

# MUDANÇAS NO COMPORTAMENTO DOS RETORNOS DE ALGUNS ÍNDICES SETORIAIS DA BOVESPA: UMA ANÁLISE A PARTIR DE MARKOV SWITCHING

Felipe William Dreissig<sup>1</sup>  
Edson Zambon Monte<sup>2</sup>

## RESUMO:

O objetivo deste trabalho é verificar possíveis mudanças de regime da média e da variância do retorno de alguns índices setoriais do mercado acionário brasileiro (Índice de Fundos de Investimento Imobiliário (IFIX), Índice de Consumo (ICON), Índice do Setor Industrial (INDX) e Índice Financeiro (IFNC)), considerando o período entre janeiro de 2011 e dezembro de 2022. Como metodologia, utilizou-se o modelo Markov-Switching Autorregressivo (MS-AR) de dois estados proposto por Hamilton (1989). Os resultados revelaram a presença de um regime de baixa volatilidade (regime 1) e outro de alta volatilidade (regime 2), sendo que o de baixa volatilidade é mais persistente, ou seja, a probabilidade de permanência neste regime é maior que a do regime de alta volatilidade. Esses insights empíricos têm implicações importantes para investimentos de portfólio.

**Palavras-chaves:** Mercado financeiro; Índices setoriais; BOVESPA; Markov Switching; Mudanças de regime.

## CHANGES IN THE RETURN BEHAVIOR OF SOME BOVESPA SECTORAL INDICES: AN ANALYSIS USING MARKOV SWITCHING

## ABSTRACT:

The objective of this paper is to verify possible changes in the regime of the mean and variance of the return of some sectoral indexes of the Brazilian stock market (Real Estate Investment Fund Index (IFIX), Consumer Index (ICON), Industrial Sector Index (INDX) and Financial Index (IFNC)), considering the period between January 2011 and December 2022. As a methodology, the two-state Markov-Switching Autoregressive (MS-AR) model proposed by Hamilton (1989) was used. The results revealed the presence of a regime of low volatility (regime 1) and another of high volatility (regime 2), with the low volatility regime being more persistent, that is, the probability of remaining in this regime is greater than that of the regime of high volatility. These empirical insights have important implications for portfolio investing.

**Keywords:** Financial market; Sector indexes; BOVESPA; Markov Switching; Regime shifts.

Data da submissão: 17-11-2023

Data do aceite: 08-02-2024

## INTRODUÇÃO

O mercado financeiro do Brasil passou por diversas crises ao longo da sua história. Nas décadas de 1960 e 1970, a concentração de investimentos era em ativos reais – imóveis, fazendas, apartamentos, lajes corporativas, entre outros. O contexto da época pode explicar os motivos dos agentes preferirem investimentos ligados a economia real, quando se observava a macroeconomia com inflação acelerante, a lei da Usura que limitava a taxa de juros a 12% ao ano, a concentração dos investimentos pelo setor público, a Ditadura Militar e a economia fechada a investimentos diretos e indiretos estrangeiros.

Na década de 1970, o governo militar introduziu duas normas legais que impulsionaram o mercado acionário: a lei das Sociedades Anônimas e a segunda Lei do Mercado de Capitais. Ambas as normas permanecem em vigor e modernizaram o setor, sendo capazes de atrair investimentos para a economia doméstica. No entanto, foi na década de 1990, com a abertura econômica brasileira, que o volume de

<sup>1</sup> Técnico/ SENAI - Departamento Regional do Rio Grande do Sul, Brasil (2016). Contato: E-mail: dreissigfelipe@gmail.com

<sup>2</sup> Professor Adjunto/ Departamento de Engenharia Ambiental/UFES. Contato: E-mail: edsonzambon@yahoo.com.br

investimentos diretos e aplicações em carteira aumentou significativamente. Entre os efeitos da abertura econômica, segundo Goldfajn e Minella (2007) são: redução da vulnerabilidade externa (aumento das reservas internacionais), alteração do balanço de pagamentos com investimentos em médio e longo prazo, o perfil de financiamento externo melhorou, redução significativa da responsabilidade pela dívida externa pelo setor privado, o investimento direto estrangeiro substituiu o investimento em carteira como principal fonte de financiamento do balanço e maior conversibilidade da moeda.

Segundo Tófolo, Hillbrecht e Ribeiro (2008), os trabalhos relacionados à liberalização da conta capital dos países em desenvolvimento, apresentam duas visões distintas. A primeira afirma que a liberalização facilita a alocação internacional mais eficiente dos recursos e tem impacto positivo sobre a trajetória do crescimento das economias em desenvolvimento. A segunda visão aponta que esses fluxos de capitais se referem apenas a fluxos especulativos. Independente da interpretação econômica sobre a abertura da conta capital, a característica presente em ambas as alternativas é que essas economias apresentam maior dependência externa com a abertura.

Segundo Fuinhas, Marques e Nogueira (2015), os grandes centros financeiros se tornaram mais complexos e correlacionados, demandando políticas mais eficazes e instrumentos mais adequados, afetando diretamente o comportamento dos fluxos de capitais, como também a rentabilidade dos ativos envolvidos e incrementando um risco adicional às operações financeiras. As economias emergentes e seus mercados financeiros começaram a se comportar cada vez mais de forma semelhante aos mercados de referência, como EUA e Europa. Ocorre, portanto, uma liberalização dos mercados emergentes, dada a maior integração do sistema global, com diversas mudanças estruturais como a desregulamentação do sistema financeiro e a flexibilização das taxas de juros.

Para Meric (2001), a evolução exponencial das tecnologias da comunicação e a abertura dos mercados através de processos de desregulamentação, em especial nos países emergentes, são os fatores responsáveis pelo aumento dos fluxos financeiros internacionais e pela crescente integração e correlação entre os mercados de capitais.

Fuinhas, Marques e Nogueira (2015) também apontam que a liberalização dos mercados emergentes fez com que estes se integrassem ainda mais aos mercados globais e essa progressiva integração permitiu que os investidores estrangeiros e as empresas nacionais tivessem acesso aos mercados de capitais internacionais a um custo mais baixos. Assim, quanto mais liberalizado for o sistema financeiro nacional, maior é a facilidade e menor é o custo das transações internacionais. Antunes (2017) considera que, quanto maior o fluxo de investimentos de uma economia internacional, maior seu grau de integração financeira, cujos produtos acionários possuem as mesmas características de risco, com a mesma rentabilidade esperada.

Devido à liberalização dos mercados, tem ocorrido uma maior integração das economias e um comportamento semelhante dos agentes que buscam a diversificação dos seus portfólios internacionalmente. A partir disso, o mercado de capitais pode apresentar momentos de “*bear market*”, onde, conjuntamente, os mercados financeiros internacionais tendem a quedas significativas, e por momentos de “*bull market*”, onde tais mercados tendem, conjuntamente, à expansão (mercado de alta).

Para Dua e Divya (2021), as séries macroeconômicas apresentam comovimentos estruturais para economias com maior integração econômica. Em um processo de aceleração do processo de globalização financeira, o retorno dos ativos tende a se sobrepor. Os ciclos econômicos, para essas economias, também apresentam sobreposição, ou seja, os efeitos de uma aceleração econômica ou os efeitos de uma depressão são reproduzidos para as demais economias. Esse efeito de reprodução de crises é chamado de “efeito contágio”.

Conforme definido por Heimberger (2022), a forma que a crescente integração mundial do comércio e das finanças afeta o crescimento econômico é uma incógnita que permanece na literatura econômica. Alguns fatores como a especialização do trabalho mundial e a concentração produtiva de cada país, tem corroborado para uma maior integração comercial das economias nacionais com economias estrangeiras. A abertura da conta capital das economias permitiu para o mercado acionário, a possibilidade de minimização do risco sistêmico do mercado ser substancialmente mitigado com a otimização da diversificação também entre economias.

Neste contexto, este trabalho pretende identificar possíveis alterações de regime (baixa e alta volatilidade) para os retornos de alguns índices setoriais do mercado financeiro brasileiro, a saber: Índice de

Fundos de Investimentos Imobiliários (IFIX), Índice de Consumo (ICON), Índice do Setor Industrial (INDX) e o Índice Financeiro (IFNC). Para tanto, adota-se a metodologia MS-AR (Markov-Switching Autorregressivo), considerando o período de janeiro de 2011 até dezembro de 2022.

Destaca-se que trabalhos como este são importantes, uma vez que têm relevância para os agentes que buscam formular políticas macroeconômicas, para aqueles que visam a alocação ótima de uma carteira de investimentos, a identificação dos regimes ao longo do tempo e o seu comportamento, o período de duração média entre os regimes e a probabilidade de permanência em cada um. No mais, cabe ressaltar que a literatura dessa área ainda está em desenvolvimento, e poucos trabalhos utilizaram essa metodologia para o mercado brasileiro.

O presente trabalho está estruturado da seguinte forma: além desta introdução, a seção 2 faz uma revisão da literatura, abordando as principais publicações na temática de modelos Markovianos com alteração de regime, tanto para pesquisas internacionais como para nacionais; a seção 3 apresenta uma breve descrição da metodologia adotada; a seção 4 exhibe os resultados; por último, a seção 5 expõe as conclusões.

## 2. REVISÃO DE LITERATURA

Esta seção visa fazer uma breve descrição de trabalhos que tratam da temática de estudo em análise, com ênfase em pesquisas que adotaram o modelo de Markov Switching no mercado financeiro, em séries univariadas e multivariadas. A teoria das carteiras, conforme definida por Markowitz (1952), provocou grandes mudanças na forma de analisar a composição da carteira dos investidores. Segundo Luenberger (1997), a análise do retorno médio esperado e da variância do retorno mostraram que uma maior diversificação apresenta diminuição da volatilidade esperada da carteira em maior grau em relação ao retorno médio esperado quando comparada a uma carteira não diversificada. Isso significa que os investidores são incentivados a diversificação até a alocação ótima<sup>3</sup>. A alocação ótima passa diretamente pelo pressuposto que os ativos financeiros não são correlacionados entre si. Dessa forma, não faria sentido uma diversificação entre ativos que tendem a ter desempenho semelhante.

Diante disso, diversos estudos buscaram analisar o comportamento do mercado financeiro. Esses estudos tem objetivo de investigar as alterações do comportamento dos ativos em momentos normais e em momentos de estresse, e, em geral, podem ser chamados de “*bear*” e “*bull*”. A identificação e mensuração desses estágios (“*bear market*” e “*bull market*”) é de suma importância para investidores comuns e investidores profissionais, tendo em vista que buscam maximizar retornos e minimizar risco. Por isso, ativos que apresentem o mesmo desempenho em ambos os momentos não contribuem para minimização do risco, em especial em momentos de “*bear*”.

Wang e Theobald (2008) investigaram o comportamento e as alterações de regime do mercado emergente do leste asiático. Os países selecionados foram a Indonésia, a Coreia do Sul, a Malásia, as Filipinas, o Taiwan e a Tailândia, considerando o período de 1970 a 2004. Utilizando a metodologia MS-AR, os resultados mostraram evidências para alteração de regime entre os mercados. Especificamente, os mercados da Malásia, Filipinas e Taiwan foram caracterizados por dois regimes, enquanto os mercados da Indonésia, Coreia e Tailândia foram caracterizados por três regimes durante o período da amostra. Os autores sugerem que as alterações no comportamento dos mercados parecem estar associadas a eventos internacionais, uma vez que os mercados que apresentaram comportamento semelhante tiveram a característica de possuírem uma liberalização financeira maior quando comparado aos outros, como os casos dos mercados indonésio, coreano e tailandês. Enquanto os mercados da Malásia, Filipinas e Taiwan parecem não possuir o mesmo comportamento que os outros mercados mais liberalizados.

Chkili e Nguyen (2014) investigaram o comportamento entre as taxas de câmbio e os retornos do mercado de ações para os países do BRICS e utilizaram a metodologia de Markov Switching (MS-AR e, também, Markov-Switching Vector Autoregression (MS-VAR)). A amostra selecionada são dados semanais de Março de 1997 a Fevereiro de 2013. A análise univariada (MS-AR) indicou que os retornos das ações dos países do BRICS evoluíram de acordo com dois regimes distintos: um regime de baixa volatilidade e um regime de alta volatilidade. Por outro lado, as evidências dos modelos multivariados (MS-VAR) sugerem que os mercados de ações tiveram mais influência nas taxas de câmbio durante períodos calmos e turbulentos. O

<sup>3</sup> Alocação ótima, conforme definido por Markowitz (1952), é a maximização do retorno esperado com a minimização da volatilidade esperada para a carteira.

estudo constatou que as taxas de câmbio do dólar dos países BRICS reagem de forma diferente a grandes eventos econômicos mundiais.

Dua e Divya (2021) investigaram o comportamento e as ligações dinâmicas entre os mercados de moedas e de ações da Zona do Euro, Índia, Japão e EUA, usando as estruturas MS-AR e MS-VAR. Os autores selecionaram os países que conjuntamente somassem mais de 50% do PIB mundial para o período de Julho de 1999 a Outubro de 2020. Os resultados univariados identificaram dois estados, sendo o estado de alta (ou “*bull*”) caracterizado por altos retornos e baixa volatilidade para os índices do mercado de ações e retornos Euro/USD e INR/USD. Para o mercado Iene/USD, o estado de alta corresponde à depreciação acompanhada de baixa volatilidade.

Além disso, Dua e Divya (2021) empregaram uma formulação multivariada para estudar os regimes em todas as classes de ativos, o que fornece informações adicionais sobre os estados comuns nos mercados. Usando o modelo MS-VAR englobando ações e moedas, os autores encontraram um regime cauteloso, caracterizado por menor volatilidade e maiores retornos e um regime turbulento representado por maior volatilidade e menores retornos. Alguns dos períodos turbulentos destacados na análise incluem o estouro da bolha das *pontocom*, crise sul-americana, “11 de setembro”, guerra do Iraque, estouro da bolha imobiliária, crise financeira global, crise da dívida da zona do euro, *Taper Tantrum*, *Brexit*, apagão<sup>4</sup> do Governo Federal dos EUA, Guerra comercial EUA-China e a recente pandemia de COVID-19.

Em relação ao mercado brasileiro, Machado et al. (2017) investigaram se variáveis macroeconômicas possuíam relação de longo prazo com o IBOVESPA, a partir da metodologia MS-VAR com testes de cointegração entre as variáveis, para o período de janeiro de 1999 a junho de 2017. As variáveis macroeconômicas utilizadas foram o INPC (Índice de preços ao consumidor), a taxa de juros (SELIC), a atividade econômica, a importação bruta, a exportação bruta, a taxa de câmbio dólar por real e a inflação brasileira. Os autores consideraram diferentes regimes econômicos e concluíram que a relação entre o IBOVESPA e as variáveis macroeconômicas é influenciada por diferentes regimes. Em períodos de expansão econômica, o IBOVESPA se relaciona positivamente com o Produto Interno Bruto (PIB) e com o índice de inflação, enquanto em períodos de contração, essa relação se torna negativa. No mais, a inflação, a taxa de juros (SELIC), o PIB, as exportações brutas, as importações brutas e a taxa de câmbio possuem relacionamento de longo prazo com o IBOVESPA. Os autores argumentam que o modelo Markov Switching foi capaz de identificar essas mudanças na dinâmica ao longo do tempo e descrevem que esses resultados revelam a importância de se considerar o contexto macroeconômico ao avaliar o desempenho do mercado de ações, podendo auxiliar investidores, gestores de fundos e analistas financeiros na tomada de decisões mais.

Lélis, Cunha e Linck (2019) investigaram os efeitos da queda dos preços das *commodities* na economia brasileira ao longo dos anos 2000, por meio da metodologia MS-VAR. Segundo os autores, cerca de 1/3 da desaceleração econômica em 2014 deve-se a queda dos preços das *commodities* e não produziram efeitos duradouros para o nível de atividade, sendo possível afirmar que houve uma redução da sua influência sobre a atividade econômica brasileira ao longo do tempo.

Por sua vez, Silva (2021) buscou capturar mudanças de regime tanto na média quanto na variância dos retornos mensais do índice de mercado de ações (IBOVESPA), entre janeiro de 2000 e março de 2021, por meio da metodologia MS-AR. Os resultados demonstram que um regime de baixa volatilidade é mais persistente, ou seja, a probabilidade de permanecer neste regime em um período posterior é de 96,49% e no regime de alta volatilidade, a probabilidade de continuar neste regime no período imediatamente posterior corresponde a 48,55%. Além disso, puderam detectar o momento das mudanças de regimes dos retornos, sendo eles: o atentado terrorista de 11/09/2001, o momento de transição da política brasileira (vitória de Lula na eleição presidencial 2002), as crises financeiras de 2008 (falência do banco de investimentos dos EUA, o Lehman Brothers) e a pandemia da COVID-19 (2020/2021).

Segundo Tavares e Caldeira (2021), é importante que o gestor ou o investidor intutucional conheça o comportamento dos retornos dos índices setoriais ou dos índices compostos por empresas de boas práticas corporativas. Os autores utilizam o CDI (Certificado de Depósito Bancário), o IBOVESPA, os principais

---

<sup>4</sup> Em janeiro de 2018, houve uma paralisação parcial do governo dos Estados Unidos, conhecida como “shutdown” em inglês. Durante esse período, algumas agências governamentais tiveram que interromper suas operações devido à falta de financiamento aprovado pelo Congresso.

índices setoriais da bolsa brasileira e os principais índices de sustentabilidade e governança<sup>5</sup> para uma amostra de Maio de 2008 a maio de 2018. Seguem uma metodologia tradicional com os modelos de precificação de ativos de capital (CAPM) em suas versões estática com mudança de regime, MS-AR, e suavizador de Kalman. A aplicação dessa metodologia traz evidências de que oito dos nove índices analisados apresentaram mudança estrutural (alternam entre dois regimes). Os autores discorrem que a abordagem de Markov Switching trouxe a evidência empírica de que os retornos dos índices seguem regimes distintos no decorrer do tempo, de modo que foi possível estruturar o risco sistêmico em dois estados. Além disso, permite atribuir probabilidades aos retornos dos ativos de estarem em um estado de alta/baixa sensibilidade ao retorno do mercado ou, do ponto de vista de teoria econômica, em estados de alavancagem ou conservadorismo.

### 3. METODOLOGIA

#### 3.1 MODELO DE MARKOV SWITCHING

Este trabalho utiliza, como metodologia, o modelo Markov-Switching Autorregressivo (MS-AR), que pertence à família de modelos Markov Switching proposta por Hamilton (1989). O método surgiu como alternativa aos modelos de séries temporais lineares e com parâmetros constantes. Segundo Mendonça, Santos e Sachsida (2009), quando uma relação linear é submetida a uma quebra estrutural, os parâmetros, o intercepto e a variância do modelo são impactados. Em geral, os parâmetros variam com o tempo, resultado da não-linearidade e, por isso, ocorre violações das hipóteses de estacionariedade e normalidade dos erros dos modelos convencionais.

Ainda, sobre os estudos de Mendonça, Santos e Sachsida (2009), a alternativa apontada é tratar as quebras (e, portanto, “mudança de regime” ou “mudança de estado”) como exógenas, com a introdução de variáveis dummy em modelos lineares convencionais, embora, neste caso, seja necessário conhecer as alterações de regime a priori. Os modelos Markov Switching caracterizam-se por assumir, em cada momento, um número finito de “estados” ou “regimes”, sendo uma alternativa eficiente na modelagem econométrica em momentos que essa característica prevalece.

Esta seção baseia-se no livro de Franses e Dijk (2020), especialmente na subseção de indentificação de regimes por variáveis não observáveis. Essa classe de modelos assume que o regime que ocorre no tempo  $t$  não pode ser observado, sendo esse denotado como  $s_t$ . No caso de dois regimes,  $s_t$  pode assumir os valores 1 (regime 1) e 2 (regime 2), de modo que o modelo com uma defasagem (AR(1)) em ambos os regimes é dado por:

$$y_t = \begin{cases} \beta_{0,1} + \beta_{1,1}y_{t-1} + \varepsilon_t & \text{se } s_t = 1, \\ \beta_{0,2} + \beta_{1,2}y_{t-1} + \varepsilon_t' & \text{se } s_t = 2, \end{cases} \quad (1)$$

ou, em notação abreviada,

$$y_t = \beta_{0,s_t} + \beta_{1,s_t}y_{t-1} + \varepsilon_t. \quad (2)$$

Para completar o modelo, as propriedades de  $s_t$  precisam ser definidas. O modelo mais popular nesta classe, que foi defendido por Hamilton (1989), é o modelo Markov Switching, no qual o processo  $s_t$  é considerado um processo Markov de primeira ordem. Isso implica que o regime atual  $s_t$  só depende do regime imediatamente anterior,  $s_{t-1}$ . Assim, o modelo é completo definindo as probabilidades de transição de um regime para o outro, conforme apresentado a seguir:

$$P(s_t = 1 | s_{t-1} = 1) = p_{11}, \quad (3)$$

$$P(s_t = 2 | s_{t-1} = 1) = p_{12}, \quad (4)$$

$$P(s_t = 1 | s_{t-1} = 2) = p_{21}, \quad (5)$$

<sup>5</sup> Compostos por empresas que adotam práticas mais transparentes e compromissadas com seus acionistas, além de se pautarem pela responsabilidade socioambiental e seguirem práticas de governança corporativa.

$$P(s_t = 2 | s_{t-1} = 2) = p_{22}, \quad (6)$$

Assim,  $p_{ij}$  é igual à probabilidade de que a cadeia de Markov se mova do estado  $i$  no tempo  $t - 1$  para o estado  $j$  no tempo  $t$ . Importante ressaltar que, para que os  $p_{ij}$  definam as probabilidades, eles não podem ser negativos e que a soma das probabilidades de transição de cada regime e as probabilidades de permanência sejam iguais a 1, conforme apresentado na Equação (7):

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{21} & p_{22} \end{bmatrix}, \quad \begin{aligned} p_{11} + p_{12} &= 1, \\ p_{21} + p_{22} &= 1. \end{aligned} \quad (7)$$

Tomando-se como base a Equação (7), pode-se calcular o tempo médio de duração  $K$  para o regime  $s_t$ . Considerando  $s_t = 1$ , o tempo médio de duração é representado por:

$$K_1 = \left( \frac{1}{1-p_{11}} \right). \quad (8)$$

Usando a teoria das cadeias ergódicas de Markov<sup>6</sup>, é direto a sua apresentação para as probabilidades incondicionais de que o processo está e cada um dos regimes, ou seja,  $P(s_t = i)$  para  $i = 1, 2$ . Ou seja:

$$P(s_t = 1) = \frac{1 - p_{22}}{2 - p_{11} - p_{22}}, \quad (9)$$

$$P(s_t = 2) = \frac{1 - p_{11}}{2 - p_{11} - p_{22}}. \quad (10)$$

O modelo Markoviano com  $m$  regimes é obtido permitindo que a cadeia de Markov não observável  $s_t$  assumam qualquer um dos  $m > 2$  valores diferentes. Considerando um modelo MS-AR(1), o modelo torna-se:

$$y_t = \beta_{0,j} + \beta_{1,j}y_{t-1} + \epsilon_t, \quad s_t = j, \quad (11)$$

para  $j = 1, \dots, m$ , com probabilidades de transição,

$$p_{ij} \equiv P(s_t = j | s_{t-1} = i), \quad i, j = 1, \dots, m, \quad (12)$$

que satisfaz  $p_{ij} \geq 0$  para  $i, j = 1, \dots, m$  e  $\sum_{j=1}^m p_{ij} = 1$  para todo  $i = 1, \dots, m$ .

Destaca-se que o modelo MS para dois regimes, com uma especificação  $AR(p)$  em ambos os estados, pode ser expresso pela Equação (13):

$$y_t = \begin{cases} \beta_{0,1} + \beta_{1,1}y_{t-1} + \dots + \beta_{p,1}y_{t-p} + \epsilon_t & s_t = 1, \\ \beta_{0,2} + \beta_{1,2}y_{t-1} + \dots + \beta_{p,2}y_{t-p} + \epsilon_t' & s_t = 2, \end{cases} \quad (13)$$

sendo que a notação para vários regimes,  $s_t$ , é dada por:

$$y_t = \beta_{0,s_t} + \beta_{1,s_t}y_{t-1} + \dots + \beta_{p,s_t}y_{t-p} + \epsilon_t. \quad (14)$$

Segundo Doornik (2013), o modelo MS-AR possui a característica de possuir uma variância menor que modelos lineares e, por isso, apropriado a séries com maior volatilidade. Este trabalho, por tratar de retornos do mercado financeiro, e considerando que, neste caso, espera-se a ocorrência de dois regimes – um de baixa e outro de alta volatilidade – utilizou o modelo MS-AR, com transição de dois regimes (ou estados) para identificar os regimes e os seus comportamentos.

<sup>6</sup> Ver Hamilton (1994, pp. 681-3) para uma derivação explícita deste resultado.

### 3.2 DADOS

Os dados utilizados são classificados como séries temporais, no período de janeiro de 2011 a dezembro de 2022, compreendendo, aproximadamente, 11 anos de dados semanais. As séries utilizadas foram<sup>7</sup>: Índice de Fundos de Investimentos Imobiliários (IFIX), Índice de Consumo (ICON), Índice do Setor Industrial (INDX) e o Índice Financeiro (IFNC). Nas estimações foram adotados os retornos dos índices dados pela Equação (10):

$$r_t = \log(X_t) - \log(X_{t-1}), \quad (15)$$

em que  $r_t$  denota os retornos e  $X_t$  o valor do índice em um tempo  $t$ .

### 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A Tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas, o teste de Ljung-Box ao quadrado e o teste de raiz unitária para os retornos semanais<sup>8</sup> dos índices observados. O IFIX apresentou o maior retorno dos índices (0,168%) e, também, a menor volatilidade<sup>9</sup> para o período analisado (1,350%). O IFNC teve a maior volatilidade (3,83%) e um retorno médio de 0,163%.

**Tabela 1.** Estatísticas descritivas e teste de raiz unitária.

	Média (%)	D. Padrão (%)	Assimetria	Curtose	JB	LB <sup>2</sup>	ADF
IFIX	0,168	1,350	-3,574	50,698	60,586***	125,8***	-7,091***
ICON	0,090	3,013	-0,770	7,574	607***	148,6***	-8,257***
IFNC	0,163	3,833	-0,242	7,366	502***	27,875***	-8,593***
INDX	0,094	2,725	-1,139	10,520	1.608***	116,43***	-8,311***

Notas: 1) “JB” é o teste estatístico Jarque-Bera para verificar se a distribuição segue a normalidade. 2) “LB<sup>2</sup>” é o teste estatístico Ljung-Box para verificar a autocorrelação do retorno ao quadrado. 3) ADF é o teste estatístico para verificar a estacionariedade do retorno dos índices. 4) \*\*\* Significante ao nível de 1%.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa.

Destaca-se que todas as séries de retornos apresentaram distribuição leptocúrtica, sendo caracterizada por uma distribuição com maior probabilidade de valores extremos ou fora do intervalo médio em comparação com uma distribuição normal<sup>10</sup>. O desvio da normalidade é confirmado pelo teste de Jarque-Bera (JB), uma vez que a hipótese nula de normalidade de todos os retornos é rejeitada a um nível de significância de 10%. Além disso, pelo Ljung-Box (LB) sobre os retornos ao quadrado, nota-se que os retornos de todos os índices apresentaram volatilidade.

Um dos primeiros passos na análise de séries temporais é verificar se elas possuem raiz unitária (são não estacionárias). Uma série é considerada estacionária (no sentido fraco) quando a média, a variância e a covariância não variam com o tempo. Para analisar a estacionariedade dos retornos foi utilizado o teste ADF, proposto por Dickey e Fuller (1981). Na realização do teste ADF foi utilizado o critério de informação de Schwarz (SIC), com o número de defasagens escolhido de forma automática. De acordo com os resultados, a hipótese nula de raiz unitária pode ser rejeitada, revelando que retornos são estacionários ao nível de significância de 1%.

A fim de examinar o comportamento dos retornos dos índices em um ambiente de mudança de regime (neste trabalho os regimes se referem à alta e baixa volatilidade), é crucial verificar se os retornos exibem tal comportamento. As alterações no comportamento referem-se ao fenômeno em que as propriedades estatísticas mudam ao longo do tempo, geralmente devido a mudanças nas condições de mercado ou no sentimento do investidor. Este comportamento pode ter um impacto significativo no desempenho das estratégias de investimento e na estabilidade geral dos mercados financeiros.

Para verificar se os retornos apresentaram alteração no seu comportamento, foi aplicado o teste proposto por Garcia e Perron (1996), onde a hipótese nula de nenhuma mudança de regime (ou seja, a dinâmica

<sup>7</sup> A fonte de dados é do *software* Economática.

<sup>8</sup> O retorno semanal dos índices e o desvio padrão é apresentado da seguinte forma,  $R_t = (\log(X_t) - \log(X_{t-1})) \times 100$ .

<sup>9</sup> Desvio padrão é utilizado como uma medida de volatilidade.

<sup>10</sup> A referência à normalidade é a distribuição normal padrão, que teoricamente apresenta assimetria igual 0 e curtose igual a 3.

dos retornos dos índices é melhor reproduzida por um modelo autorregressivo linear, AR) é testada contra a hipótese alternativa de alteração de regime, que corresponde ao modelo MS-AR. O teste de razão de verossimilhança (LR) é usado para escolha do modelo mais adequado, sendo utilizada a Equação (16):

$$LR = 2 \times |\ln L_{MS-AR} - \ln L_A| \quad (16)$$

onde  $L_{MS-AR}$  é o log verossimilhança do modelo MS-AR e  $L_{AR}$  o log verossimilhança do modelo AR. O modelo mais adequado é selecionado com base nos valores críticos de Davies (1987). Na Tabela 2, os resultados indicam que, para todos os retornos dos índices, a hipótese nula pode ser rejeitada, o que significa que o comportamento variável no tempo destes retornos é melhor descrito pelo modelo não linear MS-AR.

**Tabela 2.** Resultados estatísticos do teste LR.

	$L_{MS-AR}$	$L_{AR}$	LR
IFIX	1,812	-1,982	7,589***
ICON	1,304	-1,368	5,346***
IFNC	1,154	-1,193	4,695***
INDX	1,364	-1,198	5,124***

Nota: \*\*\* Significante ao nível de 1%.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa.

Vale dizer que, como as políticas econômicas e as crises podem levar a turbulências sociais e políticas, o modelo de mudança de regime sugere que esses fatores podem contribuir para a alteração no comportamento, neste caso, dos retornos dos índices. Portanto, o modelo MS-AR fornece uma estrutura teórica para entender a relação entre políticas econômicas, a estrutura econômica, os resultados políticos e os eventos que podem impactar a sociedade e os mercados financeiros globais ou locais.

Em relação à ordem do modelo autoregressivo (AR), para cada retorno, utilizou-se a metodologia Box-Jenkins, seguindo o trabalho de Krolzig (1997). Isso foi realizado inspecionando as funções de autocorrelação (FACs) e as funções de autocorrelação parciais (FACPs)<sup>11</sup> de cada retorno, e, posteriormente, estimando as especificações ARMA. As especificações foram então comparadas por meio do critério de informação de Akaike (Akaike Information Criterion – AIC) e do critério de informação Bayesiano (Bayesian Information Criterion – BIC). Posteriormente, utilizou-se o teste Ljung-Box para a autocorrelação dos resíduos, adotando-se três defasagens para o teste. Os resultados obtidos usando o modelo de mutação da cadeia de Markov para cada retorno estão resumidos na Tabela 3.

Para todos os retornos, o regime 2 pode ser caracterizado por uma alta volatilidade<sup>12</sup> e o regime 1 por uma baixa volatilidade. Para os casos do IFIX, ICON e IFNC, o segundo regime apresenta desvios padrão pelo menos duas vezes maiores que o regime um, indicando um aumento de volatilidade significativa. Destaca-se que o segundo regime do retorno do IFNC apresentou a maior volatilidade e o primeiro regime do retorno do IFIX apresentou a menor volatilidade.

Ainda, na Tabela 3, pode-se observar que, para todos os retornos, a probabilidade de estar no regime 1 é maior que a probabilidade de permanecer no regime 2. A probabilidade de estar no regime de baixa volatilidade varia de 96,34% (IFNC) a 98,78% (INDX). Já a probabilidade de estar no regime de alta volatilidade varia de 34,34% (IFNC) a 51,29% (INDX). A magnitude das probabilidades de cada regime sugere que o regime de baixa volatilidade é mais persistente do que o de alta volatilidade, ou seja, todos os retornos dos índices permanecem mais tempo no regime dois (baixa volatilidade) do que no regime um (alta volatilidade).

<sup>11</sup> A FAC mede a correlação entre uma série temporal e suas observações defasadas em diferentes intervalos de tempo. A FACP mede a correlação entre uma série temporal e suas observações defasadas, eliminando as correlações indiretas através das observações intermediárias.

<sup>12</sup> Desvio padrão é utilizado como uma medida de volatilidade.

**Tabela 3.** Resultados estimados para o modelo MS-AR.

	IFIX	ICON	IFNC	INDX
Defasagens AR	2	2	2	1
<i>Regime 1</i>				
$\beta_{0,1}$	0,001 (0,000) ***	0,003 (0,001) ***	0,002 (0,001) **	0,002 (0,001) ***
$\beta_{1,1}$	0,023 (0,041)	-0,029 (0,050)	-0,072 (0,040) **	-0,148 (0,057) ***
$\beta_{2,1}$	0,121 (0,032) ***	-0,055 (0,048)	-0,093 (0,038) ***	-
$\sigma_{11}$	0,802 (0,032) ***	2,140 (0,085) ***	3,315 (0,132) ***	2,292 (0,091) ***
$p_{11}(\%)$	97,51	97,19	96,34	97,81
$K_1$	40,17	35,58	27,33	45,86
<i>Regime 2</i>				
$\beta_{0,2}$	-0,003 (0,004)	-0,007 (0,005)	-0,023 (0,013) **	-0,026 (0,018)
$\beta_{1,2}$	0,135 (0,164)	-0,019 (0,100)	0,311 (0,200)	0,4678 (0,420)
$\beta_{2,2}$	-0,546 (0,253) ***	0,016 (0,106)	1,642 (0,323) ***	-
$\sigma_{22}$	3,150 (0,126) ***	5,229 (0,209) ***	5,162 (0,206) ***	5,728 (0,229) ***
$p_{22}(\%)$	77,47	87,95	34,14	51,29
$K_2$	4,43	8,29	1,51	2,05
LB	1,273 [0,735]	0,475 [0,924]	0,013 [0,999]	0,023 [0,999]

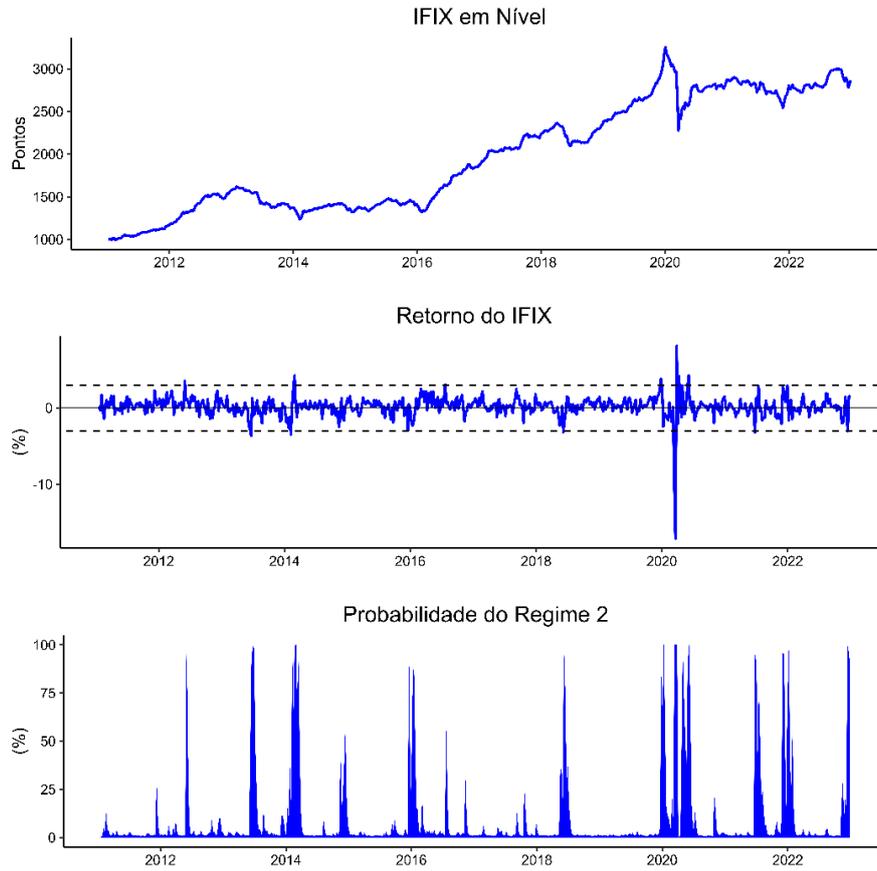
Notas: 1) Os erros padrão estão entre parênteses. 2)  $\sigma$  denota o desvio padrão de cada regime. 3)  $p$  denota a probabilidade média do regime. 4)  $K$  denota o tempo médio no respectivo regime. 5) LB denota o teste de Ljung-Box para a autocorrelação dos resíduos do modelo, com três defasagens. 6) Em colchetes é apresentado o valor-p; 7) \*\*\* Significante ao nível de 1%; \*\* Significante ao nível de 5%.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa.

As probabilidades de cada regime são confirmadas quando analisado o tempo médio de permanência. O regime de baixa volatilidade dura, em média, 40 semanas para o IFIX, 35 semanas para o ICON, 27 semanas para o IFNC e 45 semanas para o INDX. Por outro lado, os regimes de alta volatilidade duram, em média, quatro semanas para o IFIX, oito semanas para o ICON, uma semana para o IFNC e duas semanas para o INDX.

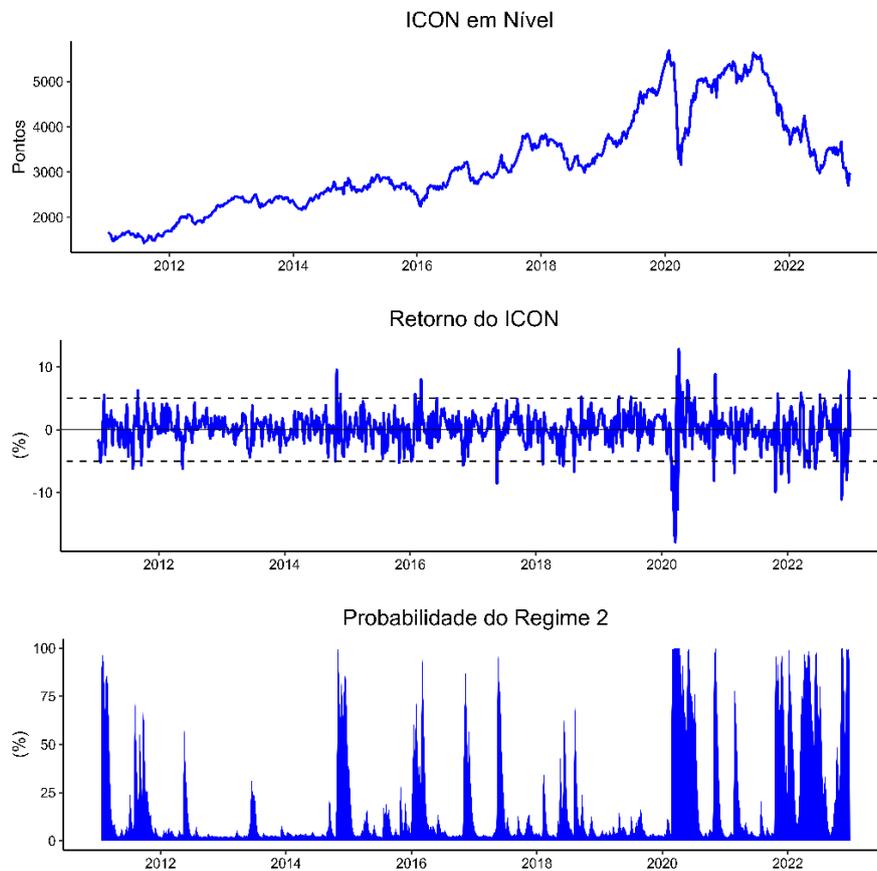
Em complemento a análise anterior, as Figuras 1, 2, 3 e 4 apresentam os índices em nível, os retornos dos índices (em %), e a probabilidade suavizada de cada regime durante o período analisado. Observando-se as figuras, evidencia-se que o regime 1 é dominante em para todos os retornos. Além disso, corrobora-se o fato de que os retornos dos índices IFIX e ICON são os que mais tempo permanecem no regime 2 (alta volatilidade). Em geral, a probabilidade suavizada de permanência no regime 2 (estado de alta volatilidade) mostra vários períodos de alta volatilidade comuns a todos retornos dos índices. Esses períodos cobrem eventos (episódios) particulares que podem ter afetado as mudanças de regime dos retornos, sejam eventos internos ou externos à economia brasileira. A Tabela 4 apresenta alguns desses eventos.

Por fim, ressalta-se que, tendo em vista as análises descritas previamente, pode-se classificar as alterações de regimes apresentadas para cada retorno dos índices. Todavia, é importante ressaltar que cada série compõe uma cesta de diferentes ativos em cada período. Por isso, alterações de regime em um determinado período para os retornos de um determinado índice podem não ser significativas para os retornos de outro índice.



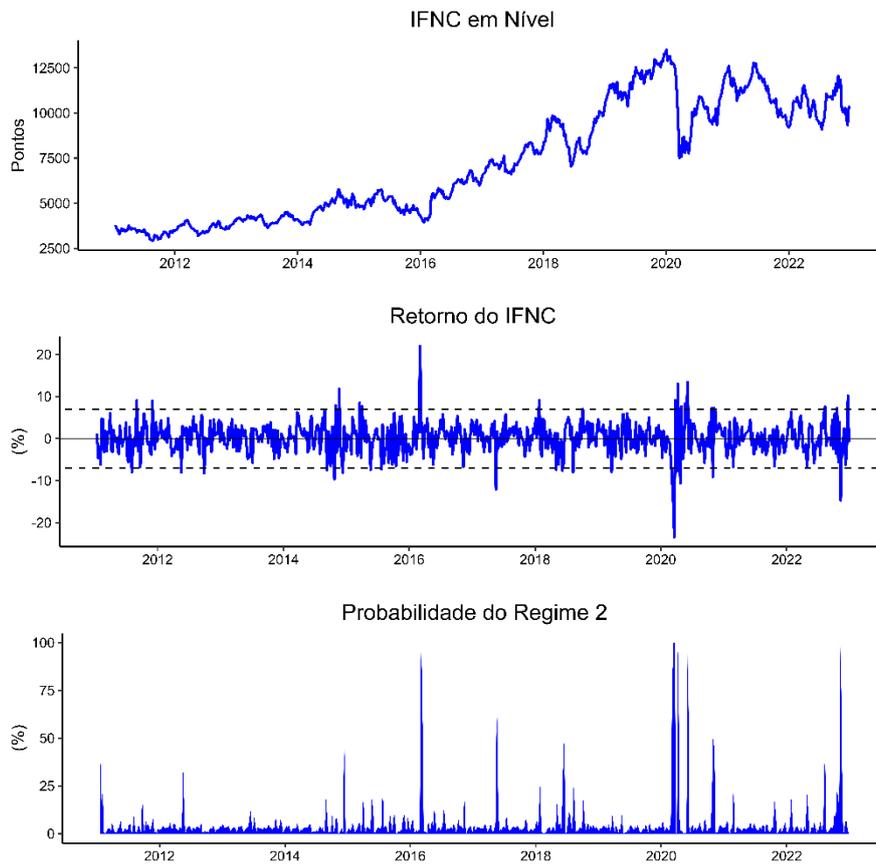
**Figura 1.** IFIX: índice, retornos e probabilidade suavizada.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa.



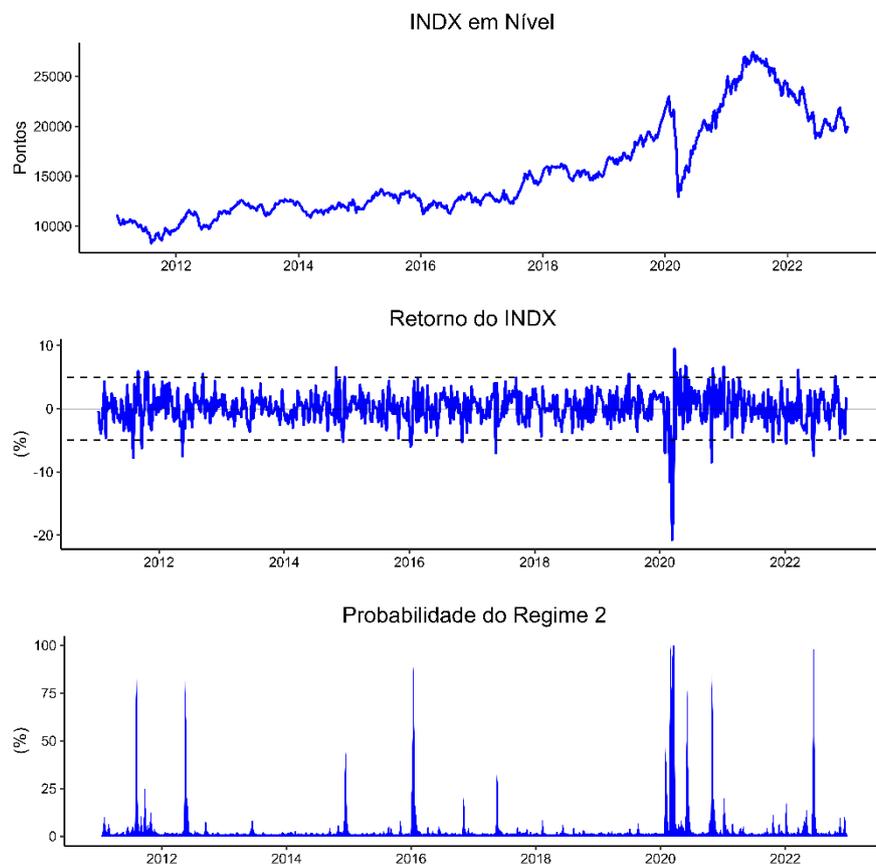
**Figura 2.** ICON: índice, retornos e probabilidade suavizada.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa.



**Figura 3.** IFNC: índice, retornos e probabilidade suavizada.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa.



**Figura 4.** INDX: índice, retornos e probabilidade suavizada.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa.

**Tabela 4.** Eventos destacados no período de análise.

<b>Período</b>	<b>Evento</b>
2011	Medidas macroprudenciais <sup>13</sup> são tomadas pelo então Ministro Guido Mantega.
2012	Economia Brasileira começa a apresentar sinais de enfraquecimento no crescimento apresentado desde a crise do <i>Sub-prime</i> .
2014	Economia brasileira entra em recessão; Início da operação Lava Jato; e, Reeleição da ex-presidente Dilma com forte polarização.
2015	Recessão econômica.
2016	Impeachment da ex-presidente Dilma; Recessão econômica; e, Crise Política devido as investigações da Lava Jato.
2017	Delação contra o então ex-presidente Temer; e, Joesley Day.
2018	Greve dos caminhoneiros; e, Eleição do ex-presidente Bolsonaro com forte polarização.
2020	COVID-19.
2022	Reeleição do ex-presidente Lula.

Fonte: Elaborado (adaptado) a partir de De Bolle (2016).

## 5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta pesquisa objetivou identificar as alterações de regime (alta e baixa volatilidade) para os retornos de alguns índices setoriais do mercado financeiro brasileiro, a saber: Índice de Fundos de Investimentos Imobiliários (IFIX), Índice de Consumo (ICON), Índice do Setor Industrial (INDX) e o Índice Financeiro (IFNC). O período adotado foi de janeiro de 2011 a dezembro de 2022. Como metodologia, utilizou-se o modelo MS-AR (Markov-Switching Autorregressivo).

Os resultados obtidos suportam a utilidade do MS-AR na análise de séries temporais financeiras. Observou-se que ambos os regimes (baixa e alta volatilidade) apresentaram significância estatística para cada um dos quatro retornos examinados, revelando que esses regimes tem um impacto significativo no comportamento das séries. Adicionalmente, a ideia de que os indicadores financeiros tendem a ser estáveis dentro de um determinado regime é reforçada pela alta probabilidade de persistência em cada um dos seus respectivos regimes. Embora, o tempo médio do regime de alta volatilidade seja significativamente menor que o regime de baixa volatilidade.

Os principais desdobramentos relacionados a essa pesquisa são que i) o regime 1 (baixa volatilidade) e o regime 2 (alta volatilidade) apresentam um tempo médio de duração distinto para cada índice setorial; ii) a probabilidade de permanência no regime 1 (baixa volatilidade) é alta para todos índices; iii) o regime 2 (alta volatilidade) apresenta um tempo médio de duração pequeno quando comparado ao regime 1 (baixa volatilidade), indicando que os agentes rapidamente adaptam suas expectativas para o mercado.

Em geral, este estudo contribui para a literatura sobre teoria financeira e econômica, fornecendo evidências empíricas para a utilidade do MS-AR no estudo de indicadores financeiros e, mais especificamente, na identificação e análise de vários regimes comportamentais. As descobertas destacam a importância de levar em consideração a multifacetação e a complexidade econômica para tomada de decisão dos agentes ante eventos de estresse que por vezes, podem não ser controláveis. OS resultados empíricos deste trabalho têm implicações importantes para investimentos de portfólio.

Por fim, importante enfatizar que esta pesquisa possui limitações e, dessa forma, aprimoramentos devem ser feitos para estudos futuros. O primeiro deles é utilizar modelos com heterocedasticidade condicional. Uma possível saída seria adotar os modelos da família GARCH e, portanto, tentar obter melhores estimativas dos parâmetros. Ademais, o acréscimo de metodologias para avaliar a correlação entre as séries, como o modelo MS-VAR.

<sup>13</sup> Denominação dada pelo próprio ex-ministro Guido Mantega, sendo elas redução da taxa de juros, restrição do crédito bancário para controle da inflação e intervenções cambiais para controle dos preços. Segundo De Bolle (2016), essas medidas foram adotadas para sustentar o crescimento baseado no consumo interno da economia brasileira, tendo em vista que a economia mundial ainda apresentava recessão.

## REFERÊNCIAS

- ANTUNES, J. L. (2017). **O impacto da integração dos mercados financeiros no crescimento econômico**. Dissertação (Mestrado em Gestão) - Escola Superior de Tecnologia e Gestão de Leiria, Instituto politécnico de Leiria. Portugal.
- BROCKWELL, P. J.; DAVIS, R. A. (2016). **Introduction to time series and forecasting**. 3. ed. [S.l.]: Springer International Publishing.
- CARVALHO, S. D.; NOGUEIRA. (2020). **Mercado de Trabalho: conjuntura e análise**. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea). Rio de Janeiro.
- CERETTA, P. S. Investigando a Presença do Caos no Ibovespa. **Revista Eletrônica de Administração**, v. 8, n. 5, 2013.
- CHKILI, ; NGUYEN, D. K. (2014). Exchange rate movements and stock market returns in a regime-switching environment: evidence for BRICS countries. **Research in International Business and Finance**, 31, 46-56.
- CORREA, A. D. S. (2003). **Diferenças e semelhanças entre Países da América Latina: uma análise de markov switching para os ciclos econômicos de Brasil e Argentina**. Banco Central do Brasil. [S.l.].
- COSTA, D. S. (2020). Pandemia e desemprego no Brasil. **Revista de Administração Pública**, 54(4), 969-978.
- DAVIES, R. B. (1987). Hypothesis testing when a nuisance parameter is present only under the alternatives. **Biometrika**, 74(1), 33-43.
- DE BOLLE, M. (2016). **Como matar a borboleta-azul: Uma crônica da era Dilma**. 1. ed. [S.l.]: Intrínseca.
- DICKEY, D.; FULLER, W. (1981). likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. **Econometrica**, 16(4), 1057-1072.
- DICKEY, D. A.; FULLER, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. **Journal of the American Statistical Association**, 74(366), 427-431.
- FRANSES, P. H.; DIJK, D. V. (2020). **Non-linear time series models in empirical finance**. 1. ed. Nova York: Cambridge: Cambridge University Press.
- FUINHAS, J. A.; MARQUES, A. C.; NOGUEIRA, D. C. (2014). **Integration of the indexes SP500, FTSE100, PSI20, HSI and IBOVESPA: A VAR approach**. Munich Personal RePEc Archive.
- GARCIA, R.; PERRON, P. (1996). An Analysis of the real interest rate under regime shifts. **The Review of Economics and Statistics**, 78(1), 111-125.
- GOLDFAJN; M. (2003). Capital flows and controls in Brazil? **Brazilian Journal of Political Economy**, 23(1).
- GUJARATI, D. N.; PORTER, D. C. (2011). **Econometria básica**. 5ª ed. Porto Alegre: McGrawHill/Bookman.
- HAMILTON, J. A. (1989). New approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle. **Econometrica**, 57(3), 357-384.
- JÚNIOR, M. V. W.; ZUANAZZI, P. T. (2014). A sensibilidade de ativos em diferentes ambientes de risco: uma análise para empresas gaúchas. **Ensaio FEE**, 35(1), 231-248.
- KROLZIG, H. (1997). **Markov-Switching vector autoregressions: modelling, statistical inference, and application to business cycle analysis**. Berlin: Springer, 454.
- LÉLIS, M. T. C.; CUNHA, A. M.; LINCK, P. (2019). O choque nos preços das commodities e a economia brasileira nos anos 2000. **Revista de Economia Política**, 39(3), 427-448.
- LUENBERGER, D. G. (2013). **Investment Science**. 2. ed. Nova York: Oxford University Press.
- MACHADO, M. R. R.; MACHADO, L. D. S.; GARTNER, I. R. (2017). Relação entre Ibovespa e variáveis macroeconômicas: evidências a partir de um modelo Markov-Switching. **Revista Brasileira de Finanças**, 15(3), 435-468.
- MARKOWITZ, H. (1952). Portfolio Selection. **American Finance Association**, 7(1), 77-91.

MENDONÇA, M. J. C. D.; SANTOS, C. H. M. D.; SACHSIDA, A. (2009). Revisitando a função de reação fiscal no Brasil pós-real: uma abordagem de mudanças de regime. **Estudos Econômicos**, 39(4), 873-894.

MERIC, G. et al. (2001). Co-movements of U.S. and Latin American equity markets before and after the 1987 crash. **International Review of Financial Analysis**, 10(3), 219-235.

SILVA, C. A. G. D. (2021). A influência da pandemia COVID-19 na volatilidade dos índices de mercado de ações (Ibovespa): aplicação do modelo Markov Switching Autoregressivo. **Brazilian Journal of Business**, São José dos Pinhais, 3(3), 2445-2458.

TAVARES, D. S.; CALDEIRA, J. F. (2021). CAPM - Markov Switching e Kalman Filter: uma aplicação aos índices setoriais de sustentabilidade e governança da B3. **Análise Econômica**, 39 (80), 171-195.

WANG, P.; THEOBALD, M. (2008). Regime-switching volatility of six East Asian emerging markets. **Research in International Business and Finance**, 22(3), 267-283.