19.

Finance Research Letters. (2020). <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101528>

<https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101528>

Outras atividades

Não se aplica à presente pesquisa.