

# O EFEITO DA PANDEMIA DE COVID-19 NA VOLATILIDADE DO IBOVESPA: UMA ANÁLISE EMPÍRICA COM MODELOS ARCH

**Arthur Henrique Pinheiro Néo**

Bacharel em Ciências Econômicas pela Universidade do Estado do Rio Grande do Norte (Uern) e pós-graduando em Gestão Financeira: Controladoria, Auditória e Compliance da Fundação Getulio Vargas (FGV), mestrando em Economia Aplicada pelo Programa de Pós-Graduação em Economia (PPE) da Universidade do Estado do Rio Grande do Norte. Presidente da Liga de Investimentos InvestLab da Universidade Federal Rural do Semi-Árido (Ufersa). Consultor econômico-financeiro.

*E-mail:* arthurhpneo@gmail.com

 <https://orcid.org/0009-0009-1455-0496>

**Fábio Lúcio Rodrigues**

Bacharel em Ciências Econômicas pela Universidade do Estado do Rio Grande do Norte (Uern) e mestre e doutor em Economia Aplicada pela Universidade Federal da Paraíba (UFPB), com estágio pós-doutoral em Demografia na Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN). Professor do Departamento de Economia e do Programa de Pós-Graduação em Economia da Uern.

*E-mail:* prof.fabiolucio@gmail.com

 <https://orcid.org/0000-0001-5809-4044>



Este artigo está licenciado com uma Licença Creative Commons - Atribuição-NãoComercial 4.0 Internacional

**Como citar este artigo:** Néo, A. H. P., & Rodrigues, F. L. (2025). O efeito da pandemia de covid-19 na volatilidade do Ibovespa: Uma análise empírica com modelos ARCH. *Revista de Economia Mackenzie*, 22(1), 162-190. doi: 10.5935/1808-2785/rem.v22n1p.162-190

**Recebido em:** 31/10/2024

**Aprovado em:** 24/3/2025

## Resumo

Como a pandemia de covid-19 influenciou a volatilidade dos retornos do Ibovespa em seus diferentes períodos? Para responder a essa questão, este estudo teve como objetivo investigar os efeitos de reação, persistência, alavancagem e assimetria na volatilidade dos retornos do Ibovespa, utilizando modelos de volatilidade condicional. Com dados diários do índice entre 2018 e 2023, a análise foi segmentada em quatro fases: pré-pandemia, primeiro e segundo anos da pandemia e pós-pandemia. Os resultados indicam que, no início da pandemia, o mercado demonstrou alta sensibilidade a choques negativos, enquanto o efeito de persistência na volatilidade foi mais acentuado no período pós-pandemia. A análise revela que momentos de crise aumentam a volatilidade e intensificam a reação negativa do mercado a choques adversos, apoiando estratégias no mercado financeiro voltadas à gestão de risco e à mitigação de perdas em cenários de incerteza.

**Palavras-chave:** Análise de volatilidade; choques de mercado; Ibovespa; pandemia de covid-19; volatilidade condicional.

Classificação JEL: C58, G01, G15.

## INTRODUÇÃO

O mercado de capitais é um elemento fundamental para o desenvolvimento econômico de um país, facilitando a captação de recursos por empresas e governos para a realização de investimentos (Levine & Zervos, 1998). No contexto brasileiro, a B3 (Brasil Bolsa Balcão) é a principal instituição responsável pela intermediação de títulos e valores mobiliários, sendo um ator fundamental na economia nacional e global. Em 2017, a fusão entre a BM&FBovespa e a Cetip uniu esforços para fortalecer e expandir o mercado

financeiro brasileiro, criando um ambiente mais competitivo e transparente (B3, 2021).

Conforme apontado por Levine e Zervos (1998), o tamanho e a atividade do mercado de capitais de um país estão diretamente relacionados ao seu desenvolvimento econômico, já que esse mercado promove a criação de empresas e o crescimento empresarial. Além disso, o mercado de capitais tem um papel importante na atração de investimento estrangeiro, que traz ao país não só capital, mas também tecnologias que podem alavancar setores estratégicos (Bekaert & Harvey, 2000).

O Ibovespa, principal índice da B3, é um dos mais importantes indicadores econômicos do país, refletindo o desempenho das ações mais negociadas. Ele serve de referência tanto para investidores quanto para gestores de portfólios que utilizam o índice para avaliar o mercado e tomar decisões de investimento (Fortuna, 2019; Assaf Neto, 2021). A metodologia de composição do Ibovespa é baseada em critérios de liquidez, volume financeiro e ativos em circulação, e é revisada periodicamente para refletir as mudanças na dinâmica do mercado (Castro et al., 2019).

Em períodos de crise, como o da pandemia de covid-19, o mercado financeiro é particularmente suscetível a choques externos, o que acarreta maior volatilidade nos preços dos ativos. A volatilidade, definida como a intensidade das flutuações nos preços de ativos, é um fator fundamental na análise de risco e retorno dos investimentos (Ross et al., 2015). Modelos econométricos, como os da família *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (ARCH), têm sido amplamente utilizados para capturar os efeitos de volatilidade, como reação, persistência, assimetria e alavancagem, permitindo uma análise mais robusta dos mercados financeiros em períodos de incerteza (Engle, 1982).

Nesse sentido, o presente estudo tem como objetivo investigar a volatilidade do índice Ibovespa no período de 2018 a 2023, com foco nos efeitos da pandemia de covid-19. O estudo é dividido em quatro fases: pré-pandemia (2018-2019), primeiro ano pandêmico (2020), segundo ano pandêmico (2021) e pós-pandemia (2022-2023). Serão analisados os efeitos de reação, persistência, assimetria e alavancagem ao longo desses períodos, utilizando modelos da família ARCH. Essa análise pode contribuir para uma melhor compreensão das dinâmicas do mercado financeiro brasileiro e fornecer informações relevantes para investidores e formuladores de políticas públicas.

## 1

# REVISÃO DE LITERATURA

A volatilidade é um conceito central em estudos de mercado financeiro, sendo frequentemente definida como a magnitude das variações nos preços dos ativos ao longo do tempo. De acordo com Ross et al. (2015), a volatilidade representa um dos principais componentes do risco, afetando diretamente o retorno esperado pelos investidores. Diversos modelos econométricos têm sido desenvolvidos para capturar a volatilidade dos mercados, destacando-se a família de modelos ARCH, proposta por Engle (1982). Esses modelos têm como principal característica a capacidade de modelar a variância condicional dos retornos ao longo do tempo, sendo particularmente úteis para capturar os efeitos de choques nos mercados.

O estudo de Engle (1982) inaugurou uma nova abordagem na análise da volatilidade ao propor que a variância dos retornos poderia ser modelada de forma condicional, permitindo observar que a volatilidade não é constante, mas se ajusta a eventos de mercado. A partir dessa descoberta, diversos estudos passaram a explorar a aplicação desses modelos em mercados emergentes, como o brasileiro, para entender melhor as variações na volatilidade em momentos de crise ou mudanças econômicas significativas.

No Brasil, o Ibovespa, principal índice da bolsa de valores, tem sido amplamente estudado devido à sua relevância como indicador do desempenho das ações mais negociadas no mercado. O índice reflete as condições macroeconômicas do país e é frequentemente utilizado como parâmetro por investidores e gestores de fundos (Fortuna, 2019; Assaf Neto, 2021).

Pesquisas anteriores já exploraram a volatilidade do Ibovespa em diferentes contextos econômicos. Maciel et al. (2012) analisaram as flutuações do índice durante crises políticas e econômicas, utilizando modelos ARCH e GARCH para capturar a persistência da volatilidade. Os autores concluíram que eventos como a crise do *subprime* e as eleições presidenciais tiveram impactos significativos na volatilidade do índice, demonstrando que o mercado financeiro brasileiro é sensível a choques externos e internos.

Outro estudo relevante é o de Bekaert e Harvey (2000), que examinaram a volatilidade de mercados emergentes, incluindo o Brasil. Eles mostraram que a volatilidade nesses mercados tende a ser mais pronunciada do que em mercados desenvolvidos, devido à instabilidade política e econômica. Além disso,

eventos externos, como crises financeiras globais, impactam fortemente a dinâmica da volatilidade do Ibovespa.

Modelos da família ARCH foram amplamente utilizados para estudar a volatilidade do Ibovespa em períodos de crise. Silva (2020) utilizou variações desses modelos para investigar, entre outros choques, os efeitos da crise financeira de 2008 no Ibovespa, concluindo que a volatilidade aumentou significativamente durante o colapso financeiro global, mas retornou a níveis normais à medida que a crise foi controlada.

A crise econômica de 2015-2016 no Brasil também gerou estudos que aplicaram os modelos ARCH para medir a volatilidade do Ibovespa. Por exemplo, Lima et al. (2021) analisaram como a incerteza política e econômica decorrente do processo de *impeachment* da presidente Dilma Rousseff afetou a volatilidade do mercado. Eles descobriram que, durante períodos de incerteza política, a volatilidade do Ibovespa tende a ser mais alta e a persistir por mais tempo, o que resulta em maiores riscos para os investidores.

Além dos impactos generalizados, a volatilidade do Ibovespa afeta de maneira distinta diferentes setores do mercado. Estudos como o de Arévalo et al. (2023) analisaram a volatilidade setorial, identificando que setores mais sensíveis a mudanças nas políticas governamentais, como o de energia e infraestrutura, tendem a apresentar maiores variações nos preços de suas ações. A literatura aponta, portanto, que a volatilidade não é homogênea e que os impactos variam conforme o setor e o tipo de ativo analisado.

Eventos extremos, como crises econômicas ou políticas, são frequentemente mencionados como gatilhos de volatilidade. Contudo, há uma escassez de estudos que focam o impacto de pandemias ou crises de saúde global sobre a volatilidade do mercado financeiro. Embora algumas pesquisas tenham sido realizadas sobre os impactos econômicos de crises anteriores, como a Sars e o H1N1, poucos estudos se concentraram na análise empírica de como pandemias afetam a volatilidade de índices como o Ibovespa (Bhuyan et al., 2010; David et al., 2021).

A pandemia de covid-19 trouxe uma nova realidade ao mercado financeiro global, incluindo o mercado brasileiro. No entanto, apesar de a crise ter sido amplamente estudada sob a ótica dos impactos econômicos gerais, como o desemprego e a desaceleração do crescimento econômico, há uma lacuna significativa na literatura quanto à análise empírica da volatilidade do Ibovespa durante esse período.

Estudos preliminares, como o de Porsse et al. (2020), exploraram os impactos econômicos gerais da pandemia no Brasil, mas o foco desses trabalhos tem sido a retração econômica e o aumento das desigualdades, em vez da volatilidade do mercado de ações. Modelos de previsão da volatilidade durante a pandemia são escassos e poucos aplicaram abordagens econometrísticas, como os modelos ARCH e suas variações, para investigar o comportamento do Ibovespa nesse contexto específico.

Diversos estudos abordaram a volatilidade do Ibovespa em diferentes contextos, como crises econômicas e políticas, utilizando modelos econometríticos avançados. No entanto, ainda há uma lacuna significativa no que diz respeito aos efeitos da pandemia de covid-19 sobre a volatilidade do índice. Este estudo se propõe a preencher essa lacuna, oferecendo uma contribuição empírica para o campo da economia financeira no Brasil.

## 2

## PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Os dados utilizados neste estudo foram coletados a partir da B3, com o auxílio da plataforma Yahoo Finance. A base de dados abrange informações diárias do índice Ibovespa para o período de 1º de janeiro de 2018 a 31 de dezembro de 2023. Esse intervalo foi escolhido para proporcionar uma análise abrangente dos efeitos da pandemia de covid-19 sobre a volatilidade do índice, considerando diferentes fases do contexto pandêmico e pós-pandêmico.

O período compreende quatro fases distintas do comportamento do mercado financeiro: o período pré-pandemia (2018-2019), o primeiro ano da pandemia (2020), o segundo ano da pandemia (2021) e o período pós-pandemia (2022-2023). A inclusão dos dois anos de pandemia permite avaliar os impactos iniciais e subsequentes da crise sanitária global sobre o Ibovespa, enquanto o período pós-pandemia oferece uma perspectiva sobre a recuperação e estabilização do mercado. A descrição detalhada de cada fase está sintetizada na Tabela 1, que apresenta os períodos analisados, com suas respectivas justificativas para a escolha desses intervalos temporais.

**Tabela 1**

**Descrição dos períodos analisados para a volatilidade do Ibovespa**

Período	Intervalo de análise	Justificativa
Pré-pandemia	1º/1/2018 – 31/12/2019	Analizar o comportamento do Ibovespa em um cenário de normalidade econômica, anterior à crise sanitária.
Primeiro ano da pandemia	1º/1/2020 – 31/12/2020	Avaliar o impacto inicial e as reações imediatas do mercado financeiro ao choque causado pela pandemia.
Segundo ano da pandemia	1º/1/2021 – 31/12/2021	Examinar a dinâmica do mercado em um contexto de adaptação gradual, marcado pela vacinação e reabertura.
Pós-pandemia	1º/1/2022 – 31/12/2023	Avaliar o processo de recuperação do mercado e a estabilização pós-crise, identificando novas tendências de volatilidade.

Fonte: Elaborada pelos autores.

A segmentação temporal descrita na Tabela 1 busca observar como o mercado reagiu ao longo de cada fase, capturando comportamentos importantes da volatilidade no Ibovespa durante e após a pandemia.

Para realizar a análise do comportamento do índice Ibovespa ao longo dos períodos selecionados, foram utilizados os valores ajustados. Conforme destacado por Assaf Neto (2021), o valor ajustado representa o preço original de um ativo, título ou índice, corrigido por eventos corporativos, como desdobramentos, dividendos ou fatores econômicos. Essa correção reflete o valor justo do ativo de forma mais precisa, eliminando possíveis distorções nos dados.

Após essa correção, os valores ajustados foram transformados em log-retornos, que são calculados com base no logaritmo natural da diferença entre o preço final e o preço inicial do ativo em dois períodos consecutivos. Matematicamente, essa transformação é representada pela seguinte fórmula:

$$r_t = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1}) \quad (1)$$

De acordo com Tsay (2005), a transformação de retornos simples para log-retornos é amplamente recomendada, pois aproxima a distribuição dos retornos de uma distribuição normal, facilitando a aplicação de diversas técnicas estatísticas. Além disso, essa transformação frequentemente resulta em

séries temporais estacionárias, uma característica fundamental para modelagem econométrica e previsão. A estacionariedade é essencial para garantir que as propriedades estatísticas dos dados, como a média e a variância, permanecem constantes ao longo do tempo, o que torna o comportamento dos ativos mais previsível.

Outro ponto relevante é que a volatilidade dos log-retornos é geralmente mais simples de modelar e prever do que a volatilidade dos retornos simples, particularmente em períodos marcados por grandes flutuações, como os ocasionados pela pandemia de covid-19.

Para modelar a volatilidade condicional do Ibovespa, são utilizados modelos da família ARCH e suas variantes, como o *Generalized ARCH* (GARCH), o *Exponential GARCH* (EGARCH) e o *Threshold GARCH* (TGARCH). Esses modelos permitem capturar a volatilidade ao longo do tempo e identificar padrões como reação, persistência, alavancagem e assimetria, relacionados às flutuações no índice.

O modelo ARCH, proposto por Engle (1982), assume que a variância dos erros de um modelo de séries temporais depende dos erros passados. A variância condicional ( $\sigma_t^2$ ) é estimada com base nos erros anteriores ( $\epsilon_{t-i}$ ), o que fornece uma medida de volatilidade para cada ponto no tempo. A equação básica do ARCH é dada por:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 \quad (2)$$

Onde  $\omega > 0$  é uma constante e  $\alpha_i \geq 0$  são os coeficientes dos erros passados. A soma dos coeficientes  $\alpha_i$  deve ser menor que 1 para garantir que a série seja estacionária, ou seja, que a variância permaneça dentro de limites controlados ao longo do tempo. No entanto, uma limitação do ARCH é a necessidade de incluir muitas defasagens de erros passados, o que pode levar a um modelo com muitos parâmetros, difícil de interpretar e com potencial sobreajuste (Bueno, 2011).

O efeito de reação refere-se à rapidez com que a volatilidade responde a novos choques. No modelo ARCH, esse efeito é capturado pelo coeficiente  $\alpha_i$ , que mede como a volatilidade responde a variações nos retornos passados. Quanto maior for  $\alpha_i$ , maior será a resposta da volatilidade a novos eventos.

Por sua vez, a persistência da volatilidade descreve quanto tempo ela permanece elevada após um choque. Esse efeito é mais bem capturado no modelo GARCH, que, além de considerar os erros passados, também inclui as variâncias passadas na equação da variância condicional. A equação do GARCH é dada por:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (3)$$

Na Equação (3), a soma dos coeficientes  $\alpha_i$  e  $\beta_j$  indica o grau de persistência da volatilidade. Um valor alto dessa soma implica que um choque terá efeitos de longo prazo na volatilidade, enquanto valores mais baixos indicam que a volatilidade retornará mais rapidamente aos níveis normais (Bueno, 2011).

No entanto, os modelos ARCH e GARCH assumem que choques positivos e negativos têm o mesmo impacto na volatilidade, o que muitas vezes não reflete a realidade dos mercados financeiros. Nos mercados, choques negativos (como quedas no preço de ativos) tendem a aumentar a volatilidade mais do que choques positivos de mesma magnitude. Esse fenômeno é conhecido como efeito de alavancagem e é capturado de forma mais eficaz pelo modelo EGARCH. O EGARCH modela o logaritmo da variância condicional, o que permite que choques positivos e negativos tenham impactos diferentes. A equação do EGARCH é dada por:

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{j=1}^p \beta_j \ln(\sigma_{t-j}^2) + \sum_{i=1}^q \alpha_i \left( \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right) + \sum_{k=1}^r \gamma_k \left( \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right)^2 \quad (4)$$

Na Expressão (4), o coeficiente  $\gamma_k$  ajusta a assimetria dos impactos dos choques. Se  $\gamma_k$  for negativo, o modelo capturará o efeito de alavancagem, indicando que choques negativos têm um impacto maior na volatilidade do que choques positivos. A assimetria, por sua vez, ocorre quando há diferenças nos impactos de choques positivos e negativos na volatilidade, e é representada por esses coeficientes assimétricos.

Finalmente, o modelo TGARCH foi desenvolvido para capturar diretamente o efeito de alavancagem. Nesse modelo, é introduzido um componente de limiar na equação da variância condicional, o que permite que choques negativos e positivos sejam tratados de forma diferente. A equação do TGARCH é dada por:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{k=1}^r \gamma_k d_{(\varepsilon_{t-k} < 0)} \varepsilon_{t-k}^2 \quad (5)$$

Em (5),  $d_{(\varepsilon_{t-k} < 0)}$  é uma variável *dummy* que assume valor 1 quando ocorre um choque negativo e 0 para choques positivos. O coeficiente  $\gamma_k$  captura o impacto adicional dos choques negativos na volatilidade, permitindo que o modelo se ajuste melhor às dinâmicas observadas nos mercados financeiros, onde notícias ruins tendem a aumentar a volatilidade de maneira mais acentuada (Bueno, 2011).

Em síntese, neste estudo pretende-se identificar os possíveis efeitos de reação, persistência, alavancagem e assimetria no comportamento do Ibovespa durante a pandemia de covid-19. Os efeitos de reação referem-se à resposta imediata do Ibovespa a choques inesperados, como os eventos provocados pela pandemia, em que o mercado reage rapidamente às mudanças no cenário econômico. A persistência trata do tempo durante o qual a volatilidade permanece elevada após um choque, como as incertezas prolongadas causadas pela crise sanitária.

O efeito de alavancagem relaciona-se ao fato de que quedas bruscas no índice, típicas em períodos de crise, tendem a aumentar a volatilidade de forma mais acentuada do que aumentos de preços de magnitude semelhante. Por fim, a assimetria refere-se à diferença de impacto entre choques positivos e negativos, já que, no contexto da pandemia, choques negativos geralmente elevam mais a volatilidade do que os positivos (Rodrigues, 2020).

## 3

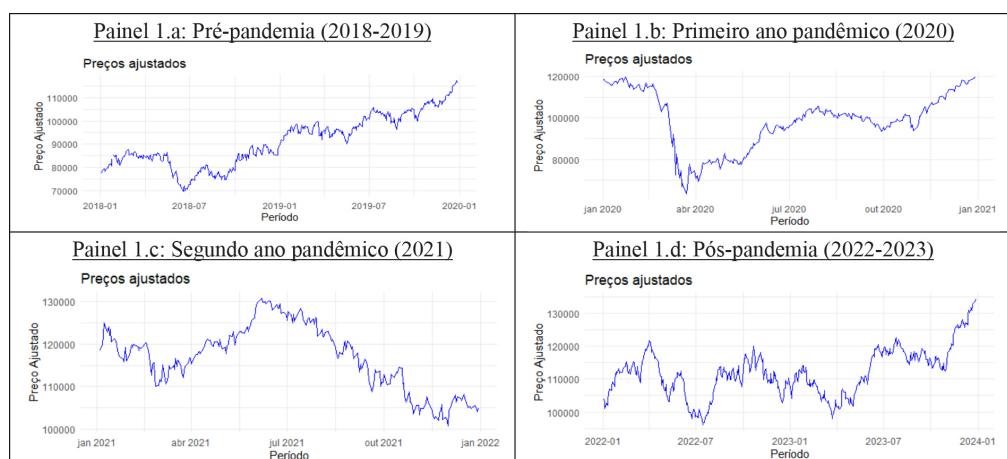
# APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

A presente pesquisa se propõe a identificar e analisar os possíveis efeitos de reação, persistência, alavancagem e assimetria no comportamento da volatilidade do índice Ibovespa durante os diferentes períodos da pandemia de covid-19. São utilizados modelos econométricos da família ARCH para capturar a dinâmica da volatilidade condicional e compreender como o índice respondeu a choques associados à pandemia. Nesta seção, serão apresentados os resultados obtidos a partir da aplicação dos modelos, destacando-se os principais padrões observados em cada um dos períodos analisados.

Os gráficos da Figura 1 mostram a evolução da série temporal dos preços ajustados do índice Ibovespa no período de 1º de janeiro de 2018 a 31 de dezembro de 2023. Para facilitar a análise, os dados foram divididos em quatro intervalos distintos: pré-pandemia, primeiro ano pandêmico, segundo ano pandêmico e pós-pandemia. Cada gráfico cobre um desses períodos específicos, com dados diários, o que permite observar a evolução do índice ao longo do tempo e as flutuações que ocorreram em cada uma dessas fases.

**Figura 1**

Evolução dos preços ajustados do índice Ibovespa (2018-2023)



Fonte: Elaborada pelos autores.

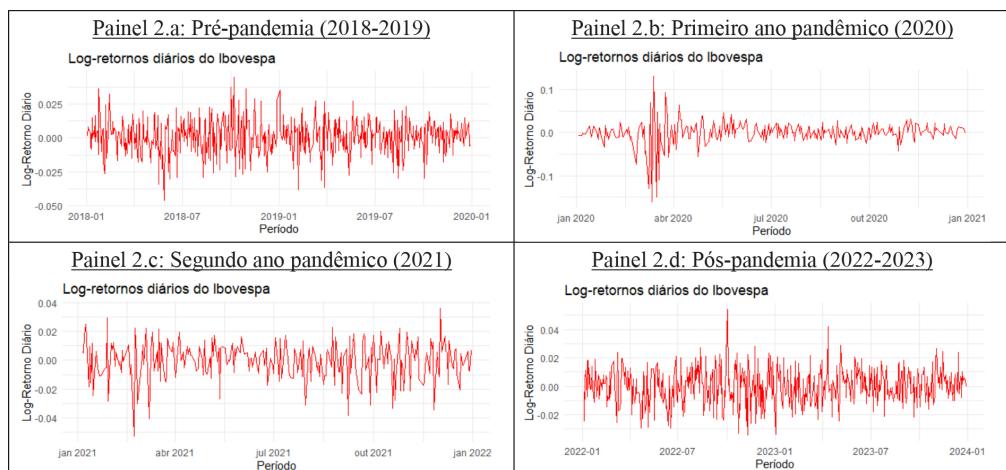
A Figura 1 mostra que, durante o período pré-pandemia, houve uma tendência de alta gradual ao longo do tempo, com algumas oscilações, destacando-se uma queda acentuada no meio de 2018. No entanto, o índice recuperou-se e atingiu patamares mais elevados ao final do período. É possível identificar ciclos de alta e baixa de curta duração, com o índice oscilando em torno da tendência de crescimento.

No primeiro ano da pandemia, a tendência de alta foi abruptamente interrompida por uma forte queda em meados de março de 2020, início da crise sanitária no Brasil. Após essa queda, observou-se uma rápida recuperação, com o índice voltando aos níveis pré-pandêmicos do período anterior. No segundo ano da pandemia, o comportamento do Ibovespa tornou-se mais volátil, oscilando entre altas e baixas, com um pico no meio de 2021, seguido por uma queda acentuada até o final do ano. Por fim, no período pós-pandemia, o índice não apresentou uma tendência clara, com muitas oscilações ao longo do tempo. No entanto, há sinais de uma leve tendência de alta ao final do período analisado.

A Figura 2 apresenta os log-retornos diários do Ibovespa, uma medida que expressa a variação percentual do índice de forma contínua. O uso dos log-retornos facilita a análise estatística e a comparação entre os diferentes períodos, proporcionando uma visão mais precisa das flutuações do índice ao longo do tempo.

**Figura 2**

### Log-retornos diários do índice Ibovespa (2018-2023)



Fonte: Elaborada pelos autores.

Ao longo do período pré-pandemia, entre 2018 e 2019, foram registradas 494 observações. Os log-retornos diários do Ibovespa, apresentados no painel 2.a, oscilaram em torno de zero, com picos positivos e negativos que indicam volatilidade, refletindo dias de ganhos e perdas. No entanto, a maior parte dos retornos concentrou-se em uma faixa entre -0,025 e 0,025, sugerindo que as variações diárias foram relativamente pequenas durante a maior parte desse período.

No primeiro ano pandêmico, em 2020, foram analisadas 247 observações. O painel 2.b mostra uma alta volatilidade especialmente em meados de março, quando os retornos variaram de -0,1 a 0,1. Esse comportamento reflete a incerteza e a rápida mudança de expectativas dos investidores quanto aos impactos da pandemia na economia. Ao final desse período, a média dos log-retornos aproxima-se de zero. No segundo ano pandêmico, conforme ilustrado no painel 2.c, foram observadas 246 variações ao longo do ano, com oscilações mais acentuadas, situando-se entre aproximadamente -0,04 e 0,2, indicando uma volatilidade significativa durante o período. Por fim, no período pós-pandemia, apresentado no painel 2.d, foram registradas 497 observações. Durante esse período, os log-retornos do Ibovespa continuaram a exibir alta volatilidade, refletindo as incertezas e oscilações características do cenário econômico pós-crise.

A Tabela 2 apresenta as estatísticas descritivas do índice Ibovespa para os quatro períodos de análise.

**Tabela 2**

Estatísticas descritivas dos retornos diários do índice Ibovespa em diferentes períodos (2018-2023)

Períodos	Média	Mediana	Variância	Desvio padrão
Pré-pandemia	0,0008	0,0010	0,0001	0,0127
Primeiro ano da pandemia	0,0025	0,0005	0,0008	0,0287
Segundo ano da pandemia	- 0,0005	0,0006	0,0001	0,0132
Pós-pandemia	0,0005	0,0002	0,0001	0,0121

Fonte: Elaborada pelos autores.

Os resultados da Tabela 2 mostram que, no período pré-pandemia, o retorno médio diário do Ibovespa foi de aproximadamente 0,0008, com um desvio padrão de 0,0127, o que indica um nível moderado de volatilidade. Esse desvio padrão reflete variações relativamente controladas nos retornos durante esse período de normalidade econômica. No primeiro ano da pandemia, a média dos retornos diárias foi positiva, em torno de 0,0025. No entanto, o desvio padrão aumentou para 0,0287, o que indica uma volatilidade significativamente maior em comparação ao período anterior, refletindo as incertezas e turbulências causadas pela crise sanitária e suas consequências econômicas.

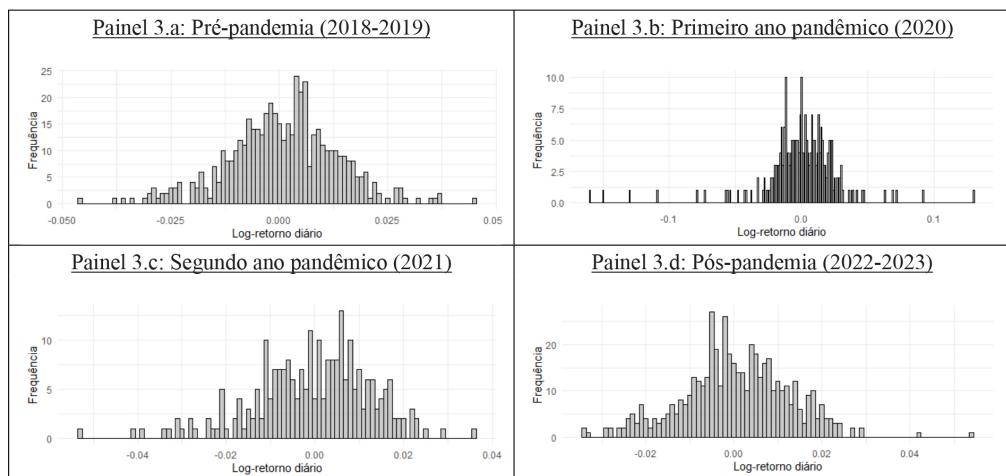
Durante o segundo ano da pandemia, a média dos retornos diárias apresentou uma leve tendência negativa, em torno de -0,0005, sugerindo uma fase de maior instabilidade. O desvio padrão desse período foi de 0,0132, indicando que, apesar da volatilidade ainda presente, o nível de variação foi mais moderado em comparação ao primeiro ano pandêmico.

No período pós-pandemia, o retorno médio diário voltou a ser positivo, em torno de 0,0005. O desvio padrão foi de 0,0121, evidenciando um nível moderado de volatilidade, semelhante ao período pré-pandemia, sugerindo uma certa estabilização do mercado após os principais choques provocados pela pandemia.

A Figura 3 apresenta o histograma dos log-retornos diárias do índice Ibovespa nos quatro períodos analisados. Observa-se que a distribuição dos log-retornos varia significativamente entre os períodos pandêmicos e não pandêmicos, refletindo a dinâmica do mercado em diferentes cenários econômicos.

**Figura 3**

**Histograma dos log-retornos diários do índice Ibovespa em diferentes períodos (2018-2023)**



Fonte: Elaborada pelos autores.

Nos períodos pré-pandêmico (2018-2019) e pós-pandêmico (2022-2023), a distribuição dos log-retornos aproxima-se de uma distribuição normal, o que sugere um mercado operando em condições mais estáveis. Nesses períodos, os retornos diários flutuam em torno de uma média com desvios relativamente previsíveis, o que é típico de mercados com fluxo de informações eficiente e investidores reagindo de maneira racional às mudanças.

Em contraste, nos períodos pandêmicos (2020-2021), a distribuição dos log-retornos se afasta da normalidade, evidenciando um aumento significativo na volatilidade e incerteza no mercado. A pandemia, sendo um evento sem precedentes na economia global, provocou grandes oscilações nos preços dos ativos e retornos dos investimentos, refletindo as profundas incertezas econômicas e sanitárias que afetaram o comportamento dos investidores.

Para todos os modelos da família ARCH, foi ajustado previamente um modelo Autorregressivo Integrado de Média Móvel (*Autoregressive Integrated Moving Average* –ARIMA). O uso de um modelo ARIMA ajuda a modelar e remover a autocorrelação presente nos dados, o que é fundamental, pois o

modelo ARCH assume que os resíduos são exclusivamente heterocedásticos (variância condicional variável) e não autocorrelacionados.

Ao combinar ARIMA com ARCH, é possível capturar tanto os padrões de comportamento na média da série (nível) quanto as variações na volatilidade (variância). Isso resulta em previsões mais precisas, especialmente em séries temporais financeiras, em que a volatilidade pode mudar drasticamente ao longo do tempo. Esse ajuste é particularmente útil em situações como a análise do Ibovespa durante a pandemia, em que as condições do mercado flutuaram de forma significativa. A Tabela 3 apresenta os resultados detalhados para o período pré-pandemia.

**Tabela 3**

**Estimativas das variâncias condicionais do Ibovespa no período pré-pandemia (2018-2019)**

Especificações		Estimativas			
Média		ARMA (0,0)			
AR (0)		-----			
MA (0)		-----			
Variância		ARCH (1)	GARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	EGARCH (1,1)
$\omega$		0,0000 (0,000)	0,0000*** (0,0000)	0,0015** (0,0005)	-1,0538 (3,5631)
$\varepsilon_{t-1}^2$		0,9990*** (0,0033)	0,0590*** (0,0055)	0,0815*** (0,0277)	
$\sigma_{t-1}^2$			0,8967*** (0,0127)	0,8200*** (0,0470)	
$d_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2$				1,000* (0,5477)	
$ \varepsilon_{t-1}  /  \sigma_{t-1} $					- 0,1570 (0,2195)
$\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1}$					0,1291 (0,1720)
$\ln(\sigma_{t-1}^2)$					0,8802** (0,4062)

Nota. Significância (\*\*\*) < 1%; (\*\*) < 5%; (\*) < 10%. Erros-padrão entre parênteses.

Fonte: Elaborada pelos autores.

Os resultados das estimativas ARMA expostos na Tabela 3 indicam que não há padrões relevantes de dependência temporal na média dos retornos diários do Ibovespa no período pré-pandemia, ou seja, o comportamento dos retornos não apresenta autocorrelação significativa. Dessa forma, o foco principal da análise recai sobre a modelagem da volatilidade condicional, que captura como a volatilidade varia ao longo do tempo em resposta aos choques de mercado.

No modelo ARCH (1), observa-se que os choques passados têm um impacto muito forte na volatilidade atual. Isso significa que qualquer incerteza momentânea durante o período analisado tendia a amplificar a volatilidade, com os efeitos dos choques recentes se refletindo de maneira intensa no comportamento do Ibovespa. Esse resultado indica que, mesmo em um período relativamente estável, o mercado era altamente sensível a eventos inesperados.

O modelo GARCH (1,1) também mostra que os choques passados influenciam a volatilidade, mas de forma um pouco menos intensa em comparação com o modelo ARCH. Além disso, o GARCH destaca que a volatilidade tem uma forte persistência ao longo do tempo. Isso significa que, após um período de aumento na volatilidade, essa tendência tende a continuar por algum tempo, mesmo sem novos choques significativos. Esses resultados sugerem que, uma vez que a volatilidade aumenta, ela permanece elevada por um período antes de retornar a níveis normais.

No modelo TGARCH (1,1), além de capturar a persistência da volatilidade, observa-se um efeito de alavancagem. Isso significa que quedas nos preços dos ativos, como choques negativos, tendem a aumentar a volatilidade de maneira mais acentuada do que aumentos nos preços de mesma magnitude. Esse comportamento é comum em mercados financeiros, onde más notícias ou eventos negativos costumam gerar mais incerteza e volatilidade do que boas notícias (Bueno, 2011).

No modelo EGARCH (1,1) estimado para o período pré-pandemia, foram encontrados resultados semelhantes em termos de persistência da volatilidade ao longo do tempo. Além disso, o modelo EGARCH também captura a assimetria entre choques positivos e negativos, permitindo que se observe como eventos negativos têm um impacto maior na volatilidade do que eventos positivos. Esse modelo é especialmente útil para explicar a volatilidade em períodos de alta incerteza, como durante crises ou períodos de turbulência econômica (Bueno, 2011).

Em síntese, todos os modelos confirmam que a volatilidade do Ibovespa no período pré-pandemia era amplamente influenciada por choques passados,

com forte persistência ao longo do tempo. Além disso, os modelos TGARCH e EGARCH mostram que choques negativos tiveram um efeito desproporcionalmente maior sobre a volatilidade, destacando a sensibilidade do mercado a más notícias durante esse período.

Os resultados para o primeiro ano da pandemia estão expostos na Tabela 4, refletindo a dinâmica da volatilidade do Ibovespa durante esse período de alta incerteza e turbulência no mercado.

**Tabela 4**

**Estimativas das variâncias condicionais do Ibovespa no primeiro ano da pandemia (2020)**

Especificações	Estimativas					
	ARMA (0,2)					
MA (1)	- 0,2218** (0,1088)	- 0,1656** (0,0665)	- 0,0558 (0,0832)	- 0,0970 (0,0704)		
MA (2)	0,0740 (0,1402)	0,0190 (0,0820)	0,0439 (0,0765)	0,0379 (0,0774)		
Variância	ARCH (1)		GARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	EGARCH (1,1)	
$\omega$	0,0000 (0,0000)	0,0000* (0,000)	0,0018** (0,0009)	- 0,4218*** (0,1335)		
$\varepsilon_{t-1}^2$	0,9956*** (0,0026)	0,2026** (0,0920)	0,1979*** (0,0765)			
$\sigma_{t-1}^2$			0,7430*** (0,0868)	0,7514*** (0,0883)		
$d_{t-1}\varepsilon_{t-1}^2$					0,7039*** (0,2408)	
$ \varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1} $					- 0,1655** (0,0682)	
$\varepsilon_{t-1}/\sigma_{t-1}$					0,2960*** (0,0893)	
$\ln(\sigma_{t-1}^2)$					0,9482*** (0,0117)	

Nota. Significância (\*\*\*) < 1%; (\*\*) < 5%; (\*) < 10%. Erros padrão entre parênteses.

Fonte: Elaborada pelos autores.

Na parte de média expressa na Tabela 4, representada pelo modelo ARMA (0,2), observa-se que o componente de médias móveis (MA) apresenta significância nos lags 1 e 2. O coeficiente MA (1) é negativo, sugerindo que os retornos anteriores têm um efeito corretivo sobre os retornos atuais. Isso indica que, durante o primeiro ano da pandemia, havia uma certa “correção” no mercado, em que retornos negativos eram seguidos por retornos positivos e vice-versa. Esse comportamento é esperado em momentos de alta volatilidade, quando o mercado tenta ajustar as oscilações bruscas.

Em relação à variância, o modelo ARCH (1) mostra que os choques passados continuam a ter um impacto muito forte na volatilidade atual, refletindo a alta sensibilidade do mercado a choques recentes durante a pandemia. No entanto, no modelo GARCH (1,1), além dos choques passados, a variância condicional passada também tem um papel significativo na explicação da volatilidade. Isso evidencia uma maior persistência da volatilidade ao longo do tempo, sugerindo que os efeitos da incerteza se prolongaram durante todo o ano de 2020.

O modelo TGARCH (1,1) revela um efeito de alavancagem significativo, com o coeficiente  $d_{t-1}\epsilon_{t-1}^2$  mostrando que choques negativos aumentam mais a volatilidade do que choques positivos. Durante a pandemia, o mercado estava mais sensível a más notícias, como restrições econômicas, quedas no consumo e lockdowns, o que levou a uma maior volatilidade quando essas notícias eram divulgadas.

No modelo EGARCH (1,1), o coeficiente  $\ln(\sigma_{t-1}^2)$  indica uma persistência elevada da volatilidade, o que significa que o impacto da crise pandêmica foi duradouro, mantendo os níveis de incerteza elevados por um período prolongado. Além disso, os termos que capturam a assimetria entre choques positivos e negativos reforçam que o mercado reagiu mais fortemente a choques negativos, como eventos relacionados à pandemia, do que a notícias positivas.

Em resumo, os resultados do primeiro ano da pandemia indicam que a volatilidade do Ibovespa foi fortemente influenciada tanto pelos choques recentes quanto pela persistência ao longo do tempo. Além disso, os efeitos de alavancagem e assimetria mostram que o mercado reagiu de forma mais intensa a notícias negativas, ampliando a volatilidade durante momentos de incerteza.

Os resultados para o segundo ano da pandemia estão apresentados na Tabela 5 e apresentam o comportamento da volatilidade do Ibovespa em 2021, período marcado por recuperação econômica e ajustes após o primeiro impacto da pandemia.

**Tabela 5**

**Estimativas das variâncias condicionais do Ibovespa no segundo ano da pandemia (2021)**

Especificações		Estimativas			
Média		ARMA (0,1)			
MA (1)	- 0,1972*** (0,0534)	- 0,1920*** (0,0548)	- 0,1985*** (0,0581)	- 0,2200*** (0,0625)	
Variância	ARCH (1)		GARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	EGARCH (1,1)
$\omega$	0,0000 (0,0000)	0,0000*** (0,0000)	0,0004** (0,0002)	- 0,2463*** (0,0000)	
$\varepsilon_{t-1}^2$	0,9937*** (0,0037)	0,0533*** (0,0070)	0,0375** (0,0164)		
$\sigma_{t-1}^2$		0,9066*** (0,0151)	0,9395*** (0,0235)		
$d_{t-1}\varepsilon_{t-1}^2$			1,000 (0,7599)		
$ \varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1} $				- 0,0821*** (0,0115)	
$\varepsilon_{t-1}/\sigma_{t-1}$				- 0,0715*** (0,0073)	
$\ln(\sigma_{t-1}^2)$				0,9720*** (0,0000)	

Nota. Significância (\*\*\*)<1%; (\*\*) < 5%; (\*) < 10%. Erros padrão entre parênteses.

Fonte: Elaborada pelos autores.

O coeficiente de médias móveis (MA) é negativo e significativo, indicando que os retornos passados continuam a ter um efeito corretivo sobre os retornos atuais, semelhante ao observado no primeiro ano da pandemia. Essa dinâmica de correção, em que retornos negativos são seguidos por retornos positivos e vice-versa, sugere que o mercado ainda estava se ajustando aos choques passados, embora com uma volatilidade mais controlada em comparação ao primeiro ano.

Em relação à variância, o modelo ARCH (1) mostra que os choques passados ( $\varepsilon_{t-1}^2$ ) ainda têm um papel importante, com um impacto significativo na volatilidade atual. No entanto, no modelo GARCH (1,1), a persistência da volatilidade é ainda mais evidente. O coeficiente  $\sigma_{t-1}^2$  da variância passada é

alto, sugerindo que a volatilidade se manteve em níveis elevados ao longo do tempo, indicando que a incerteza do mercado, embora menos intensa que no primeiro ano, ainda estava presente.

O modelo TGARCH (1,1) revela que, embora a alavancagem ainda seja um fator, ela se torna menos relevante em comparação com o primeiro ano da pandemia, com o coeficiente  $d_{t-1}\epsilon_{t-1}^2$  não sendo significativo. Isso pode refletir uma menor sensibilidade a choques negativos, possivelmente devido ao progresso nas campanhas de vacinação e à reabertura econômica em várias partes do mundo, o que pode ter reduzido o impacto das más notícias no mercado.

No modelo EGARCH (1,1), observa-se novamente uma alta persistência da volatilidade, como indicado pelo coeficiente  $\ln(\sigma_{t-1}^2)$ . Além disso, os termos que capturam a assimetria mostram que os choques negativos continuam a ter um impacto maior do que os choques positivos, embora esse efeito assimétrico seja menos acentuado do que no primeiro ano da pandemia.

Os resultados do segundo ano da pandemia indicam que o Ibovespa ainda enfrentava volatilidade persistente, mas o impacto dos choques negativos foi menos intenso em comparação ao primeiro ano. A persistência da volatilidade sugere que os efeitos da pandemia continuaram a influenciar o mercado, mas o nível de incerteza foi moderado com a recuperação gradual da economia.

Os resultados para o período pós-pandemia estão expostos na Tabela 6 e expressam a volatilidade do Ibovespa em um contexto de recuperação econômica e estabilização dos mercados após os principais efeitos da pandemia.

**Tabela 6**

**Estimativas das variâncias condicionais do Ibovespa no período pós-pandemia (2022-2023)**

<b>Especificações</b>	<b>Estimativas</b>			
	ARMA (2,2)			
Média				
AR (1)	- 0,9863** (0,4122)	- 0,9849*** (0,2145)	- 1,0249*** (0,0177)	- 1,0348*** (0,0167)
AR (2)	- 0,7050** (0,2844)	- 0,7203*** (0,2228)	- 0,7447*** (0,0514)	- 0,7584*** (0,0324)
MA (1)	1,0635** (0,4138)	1,0619*** (0,2080)	1,0961*** (0,0200)	1,1050*** (0,0189)
MA (2)	0,7165** (0,3068)	0,7341*** (0,2285)	0,7563*** (0,0465)	0,7706*** (0,0291)
Variância	ARCH (1)	GARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	EGARCH (1,1)
$\omega$	0,0000 (0,0000)	0,0000 (0,0000)	0,0003 (0,0002)	- 0,2150*** (0,0041)
$\varepsilon_{t-1}^2$	0,1000*** (0,0014)	0,0209 (0,0156)	0,0326*** (0,0124)	
$\sigma_{t-1}^2$		0,9714*** (0,0168)	0,9478*** (0,0188)	
$d_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2$			0,8728 (0,7019)	
$ \varepsilon_{t-1}  /  \sigma_{t-1} $				- 0,0581** (0,0245)
$\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1}$				0,0603*** (0,0056)
$\ln(\sigma_{t-1}^2)$				0,9760*** (0,0000)

*Nota.* Significância (\*\*\*)<1%; (\*\*) < 5%; (\*) < 10%. Erros padrão entre parênteses.

Fonte: Elaborada pelos autores.

A Tabela 6 mostra que tanto os componentes autorregressivos (AR) quanto os de médias móveis (MA) são significativos. Os coeficientes AR (1) e AR (2) são negativos e indicam que os retornos passados continuam a exercer um efeito de correção sobre os retornos atuais, um padrão de ajuste que reflete uma resposta mais moderada e estável do mercado às variações diárias. Da mesma forma, os coeficientes MA (1) e MA (2) indicam que o efeito corretivo

também se reflete nos componentes de médias móveis, sugerindo que o mercado estava em um processo de ajuste mais gradual e menos volátil no período pós-pandemia.

Em relação à variância, o modelo ARCH (1) destaca que os choques passados ( $\epsilon_{t-1}^2$ ) têm um impacto muito forte na volatilidade atual, indicando que a sensibilidade do mercado a eventos imediatos continua alta, mesmo no período pós-pandemia. No modelo GARCH (1,1), além dos choques passados, a variância passada ( $\sigma_{t-1}^2$ ) tem uma influência muito significativa, revelando uma persistência elevada da volatilidade ao longo do tempo. Essa forte persistência sugere que o mercado, embora altamente sensível a choques recentes, também mantém os efeitos da volatilidade ao longo dos dias, o que é comum em períodos de transição após uma crise.

No modelo TGARCH (1,1), o coeficiente de alavancagem ( $d_{t-1}\epsilon_{t-1}^2$ ) não apresenta significância, o que indica que os choques negativos e positivos têm impactos semelhantes sobre a volatilidade. Esse comportamento sugere que, no período pós-pandemia, o mercado se estabilizou e respondeu de forma mais equilibrada a boas e más notícias, sinalizando uma fase de recuperação e menor sensibilidade a eventos negativos.

O modelo EGARCH (1,1) reforça essa interpretação, mostrando uma alta persistência da volatilidade ao longo do tempo com o coeficiente  $\ln(\sigma_{t-1}^2)$ . Os termos que capturam a assimetria também indicam que os impactos dos choques se mantêm equilibrados, embora ainda presentes, mas em um nível reduzido em relação aos anos pandêmicos. Isso reflete um mercado em recuperação, menos suscetível a flutuações intensas e em um estado mais próximo da normalidade.

Os resultados do período pós-pandemia revelam um Ibovespa com volatilidade moderada e persistente, que mantém os efeitos dos choques passados, mas reage de forma mais equilibrada e menos intensa aos choques diários. Essa fase pós-pandemia sugere uma recuperação gradual e um retorno à estabilidade nos retornos diários.

A Tabela 7 apresenta uma síntese dos efeitos de reação, persistência, alavancagem e assimetria na volatilidade do Ibovespa ao longo dos diferentes períodos analisados. Os efeitos apresentados na Tabela 7 incluem apenas os parâmetros estatisticamente significativos em cada período, com valores não significativos registrados como zero para facilitar a comparação.

**Tabela 7**

**Comparação dos efeitos de reação, persistência, alavancagem e assimetria na volatilidade do Ibovespa em todos os períodos analisados**

Período	Modelos	Reação	Persistência	Alavancagem	Assimetria
Pré-pandemia	ARCH	0,0990***	---	---	---
	GARCH	0,0590***	0,8967***	---	---
	TGARCH	0,0815***	0,8200***	1,0000*	---
	EGARCH	0	0,8802**	0	0
Primeiro ano de pandemia	ARCH	0,9956***	---	---	---
	GARCH	0,2026***	0,7430***	---	---
	TGARCH	0,1979***	0,7514***	0,7039***	---
	EGARCH	-0,1655**	0,9482***	0	0,2960***
Segundo ano de pandemia	ARCH	0,9937***	---	---	---
	GARCH	0,0533***	0,9066***	---	---
	TGARCH	0,0375***	0,9395***	0	---
	EGARCH	-0,0821***	0,9720***	0	-0,0715***
Pós-pandemia	ARCH	1,0000***	---	---	---
	GARCH	0	0,9714***	---	---
	TGARCH	0,0326***	0,9478***	0	---
	EGARCH	-0,0581**	0,9760***	0	0,0603***

Nota. Significância (\*\*\*)<1%; (\*\*)<5%; (\*)<10%. Erros padrão entre parênteses.

Fonte: Elaborada pelos autores.

Os resultados da Tabela 7 mostram que o efeito de reação, que mede a resposta imediata do mercado a choques, apresenta uma variação considerável ao longo dos períodos. No período pré-pandemia, todos os modelos, exceto o EGARCH, indicam um efeito de reação positivo, com o ARCH e TGARCH mostrando reações mais moderadas. Durante o primeiro ano da pandemia, o efeito de reação aumenta drasticamente, sobretudo nos modelos ARCH e TGARCH, sugerindo que o Ibovespa se tornou muito mais sensível a choques imediatos no início da crise sanitária, refletindo as incertezas do mercado. No segundo ano da pandemia, o efeito de reação permanece elevado, embora um

pouco menor que no ano anterior, mostrando que o mercado ainda estava reativo, mas em processo de adaptação. No período pós-pandemia, o efeito de reação atinge seu pico no modelo ARCH, enquanto diminui nos outros modelos, indicando que o mercado continuou reagindo rapidamente a eventos diárias, mas com uma sensibilidade menos intensa em alguns modelos. Esses resultados sugerem uma reatividade elevada do Ibovespa em períodos de crise, com uma lenta redução à medida que o mercado começa a se estabilizar.

O efeito de persistência, que mostra a continuidade da volatilidade após um choque, é elevado em todos os períodos, com uma tendência crescente conforme o mercado passa pela crise da pandemia e entra na fase de recuperação pós-pandemia. No período pré-pandemia, os modelos GARCH e TGARCH apresentam valores de persistência próximos, sugerindo um mercado com volatilidade prolongada, mas relativamente estável. Durante o primeiro ano da pandemia, a persistência é menor, possivelmente devido à intensidade e frequência dos choques iniciais. No segundo ano da pandemia, a persistência aumenta novamente em todos os modelos, especialmente no GARCH e EGARCH, indicando que a volatilidade provocada pelos choques da pandemia continua a impactar o mercado de forma prolongada. No período pós-pandemia, os modelos GARCH e EGARCH mantêm altos níveis de persistência, próximos de 1, refletindo uma recuperação contínua, mas lenta. Esse comportamento reforça que o Ibovespa tende a manter os efeitos de choques econômicos, especialmente após períodos de crise.

O efeito de alavancagem, que captura o aumento na volatilidade após choques negativos, é observado apenas em períodos críticos da pandemia e não aparece no período pós-pandemia, indicando que o mercado se torna mais sensível a quedas acentuadas apenas em momentos de extrema incerteza. No período pré-pandemia, o modelo TGARCH registra um leve efeito de alavancagem, sugerindo que, mesmo em tempos de estabilidade relativa, choques negativos causavam um aumento na volatilidade. Esse efeito torna-se mais acentuado no primeiro ano da pandemia no modelo TGARCH, refletindo a intensa reação do mercado a más notícias durante a crise. No segundo ano, o efeito de alavancagem desaparece nos modelos significativos, sugerindo que o mercado começou a equilibrar suas reações a notícias negativas e positivas. No período pós-pandemia, o efeito de alavancagem permanece ausente, indicando que o mercado se estabilizou e que os choques negativos não têm um impacto desproporcional sobre a volatilidade.

O efeito de assimetria, que indica que choques de diferentes sinais (positivos e negativos) têm impactos distintos na volatilidade, aparece principalmente

nos modelos EGARCH durante os anos da pandemia. No período pré-pandemia, a assimetria não é significativa, sugerindo uma resposta uniforme do mercado a choques, independentemente do seu sinal. No primeiro ano da pandemia, o EGARCH mostra um efeito assimétrico positivo, o que significa que choques negativos impactaram mais a volatilidade, algo esperado em um cenário de crise. No segundo ano da pandemia, o efeito de assimetria ainda é relevante, mas diminui em comparação com o ano anterior, indicando que o mercado começa a reagir de maneira mais equilibrada. No período pós-pandemia, o efeito de assimetria é baixo, mas presente, especialmente no EGARCH, o que sugere que o mercado voltou a uma resposta menos polarizada aos choques, um sinal de estabilização.

## CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo teve como objetivo investigar os efeitos de reação, persistência, alavancagem e assimetria na volatilidade do índice Ibovespa, analisando a resposta do mercado em diferentes fases: pré-pandemia, primeiro e segundo anos da pandemia de covid-19, e período pós-pandemia. Para alcançar esse objetivo, foram utilizados modelos da família ARCH – incluindo ARCH, GARCH, TGARCH e EGARCH – analisando as características da volatilidade condicional em momentos de estabilidade e crise econômica.

Os principais resultados evidenciaram variações significativas na volatilidade do Ibovespa ao longo dos períodos. Durante a pandemia, o efeito de reação foi acentuado, especialmente no primeiro ano, refletindo uma sensibilidade aumentada do mercado a choques imediatos e incertezas. Já o efeito de persistência, embora presente em todos os períodos, se intensificou no segundo ano de pandemia e no período pós-pandemia, sugerindo que os impactos da crise mantiveram a volatilidade elevada de forma prolongada, mesmo após a estabilização inicial. O efeito de alavancagem foi mais evidente no início da pandemia, indicando uma reação desproporcional do mercado a choques negativos, como notícias sobre restrições econômicas e incertezas quanto à recuperação. Por fim, o efeito de assimetria, mais forte nos anos pandêmicos, sugere que choques negativos tiveram maior impacto na volatilidade do que choques positivos, especialmente em momentos de maior incerteza, embora tenha se reduzido gradualmente no período pós-pandemia.

Os resultados contribuem para uma compreensão aprofundada da dinâmica do Ibovespa em cenários de crise, revelando que choques negativos e períodos de incerteza influenciam a volatilidade de maneira acentuada e prolongada. Além disso, destacam a capacidade dos modelos ARCH e suas variantes em capturar o comportamento da volatilidade condicional em diferentes contextos econômicos.

Como sugestão para pesquisas futuras, seria interessante expandir a análise para incluir variáveis macroeconômicas e políticas, como taxas de juros, inflação e decisões governamentais, que podem oferecer uma visão mais integrada dos fatores que influenciam a volatilidade em momentos de crise e recuperação. Além disso, a comparação com outros índices de mercados emergentes e desenvolvidos poderia complementar a análise, permitindo verificar se o comportamento do Ibovespa é um fenômeno isolado ou segue padrões globais em situações de crise.

## ***THE EFFECT OF THE COVID-19 PANDEMIC ON THE VOLATILITY OF THE IBOVESPA: AN EMPIRICAL ANALYSIS USING ARCH MODELS***

### **Abstract**

How did the covid-19 pandemic influence the volatility of Ibovespa returns across different periods? To address this question, this study aimed to investigate the effects of reaction, persistence, leverage, and asymmetry on the volatility of Ibovespa returns by applying conditional volatility models. Using daily index data from 2018 to 2023, the analysis was divided into four phases: pre-pandemic, first and second year of the pandemic, and post-pandemic. The results indicate that at the onset of the pandemic, the market demonstrated high sensitivity to negative shocks, while the persistence effect on volatility was more pronounced in the post-pandemic period. The analysis reveals that crises increase volatility and amplify the market's negative reaction to adverse shocks, supporting risk management and loss mitigation strategies within the financial market in times of uncertainty.

**Keywords:** Conditional volatility; covid-19 pandemic; Ibovespa; market shocks; volatility analysis.

## Referências

- Arévalo, J. L. S., Andrade, A. M. F., & Vendramin, E. O. (2023). Ibovespa's response to the behavior of oil and ore prices during the international crisis caused by covid-19. *Revista Finanzas y Política Económica*, 15(1), 21-43. <https://doi.org/10.14718/revfinanzpolitecon.v15.n1.2023.2>
- Assaf Neto, A. (2021). *Mercado financeiro*. Atlas.
- B3 (2021). *Histórico de adequações metodológicas dos índices*. <https://www.b3.com.br/data/files/6A/D6/BE/66/AC2238101E311E28AC094EA8/PT%20Historico-das-Adequacoes-Metodologicas%20Port%20Ago172022.pdf>
- Bekaert, G., & Harvey, C. R. (2000). Foreign speculators and emerging equity markets. *The Journal of Finance*, 55(2), 565-613. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00220>
- Bhuyan, R., Lin, E. C., & Ricci, P. F. (2010). Asian stock markets and the severe acute respiratory syndrome (SARS) epidemic: Implications for health risk management. *International Journal of Environment and Health*, 4(1), 40-56. <https://doi.org/10.1504/IEnvH.2010.033033>
- Bueno, R. D. L. S. (2011). *Econometria de séries temporais* (2a ed.). Cengage Learning.
- Castro, F. H., Eid Junior, W., Santana, V. F., & Yoshinaga, C. E. (2019). Fifty-year history of the Ibovespa. *Brazilian Review of Finance*, 17(3), 47-65. <https://doi.org/10.12660/rbfin.v17n3.2019.80028>
- David, S. A., Inácio Júnior, C. M., & Machado, J. A. T. (2021). The recovery of global stock markets indices after impacts due to pandemics. *Research in International Business and Finance*, 55, 101335. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2020.101335>
- 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>
- Fortuna, E. (2019). *Mercado financeiro: Produtos e serviços* (17a ed.). Elsevier.
- Levine, R., & Zervos, S. (1998). Stock markets, banks, and economic growth. *The American Economic Review*, 88(3), 537-558. <http://www.jstor.org/stable/116848>
- Lima, E., Beiruth, A., & Martinez, A. L. (2021). Financial cooperatives and commercial banks differences before and after the 2014-2016 Brazilian economic crisis. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3895987>
- Maciel, L., Silveira, R. L. F. D., Luna, I., & Ballini, R. (2012). Impacto dos contratos futuros do Ibovespa na volatilidade dos índices de ações no Brasil: Uma análise na crise do subprime. *Estudos Econômicos*, 42, 801-825.
- Porsse, A. A., Souza, K. B., Carvalho, T. S., & Vale, V. A. (2020). The economic impacts of covid-19 in Brazil based on an interregional CGE approach. *Regional Science Policy & Practice*, 12(6), 1105-1122. <https://doi.org/10.1111/rsp3.12354>

Rodrigues, F. L. (2020). Alavancagens e assimetrias da volatilidade dos preços do café no mercado brasileiro: Uma análise empírica. *Revista Conhecimento Contábil*, 10(1), 15-26. <https://doi.org/10.31864/rcc.v10i01.1921>

Ross, S. A., Westerfield, R. W., Jaffe, J., & Lamb, R. (2015). *Administração financeira* (10a ed.). AMGH.

Silva, C. A. G. (2020). Impacts of covid-19 pandemic and persistence of volatility in the returns of the Brazilian stock exchange: An application of the Markov regime switching GARCH (MRS-GARCH) model. *International Journal of Applied Economics, Finance and Accounting*, 8(2), 62-72. <https://doi.org/10.33094/8.2017.2020.82.62.72>

Tsay, R. S. (2005). *Analysis of financial time series*. John Wiley and Sons.