

Reversão à média em um índice preço-lucro e sub / sobrevalorização no mercado de ações brasileiro*

Daniel Penido de Lima Amorim¹

 <https://orcid.org/0000-0002-2844-3079>

E-mail: daniel_amorim23@hotmail.com

Marcos Antônio de Camargos^{1,2}

 <https://orcid.org/0000-0002-3456-8249>

E-mail: marcosac@face.ufmg.br

¹ Universidade Federal de Minas Gerais, Centro de Pós-Graduação e Pesquisas em Administração, Belo Horizonte, MG, Brasil

² Faculdade Ibmec, Belo Horizonte, MG, Brasil

Recebido em 19.03.2020 – Desk aceite em 08.05.2020 – 2ª versão aprovada em 01.09.2020

Editor-Chefe: Fábio Frezatti

Editora Associada: Fernanda Finotti Cordeiro

RESUMO

Os índices preço-lucro de mercado diferem daqueles de cada ação. Apesar de possibilitarem várias análises pertinentes, raramente, esses índices foram abordados no contexto brasileiro. Eles podem ser utilizados para avaliar uma sub/sobrevalorização do mercado de ações. Este estudo objetivou analisar a reversão à média em um índice preço-lucro baseado no Ibovespa, assim como, utilizando dele, identificar momentos de sub/sobrevalorização do mercado de ações brasileiro. O período considerado foi de dezembro de 2004 a junho de 2018. Até então, não havia estudos que identificassem momentos de sub/sobrevalorização desse mercado. Nas análises, foram adotados métodos econométricos não lineares. A reversão a média do índice preço-lucro foi analisada mediante um teste de raiz unitária que incorpora uma função Fourier no termo determinístico. Os momentos de sub/sobrevalorização foram identificados por meio das probabilidades de regime, recuperadas de um modelo Markov Switching estimado com o índice preço-lucro. Os resultados evidenciaram que o índice preço-lucro baseado no Ibovespa tem uma tendência não linear e apresenta reversão à média. Assim, sobretudo, em momentos nos quais esse múltiplo se encontrar notavelmente disperso para os padrões históricos, ele deve prover informação sobre o comportamento futuro do mercado de ações. Foram identificados quatro momentos de mercado sobrevalorizado, intercalando com cinco momentos de mercado subvalorizado. A reversão à média do índice preço-lucro contrapõe a Hipótese de Mercados Eficientes. Não foram encontradas outras aplicações de testes de raiz unitária com função Fourier no contexto brasileiro. Além disso, adotar um modelo de Markov Switching para identificar momentos de sub/sobrevalorização no mercado de ações consiste em uma contribuição metodológica. Investidores podem tirar proveito da identificação desses momentos para estabelecer estratégias de investimento.

Palavras-chave: índice preço-lucro, reversão à média, Markov Switching, sobrevalorização, finanças comportamentais.

Endereço para correspondência

Daniel Penido de Lima Amorim

Universidade Federal de Minas Gerais, Centro de Pós-Graduação e Pesquisas em Administração

Avenida Presidente Antônio Carlos, 6627, Prédio FACE, Sala 4012 – CEP 31270-901

Pampulha – Belo Horizonte – MG – Brasil

* Daniel Penido de Lima Amorim agradece à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo apoio financeiro essencial para a realização desta pesquisa. Os autores agradecem ao Aureliano Angel Bressan, assim como aos pareceristas anônimos e ao editor da RC&F, pelos comentários que contribuíram para a melhoria deste artigo.



1. INTRODUÇÃO

A ideia de eficiência do mercado de ações foi amplamente discutida nos estudos de Fama (1965, 1970, 1991, 1995). Segundo esse autor, o preço de cada ação movimenta-se ao longo do tempo como um passeio aleatório, respondendo a todas as novas informações disponibilizadas ao mercado, o que levaria a uma precificação desse ativo conforme seu valor intrínseco (Fama, 1995). A corrente que defende que os mercados de ações são eficientes foi pouco questionada desde a consolidação do campo de Finanças até os anos 1970 (Shiller, 2003).

Contudo, a partir de um artigo seminal de Shiller (1981), essa ideia de eficiência de mercado começou a ser posta em dúvida. Nele, o autor demonstrou que um modelo de descontos de dividendos utilizado na precificação de ações não era suficiente para explicar toda a volatilidade do mercado acionário americano. Sendo assim, haveria possibilidade de arbitragem, o que vai contra a ideia de que toda a informação estaria imediatamente incorporada ao preço dos ativos.

O presente estudo segue a abordagem das Finanças Comportamentais defendida por Shiller (1981). Revisões sobre essa vertente teórica foram oferecidas em Shleifer (2000), Shefrin (2002), Barberis e Thaler (2003), Shiller (2003) e Thaler (2005). Décadas depois do referido questionamento à ideia de eficiência no mercado de ações, com a ascensão de sua vertente teórica, Shiller (2003, 2005, 2014) veio a afirmar, de fato, que o mercado de ações americano não se comportava conforme preconizado pela Hipótese de Mercados Eficientes. Para Shiller (2005), os preços das ações poderiam distanciar-se temporariamente de seus valores fundamentais devido a refletirem aspectos psicológicos dos investidores.

Nesse ambiente de ceticismo em relação à Hipótese de Mercados Eficientes foi que surgiram múltiplos referentes a todo o mercado de ações. Shiller (1989, 2005) proveu tanto um índice preço-lucro (P/E) calculado pela razão contemporânea entre um índice de preços de ações e um índice de lucros das empresas, o P/E1, quanto um P/E que traz como divisor uma média que considera dados dos últimos 10 anos do índice de lucros, o P/E10. Esses índices P/E tornaram-se mais populares a partir de Campbell e Shiller (1998) e Shiller (2005), quando, por meio do P/E10, constatou-se uma forte sobrevalorização do mercado de ações, decorrente da “bolha das empresas ponto-com”.

Amorim et al. (2020) propuseram uma adaptação do método de Shiller (1989, 2005) para a construção tanto de um P/E1 quanto de um P/E10 baseados no Ibovespa. Até então, no contexto brasileiro, não eram conhecidos trabalhos que tratassem de índices P/E de mercado. Os

estudos nesse contexto abordavam somente os múltiplos individuais das ações (e.g., Santos & Montezano, 2011). Por outro lado, P/Es agregados são construídos com base em uma carteira teórica ampla o suficiente para que tais índices possam ser considerados como representativos do mercado de ações. A abordagem de Amorim et al. (2020) supera algumas dificuldades do contexto brasileiro, como os índices de preços de ações da bolsa de valores brasileira – Brasil, Bolsa, Balcão (B3) – reincorporarem proventos, o que os tornam não adequados para o cálculo dos P/Es, bem como a ausência de um índice de lucros.

No contexto americano, os índices P/E de mercado foram extensivamente abordados em momentos nos quais afirmava-se que o mercado de ações se encontrava sobrevalorizado, como durante a “bolha das empresas ponto-com” (e.g., Shiller, 2005) ou, mais recentemente, no período que precedeu à Crise do *Subprime*. Especialmente quando esse tipo de indicador se encontra notavelmente alto, analistas costumam utilizá-lo para sustentar o argumento de que o mercado de ações se encontra sobrevalorizado. Por outro lado, também pode-se afirmar que o mercado se encontra subvalorizado quando os P/Es são historicamente baixos, o que vem a ocorrer, notoriamente, em momentos de crise.

Bolhas especulativas, crises e outros eventos implicam quebras estruturais nas séries temporais dos P/Es (Shiller, 2005). Esses múltiplos de mercado devem apresentar reversão à média, de modo que a relação entre os preços das ações e os lucros das empresas não seja rompida continuamente (Campbell & Shiller, 1998). Testar a reversão à média equivale a testar a Hipótese dos Mercados Eficientes, em virtude de esse comportamento prover algum nível informacional sobre a trajetória futura do mercado de ações (Moghaddam & Li, 2017).

Tendo em vista a existência de um número razoável de quebras estruturais nas séries dos P/Es, é interessante avaliar se elas apresentam natureza não linear e se, ainda assim, apresentam reversão à média. Becker et al. (2012) e Moghaddam e Li (2017) avaliaram a reversão à média do P/E10 do mercado de ações americano por meio de um teste de raiz unitária não linear, que assume múltiplas quebras estruturais modeladas por meio de uma função Fourier.

Outra questão interessante consiste na identificação de momentos nos quais um mercado de ações se encontra subvalorizado ou sobrevalorizado com base em múltiplos de mercado. Porém, até então, são raros estudos que se dediquem a isso. Taboga (2011) analisou a probabilidade de o mercado da Zona do Euro estar subvalorizado ou

sobrevalorizado com base em um *earnings yield* (E/P) baseado no MSCI EMU Index. O autor adaptou o E/P ao considerar um divisor que consistia no componente permanente dos lucros agregados. Esse componente permanente foi extraído da série de lucros agregados por meio de um filtro Hodrick-Prescott. Taboga (2011) definiu que o mercado estaria sobrevalorizado ou subvalorizado quando o E/P estivesse 30% acima ou abaixo do valor médio que deveria assumir conforme as informações passadas de preços e lucros. Então, mediante um filtro de Kalman, o autor estimou as probabilidades de o E/P estar acima ou abaixo dos referidos níveis e, com isso, identificou períodos de sobrevalorização e de subvalorização no mercado europeu.

Todavia, Taboga (2011) sugeriu que estudos futuros poderiam adotar modelos Markov Switching para identificar momentos de sobrevalorização e de subvalorização em mercados de ações. A principal diferença entre o filtro de Kalman usado por esse autor e os modelos Markov Switching consiste em o primeiro método ser baseado em uma abordagem que trata de estados – regimes – não observados contínuos, enquanto o segundo método lida com estados não observados discretos (Mergner, 2009). Até então, não foram encontrados estudos que se dedicassem a identificar os momentos de sobrevalorização e de subvalorização do mercado de ações com base na série temporal de um índice P/E, mediante o emprego de modelos Markov Switching.

Seguindo a sugestão de Taboga (2011), neste estudo utilizou-se de um modelo Markov Switching para identificar os momentos de sobrevalorização e de subvalorização no mercado de ações brasileiro. Foi assumido que o P/E1 baseado no Ibovespa se movesse em torno de dois distintos componentes determinísticos, sendo aquele de valor mais alto associado ao regime de mercado sobrevalorizado e aquele de valor mais baixo associado ao regime de mercado subvalorizado. Mediante um modelo Markov Switching, foram estimadas as probabilidades de o P/E1 assumir cada um dos componentes determinísticos, portanto, se encontrar nos correspondentes regimes

em determinado instante do tempo. Com base nessas probabilidades de regimes, foi realizada a datação dos momentos de sobrevalorização e de subvalorização do mercado de ações brasileiro.

Este estudo objetivou analisar a reversão à média do P/E1, assim como, utilizando desse índice, identificar momentos de sobrevalorização e de subvalorização do mercado de ações brasileiro, considerando o período de dezembro de 2004 a junho de 2018. Para isso, foram adotados dois métodos econométricos não lineares. Não foram encontrados estudos no contexto brasileiro que apresentassem o mesmo propósito. O P/E10 provido por Amorim et al. (2020) para esse contexto não foi empregado na análise em virtude de, por considerar uma média retroativa de dez anos do indicador de lucros, não apresentar um número suficiente de observações.

Mediante um teste de raiz unitária cujo modelo incorpora uma função Fourier no termo determinístico, este estudo evidencia que o P/E1 apresenta reversão à média. Portanto, esse índice deve prover informações sobre o comportamento futuro do mercado de ações, especialmente, quando estiver notavelmente disperso para os padrões históricos. Assim, em termos teóricos, o estudo contribui com uma evidência que contradiz a Hipótese dos Mercados Eficientes. Não foram encontradas outras aplicações de testes de raiz unitária com função Fourier no contexto brasileiro.

Além disso, adotar um modelo de Markov Switching para identificar momentos de sobrevalorização e de subvalorização no mercado de ações consiste em uma contribuição metodológica. Foram identificados quatro momentos de mercado sobrevalorizado, intercalando com cinco momentos de mercado subvalorizado. Em termos práticos, tal identificação pode ser útil em estratégias de investimento nas quais os investidores tiram proveito do estado momentâneo do mercado de ações. Este estudo avança em uma vertente teórica das Finanças Comportamentais que, diferentemente da vertente experimental, ainda foi pouco explorada em estudos empíricos no contexto do Brasil (Silva et al., 2019).

2. MÉTODOS

Esta seção apresenta brevemente o método de construção de índices P/E baseados no Ibovespa, adaptado por Amorim et al. (2020). Além disso, descreve o teste de raiz unitária proposto por Enders e Lee (2012a, 2012b), empregado na análise da reversão à média do P/E1, bem como um modelo Markov Switching, estimado com finalidade de identificar momentos de sobrevalorização e de subvalorização no mercado de ações brasileiro.

2.1 Construção do Índice P/E1

Para a construção da série histórica do índice P/E1, foram necessários dados referentes a todas as ações que participaram da carteira teórica do Ibovespa no período de dezembro de 2004 a junho de 2018, a saber: (i) cotações de fechamento do último dia do mês, ajustadas por *splits* e proventos; (ii) ponderações correspondentes às

participações percentuais atribuídas, no referido índice, a cada ação no último dia do mês; (iii) lucros por ação trimestrais. Esses dados foram coletados pela internet na base de dados financeiros *Comdinheiro* (<https://www.comdinheiro.com.br>).

A abordagem de construção de índices P/E de mercado adaptada por Amorim et al. (2020) parte de um índice de preços de ações construído de modo a não reincorporar proventos, e de um índice de lucros por ação. Esses índices seguem as ponderações correspondentes à participação percentual das ações na composição da carteira teórica do Ibovespa, as quais variam diariamente, ainda que a revisão das ações nessa carteira seja feita somente quadrimestralmente.

No que diz respeito ao índice de preços de ações, I_p , seu cálculo é realizado conforme a Equação 1:

$$I_{p_t} = \frac{\sum_{i=1}^N P_{i,t} \rho_{i,t}}{\sum_{i=1}^N \rho_{i,t}}, \quad \text{1}$$

em que P representa o preço de uma ação qualquer i presente na composição do Ibovespa, e ρ representa a ponderação correspondente à participação percentual dessa ação i no referido índice tomado como referência.

Quanto ao índice de lucros por ação, I_{LPA} , seu cálculo é realizado conforme a Equação 2:

$$I_{LPA_t} = \frac{\sum_{i=1}^N LPA_{i,t} \rho_{i,t}}{\sum_{i=1}^N \rho_{i,t}}, \quad \text{2}$$

em que LPA representa o lucro por ação referente a uma ação qualquer i que faz parte da composição do Ibovespa, e ρ representa a ponderação correspondente à participação percentual dessa ação no referido índice de preços de ações tomado como referência. Como o I_{LPA} inicialmente é um indicador trimestral, em virtude de os dados de lucro por ação serem publicados trimestralmente, seguindo Shiller (2005), utiliza-se de interpolação linear para construir uma série mensal desse índice.

Por fim, considerando as séries do I_p e do I_{LPA} corrigidas pela inflação conforme o Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA), o P/E1 baseado no Ibovespa é calculado de acordo com a Equação 3:

$$P/E1_t = \frac{I_{p_t}}{I_{LPA_t}}. \quad \text{3}$$

Amorim et al. (2020) seguiram basicamente o método de Shiller (1989, 2005) nessa etapa do cálculo do P/E1. Esses autores ofereceram uma aprofundada discussão a

$$d_t = c_0 + c_1 t + \sum_{k=1}^n \alpha_k \text{sen}(2\pi k t / T) + \sum_{k=1}^n \beta_k \text{cos}(2\pi k t / T), \quad \text{5}$$

em que c_0 consiste em um intercepto; $c_1 t$ consiste em uma tendência; sen representa uma função seno; cos representa uma função cosseno; n representa o número de

respeito da abordagem metodológica adaptada para prover índices P/E no contexto do mercado de ações brasileiro.

A série histórica mensal do P/E1 é referente ao período de dezembro de 2004 a junho de 2018. Amorim et al. (2020) definiram o início dessa série considerando que, nos períodos precedentes, muitas empresas cujas ações compunham a carteira teórica do Ibovespa ainda não publicavam os demonstrativos financeiros trimestrais, os quais trazem os dados de lucro por ação necessários na construção do I_{LPA} . A Tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas do P/E1.

Tabela 1
Estatísticas descritivas do P/E1

Estatísticas	P/E1
Média	11,39
Máximo	26,20
Mínimo	2,41
Desvio padrão	5,24
Número de observações	163

Fonte: Elaborado pelos autores.

2.2 Teste de Raiz Unitária Enders-Lee

A série temporal do P/E1 apresenta várias quebras estruturais. Em virtude dessas quebras, na análise da reversão à média desse índice, adotou-se o teste de raiz unitária sugerido por Enders e Lee (2012a, 2012b), que utiliza uma função Fourier como aproximação não linear do termo determinístico. Esse teste permite um número indeterminado de quebras estruturais com formas funcionais não lineares desconhecidas, as quais são modeladas por meio de uma combinação de funções trigonométricas. Para compreender o referido teste, considere uma função já especificada com o P/E1, a qual é semelhante àquela de um teste Dickey-Fuller Aumentado (ADF), exceto pelo seu termo determinístico, conforme a Equação 4:

$$\Delta P/E1_t = d_t + \rho P/E1_{t-1} + \sum_{i=1}^p \delta_i \Delta P/E1_{t-i} + \varepsilon_t, \quad \text{4}$$

em que ε_t consiste em um distúrbio estacionário com variância σ_ε^2 e d_t consiste no termo determinístico em função do tempo. Como uma aproximação da forma funcional não conhecida de d_t , considere a expansão Fourier representada pela Equação 5:

frequências contidas na aproximação – devendo $n \leq T/2$ –; k representa uma frequência particular; e T representa o número de observações.

A hipótese nula de raiz unitária na série temporal é testada avaliando se $\rho = 0$, contra a hipótese alternativa de $\rho < 0$. Os valores críticos para testar essa hipótese dependem somente de k e T . Eles foram providos em Enders e Lee (2012b). Na especificação do modelo do teste deve-se definir a frequência k que conduza ao melhor ajuste. Também devem ser adicionados termos em primeira diferença defasados, no caso, $\Delta P/E1_{t-i}$, até que a autocorrelação seja removida. A autocorrelação pode ser avaliada por meio do teste Breusch-Godfrey convencional.

Se, na Equação 5, $\alpha_1 = \beta_1 = \dots = \alpha_n = \beta_n = 0$, o processo gerador de dados é linear, portanto, os testes de raiz unitária convencionais são apropriados, em vez do teste que considera uma expansão Fourier. Essa restrição pode ser avaliada por meio de um teste F. No entanto, se há uma quebra ou uma tendência não linear, ao menos uma frequência Fourier deve estar presente no processo gerador de dados.

2.3 Modelo Markov Switching

Modelos Markov Switching foram disseminados na literatura econômica, principalmente, por Hamilton (1989, 1990, 1994). Em Finanças, esses modelos foram utilizados para modelar os retornos dos índices de preços de ações (e.g., Balcombe & Fraser, 2017; Brooks & Katsaris, 2005; Driffill & Sola, 1998), identificar bolhas especulativas (e.g., Bahrami et al., 2019; Çevik et al., 2011; Chkili & Nguyen, 2014; Jiang & Fang, 2015) ou modelar a volatilidade no mercado de ações (e.g., Dueker, 1997; Li & Lin, 2003; Ramchand & Susmel, 1998; Walid et al., 2011; Wang & Theobald, 2008), entre outras aplicações. Há também estudos que trazem modelos Markov Switching aplicados no contexto do mercado de ações brasileiro (Machado et al., 2017; Martin et al., 2004; Mendes et al., 2018).

Neste estudo, um modelo Markov Switching, estimado com o índice P/E1 baseado no Ibovespa, foi adotado como abordagem metodológica para a datação de momentos de sobrevalorização e de subvalorização do mercado de ações. Para compreender esse modelo, considere que dois distintos componentes determinísticos do P/E1 alternem conforme uma variável discreta não observável, s , que denota o regime de mercado sobrevalorizado, s_1 , quando $s = 1$, e o regime de mercado subvalorizado, s_2 , quando $s = 2$. Modelos Markov Switching supõem modelos específicos para cada um dos regimes. No modelo especificado neste estudo, considerou-se como variáveis independentes um intercepto, α_s , que depende do regime s em que o P/E1 pode se encontrar, assim como uma tendência, ξt , que não depende de s , conforme a Equação 6:

$$P/E1_t = \begin{cases} \alpha_{1_t} + \xi t + \varepsilon_t, & \text{se } s = 1 \\ \alpha_{2_t} + \xi t + \varepsilon_t, & \text{se } s = 2 \end{cases}, \quad \boxed{6}$$

em que o componente determinístico representado por $\alpha_{1_t} + \xi t$ difere do componente determinístico representado por $\alpha_{2_t} + \xi t$. Além disso, os erros, ε , são assumidos como normalmente distribuídos. Esse modelo difere daquele adotado por Chauvet (2002), que não incorpora termos autorregressivos, somente por incluir um termo de tendência. Mais adiante, na seção de resultados, fica evidente como essa tendência é importante para o ajuste das probabilidades dos regimes.

Como discutido por Chauvet (2002), modelos Markov Switching que incorporam termos autorregressivos podem falhar na datação de regimes na presença de fortes quebras estruturais na série temporal. Como uma solução para isso, a autora sugere a adoção de modelos Markov Switching especificados com nenhum termo autorregressivo, os quais são menos sensíveis a tais quebras. Certamente, a série temporal de um indicador do mercado de ações, como o P/E1, tem oscilações ainda maiores do que aquelas do produto interno bruto (PIB) utilizado pela autora na datação de ciclos econômicos.

O P/E1 é mais volátil que o P/E10, em virtude de não apresentar uma média móvel de 10 anos do indicador de lucros como divisor da razão. Todavia, como mencionado, o P/E10 do mercado de ações brasileiro ainda não dispõe de uma série histórica longa o suficiente para que a análise proposta neste estudo seja factível utilizando esse índice.

Cabe enfatizar que, na Equação 6, em virtude de α_s depender de s , esse termo distingue os dois componentes determinísticos, assim como os modelos referentes a cada regime. Em consequência disso, é possível estimar as probabilidades de o P/E1 se encontrar sobre o regime de mercado sobrevalorizado, s_1 , e sobre o regime de mercado subvalorizado, s_2 .

A suposição de um processo de Markov de primeira ordem requer que a probabilidade de estar em um dos regimes no período t dependa do estado imediatamente anterior, no período $t - 1$, como representado pela Equação 7:

$$p_{11} = P(s_t = 1 | s_{t-1} = 1)$$

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

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

$$p_{21} = P(s_t = 2 | s_{t-1} = 1).$$

A título de exemplo, p_{12} consiste na probabilidade de passar do regime de mercado sobrevalorizado, s_1 , no período $t - 1$, para o regime de mercado subvalorizado, s_2 , no período t . Tipicamente, as probabilidades de transição, assumidas invariantes no tempo, são apresentadas como uma matriz de transição, conforme a Equação 8:

7

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{21} & p_{22} \end{bmatrix}.$$

8

As probabilidades de transição de um modelo Markov Switching são parametrizadas em termos de um modelo logit multinomial. Em suma, para se chegar às probabilidades utiliza-se do procedimento de *filtragem* e,

para melhorar tais estimativas, utiliza-se do procedimento de *suavização*, no qual são consideradas as informações da amostra inteira. Neste estudo, a filtragem segue a abordagem padrão de Hamilton (1989) e a suavização é realizada conforme o algoritmo de Kim (1994). Modelos Markov Switching são estimados por Máxima Verossimilhança.

3. RESULTADOS

Esta seção tem início com a análise da reversão à média do P/E1, mediante a aplicação do teste de raiz unitária de Enders e Lee (2012b). Em seguida, utilizando de um modelo Markov Switching especificado com esse índice, é realizada a identificação dos momentos de sobrevalorização e de subvalorização do mercado de ações brasileiro.

3.1 Reversão à Média e Não Linearidade

O teste de raiz unitária proposto por Enders e Lee (2012a, 2012b) pode detectar mudanças bruscas de nível, mas seu modelo melhor se ajusta aos dados quando as quebras são graduais. Esse parece ser o caso do comportamento do P/E1, como pode-se observar pela Figura 1. Além da série desse índice, a figura traz os valores previstos do modelo estimado no referido teste.

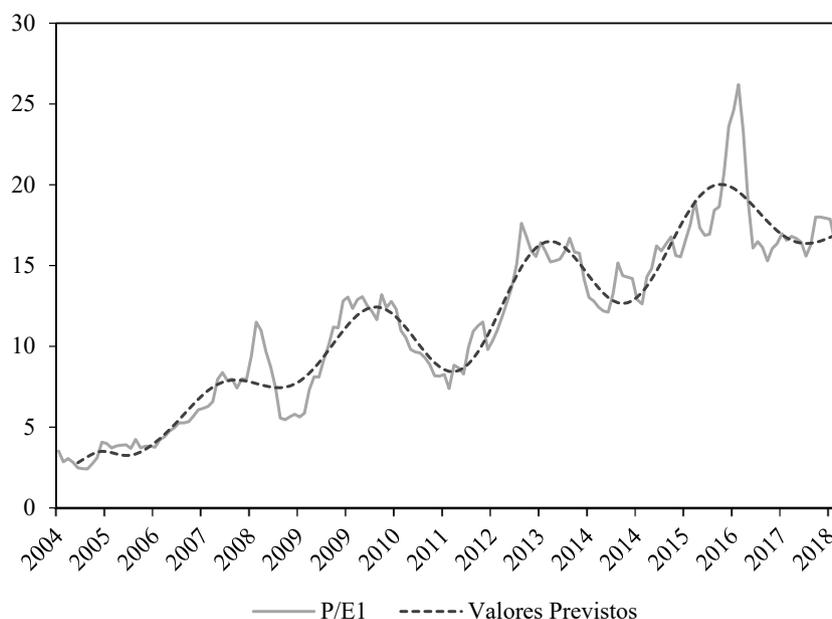


Figura 1 Índice P/E1 e valores previstos no teste de raiz unitária Enders-Lee
Fonte: Elaborado pelos autores.

A curvatura dos valores previstos foi ajustada por meio de uma função Fourier com cinco frequências ($k = 5$), sendo elas correspondentes ao número de ciclos na série. A estimação do modelo com $k = 5$ retornou uma menor soma dos quadrados dos resíduos, assim como um menor Critério de Informação de Akaike (AIC) (1973), sugerindo um melhor ajuste, em comparação com modelos estimados com k menores. O número máximo de frequências considerado na escolha do melhor modelo foi $k = 5$ em virtude de Enders e Lee (2012b) não proverem valores críticos para o teste de

raiz unitária com frequências maiores que essa. Conforme a Figura 1, o índice P/E1 não parece ter exibido mais que cinco ciclos no período analisado.

Dividindo-se o número de observações T da série temporal do P/E1 pelas 5 frequências k utilizadas no ajuste do modelo, observa-se que o ciclo médio desse indicador dura um pouco menos que três anos – 32,6 meses. Observar o estágio do ciclo de valorização do mercado pode ser conveniente no estabelecimento de estratégias de investimento.

A Tabela 2 apresenta o modelo estimado no teste de raiz unitária de Enders e Lee (2012b) aplicado sobre o P/E1. Esse modelo apresenta um ajuste razoável, tendo em vista seu coeficiente de determinação (R^2) e que a maioria dos coeficientes foram significativos. Três defasagens do

índice em primeira diferença ($\Delta P/E1$) foram adotadas no intuito de eliminar a autocorrelação dos resíduos. Ademais, foi utilizado um estimador consistente com heterocedasticidade e autocorrelação (HAC) (Newey & West, 1987, 1994).

Tabela 2

Modelo estimado no teste de raiz unitária Enders-Lee

Variável	Coefficiente	Erro padrão	Estatística t
Intercepto	1,8760***	0,3449	5,4389
Tendência	0,0383***	0,0083	4,6148
$\sin(2\pi 1t/163)$	-0,3273	0,2090	-1,5658
$\cos(2\pi 1t/163)$	-0,2018***	0,0725	-2,7824
$\sin(2\pi 2t/163)$	-0,3484***	0,1259	-2,7668
$\cos(2\pi 2t/163)$	-0,3205***	0,1034	-3,1003
$\sin(2\pi 3t/163)$	-0,1923**	0,0920	-2,0914
$\cos(2\pi 3t/163)$	-0,0270	0,0941	-0,2870
$\sin(2\pi 4t/163)$	0,0274	0,0954	0,2876
$\cos(2\pi 4t/163)$	-0,5867***	0,1400	-4,1912
$\sin(2\pi 5t/163)$	0,3494**	0,1708	2,0455
$\cos(2\pi 5t/163)$	0,5087***	0,1020	4,9849
$P/E1_{t-1}$	-0,4392***	0,0674	-6,5189
$\Delta P/E1_{t-1}$	0,4688***	0,0942	4,9785
$\Delta P/E1_{t-2}$	0,1434	0,0919	1,5596
$\Delta P/E1_{t-3}$	0,1672**	0,0815	2,0506
Estatísticas de testes de diagnóstico			
R^2			0,3802
R^2 ajustado			0,3152
Soma dos quadrados dos resíduos			93,2525
Critério de Informação de Akaike			2,5055
Estatística F			5,8475
Estatística F – valor p			0,0000
Teste LM de autocorrelação Breusch-Godfrey – $\chi^2(1)$			0,2964
Teste LM de autocorrelação Breusch-Godfrey – valor p			0,5861
Teste de heterocedasticidade LM ARCH – $\chi^2(1)$			3,1260
Teste de heterocedasticidade LM ARCH – valor p			0,0771
Teste de linearidade – F(10, 134)			5,1820
Teste de linearidade – valor p			0,0000

Nota: A variável dependente é $\Delta P/E1$. Foram adotados estimadores HAC. O método de estimação é Mínimos Quadrados Ordinários (MQO). ***, ** e * denotam que os coeficientes foram significativos aos níveis de 1%, 5% e 10% de significância, respectivamente. O número de observações ajustado é 159. O período considerado foi de abril de 2005 a junho de 2018.

Fonte: Elaborado pelos autores.

O teste de raiz unitária de Enders e Lee (2012b) é resumido na Tabela 3. A hipótese nula de raiz unitária é testada comparando-se o valor da estatística t referente ao coeficiente do $P/E1_{t-1}$ com valores críticos. Rejeita-se

a hipótese nula quando a estatística t é superior ao valor crítico – ambos em módulo – referente a um determinado nível de significância.

Tabela 3*Teste de raiz unitária Enders-Lee*

Estatística do teste	Valor	Significância	Valor crítico (T = 100)	Valor crítico (T = 200)
Estatística t	-6,52	10%	-3,22	-3,24
		5%	-3,56	-3,56
		1%	-4,20	-4,18

Nota: Hipótese nula (H_0): A variável apresenta raiz unitária. Os valores críticos, referentes a $k = 5$, foram providos por Enders e Lee (2012b).

Fonte: Elaborado pelos autores.

O valor crítico para uma amostra de 100 observações ao nível de 1% de significância é $|4,20|$, enquanto para uma amostra de 200 observações esse valor é $|4,18|$. No presente estudo, tem-se uma amostra de 163 observações e uma estatística t igual a $|6,52|$. Assim, a hipótese nula de raiz unitária pode ser rejeitada independentemente de ser considerado ou o valor crítico para 100 observações ou aquele para 200 observações. Logo, evidencia-se que a série do P/E1 é estacionária em tendência. Isso sugere que esse índice apresenta reversão à média, desde que considerada uma tendência.

O resultado encontrado neste estudo para o comportamento do P/E1 do mercado brasileiro é semelhante àqueles encontrados por Becker et al. (2012) e Moghaddam e Li (2017) para o P/E10 do mercado americano. Esses autores também aplicaram um teste de raiz unitária com expansão Fourier e encontraram que a série do índice em questão é estacionária e, portanto, apresenta reversão à média.

Segundo Moghaddam e Li (2017), testar se um P/E apresenta reversão à média equivale a testar a Hipótese dos Mercados Eficientes. O comportamento de reversão à média do P/E1, evidenciado por meio do teste de raiz unitária de Enders e Lee (2012b), implica certo nível de previsibilidade do comportamento futuro do mercado de ações, o que contraria a Hipótese dos Mercados Eficientes. Campbell e Shiller (1998) argumentam que os preços das ações não devem romper continuamente a relação com os lucros das empresas. Esses autores também afirmam que correções fortes em índices P/E devem vir pelo lado dos preços das ações. Em vista disso, sobretudo quando o P/E1 estiver notavelmente disperso, é razoável esperar que os preços variem de modo a levar esse índice de volta aos padrões históricos. Investidores podem considerar a reversão à média do P/E1 em estratégias de investimento.

Se o mercado de ações não é eficiente, então podem existir momentos nos quais ele se encontre sobrevalorizado

ou subvalorizado. A seção seguinte deste artigo dedica-se a identificar tais momentos.

3.2 Identificando Momentos de Sobrevalorização e de Subvalorização do Mercado de Ações

Uma vez observado que a série temporal do P/E1 é estacionária e que esse índice apresenta um comportamento cíclico, deve haver momentos de valores mais altos e momentos de valores mais baixos dele. Neste estudo, tais momentos são associados a dois distintos regimes: um de mercado sobrevalorizado e outro de mercado subvalorizado.

Buscou-se datar tais momentos por meio da estimação de um modelo Markov Switching. O modelo estimado neste estudo permite acessar as probabilidades de o P/E1 assumir seus componentes determinísticos de maiores ou menores valores em determinado instante do tempo, o que provê evidência de que o índice se encontrava sobre um dos referidos regimes em tal instante.

A princípio, também foi avaliada a possibilidade de três regimes no modelo Markov Switching. Contudo, na estimação que considerou o terceiro regime, o modelo sequer chegou a convergir, o que sugere que o P/E1 não deva transitar por mais que dois regimes.

A Figura 2 ilustra a série do P/E1, bem como os valores previstos e as probabilidades de transição suavizadas recuperadas por meio do modelo Markov Switching estimado. Os valores previstos correspondem à trajetória sobre dois componentes determinísticos da série temporal do P/E1. A alternância entre esses dois componentes determinísticos se dá em função do valor do intercepto, α , que depende de uma variável discreta não observável, s , relacionada aos dois distintos regimes. As probabilidades suavizadas sugerem que houve quatro momentos de mercado sobrevalorizado e cinco momentos de mercado subvalorizado entre dezembro de 2004 e junho de 2018.

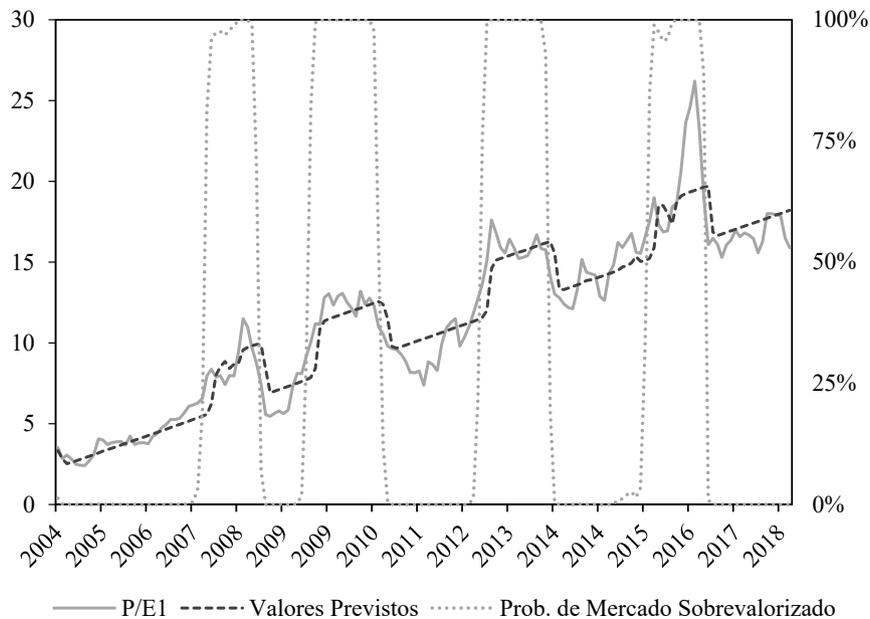


Figura 2 Índice P/E1, valores previstos e probabilidades do modelo Markov Switching

Nota: O eixo da esquerda é referente aos valores do P/E1 e aos valores previstos, enquanto o eixo da direita é referente às probabilidades do regime $s = 1$, assumido como de mercado sobrevalorizado.

Fonte: Elaborado pelos autores.

É interessante destacar que o P/E1 do mercado de ações brasileiro apresenta uma série temporal estacionária em tendência. Portanto, a identificação de períodos de mercado sobrevalorizado ou subvalorizado deve levar em consideração essa tendência, e não somente a média do múltiplo – como tipicamente é feito no caso do P/E10 do mercado americano, quando seus valores são comparados com a média histórica. A consideração da variável tendência no modelo Markov Switching, estimado no presente estudo, equivale ao procedimento de extração da tendência dos dados do P/E1, em linha com o Teorema de Frisch-Waugh. Assim, as probabilidades recuperadas, que dizem respeito aos regimes, são como aquelas de uma série estacionária em nível. Por isso, valores maiores do P/E1 não necessariamente implicam um regime de mercado sobrevalorizado, como pode-se observar na Figura 2.

Uma possível explicação para o P/E1 apresentar uma tendência positiva é o aumento do volume de investimentos no mercado de ações brasileiro. Desde os anos 2000, o volume negociado na bolsa passou a crescer consideravelmente. Saatcioglu e Starks (1998) e Gündüz e Hatemi-J (2005) discutem a relação positiva encontrada na literatura entre os preços das ações e o volume, bem como fornecem evidências para mercados emergentes. A disseminação da cultura de investimentos também tem

aumentado nas últimas décadas. De acordo com Shiller (1984) e Hirshleifer (2020), dinâmicas sociais, como essa, apresentam influência sobre os preços das ações.

A Tabela 4 exhibe os resultados do modelo Markov Switching estimado. Os coeficientes para distintos interceptos α_1 e α_2 são significativos, assim como aqueles da tendência e da variância (σ) dos resíduos – assumidas serem invariantes em relação aos regimes. Os valores estimados dos componentes determinísticos dependem do regime e do momento no tempo. Os distintos interceptos podem ser interpretados como supostos valores da tendência no ponto inicial ($t = 0$) para cada um dos dois regimes e o coeficiente da tendência corresponde às variações nela a cada instante do tempo. Os parâmetros da matriz de transição também são significativos, sugerindo que o modelo, de fato, foi capaz de identificar dois distintos regimes para o P/E1.

Seguindo Engel e Hamilton (1990) e Resende (1999), testou-se a hipótese nula de os interceptos, referentes aos diferentes regimes, serem iguais, conforme a aplicação de um teste de Wald, que impunha uma restrição correspondente a essa referida igualdade. Esse teste de Wald retornou uma estatística $\chi^2(1)$ de valor 190,61 e um valor p próximo de zero (0,0000), permitindo rejeitar a referida hipótese nula. Esse resultado corrobora a existência de dois regimes distintos na série do P/E1.

Tabela 4*Modelo Markov Switching estimado*

Variável	Coefficiente	Erro padrão	Estatística z
Interceptos dependentes dos regimes			
α_1	5,8950***	0,2847	20,7088
α_2	2,1680***	0,2201	9,8480
Termos comuns			
Tendência	0,0982***	0,0028	35,5549
$\log(\sigma)$	0,2669**	0,1052	2,5375
Matriz de parâmetros de transição			
s_1	2,4525***	0,4057	6,0452
s_2	-3,2882***	0,4068	-8,0839
Probabilidades de transição constantes			
$P_{1 1}$			92,07%
$P_{1 2}$			7,93%
$P_{2 2}$			96,40%
$P_{2 1}$			3,60%
Durações esperadas constantes			
s_1			12,62
s_2			27,80
Estatísticas de testes de diagnóstico			
Log verossimilhança			-298,7134
Teste Shapiro-Wilk – estatística Z			1,4811
Teste Shapiro-Wilk – valor p			0,4768

Nota: A variável dependente é P/E1. Não foram especificados termos autorregressivos. Foram adotados estimadores Huber-White, que são robustos à heterocedasticidade. O método de estimação é Máxima Verossimilhança. ***, ** e * denotam que os coeficientes foram significativos aos níveis de 1%, 5% e 10% de significância, respectivamente. O número de observações é 163. O período considerado foi de dezembro de 2004 a junho de 2018.

Fonte: Elaborado pelos autores.

As probabilidades de transição são altamente dependentes do regime em que o P/E1 se encontrava no instante imediatamente anterior ($t - 1$), uma vez que, quando o índice adentra em um regime, ele tende a se manter nele por algum tempo. Como se observa na Tabela 4, a probabilidade de o P/E1 manter-se no regime de mercado sobrevalorizado ($p_{1|1}$) é 92,07% e a probabilidade de o P/E1 manter-se naquele de mercado subvalorizado ($p_{2|2}$) é de 96,4%. As probabilidades de transição são inversas às probabilidades de o P/E1 manter-se nos mesmos regimes nos quais esse índice se encontrava em $t - 1$. Logo, a probabilidade de o P/E1 passar do regime de mercado sobrevalorizado para aquele de mercado subvalorizado ($p_{1|2}$) é 7,93% e a probabilidade de o índice passar do regime de mercado subvalorizado para o de mercado sobrevalorizado ($p_{2|1}$) é de 3,6%.

Ademais, o regime de mercado sobrevalorizado (s_1) apresenta uma duração esperada inferior àquela do regime de mercado subvalorizado (s_2). Enquanto o P/E1 permanece, em média, por cerca de 12 meses no regime de mercado sobrevalorizado, esse indicador permanece,

em média, por cerca de 28 meses no regime de mercado subvalorizado. Nesse sentido, observa-se que os períodos de mercado sobrevalorizado são menos duradouros.

Por fim, cabe mencionar que o teste Shapiro-Wilk não rejeitou a hipótese nula de que os resíduos do modelo apresentam distribuição normal. Também é importante mencionar que foram adotados estimadores Huber-White, que são robustos à heterocedasticidade. É natural que exista algum resquício de autocorrelação nos resíduos de um modelo Markov Switching estimado com somente intercepto e tendência como variáveis independentes, ainda que a correlação da própria cadeia de Markov deva captar parte considerável da correlação entre os resíduos.

A autocorrelação pode afetar os erros padrão, por conseguinte, a significância dos coeficientes do modelo. Porém, entende-se que uma série temporal que foi bem modelada utilizando uma função Fourier, devido a exibir ciclos, seja também bem modelada mediante um modelo Markov Switching, apresentando dois interceptos significativos. Além disso, o termo de tendência em um

modelo estimado com uma variável dependente que é estacionária em tendência também deve ser significativo.

A consideração de termos autorregressivos, como no modelo de Hamilton (1989), poderia corrigir o problema de autocorrelação. Porém, modelos estimados com esses termos não foram eficazes para a datação dos momentos de mercado sobrevalorizado e de mercado subvalorizado, em virtude de não recuperarem parâmetros de transição significativos, o que indicava que eles não conseguiram identificar bem os dois regimes. A autocorrelação não descarta a eficácia do modelo adotado neste artigo para o propósito de datação de regimes.

Como mencionado, por meio das probabilidades suavizadas, recuperadas do modelo Markov Switching estimado, é possível realizar a datação dos momentos de mercado sobrevalorizado e de mercado subvalorizado. Hamilton (1989) utilizou-se de probabilidades suavizadas

para datar ciclos econômicos no contexto dos Estados Unidos, Chauvet (2002) utilizou-se dessas probabilidades para datar tais ciclos no Brasil, enquanto Resende (1999) utilizou-se delas para datar ondas de fusões e aquisições no Reino Unido.

No presente estudo, assumiu-se que, quando as probabilidades de regime de mercado sobrevalorizado fossem superiores a 50%, o mercado se encontraria sobrevalorizado; do contrário, ele estaria subvalorizado. Os regimes também foram datados desse modo em Hamilton (1989), Resende (1999) e Chauvet (2002). Cabe notar que essas probabilidades não permanecem em valores intermediários (o que se observa na Figura 2), reduzindo a incerteza sobre os regimes do mercado de ações. Considerando o período que vai de dezembro de 2004 a junho de 2018, o estado do mercado em diferentes momentos é sumarizado na Tabela 5.

Tabela 5

Datação dos momentos de mercado sobrevalorizado e de mercado subvalorizado

Momentos	Duração	Regime	Estado do Mercado
dez./2004 a ago./2007	33	s_2	Subvalorizado
set./2007 a ago./2008	12	s_1	Sobrevalorizado
set./2008 a jul./2009	11	s_2	Subvalorizado
ago./2009 a nov./2010	16	s_1	Sobrevalorizado
dez./2010 a set./2012	22	s_2	Subvalorizado
out./2012 a dez./2013	15	s_1	Sobrevalorizado
jan./2014 a out./2015	22	s_2	Subvalorizado
nov./2015 a nov./2016	13	s_1	Sobrevalorizado
dez./2016 a jun./2018	19	s_2	Subvalorizado

Nota: A duração é dada em meses.

Fonte: Elaborado pelos autores.

Como se observa na Tabela 5, foram identificados cinco momentos de subvalorização, intercalando com quatro momentos de sobrevalorização no mercado de ações brasileiro. O regime de mercado subvalorizado mais longo ocorreu de dezembro de 2004 a agosto de 2007, enquanto aquele mais curto ocorreu de setembro de 2008 a junho de 2009. Por outro lado, o regime de mercado sobrevalorizado mais longo ocorreu de agosto de 2009 a dezembro de 2010, enquanto aquele mais curto ocorreu de setembro de 2007 a agosto de 2008.

Alguns desses momentos coincidem com choques, tais como o impacto da Crise do *Subprime* e o processo político que culminou no *impeachment* da então presidente do Brasil, em 2016, o qual foi acompanhado por retornos altos do Ibovespa. Mediante a aplicação de um teste de raiz unitária linear, que identifica endogenamente quebras estruturais na série temporal de uma variável, Amorim et al. (2020) evidenciaram que a série do índice P/E1

do mercado de ações brasileiro apresenta uma quebra no momento da abertura do processo que culminou no referido *impeachment*. Segundo eles, essa quebra estrutural pode ser entendida como um rompimento dos preços das ações com os fundamentos.

Além disso, o comportamento das taxas de juros brasileiras deve ter um papel importante na determinação dos momentos de sobrevalorização e de subvalorização no mercado de ações. Amorim e Camargos (2020) analisaram a relação entre os índices P/E do mercado de ações brasileiro e as taxas de juros correspondentes aos retornos de títulos públicos. Eles evidenciaram a existência de cointegração e, portanto, de relações de longo prazo entre essas variáveis, quando os modelos também incorporavam variáveis de risco no mercado de ações e no mercado de títulos. A análise econométrica dos fatores determinantes dos momentos de sobrevalorização e de subvalorização transcende ao escopo deste artigo.

4. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste estudo, avaliou-se a estacionariedade do P/E1 baseado no Ibovespa por meio do teste de raiz unitária de Enders e Lee (2012b), que modela a não linearidade da série temporal por meio de uma expansão Fourier. O resultado desse teste sugeriu que o P/E1 apresenta série estacionária, movimentando-se em torno de uma tendência não linear ao longo do tempo. Assim sendo, quando o P/E1 se encontrar notavelmente disperso em relação ao seu comportamento histórico, algum tempo depois, ele deve realizar reversão à média. As correções mais agudas na trajetória de um P/E tendem a se manifestar via mudanças nos preços (Campbell & Shiller, 1998). Portanto, em tais ocasiões, o P/E1 baseado no Ibovespa deve contribuir com informações sobre o comportamento futuro do mercado de ações, o que contraria a Hipótese de Mercados Eficientes.

Além disso, por meio de um modelo Markov Switching estimado empregando o P/E1, identificaram-se períodos nos quais esse índice se encontrava sobre componentes determinísticos específicos, assumidos como referentes ao regime de mercado sobrevalorizado e ao regime de mercado subvalorizado. Evidenciou-se que o mercado esteve sobrevalorizado em quatro momentos entre o período que vai de dezembro de 2004 a junho de 2018. O comportamento do P/E1 corrobora a adoção de estratégias

de investimento embasadas nesse índice. A observação da fase do ciclo ou do regime em que se encontra o índice pode ser útil na formulação de tais estratégias.

São incentivados estudos que investiguem o papel de algumas variáveis macroeconômicas na determinação dos momentos de sobrevalorização e de subvalorização do mercado de ações brasileiro. Para realizar essa análise, considerando o P/E1 como variável dependente, pode-se estimar modelos Markov Switching nos quais as probabilidades de transição entre os regimes variem ao longo do tempo de acordo com alguma variável macroeconômica. Particularmente, na literatura, há uma discussão sobre o impacto das taxas de juros correspondentes aos retornos dos títulos públicos sobre os múltiplos de mercado (e.g., Amorim & Camargos, 2020; Asness, 2003). Portanto, seria oportuno um modelo Markov Switching em que as probabilidades de transição dependessem do nível das taxas de juros. Além disso, assumindo como variável dependente uma *dummy* que denote os momentos de mercado sobrevalorizado ou de mercado subvalorizado, que foram identificados neste estudo, é possível utilizar um modelo probit para testar conjuntamente diversos potenciais determinantes macroeconômicos dos referidos estados do mercado.

REFERÊNCIAS

- Akaike, H. (1973) Information theory as an extension of the maximum likelihood principle. In B. N. Petrov & F. Csaki (Eds.), *Second International Symposium on Information Theory* (pp. 267–281). Budapest: Akademiai Kiado.
- Amorim, D. P. L., Camargos, M. A., & Bressan, A. A. (2020). Mean reversion of the Ibovespa price-earnings ratios. *Latin American Business Review*, 21(4), 1-26.
- Amorim, D. P. L., & Camargos, M. A. (2020). Relações entre índices preço-lucro e retornos dos títulos públicos. *Revista Brasileira de Finanças*, 18(3), 27-51.
- Asness, C. S. (2003). Fight the Fed Model. *The Journal of Portfolio Management*, 30(1), 11-24.
- Bahrami, A., Shamsuddin, A., & Uylangco, K. (2019). Are advanced emerging market stock returns predictable? A regime-switching forecast combination approach. *Pacific-Basin Finance Journal*, 55, 142-160.
- Balcombe, K., & Fraser, I. (2017). Do bubbles have an explosive signature in Markov switching models? *Economic Modelling*, 66, 81-100.
- Barberis, N., & Thaler, R. (2003). A survey of Behavioral Finance. In G. M. Constantinides, M. Harris, & R. M. Stulz (Eds.), *Handbook of the Economics of Finance* (vol. 1, Part 2, p. 1053-1128). Amsterdam: Elsevier.
- Becker, R., Lee, J., & Gup, B. E. (2012). An empirical analysis of mean reversion of the S&P 500's P/E ratios. *Journal of Economics and Finance*, 36(3), 675-690.
- Brooks, C., & Katsaris, A. (2005). A three-regime model of speculative behaviour: Modelling the evolution of the S&P 500 Composite Index. *The Economic Journal*, 115(505), 767-797.
- Campbell, J. Y., & Shiller, R. J. (1998). Valuation ratios and the long-run stock market outlook. *The Journal of Portfolio Management*, 24(2), 11–26.
- Çevik, E. İ., Korkmaz, T., & Atukeren, E. (2011). Business confidence and stock returns in the USA: A time-varying Markov regime-switching model. *Applied Financial Economics*, 22(4), 299-312.
- Chauvet, M. (2002). The Brazilian business and growth cycles. *Revista Brasileira de Economia*, 56(1), 75-106.
- Chkili, W., & 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.
- Driffill, J., & Sola, M. (1998). Intrinsic bubbles and regime-switching. *Journal of Monetary Economics*, 42(2), 357-373.

- Dueker, M. J. (1997). Markov switching in GARCH processes and mean-reverting stock-market volatility. *Journal of Business & Economic Statistics*, 15(1), 26-34.
- Enders, W., & Lee, J. (2012a). A unit root test using a Fourier series to approximate smooth breaks. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 74(4), 574-599.
- Enders, W., & Lee, J. (2012b). The flexible Fourier form and Dickey-Fuller type unit root tests. *Economics Letters*, 117(1), 196-199.
- Engel, C., & Hamilton, J. (1990). Long swings in the Dollar: Are they in the data and do markets know it? *American Economic Review*, 80(4), 689-713.
- Fama, E. F. (1965). The behavior of stock-market prices. *The Journal of Business*, 38(10), 34-105.
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2), 28-30.
- Fama, E. F. (1991). Efficient capital markets: II. *The Journal of Finance*, 46(5), 1575-1617.
- Fama, E. F. (1995). Random walks in stock market prices. *Financial Analysts Journal*, 51(1), 75-80.
- Gündüz, L., & Hatemi-J, A. (2005). Stock price and volume relation in emerging markets. *Emerging Markets Finance and Trade*, 41(1), 29-44.
- Hamilton, J. D. (1989). A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle. *Econometrica*, 57(2), 357-384.
- Hamilton, J. D. (1990). Analysis of time series subject to changes in regime. *Journal of Econometrics*, 45(1-2), 39-70.
- Hamilton, J. D. (1994). Modeling time series with changes in regime. In J. D. Hamilton. *Time series analysis* (p.677-703). Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Hirshleifer, D. (2020). Presidential address: Social transmission bias in Economics and Finance. *The Journal of Finance*, 75(4), 1779-1831.
- Jiang, Y., & Fang, X. (2015). Bull, bear or any other states in US stock market? *Economic Modelling*, 44, 54-58.
- Kim, C.-J. (1994). Dynamic linear models with Markov-switching. *Journal of Econometrics*, 60(1-2), 1-22.
- Li, M.-Y. L., & Lin, H.-W. W. (2003). Examining the volatility of Taiwan Stock Index returns via a three-volatility-regime Markov-switching ARCH model. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 21(2), 123-139.
- Machado, M. R. R., Gartner, I. R., & Machado, L. S. (2017). Relação entre Ibovespa e variáveis macroeconômicas: Evidências a partir de um modelo Markov-switching. *Revista Brasileira de Finanças*, 15(3), 435-468.
- Martin, D. M. L., Kayo, E. K., Kimura, H., & Nakamura, W. T. (2004). Identificando bolhas especulativas racionais no IBOVESPA (pós-Plano Real), a partir de regimes markovianos de conversão. *Economia*, 5(3), 219-252.
- Mendes, F. H. P. S., Moura, G. V., & Caldeira, J. F. (2018). Evidence of bull and bear markets in the Bovespa index: An application of Markovian regime-switching models with duration dependence. *Brazilian Review of Econometrics*, 38(1), 39-74.
- Mergner, S. (2009). *Applications of state space models in Finance: An empirical analysis of the time-varying relationship between macroeconomics, fundamentals and Pan-European industry portfolios*. Göttingen, NI: Universitätsverlag Göttingen.
- Moghaddam, M., & Li, Y. (2017). Searching for the P/E mean reversion affinity – an application of the flexible Fourier approximation. *The Journal of Business Inquiry*, 16(2), 102-111.
- Newey, W. K., & West, K. D. (1987). A simple, positive semi-definite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix. *Econometrica*, 55(3), 703-708.
- Newey, W. K., & West, K. D. (1994). Automatic lag selection in covariance matrix estimation. *The Review of Economic Studies*, 61(4), 631-653.
- Ramchand, L., & Susmel, R. (1998). Volatility and cross correlation across major stock markets. *Journal of Empirical Finance*, 5(4), 397-416.
- Resende, M. (1999). Wave behaviour of mergers and acquisitions in the UK: A sectoral study. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 61(1), 85-94.
- Saatcioglu, K., & Starks, L. T. (1998). The stock price-volume relationship in emerging stock markets: The case of Latin America. *International Journal of Forecasting*, 14(2), 215-225.
- Santos, L., & Montezano, R. (2011). Ações de valor e de crescimento no Brasil: Riscos e retornos de carteiras uni e bidimensionais em diferentes estados da economia. *Revista Contabilidade & Finanças*, 22(56), 189-202.
- Shefrin, H. (2002). *Beyond greed and fear: Understanding behavioral finance and the psychology of investing*. Oxford: Oxford University Press.
- Shiller, R. J. (1981). Do stock prices move too much to be justified by subsequent changes in dividends? *American Economic Review*, 71(3), 421-436.
- Shiller, R. J. (2003). From efficient markets theory to behavioral finance. *Journal of Economic Perspectives*, 17(1), 83-104.
- Shiller, R. J. (2005). *Irrational exuberance* (2nd ed.). Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Shiller, R. J. (2014). The bond market in historical perspective. In R. J. Shiller. *Irrational exuberance* (3rd ed., p. 11-17). Princeton: Princeton University Press.
- Shiller, R. J. (1989). *Market volatility*. New York, NY: MIT Press.
- Shiller, R. J. (1984). Stock prices and social dynamics. *Brookings Papers on Economic Activity*, 2, 457-510.
- Shleifer, A. (2000). *Inefficient markets: An introduction to Behavioral Finance*. Oxford: Oxford University Press.
- Silva, P. V. J. G., Santos, J. B., & Pereira, G. P. (2019). Behavioral Finance in Brazil: A bibliometric study from 2007 to 2017. *Latin American Business Review*, 20(1), 61-82.
- Taboga, M. (2011). Under-/over-valuation of the stock market and cyclically adjusted earnings. *International Finance*, 14(1), 135-164.
- Thaler, R. (2005). *Advances in Behavioral Finance*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Walid, C., Chaker, A., Masood, O., & Fry, J. (2011). Stock market volatility and exchange rates in emerging countries: A Markov-state switching approach. *Emerging Markets Review*, 12(3), 272-292.
- Wang, P., Theobald, M. (2008). Regime-switching volatility of six East Asian emerging markets. *Research in International Business and Finance*, 22(3), 267-283.