

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO  
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE DE  
RIBEIRÃO PRETO  
DEPARTAMENTO DE CONTABILIDADE  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CONTROLADORIA E CONTABILIDADE

**LUCAS PIMENTEL DE OLIVEIRA FILHO**

Mercado adaptativo e previsibilidade de retornos: evidências do mercado acionário brasileiro

Ribeirão Preto

2023

Prof. Dr. Carlos Gilberto Carlotti Júnior  
Reitor da Universidade de São Paulo

Prof. Dr. Fabio Augusto Reis Gomes  
Diretor da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto

Prof. Dr. Carlos Alberto Grespan Bonacim  
Chefe do Departamento de Contabilidade

Prof. Dr. Marcelo Botelho da Costa Moraes  
Coordenador do Programa de Pós-Graduação de Controladoria e Contabilidade

LUCAS PIMENTEL DE OLIVEIRA FILHO

**Mercado adaptativo e previsibilidade de retornos: evidências do mercado acionário  
brasileiro**

Versão Corrigida. A original encontra-se disponível na FEA-RP/USP

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Contabilidade da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo, para a obtenção do título de Mestre em Ciências.

Orientador: Prof. Dr. Marcelo Botelho da Costa Moraes

Ribeirão Preto

2023

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que seja citada a fonte.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001

#### FICHA CATALOGRÁFICA

OLIVEIRA FILHO, Lucas Pimentel de.

Mercado adaptativo e previsibilidade de retornos: evidências do mercado acionário brasileiro / Lucas Pimentel de Oliveira Filho; orientador: Marcelo Botelho da Costa Moraes. -- Ribeirão Preto, 2023.

78 p.

Dissertação (Mestrado) -- Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo.

1. Hipótese de Mercados Adaptativos. 2. Hipótese de Mercado Eficiente. 3. Comportamento de mercado. 4. Previsibilidade de retornos.

Nome: OLIVEIRA FILHO, Lucas Pimentel de

Título: Mercado adaptativo e previsibilidade de retornos: evidências do mercado acionário brasileiro

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Contabilidade da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo, para a obtenção do título de Mestre em Ciências.

Aprovado em:

Banca Examinadora

Prof. Dr.: \_\_\_\_\_ Instituição: \_\_\_\_\_

Julgamento: \_\_\_\_\_ Assinatura: \_\_\_\_\_

Prof. Dr.: \_\_\_\_\_ Instituição: \_\_\_\_\_

Julgamento: \_\_\_\_\_ Assinatura: \_\_\_\_\_

Prof. Dr.: \_\_\_\_\_ Instituição: \_\_\_\_\_

Julgamento: \_\_\_\_\_ Assinatura: \_\_\_\_\_



À minha família, fonte inesgotável de inspiração e suporte.

*“Whenever researchers found small money-making opportunities, they could be easily explained away by a variety of arguments, the most pervasive of which was the failure to adjust properly for risk.”*

Andrei Shleifer



## RESUMO

Oliveira Filho, L. P. Mercado adaptativo e previsibilidade de retornos: evidências do mercado acionário brasileiro. Dissertação (Mestrado) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto, Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto, 2023.

A teoria neoclássica de finanças há muito discute acerca da eficiência dos mercados e suas implicações para os agentes, como a impossibilidade de se obter retornos excedentes aos do mercado ajustados pelo risco, devido ao fato de as informações serem rapidamente refletidas nas cotações dos ativos. Não obstante, pesquisadores das áreas de economia comportamental e neuropsicologia conduziram pesquisas empíricas que evidenciaram vieses e heurísticas, como excesso de confiança e aversão a perdas, dos quais decorrem ineficiências sistemáticas de mercado, o que é inconsistente com a Hipótese de Mercado Eficiente (HME). Nesse contexto, a Hipótese de Mercados Adaptativos (HMA), formulada por Andrew Lo (2004 e 2005), propõe um *framework* que concilia a HME e as rupturas identificadas, adotando uma visão evolutiva para os mercados e seus agentes. De acordo com esta teoria, o grau de eficiência de um mercado relaciona-se com os fatores ambientais que o caracterizam, os quais oscilam ao longo do tempo e cujas interações resultam em períodos de ineficiência. Dentro deste contexto, o presente trabalho analisou a aderência da HMA no âmbito do mercado de capitais brasileiro, com o objetivo de observar oscilações no grau de eficiência ao longo do tempo. Visando tal tarefa, utilizou-se o método *Multifractal Detrended Fluctuation Analysis* e o expoente de Hurst generalizado, para fins de verificar o nível de persistência da série temporal e aferir o grau de eficiência do mercado em análise, especialmente antes e após o avanço no número de participantes pessoas físicas a partir de 2019 e a crise desencadeada pelo coronavírus no início de 2020. Os resultados obtidos apontam que o mercado local possui natureza multifractal, havendo discrepâncias entre a eficiência de mercado de curto e longo prazo dentro de uma mesma (sub)amostra. Conclui-se que o grau de eficiência do mercado acionário analisado oscila ao longo do tempo, conforme preconizado pela HMA, sendo impactado negativamente pelo evento do coronavírus, a despeito do aumento no número de participantes.

Palavras-chave: Hipótese de Mercados Adaptativos; Hipótese de Mercado Eficiente; comportamento de mercado; previsibilidade de retornos.

## ABSTRACT

Oliveira Filho, L. P. Adaptive market and returns predictability: evidence from the Brazilian stock market. Dissertation (Master's) - School of Economics, Administration and Accounting of Ribeirão Preto, University of São Paulo, 2023.

Neoclassical finance theory has long discussed market efficiency and its implications for agents, such as the impossibility of obtaining risk-adjusted excess returns due to information being quickly reflected in asset prices. Nevertheless, researchers in behavioral economics and neuropsychology have conducted empirical research revealing biases and heuristics, such as overconfidence and loss aversion, which result in systematic market inefficiencies, inconsistent with the Efficient Market Hypothesis (EMH). In this context, the Adaptive Markets Hypothesis (AMH), formulated by Andrew Lo (2004 and 2005), proposes a framework that reconciles the EMH and the identified ruptures, adopting an evolutionary perspective for markets and their agents. According to such theory, the degree of a market efficiency relates to environmental factors that characterize it, which fluctuate over time and whose interactions result in periods of inefficiency. Within this context, the present work analyzed the adherence of the AMH within the scope of the Brazilian capital market, with the objective of verifying oscillations in the degree of efficiency over time. Aiming at this task, the Multifractal Detrended Fluctuation Analysis method and the generalized Hurst exponent were used to verify the persistence level of the time series and to assess the degree of market efficiency under analysis, especially before and after the advance in the number of individual participants from 2019 and the crisis triggered by the coronavirus in early 2020. The results obtained point out that the local market has a multifractal nature, with discrepancies between short-term and long-term market efficiency within the same (sub)sample. It is concluded that analyzed stock market efficiency fluctuates over time, as proposed by the AMH, being negatively impacted by the coronavirus event, despite the increase in the number of market participants.

Keywords: Adaptive Markets Hypothesis; Efficient Market Hypothesis; market behavior; returns predictability.

## LISTA DE FIGURAS

<b>Figura 1</b> - Evolução do número de investidores pessoa física.....	19
<b>Figura 2</b> - Posição total (R\$ bi) e % do mercado - pessoas físicas.....	20
<b>Figura 3</b> - Taxa de juros (SELIC) - histórico .....	20
<b>Figura 4</b> - Evolução ADTV - Ações à vista (R\$ mi).....	21
<b>Figura 5</b> - IBOVESPA - 02/01/2018 a 01/02/2022 - fechamento semanal .....	22
<b>Figura 6</b> - Coeficiente de correlação serial contínuo de 5 anos do <i>S&amp;P Composite Index</i> .....	39
<b>Figura 7</b> - IBOVESPA diário - 02/01/1995 a 03/01/2022.....	45
<b>Figura 8</b> - Log-retornos diários - IBOVESPA.....	47
<b>Figura 9</b> - Distribuição - log-retornos IBOVESPA - 02/01/1995 a 03/01/2022 .....	48
<b>Figura 10</b> - Histograma dos log-retornos - IBOVESPA.....	49
<b>Figura 11</b> - QQ-plot - IBOVESPA .....	50
<b>Figura 12</b> - Função de flutuação multifractal $F_q(s)$ - amostra IBOV .....	58
<b>Figura 13</b> - Função de flutuação multifractal $F_q(s)$ - subamostra 1 .....	59
<b>Figura 14</b> - Função de flutuação multifractal $F_q(s)$ - subamostra 2.....	59
<b>Figura 15</b> - Espectro de singularidade - amostra IBOV .....	62
<b>Figura 16</b> - Espectro de singularidade - subamostra 1 .....	63
<b>Figura 17</b> - Espectro de singularidade - subamostra 2 .....	63

## LISTA DE TABELAS

<b>Tabela 1</b> - Variáveis selecionadas.....	53
<b>Tabela 2</b> - Distribuição - Teste KS .....	55
<b>Tabela 3</b> - Testes de Estacionariedade.....	55
<b>Tabela 4</b> - Modelo de Regressão Linear (OLS).....	56
<b>Tabela 5</b> - Teste de Significância ( <i>Bootstrap</i> ).....	57
<b>Tabela 6</b> - Expoente de Hurst generalizado para componentes de curto e longo prazo .....	60

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

<b>ACF</b>	<i>Autocorrelation Function</i>
<b>ADF</b>	<i>Augmented Dickey-Fuller</i>
<b>ADTV</b>	<i>Average Daily Trading Volume</i>
<b>APT</b>	<i>Arbitrage Pricing Theory</i>
<b>BDS</b>	Brock-Dechert-Scheinkman
<b>BM</b>	<i>Book-to-Market Ratio</i>
<b>CAPM</b>	<i>Capital Asset Pricing Model</i>
<b>DFA</b>	<i>Detrended Fluctuation Analysis</i>
<b>DJIA</b>	<i>Dow Jones Industrial Average</i>
<b>ETF</b>	<i>Exchange Traded Fund</i>
<b>FEAS</b>	<i>Federation of Euro-Asian Stock Exchanges</i>
<b>FEG</b>	Forma Espectral Generalizada
<b>HFT</b>	<i>High Frequency Trades</i>
<b>HMA</b>	Hipótese de Mercados Adaptativos
<b>HME</b>	Hipótese de Mercado Eficiente
<b>IBOVESPA</b>	Índice da Bolsa de Valores de São Paulo
<b>KPSS</b>	Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin
<b>K-S</b>	Kolmogorov-Smirnov
<b>MF-DFA</b>	<i>Multifractal Detrended Fluctuation Analysis</i>
<b>P/VPA</b>	Preço/Valor Patrimonial por Ação
<b>R/S</b>	<i>Rescaled Range</i>
<b>RVA</b>	Razão de Variância Automática
<b>SELIC</b>	Sistema Especial de Liquidação e de Custódia
<b>S&amp;P</b>	<i>Standard and Poor's</i>
<b>OLS</b>	<i>Ordinary Least Square</i>
<b>OMS</b>	Organização Mundial da Saúde

## SUMÁRIO

<b>1. INTRODUÇÃO .....</b>	<b>18</b>
1.1 Pergunta de Pesquisa .....	22
1.2 Objetivos.....	23
1.3 Hipóteses de Pesquisa.....	23
1.4 Justificativa e Contribuições.....	24
<b>2. REFERENCIAL TEÓRICO .....</b>	<b>26</b>
2.1 Hipótese de Mercado Eficiente.....	26
2.2 Economia Comportamental: Visão Crítica à HME .....	29
2.3 Hipótese de Mercados Adaptativos: Teoria e Evidências .....	35
2.4 O Ambiente Informacional e a Eficiência dos Mercados.....	40
2.5 Expoente de Hurst Aplicado em Séries Temporais Financeiras.....	41
<b>3. METODOLOGIA .....</b>	<b>45</b>
3.1 População e Amostra .....	45
3.2 Método de Análise dos Dados .....	50
3.3 Variáveis Seleccionadas .....	53
<b>4. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS .....</b>	<b>55</b>
4.1 Análise Descritiva da Série Temporal .....	55
4.2 Análise das Variáveis Seleccionadas .....	57
4.3 Análise dos Resultados.....	64
<b>5. CONCLUSÕES .....</b>	<b>67</b>
<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>70</b>

## 1. INTRODUÇÃO

A teoria neoclássica de finanças tem como um de seus pilares a Hipótese de Mercado Eficiente (HME), inaugurada por Eugene Fama (1965a e 1965b) e Paul Samuelson (1965), sendo a discussão do comportamento dos mercados e a compreensão acerca da precificação de seus ativos um tema tão popular quanto controverso.

Para os adeptos da HME, as informações disponíveis estão refletidas na cotação dos ativos financeiros, de modo que não seria possível superar os retornos do mercado ao longo do tempo, dadas as características racionais dos agentes atuantes.

Isso porque a HME se baseia em premissas como a racionalidade ilimitada dos agentes de mercado, derivada da teoria da Utilidade Esperada Subjetiva, bem como na ausência de custos de transação ou para obtenção de informações a respeito dos ativos transacionados – trata-se, pois, de um *framework* idealista.

Não obstante, notoriamente em períodos de crise econômica e momentos de pânico generalizado, os alicerces fundamentais sobre os quais a HME se suporta são postos à prova, vez que comportamentos irracionais dos agentes são evidenciados, afetando a precificação dos ativos, conforme largamente documentado<sup>1</sup>.

Contrapondo-se à racionalidade ilimitada do agente preconizada pela HME, desponta uma área de estudo representando uma interseção entre finanças e psicologia, a que se denomina Economia Comportamental, dedicada a analisar o comportamento dos agentes sob a ótica da tomada de decisões, mormente considerando os vieses cognitivos e heurísticas, buscando agregar conhecimento empírico à questão das decisões irracionais e subótimas em diversas situações (TVERSKY, KAHNEMAN, 1974, 1979, 1991; THALER, 1985).

Nesse mesmo diapasão, Lo (2004 e 2005) formulou a Hipótese de Mercados Adaptativos (HMA) - teoria que visa explicar os fenômenos mercadológicos com base nos conceitos biológicos de seleção natural, evolução, aprendizado e adaptação. Dentro de seu arcabouço, concebe-se o comportamento humano como resultante de uma combinação complexa de múltiplos sistemas de tomada de decisão, dentre os quais o raciocínio lógico é apenas um deles (LO, 2012).

Tal modelo, por sua vez, é consistente com a variabilidade no grau de eficiência dos mercados ao longo do tempo, de acordo com mudanças ambientais e outros fatores que

---

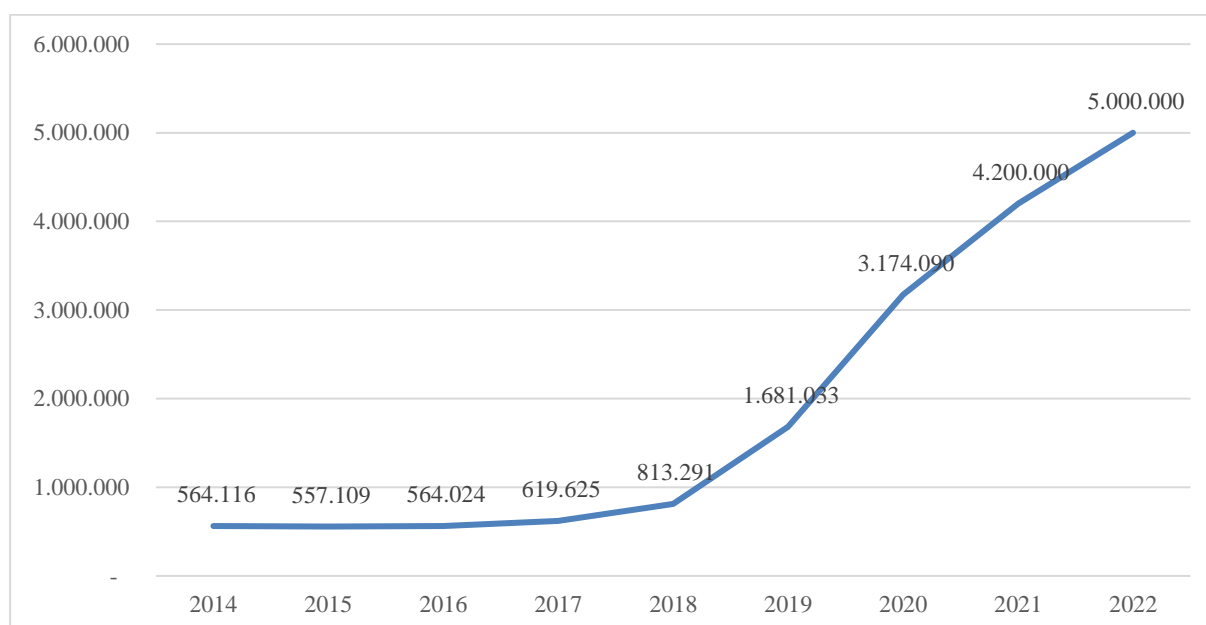
<sup>1</sup> Nesse sentido Campbell, Lo e MacKinlay (1997), Barberis e Thaler (2003) e Lo (2005).

impactam a tomada de decisão pelos agentes (LO, 2004 e 2005), conciliando a HME com as rupturas detectadas pelos pesquisadores de Economia Comportamental.

Ademais, com a maior integração dos mercados em nível global e o consequente aumento de sua complexidade, bem como considerando a evolução dos sistemas computacionais, observa-se maior volatilidade dos retornos, tornando a HMA mais consistente com um modelo econômico permeado de incertezas (DHANKAR, SHANKAR, 2016).

No que tange ao mercado acionário brasileiro, constatou-se um notável avanço no número de participantes pessoas físicas a partir de 2019, cuja base de 813.291 investidores cadastrados em 2018 saltou para 1.681.033 em 2019 e, em 2021, atingiu 4.200.000<sup>2</sup>.

**Figura 1** - Evolução do número de investidores pessoa física

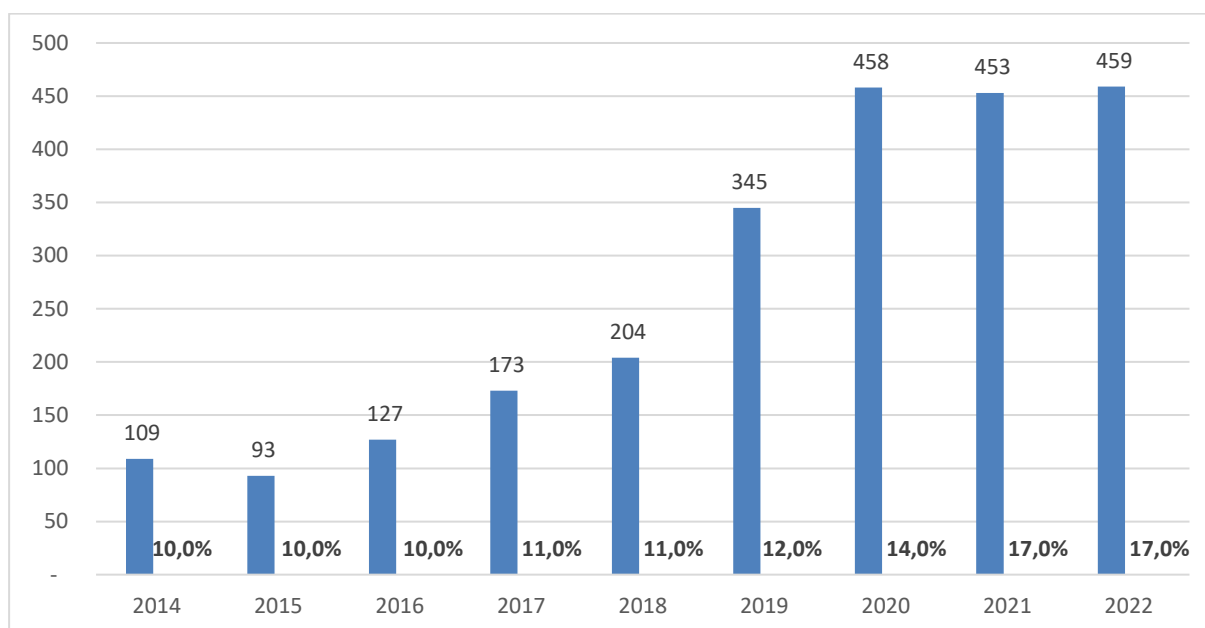


Fonte: B3 S.A. - Brasil, Bolsa, Balcão (2023), elaborado pelo autor.

O avanço no número desses participantes foi acompanhado pelo aumento na posição total detida, bem como em termos percentuais, saltando de 11% em 2018 para 17% em 2021, conforme evidenciado na Figura 2.

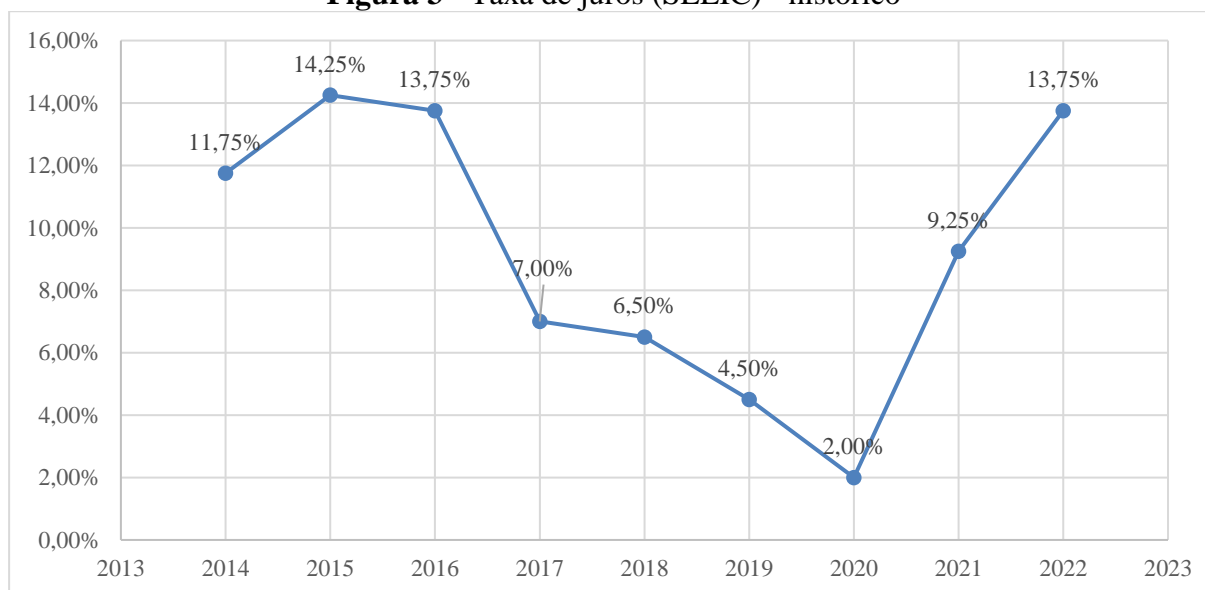
<sup>2</sup> B3 S.A. - Brasil, Bolsa, Balcão: *Uma Análise Da Evolução Dos Investidores Pessoas Físicas Na B3* (2020).  
B3 S.A. - Brasil, Bolsa, Balcão: *Pessoas físicas: uma análise da evolução dos investidores na B3* (2022).



**Figura 2 - Posição total (R\$ bi) e % do mercado - pessoas físicas**

Fonte: B3 S.A. - Brasil, Bolsa, Balcão (2023), elaborado pelo autor.

A taxa de juros é fator preponderante na tomada de decisão dos investidores, sendo que no período entre 2016 e 2020, o Brasil vivenciou ciclo de corte de juros que culminou na menor taxa da série histórica do Sistema Especial de Liquidação e de Custódia (SELIC) (2% a.a.), motivando os agentes a buscarem opções de investimentos mais rentáveis/atrativas, tal como o mercado acionário.

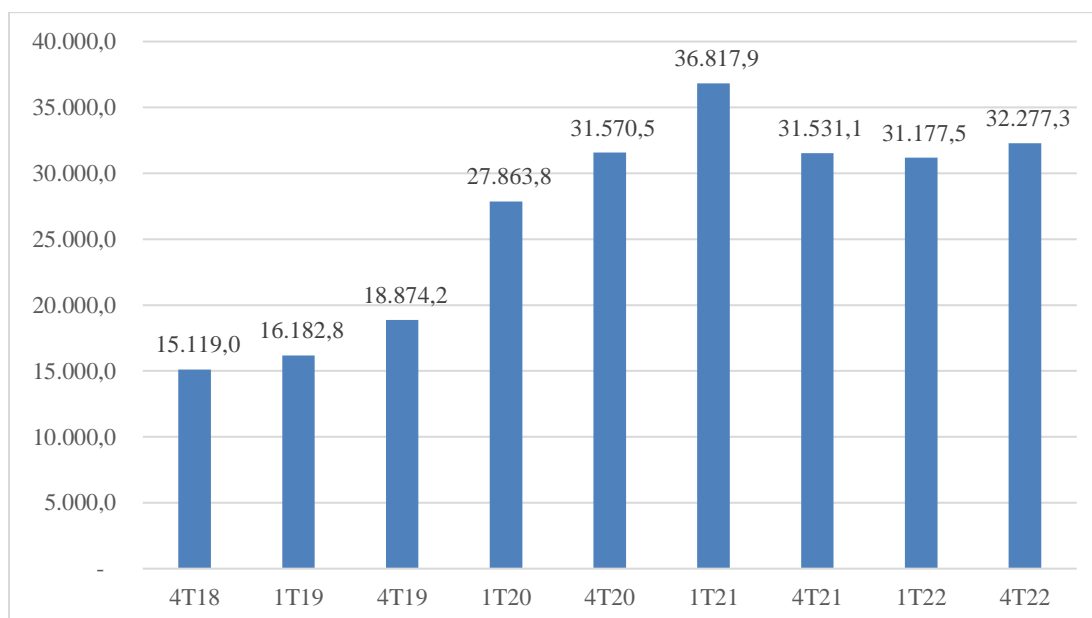
**Figura 3 - Taxa de juros (SELIC) - histórico**

Fonte: Banco Central do Brasil<sup>3</sup> (2023), elaborado pelo autor.

Em pesquisa conduzida pela B3 S.A. - Brasil, Bolsa, Balcão junto aos novos investidores individuais, constatou-se que os principais motivos que justificaram o aumento substancial de exposição em renda variável são: (a) aprender e acessar novas modalidades de investimento (38% dos participantes); (b) buscar produtos de investimento com maior rentabilidade (33%); e (c) baixa remuneração da poupança e queda na taxa de juros (11%)<sup>4</sup>.

No mesmo intervalo, a liquidez do mercado local foi impulsionada, em reflexo do aumento da base de investidores constatada, conforme se observa na Figura 4.

**Figura 4 - Evolução ADTV - Ações à vista (R\$ mi)**



Fonte: B3 S.A. - Brasil, Bolsa, Balcão (2023), elaborado pelo autor.

Ainda, há que se considerar que o período em questão coincidiu com o surto mundial de coronavírus, reconhecido pela Organização Mundial da Saúde (OMS) como pandemia em março de 2020<sup>5</sup>, de que decorreu uma série de *lockdowns* prolongados e quebras de cadeia de produção que atingiram toda a economia global, afetando os lucros das companhias nos mais diversos setores e gerando incertezas político-econômicas.

Tal acontecimento refletiu negativamente na cotação das companhias listadas, num primeiro momento, sendo que o IBOVESPA declinou de 118.573 pontos (fechamento de

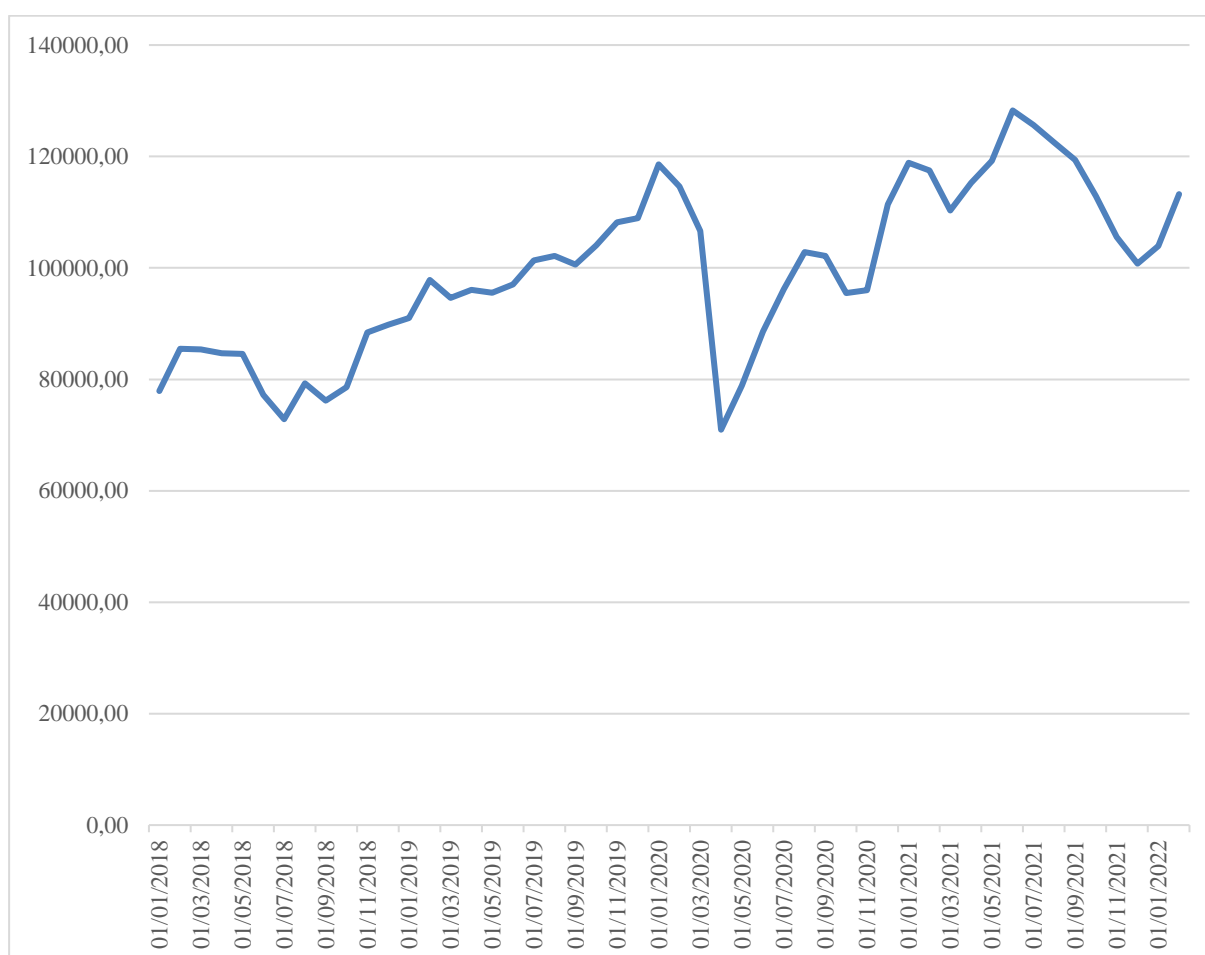
<sup>3</sup> Banco Central do Brasil: *Taxas de juros básicas – Histórico* (2023).

<sup>4</sup> B3 S.A. - Brasil, Bolsa, Balcão: *A Descoberta da Bolsa pelo Investidor Brasileiro* (2020).

<sup>5</sup> Mais informações em: <https://www.paho.org/pt/covid19/historico-da-pandemia-covid-19>.

02/01/2020) para 70.966 pontos (fechamento de 01/04/2020). Não obstante, uma rápida recuperação foi verificada, com a retomada do patamar dos 118.000 pontos em janeiro de 2021, atingindo os 128.267 pontos no fechamento de 01/06/2021, quando então se iniciou novo movimento de queda – vide Figura 5.

**Figura 5 - IBOVESPA - 02/01/2018 a 01/02/2022 - fechamento semanal**



Fonte: B3 S.A. - Brasil, Bolsa, Balcão (2023), elaborado pelo autor.

Nesse contexto, considerando o arcabouço teórico da HME e da HMA, pode-se questionar se, e em que medida, (i) a entrada dos novos participantes, (ii) o aumento de liquidez, (iii) bem como a crise decorrente do coronavírus e seus reflexos afetaram a dinâmica do mercado acionário brasileiro, especialmente no que tange à eficiência.

## 1.1 Pergunta de Pesquisa

Em síntese, o presente trabalho se dedica a analisar a dinâmica do mercado de ações brasileiro, notadamente considerando o aumento exponencial de novos participantes pessoas físicas, a liquidez e o contexto pandêmico em que inserido recentemente, a fim de perquirir sobre a aderência do mercado acionário local à HMA no período de recorte selecionado.

Segundo Lo (2012), os indivíduos não são nem perfeitamente racionais, como defendido pela HME, tampouco completamente irracionais, e sim dotados de inteligência, prospectivos, competitivos e adaptáveis às novas realidades econômicas.

Desse modo, este trabalho se propõe a responder às seguintes questões: a entrada dos novos participantes, associada ao aumento de liquidez, bem como a crise decorrente do coronavírus afetaram o ambiente mercadológico no que tange à sua eficiência? Pode-se afirmar que o grau de eficiência do mercado brasileiro é constante ao longo do tempo?

## 1.2 Objetivos

Perquirir acerca da aderência do mercado de capitais brasileiro à HME ou à HMA constitui objetivo primeiro deste trabalho. Nesse contexto, propõe-se, em primeiro plano, uma análise do padrão de comportamento da série de log-retornos verificados no mercado acionário brasileiro ao longo da janela temporal selecionada, consoante índice de mercado elegido como *benchmark* - o IBOVESPA.

Ademais, são objetivos deste trabalho verificar se o mercado acionário brasileiro oscila entre períodos de eficiência e ineficiência e se apresentou evolução no grau de eficiência no período selecionado, mormente considerando os fatores de aumento no número de investidores individuais e a crise socioeconômica desencadeada pela pandemia do coronavírus. A magnitude das oscilações e ineficiência de mercado, *a priori*, facultaria aos agentes a possibilidade de extrair retornos excedentes, o que é contrário aos preceitos da HME e consentâneo à HMA.

## 1.3 Hipóteses de Pesquisa

Conforme exposto, observou-se no contexto nacional um forte ciclo de corte da taxa de juros SELIC entre 2016 e 2020, aliado ao número crescente de participantes individuais no mercado acionário principalmente desde 2018, além da pandemia do coronavírus no início de 2020.

Conjuntamente considerados, estes fatores representam mudanças na dinâmica do mercado acionário, a partir dos quais se propõe analisar as seguintes hipóteses:

**H<sub>1</sub>:** O mercado de capitais brasileiro oscila entre períodos de ineficiência e eficiência.

**H<sub>2</sub>:** O aumento do número de investidores/liquidez contribuiu para maior grau de eficiência do mercado local.

**H<sub>3</sub>:** O impacto da crise do coronavírus afetou negativamente a eficiência do mercado.

Referidas hipóteses, ademais, baseiam-se em pressupostos da HMA, como será melhor abordado adiante, que propõe que a oscilação da eficiência do mercado se relaciona com características de seu ecossistema, como número de competidores (investidores), adaptabilidade dos participantes, entre outros fatores.

#### **1.4 Justificativa e Contribuições**

Os mercados de capitais têm sido objeto de estudos dedicados a analisar seu comportamento em termos de eficiência, a fim de verificar sua aderência à HME ao longo do tempo. Isso porque o afastamento de dado mercado em relação à referida hipótese – ainda que dentro de uma janela temporal - permitiria auferir ganhos excedentes de forma sistemática pelos participantes que detectassem tal ocorrência oportunamente.

*A priori*, é esperado que o estado de desenvolvimento socioeconômico de dado país repercuta no estágio evolutivo de seu mercado de capitais (HULL e MCGROARTY, 2014), e, portanto, em seu grau de eficiência.

No caso de países emergentes, como o brasileiro, este fenômeno foi objeto de pesquisa realizada por Chang et al. (2004), que rejeitou a HME em tais mercados entre o período de 1991 a 2004, em análise comparativa com os mercados norte-americano e japonês, em que a HME fora confirmada. A mesma conclusão foi ratificada por Medeiros (2005) e Silva et al. (2008) em relação aos períodos de 1994 a 2004 e 1995 a 2005, respectivamente, ao passo que Harvey (1995) relatou que mercados de economias emergentes são menos eficientes que mercados de economias desenvolvidas.

Por outro lado, há estudos que encontraram evidências que apontam um aumento na eficiência dos mercados de capitais brasileiro ao longo do tempo (TORRES et al., 2002; TABAK, 2003; ELY, 2011).

De todo modo, dada a condição de país emergente ainda ocupada pelo Brasil, aliada às características apresentadas pelo mercado de capitais nacional, como, exemplificativamente, a alta concentração das posições acionárias (CARVALHO e RIBEIRO, 2019; PEREIRA et al., 2018), um novo estudo que examine o grau de eficiência deste mercado encontra sua relevância e justificativa.

Como citado, o número de investidores individuais no mercado de capitais brasileiro apresentou grande crescimento a partir de 2018, período em que também se verificou a pandemia do coronavírus (2020), cujos efeitos socioeconômicos de grande impacto são notados mesmo após passados três anos de seu reconhecimento oficial pela OMS.

Ainda, Lo (2005) afirma que o novo paradigma proposto pela HMA é muito recente e carece de avanços de pesquisa, mormente por se tratar ainda de um *framework* primariamente qualitativo e descritivo.

Nesse contexto, este trabalho busca avançar no debate iniciado por Fama (1965a e 1965b) e Samuelson (1965) e, posteriormente, complementado pela HMA de Lo (2004 e 2005), especificamente no contexto brasileiro enquanto economia emergente, analisando o comportamento do mercado acionário local face às teorias em questão e técnicas elegidas.

Ademais, tem-se que o tema em debate e seus desdobramentos apresentam relevância tanto no âmbito acadêmico, à vista da literatura que aborda, como também para os agentes de mercado, vez que se propõe a enfrentar questão prática relativa às características dos retornos observados e, conseqüentemente, à possibilidade de se extrair retornos excedentes.

Isso porque, como já exposto, a HME consiste num dos pilares centrais da teoria moderna de finanças, cujas premissas embasam os mais difundidos modelos de apreçamento de ativos financeiros, tais como o modelo Black-Scholes, o *Capital Asset Pricing Model* (CAPM) e a *Arbitrage Pricing Theory* (APT). Assim, a constatação de memória de longo prazo na série temporal e conseqüente previsibilidade dos retornos implicaria na invalidação da HME *in casu*.

## 2. REFERENCIAL TEÓRICO

### 2.1 Hipótese de Mercado Eficiente

A característica dos mercados em refletir instantaneamente as informações nas cotações dos ativos publicamente negociados é objeto de controvérsia no campo das Finanças. Eugene Fama (1965a e 1965b) e Paul Samuelson (1965), pioneiros no desenvolvimento de teorias para explicar a flutuação aleatória das cotações como consequência da racionalidade dos mercados, são apontados como formuladores da HME.

Na definição de Fama (1970), a eficiência dos mercados se relaciona à sua capacidade em refletir todas as informações publicamente disponíveis:

*the ideal is a market in which prices provide accurate signals for resource allocation: that is, a market in which firms can make production-investment decisions, and investors can choose among the securities that represent ownership of firms' activities under the assumption that security prices at any time 'fully reflect' all available information. A market in which prices 'fully reflect' available information is called 'efficient'. (FAMA, 1970)*

Segundo o autor (1970), são condições suficientes, mas não necessárias, para que um mercado seja considerado eficiente: (a) não haja custos de transação nas negociações; (b) todas as informações públicas estejam gratuitamente disponíveis aos agentes de mercado; e (c) todos concordem nas implicações das informações atuais nos preços correntes e nas distribuições dos preços futuros de cada ativos.

Fama (1970) argumenta que, embora referidas condições não sejam empiricamente observadas nos mercados em sua plenitude, tal fato não impede, em si, a eficiência do mercado; trata-se, em verdade, de potencial causa de ineficiência cujos efeitos devem ser monitorados.

Inobstante, quanto mais eficiente o mercado, mais aleatória serão as alterações nas sequências de preços observadas e, portanto, o mercado mais eficiente será aquele em que as mudanças de preço são completamente aleatórias e não previsíveis (LO, 2004).

Assim, os preços dos ativos financeiros são comumente descritos como movimentos geométricos *Brownianos*, em que os retornos de um dado ativo seguem um processo *Gaussiano* decorrelacionado (COSTA e VASCONCELOS, 2003).

Sob tal arcabouço teórico, a HME preconiza que os preços dos ativos devem reagir e incorporar novas informações a respeito de seus fundamentos rápida e corretamente, de modo que agentes de mercado que recebam as informações com atraso não poderão obter retornos excedentes com estas (SHLEIFER, 2000).

Shleifer (2000) complementa que a HME se pauta em três premissas: (a) racionalidade dos agentes e na sua capacidade de precificar os ativos de acordo com novas informações/racionalmente; (b) efeito nulo das transações entre agentes não racionais, sem que haja afetação dos preços; (c) ação de arbitradores que eliminam os efeitos das transações realizadas por agentes irracionais e garante a assimilação das informações aos preços rapidamente.

Em qualquer cenário, importante destacar que a eficiência do mercado não se traduz em precificação perfeita e constante dos ativos financeiros (ASSAF NETO e LIMA, 2014); em verdade, trata-se de caracterizar o mercado como competitivo entre seus agentes, os quais tem conhecimento acerca das informações publicamente disponíveis. Isso implica que toda nova informação relevante será incorporada e refletida nas cotações dos ativos, cuja precificação se dá dinamicamente de acordo com as expectativas consensuais do mercado a seu respeito.

Dado o equilíbrio de mercado e as características citadas, preços que refletem adequadamente as informações disponíveis são definidos com o conceito de retorno em excesso, composto pela diferença entre o retorno realizado e o esperado (WIJST, 2013):

$$\varepsilon_{i,t+1} = \frac{P_{i,t+1} - P_{i,t}}{P_{i,t}} - \frac{E[P_{i,t+1}|\Phi_t] - P_{i,t}}{P_{i,t}} = \frac{P_{i,t+1} - E[P_{i,t+1}|\Phi_t]}{P_{i,t}}$$

Em termos reais, tem-se que o retorno em excesso é dado por:

$$\varepsilon_{i,t+1} = r_{i,t+1} - E[r_{i,t+1}|\Phi_t]$$

Logo, se as informações disponíveis estiverem refletidas nas cotações dos ativos, então não será possível auferir retornos anormais com qualquer tipo de estratégia utilizando-se das mesmas informações. É o que Fama (1970) formalizou como modelo *fair game*, em que não há obtenção de retornos superiores no mercado:

$$E[\varepsilon_{i,t+1}|\Phi_t] = 0$$



Adicionalmente, Fama (1970) descreve outros dois modelos de mercado: (a) *martingale*; e (b) *Random Walk*. O primeiro especifica a expectativa de retorno excedente modelando as propriedades de séries temporais de retornos ou preços (WIJST, 2013), em que os agentes apresentam expectativa constante acerca dos preços do ativo no momento  $t$ , dada ausência de novas informações:

$$E[P_{i,t+1}|\Phi_t] = P_{i,t}$$

Observa-se que tanto o *fair game* quanto o modelo *martingale* consideram apenas a perspectiva da expectativa dos retornos excedentes, sendo que ambos levam à igual conclusão, qual seja, de retorno esperado igual a zero, já que no modelo *martingale* o preço futuro esperado, descontado a valor presente, é igual ao preço atual do ativo.

Já o modelo *Random Walk* ou passeio aleatório aborda a eficiência dos mercados sob a ótica da distribuição da série de retornos e da imprevisibilidade do surgimento de novas informações, de modo que as alterações sucessivas nos preços seguirão um passeio aleatório caso sejam independentes e identicamente distribuídas entre si (WIJST, 2013):

$$P_{i,t+1} = \gamma + P_{i,t} + \epsilon_t$$

Como característica do modelo, os passeios aleatórios possuem a propriedade de Markov de perda de memória em processos estocásticos, de que decorre a impossibilidade teórica de se utilizar padrões ou informações pretéritas para obter retornos futuros. Caso contrário, estar-se-ia diante de uma ineficiência de mercado, já que nem toda informação disponível estaria refletida nas cotações dos ativos.

Não obstante, a literatura apresenta ainda modelos alternativos para fins de verificar o grau de eficiência do mercado, como (a) modelos baseados no expoente de Hurst; (b) modelo DFA (*detrended fluctuation analysis*) (ARSHAD, 2016), e (c) MF-DFA, baseados na natureza multifractal do mercado. O expoente de Hurst está relacionado com a previsibilidade da série temporal (CAJUEIRO e TABAK, 2004), de modo que se estas forem eficientes, não será verificado comportamento fractal na série. Já o modelo DFA permite ranquear as séries temporais conforme o grau de eficiência identificado e verificar a extensão da ineficiência (KANTELHARDT et al., 2002).

Quanto à HME, observa-se que três versões são usualmente descritas na literatura: (a) forma fraca de eficiência, segundo a qual as cotações das ações refletem todas as informações pretéritas disponíveis, tais como volume de negociação e histórico de preços; (b) forma semiforte, que, além das informações históricas, dispõe que todas as informações publicamente disponíveis estão contempladas na precificação corrente das ações; e (c) forma forte, englobando os dados considerados pelas formas anteriores e, ainda, sugere que as informações internas às próprias companhias também estão refletidas na precificação corrente das ações (FAMA, 1970; DOURADO e TABAK, 2014).

À exceção da forma fraca supracitada, a literatura documenta a necessidade de uma melhor definição entre as diferentes formas de eficiência (TITAN, 2015). Ademais, sob o aspecto empírico, Titan (2015) ressalta que, embora teoricamente simples, a HME tem se mostrado difícil de ser testada com resultados precisos, haja vista que testes de verificação das formas semiforte e forte tendem a apresentar resultados incongruentes, além de se distanciar da prática dos mercados face às premissas que assume.

As características e a forma de eficiência verificada nos mercados emergentes têm sido objeto de discussões, havendo evidências na literatura apontando para a forma fraca ou semiforte de eficiência da HME (KAREMERA et al., 1999; CHEN e METGHALCHI, 2012; DOURADO e TABAK, 2014), embora outras pesquisas conduzidas corroborem o fato de que tais mercados não reagem imediatamente a todas as informações relevantes, induzindo à refutação da HME nestas economias (WORTHINGTON e HIGGS, 2003; CHANG et al., 2004; MEDEIROS, 2005; SILVA et al., 2008).

Quanto à forma forte de eficiência, a literatura apresenta vasta evidência catalogando a ação de *insiders* que alcançaram retornos anormais (SEYHUN, 1998; JENG et al., 1999), o que afastaria esta forma da HME.

Independentemente da forma assumida, a HME implica na impossibilidade de os agentes de mercado alcançarem retornos excedentes ou anormais sistematicamente, dado que as informações disponíveis são imediatamente incorporadas às cotações dos ativos e demais características do ambiente.

## **2.2 Economia Comportamental: Visão Crítica à HME**

Não obstante o avanço conceitual representado pela HME, esta tem sido objeto de críticas ao longo do tempo no que tange às preferências e comportamento dos participantes do

mercado, notadamente face a suas premissas idealistas, como a desconsideração de custos de transação, imperfeições de mercado, tributos e regulamentações.

Isso porque o modelo neoclássico deixa de considerar as características evolutivas e dinâmicas dos agentes, respondendo à própria interação com o ambiente de mercado (VEBLEN, 1898).

Desde a bolha das tulipas ocorrida na Holanda entre 1634 e 1636, passando pela Grande Crise Financeira de 2008, até ao recente *crash* provocado pelo coronavírus em 2020, os mercados financeiros oscilaram por diversos períodos de pânico e euforia que sugerem que forças irracionais podem suplantar a racionalidade do indivíduo por longos períodos.

Nesse sentido, uma série de estudos empíricos documentaram resultados diametralmente opostos ao que esperado de acordo com o que preconiza a HME. Trata-se, pois, do campo abordado pela Economia Comportamental, dedicada ao estudo destes vieses e heurísticas que escapam à racionalidade ilimitada preconizada pela HME, como excesso de confiança (FISCHOFF e SLOVIC, 1980; BARBER e ODEAN, 2001; GERVAIS e ODEAN, 2001), reação exagerada (DEBONDT e THALER, 1986), aversão à perda (KAHNEMAN e TVERSKY, 1979; SHEFRIN e STATMAN, 1985, 2000; ODEAN, 1998), comportamento de manada (HUBERMAN e REGEV, 2001), cálculos equivocados de probabilidades (LICHTENSTEIN et al., 1982), desconto hiperbólico (LAIBSON, 1997) e arrependimento (BELL, 1982; CLARKE et al., 1994).

Grossman (1976) e Grossman e Stiglitz (1980) se opõem ainda mais frontalmente à HME. Para os autores, as ineficiências são vitais aos mercados, na medida em que possam ser exploradas por seus agentes de modo a compensar os custos de transação e de obtenção de informações, a fim de que se possa extrair oportunidades de lucro que gerem um equilíbrio de mercado que previna seu colapso. Do contrário, num mercado plenamente eficiente, os custos de transação e de obtenção de informação não seriam cobertos pelos lucros gerados, o que levaria, em última instância, à degeneração deste mercado.

Mais do que embasamento teórico, a Economia Comportamental apresentou evidências acerca das ineficiências de mercado entre preço e valor dos ativos e suas origens, bem como os motivos destas não serem completamente eliminadas pela arbitragem (SHLEIFER, 2000). Ao contrário do que teorizado pela HME, Kahneman e Tversky (1979) demonstraram que indivíduos não apresentam desvios irracionais randômicos, mas afetados de uma mesma forma, seja replicando atitudes uns dos outros ou seguindo dicas de “gurus de mercado”, refutando a hipótese de que investidores irracionais não afetariam a eficiência do mercado dado que seus atos se anulariam mutuamente.

De fato, os estudos conduzidos colocam em xeque a própria racionalidade do indivíduo – basilar na HME – evidenciando desvios comportamentais sistemáticos em relação a um modelo teórico racional em diversos temas. Conforme descrito por Shleifer (2000), podemos categorizar tais temas entre: (a) atitudes em relação ao risco; (b) criação de expectativas não bayesianas; e (c) sensibilidade da tomada de decisão para o enquadramento de problemas.

Outro ponto de divergência entre a Economia Comportamental e a HME é a respeito da arbitragem. Isso porque a Economia Comportamental se ocupa de analisar referido tema a partir de estudos empíricos com base em dados do mundo real, enquanto esta última manteve enfoque teórico e premissas idealistas. A título de exemplo, aponta-se a ausência de substitutos perfeitos para vários ativos e, ainda que haja substitutos, a ação de *noise traders* pode aumentar a ineficiência nos preços antes de convergir ao fundamento, fazendo com que o arbitrador se coloque em posição de risco excessivo:

*The converse point is that, when mispricing can take a while to correct, enormous inefficiencies can be sustained without aggressive arbitrage activity coming in to correct them. From the point of view of the EMH, this observation is crucial, for it shows that-even for securities with perfect substitutes-large deviations of prices from fundamental values can be explained by somewhat risky arbitrage that takes time to correct. (SHLEIFER, 2000)*

Quanto à influência do sentimento dos investidores sobre o preço dos ativos, Bodurtha et al. (1993) e Hardouvelis et al. (1994) apresentam evidências contundentes que comprovam que os retornos de fundos mútuos fechados negociados nos EUA estão intimamente ligados aos retornos do mercado acionário norte-americano, a despeito do componente de seus portfólios serem, por exemplo, ações ligadas a um mercado estrangeiro descorrelacionado, indicando que fatores não relacionados a fundamentos também atuam sobre o preço dos ativos, tal como o sentimento dos investidores.

Nesse diapasão, considerando as falhas de julgamento individual de investidores já catalogadas em experimentos conduzidos, Shleifer (2000) propõe um modelo calcado nos trabalhos de Tversky e Kahneman (1974) a respeito da heurística da representatividade - em que indivíduo julga mais provável ou representativo a ocorrência de determinado evento “A”, desconsiderando a probabilidade de quaisquer outros -, e de Edwards (1968) sobre o conservadorismo, representado pela lentidão na incorporação de novas informações aos modelos:

*Investors have some prior views about the company in question. When they receive earnings news about this company, they tend not to react to this news in revaluing the company as much*

*as Bayesian statistics warrants, because they exhibit conservatism. This behavior gives rise to underreaction of prices to earnings announcements, and to short horizon trends. At the same time, when investors are hit over the head repeatedly with similar news—such as good earnings surprises—they not only give up their old model but, because of representativeness, attach themselves to a new model, in which earnings trend. In doing so, they underestimate the likelihood that the past few positive surprises are the result of chance rather than of a new regime. This gives rise to overreaction. (SHLEIFER, 2000)*

Diversos estudos se debruçaram sobre as premissas da HME e exploraram possíveis inconsistências, tais como Rozeff e Kinney (1976), após analisarem o comportamento dos retornos mensais de mais de sete décadas das ações norte-americanas, evidenciaram o chamado “efeito Janeiro” naquele mercado, dada a diferença positiva significativa nos retornos médios do período deste mês apresentado ao longo da série.

A controvérsia sobre a aceitação da HME por parte dos agentes do mercado se dá, ainda, em defesa da superioridade da gestão ativa de investimentos. A análise técnica de ações, exemplificativamente, se desenvolve em contraponto à HME, já que seus adeptos objetivam extrair retornos excedentes buscando identificar padrões recorrentes no histórico de preços dos ativos que extrapolem para as cotações futuras, o que seria impossível de atingir caso se aceitasse ao menos a forma fraca de eficiência proposta pela HME.

Sob este prisma, a HME não solaparia o papel exercido pela gestão ativa de uma carteira, cuja importância subsiste, ainda que assumida a eficiência do mercado, dado que caberá ao agente decidir sobre a distribuição dos recursos disponíveis entre as diversas classes de ativos, considerando os impactos fiscais destas classes, além de adequar as alocações ao perfil de risco desejado.

Nesse contexto, a diversificação da carteira ideal poderia ser aferida por meio da fronteira eficiente dos ativos de risco, explorada por Harry Markowitz (1952), e a partir da qual pode ser obtida uma carteira ótima que apresente a melhor relação entre risco e retorno dos ativos que a compõe. Igualmente, ativos com correlação negativa ou baixa são úteis para diminuição do risco não sistemático da carteira e maximização dos retornos (DAMODARAN, 2004).

Por sua vez, a análise fundamentalista de ativos se desenvolve com base na premissa de haver um lapso temporal para que as informações contábeis publicamente disponibilizadas estejam plenamente refletidas nos preços dos ativos, de que resulta a diferença entre preço de mercado e valor intrínseco. Nesse contexto, desponta aos investidores a oportunidade de identificar ativos mal precificados a fim de obter retornos excedentes, em oposição ao preconizado pela HME.

Benjamin Graham, um dos precursores da análise fundamentalista ao lado de David Dodd, defendia que a análise criteriosa das demonstrações financeiras serviria ao investidor para encontrar ações mal precificadas, chamadas de “barganhas” (1934).

Desde então, um número crescente de estudos descreveu a respeito da capacidade preditiva da análise das demonstrações financeiras em gerar resultados superiores no mercado de ações. Ou e Penman (1989) evidenciaram a utilidade de determinados indicadores financeiros em auxiliar na previsão de alterações futuras nos ganhos reportados pelas companhias, ao passo que Abarbanell e Bushee (1997) demonstraram que uma estratégia de investimento pautada em indicadores financeiros resulta em ganhos excedentes ou anormais.

Na literatura especializada, companhias cujos títulos apresentam um alto valor relativo ao indicador P/VPA<sup>6</sup> (ou baixa razão BM<sup>7</sup>) são classificadas como ações de crescimento (*glamour* ou *growth stocks*), ao passo que as ações que possuem um patamar baixo deste indicador (ou alta razão BM) são classificadas como ações de valor (*value stocks*). A respeito do indicador P/VPA (BM), diversos estudos demonstraram uma forte correlação negativa (positiva) deste com o desempenho futuro da ação (FAMA e FRENCH, 1992 e LAKONISHOK, SHLEIFER e VISHNY, 1994).

No entanto, o fator determinante da causa originária do efeito BM é, ainda, objeto de controvérsias nos estudos especializados que procuraram investigá-lo, sendo atribuído tanto a fatores de risco implícitos (FAMA e FRENCH, 1992), quanto a erros de precificação dos ativos (LAKONISHOK, SHLEIFER e VISHNY, 1994 e MOHANRAM, 2005), já que investidores tendem a superestimar o desempenho futuro de ações de crescimento e subestimar o desempenho de ações de valor.

Ademais, há evidências que apontam para o fato de que os analistas têm uma tendência pessimista em relação a empresas com baixas perspectivas de crescimento, ao passo que se mostram excessivamente otimistas em relação a empresas com altas perspectivas de crescimento. Consequentemente, se eventualmente tais expectativas não se concretizam, evidencia-se um desempenho superior das ações das companhias com baixa expectativa de crescimento em face daquelas com altas expectativa (LA PORTA, 1996).

A partir da análise das demonstrações contábeis pode-se extrair diversos indicadores que traduzem os fundamentos de uma companhia em seus diferentes aspectos, como nível de liquidez, estrutura de capital, rentabilidade e lucratividade. Com base nessa premissa, Piotroski (2000) desenvolveu uma estratégia fundamentalista baseada na análise conjunta de indicadores

---

<sup>6</sup> Preço/Valor Patrimonial por Ação.

<sup>7</sup> *Book-to-Market Ratio* (Razão entre Patrimônio Líquido e Capitalização de Mercado).

financeiros, com vistas a verificar se sua aplicação para selecionar ações dentre as companhias com alto valor de BM - denominadas empresas de valor -, apresentaria retornos excedentes.

A seleção inicial de empresas dentre aquelas com alto valor de BM se deve ao fato de que diversos estudos documentaram os retornos de uma estratégia de investimento com base em tal critério, como anteriormente abordado. Por outro lado, o êxito das estratégias estava relacionado ao forte desempenho de poucas empresas, ao passo que a maioria das companhias apresentava desempenho fraco. Nesse cenário, Piotroski (2000) verificou que menos de 44% das empresas com valor de BM alto apresentava retornos ajustados ao risco positivos dentro do prazo de dois anos.

Adicionalmente, a escolha de empresas com alto valor de BM se deve a três características verificadas, segundo Piotroski, que as tornam objetos únicos para se investigar acerca da eficiência discriminatória da análise fundamentalista, quais sejam: (a) tendência a serem negligenciadas pelos investidores em geral e pouco acompanhadas por analistas; (b) acesso limitado a canais para divulgação voluntária de informações, passando a serem vistas com desconfiança, precipuamente face ao fraco desempenho associado às companhias; e (c) tendência à insolvência financeira (2000).

Nesse contexto, Piotroski desenvolveu o FSCORE com o intuito de mensurar mudanças nas condições financeiras de uma companhia e, assim, discriminar dentre as empresas com altos valores de BM aquelas com melhores fundamentos financeiros, de cujo desempenho esperava, então, superioridade em relação àquele apresentado por todo o conjunto de empresas de alto BM. O FSCORE é composto por nove indicadores financeiros, que podem ser classificados em três categorias: (a) indicadores de lucratividade; (b) indicadores de alavancagem financeira e liquidez; e (c) indicadores de eficiência operacional (PIOTROSKI, 2000).

Os resultados obtidos por Piotroski (2000) reforçam que uma seleção criteriosa de ações baseada na análise fundamentalista é capaz de gerar retornos superiores, sendo que a estratégia de investimentos pautada na compra de companhias com alto FSCORE e venda daquelas com baixo FSCORE (igual ou menor a três) apresentaram retorno anual de 23% entre 1976 e 1996.

A assertividade do FSCORE foi posteriormente ratificada em estudo elaborado por Piotroski e So (2012), em que os autores demonstraram sua eficiência na seleção de ações para obtenção de retornos excedentes.

Analogamente ao FSCORE, o GSCORE representa uma métrica que congrega oito indicadores fundamentalistas extraídos das demonstrações financeiras, especificamente desenvolvida por Mohanram (2005) para aplicação específica dentre companhias com baixos índices de BM (ou altos índices de P/VPA), também chamadas de ações de crescimento

(*growth*). Isso porque a técnica desenvolvida por Piotroski (2000) contemplou indicadores fundamentalistas escolhidos face às características comuns apresentadas pelas empresas com altos índices de BM, que usualmente se encontram em estado de insolvência ou de dificuldades financeiras e não necessariamente condizem com as características observadas nas empresas de baixo BM.

Em última análise, os retornos excedentes auferidos por tais estratégias não podem ser explicados pela HME, já que preconiza não haver tais oportunidades no mercado a partir de informações publicamente disponíveis, como a partir das Demonstrações Contábeis, ou, caso houvesse, estas oportunidades deveriam desaparecer rapidamente mediante ação de arbitradores racionais atentos<sup>8</sup>. Urquhart (2013) observa que a HME não fornece, portanto, uma explicação satisfatória para as oscilações dos mercados entre períodos de eficiência e ineficiência<sup>9</sup>.

De outro lado, Soufian et al. (2013) apontam que a Economia Comportamental carece de uma teoria unificadora para explicar as anomalias de mercado detectadas, além de não se livrar integralmente das premissas das finanças neoclássicas que critica. Nesse sentido, Lo (2004 e 2005) propõe uma nova teoria a fim de conciliar a HME e as ineficiências dos mercados detectadas pela Economia Comportamental.

### **2.3 Hipótese de Mercados Adaptativos: Teoria e Evidências**

Diante do conflito entre a economia comportamental - embasada na Teoria da Racionalidade Limitada (SIMON, 1955), bem como nos vieses comportamentais -, e a HME, Lo (2004 e 2005) desenvolveu a HMA propondo uma abordagem que reconciliasse aspectos de ambas as teorias, sob os princípios biológicos evolutivos, tais como competição, seleção natural, mutação e adaptação.

Assim, Lo (2005) encara a HME como um mercado ideal que existiria caso não houvesse imperfeições, custos de transações e limitações dos participantes deste mercado. Verificando-se tais condições, o paradigma da HMA melhor descreveria a dinâmica de mercado.

---

<sup>8</sup> Há que se considerar, no entanto, que custos de transação aumentam a ineficiência de mercado e se apresentam como justificativa plausível para inibir a ação de arbitradores, conforme constatado por Li et al. (2016).

<sup>9</sup> “*Still, the efficient markets theorists often greet the disappearance of small firm and similar effects as proof that markets are ultimately efficient. If ultimately means that totally obvious regularities, such as a portfolio of small firms earning an extra 5 percent during each January, can persist for seven decades, then markets might be 'ultimately efficient.' 'Ultimately efficient,' however, does not mean efficient.*” (SHLEIFER, 2000).



Soufian et al. (2013) apontam como aspecto positivo da HMA justamente a conciliação entre diferentes campos teóricos - incluindo economia neoclássica, psicologia, biologia e economia comportamental -, apontando-a como o próximo paradigma de pesquisa em finanças.

Dhankar e Shankar (2016) destacam o interesse despertado pela HMA, vez que esta teoria propõe um modelo que saneia as contradições entre a HME e os vieses dos indivíduos, e propõe um paradigma para explicar a realidade tal como se apresenta, em que o mercado é interpretado como em constante evolução e adaptação, cujas condições podem oscilar entre momentos extremos de eficiência absoluta e irracionalidade absoluta.

O aspecto evolutivo da HMA pode ser identificado, por exemplo, em mercados organizados com alto volume de negociação, cuja competitividade crescente despontou com o avanço da acessibilidade às informações e capacidade de negociação por um maior número de participantes, aliada à crescente utilização de algoritmos e aplicação de ferramentas computacionais automatizadas para realização de *trades* de alta frequência (*high frequency trades* – HFT). Aldridge (2010) enumera quatro benefícios constatados nos mercados em que se verifica o uso de HFT: (a) aumento da liquidez; (b) aumento da eficiência; (c) desenvolvimento tecnológico; e (d) estabilização dos sistemas de mercado.

Lo (2012) analisou o comportamento do mercado acionário americano por seis décadas e concluiu que a HME fornece um modelo que se sustenta em períodos de estabilidade, dado que no período analisado a volatilidade encontrado foi considerada baixa (1940-2000). Já em períodos de *crash* financeiro e alta volatilidade, as irracionalidades comportamentais exurgem, de modo que a teoria proposta pela HMA se sobrepõe à HME como alternativa mais plausível para explicar o comportamento oscilante dos mercados (LO, 2012; DHANKAR e SHANKAR, 2016).

Para Lo (2004), as críticas tecidas pela Economia Comportamental à racionalidade humana, como a aversão à perda, excesso de confiança e outros vieses são consistentes com o modelo evolutivo por ele preconizado. Isso porque a HMA enxerga os indivíduos como organismos em evolução, por meio da seleção natural, buscando aprimorar seu material genético, em oposição à visão neoclássica postulada pela HME, segundo a qual os indivíduos buscam maximizar a utilidade esperada e possuem expectativas racionais (LO, 2004 e 2005). Esta perspectiva biológico-evolutiva implica, portanto, que os comportamentos humanos não são necessariamente exógenos e intrínsecos, mas sujeitos à evolução pela seleção natural e às condições ambientais a que forem expostos (LO, 2005). Sob tal perspectiva, as heurísticas comportamentais devem reagir a mudanças ambientais e outros fatores que as torne desnecessárias ou ineficazes.

Trata-se, portanto, de um paradigma em que o indivíduo de racionalidade ilimitada e que toma decisões sempre calcadas na máxima utilidade (*Homo economicus*) – pressupostos da HME – dá lugar ao agente em constante evolução e adaptação, o qual toma suas decisões com base em heurísticas visando atingir maiores recompensas, porém com racionalidade limitada, dada suas preferências particulares e variações cognitivas que influem em sua capacidade de processamento das informações (SANTOS, 2018).

Nesse contexto, os agentes passam por processo de adaptação e evolução constante, observando e aprendendo técnicas e estratégias vencedoras a fim de sobreviver no mercado. Aqueles que não têm sucesso ou falham no processo, acabam inibidos do mercado, como num processo biológico de extinção de espécie, baseado na teoria Darwinista.

Com base na teoria desenvolvida, Lo (2004 e 2005) enumera implicações práticas da HMA nos mercados financeiros, quais sejam:

- (a) a relação entre risco e retorno e prêmio de risco não é estável ao longo do tempo, dado que tais relações são determinadas pelos tamanhos e preferências relativos de várias populações na ecologia do mercado, além de aspectos institucionais, como o ambiente regulatório e as leis tributárias, os quais variam ao longo do tempo;
- (b) a eficiência do mercado não é uma condição de tudo ou nada, mas uma característica que varia continuamente ao longo do tempo e entre os mercados;
- (c) existem oportunidades de arbitragem de tempos em tempos;
- (d) estratégias de investimento apresentarão bom desempenho em determinados ambientes e desempenho ruim em outros ambientes;
- (e) inovação é a chave para a sobrevivência; e
- (e) a sobrevivência é o único objetivo que importa para os agentes de mercado.

Em última análise, a HMA preconiza que o grau de eficiência de um mercado está relacionado aos fatores ambientais que o caracterizam, tais como grau de adaptabilidade de seus participantes, magnitude das oportunidades de lucro disponíveis e número de competidores (LO, 2005).

Nesse contexto, Lo (2005) descreve os seguintes componentes primários da HMA, descrevendo-a como uma nova versão da HME, derivada dos princípios evolutivos:

- (A1) Individuals act in their own self-interest.*
- (A2) Individuals make mistakes.*
- (A3) Individuals learn and adapt.*
- (A4) Competition drives adaptation and innovation.*
- (A5) Natural selection shapes market ecology.*
- (A6) Evolution determines market dynamics.*

Calculado em tais fatores, Lo (2005) sintetiza as diferenças entre a HMA e a HME destacando o aprendizado e adaptação dos indivíduos e a seleção natural na definição do ambiente de mercado, conforme abaixo:

*The EMH and AMH have a common starting point in A1, but the two paradigms part company in A2 and A3. In efficient markets, investors do not make mistakes, nor is there any learning and adaptation because the market environment is stationary and always in equilibrium. In the AMH framework, mistakes occur frequently, but individuals are capable of learning from mistakes and adapting their behavior accordingly. However, A4 states that adaptation does not occur independently of market forces but is driven by competition, that is, the push for survival. The interactions among various market participants are governed by natural selection – the survival of the fittest, in our context – and A5 implies that the current market environment is a product of this selection process. A6 states that the sum total of these components – selfish individuals, competition, adaptation, natural selection, and environmental conditions – is what we observe as market dynamics.*

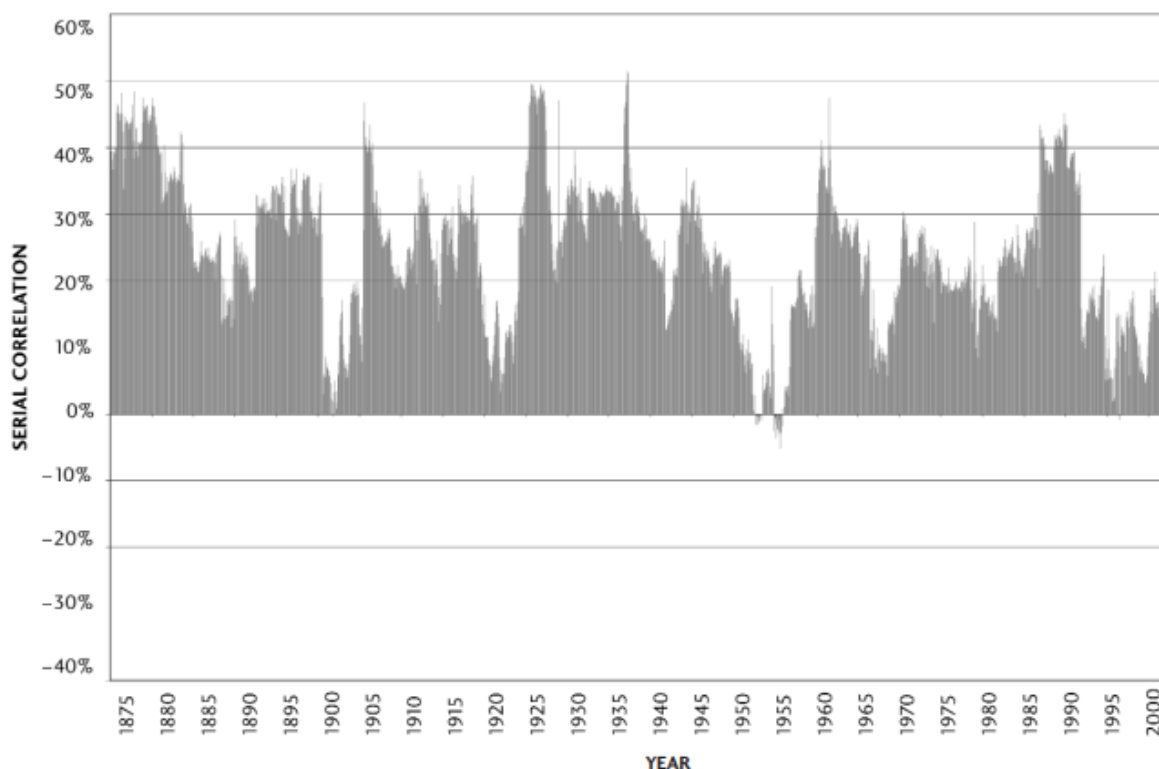
No contexto da HMA, o preço é reflexo de uma combinação entre as condições ambientais e o número e natureza dos participantes do mercado. Assim, oportunidades de lucro continuarão a despontar entre os agentes, especialmente em momentos de crise sistêmica, pânico generalizado e bolhas, ao passo que o mercado segue em constante evolução e agentes não adaptados não conseguem sobreviver. Isso porque a HMA contempla a possibilidade de imperfeições na precificação dos ativos e na irracionalidade dos agentes, o que está fora do *framework* da HME.

Dado que a HMA considera que a eficiência do mercado é uma resultante da concorrência entre os agentes e as características ambientais (LO, 2004 e 2005), espera-se que esta eficiência apresente variabilidade ao longo do tempo, conforme as interações ocorrem. Igualmente, a relação risco-retorno de um dado mercado é encarada como variável, e não estática.

Lo (2005) realizou um teste de autocorrelação de retornos mensais em séries temporais do *S&P Composite Index* de janeiro de 1871 a abril de 2003, elegendo uma janela móvel de

cinco anos. Constatou, então, que o grau de eficiência daquele mercado apresentava característica cíclica, oscilando entre períodos de maior e menor eficiência. Tal fato pode ser identificado dado que a hipótese da *Random Walk* implica que os retornos em série não sejam correlacionados, e os dados obtidos por Lo (2005) indicavam algum grau de correlação entre os retornos de tempos em tempos:

**Figura 6** - Coeficiente de correlação serial contínuo de 5 anos do *S&P Composite Index*



Fonte: Lo (2005)

Nessa esteira, pesquisas foram conduzidas aplicando a metodologia proposta por Lo (2005) em diferentes mercados, bem como novas formas de análise, apresentando evidências que suportavam a HMA. Ainda que algumas destas pesquisas não tivessem como foco específico a nova teoria proposta pela HMA, e sim a verificação do grau de eficiência do mercado ao longo do tempo, nota-se como ponto comum a identificação da característica cíclica dos mercados prevista por Lo (2004 e 2005).

Assim, Dyakova e Smith (2013) apresentaram resultados consistentes com a HMA para o mercado búlgaro, concluindo que o mercado atravessa por períodos em que há previsibilidade dos retornos. Todea et al. (2009) e Todea et al. (2009) chegaram às mesmas conclusões a respeito de seis mercados europeus e outros seis asiáticos, suportando a HMA.

Charles et al. (2012) identificaram o comportamento cíclico no grau de eficiência informacional também nos mercados de moedas, analisando o retorno de taxas cambiais, e de outros três metais preciosos: ouro, prata e platina (CHARLES et al., 2015), expandindo o horizonte da HMA para além dos mercados acionários.

Na mesma linha, Kim et al. (2011) e Alvarez-Ramirez et al. (2012) corroboraram as conclusões de Lo (2005) em relação ao mercado americano, por meio da análise do índice *Dow Jones Industrial Average* (DJIA) entre 1897 e 2013. Destaca-se do trabalho destes autores a associação entre os movimentos dinâmicos de transformação de mercado e a previsibilidade dos retornos em períodos de maior ineficiência, como aqueles de crise econômico-institucional.

## 2.4 O Ambiente Informacional e a Eficiência dos Mercados

Como visto anteriormente, há evidências na literatura tanto que refutam quanto que amparam a HME nos diferentes mercados. Seja por diferenças em recortes temporais ou nos métodos elegidos, nota-se que não há consenso dentre os pesquisadores a respeito da eficiência informacional.

Harvey (1995) realizou uma análise comparativa entre os retornos de países emergentes, incluindo o Brasil, e países desenvolvidos, entre 1975 e 1992, e concluiu que os retornos constatados nos mercados emergentes são mais previsíveis, além de mais voláteis dada sua suscetibilidade às informações locais, comparativamente aos mercados desenvolvidos.

Na mesma linha, Chang et al. (2004) conduziram novos testes acerca da previsibilidade dos retornos em mercados emergentes, concluindo que não se verificou o comportamento do passeio aleatório nestes índices, o que implicaria na rejeição da HME. De outro lado, os resultados empíricos obtidos pelos autores não permitem rejeitar esta hipótese em relação aos mercados desenvolvidos.

Já Chong et al. (2010) analisaram os mercados acionários de Brasil, Rússia, Índia e China – países conhecidos em bloco como BRIC -, entre 1995 e 2008, constatando ser o mercado acionário brasileiro o mais eficiente dentre os analisados no período.

Especificamente no que tange ao ambiente informacional brasileiro, Ely (2011) analisou a previsibilidade dos retornos no mercado acionário entre 1986 e 2008, por meio de teste Razão de Variância Automática com *wild bootstrap* (RVA) e, dentre seus resultados, verificou um aumento na eficiência a partir de 1994, além de maior previsibilidade entre os retornos das *small caps* em relação às *large caps*.

Chen e Metghalchi (2012), cuja pesquisa também analisou o mercado brasileiro, entre 1996 e 2011, apresentaram fortes evidências de eficiência na forma fraca para este mercado, o que foi referendado no trabalho de Sharma et al. (2013) acerca da previsibilidade de mercados emergentes entre 2001 e 2010.

Por sua vez, Dourado e Tabak (2014) analisaram o comportamento do IBOVESPA entre 1995 e 2012 sob o *framework* da HMA realizando testes de RVA com *wild bootstrap* e de Forma Espectral Generalizada (FEG), sendo o primeiro para identificar dependência linear e o segundo dependência não linear dos retornos. Os autores concluíram que, embora o mercado brasileiro seja predominantemente eficiente, “*nota-se que a hipótese de previsibilidade é estatisticamente significativa.*” (DOURADO, TABAK, 2014), corroborando a HMA. Ademais, o teste FEG não permitiu rejeitar a HME nem a HMA para o mercado brasileiro.

Santos (2018), após compilar as técnicas mais utilizadas para mensuração da eficiência de mercados em mais de 44 pesquisas sobre a temática, elegeu o modelo de cálculo de *Rescaled Range* e o expoente de Hurst dele derivado como variável para aferir o nível informacional dos mercados ao longo do tempo, considerando o arcabouço teórico da HMA.

As evidências de Santos (2018) apontam no sentido de que os mercados analisados de fato oscilam entre períodos de eficiência/ineficiência, conforme sustentado pela HMA, apresentando comportamento cíclico, preponderantemente influenciado por eventos econômicos.

## **2.5 Expoente de Hurst Aplicado em Séries Temporais Financeiras**

Como abordado nas seções 1.2 e 1.3, o presente trabalho objetiva analisar o padrão de comportamento da série de retornos verificados no mercado acionário brasileiro no período de recorte, especificamente com vistas a caracterizar o nível de eficiência do ambiente informacional que o cerca.

Desse modo, fundamentado na tese e no compilado de pesquisas análogas realizados por Santos (2018), a métrica elegida para persecução dos objetivos traçados é o expoente de Hurst, derivado do modelo estatístico de *Rescaled Range* (R/S) desenvolvido por Harold Edwin Hurst em 1951 para medição de previsibilidade de enchentes de um rio, predominante nas pesquisas que analisaram o comportamento da eficiência informacional no âmbito da HMA (SANTOS, 2018), como se observa em Manahov e Hudson (2014), Rodriguez et al. (2014) e Madhavan e Arrawatia (2016).

De acordo com Couillard e Davison (2005):

*Hurst expressed the absolute displacement in terms of rescaled cumulative deviations from the mean ( $R=S_n$ ) and defined time as the number of data points 'n' used. The scaling exponent of the relationship  $R/S_n = \text{constant} \times n^H$ , now referred to as the Hurst exponent, gives us information on the presence of long-range correlations in a time series. If the data set is purely independent, the distance traveled increases with the square root of time and the Hurst exponent will be  $1/2$ . If antipersistence exists in a system,  $H$  will be smaller than  $1/2$  and if persistence occurs,  $H$  will be greater than  $1/2$ .*

O expoente de Hurst fornece uma medida para memória de longo prazo de uma série temporal, permitindo classificá-la neste aspecto, podendo assumir valores entre 0 e 1. Com base na literatura apresentada e na teoria da HME, a verificação de dependência de longo prazo caracteriza grau de ineficiência relativa e, portanto, viola a forma fraca da HME, se  $H > 0,5$  (SANTOS, 2018). Isso porque, como já abordado, espera-se que as séries de preço de mercados eficientes apresentem comportamento aleatório, em que  $H = 0,5$ .

Mandelbrot e Wallis (1968) e Mandelbrot (1971) aplicaram a estatística R/S em séries temporais financeiras e verificaram que este modelo era adequado para descrever o movimento fractal Browniano e determinar a existência de memória de longo prazo. Não obstante, como apontado por Mesa e Poveda (1993), Künsch (1986) e Bhattacharya et al. (1983), a análise R/S pode induzir falsos resultados na presença de tendência.

Lo (1991), por sua vez, aperfeiçoou e conferiu maior robustez ao modelo original, a fim de verificar e distinguir entre dependência de curto e longo prazo nas séries temporais financeiras, vez que a primeira não era detectada pelo R/S original. Considerando os efeitos da dependência de curto prazo, não foram verificadas evidências robustas de dependência de longo prazo nos retornos do mercado acionário norte-americano.

Nesse contexto, o cálculo do expoente de Hurst para séries temporais financeiras pela análise R/S, segundo Tzouras et al. (2015), com base em Qian e Rasheed (2004), dá-se através dos seguintes passos:

1. Assume a time series  $X = X_1, X_2, \dots, X_N$ .

2. Calculate the mean  $\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i$

3. Calculate the mean adjusted series  $Y$ ,

$$Y_t = X_t - \mu, \quad t = 1, 2, \dots, N.$$

4. Calculate the cumulative deviate series  $Z$ ,

$$Z_t = \sum_{i=1}^t Y_i, \quad t = 1, 2, \dots, N.$$

5. Calculate the range series  $R$ ,

$$R_t = \max(Z_1, Z_2, \dots, Z_N) - \min(Z_1, Z_2, \dots, Z_N), t = 1, 2, \dots, N.$$

6. Calculate the standard deviation series  $S$ ,

$$S_t = \sqrt{\frac{1}{t} \sum_{i=1}^N (X_i - u)^2}, t = 1, 2, \dots, N,$$

where  $u$  is the mean value from  $X_1$  to  $X_t$ .

7. Calculate the rescaled range series  $(R/S)_t = \frac{Rt}{St}$ ,  $t = 1, 2, \dots, N$ .

Note that  $(R/S)_t$  is averaged over the regions  $[X_1, X_t]$ ,  $[X_{t+1}, X_{2t}]$  until  $[X_{(m-1)t+1}, X_{mt}]$  where  $m = [N/t]$ . In practice, to use all data for calculation, a value of  $t$  is chosen that is divisible by  $N$ . The relationship between  $(R/S)_t$  and the Hurst exponent  $H$  is given by

$$(R/S)_t = c_a t^H$$

with  $c_a$  a constant. To estimate the Hurst exponent,  $(R/S)$  versus  $t$  in log – log axes are plotted, and the slope of the curve is estimated using the Ordinary Least Squares (OLS).

O valor do expoente varia entre 0 e 1, a partir do qual se classifica a série temporal pertinente em três categorias, sendo: (i)  $H = 0,5$ , tem-se que a série temporal financeira não apresenta memória de longo prazo; (ii) se  $H > 0,5$ , a série é persistente (característica de reforçadora de tendência, mais forte quanto mais próximo  $H$  de 1); e (iii) se  $H < 0,5$  a série em questão é anti-persistente (característica de reversão à média, mais forte quanto mais próximo  $H$  de 0) (MATOS et al., 2008).

Outro método difundido é a DFA, proposto por Peng et al. (1994), o qual vem sendo utilizado para detectar correlação de longo prazo em séries temporais, além de escala fractal presentes. Sua vantagem está na eliminação de tendências que possam estar presentes nas séries, as quais não derivam de sua correlação. A desvantagem, no entanto, é que o método DFA pressupõe a dimensão monofractal para a série temporal (MARTÍNEZ et al., 2020), sendo que um único expoente pode não ser suficiente para descrever a estrutura fractal da série temporal, dada a possibilidade de pontos de cruzamento que podem indicar diferentes padrões de estruturas fractais.

Nesse contexto, sobreveio o método MF-DFA, a fim de caracterizar a correlação de longo prazo e as propriedades multifractais de uma série temporal, sendo a ferramenta elegida neste trabalho como mais bem abordado na seção 3.2. Referido método foi empregado por Rizvi e Arshad (2017) para testar a HME no mercado acionário japonês, sugerindo que a eficiência daquele mercado variou conforme o tempo. Tiwari et al. (2017) também empregaram MF-DFA



para verificar o grau de eficiência de diferentes ETFs, concluindo que o grau de eficiência de cada ETF se relaciona com o setor a que pertence (e.g. varejo, financeiro, tecnologia etc.) e oscila ao longo do tempo.

### 3. METODOLOGIA

#### 3.1 População e Amostra

Criado em 02/01/1968 com patamar convencionado em 100 pontos, o Índice da Bolsa de Valores de São Paulo (IBOVESPA) representa o principal índice de desempenho acionário do mercado brasileiro, evidenciando o resultado da carteira teórica de ações nele abrangidas. De acordo com a antiga BM&FBOVESPA (2015), o IBOVESPA busca representar o “desempenho médio das cotações dos ativos de maior negociabilidade e representatividade do mercado de ações brasileiro”.

**Figura 7 - IBOVESPA diário - 02/01/1995 a 03/01/2022**



Fonte: elaborado pelo autor.

Trata-se, pois, de indicador que reflete o retorno total dos ativos que o compõe, sendo impactado não somente pela variação dos preços dos ativos integrantes, mas também pelas eventuais distribuições de dividendos, pagamentos de juros sobre o capital próprio (líquidos de impostos), direitos de subscrição, entre outros eventos.

Referido índice é composto exclusivamente por ativos negociados na bolsa brasileira - atualmente denominada de B3 S.A. - Brasil, Bolsa, Balcão -, consoante metodologia<sup>10</sup> própria desta entidade de mercado e mediante atendimento cumulativo de critérios de negociabilidade, volume financeiro de negócios e presença em pregões, sendo sua composição reavaliada quadrimestralmente.

Na composição da carteira de setembro a dezembro de 2019, faziam parte do IBOVESPA 68 companhias brasileiras, em que as dez maiores participações (sendo referentes a nove diferentes companhias) representam aproximadamente 55,30% de todo o índice, notando-se forte concentração no setor financeiro e de *commodities* (minério de ferro e petróleo, principalmente).

Ademais, não compõem o IBOVESPA, por exemplo, ações de companhias submetidas à recuperação judicial ou extrajudicial ou cujas ações sejam classificadas como *Penny Stock*<sup>11</sup>.

Dada sua representatividade no mercado nacional, embasada na metodologia que o fundamenta e por englobar companhias de setores econômicos diversos, o IBOVESPA foi utilizado no presente trabalho como *benchmark* do retorno das ações brasileiras e a partir do qual foram coletadas as observações para cálculo dos log-retornos da série temporal.

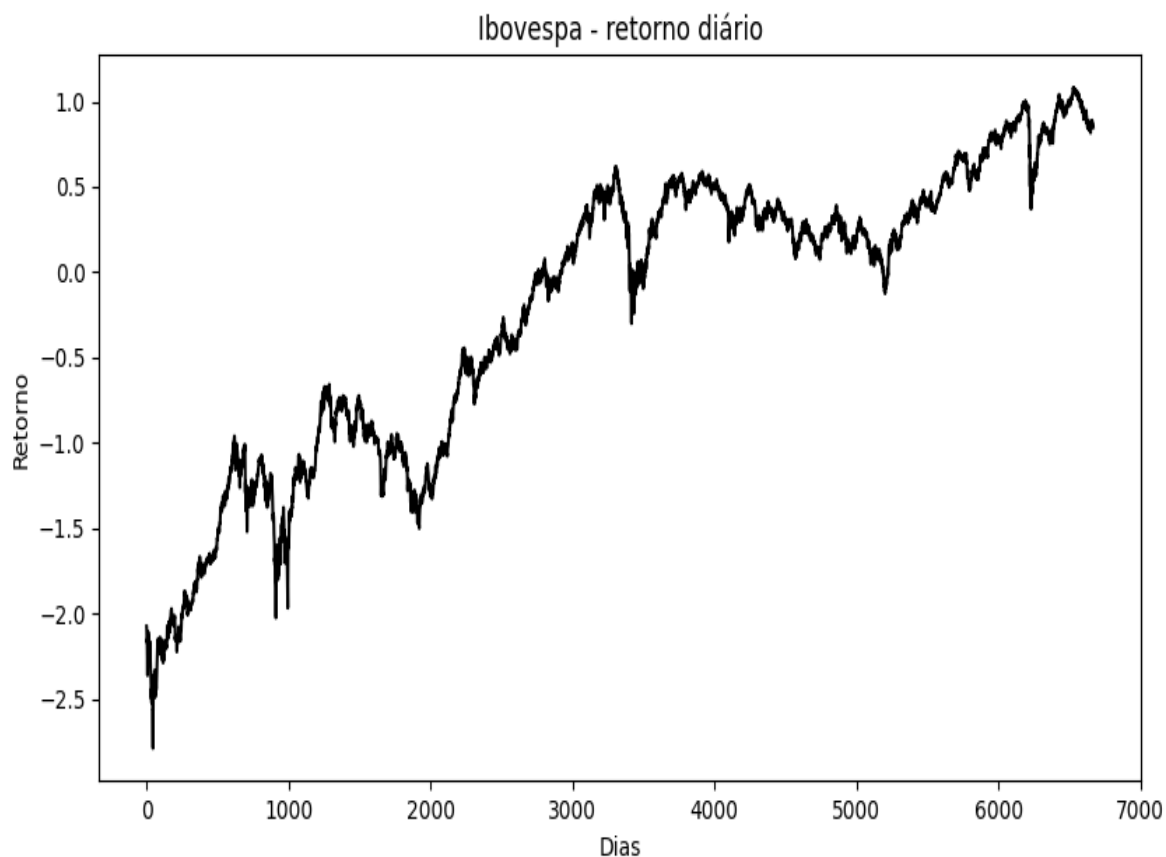
O período de recorte é composto de 6.671 observações, coletadas a partir dos valores de fechamento diário do IBOVESPA de 31/12/1994 a 03/01/2022 - obtidos diretamente da bolsa de valores brasileira<sup>12</sup> -, dos quais foram calculados os log-retornos necessários que compõe a série temporal analisada. O período de recorte se deu com o primeiro ano-calendário completo após o advento do Plano Real em 1994, quando se estabeleceu a base monetária atualmente vigente no País.

---

<sup>10</sup> A última revisão metodológica do índice foi realizada em 11.09.2013 e revisada em janeiro e maio de 2014, consoante documento informações disponibilizadas pela B3 em “Histórico de Adequações Metodológicas dos Índices da B3”.

<sup>11</sup> De acordo com o Manual de Definições e Procedimentos dos Índices da B3, “*Penny Stock*” são ativos cuja cotação seja inferior a R\$ 1,00.

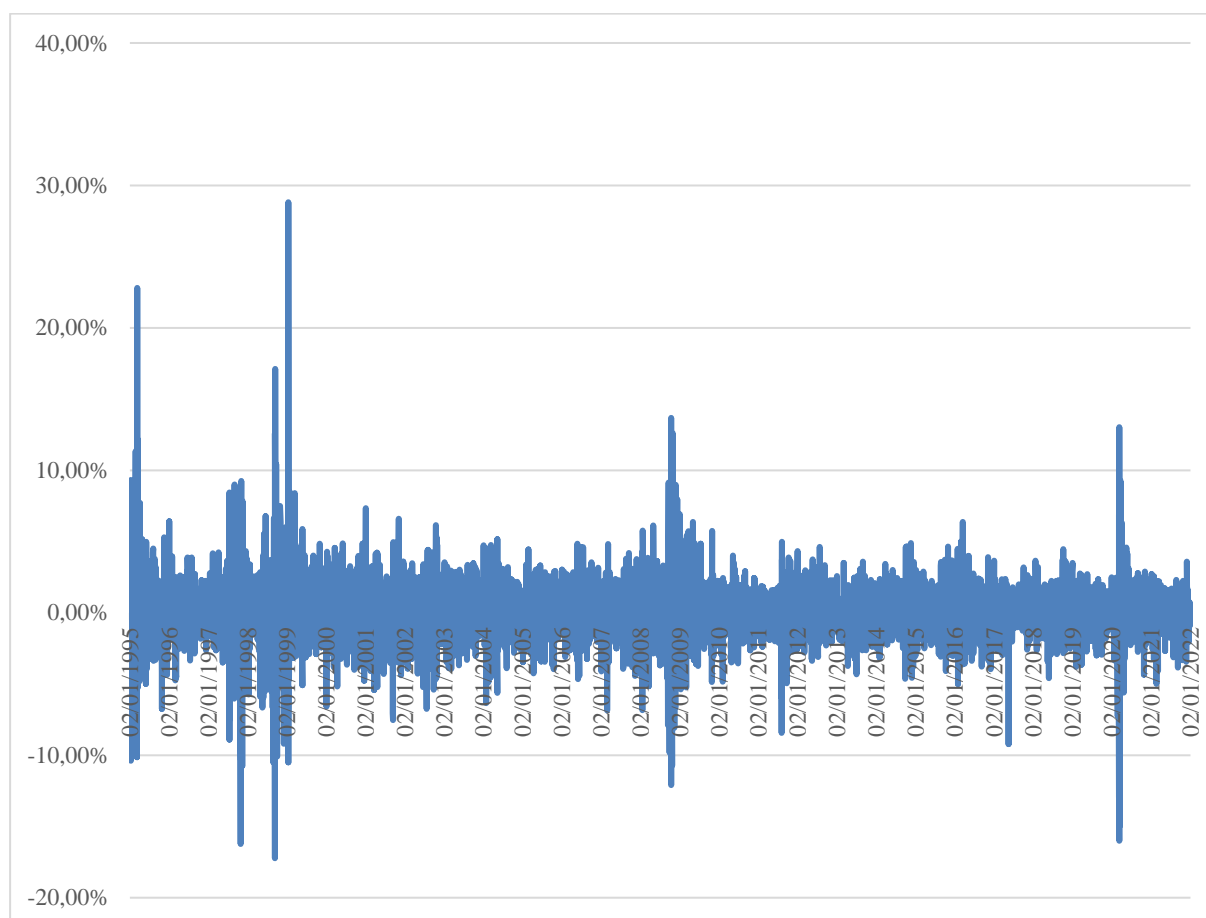
<sup>12</sup> Recuperado de: [https://www.b3.com.br/pt\\_br/market-data-e-indices/servicos-de-dados/market-data/historico/mercado-a-vista/series-historicas/](https://www.b3.com.br/pt_br/market-data-e-indices/servicos-de-dados/market-data/historico/mercado-a-vista/series-historicas/).

**Figura 8** - Log-retornos diários - IBOVESPA

Fonte: elaborado pelo autor.

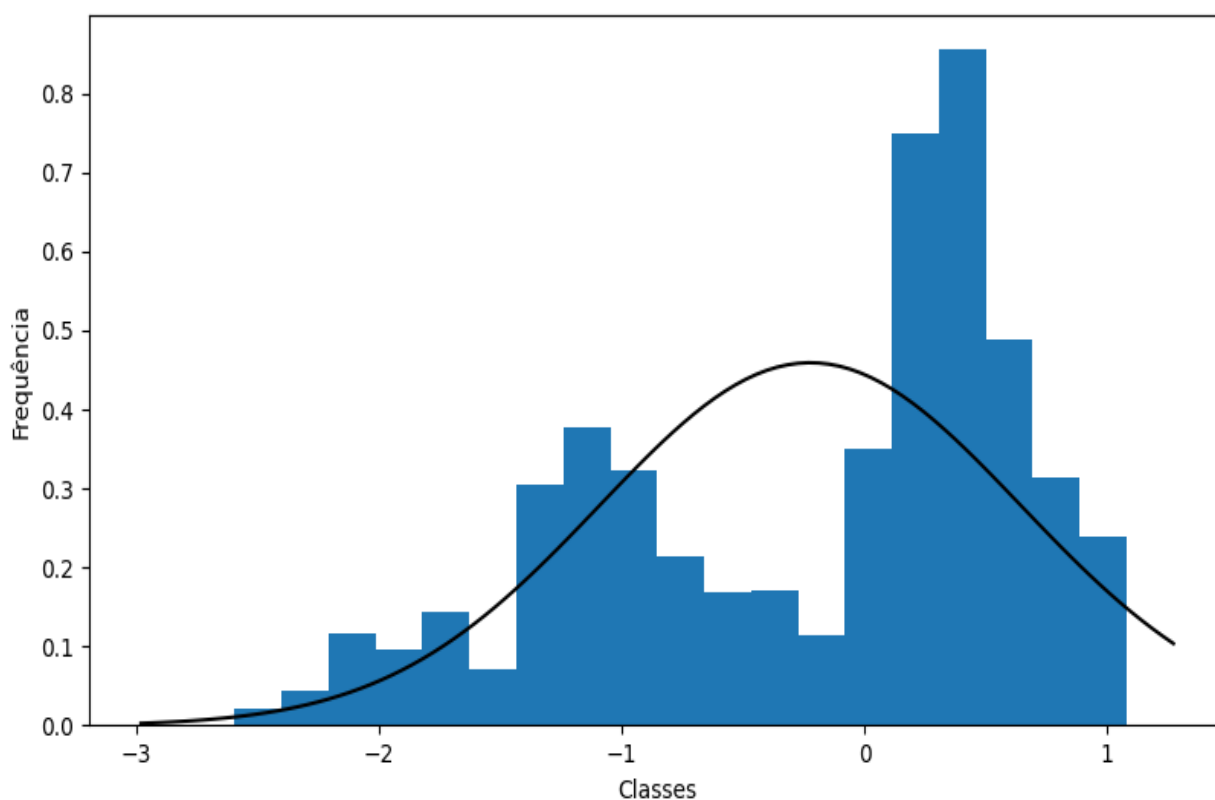
Ademais, com base nas hipóteses de pesquisa levantadas, são também destacados os resultados das variáveis selecionadas de duas subamostras: 01/01/1995 a 28/12/2018 e 02/01/2019 a 03/01/2022 (adiante referidas como subamostras 1 e 2, respectivamente). Tal recorte se dá para avaliar notadamente o ingresso substancial de novos investidores individuais, como destacado na seção 1, a fim de verificar a influência destes participantes sobre a eficiência do mercado ( $H_2$ ), bem como destacar o evento da crise do coronavírus na dinâmica dos retornos ( $H_3$ ).

**Figura 9** - Distribuição - log-retornos IBOVESPA - 02/01/1995 a 03/01/2022



Fonte: elaborado pelo autor.

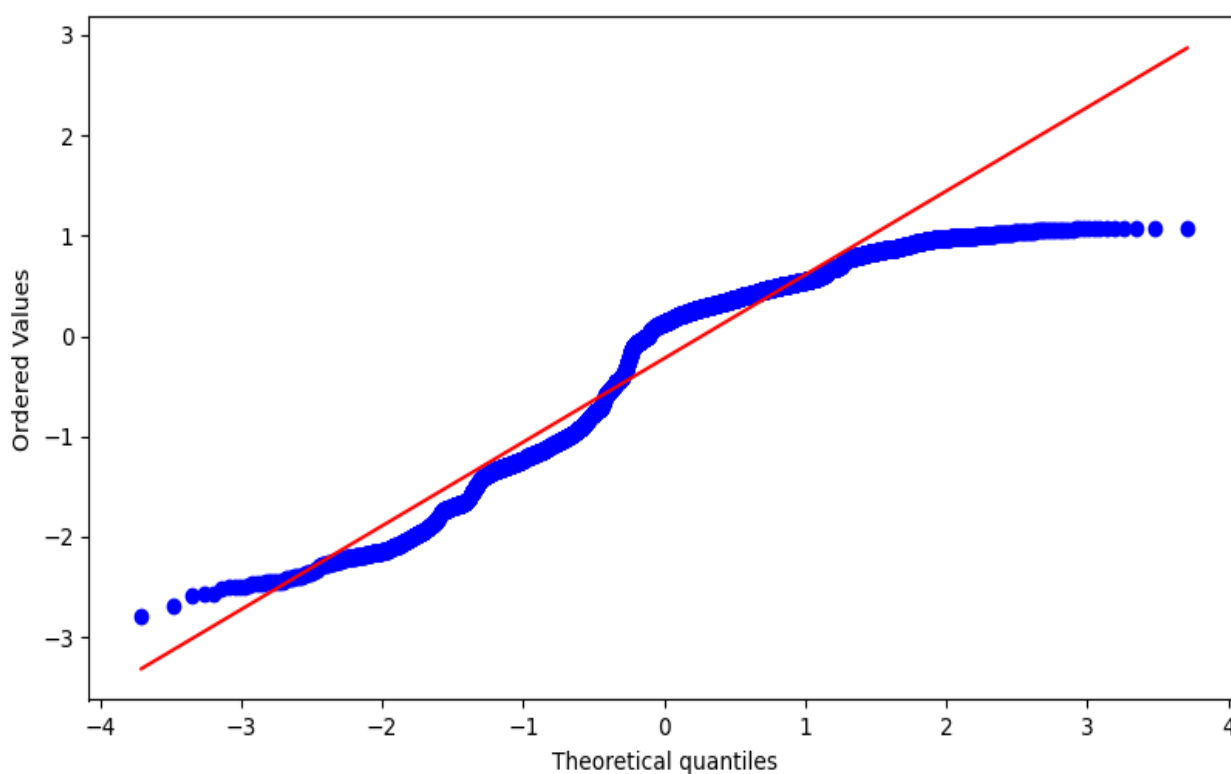
Observa-se na Figura 9 ao menos 4 períodos de ocorrência de grandes retornos, sendo o primeiro deles em 1995, logo após a implantação do Plano Real, estabilização econômica e controle inflacionário; o segundo entre 1997 e 1999, momento em que o País implementou o regime de câmbio flutuante; o terceiro em 2008, coincidindo com a crise financeira mundial do *sub-prime*; e o quarto e último em 2020, correspondente à crise do coronavírus.

**Figura 10** - Histograma dos log-retornos - IBOVESPA

Fonte: elaborado pelo autor.

Como se observa na figura 10, o histograma sugere uma distribuição assimétrica em torno da média dos retornos, com uma leve cauda à esquerda, indicando a ocorrência de maior volatilidade, embora em menor frequência.

Quanto à dispersão, há uma maior concentração de retornos próximos a zero, indicando uma maior frequência de dias em que o IBOVESPA não apresenta grandes variações (distribuição relativamente homogênea). No entanto, nota-se uma variação considerável dos retornos ao longo do tempo.

**Figura 11 - QQ-plot - IBOVESPA**

Fonte: elaborado pelo autor.

Já na Figura 11, extrai-se do gráfico QQ-plot que os dados da amostra não seguem uma distribuição normal, indicando a presença de caudas pesadas, o que é consistente com Evertsz e Berkner (1995) sobre a quantidade de ocorrência de eventos extremos, como crises financeiras.

### 3.2 Método de Análise dos Dados

Dada a natureza qualitativa da HMA, Lo (2004) aponta a carência de um método quantitativo próprio para determinar o nível de eficiência informacional de um mercado. Inobstante, a literatura tem se valido de métodos estatísticos como análise R/S e da econofísica como a DFA e a MF-DFA, sendo este último um dos mais utilizados<sup>13</sup> e elegido para cálculo da variável selecionada, considerando evidências que apontam a natureza multifractal dos mercados acionários (KWAPIEŃ et al., 2005 e YUAN et al., 2009).

<sup>13</sup> Nesse sentido, Oswiecimka, P., Kwapien J. & Drozd, S. (2005). Multifractality in the stock market: price increments versus waiting times. *Physica A*, 347, 626–638.

A escolha do método MF-DFA se dá por se tratar de uma abordagem flexível que considera a dependência de longo prazo, não-linearidade, assimetrias, caudas gordas e *clusters* de volatilidade que podem estar presentes no comportamento do mercado acionário em análise.

O método MF-DFA, de Kantelhardt et al. (2002), consiste em uma generalização da DFA, e foi idealizado originalmente para caracterização da escala multifractal (memória de longo prazo) de uma série temporal e detecção de correlação de longo prazo em séries temporais não estacionárias, finalidade para a qual se popularizou (OSWIECKIMKA et al., 2005). Ademais, pode-se verificar o nível de persistência da série temporal e permite aferir o grau de eficiência de um dado mercado.

Martínez et al. (2020) apontam como vantagem da MF-DFA o fato de não sofrer influência por tendências lineares que caracterizam a série temporal, possibilitando estimar o expoente de Hurst mesmo se a série temporal apresentar características não-estacionárias (GÓMEZ, POVEDA, 2008).

Seu cálculo se dá em cinco passos, conforme Kantelhardt et al. (2002):

*Step 1: Determine the “profile”*

$$Y(i) \equiv \sum_{k=1}^i [x_k - \langle x \rangle], \quad i = 1, \dots, N. \quad (1)$$

*Subtraction of the mean  $\langle x \rangle$  is not compulsory, since it would be eliminated by the later detrending in the third step.*

*Step 2: Divide the profile  $Y(i)$  into  $N_s \equiv \text{int}(N/s)$  nonoverlapping segments of equal length  $s$ . Since the length  $N$  of the series is often not a multiple of the considered time scale  $s$ , a short part at the end of the profile may remain. In order not to disregard this part of the series, the same procedure is repeated starting from the opposite end. Thereby,  $2N_s$  segments are obtained altogether.*

*Step 3: Calculate the local trend for each of the  $2N_s$  segments by a least-square fit of the series. Then determine the variance*

$$F^2(v, s) \equiv \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \{Y[(v-1)s + i] - y_v(i)\}^2 \quad (2)$$

*For each segment  $v$ ,  $v = 1, \dots, N_s$  and*



$$F^2(v, s) \equiv \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \{Y[N - (v - N_s)s + i] - y_v(i)\}^2 \quad (3)$$

for  $v = N_s + 1, \dots, 2N_s$ . (...)

Step 4: Average over all segments to obtain the  $q^{\text{th}}$  order fluctuation function

$$F_q(s) \equiv \left\{ \frac{1}{2N_s} \sum_{v=1}^{2N_s} [F^2(v, s)]^{q/2} \right\}^{1/q}, \quad (4)$$

where, in general, the index variable  $q$  can take any real value (for  $q = 0$ , see step 5). (...)

Step 5: Determine the scaling behavior of the fluctuation functions by analyzing log-log plots  $F_q(s)$  versus  $s$  for each value of  $q$ . (...) If the series  $x_i$  are long-range power-law correlated,  $F_q(s)$  increases, for large values of  $s$ , as a power-law,

$$F_q(s) \sim s^{h(q)}. \quad (5)$$

(...) In general, the exponent  $h(q)$  in Eq. (5) may depend on  $q$ . For stationary time series,  $h(2)$  is identical to the well-known Hurst exponent  $H$ . Thus, we will call the function  $h(q)$  generalized Hurst exponent. (pp 89-90).

Nesse passo, para  $q = 2$ , tem-se o mesmo resultado do expoente generalizado de Hurst encontrado com a DFA. Assim, o expoente  $h(2)$  é utilizado para analisar a correlação na série temporal e segue as classificações possíveis definidas na seção 2.5, variando entre 0 e 1, em que  $h(2) = 0,5$  representa uma série não correlacionada e, portanto, segue um processo de passeio aleatório (*random walk*).

A série temporal é considerada monofractal se  $h(q)$  não depende de  $q$  e multifractal caso contrário, o que significa que o comportamento de escala de pequenas flutuações ( $q < 0$ ) é diferente daquele de grandes variações ( $q > 0$ ).

Nota-se que o expoente  $h(q)$  é sensível às variações da ordem  $q$ . Para mercados considerados eficientes, tanto em caso de grandes variações ( $q = +4$ ) quanto de pequenas variações ( $q = -4$ ), ambas devem observar um processo de passeio aleatório.

Nesse passo, Wang et al. (2009) propôs uma equação de medida de eficiência de mercado  $D$ , em que um maior (menor) valor de  $D$  implica em menor (maior) grau de eficiência do mercado, sendo  $D = 0$  o resultado esperado para um mercado eficiente.

$$D = \frac{1}{2} (|h(-4) - 0.5| + |h(4) - 0.5|)$$

A partir de tal equação, pode-se verificar oscilações de eficiência do mercado, conforme variações de  $h$ , cujo intervalo adotado no presente trabalho é de  $-4$  a  $+4$ , conforme proposto por Arshad et al. (2016).

### 3.3 Variáveis Seleccionadas

Como exposto na anteriormente, a variável principal analisada no presente trabalho é o expoente de Hurst, métrica consolidada para a finalidade pretendida. Dessa forma, as variáveis seleccionadas para as finalidades aqui pretendidas estão descritas no quadro abaixo.

Isso porque, à luz das hipóteses de pesquisa proposta, as séries temporais cujos expoentes de Hurst sejam diferentes de 0,5 exibem característica de memória de longo prazo, em que seus incrementos não são independentes e identicamente distribuídos (iid). Tal característica torna a série temporal previsível, originando possíveis arbitragens ou retornos excedentes.

**Tabela 1** - Variáveis seleccionadas

Variável	Proxy utilizada
$h$	Grau de Eficiência do Mercado Expoente de Hurst generalizado dos log-retornos diários da série temporal

---

$h(q)$	Variações de Eficiência	Variações do expoente de Hurst generalizado, considerando $-4 \leq q \leq 4$
--------	-------------------------	--

---

Fonte: elaborado pelo autor.

## 4. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

À vista do referencial teórico e dos dados levantados, passa-se à análise e discussão dos resultados obtidos no trabalho.

### 4.1 Análise Descritiva da Série Temporal

Nesta seção, são apresentados os resultados dos testes estatísticos realizados em relação à série temporal de retornos selecionada como objeto de estudo. Primeiramente, foi realizado o teste não paramétrico K-S, com vistas a analisar a distribuição dos retornos, previamente analisada na seção 3.1. O resultado encontrado aponta que os dados não seguem uma distribuição normal, conforme Tabela 2 abaixo.

**Tabela 2** - Distribuição - Teste KS

Estatística do teste	0,4696
P-valor	0,00
Resultado: Os dados não seguem uma distribuição normal – rejeitamos a hipótese nula	

Fonte: elaborado pelo autor.

Para detectar a estacionariedade da série temporal, aplicou-se o teste ADF, cuja hipótese nula é não-estacionariedade e a alternativa é de estacionariedade, aliado ao teste KPSS, cujas hipóteses são reversas às do teste ADF – consolidados amplamente na literatura como testes de raiz unitária, sendo que os resultados se confirmam: tanto o teste KPSS, quanto o teste ADF indicam que a série é estacionária, com 95% de confiança, com base em Charemza e Syczewska (1998).

**Tabela 3** - Testes de Estacionariedade

	KPSS	ADF
Estatística do teste	0,10046	-18,1504
P-valor	0,01	2,48E-30
Lags usados	29	16
Número de observações		6654
Valores críticos		
	1%	0,7390
	5%	0,4630
	10%	0,3470

Fonte: elaborado pelo autor.

Aplicamos, ainda, um modelo de regressão linear (OLS), cujos resultados estão evidenciados na Tabela 4 abaixo. Verificou-se, em resumo, que este modelo não é apropriado para a série temporal financeira em análise. Os coeficientes não são significativos, os resíduos não seguem uma distribuição normal e apresentaram autocorrelação positiva.

**Tabela 4** - Modelo de Regressão Linear (OLS)

<i>Estatística de regressão</i>						
R-quadrado	0			AIC	-3,28E+04	
R-quadrado ajustado	0			BIC	-3,28E+04	
Observações	6671			Log-probabilidade	16378	
Graus de liberdade dos resíduos	6670					
	Coeficientes	Erro padrão	Stat-t	valor-P	[0,025	0,975]
Interseção	2,71100E-40	1,62000E-40	1,6710	0,0950	-4,69000E-41	5,89000E-40
Variável x1	3,43000E-22	2,05000E-22	1,6710	0,0950	-5,93000E-23	7,45000E-22
	Curtose	17,1290		Durbin-Watson	1,9910	
	Skew	0,2720		Jarque-Bera (JB)	55570,8840	
	Omnibus	1481,0300		Prob (JB)	0,00	
				Número de condicionamento*	6,25000E+18	

\*O número de condicionamento pode indicar que há forte multicolinearidade ou outros problemas numéricos.

Fonte: elaborado pelo autor.

Ainda, há que se considerar o fato de que séries temporais financeiras podem exibir autocorrelação com variações importantes ao longo do tempo<sup>14</sup>, corroborando a adaptabilidade do mercado proposta por Lo (2004, 2012).

Por fim, aplicou-se teste estatístico de significância (*bootstrap*), que ratificou a significância estatística obtidas das amostras com 95% de confiança, conforme resultados da Tabela 4.

<sup>14</sup> Nesse sentido, Cajueiro, D. O. & Tabak, B. M. (2007). Are the crude oil markets becoming weakly efficient over time? A test for time-varying long-range dependence in prices and volatility, *Energy Economics*, 29, 28–36. Cizeau P., Liu Y., Meyer, M., Peng, C. K. & Stanley, H. E. (1997). Correlations in economic time series. *Physica A*, 245, 437–440. Carbone A., Castelli G. & Stanley H. E. (2004). Time-dependent Hurst exponent in financial time series. *Physica A*, 344, 267–271.

**Tabela 5** - Teste de Significância (*Bootstrap*)

Limite inferior (2.5%): -0.0001
Limite superior (97.5%): 0.0010
Resultado: A estatística do teste está dentro do intervalo de confiança - não rejeitamos a hipótese nula

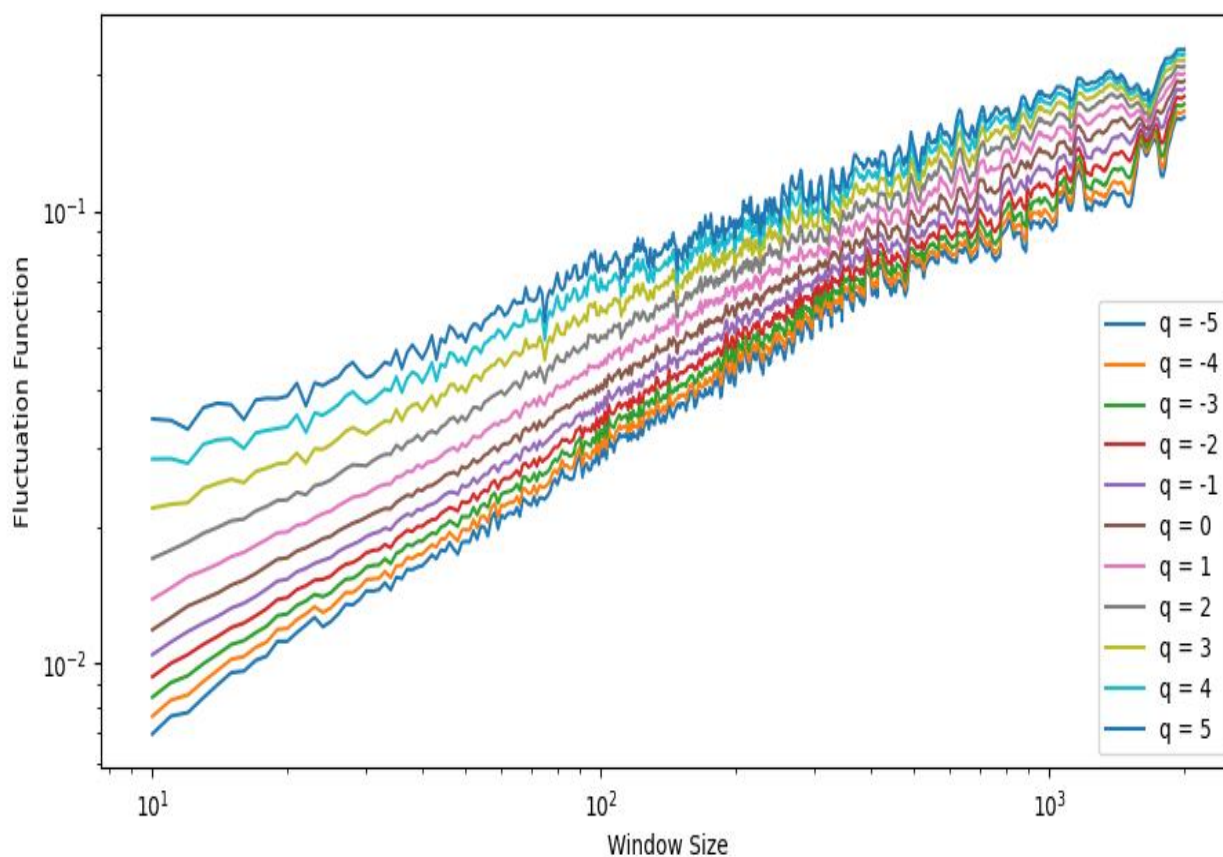
Fonte: elaborado pelo autor.

## 4.2 Análise das Variáveis Seleccionadas

Como abordado, o método MF-DFA foi aplicado para fins de identificar o valor do expoente de Hurst generalizado ( $h$ ) e suas variações ( $h(q)$ ) ao longo da série temporal sob análise, conforme resultados a seguir, obtidos por meio de rotina configurada em linguagem de programação Python, com auxílio da biblioteca fathon<sup>15</sup>.

Com base em Kantelhardt et al. (2002), a fractalidade da série temporal é derivada de um gráfico log-log entre a escala de comprimento e a função de flutuação  $F_q$ . Os autores iniciam o processo de análise com a identificação de cruzamento, em que o comportamento de escalonamento pode ser distinto na primeira parte da série temporal, em relação à segunda parte da mesma série. Quando o cruzamento é verificado, tem-se uma escala cruzada, que ratifica a existência de diferentes leis de escalonamento, em que  $s < s^*$  é o componente de curto prazo, e  $s > s^*$  é o componente de longo prazo do preço dos ativos. (KANTELDHARDT et al., 2002).

<sup>15</sup> Bianchi, S. (2020). fathon: A Python package for a fast computation of detrended fluctuation analysis and related algorithms. *Journal of Open Source Software*, 5(45), 1828.

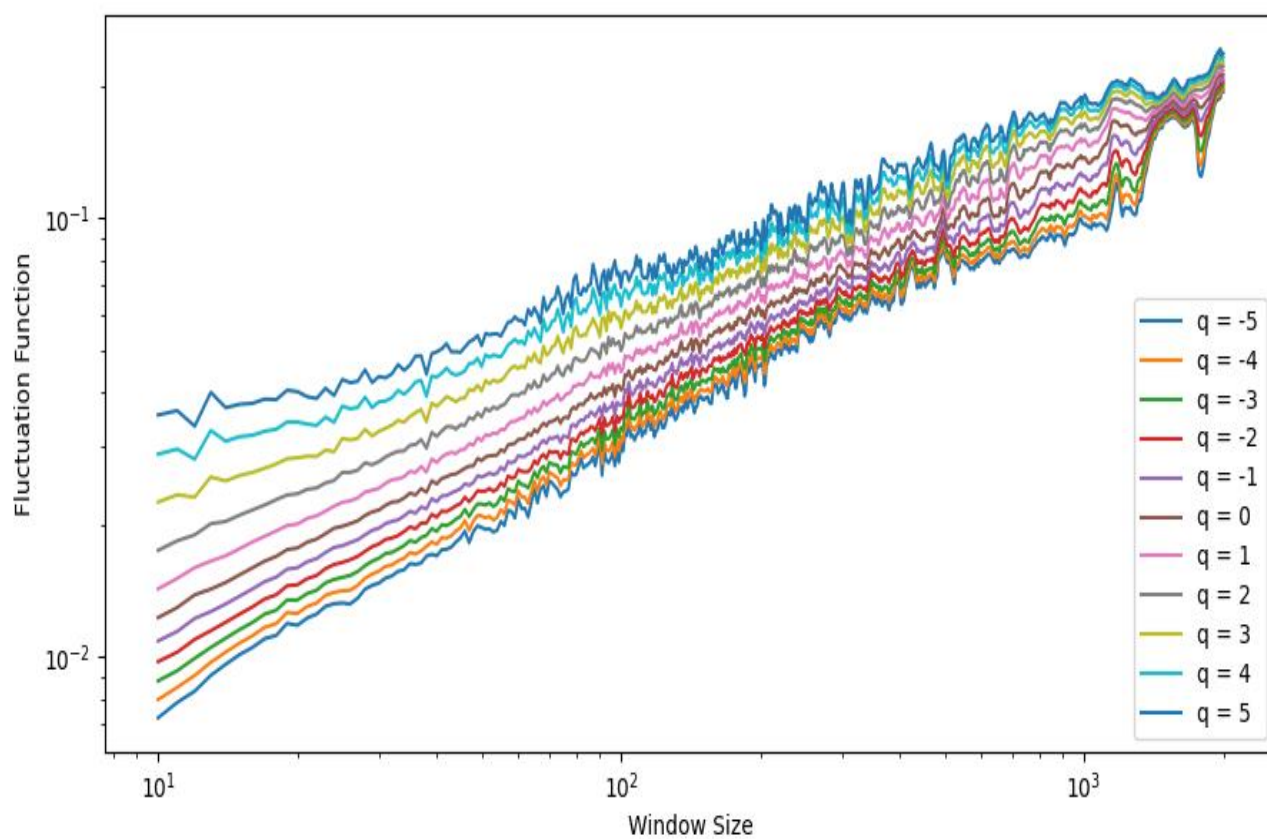
**Figura 12** - Função de flutuação multifractal  $F_q(s)$  - amostra IBOV

Fonte: elaborado pelo autor.

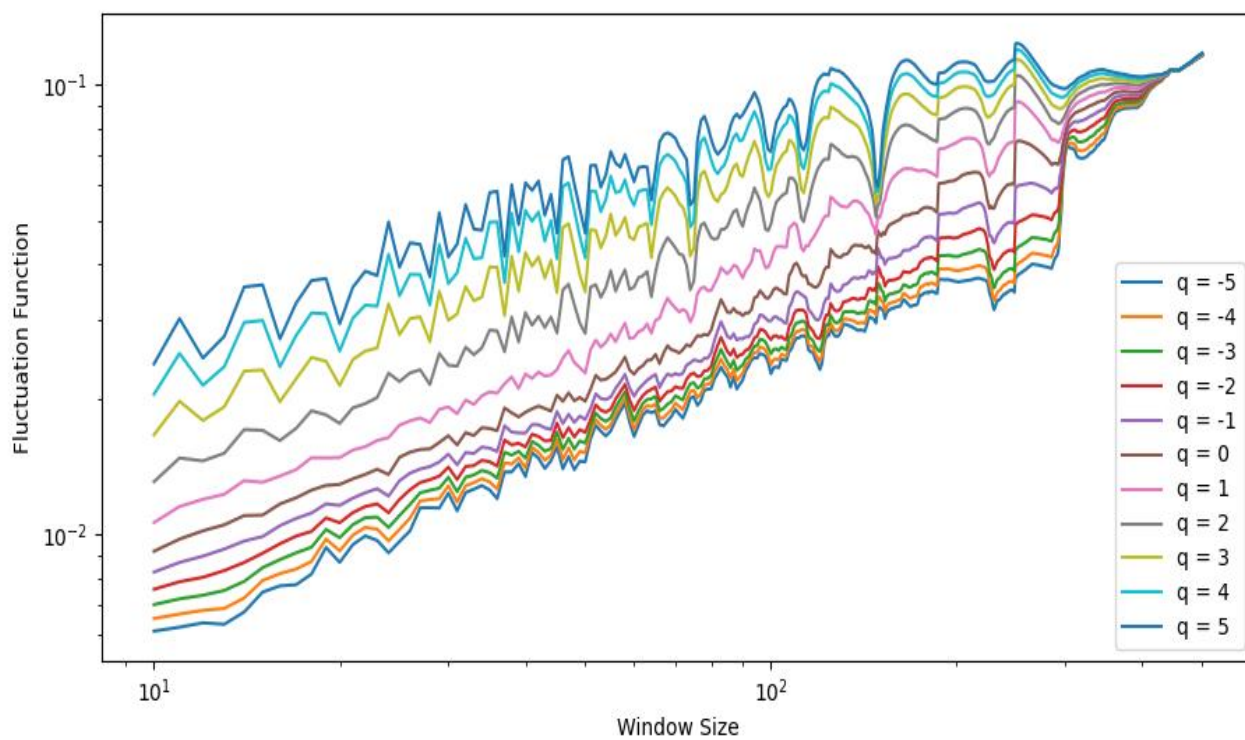
As Figuras 12 a 14 representam a função de flutuação  $F_q(s)$  para a amostra, subamostra 1 e subamostra 2, respectivamente, em função do tamanho do segmento  $s$  em uma escala logarítmica dupla para  $-5 \leq q \leq 5$ ,  $q \in \mathbb{Z}$ . Nas três figuras há evidências de cruzamento na escala  $s^*$ .

O aspecto verificado aponta para a natureza multifractal da série temporal financeira em questão, em linha com o quanto identificado na literatura em diferentes mercados, como no caso dos mercados islâmicos (RIZVI et al., 2014).

Ainda, observa-se do comportamento das funções de flutuação que o valor  $F_q(s)$  aumenta para maiores valores de  $s$ , o que corresponde ao comportamento de séries temporais com correlação de longo prazo.

**Figura 13** - Função de flutuação multifractal  $F_q(s)$  - subamostra 1

Fonte: elaborado pelo autor.

**Figura 14** - Função de flutuação multifractal  $F_q(s)$  - subamostra 2

Fonte: elaborado pelo autor.



Na Tabela 6 são apresentados os valores do expoente de Hurst generalizado para componentes de curto e longo prazo (menores e maiores que um mês, aproximadamente) referentes à amostra, subamostra 1 e subamostra 2, para  $-4 \leq q \leq 4$ ,  $q \in \mathbb{Z}$ . Ressalta-se que, a fim de explorar os impactos na eficiência do mercado acionário local do ingresso de novos participantes ( $H_2$ ) e do evento do coronavírus ( $H_3$ ), a amostra foi dividida em duas subamostras, 1 e 2.

**Tabela 6** - Expoente de Hurst generalizado para componentes de curto e longo prazo

$q$	Amostra		Subamostra 1		Subamostra 2	
	Curto prazo	Longo prazo	Curto prazo	Longo prazo	Curto prazo	Longo prazo
-4	0,6965	0,5931	0,7452	0,5848	0,4241	0,8026
-3	0,6492	0,5822	0,6769	0,5720	0,4302	0,7885
-2	0,6083	0,5710	0,6236	0,5594	0,4387	0,7719
-1	0,5755	0,5593	0,5823	0,5472	0,4500	0,7494
0	0,5502	0,5453	0,5484	0,5346	0,4687	0,7112
1	0,5245	0,5253	0,5134	0,5184	0,5175	0,6409
<b>2</b>	<b>0,4770</b>	<b>0,4951</b>	<b>0,4567</b>	<b>0,4940</b>	<b>0,6312</b>	<b>0,5368</b>
3	0,3955	0,4566	0,3621	0,4610	0,7662	0,4329
4	0,3123	0,4186	0,2590	0,4264	0,8562	0,3545

Fonte: elaborado pelo autor.

Retomando a classificação apresentada na seção 2.5, valores de  $h$  entre 0,5 e 1 são indicativos de persistência na série temporal, característico de séries reforçadoras de tendência em que há dependência positiva na memória de longo prazo. Sobre tais séries, Da Silva et al. (2007) destacam que há uma probabilidade maior que 50% que um valor positivo (negativo) da série seja precedido por um valor positivo (negativo).

De outro lado, valores de  $h$  entre 0 e 0,5 são indicativos de anti-persistência; ou seja, tendências passadas tendem a ser revertidas no futuro (processo de reversão à média) – dependência negativa na memória de longo prazo. Nessas hipóteses, há uma probabilidade maior que 50% que um valor positivo (negativo) da série seja precedido por um valor negativo (positivo) (DA SILVA et al., 2007).

Ainda, calculou-se  $h(q)$  tanto para o componente de curto prazo (em que  $s < s^*$ ) como para o componente de longo prazo (em que  $s > s^*$ ), já que Kantelhardt (2002) sustenta que em casos de escala cruzada, tal como verificado nas Figuras 12 a 14, o comportamento de escala pode ser diferente na primeira parte da série, em comparação com a segunda parte, o que implica na existência de diferentes regimes ou leis de escala.

De plano, pode-se observar da Tabela 6 que os valores de  $h(q)$  não são constantes conforme  $q$  varia entre -4 e 4, tanto para a amostra, como para as subamostras 1 e 2; ou seja,  $h(q)$  depende de  $q$ , em qualquer cenário – curto ou longo prazo -, o que demonstra a natureza multifractal do mercado acionário brasileiro.

Em relação à amostra e subamostra 1, observa-se que todos os valores de  $h(q)$  são superiores a 0,5 quando  $q < 0$ , tanto para componentes de curto quanto para de longo prazo, o que evidencia que os retornos da amostra são caracterizados por componentes de memória de longo prazo (persistência), no caso de pequenas flutuações de  $q$ .

Não obstante, quanto à amostra e subamostra 1, observa-se ainda que os valores de  $h(q)$  são notadamente maiores quando  $q < 0$  em relação a  $q > 0$ , o que implica que estas séries temporais possuem grau de eficiência oscilante, sendo que há maior presença de memória de longo prazo nas pequenas flutuações de  $q$  comparativamente às grandes.

Já para grandes flutuações de  $q$ , vê-se que  $h(2)$  – utilizado como referência para o valor do expoente de Hurst -, aproxima-se de 0,5 para o componente de longo prazo, no caso da amostra e subamostra 1 (respectivamente 0,4951 e 0,4940), indicando maior aderência à HME. No entanto, quanto ao componente de curto prazo, os valores obtidos (0,4770 e 0,4567, respectivamente) são discrepantes dos resultados relativos ao componente de longo prazo e inferiores a 0,5, indicando presença de memória quanto a este componente da série.

Em todo caso, nota-se variação considerável dos valores do expoente de Hurst generalizado tanto da amostra como da subamostra 1, o que denota que a dinâmica dos retornos não segue um comportamento randômico e, portanto, possuem padrão.

Em relação à subamostra 2, os valores de  $h(q)$  são notadamente menores no componente de curto prazo em relação ao componente de longo prazo. Ademais, para  $h(2)$  os valores são maiores que 0,5 em ambos os casos, indicando presença de persistência (dependência positiva na memória de longo prazo).

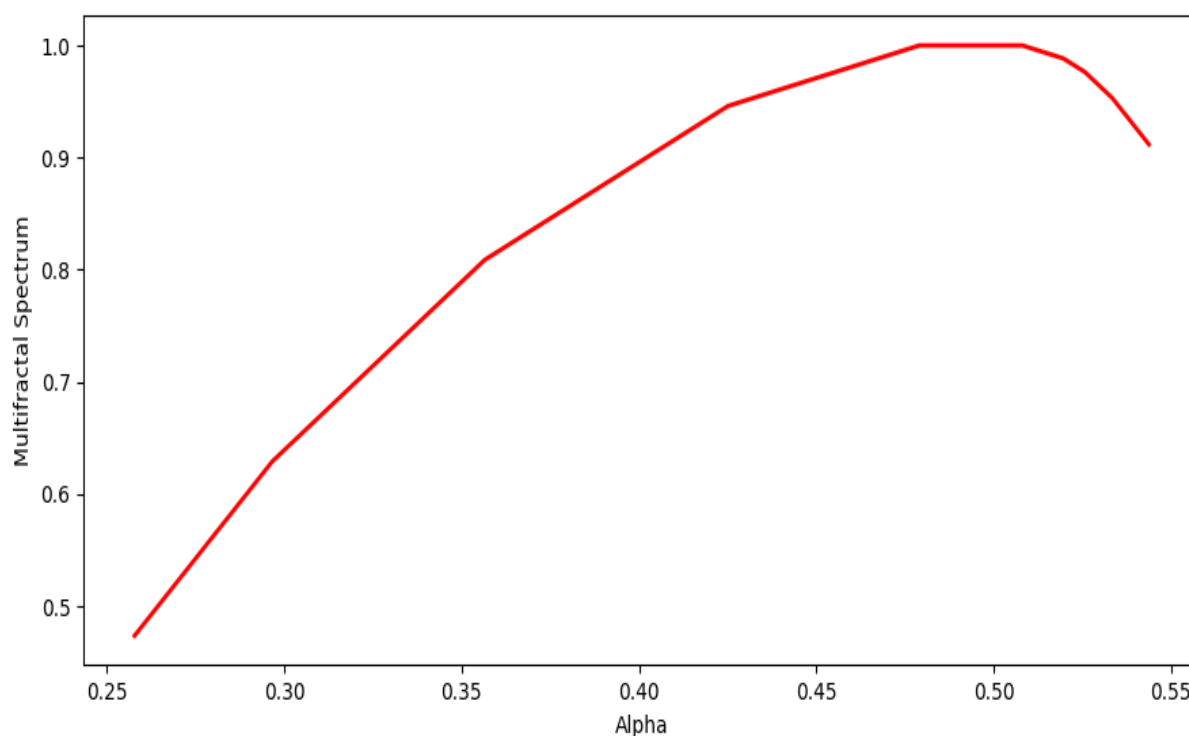
Observa-se, ainda, que os valores de  $h(2)$  encontrados na subamostra 2 estão mais distantes de 0,5 que aqueles da subamostra 1, em ambos os componentes, indicando que o grau de eficiência do mercado oscilou negativamente após o corte temporal. Nesse caso, ainda, os valores de 0,6312 e 0,5368, referentes aos componentes de curto e longo prazo, respectivamente, são superiores a 0,5, indicando caráter persistente na série temporal da subamostra 2.

O aumento dos expoentes da subamostra 2 em relação à subamostra 1 é consistente com Tzouras et al. (2015), dado o evento extremo de crise que caracteriza aquela série temporal.

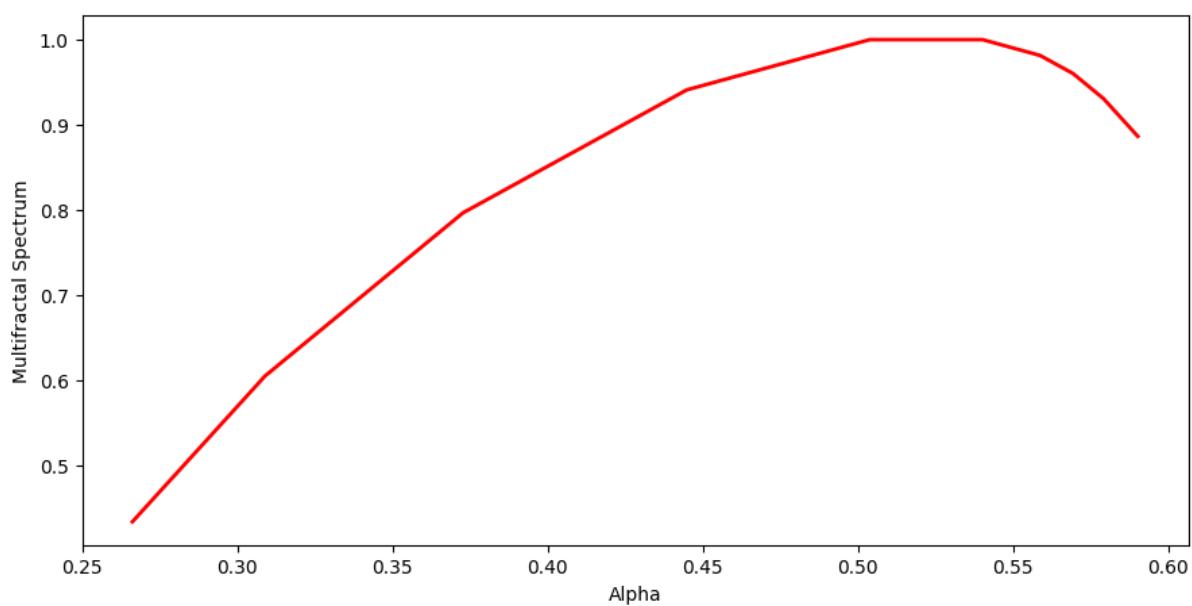
A sensibilidade do expoente de Hurst generalizado  $h(q)$  sobre  $q$  para a amostra, subamostra 1 e subamostra 2 demonstra que quando este varia entre -4 e +4,  $h(q)$  se altera, o que evidencia que os retornos das séries temporais do IBOVESPA apresentam natureza multifractal, independentemente dos componentes de curto e longo prazo. Tal característica se verificou tanto para pequenas flutuações ( $q < 0$ ) quanto para grandes flutuações ( $q > 0$ ).

Por fim, nas Figuras 15 a 17, observa-se os espectros de singularidade da amostra, subamostra 1 e subamostra 2, respectivamente – outra maneira de caracterizar o grau de multifractalidade em uma série temporal. Tal espectro fornece informações sobre a distribuição de singularidades ou expoentes de escala em diferentes escalas. Nesse aspecto, um espectro amplo indica um maior grau de multifractalidade, enquanto um espectro estreito sugere um comportamento mais monofractal.

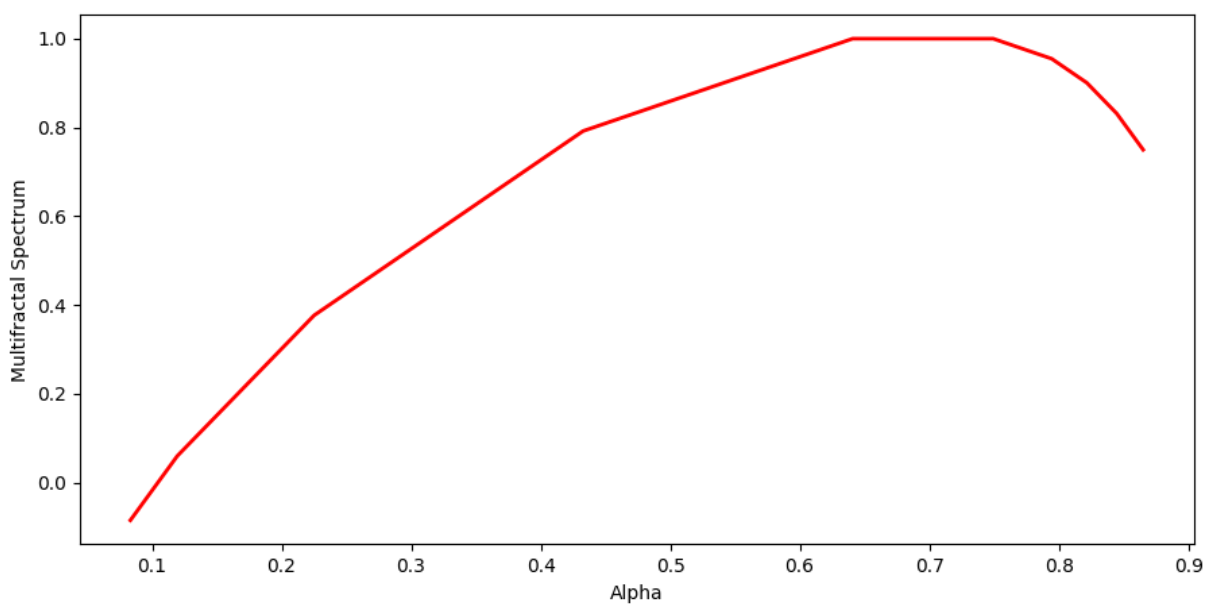
**Figura 15** - Espectro de singularidade - amostra IBOV



Fonte: elaborado pelo autor.

**Figura 16** - Espectro de singularidade - subamostra 1

Fonte: elaborado pelo autor.

**Figura 17** - Espectro de singularidade - subamostra 2

Fonte: elaborado pelo autor.

Observa-se que as formas e características apresentadas nas três figuras são bastante similares, ratificando a característica de multifractalidade das séries. Ainda, o espectro de singularidade máximo da amostra e da subamostra 1 é encontrado quando  $\alpha = 0,5$ , indicando

que não existem autocorrelações significativas. (OSWIECKIMKA et al., 2005). Por outro lado, não se pode rejeitar a presença de autocorrelação, por esse fator, no caso da subamostra 2.

### 4.3 Análise dos Resultados

Diante dos resultados obtidos, passa-se a analisá-los face às hipóteses de pesquisa formuladas anteriormente.

**H<sub>1</sub>**: O mercado de capitais brasileiro oscila entre períodos de ineficiência e eficiência.

Quanto à hipótese **H<sub>1</sub>**, elegemos a variável  $h(q)$  para fins de detectar as variações de eficiência ao longo da série temporal, a partir das oscilações em  $q$ , em que  $h(2)$  corresponde ao expoente de Hurst, como já explorado na seção 3.2.

Como se observa dos resultados constantes na Tabela 6 e nas Figuras 12 a 14, confirmou-se a característica multifractal da série, dado que  $h(q)$  é dependente de  $q$ . Ou seja,  $h(q)$  varia com alterações de  $q$ , ratificando o comportamento demonstrado pela literatura acadêmica já apresentado ao longo deste trabalho.

Ou seja, os valores do expoente de Hurst generalizado evidenciados oscilam ao longo da série temporal, sendo que para a amostra e subamostra 1,  $h(2)$  aproxima-se de 0,5, representativo de eficiência do mercado (*random walk*). Por outro lado, em relação à subamostra 2, nota-se que os valores de  $h(2)$  estão acima de 0,5, indicando persistência de longo prazo, característica de memória de longo prazo presente na série temporal.

Nesse sentido, nota-se que o mercado acionário local possui grau de eficiência oscilatória, a qual é influenciada por fatores como eventos extremos tais como o *crash* decorrente do coronavírus, apresentando, portanto, natureza adaptativa.

Os resultados encontrados são consistentes com os estudos de Costa e Vasconcelos (2003), os quais implementaram a DFA para o IBOVESPA no período de janeiro de 1968 a maio de 2001 e encontraram um valor para o expoente de Hurst superior a 0,5, corroborando a persistência (memória de longo prazo) da série temporal em questão.

Na mesma linha, Bouoiyour et al. (2018) encontraram resultado semelhante acerca da oscilação da eficiência informacional ao longo do tempo nos mercados islâmicos, utilizando o método MF-DFA, bem como Onali e Goddard (2009) em relação ao mercado italiano.

Desse modo, com base nos resultados obtidos, confirma-se a **H<sub>1</sub>** formulada, havendo evidências no sentido de que o mercado sob análise, de fato, apresenta comportamento oscilante entre períodos eficiente e ineficiente, o que é consistente com o *framework* da HMA.

**H<sub>2</sub>**: O aumento do número de investidores/liquidez contribuiu para maior eficiência do mercado local.

Quanto à segunda hipótese formulada, foi proposto o recorte temporal na amostra entre subamostra 1 e 2, com o intuito de melhor avaliar os efeitos da entrada de novos participantes no mercado acionário local, especialmente quanto eventual contribuição para sua eficiência.

Não obstante, tem-se que os valores de  $h(2)$  para a subamostra 1 – antes do aumento do número de investidores – foram de 0,4567 e 0,4940, para os componentes de curto e longo prazo, respectivamente. De outro lado, em relação à subamostra 2 – pós aumento – os resultados obtidos foram, respectivamente de 0,6312 e 0,5368.

Nesse contexto, não se pode concluir que houve um aumento no grau de eficiência do mercado em razão do expressivo ingresso de novos participantes ocorrido no período registrado na série temporal que compõe a subamostra 2, dado que os  $h(2)$  são diferentes de 0,5 e mais distantes de 0,5 que aqueles obtidos em relação à subamostra 1.

O resultado encontrado é conflitante com os achados de Sensoy (2013) em relação a membros da FEAS, em que se constatou relação positiva entre eficiência e liquidez de mercado. Destaca-se, no entanto, que a relação negativa verificada coincidiu em grande parte com período de crise decorrente do evento do coronavírus, que pode ter ofuscado referida contribuição do fator liquidez para a eficiência do mercado.

Desse modo, **H<sub>2</sub>** é rejeitada para o período em questão.

**H<sub>3</sub>**: O impacto da crise do coronavírus afetou negativamente a eficiência do mercado.

Em relação à **H<sub>3</sub>**, tem-se que a literatura não é uníssona sobre os efeitos de uma crise sobre a eficiência de mercado, documentando evidências tanto de aumento quanto de diminuição pós-evento, conforme evidenciado por Horta et al. (2014), os quais encontraram resultados distintos para as crises financeiras de 2008 e 2010.

Importante salientar que eventos extremos desencadeiam comportamentos irracionais dos agentes que impactam os mercados, como documentado por Bowe e Domuta (2004) e Zhou e Lai (2009) em relação ao “efeito manada”, cuja presença pode estar relacionada à natureza

multifractal dos mercados, tal como apontado por Cajueiro e Tabak (2009) e, por consequência, à própria oscilação no grau de eficiência.

Considera-se ainda que o ingresso maciço de participantes individuais no mercado acionário local ocorreu, justamente, no intervalo anterior ao evento de estresse originado da pandemia do coronavírus, potencializando os efeitos do comportamento de manada uma vez que a volatilidade se instaurou nos mercados globais.

Tais constatações, conjuntamente consideradas, foram de fato capturadas pelos valores do expoente de Hurst generalizado relativos à subamostra 2 (Tabela 6), em que se observa um distanciamento do padrão de eficiência esperado para um modelo de *random walk* e uma piora relativa também em relação à subamostra 1.

Ademais, nota-se que os valores dos expoentes de Hurst generalizados apresentaram maior variabilidade na subamostra 2 em relação àqueles da subamostra 1, demonstrando que o evento analisado afetou negativamente a eficiência do mercado acionário local.

Nesse sentido, observou-se que o evento de choque apresenta impacto na memória de longo prazo do mercado, repercutindo no grau de eficiência relativa antes e pós-evento, o que permite confirmar  $H_3$  formulada.

Os resultados obtidos vão de encontro com os achados de Tiwari et al. (2017), que constaram uma diminuição considerável da eficiência relativa a ETFs negociados no mercado norte-americano após a crise financeira de 2008. Na mesma linha, a pesquisa de Lim et al. (2008) referente a oito mercados asiáticos pós-crise financeira de 1997.

## 5. CONCLUSÕES

A análise acerca da evolução e da natureza dos aspectos relativos aos componentes das series temporais financeiras tem sido objeto de debates há tempos, considerando suas implicações para teóricos, participantes do mercado e demais *stakeholders*.

Como explorado, o tema em debate e seus desdobramentos apresentam relevância tanto no âmbito acadêmico, à vista da literatura que aborda, como também para os agentes de mercado, vez que se propõe a enfrentar questão prática relativa às características dos retornos observados e, conseqüentemente, à possibilidade de se extrair retornos excedentes.

A despeito da complexidade da estrutura dos mercados de capitais, é usualmente aceito que as variações de preço seguem movimentos randômicos normalmente distribuídos. De outro lado, há evidências na literatura que contradizem tais premissas, com resultados apontando para rejeição de *random walk* e correlação estatística em séries temporais financeiras.

Nesse contexto, o presente trabalho teve por escopo trazer mais evidências a respeito da natureza do mercado acionário brasileiro e do comportamento dos retornos, sob a ótica da eficiência informacional, considerando fatores como: (i) a entrada dos novos participantes evidenciada a partir de 2019; (ii) o aumento de liquidez no mesmo período; e (iii) o *crash* decorrente do coronavírus no início de 2020.

Assim, partiu-se do debate iniciado por Fama (1965a e 1965b) e Samuelson (1965), passando pelos estudos empíricos desenvolvidos no campo da Economia Comportamental e, posteriormente, abordando o *framework* proposto pela HMA de Lo (2004 e 2005), aplicado especificamente ao contexto brasileiro enquanto economia emergente, para fins de analisar o comportamento do mercado acionário local face às teorias em questão e técnicas elegidas.

Para a finalidade pretendida, utilizou-se como método a MF-DFA, por meio da qual se obteve os valores do expoente de Hurst generalizado para a amostra e subamostras definidas, com vistas a comparar a eficiência relativa de curto e longo prazo, para pequenas e grandes flutuações.

O método elegido leva em consideração a natureza multifractal de mercados acionários evidenciada pela literatura, sendo apropriado a identificar dependência de longo prazo, o que foi verificado no presente trabalho, conforme indicado por Costa e Vasconcelos (2003). Ademais, o expoente de Hurst é métrica já consolidada na literatura para fins de mensuração do nível de eficiência em séries temporais financeiras.

Entretanto, apenas recentemente foi despertada atenção para a necessidade de um teste completo das ferramentas multifractais nos mercados financeiros, de modo que o potencial da



análise multifractal está longe de ser totalmente explorado, como apontado por Ying et al. (2009).

À luz dos resultados obtidos, ratificou-se o conceito adaptativo do mercado acionário local, em vista da oscilação detectada em seu grau de eficiência de tempos em tempos, como preconizado pela HMA. Tal qual outros estudos que se debruçaram sobre o tema, corroborou-se o comportamento cíclico do mercado em relação ao padrão de eficiência, em contraposição aos preceitos da HME.

Ainda, a constatação de memória de longo prazo em séries temporais financeiras afeta a validade dos modelos tradicionais de precificação de ativos financeiros, tais como o CAPM e a APT, dado que as inferências estatísticas nas quais se baseiam não se aplicam a séries que exibem caráter persistente, como afirmado por Lo (1991).

Além de destacar a complexidade do mercado acionário, a importância dos resultados reside no fato de que, dependendo do grau da eficiência do mercado, os analistas profissionais e alocadores de capital podem superar o desempenho do mercado de tempos em tempos, justificando a gestão ativa de portfólio.

A contribuição esperada do ingresso de mais investidores e consequente aumento de liquidez no mercado acionário local, cujo aumento expressivo se iniciou em 2019 com os cortes em série da taxa básica de juros (Figuras 1 a 3), para o aumento da eficiência do mercado foi ofuscada pelo evento extremo decorrente da pandemia do coronavírus no início de 2020, conforme resultados analisados da subamostra 2.

Quanto ao maior grau de ineficiência informacional detectado em período de crise, nota-se que a oscilação se deve, ao menos em parte, ao comportamento dos investimentos em reação às notícias adversas e ao chamado “efeito manada”, que amplifica o caos ambiental instaurado, na mesma linha em que já documentado pela literatura abordada neste trabalho. Notadamente, no caso brasileiro, uma massiva parte destes investidores havia ingressado apenas recentemente no mercado (vide novamente Figura 1).

Nesse contexto, as estratégias de investimento devem considerar que a eficiência do mercado não é estática, mas sim variável ao longo do tempo, estando sujeita a eventos externos ao mercado e à adaptação de seus agentes.

Por fim, como recomendações para avanço da temática, recortes temporais relativamente à janela temporal elegida e quanto a forma de cálculo do retorno considerado (intradiário, diário, semanal, mensal<sup>16</sup>) podem agregar novas descobertas e contribuir para os

---

<sup>16</sup> Ver Rodriguez, E., Aguilar-Cornejo, M., Femat, R. & Alvarez-Ramirez, J. (2014). US stock market efficiency over weekly, monthly, quarterly and yearly time scales. *Physica A*, 413, 554-564.

debates, especialmente considerando que o método MF-DFA apenas recentemente passou a ser utilizado nesse contexto.

## REFERÊNCIAS<sup>17</sup>

- Abarbanell, J. S. & Bushee, B. J. (1997). Fundamental Analysis, Future Earnings, and Stock Prices. *Journal of Accounting Research*, 35(1), 1-24.
- Aldridge, I. (2010). *High-Frequency trading: a practical guide to algorithmic strategies and trading systems*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Alvarez-Ramirez, J., Rodriguez, E. & Espinosa-Paredes, G. (2012). Is the US stock market becoming weakly efficient over time? Evidence from 80-year-long data. *Physica A*, 391, 5643-5647.
- Arshad, S., Rizvi, S. A. R., Ghani, G. M. & Duasa, J. (2016). Investigating stock market efficiency: a look at OIC member countries. *Research in International Business and Finance*, 36, 402-413.
- Assaf Neto, A. & Lima, F. G. (2014). *Curso de administração financeira*. 3ª ed. São Paulo: Atlas.
- B3 S.A. - Brasil, Bolsa, Balcão: *A Descoberta da Bolsa pelo Investidor Brasileiro* (2020). Recuperado de [https://www.b3.com.br/pt\\_br/market-data-e-indices/servicos-de-dados/market-data/consultas/mercado-a-vista/perfil-pessoas-fisicas/perfil-pessoa-fisica/#:~:text=Perfil%20pessoas%20f%C3%ADsicas&text=Em%202018%2C%20o%20n%C3%BAmero%20de,aumento%20de%20mais%20de%20700%25](https://www.b3.com.br/pt_br/market-data-e-indices/servicos-de-dados/market-data/consultas/mercado-a-vista/perfil-pessoas-fisicas/perfil-pessoa-fisica/#:~:text=Perfil%20pessoas%20f%C3%ADsicas&text=Em%202018%2C%20o%20n%C3%BAmero%20de,aumento%20de%20mais%20de%20700%25). Acesso em 20/03/2023.
- B3 S.A. - Brasil, Bolsa, Balcão: *Uma Análise Da Evolução Dos Investidores Pessoas Físicas Na B3* (2020). Recuperado de [https://www.b3.com.br/pt\\_br/market-data-e-indices/servicos-de-dados/market-data/consultas/mercado-a-vista/perfil-pessoas-fisicas/perfil-pessoa-fisica/#:~:text=Perfil%20pessoas%20f%C3%ADsicas&text=Em%202018%2C%20o%20n%C3%BAmero%20de,aumento%20de%20mais%20de%20700%25](https://www.b3.com.br/pt_br/market-data-e-indices/servicos-de-dados/market-data/consultas/mercado-a-vista/perfil-pessoas-fisicas/perfil-pessoa-fisica/#:~:text=Perfil%20pessoas%20f%C3%ADsicas&text=Em%202018%2C%20o%20n%C3%BAmero%20de,aumento%20de%20mais%20de%20700%25). Acesso em 20/03/2023.

---

<sup>17</sup> De acordo com o estilo APA (*American Psychological Association*).

- B3 S.A. - Brasil, Bolsa, Balcão: *Pessoas físicas: uma análise da evolução dos investidores na B3* (2022). Recuperado de [https://www.b3.com.br/pt\\_br/market-data-e-indices/servicos-de-dados/market-data/consultas/mercado-a-vista/perfil-pessoas-fisicas/perfil-pessoa-fisica/#:~:text=Perfil%20pessoas%20f%C3%ADsicas&text=Em%202018%2C%20o%20n%C3%BAmero%20de,aumento%20de%20mais%20de%20700%25](https://www.b3.com.br/pt_br/market-data-e-indices/servicos-de-dados/market-data/consultas/mercado-a-vista/perfil-pessoas-fisicas/perfil-pessoa-fisica/#:~:text=Perfil%20pessoas%20f%C3%ADsicas&text=Em%202018%2C%20o%20n%C3%BAmero%20de,aumento%20de%20mais%20de%20700%25). Acesso em 20/03/2023.
- Banco Central do Brasil: *Taxas de juros básicas – Histórico* (2023). Recuperado de <https://www.bcb.gov.br/controleinflacao/historicotaxasjuros>. Acesso em 20/02/2023.
- Barber, B. & Odean, T. (2001). Boys Will Be Boys: Gender, Overconfidence, and Common Stock Investment. *Quarterly Journal of Economics*, 116, 229-261.
- Barberis, N. & Thaler, R. (2003). Cap. 18: A Survey of Behavioral Finance. In G. M. Constantinides, M. Harris & R. Stulz (Eds.), *Handbook of the Economics of Finance* (1053-1123). Elsevier B.V.
- Bhattacharya, R. N., Gupta, V. K. & Waymire, E. (1983). Hurst effect under trends. *Journal of Applied Probability*, 20(3), 649–662.
- Bianchi, S. (2020). fathon: A Python package for a fast computation of detrended fluctuation analysis and related algorithms. *Journal of Open Source Software*, 5(45), 1828.
- Bell, D. (1982). Risk Premiums for Decision Regret. *Management Science*, 29, 1156-1166.
- Bodurtha, J., Kim, D. & Lee, C. M. (1993). Closed-end country funds and U.S. market sentiment. *Review of Financial Studies*, 8, 879-918.
- Bouoiyour, J., Selmi, R. & Wohar, M. E., (2018). Are Islamic stock markets efficient? A multifractal detrended fluctuation analysis. *Finance Research Letter*, 26, 100–105.
- Bowe, M. & Domuta, D. (2004). Investor herding during financial crisis: A clinical study of the Jakarta Stock Exchange. *Pacific-Basin Finance Journal*, 12, 387–418.
- Cajueiro, D. O. & Tabak, B. M. (2004). The Hurst exponent over time: Testing the assertion that emerging markets are becoming more efficient. *Physica A*, 336, 521-537.

- Cajueiro, D. O. & Tabak, B. M. (2007). Are the crude oil markets becoming weakly efficient over time? A test for time-varying long-range dependence in prices and volatility, *Energy Economics*, 29, 28–36.
- Cajueiro, D. O. & Tabak, B. M. (2009). Does financial market liberalization increase the degree of market efficiency? The case of the Athens stock exchange. *International Review of Financial Analysis*, 18, 50–57
- Campbell, J. Y., Lo, A. & Mackinlay, A. C. (1997). *The Econometrics of Financial Markets*. Princeton University Press.
- Carbone A., Castelli G. & Stanley H. E. (2004). Time-dependent Hurst exponent in financial time series. *Physica A*, 344, 267–271.
- Carvalho, C. A. & Ribeiro, E. M. S. (2019). Participação Acionária em Empresas Listadas na B3 em 2018: Um Estudo de Redes. *BBR. Brazilian Business Review*, 16(5), 519-536.
- Charemza, W. W. & Syczewska, E. M., (1998). Joint application of the Dickeye Fuller and KPSS tests. *Economics Letters*, 61, 17-21.
- Chang, E. J., Lima, E. J. A. & Tabak, B. M. (2004). Testing for predictability in emerging markets. *Emerging Markets Review*, 5(3), 295-316.
- Charles, A., Darné, O. & Kim, J. H. (2012). Exchange-rate return predictability and the adaptative markets hypothesis: Evidence from major foreign exchange rates. *Journal of International Money and Finance*, 31, 1607-1626.
- Charles, A., Darné, O. & Kim, J. H. (2015). Will precious metals shine? A market efficiency perspective. *International Review of Financial Analysis*, 41, 284-291.
- Chen, C. P. & Metghalchi, M. (2012). Weak-Form Market Efficiency: Evidence from the Brazilian Stock Market. *International Journal of Economics and Finance*, 4(7).
- Chong, T., Cheng, S. & Wong, E. A. (2010). Comparison of Stock Market Efficiency of the BRIC Countries. *Technology and Investment*, 1(4), 235-238.

- Cizeau P., Liu Y., Meyer, M., Peng, C. K. & Stanley, H. E. (1997). Correlations in economic time series. *Physica A*, 245, 437–440.
- Clarke, R., Krase, S. & Statman M. (1994). Tracking Errors, Regret, and Tactical Asset Allocation, *Journal of Portfolio Management*, 20, 16-24.
- Couillard, M. & Davison, M. (2005). A comment on measuring the Hurst exponent of financial time series. *Physica A*, 348, 404-418.
- Costa, R. L. & Vasconcelos, G. L. (2003). Long-range correlations and nonstationarity in the Brazilian stock market. *Physica A*, 329, 231-248.
- Da Silva, S., Figueiredo, A., Gleria, I., & Matsushita, R. (2007). Hurst exponents, power laws, and efficiency in the Brazilian foreign exchange market. *Economics Bulletin*, 7(1), 1–11.
- Damodaran, A. (2014). *Finanças Corporativas: teoria e prática*. 2ª ed. Porto Alegre: Bookman.
- Dhankar, R. S. & Shankar, D. (2016). Relevance and Evolution of Adaptive Markets Hypothesis: A review. *Journal of Indian Business Research*, 8(3), 166-179.
- DeBondt, W. & Thaler, R. (1986). Does the Stock Market Overreact? *Journal of Finance*, 40, 793-807.
- Dourado, G. A. & Tabak, B. M. (2014). Teste da Hipótese de Mercados Adaptativos para o Brasil. *Revista Brasileira de Finanças*, 12(4), 517-571.
- Dyakova, A. & Smith, G. (2013). The evolution of stock market predictability in Bulgaria. *Applied Financial Economics*, 23(9), 805-816.
- Edwards, W. (1968). Conservatism in human information processing. In B. Kleinmütz (Ed.), *Formal Representation of Human Judgment*. New York: John Wiley and Sons.
- Ely, R. A. (2011). Returns Predictability and Stock Market Efficiency in Brazil. *Revista Brasileira de Finanças*, 9(4), 571-584.
- Evertsz, C. J. G. & Berkner, K. (1995). Large deviation and self-similarity analysis of graphs: DAX stock prices. *Chaos, Solitons & Fractals*, 6, 121-130.

- Fama, E. (1965a). The Behavior of Stock-Market Prices. *The Journal of Business*, 38(1), 34-105. Recuperado de [www.jstor.org/stable/2350752](http://www.jstor.org/stable/2350752). Acceso em 01/06/2020.
- Fama, E. (1965b). Random Walks in Stock Market Prices. *Financial Analysts Journal*, 21(5), 55-59. Recuperado de [www.jstor.org/stable/4469865](http://www.jstor.org/stable/4469865). Acceso em 01/06/2020.
- Fama, E. (1970). Efficient Capital Markets. A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25, 383-417.
- Fama, E. & French, K. R. (1952). The Cross-Section of Expected Stock Returns. *The Journal of Finance*, 47, 427-465.
- Fischhoff, B. & Slovic, P. (1980). A Little Learning...: Confidence in Multicue Judgment Tasks, in R. Nickerson (Ed.), *Attention and Performance, VIII*. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Gervais, S. & Odean, T. (2001). Learning to Be Overconfident. *Review of Financial Studies*, 14, 1-27.
- Gómez, J. & Poveda, G. (2008). Estimación del espectro multifractal para series de precipitación horaria en los Andes tropicales de Colombia. *Rev. Acad. Colombiana Cienc. Exact. Fís. Natur.*, 32(115), 483-502.
- Gordon, Myron J. & Shapiro, E. (1956). Capital Equipment Analysis: The Required Rate of Profit. *Management Science*, 3(1), 102-110.
- Grossman, S. (1976). On the Efficiency of Competitive Stock Markets Where Trades Have Diverse Information. *Journal of Finance*, 31, 573-585.
- Grossman, S. & Stiglitz, J. (1980). On the impossibility of informationally efficient markets. *The American Economic Review*, 41, 1-5.
- Hardouvelis, G., La Porta, R. & Wizman, T. (1994). What moves the discount on country equity funds? In Jeffrey Frankel (Ed.), *The Internationalization of Equity Markets*. Chicago: University Press of Chicago.
- Harvey, C. R. (1995). Predictable Risk and Returns in Emerging Markets. *Review of Financial Studies, Society for Financial Studies*, 8(3), 773-816.

- Huberman, G. & Regev, T. (2001). Contagious Speculation and a Cure for Cancer: A Nonevent That Made Stock Prices Soar. *Journal of Finance*, 56, 387-396.
- Horta, P., Lagoa, S. & Martins, L. (2014). The impact of the 2008 and 2010 financial crises on the Hurst exponents of international stock markets: Implications for efficiency and contagion. *International Review of Financial Analysis*, 35, 140–153.
- Hull, M. & McGroarty, F. (2014). Do emerging markets become more efficient as they develop? Long memory persistence in equity indices. *Emerging Markets Review*, 18, 45-61.
- Jeng, L., Metrick, A. & Zeckhauser, R. (1999). The profits to insider trading: A performance-evaluation perspective. *NBER Working Paper #6913*. Cambridge, MA: NBER.
- Kahneman, D. & Tversky, A., (1979). Prospect Theory: An Analysis of Decision Under Risk, *Econometrica*, 47, 263-291.
- Kantelhardt, J. W., Zschiengerm, S. A., Kosciely-Bunde, E., Havlin, S., Bunde, A. & Stanley, H. E. (2002). Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series. *Physica A*, 316, 87–114.
- Karemera, D., Ojah, K. & Cole, J. A. (1999). Random walks and market efficiency tests: Evidence from emerging equity markets. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 13(2), 171-188.
- Kim, J. H., Lim, K. P. & Shamsuddin, A. (2011). Stock return predictability and the adaptive markets hypothesis: evidence from century long U.S. Data. *Journal of Empirical Finance*, 18, 868–879.
- Künsch, H. (1986). Discrimination between monotonic trends and long-range dependence. *Journal of Applied Probability*, 23(4), 1025–1030.
- Kwapień, J., Oświęcimka, P. & Drożdż, S., (2005). Components of multifractality in high-frequency stock returns. *Physica A*, 355, 466–474.
- La Porta, R. (1997). Expectations and the Cross-Section of Stock Returns. *The Journal of*



- Finance*, 52, 859-874.
- Laibson, D. (1997). Golden Eggs and Hyperbolic Discounting. *Quarterly Journal of Economics*, 62, 443-477.
- Lakonishok, J., Shleifer, A. & Vishny, R. W. (1994). Contrarian investments, extrapolation and risk. *The Journal of Finance*, 49(5), 1541-1578.
- Li, D., Nishimura, Y. & Men M., (2016). The long memory and the transaction cost in financial markets. *Physica A*, 442, 312–320.
- Lichtenstein, S., Fischhoff, B. & Phillips, L. (1982). Calibration of Probabilities: The State of the Art to 1980, in D. Kahneman, P. Slovic, & A. Tversky (eds.), *Judgment Under Uncertainty: Heuristics and Biases*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Lim, K.-P., Brooks, R. D. & Kim, J. H. (2008). Financial crisis and stock market efficiency: empirical evidence from Asian countries. *International Review of Financial Analysis*, 17(3), 571–591.
- Lim, S.C., Muniandy, S.V. & Murugan R. (2001). Inhomogeneous scaling behaviors in Malaysian foreign currency exchange rates. *Physica A*, 301, 407-428.
- Lo, A. (1991). Long-term memory in Stock Market prices. *Econometrica*, 59(5), 1279-1313.
- Lo, A. (2004). The Adaptive Markets Hypothesis: Market Efficiency from an Evolutionary Perspective. *Journal of Portfolio Management*, 30, 15-29.
- Lo, A. (2005). Reconciling efficient markets with behavioral finance: the adaptive markets hypothesis. *Journal of Investment Consulting*, 7, 21-44.
- Lo, A. (2012). Adaptive markets and the new world order. *Financial Analysts Journal*, 68(2), 18-29.
- Madhavan, V. & Arrawatia, R. (2016). Relative Efficiency of G8 Sovereign Credit Default Swaps and Bond Scrips: And Adaptive Markets Hypothesis Perspective. *Studies in Microeconomics*, 4(2), 1-24.
- Manahov, V. & Hudson, R. (2014). A note on the relationship between market efficiency and

- adaptability – New evidence from artificial stock markets. *Expert Systems with applications*, 41, 7436-7454.
- Mandelbrot, B. (1971). When can Price Arbitraged Efficiently? A Limit to the Validity of the Random Walk and Martingale Models. *The Review of Economics and Statistics*, 53(3), 225-236.
- Mandelbrot, B. & Wallis, J. (1968). Noah, Joseph and operational Hydrology. *Water Resources Research*, 5, 228-267.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77-91.
- Martínez, J. L. M., Segovia-Domínguez, I., Rodríguez, I. Q., Horta-Rangel, F. A. & Sosa-Gómez, G. (2021). A modified multifractal detrended fluctuation analysis (MFDFA) approach for multifractal analysis of precipitation. *Physica A Stat. Mech. Appl.*, 565 125611.
- Matos, J. A. O., Gama, S. M. A., Ruskin, H. J., Sharkasi, A. Al. & Crane, M. (2008). Time and scale Hurst exponent analysis for financial markets. *Physica A*, 387, 3910–3915.
- Medeiros, O. R. (2005). Reaction of the Brazilian Stock Market to Positive and Negative Shocks. Recuperado de <<http://ssrn.com/abstract=868464>>. Acesso em: 14/06/2020.
- Mesa, O. J. & Poveda, G. (1993). The Hurst effect: The scale of fluctuation approach. *Water Resour. Res.*, 29 (12), 3995–4002.
- Mohanram, P. S. (2005). Separating Winners from Losers among Low Book-to-market Stocks using Financial Statement Analysis. *Review of Accounting Studies*, 10, 133-170.
- Odean, T. (1998). Are Investors Reluctant to Realize Their Losses?, *Journal of Finance*, 53, 1775-1798.
- Onali, E. & Goddard, J. (2009). Unifractality and multifractality in the Italian stock market. *International Review of Financial Analysis*, 18, 154–163.
- Oswiecimka, P., Kwapien, J. & Drozd, S. (2005). Multifractality in the stock market: price increments versus waiting times. *Physica A*, 347, 626–638.

- Ou, J. A. & Penman, S. H. (1989). Financial Statement Analysis and the Prediction of Stock Returns. *Journal of Accounting and Economics*, 11, 295-329.
- Peng, C. K., Buldyrev, S. V., Havlin, S., Simons, M., Stanley, H. E. & Goldberger, A. L. (1994). Mosaic organization of DNA nucleotides. *Physical Review E*, 49(2), 1685–1689.
- Pereira, G. M., Freitas, M. R. de O., Vasconcelos, A. C. & De Luca, M. M. M. (2018). Reflexos da Concentração Acionária e da Estrutura do Conselho de Administração na Remuneração de Altos Executivos em Empresas Brasileiras. *Anais do XIII USP International Conference In Accounting*. (Trabalho apresentado no XIII USP International Conference In Accounting, São Paulo, SP.) Recuperado de <https://congressosp.fipecafi.org/anais/Anais2018/ArtigosDownload/693.pdf>.
- Piotroski, J. D. (2000). Value investing: the use of historical financial statement information to separate winners from losers. *Journal of Accounting Research*, 38, 1-41.
- Piotroski, J. D. & So, E. C. (2012). Identifying expectation errors in value/glamour strategies: a fundamental analysis approach. *The Review of Financial Studies*, 25(9), 2841-2875.
- Qian B. & Rasheed, K. (2004). Hurst exponent and financial market predictability. In: *Proceedings of The 2nd IASTED International Conference on Financial Engineering and Applications*, 203–209.
- Rizvi, S. A. R., Dewandaru, G., Bacha, O. I. & Masih, M. (2014). An analysis of stock market efficiency: Developed vs Islamic stock markets using MF-DFA, *Physica A*, 407, 86–99.
- Rodriguez, E., Aguilar-Cornejo, M., Femat, R. & Alvarez-Ramirez, J. (2014). US stock market efficiency over weekly, monthly, quarterly and yearly time scales. *Physica A*, 413, 554-564.
- Rozeff, E. & Kinney, W. R. (1976). Capital market seasonality: the case of stock returns. *Journal of Financial Economics*, 3(4), 379-402.
- Samuelson, P. (1965). Rational Theory of Warrant Pricing. *Industrial Management Review*, 6, 13-31.

- Santos, M. A. (2018). Hipótese de mercados adaptativos e fatores econômico-institucionais: uma abordagem multinível (Tese de doutorado, Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo). Recuperado de [www.teses.usp.br](http://www.teses.usp.br).
- Sensoy A. (2013). Time-varying long range dependence in market returns of FEAS members. *Chaos, Solitons & Fractals*, 53, 39-45.
- Seyhun, H. N. (1998). *Investment Intelligence From Insider Trading*. Cambridge: MIT Press.
- Sharma, A. & Thaker, K. B. (2013). Predicting Asset Returns in Developed and emerging markets. *International Research Journal of Finance and Economics*, 103, 44-60.
- Shefrin, M. & Statman, M. (1985). The Disposition to Sell Winners Too Early and Ride Losers Too Long: Theory and Evidence. *Journal of Finance*, 40, 777-790.
- Shleifer, A. (2000). *Inefficient markets: an introduction to behavioural finance*. Oxford: Oxford University Press.
- Silva, S.S. & Meurer, R., Guttler, C. (2008). Is the Brazilian stockmarket efficient? *Economics Bulletin*, 7(1), 1-16.
- Simon, H. A. (1955). A behavioral model of rational choice. *Quarterly Journal of Economics*, 69, 99–118.
- Soufian, M., Forbes, W. & Hudson, R. (2013). Adapting financial rationality: Is a new paradigm emerging? *Critical Perspectives on Accounting*., Acesso em 12/09/2021. Recuperado de <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1045235413000993?via%3Dihub>
- Tabak, B. M. (2002). The Random Walk Hypothesis and the Behavior of Foreign Capital Portfolio Flows: the Brazilian Stock Market Case, *Working Papers Series*, 58, Central Bank of Brazil, Research Department.
- Tabak, B. M. (2003). The random walk hypothesis and the behaviour of foreign capital portfolio flows: the Brazilian stock market case. *Applied Financial Economics*, 13, 369-378.
- Thaler, R. (1985). Mental accounting and consumer choice. *Marketing Science*, 4, 199-214.
- Titan, A. G. (2015). The Efficient Market Hypothesis: Review of specialized literature and

- empirical research. In: *Emerging Markets Queries In Finance and Business. Procedia Economics and Finance*, 32, 442-449.
- Tiwari, A. K., Albulescu, C. T. & Yoon, S. M., (2017). A multifractal detrended fluctuation analysis of financial market efficiency: Comparison using Dow Jones sector ETF indices. *Physica A*, 483, 182–192.
- Torres, R., Bonomo, M. & Fernandes, C. A. (2002). Aleatoriedade do Passeio na Bovespa: Testando a Eficiência do Mercado Acionário Brasileiro. *Revista Brasileira de Economia*, 56, 199-247.
- Tversky, A. & Kahneman, D. (1974). Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases. *Science*, 185, 1124-1131.
- Tversky, A. & Kahneman, D. (1979 March). Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*, 47(2), 263-291.
- Tversky, A. & Kahneman, D. (1991). Loss aversion in riskless choice: a reference-dependent model. *Quarterly Journal of Economics*, 106, 1039-1061.
- Tzouras, S., Anagnostopoulos, C. & McCoy, E. (2015). Financial time series modeling using the Hurst exponent. *Physica A*, 425, 50-68.
- Urquhart, A. (2013). An empirical analysis of the adaptive market hypothesis and investor sentiment in extreme circumstances. *PhD Thesis, Department of Economics, Newcastle University Business School, Newcastle University, Inglaterra.*
- Veblen, T. (1898). Why is economics not an evolutionary science? *Quarterly Journal of Economics*, 12(4), 373-397.
- Wang, Y., Liu, L. & Gu, R. (2009). Analysis of efficiency for Shenzhen stock market based on multifractal detrended fluctuation analysis. *International Review of Financial Analysis*, 18, 271–276.
- Wijst, N. V. D. (2013). *Finance: A quantitative introduction*. Cambridge University Press. New York, EUA.

- Worthington, A. C. & Higgs, H. (2003). Tests of random walks and market efficiency in Latin American stock markets: An empirical note. *School of Economics and Finance Discussion Papers and Working Papers Series*, 157, School of Economics and Finance, Queensland University of Technology.
- Yuan, Y., Zhuang, X.-t. & Jin, X. (2009). Measuring multifractality of stock price fluctuation using multifractal detrended fluctuation analysis. *Physica A*, 388, 2189–2197.
- Zhou, R. T. & Lai, R. N. (2009). Herding and information based trading. *Journal of Empirical Finance*, 16, 388–393.