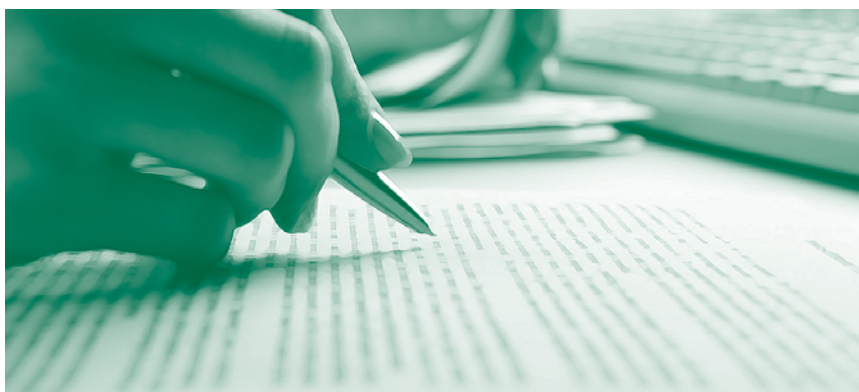


Teste da Hipótese de Mercados Adaptativos para o Brasil

Glener de Almeida Dourado e Benjamin Miranda Tabak

Setembro, 2013

Trabalhos para Discussão



325

ISSN 1519-1028
CGC 00.038.166/0001-05

Trabalhos para Discussão	Brasília	n° 325	setembro	2013	p. 1-53
--------------------------	----------	--------	----------	------	---------

Trabalhos para Discussão

Editado pelo Departamento de Estudos e Pesquisas (Depep) – *E-mail*: workingpaper@bcb.gov.br

Editor: Benjamin Miranda Tabak – *E-mail*: benjamin.tabak@bcb.gov.br

Assistente Editorial: Jane Sofia Moita – *E-mail*: jane.sofia@bcb.gov.br

Chefe do Depep: Eduardo José Araújo Lima – *E-mail*: eduardo.lima@bcb.gov.br

Todos os Trabalhos para Discussão do Banco Central do Brasil são avaliados em processo de *double blind referee*.

Reprodução permitida somente se a fonte for citada como: Trabalhos para Discussão n° 325.

Autorizado por Carlos Hamilton Vasconcelos Araújo, Diretor de Política Econômica.

Controle Geral de Publicações

Banco Central do Brasil

Comun/Dipiv/Coivi

SBS – Quadra 3 – Bloco B – Edifício-Sede – 14º andar

Caixa Postal 8.670

70074-900 Brasília – DF

Telefones: (61) 3414-3710 e 3414-3565

Fax: (61) 3414-1898

E-mail: editor@bcb.gov.br

As opiniões expressas neste trabalho são exclusivamente do(s) autor(es) e não refletem, necessariamente, a visão do Banco Central do Brasil.

Ainda que este artigo represente trabalho preliminar, citação da fonte é requerida mesmo quando reproduzido parcialmente.

The views expressed in this work are those of the authors and do not necessarily reflect those of the Banco Central or its members.

Although these Working Papers often represent preliminary work, citation of source is required when used or reproduced.

Divisão de Atendimento ao Cidadão

Banco Central do Brasil

Deati/Diate

SBS – Quadra 3 – Bloco B – Edifício-Sede – 2º subsolo

70074-900 Brasília – DF

DDG: 0800 9792345

Fax: (61) 3414-2553

Internet: <<http://www.bcb.gov.br/?FALECONOSCO>>

Teste da Hipótese de Mercados Adaptativos para o Brasil

Glener de Almeida Dourado^{**}

Benjamin Miranda Tabak^{*}

Resumo

Este Trabalho para Discussão não deve ser citado como representando as opiniões do Banco Central do Brasil. As opiniões expressas neste trabalho são exclusivamente dos autores e não refletem, necessariamente, a visão do Banco Central do Brasil.

O objetivo deste trabalho é o de avaliar a eficiência do mercado acionário brasileiro utilizando dados diários para o Índice Acionário da Bolsa de São Paulo, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2012. Empregamos uma estatística de razão de variância com *wild bootstrap*, desenvolvido para testar a dependência linear (Hipótese de Passeio Aleatório – HPA). Também usamos o teste espectral generalizado para testar a hipótese de previsibilidade não-linear. Empregamos o teste de razão de variâncias usando subamostras com tamanho fixo, verificando a existência de comportamento de passeio aleatório em cada subamostra. Ainda, testamos se a eficiência do mercado depende das condições de mercado (*Adaptative Markets Hypothesis – AMH*). As conclusões sugerem que não podemos rejeitar tanto a HPA quanto a AMH.

Palavras-chave: Previsibilidade; retorno de ações. Hipótese de Mercados Adaptativos; Hipótese Mercado Eficiente; martingale; Razão de Variância Automática; Forma Espectral Generalizada; volatilidade; Brasil; Ibovespa.

Classificação JEL: G14; G17;

* Departamento de Estudos e Pesquisas, Banco Central do Brasil. E-mail: benjamin.tabak@bcb.gov.br

** Ministério Público da União. As opiniões são dos autores e não representam a opinião do Ministério Público da União. E-mail: glenerdourado@gmail.com .

1. Introdução

O mercado de capitais brasileiro tem crescido bastante no Século XXI e tem sido considerado, às vezes, como o de maior potencial de crescimento dentre os mercados emergentes (CARRASCO E WILLIAMS, 2012). Essa expectativa deve-se, em grande parte, ao crescimento econômico dos últimos anos (o Brasil chegou a ser a sexta maior economia do mundo em 2012), aos investimentos em infraestrutura governamentais (PACs I e II), ao fato de ser a futura sede de dois grandes eventos (Copa do Mundo de 2014 e Olimpíadas de 2016) e outras questões econômicas e políticas, como a estabilidade macroeconômica atingida com a queda na inflação, a melhoria nos indicadores macroeconômicos, a estabilidade política e a redução da pobreza.

Os mercados de países emergentes, por estarem em desenvolvimento, têm sido objetos de diversos estudos. Existe a hipótese de que não são plenamente eficientes, ou seja, permitem que seja possível auferir ganhos de forma sistemática. Testar essa hipótese para o caso do mercado acionário brasileiro pode enriquecer este debate.

Vários estudos com a finalidade de verificar a previsibilidade de um mercado foram desenvolvidos ao longo do tempo. Os pioneiros foram Fama (1965) e Samuelson (1965), que desenvolveram a Hipótese de Mercado Eficiente (HME), considerando como eficiente um mercado no qual todas as informações já estão incorporadas aos preços, não permitindo assim obtenção de lucros sistemática, como a análise gráfica, que se baseia nas cotações e volumes históricos. Uma das maneiras desenvolvidas para verificar a HME foi a análise de um martingale, ou seja, se a melhor previsão para amanhã é o valor atual, não importando os valores passados (CAMPBELL, LO E MACKINLAY, 1997).

Foram criadas teorias e hipóteses que ora aceitavam, ora rejeitavam a existência de previsibilidade. Lo (2004, 2005) desenvolveu a chamada Hipótese de Mercados Adaptativos (HMA), cujo objetivo é verificar se os mercados funcionam de forma cíclica, ou seja, se com o passar do tempo existem períodos previsíveis e não previsíveis, mostrando, assim, a possível existência das duas situações em períodos diferentes para um mesmo mercado.

A análise de eficiência do mercado teve vários testes e critérios desenvolvidos para a avaliação da existência ou não de previsibilidade nos retornos dos ativos negociados nas bolsas de valores, como, por exemplo, testes de autocorrelação, testes de

razão de variância e testes de espectro. Muitos desses testes sofreram diversas versões e modificações ao longo da evolução da literatura.

Alguns estudos já foram realizados para o Brasil e outras economias emergentes, como: Chang *et al.* (2004), que rejeitou a HME; Sharma *et al.* (2013), que não rejeitou a HME; e Harvey (1995), que conclui que os mercados emergentes são menos eficientes que os mercados de economias já desenvolvidas, como a do Japão e a do EUA.

As principais referências para o desenvolvimento deste trabalho são Kim *et al.* (2011), que analisou a previsibilidade dos retornos e a HMA para todo o século XX do índice Dow Jones, e Charles *et al.* (2012), que verificou a previsibilidade e a HMA para diversas taxas de câmbio. De forma semelhante à lógica utilizada por Kim *et al.* (2011), neste trabalho utilizam-se os termos previsibilidade do retorno e ineficiência do mercado como sinônimos.

Considerada a importância do conhecimento sobre o mercado brasileiro e a pouca literatura sobre o tema, elaborou-se um estudo a fim de verificar se a HMA é válida para o Brasil, utilizando dados e métodos recentes. Para isso, construiu-se um código no programa estatístico R, no qual foram executados o teste de razão de variância automática (RVA) com *wild bootstrap* (KIM, 2009) e teste de forma espectral generalizada (FEG) (ESCANCIANO E VELASCO, 2006), que permitiram averiguar a existência de martingale para vários períodos. O primeiro teste é utilizado para captar dependências lineares, enquanto o segundo visa identificar dependências não lineares. Esses testes são aplicados utilizando uma janela de subamostra móvel, que consiste em deslocar uma janela de observação dia a dia de pregão, analisando separadamente cada período de tamanho equivalente a um ano da série, composta pelos retornos dos fechamentos diários do índice da Bolsa de São Paulo (Ibovespa). Por fim, o trabalho verifica a volatilidade de cada subamostra e analisa sua correlação com os resultados dos testes. Dessa forma, pode-se verificar qual a relação existente entre o risco e a previsibilidade.

Com isso, espera-se contribuir com a pouca literatura sobre previsibilidade do mercado de ações brasileiro, trazendo resultados mais atuais, com base em testes mais robustos. A eficiência do Ibovespa já foi, sim, analisada ao longo tempo, Tabak (2003) testou a HME por meio de janelas móveis e conclui que de 1986 a 1994 essa hipótese pode ser rejeitada, porém não se pode afirmar o mesmo de 1994 a 1998. Porém, até onde verificado, não há estudo que utilize esses testes com janelas movendo-se

diariamente para a análise da Hipótese de Mercados Adaptativos (HMA). Essa será a principal contribuição desse estudo.

O trabalho está organizado da seguinte forma: Seção 2, que aborda os principais estudos que embasaram a evolução da teoria e o atual trabalho; Seção 3, na qual são descritos os dados e testes utilizados; Seção 4, em que se apresentam os resultados empíricos e sua análise; e Seção 5, que conclui o trabalho e destaca possíveis continuações para o estudo.

2. Revisão de Literatura

Esta seção descreve de maneira objetiva a origem e o desenvolvimento das hipóteses consideradas no trabalho, bem como dos testes utilizados.

2.1. Hipótese de Mercado Eficiente (HME)

O questionamento sobre a previsibilidade dos preços nos mercados sempre foi alvo de estudos na área de Finanças. Os artigos considerados nessa análise datam da segunda metade do século XX, com os artigos seminais de Fama (1965) e Samuelson (1965), que desenvolveram a Hipótese de Mercado Eficiente (HME), cujo objetivo é avaliar se os retornos dos mercados são previsíveis, ou seja, toda informação disponível é instantânea e completamente agregada aos preços. Caso sejam eficientes, os mercados não permitem que seus retornos sejam previstos sistematicamente.

A HME pode ser escalonada em categorias de acordo com o nível e a tempestividade da incorporação da informação pelos preços. Na literatura, grosso modo, existem três principais formas, quais sejam: (i) fraca, na qual os preços atuais refletem todas as informações públicas passadas disponíveis; (ii) semiforte, que se assemelha à forma fraca, porém há o fato de os preços, instantaneamente, adequarem-se a novas informações públicas; e (iii) forte, que além das características da forma semiforte, considera que os preços já refletem até as informações sigilosas. A vasta maioria dos estudos dedica-se à verificação da HME com base no conceito da forma fraca, ou seja, consideram apenas as informações históricas na análise da previsibilidade dos preços dos ativos do mercado. Logo, a análise das informações passadas, na forma fraca, é bastante relevante para a verificação de correlação entre os valores dos retornos

passados e, assim, determinação da existência ou não de previsibilidade. Caso os retornos dos ativos ou índices sejam eficientes de forma fraca, não é possível prever seus retornos baseando-se apenas nas informações passadas, como preço e volume.

Relevante destacar estudo no qual foi distribuída uma pesquisa a mais de quatro mil professores de finanças de diversas universidades do mundo, que teve como resultado que a maioria desses docentes acredita que o mercado seja eficiente na forma fraca ou semiforte (DORAN *ET AL.*, 2010), ou seja, conhecedores do tema creem que nem toda a informação possível está inclusa nos valores dos ativos. Nessa discussão, é interessante citar a colocação de Grossman e Stigilitz (1980), em seu artigo “*On the impossibility of informationally efficient markets*”, no qual há a afirmação de que é impossível um mercado ser perfeitamente eficiente, uma vez que há informações que não estão refletidas nos preços, assim, os comitentes têm interesse em negociar informações para serem recompensados por isso (CAMPBELL *ET AL.*, 1997).

A não rejeição da hipótese de que os preços seguem um passeio aleatório (um martingale, de forma mais ampla) é associada à não rejeição da Hipótese de Mercado Eficiente. A diferença entre ambos é descrita em Escanciano e Lobato (2009b), que mostra que um processo martingale significa, basicamente, que o preço de hoje é a melhor previsão do preço de amanhã para um ativo, ou seja, um processo estocástico. Dessa forma, se os preços dos ativos não são previsíveis, esses seguem uma sequência martingale em diferenças (SMD) e, considerando, tecnicamente, que os ativos não são estacionários, em vez de testar se os preços seguem um processo martingale, é mais comum a verificação de se os retornos dos ativos seguem uma SMD. Em suma, um passeio aleatório é mais restritivo que um martingale.

Para verificar a existência de um martingale, vários métodos foram desenvolvidos ao longo do tempo, alguns dos mais referenciados na literatura são os testes de autocorrelação (BOX E PIERCE, 1970; LJUNG E BOX, 1978), testes de razão de variância (LO AND MACKINLAY, 1988, 1989) e testes espectrais (DURLAUF, 1991; HONG, 1996).

2.2. A Hipótese de Mercados Adaptativos (HMA)

Na literatura recente, foi proposta por Lo (2004, 2005) uma análise de previsibilidade dos mercados que considera que esses apresentam, de forma cíclica, períodos de previsibilidade, ou seja, devido a interferências governamentais, guerras,

bolhas e outros fatores, o mercado possui períodos eficientes e períodos não eficientes. Essa proposta consiste na Hipótese de Mercados Adaptativos (HMA), que considera a influência da Teoria da Racionalidade Limitada (SIMON, 1955), na qual o agente tem como restrições a informação disponível, o tempo para agir e sua própria capacidade cognitiva, assim, possui comportamento satisfatório, em vez de ótimo, pois para obter esse ótimo, é necessário incidir em custos. Segundo Kim *et al.* (2011), os participantes do mercado são dinâmicos, adaptam-se às mudanças que ocorrem no sistema e contam com a heurística para tomar decisões de investimento. Kim *et al.* (2011) mostra grande evidência de influência de diversos eventos (guerras, choques, crises políticas, bolhas, etc.) na previsibilidade dos retornos do índice Dow Jones, de 1900 a 2009. Como resultado, observou que durante as quebras de mercado não houve previsibilidade dos retornos estatisticamente significativa, mas pode-se notar que a previsibilidade do retorno estava associada a alto grau de incerteza. Nos casos de guerras e de crises políticas, houve alta previsibilidade com moderado grau de incerteza na previsibilidade. Em caso de bolhas, a previsibilidade dos retornos apresentou-se menor do que em tempos considerados normais.

A importância da análise da HMA deve-se ao fato que os acontecimentos fazem com que os agentes tenham sua psicologia alterada e incorporem as informações aos preços de forma distinta, o que pode gerar variação temporal na correlação serial dos retornos (KIM ET AL., 2011). A relevância da análise da variação da eficiência do mercado ao longo do tempo fez com que diversos estudos fossem realizados recentemente. Lim e Brooks (2011) verificaram essas pesquisas com base em três critérios: análise de subperíodo sem sobreposição, modelo com parâmetro variante no tempo e janela de estimação móvel — sendo esta última a utilizada neste trabalho.

O teste de *Portmanteau*, desenvolvido por Box e Pierce (1970) e Ljung e Box (1978), criado para analisar a eficiência fraca do mercado, foi amplamente utilizado na literatura para avaliar a eficiência dos mercados. Porém, com o passar do tempo deixou de ser utilizado devido ao seu baixo poder e à restrição de que os retornos devem ser distribuídos independente e identicamente. Algumas melhorias foram feitas ao longo do tempo, destacando-se as realizadas por Escanciano e Lobato (2009a), que propuseram um teste automático e obtiveram resultados consistentes para amostras pequenas.

Mas, com base em Kim *et al.* (2011), decidiu-se não utilizar o teste de *Portmanteau* automático, pois a utilização conjunta do teste de razão de variância

automática com *wild bootstrap* (RVA) e do teste de forma espectral generalizada (FEG) possibilita obter maior poder contra uma grande gama de modelos lineares e não lineares, com menor distorção de tamanho em amostras finitas. De forma mais específica, Charles *et al.* (2012) enuncia que para modelos lineares o RVA possui o maior poder de teste, para modelos não lineares o FEG é teste robusto. Além disso, esses testes são adequados para não normalidade e formas desconhecidas de heterocedasticidade condicional e incondicional. Outro fator descrito em Charles *et al.* (2011) que reforça a escolha desses testes é a utilização de um extensivo experimento de Monte Carlo, no qual se mostra que os testes RVA e FEG são superiores ao teste de *Portmanteau* automático de Escanciano e Lobato (2009a).

Considerados esses elementos, este trabalho verificará se há previsibilidade no mercado de ações brasileiro e se este é consistente com a HMA. Para isso, serão utilizados dois testes, quais sejam: Teste de Razão de Variância Automática com *wild bootstrap* (RVA), Teste da Forma Espectral Generalizada (FEG).

Para a realização dos testes, foram utilizadas janelas (subamostras) móveis com tamanho fixo. Dessa forma, objetivou-se verificar a Hipótese de Mercados Adaptativos (HMA), que evidencia que um mercado pode ser previsível somente em alguns períodos, devido à adaptação dinâmica dos agentes ao mercado. Conforme ressalta Charles *et al.* (2012), são dois os maiores benefícios da utilização da técnica de janela móvel: a possibilidade de mensurar a previsibilidade dos retornos variantes no tempo, com isso, o grau de eficiência do mercado pode ser analisado pela verificação da HMA, o que mostra que as condições do mercado mudam ao longo do tempo; e para resolver o problema de *data snooping*¹ de forma efetiva.

Kim *et al.* (2011) faz a ressalva de que a presença de previsibilidade do retorno apenas gera uma potencial ineficiência do mercado, pois, quando considerados os custos de transação e a instabilidade do modelo, pode ser que não seja economicamente viável a aplicação dessa previsibilidade. E pode haver previsibilidade dos retornos em um mercado racional que precifica os ativos considerando retornos esperados que variam no tempo.

¹ *Data snooping* ocorre quando um conjunto de dados é usado mais de uma vez para os propósitos de inferência ou seleção de modelo. Quando ocorre esse tipo de reúso, sempre há a possibilidade de que algum resultado satisfatório possa ser obtido simplesmente devido ao acaso em vez de a algum mérito inerente ao método que originou os resultados (WHITE, H., 2000).

2.3. Testes para a Hipótese de martingale em diferenças

As subseções a seguir detalham os testes utilizados neste trabalho, descrevendo a origem e principais características de cada um.

2.3.1. Teste de Razão de Variância Automática com *wild bootstrap* (RVA)

Cochrane (1988) apresentou em seu artigo uma análise de razão de variância por meio de gráficos dos resultados obtidos, porém essa metodologia não possibilitou uma avaliação estatisticamente formal, procedimento que foi concretizado por Lo e MacKinlay (1988). A partir desse ponto, muitos utilizaram a razão de variância de forma estatisticamente formal² para a avaliação de processos martingale e da HME.

Na análise da eficiência de mercado por meio de razão de variância, havia o problema da truncagem da defasagem³ selecionada, pois era feita de forma arbitrária. Para resolver esse problema, Choi (1999) propôs a análise de razão de variância automática, na qual a seleção da truncagem da defasagem é feita com base nos dados da série. Esse processo dependente dos dados fez com que fosse eliminado o problema da arbitrariedade. O procedimento utilizado por Choi (1999) para a análise de um processo estocástico segue abaixo descrito, considerando o preço de um ativo. Seja:

$$P_t = \mu + P_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (1)$$

no qual P_t é o logaritmo natural do preço, μ , a constante e ε_t , o erro estocástico, considerando $E[\varepsilon_t] = 0$ para todo t . O retorno de um período, r_t , pode ser expresso da seguinte forma:

$$r_t = P_t - P_{t-1} = \mu + \varepsilon_t, \quad (2)$$

Com base nos retornos, Choi (1999) descreveu o processo de razão de variância da seguinte forma:

² Ver, por exemplo, Lo and MacKinlay (1988,1989), Richardson and Stock (1990) e Faust (1992).

³ Termo utilizado para indicar o valor que delimita a defasagem da amostra, gerando, dessa forma, uma amostra delimitada.

$$RV(l) = \frac{Var(r_t - r_{t-l})}{lVar(r_t - r_{t-1})} \quad (3)$$

Sendo r_t , o retorno da série no tempo t ; l , a defasagem da série, que no caso é a truncagem automática determinada pelo método aplicado. A série da diferença dos retornos, Δr_t , possui raiz unitária, pois, caso fosse estacionária, seria sempre serialmente correlacionada, fazendo com que a razão de variância não seja igual a um.

Quando a série Δr_t é serialmente não correlacionada, há um passeio aleatório, e, conseqüentemente, a razão de variância é igual a um para toda truncagem de defasagem.

$$\widehat{RV}(l) = 1 + 2 \sum_{i=1}^{T-1} k\left(\frac{i}{l}\right) \hat{\rho}(i) \quad (4)$$

Sendo $\hat{\rho}(i)$ o estimador para $\rho(i)$, ou seja, $\hat{\rho}(i) = \hat{\gamma}(i)/\hat{\gamma}(0)$ é autocorrelação da amostra de ordem i , com $\hat{\gamma}(i)$ sendo a autocovariância de ordem i . De forma explícita, $\hat{\rho}(i)$ pode ser descrito da seguinte maneira:

$$\hat{\rho}(i) = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \Delta r_t \Delta r_{t+1}}{\sum_{t=1}^{T-1} \Delta r_t^2} \quad (5)$$

Sendo r_t o valor da série no tempo t . O estimador da razão de variância ainda utiliza o kernel Espectral Quadrático⁴, $k(x)$, que é ótimo na estimação da densidade do espectro⁵ à frequência zero, que é definido como:

$$k(x) = \frac{25}{12\pi^2 x^2} \left[\frac{\text{sen}\left(\frac{6\pi x}{5}\right)}{\frac{6\pi x}{5}} - \cos\left(\frac{6\pi x}{5}\right) \right] \quad (6)$$

Ainda segundo Choi (1999), com a padronização adequada do estimador de razão de variância, é possível testar a correlação nas diferenças da série, Δr_t , como

⁴ É um estimador consistente de autocorrelação e heterocedasticidade. Definição de Andrews (1991), com base na análise de Cochrane (1988). Note que $\int_{-\infty}^{\infty} k(x)^2 dx = 1$.

⁵ Densidade do espectro, ou densidade espectral, representa uma função real positiva de um frequência associada à um processo estocástico.

medida de verificação de correlação serial por meio da estatística padronizada, definida como Razão de Variância Automática (RVA):

$$RVA = \frac{\sqrt{\frac{T}{\hat{l}}} [RV(l) - 1]}{\sqrt{2}} \quad (7)$$

Na qual \hat{l} é o estimador ótimo da truncagem l , que pode ser calculado conforme a fórmula (6.2) de Andrews (1991). Choi (1999) denominou esta como teste da razão de variância e mostrou que é um estimador consistente de $2\pi \cdot f_{\Delta r}(0)$, no qual $f_x(\cdot)$ significa a densidade espectral normalizada da série de tempo x_t . Choi (1999) infere⁶ sob a hipótese nula de ausência de correlação serial que a distribuição assintótica do teste é:

$$RVA = \frac{\sqrt{\frac{T}{\hat{l}}} [VR(l) - 1]}{\sqrt{2}} \xrightarrow{a} N(0,1) \quad (8)$$

Essa aproximação ocorre à medida que $T \rightarrow \infty$, $l \rightarrow \infty$ e $T/l \rightarrow \infty$.

O teste converge para uma distribuição de uma variável randômica distribuída normalmente sob a hipótese nula:

$$H_0: 2\pi \cdot f_{\Delta r}(0) = 1 \quad (9)$$

E o teste ainda é consistente para a hipótese alternativa:

$$H_a: 2\pi \cdot f_{\Delta r}(0) \neq 1 \quad (10)$$

Quando comparadas as hipóteses nula e alternativa (Fórmulas 9 e 10) com as hipóteses de ausência ou não de correlação serial em Δr_t , temos algumas implicações, segundo Choi (1999). A ausência de correlação serial implica na Fórmula 9, porém o contrário não obrigatoriamente acontece. De forma similar, a Fórmula 10 implica na

⁶ Inferência com base em Anderson (1971) e Priestley (1981).

presença de correlação serial, porém o contrário não é válido sempre.⁷ Por isso, o teste pode gerar algumas inconsistências em seus resultados.

O teste de razão de variância é bicaudal, considerando os valores críticos de uma distribuição normal padrão. Choi (1999) mostra ainda que não só com Δr_t independente e identicamente distribuído com momento de quarta ordem finito, como mostrado por Anderson (1971), permite o resultado assintótico da Fórmula 8, mas também a existência de um processo martingale em diferenças com restrições de momento própria.

Segundo Choi (1999), a literatura⁸ mostra que a seleção da truncagem ótima tem forte influência nos valores estimados da densidade espectral e, conseqüentemente, no resultado da razão de variância. Por isso, vários métodos foram desenvolvidos ao longo do tempo com intuito de aperfeiçoar a seleção da truncagem ótima. Choi (1999) propôs um método dependente dos dados, baseado em Andrews (1991), que seleciona de forma ótima o valor da truncagem. Partindo desse método de Choi (1999), Kim (2006) propôs o método *wild bootstrap*⁹ como forma de melhorar os resultados dos testes de variância para pequenas amostras, pois, assim, obteria testes com propriedades de tamanho mais desejáveis e com maiores poderes. Segundo Kim (2006), o método *wild bootstrap* gera como resultado uma aproximação da estatística da distribuição de uma amostra e é aplicável aos dados com formas desconhecidas de heterocedasticidade condicional e incondicional.

Kim (2009) avaliou seu método proposto em Kim (2006) e verificou que para um teste sob heterocedasticidade condicional havia distorção de tamanho, por isso, propôs um teste com um novo *wild bootstrap*, que melhoraria as propriedades de tamanho e o poder do teste, sendo essa nova aplicação do método *wild bootstrap* superior à realizada por Kim (2006). O método utilizado neste trabalho segue Kim (2009), no qual, considerando que o teste de razão de variância automática com seleção

⁷ Por exemplo, seja $\Delta r_t = e_t - 2e_{t-1} - 2e_{t-2}$, onde e_t é um ruído branco. Então, $H_0: 2\pi f_{\Delta r}(0) = 1$, mas a série Δr_t é serialmente correlacionada. Ver Durlauf (1991) para mais detalhes.

⁸ Priestley (1981) mostra a importância da seleção da truncagem no resultado da razão de variância.

⁹ *Bootstrap* é uma técnica de reamostragem. Foi criada para atribuir medidas de precisão para estimadores de uma amostra por meio de sua distribuição. Para a execução da reamostragem, vários métodos foram desenvolvidos. O *wild bootstrap* é um desses métodos e consiste, principalmente, na avaliação de séries que possuem heterocedasticidade Tabak et. al (2009a) detalham o processo, que envolve a ponderação de cada observação da série original e sua reamostragem com reposição. Tabak et. al (2010b) mostram a aplicação dessa técnica na análise do mercado de câmbio brasileiro.

ótima da truncagem seja denominada $RVA(l^*)$ o teste de razão de variância automática com *wild bootstrap* é conduzido em três estágios, quais sejam:

1. Forma-se uma amostra *bootstrap* de tamanho T (tamanho da janela), enquanto $Y_t^* = \eta_t Y_t$ ($t = 1, \dots, T$), na qual η_t é uma variável randômica com média zero e variância um;
2. Calcula-se a $RVA^*(l^*)$, estatística $RVA(l^*)$ calculada de $\{Y_t^*\}_{t=1}^T$;
Repetem-se os passos 1 e 2 B vezes para produzir a distribuição *bootstrap* da estatística da RVA $\{RVA^*(l^*; j)\}_{j=1}^B$.

Charles *et al.* (2012) ainda destaca que o teste bicaudal para a hipótese nula, H_0 , contra a hipótese alternativa, H_a , é conduzido usando o p-valor, que é estimado como a proporção dos valores absolutos de $\{RVA^*(l^*; j)\}_{j=1}^B$ maiores que o valor absoluto da estatística observada $RVA(l^*)$. Essa nova metodologia de *wild bootstrap* provê inferência estatística precisa em amostras pequenas sob heterocedasticidade condicional.

Uma característica interessante do RVA com *wild bootstrap* é a utilização do intervalo de confiança, que permite aferir o grau de incerteza associado à previsibilidade do retorno. Um intervalo de confiança mais largo significa que há maior grau de incerteza, enquanto um mais estreito denota a existência de um menor grau de incerteza associado à previsibilidade do retorno. Outra informação obtida no teste, além do grau de previsibilidade dos retornos, é a direção, pois, quando seu valor é positivo, há indicação de retornos positivamente correlacionados, quando negativos, há a indicação de retornos negativamente correlacionados.

A versão atual, que será usada nesse trabalho, contou com a contribuição de Charles *et al.* (2011), que, por meio de um experimento de Monte Carlo, verificou a eficiência do *wild bootstrap* para o teste de razão de variância automática implementado por Kim (2009), dessa forma, comprovou-se que o uso do *wild bootstrap* produz resultados confiáveis para as amostras finitas.

2.3.2. Teste de Forma Espectral Generalizada

O teste da Forma Espectral Generalizada (FEG) foi desenvolvido por Escanciano e Velasco (2006), com o propósito de analisar a Hipótese de Martingale em

Diferenças (HMD)¹⁰ de forma consistente para uma ampla gama de processos não martingale e não correlacionados. A criação desse teste teve como base o teste espectral¹¹ de Durlauf (1991), que passou a ser generalizado, dessa forma, foram consideradas as dependências lineares e não lineares dos dados verificados. A utilização do FEG deve-se, principalmente, à presença de não linearidade existente nos retornos das ações, conforme mostrado em Lim e Brooks (2011). A observação fundamental para que esse processo pudesse ser generalizado foi a verificação de que os retornos seguem uma Sequência Martingale em Diferenças (SMD), ou seja, sua função densidade espectral normalizada é igual a um em todas as frequências.

Escanciano e Velasco (2006) propõe o teste com base em uma série $\{Y_t\}_{t=1}^n$, a fim de verificar se a hipótese nula,

$$H_0^*: \{Y_t\} \text{ é uma Sequência Martingale em Diferenças (SMD).}$$

De forma mais detalhada, Escanciano e Velasco (2006), ao analisar uma SMD, desenvolveram, na forma de uma função de regressão em pares, um teste para analisar medidas não lineares de dependência. A hipótese nula considerada, como destaca Charles *et al.*(2012), pode ser escrita, em vez de em pares, na forma $H_0: E(Y_t | Y_{t-1}, Y_{t-1}, \dots) = \mu$, em que μ representa um número real. Na forma versão em pares, apresentada por Escanciano e Velasco (2006), a hipótese nula é representada por $H_0: m_j(y) = 0$, contra a $H_a: P[m_j(y) \neq 0] > 0$ para algum j , nas quais $m_j(y) = E(Y_t - \mu | Y_{t-j} = y)$. Escanciano e Velasco (2006) notaram que há equivalência entre a hipótese nula, H_0 , e a condição abaixo:

$$\gamma_j(x) \equiv E[(Y - \mu)e^{ixY_{t-j}}] = 0, \quad (11)$$

¹⁰ A Hipótese de Martingale em Diferença (HMD) enuncia que a melhor previsão para um valor futuro, considerando que o erro dos mínimos quadrados ordinários não guarda relação com a informação passada, é o valor presente. Para efeito de compreensão do texto, interprete HMD como um teste de martingale.

¹¹ Teste baseado na função de distribuição do espectro, que possui a forma de uma reta sob a hipótese nula de martingale. O espectro de uma série de tempo é uma função real da frequência variável associada ao processo estocástico. A distribuição dessa frequência pode ser mostrada em um espectro, no qual as faixas de frequência estão decompostas.

em que $\gamma_j(x)$ é a medida de autocovariância em uma situação não linear e x é um número real. Com base nesses dados, em vez de considerarem uma estimação de kernel (tipo de estimador) como em Hong (1999), propuseram a utilização da seguinte função de distribuição espectral generalizada:

$$H(\lambda, x) = \gamma_0(x)\lambda + 2 \sum_{j=1}^{\infty} \gamma_j(x) \frac{\text{sen}(j\pi\lambda)}{j\pi}, \quad (12)$$

na qual λ é um número real entre $[0,1]$. Escanciano e Velasco (2006) mostram, ainda, que a estimativa de amostra da função de distribuição tem a forma:

$$\hat{H} = \hat{\gamma}_0(x)\lambda + 2 \sum_{j=1}^{\infty} \left(1 - \frac{j}{T}\right)^{1/2} \hat{\gamma}_j(x) \frac{\text{sen}(j\pi\lambda)}{j\pi}, \quad (13)$$

na qual $\hat{\gamma}_j(x) = (T - j)^{-1} \sum_{t=1+j}^T (Y_t - \bar{Y}_{T-j}) e^{ixY_{t-j}}$, com $\bar{Y}_{T-j} = (T - j)^{-1} \sum_{t=1+j}^T Y_t$. Segundo Escanciano e Velasco (2006), com a utilização do fator $(1 - j/T)^{1/2}$, que é um fator de correção de amostra finita, utilizado por Hong (1999). Esse fato faz com que sejam alocados menores pesos para defasagens muito grandes, valorizando mais os dados mais próximos.

Ainda segundo Kim *et al* (2012), Escanciano e Velasco (2006) mostram que sob a hipótese nula, a função de distribuição espectral generalizada, apresentada na Fórmula 13, possui o valor $H_0(\lambda, x) = \hat{\gamma}_0(x)\lambda$, dessa forma, é possível construir uma estatística para testar a hipótese nula, H_0 . Para tanto, utiliza-se:

$$S_T(\lambda, x) = (0,5T)^{1/2} \{ \hat{H}(\lambda, x) - \hat{H}_0(\lambda, x) \} = \sum_{j=1}^{T-1} (T - j)^{1/2} \hat{\gamma}_j(x) \frac{\sqrt{2}\text{sen}(j\pi x)}{j\pi}. \quad (14)$$

Com base na Fórmula 14, Escanciano e Velasco (2006) calculam o valor da estatística S_t , considerando todos os valores possíveis de λ e x . E para calcular a

distância de $S_t(\lambda, x)$ a zero, fazem uso da norma de Cramer-von Mises¹², obtendo o seguinte:

$$D_T^2 = \int_R \int_0^1 |S_T(\lambda, x)|^2 W(dx) dy = \sum_{j=1}^{T-1} \frac{(T-j)}{(j\pi)^2} \int_R |\hat{\gamma}_j(x)|^2 W(dx), \quad (15)$$

na qual $W(\cdot)$ é uma função de ponderação que satisfaz algumas condições moderadas. Com isso, a estatística FEG pode gerada utilizando a distribuição normal padrão como uma função ponderada da seguinte forma:

$$D_T^2 = \sum_{j=1}^{T-1} \frac{(T-j)}{(j\pi)^2} \sum_{t=j+1}^T \sum_{s=j+1}^T \exp(-0.5(Y_{t-j} - Y_{s-j})^2). \quad (16)$$

O teste de Forma Espectral Generalizada rejeita a hipótese nula $H_0: m_j(y) = 0$ para grandes valores de D_T^2 . Escanciano e Velasco (2006) destacam que D_T^2 utiliza todas as $n - 1$ defasagens contidas na amostra, dessa forma, não há a necessidade de escolher um parâmetro de ordem de defasagem.

Outra característica desse teste é a utilização do método *bootstrap* que mostra possuir nível assintótico correto e ser consistente. Esse método é aplicado da mesma forma que para o teste RVA¹³, ou seja, o processo de reamostragem é feito B vezes e a cada repetição o teste é realizado, dessa forma, gera-se uma distribuição dos resultados, dando origem ao p-valor, de acordo com o número de resultados acima ou abaixo de 5%.

De forma semelhante ao teste RVA, como resultado da aplicação do teste, obtém-se o p-valor. Caso este seja inferior a 5%, temos que a hipótese nula é rejeitada, ou seja, há previsibilidade do retorno (linear ou não linear) ao nível de 5% de significância.

¹² Critério utilizado para verificar o quão ajustada encontra-se a função de distribuição acumulada quando comparada uma função de distribuição empírica, ou comparar duas distribuições empíricas.

¹³ Ver página 22.

2.4. Estudos de previsibilidade de mercados

A análise de previsibilidade do mercado e a rejeição da hipótese de martingale são frequentemente objetos de estudo para o mercado de países em desenvolvimento, considerados como aqueles que, partindo de um estágio de subdesenvolvimento, possuem rápido e significativo crescimento econômico, como o Brasil. Por serem países que possuem grande potencial de crescimento, mercados não tão maduros e outras características relevantes, surge a hipótese de que esses mercados não seriam ineficientes.

Para verificar a evolução dos estudos mais recentes sobre diversos mercados de ações no mundo, é importante notar a pluralidade de períodos e conclusões obtidas. Harvey (1995) analisou, de 1975 a 1992, a previsibilidade dos retornos dos mercados da América Latina (Argentina, Brasil, Chile, Colômbia, México e Venezuela), da Ásia (Índia, Indonésia, Coreia, Malásia, Paquistão, Filipinas, Tailândia e Taiwan), da Europa (Grécia, Portugal e Turquia), do Oriente Médio (Jordânia) e da África (Nigéria e Zimbábue) e concluiu que os mercados emergentes são mais suscetíveis às informações locais que os mercados de países desenvolvidos.

Passada quase uma década, em 2004, Chang *et al.* (2004) testa, de 1991 a 2004, se os retornos de mercados emergentes (Argentina, Brasil, Chile e México na América Latina e Índia, Indonésia, Coreia, Malásia, Filipinas, Tailândia e Taiwan na Ásia) são previsíveis, concluindo com base em seus resultados que os índices não se assemelham à um passeio aleatório, mostrando, dessa forma, evidência da rejeição da HME. Ao comparar com os resultados com os mercados de países considerados desenvolvidos (Japão e Estados Unidos), estes não proporcionaram resultados que pudessem concluir a negativa da HME.

Ao analisar estudos que testaram dados até 2004, nota-se que não há um consenso. Com base em dados mais recentes, temos Chong *et al.* (2010) que compararam a eficiência do mercado de ações de Brasil, Rússia, Índia e China (BRIC). Foram utilizadas técnicas de negociação para averiguar a rentabilidade do período entre setembro de 1995 e novembro de 2008. Entre os BRIC, o mercado acionário brasileiro foi considerado o mais eficiente. Um trabalho realizado de forma específica para o Brasil por Ely (2011), que com base em dados agrupados por setores e por tamanho de firmas, buscou verificar a eficiência do mercado de ações brasileiro por meio da técnica

de razão de variância automática com *wild bootstrap*. Foram utilizados dados diários e mensais de 1986 a 2008. Como resultado, foi verificado que a partir de 1994 há um aumento na eficiência do mercado acionário brasileiro. Chen e Metghalchi (2012) também focaram seus estudos no Brasil, utilizando diversas técnicas de negociação para avaliar o mercado de ações brasileiro de janeiro de 1996 a janeiro de 2011. Os testes mostram forte evidência da eficiência de mercado da forma fraca para o mercado acionário do Brasil.

O trabalho encontrado mais recente sobre a eficiência em mercados foi o de Sharma *et al.* (2013), que utilizou testes para verificar a forma fraca de eficiência de Mercado, investigando a previsibilidade dos retornos de ativos de mercados emergentes (China, Índia, Brasil, Chile, Turquia, Indonésia e África do Sul) de 2001 a 2010. Os resultados mostraram que os mercados são eficientes da forma fraca.

Muitos outros estudos dedicaram-se a verificar a eficiência dos mercados emergentes, mas como exemplificado acima, não há um consenso sobre a previsibilidade desses mercados. Há que se considerar também que os diversos estudos utilizaram períodos, métodos e frequências distintas. Logo, o presente trabalho torna-se uma análise mais recente e robusta, pois utiliza as técnicas computacionais mais atuais, que corrigem a seleção da trucagem ótima e a heterocedasticidade, por exemplo.

3. Metodologia

Esta seção define os procedimentos adotados na seleção dos dados e na aplicação dos testes para análise da eficiência do mercado acionário brasileiro.

3.1. Dados

O Índice da Bolsa de São Paulo (Ibovespa) foi criado em 1968 e até hoje mantém a metodologia de sua composição. Seu valor-base era igual a 100 pontos, em 02/01/1968, sofrendo apenas divisões por 10. É o principal indicador do mercado de ações brasileiro, contabilizando fielmente o desempenho médio das principais ações negociadas em seus pregões. Seu valor leva em consideração, além das variações dos preços desses ativos, a distribuição de proventos pelas empresas emissoras, como, por exemplo, dividendos, por isso, o índice pode ser considerado com um parâmetro de análise do retorno das ações que o compõe. Essa representatividade é superior a 80% do

número de negócios e do volume financeiro realizados no mercado à vista da Bovespa, considerando o lote-padrão (composto por 100 ações).

A composição do índice segue critérios bem definidos. Para ser incluída no índice, a ação precisa cumprir os seguintes critérios nos últimos doze meses que antecedem a formação do índice: (i) estar entre as ações cujos índices de negociabilidade representem 80% do valor acumulado de todos os índices individuais; (ii) possuir mais do que 0,1% do volume total negociado; (iii) ter sido negociada em pelo menos 80% dos pregões desse período de doze meses.

Outra característica importante do índice é a forma de ponderação de ação na carteira teórica que representa o Ibovespa. Com base no mercado à vista, são considerados o volume financeiro e número de negócios da ação para verificar sua representatividade, que é dada pelo Índice de Negociabilidade (IN), utiliza-se a seguinte fórmula:

$$IN = \sqrt{\frac{n_i v_i}{N V}}, \quad (17)$$

na qual, considerando o lote-padrão e o mercado à vista, n_i representa o número de negócios com a ação i , N , o número total de negócios à vista da Bovespa, v_i , o volume financeiro gerando pela negociação da ação i , e, V , o volume total negociado na Bovespa. Essa metodologia exclui apenas os negócios diretos.

A seleção dos dados consistiu em coletar o índice que representasse da melhor forma o mercado de ações brasileiro, para isso, escolheu-se o Ibovespa. O período selecionado foi de 02/01/1995 a 19/10/2012. A escolha de janeiro de 1995 como data inicial deve-se ao fato de 1995 ser o ano imediatamente após a implantação do Plano Real, que tinha como principais metas reduzir e controlar a inflação no país por meio de algumas medidas, dentre elas, a troca do papel moeda. Dessa forma, buscou-se manter a uniformidade do período analisado. O índice foi coletado por meio da base de dados da Economática¹⁴

A série possui 4.436 observações, 4.435 retornos e 4.186 resultados para cada teste. O motivo para essa redução deve-se ao tamanho da janela utilizada, 248 dias¹⁵,

¹⁴ www.economica.com

¹⁵ Número médio de dias de pregão entre os anos de 1995 e 2012

pois até o 247º retorno não há resultados. O tamanho da janela foi selecionado de forma a simular o intervalo de um ano, para isso, analisaram-se todos os anos da série, verificando a quantidade de pregões. Essa metodologia diverge um pouco da usual, na qual se desloca de ano em ano. Mas, com intuito de manter o tamanho da janela fixa, foi utilizada essa técnica. A questão do tamanho da janela utilizada interfere diretamente nas propriedades da subamostra, pois, janelas muito pequenas podem possuir distorção de tamanho. Porém, conforme mostrado em Charles *et al.* (2012), que executou os testes com dados mensais e diários para diferentes tamanhos de janelas, não há diferenças significantes nos resultados. Dessa forma, o tamanho da janela é suficientemente grande para evitar em grande parte deficiências de pequenas amostras.

Com o tamanho da janela já definida, foram rodados dois testes para a HMD, o teste AVR e o teste FEG. A movimentação da janela ocorre de forma que se inclui o próximo dia de pregão e se exclui o último dia de pregão da subamostra, por exemplo, caso a janela compreenda o intervalo do dia 02/01/1995 a 30/12/1995, a próxima janela analisará a subamostra contendo o período de 03/01/1995 a 31/12/1995, e, assim, sucessivamente, até o último dia da série.

Importante destacar que a série utilizada para os testes é composta pelos retornos, que são calculados pela diferença dos logaritmos naturais do valor do índice, conforme as Fórmulas 1 e 2.

3.2. Testes

A fim de testar a HMD foi utilizado o programa o R¹⁶ para criação do código para execução¹⁷ dos testes. Para que os dados pudessem ser lidos e testados e os resultados gravados, fez-se uso da biblioteca *XLConnect*, que possibilita a comunicação entre o programa R e o software Microsoft Excel. Assim, foi possível obter a saída dos dados em uma planilha para que pudessem ser gerados os gráficos, tabelas e os resultados comparados. Outra biblioteca que contribuiu para o desenvolvimento do trabalho foi a *vrtest*, que permite a execução dos testes para uma janela, com a adaptação dos parâmetros, como o número iterações *bootstrap*.

¹⁶ <http://cran.r-project.org/>.

¹⁷ Código da rotina está no apêndice deste trabalho.

Os resultados derivados do teste RVA foram o valor da estatística RVA, os valores do intervalo de confiança associado à estatística do teste, e o p-valor do teste. Para RVA foram utilizados como argumentos o procedimento *wild bootstrap* baseado na distribuição normal padrão, com 500 iterações e intervalo de confiança de 5%. Já como resultado do FEG, foi obtido o p-valor do teste. O número de iterações *bootstrap* utilizado na execução foi de 300. A utilização desses valores (300 e 500) não foi arbitrária, seguiu a literatura (CHARLES *ET AL.*, 2011 E 2012), que mostra que com esses parâmetros é possível obter resultados consistentes.

Conforme descrito na Seção 2, Revisão de Literatura, são necessárias três etapas para que seja efetuado o teste de razão de variância automática com *wild bootstrap*:

1. Uma amostra *bootstrap* de tamanho T é formada, enquanto $Y_t^* = \eta_t Y_t (t = 1, \dots, T)$, na qual η_t é uma variável randômica com média zero e variância um;
2. A $RVA^*(l^*)$ é calculada, que é a estatística $RVA(l^*)$ calculada de $\{Y_t^*\}_{t=1}^T$;

Os passos 1 e 2 são repetidos B vezes, no qual B é o número de iterações *bootstrap*. Com isso, produz-se a distribuição *bootstrap* da estatística da RVA $\{RVA^*(l^*; j)\}_{j=1}^B$.

Importante destacar que o uso computacional é bastante elevado, uma vez que o deslocamento da janela anual dia a dia faz com que o número de resultados seja aproximadamente do tamanho da série. Outro fato que agrava o processamento dos dados é número de iterações *bootstrap* para janela analisada. Por isso, devido sobrecarga computacional existente, não foi possível efetuar outros ensaios para comparação (tamanhos de janelas e frequências diferentes), porém, conforme já citado, a literatura evidência que os resultados esperados são similares, não invalidando, assim, a análise obtida com base em único tipo de ensaio.

Concluídos os testes, foram plotados os resultados em gráficos e separados os dados de saída em planilhas. Para o teste de razão de variância automática, dois gráficos foram gerados. O primeiro exhibe o valor-p do teste ao longo do tempo, bem como as linhas horizontais de significância de 5% e 10%. O segundo gráfico mostra o valor da estatística ao longo do tempo junto com os limites do intervalo de confiança, que, para 5%, são 2,5% e 97,5% (teste bicaudal). Segundo Kim *et al.* (2011), o intervalo de confiança pode ainda ser utilizado como medida do grau de incerteza associado à previsibilidade do retorno, ou seja, de acordo com a largura de banda do intervalo, é

possível associar alto ou baixo grau de incerteza associado à previsibilidade do retorno. Intervalos de confiança mais estreitos representam um baixo grau de incerteza, enquanto um intervalo mais largo representa um grau elevado de incerteza. A razão para a não elaboração dos gráficos com intervalo de confiança de 10% foi o tempo necessário para executar novamente os testes, uma vez que o trabalho computacional envolvido é enorme e a literatura sugere, para o caso americano, que os resultados encontrados não acrescentam informações significativas. De qualquer forma, a análise do valor do teste com o intervalo de confiança de 5% permite a interpretação devida do teste, pois ao nível de 10% as conclusões seriam, conforme a literatura, semelhantes às de 5%. Por fim, é elaborado um gráfico para os resultados obtidos com o teste de forma espectral generalizada, no qual o p-valor é apresentado de forma conjunta com as linhas de significância de 5% e 10%. Caso a estatística exceda os limites do intervalo de confiança, que é de 95%, haverá rejeição da hipótese nula, logo é estatisticamente significativa a previsibilidade de retorno para aquele período.

3.3. Análise da volatilidade

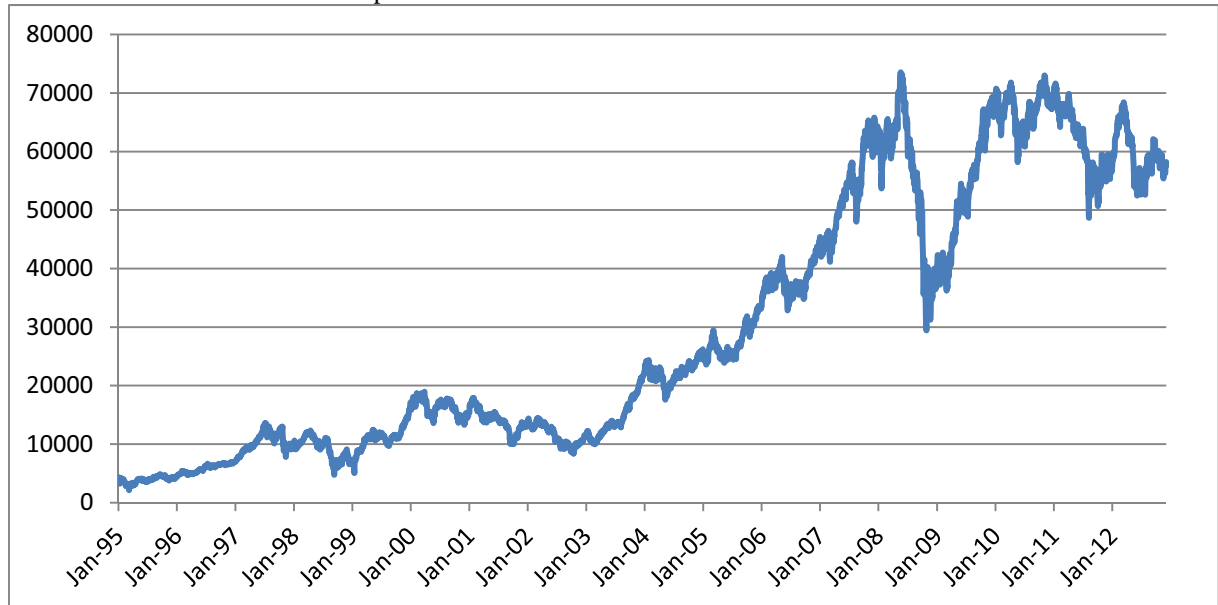
Para verificar se os resultados obtidos pelos testes da HMD são robustos e confiáveis com relação à previsibilidade do mercado, foi realizado o cálculo da volatilidade de cada uma das 4.186 janelas analisadas, ou seja, do risco, que medido pelo desvio-padrão da subamostra. O objetivo é verificar se o fato de mercado ser ou não eficiente está relacionado ao risco. Assim, verificou-se a interação entre os desvios-padrão, o retorno da série e os p-valores dos testes RVA e FEG, calculando, também, a correlação existente.

4. Resultados

Esta seção mostra os resultados obtidos utilizando os procedimentos descritos na seção anterior. Foram plotados gráficos e elaboradas tabelas para melhor compreensão das evidências resultantes dos testes e métodos aplicados. Dessa forma, será possível verificar se o mercado possui períodos com e sem eficiência (HME), sempre que possível relacionando os resultados a alguns fatos da economia nacional e mundial e, ao final, analisar se a HMA é válida para a série.

Para a compreensão do comportamento da bolsa de valores brasileira, foram criados dois gráficos. O Gráf. 1 mostra com quantos pontos o índice fechou em determinada data, enquanto o Gráf. 2 mostra o desempenho do índice Ibovespa pela ótica dos retornos, calculados pelo logaritmo natural da diferença dos retornos diários.

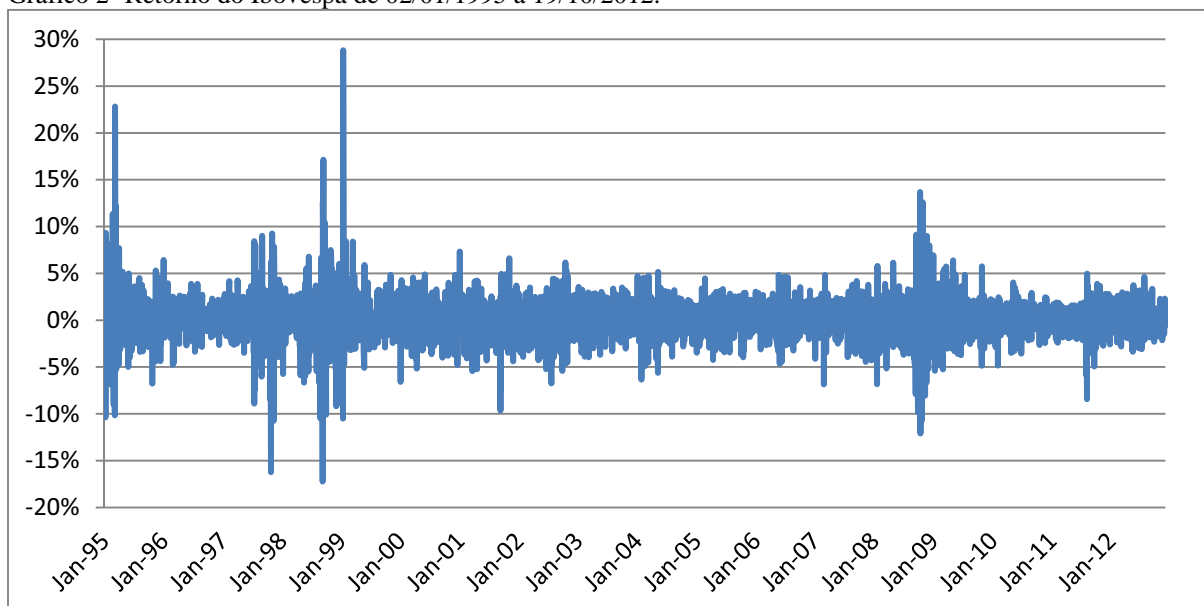
Gráfico 1 - Fechamento do Ibovespa de 02/01/1995 a 19/10/2012.



Fonte: Economática, 2012.

Analisando o Gráf. 1 verifica-se que, de 2003 a 2008, há um crescimento substancial do mercado de ações brasileiro, ultrapassando os 600% de aumento. Porém, em 2008, esse índice chega a seu valor máximo, período que antecede a crise financeira mundial. Após um ano da significativa redução, o índice retoma o crescimento.

Gráfico 2- Retorno do Ibovespa de 02/01/1995 a 19/10/2012.



Com relação ao Gráf. 2, no qual analisamos o retorno do índice, notamos que os períodos com maiores retornos ocorrem em 1995, entre 1997 e 1999, bem como no final 2008 e início de 2009. No primeiro momento, 1995, o Brasil acabara de implementar sua nova moeda, o Real, que objetivava, principalmente, controlar a inflação. Em janeiro de 1999, houve a mudança de câmbio no regime cambial do país, passando de câmbio fixo, para câmbio flutuante. Ao final de 2008, eclodiu a crise financeira, que derrubou os mercados de todo o mundo.

4.1. Estatística descritiva para os retornos diários do Ibovespa

Estatística descritiva para os retornos do Ibovespa são mostrados na Tabela 1. Estes resultados foram calculados com base na primeira diferença do logaritmo natural da série.

Tabela 1 - Estatística descritiva dos retornos diários do logaritmo natural do índice Ibovespa.

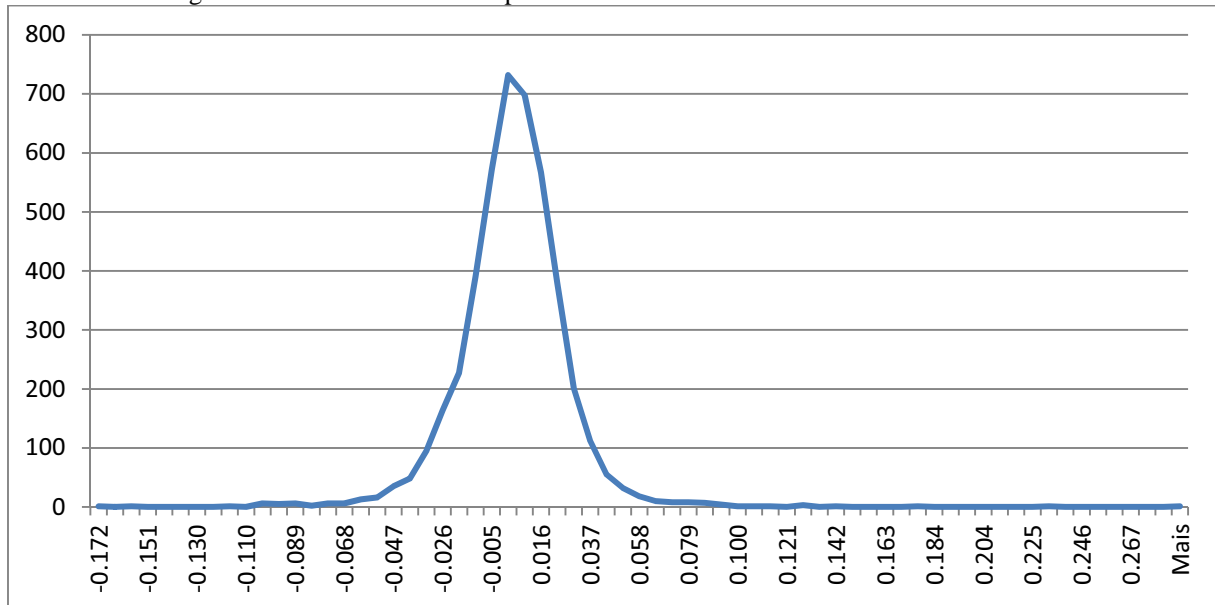
Média	0,0005864	Desvio-padrão	0,0227404	Assimetria	0,4607712
Erro padrão	0,0003415	Variância	0,0005171	Mínimo	-0,1722924
Mediana	0,0012429	Curtose	12,8625073	Máximo	0,2881763
Jarque-Bera*	30.654,20	Observações	4.435		

* Significante ao nível de 5%

Analisando a Tabela 1, verifica-se que a distribuição dos retornos da série possuem caudas mais largas e formato assimétrico, com longa cauda direita. Essas características evidenciam a presença de assimetria positiva e curtose excessiva, o que

reforça a evidência de heterocedasticidade. O teste Jarque-Bera possui p-valor igual a zero, ou seja, os retornos da série são não normais. Para concluir, elaborou-se o histograma dos retornos da série. Dessa forma, há o elemento gráfico para verificar a distribuição desses retornos.

Gráfico 3 - Histograma dos retornos do Ibovespa.

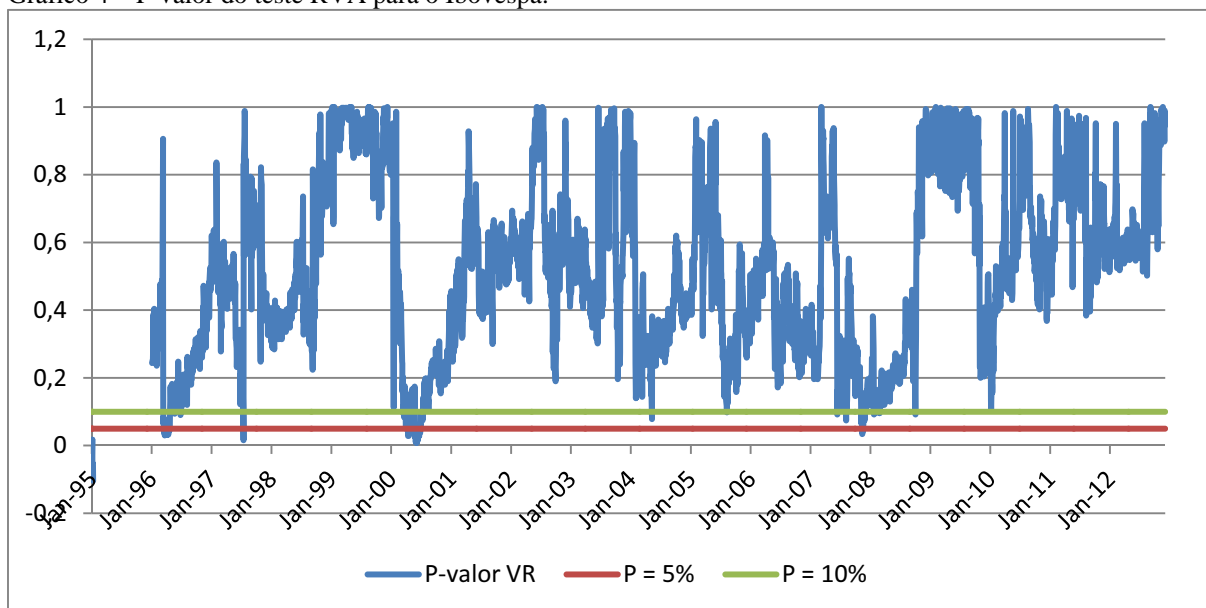


Mesmo confirmada a presença dessas características Não obstante a não normalidade dos dados, cumpre ressaltar que os testes RVA e FEG são robustos para lidar com o problema da não normalidade e com formas desconhecidas de heterocedasticidade condicional e incondicional. Dessa forma, os testes podem ser aplicados aos dados brasileiros. (CHARLES, 2012).

4.2. Teste de Razão da Variância Automática utilizando *wild bootstrap* (RVA)

O primeiro teste realizado para verificar a HMD foi o teste RVA, cuja principal característica é a análise de dependências lineares. Os resultados do teste foram plotados em dois gráficos. O Gráfico 4 mostra o p-valor do teste RVA ao longo do tempo, ou seja, cada subamostra gerou um valor para o teste, fazendo com que seja possível a análise da HMA.

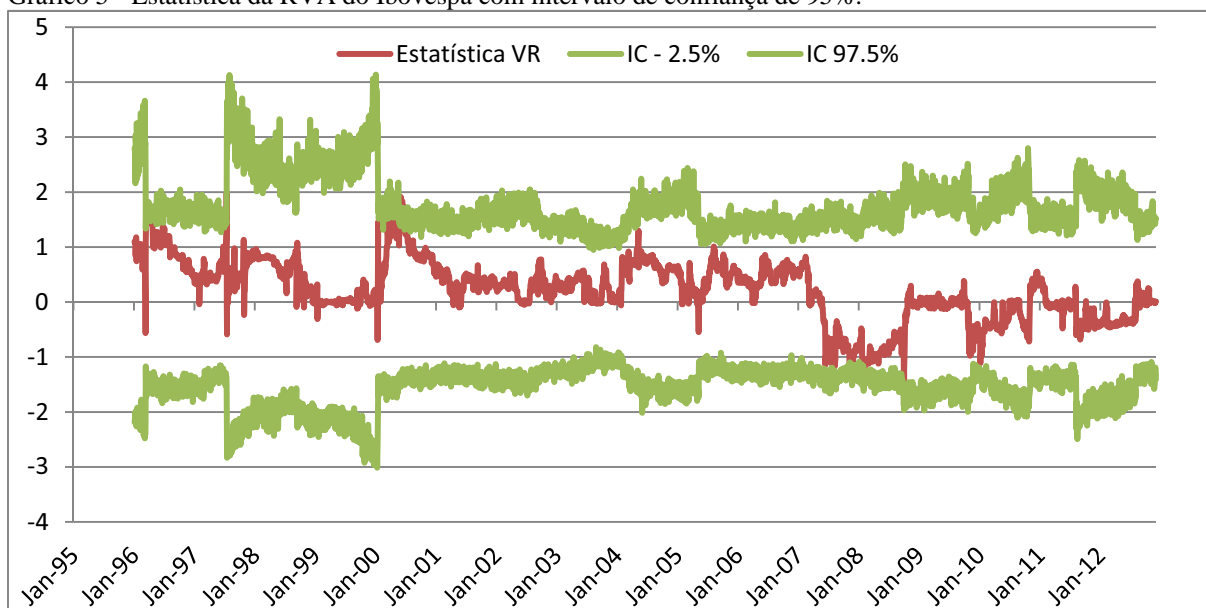
Gráfico 4 – P-valor do teste RVA para o Ibovespa.



O Gráfico 4 mostra o p-valor do teste RVA com as linhas horizontais de 0,05 e 0,10, que delimitam a significância do teste para os valores de 5% e 10%. Quando um valor está abaixo de 0,05 ou de 0,10, temos que a previsibilidade do retorno é significativa ao nível de 5% ou 10%, respectivamente.

Outro resultado do teste RVA foi a estatística do teste em conjunto com o intervalo de confiança associada àquela janela, dessa forma, é possível verificar a previsibilidade para cada subamostra, em conjunto com a incerteza associada à estatística.

Gráfico 5 - Estatística da RVA do Ibovespa com intervalo de confiança de 95%.

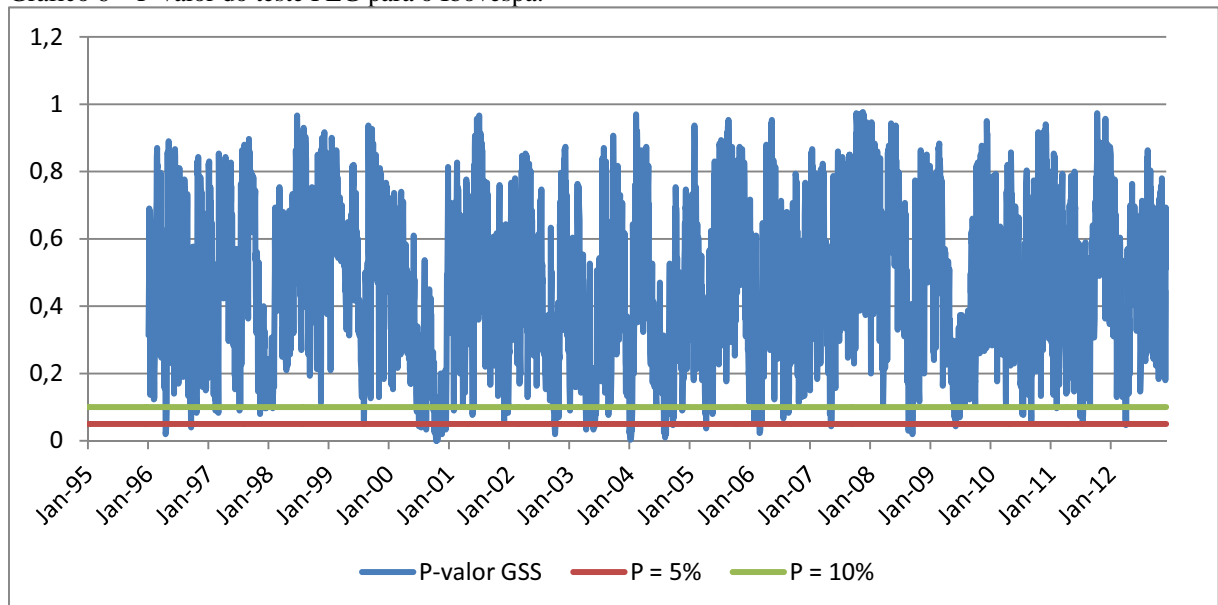


O Gráfico 5 mostra o valor da estatística RVA e o intervalo de confiança, representado por linhas verdes, sendo que a superior representa o limite de 97,5% e a inferior, o limite de 2,5%. Notamos que o período compreendido entre meados de 1997 e o final de 2000 é mais largo. Essa maior largura de banda representa um grau mais elevado de incerteza associado à previsibilidade do retorno.

4.3. Teste de Forma Espectral Generalizada (FEG)

O segundo teste aplicado para a análise dos retornos foi o FEG, desenvolvimento para verificar dependências não lineares. Como resultado desse teste, obtém-se o p-valor, que foi plotado no gráfico abaixo.

Gráfico 6 – P-valor do teste FEG para o Ibovespa.



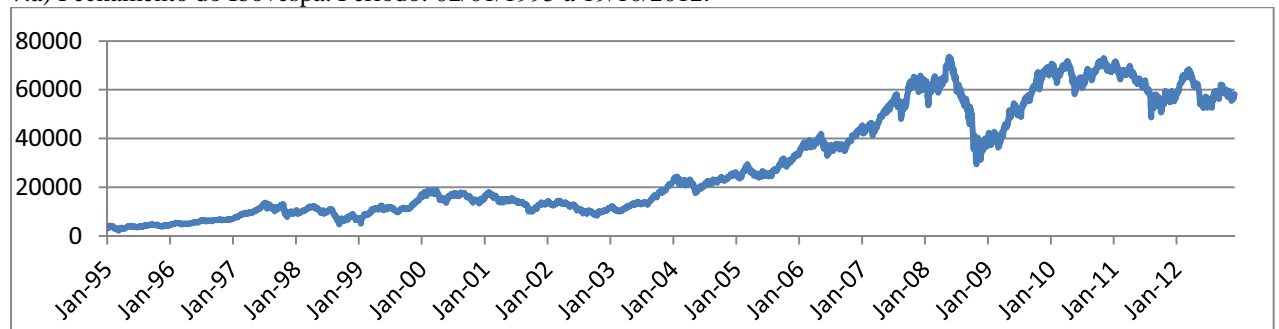
O Gráfico 6 mostra o p-valor do teste FEG. Observa-se que, visualmente, a quantidade de valores abaixo de 5% e 10% é superior ao encontrado para o teste RVA (Gráf. 4). Este fato indica a existência de um número maior de relações de dependência não linear significativas do que o número de relações de dependência lineares significativas. Dessa forma, a maioria dos momentos de rejeição da HMD para a série em análise poderia ser considerada como de dependência não linear. Importante ressaltar que a literatura traz que o teste RVA, embora não tenha sido desenvolvido para

isso, apresenta boas propriedades para dependência não linear. (CHARLES *ET AL.*, 2012).

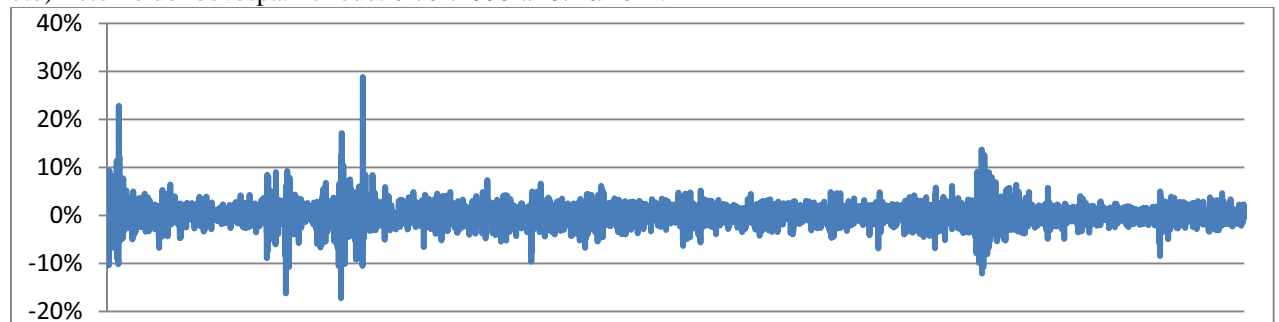
Para que seja possível uma análise conjunta de todos os gráficos, uniu-se, em uma só figura, os Gráficos 1, 2, 4, 5 e 6, denominando-os de Gráfico 7, com alíneas, a, b, c, d, e, nas quais o eixo horizontal representa o período de 02/01/1995 a 19/10/2012.

Gráfico 7 – Conjunto dos resultados dos testes RVA e FEG para o Ibovespa em função do tempo (02/01/1995 a 19/10/2012).

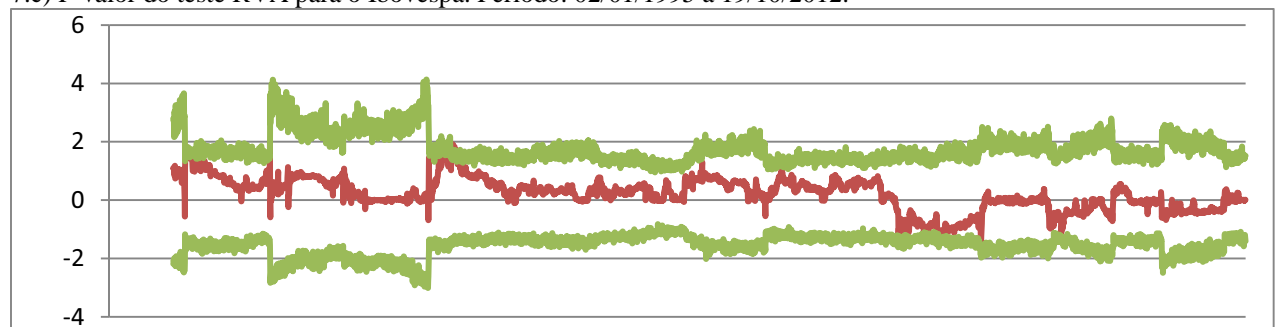
7.a) Fechamento do Ibovespa. Período: 02/01/1995 a 19/10/2012.



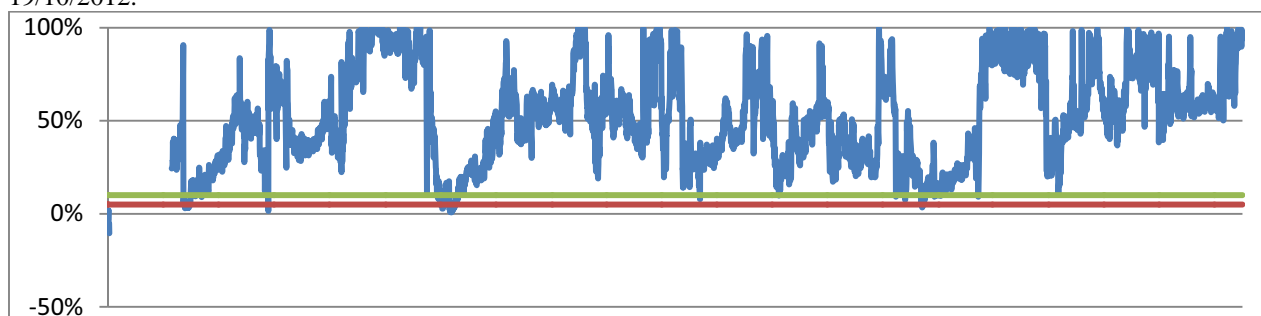
7.b) Retorno do Ibovespa. Período: 02/01/1995 a 19/10/2012.



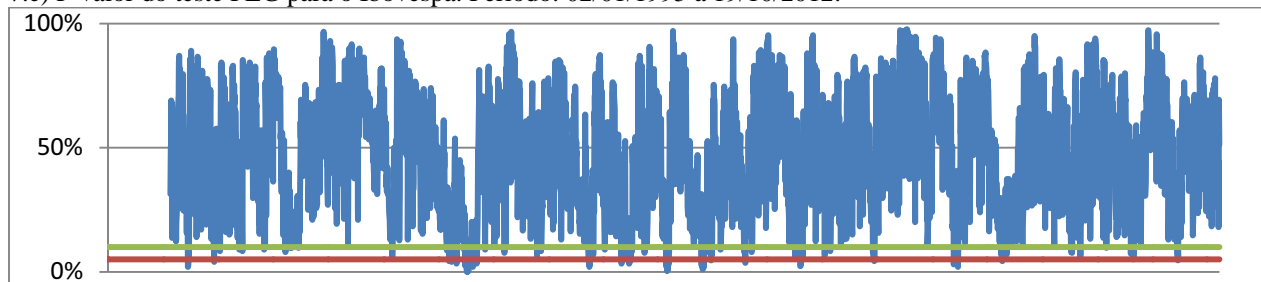
7.c) P-valor do teste RVA para o Ibovespa. Período: 02/01/1995 a 19/10/2012.



7.d) Estatística da RVA do Ibovespa com intervalo de confiança de 95% . Período: 02/01/1995 a 19/10/2012.



7.e) P-valor do teste FEG para o Ibovespa. Período: 02/01/1995 a 19/10/2012.



4.4. Evidências dos testes

De forma geral, os testes seguem um martingale, pois na quase totalidade das subamostras, os retornos da série seguem uma Sequência Martingale em Diferenças (SMD), não rejeitando, assim, a Hipótese Martingale em Diferenças (HMD). Porém há períodos nos quais há, sim, rejeição da HMD. Para verificar a Hipótese de Mercado Eficiente (HME), elaborou-se a tabela abaixo, que destaca a proporção de rejeições de HMD para cada teste ao nível de 5% e 10 %.

Tabela 2 - Números de rejeições da HMD nos testes RVA e FEG para a série de retornos do Ibovespa ao nível de 5% e 10%.

	Nível de 5%		Nível de 10%	
	Rejeições	Proporção	Rejeições	Proporção
RVA	44	1.1%	116	2.8%
FEG	69	1.6%	202	4.8%
RVA/FEG	2	0.0%	11	0.3%

Charles *et al.* (2012) destaca ainda que em um teste múltiplo de HMD, os p-valores deveriam ser distribuídos uniformemente, e que a probabilidade de rejeição desse p-valor ao nível de 5% deveria seguir uma distribuição binomial.

Com isso, é possível utilizar uma aproximação normal para uma distribuição binomial. Dessa forma, pode-se considerar a proporção de rejeição de cada teste como parâmetro de significância e testar as hipóteses nula e alternativa,

$H_0: q = 0.05$; $H_a: q > 0.05$, na qual q é a proporção de rejeições. Dessa forma, testando para os p-valores obtidos no cálculo dos testes Razão de Variância Automática com *wild bootstrap* (RVA) e Forma Espectral Generalizada (FEG), notamos que os valores encontrados não são significantes ao nível de 5% e 10% com base em toda série, pois, conforme mostra a Tab. 2., notamos que os valores que evidenciam a proporção são inferiores a 5% de significância.

Para relacionar a previsibilidade apontada pelas rejeições da hipótese nula a fatos ocorridos na economia e política do país, detalham-se os períodos para os quais há rejeição da HMD. Para o teste RVA ao nível de 5%, temos no formato “data de início (dias consecutivos de rejeição)” as seguintes ocorrências: 20/03/1996 (14); 15/07/1997 (1); 13/04/00 (27); 13/11/07 (1) e 16/11/07 (1).

Da mesma forma que para o RVA, detalham-se para o FEG os períodos nos quais há a rejeição da HMD, ao nível de 5%: 4/17/1996 (3); 9/19/1996 (1); 7/3/2000 (2); 7/17/2000 (1); 8/16/2000 (1); 10/4/2000 (26); 10/7/2002 (4); 4/14/2003 (1); 5/28/2003 (2); 6/6/2003 (1) 1/2/2004 (9); 7/29/2004 (7); 9/22/2004 (1); 4/12/2005 (1); 3/2/2006 (3); 5/11/2007 (1); 8/21/2008 (3); 6/4/2009 (1); 4/2/2012 (1). Ao analisar a rejeição da HMD pelo teste RVA e FEG, simultaneamente, ao nível de 5%, também foram verificadas as datas de ocorrência. Como resultado, obteve-se apenas dois dias, no ano de 1996: 4/18/1996 e 4/19/1996.

Com relação aos dados plotados, iniciando pelo Gráfico 5, que analisa o valor do teste AVR ao nível de 95% de confiança, é possível notar que o valor da estatística resultante do teste varia significativamente ao longo do tempo. De forma geral, há uma tendência de redução do valor do RVA do início da série, 1995, quando houve resultado significativo do teste, até os anos 2000, quando em abril, maio e junho desse ano, o RVA também excedeu o intervalo de confiança de 95%, evidenciando a existência de previsibilidade no índice.

Importante ressaltar que, desde o último trimestre de 1997 até o final de 2000, há o aumento da largura de banda do intervalo de confiança, o que pode ser compreendido como um aumento no grau de incerteza da previsibilidade dos retornos. Após a tendência de redução do grau de previsibilidade ocorrida de 2000 até meados de 2001, nota-se que há uma variação menor do resultado do teste, até 2007, quando é possível

notar que os retornos correlacionam-se negativamente¹⁸ até próximo de 2009. Período importante no qual também nota-se relevante variação é em torno do início do ano de 2010. Deste ano até 2012, o índice apresentou muito baixa previsibilidade.

Verificando os períodos em que há rejeição da HMD por meio dos Gráficos 4 e 5, notamos que o período de 1996 pode ter sido caracterizado pela influência do recém-adotado Plano Real, criado para diminuir e controlar a inflação no Brasil. Já em 1997, o período que gerou a rejeição, talvez, tenha sido influenciado pela crise asiática daquele ano. Em 2000, a perda de eficiência do mercado pode ter sido causada pela crise da desvalorização do real de 1999, originada pelo abandono do regime de câmbio fixo, e pela bolha da internet. Já em 2007, a crise das hipotecas americanas (*subprime mortgage crisis*, que desencadeou a crise financeira global do ano seguinte) pode ter sido o fator mais preponderante na rejeição da hipótese de martingale. Esse resultado de 2007 é consoante com o obtido por Kim *et al.* (2011), que obtém para o índice Down Jones resulta semelhante, para o qual há a explicação de que a existência de resultados do teste RVA negativos significantes pode ser explicada pela ocorrência de pânico no mercado, fazendo com os agentes reajam de forma excessiva aos fatos.

Analisando o Gráfico 6, que mostra o resultados do teste FEG, verifica-se que pode ser feita uma análise similar à realizada para o teste RVA. A ocorrência da significância do p-valor em 1996 e 2000, também ao nível de 5%, pode ser explicada pelos mesmos fatos citados para o RVA, destacando o elevado nível de significância para o ano de 2000. Porém, com relação a 2007, não verificamos a rejeição do teste, o que pode ser explicado pela não relevância da crise das hipotecas americanas, porém, nota-se que o ano de 2008 possui um nível razoável de previsibilidade, que pode ser relacionado à crise financeira mundial. O período compreendido entre 2001 e 2007 apresenta alguns pontos de significância, destacando-se o período de 2002, que pode ser relacionado à crise sul-americana. A partir de 2010, também é perceptível a ausência de rejeição da HMD.

Comparando os resultados obtidos entre os FEG e RVA, verificamos que mesmo havendo certas semelhanças, o retorno do mercado brasileiro parece possuir de maneira equilibrada dependências lineares e não lineares. Esse fato difere um pouco do encontrado por Kim *et al.* (2011), que verificou que a dependência não linear para o

¹⁸ O teste RVA também é uma medida de direção da dependência, o que possibilita saber se a dependência linear é positiva ou negativa. (KIM ET.AL, 2011).

retorno do mercado de ações dos EUA não é uma característica tão forte, uma vez que seus resultados foram muito semelhantes aos obtidos por testes que verificam a dependência linear.

A fim de verificar a existência de alguma evidência, realizou-se também uma análise dos resultados RVA e FEG de forma conjunta. Com isso, foram obtidos resultados em que a mesma hipótese de martingale foi rejeitada, simultaneamente, para os dois testes, o que fortalece a rejeição da HMD nesses períodos. Há que se ressaltar que o teste RVA é para situações lineares e o FEG para situações não lineares, sendo que o teste RVA apresenta propriedades adequadas para casos não lineares, conforme já citado. (CHARLES *ET AL.*, 2012). Pode-se verificar também o papel complementar de ambos os testes, pois a quantidade de períodos em que se obteve resultado significativo para os dois é ínfima (menos de 0,5% para os níveis de 5% e 10%), conforme mostra a Tabela 2.

Embora a HMD tenha sido rejeitada em vários períodos, a literatura¹⁹ mostra que a utilização de dados diários evidencia um comportamento com maior número de rejeições. Já para dados semanais e mensais, a quantidade de rejeições da HMD é inferior (KIM AND SHAMSUDDIN, 2008). Este fato pode ser relacionado à inclusão de informação com o aumento do intervalo da frequência, pois a utilização de dados com maior frequência faz com que informações, que em uma frequência menor não estavam incluídas, já estejam inseridas nos valores dos ativos. Dessa forma, há um comportamento mais próximo ao proposto por um martingale.

Não há um teste estatístico formalizado²⁰ para, objetivamente, analisar os dados e verificar a existência da Hipótese de Mercados Adaptativos (HMA), para isso, faz-se uso da metodologia de janela de subamostra móvel, pois, dessa forma, é possível verificar a eficiência do mercado por diversos períodos, e, assim, analisar a HMA.

A rejeição da HMD tem como causa mais provável a ocorrência de fatos significativos para o mercado, como crises políticas e econômicas, bolhas, quebras de mercado, o que vai ao encontro do exposto na literatura, que mostra que, em diversas situações, é possível associar acontecimentos relevantes à rejeição da HMD, ou seja, o mercado deixa de ser eficiente em alguns períodos, fazendo com que seus retornos tornem-se estatisticamente previsíveis. Essas alterações entre períodos estatisticamente

¹⁹ Ver Charles *et al.*(2012) .

²⁰ Charles *et al.* (2012) ressalta a não existência de teste próprio para esse fim.

previsíveis e não previsíveis faz com que haja uma mudança no grau de previsibilidade do mercado.²¹ Dessa forma, os resultados encontrados são bastante sugestivos da não rejeição da HMA. Por outro lado, conforme Kim *et al.* (2011) relata analisado o teste RVA, mais de 5% dos resultados devem estar fora do intervalo de confiança de 95% para que haja a rejeição da HME. Feitos os cálculos, apenas a proporção de 1,1% encontra-se fora (ver Tabela 2). Com isso, o mercado mostra-se eficiente para o período analisado, agindo, assim, de forma não previsível²². De forma análoga, efetuou-se a análise para o teste FEG, e verificou-se que da mesma forma que se rejeitou a HME para o teste RVA, aos níveis de 5% e 10%, rejeitou-se para o teste FEG.

4.5. Análise de volatilidade

O objetivo da análise de volatilidade neste trabalho é verificar a relação existente entre os resultados dos testes de previsibilidade dos retornos, RVA e FEG, e o risco (desvio-padrão) de cada subamostra. Pois, caso haja forte correlação entres esses, a previsibilidade existente pode ser explicada pela volatilidade, e não pela dependência linear ou não linear existente.

Com o desvio-padrão de cada janela que teve seu valor inferior a 5%, rejeitando a HME, elaboraram-se gráficos utilizando os desvios-padrão e os p-valores dos testes.

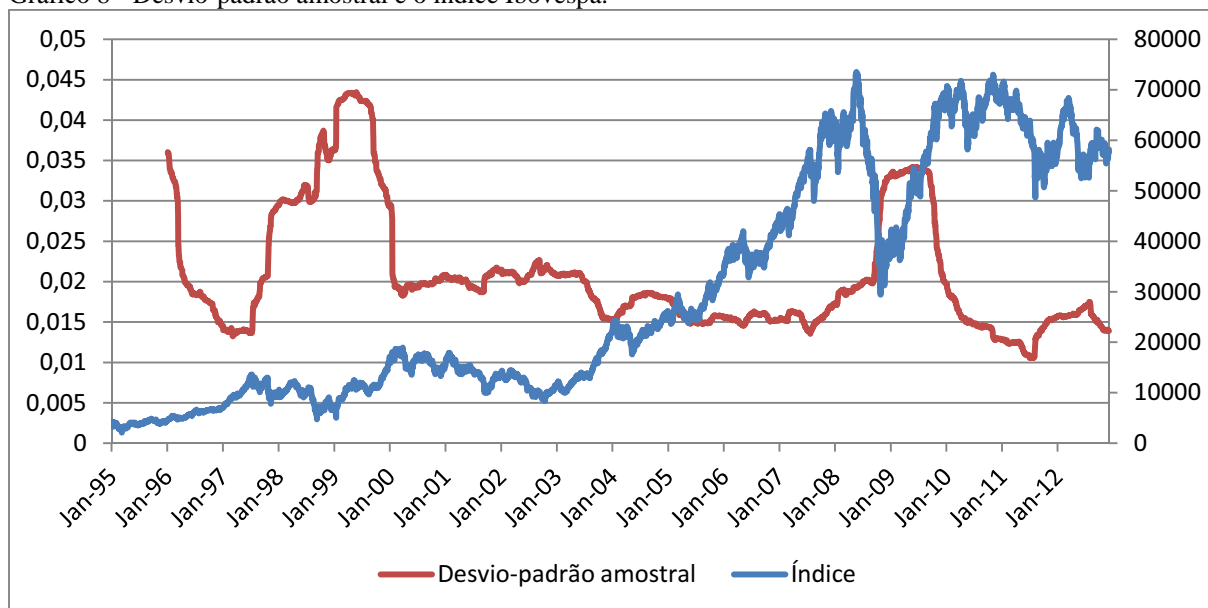
Essa análise baseia-se na criação de um conjunto de desvios-padrão amostrais, no qual cada elemento é o resultado do cálculo do desvio-padrão da subamostra formada por cada janela. Logo, é possível relacionar cada p-valor da estatística com o desvio-padrão desse mesmo período, delimitado pela janela móvel.

Abaixo, são destacados para fins de compreensão dois gráficos, que mostram a relação do Índice Ibovespa e de seus retornos com a volatilidade.

²¹ Charles *et al* (2012) destaca como referências dessa evidência: Dominguez (1998 e 2003) ; LeBaron (1999); Jeon e Lee (2002); Jeon e Seo (2003); Ahmad *et al.* (2012).

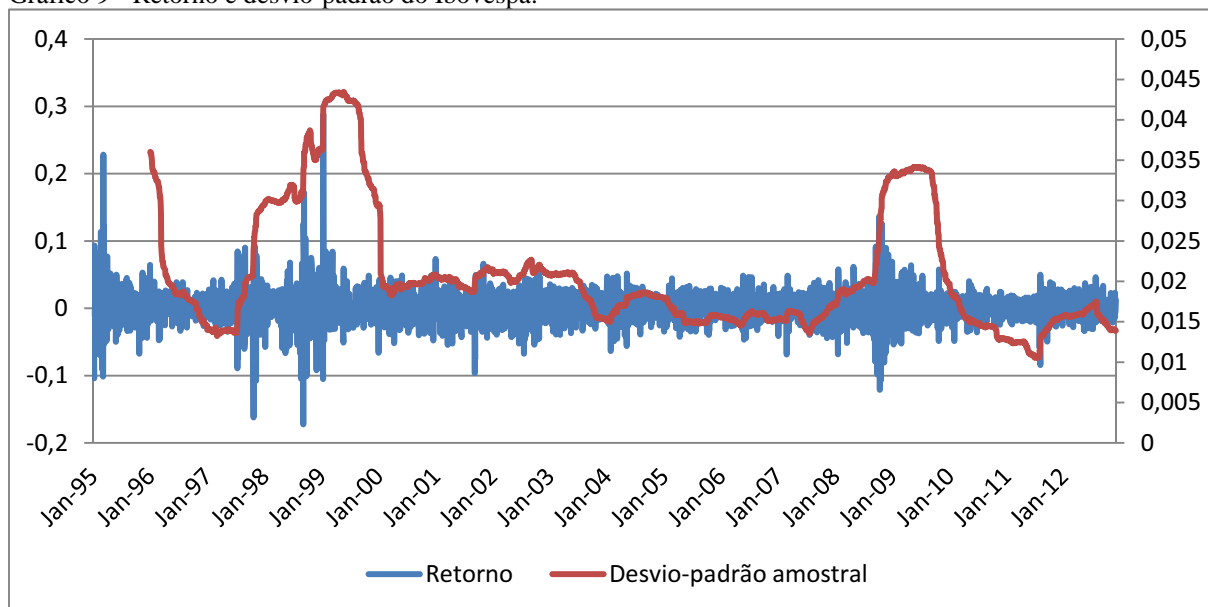
²² Segundo Kim *et al.* (2011), a análise de eficiência baseada na proporção de resultados fora do intervalo de confiança considera cada caso sucessivo como independente, o que pode ser arguido.

Gráfico 8 - Desvio-padrão amostral e o índice Ibovespa.



O Gráfico 8 mostra a relação entre a volatilidade das janelas analisadas e o Índice Ibovespa. É possível sugerir²³ que os períodos de maior volatilidade estão em períodos conturbados da economia. A maior volatilidade concentra-se no período em que ocorre a mudança de regime cambial no Brasil, 1999, quando se adotou o regime de câmbio flutuante, abandonando o regime de câmbio fixo. Ao fim do ano de 2008 também verificamos grande volatilidade no cenário brasileiro devido à crise financeira mundial.

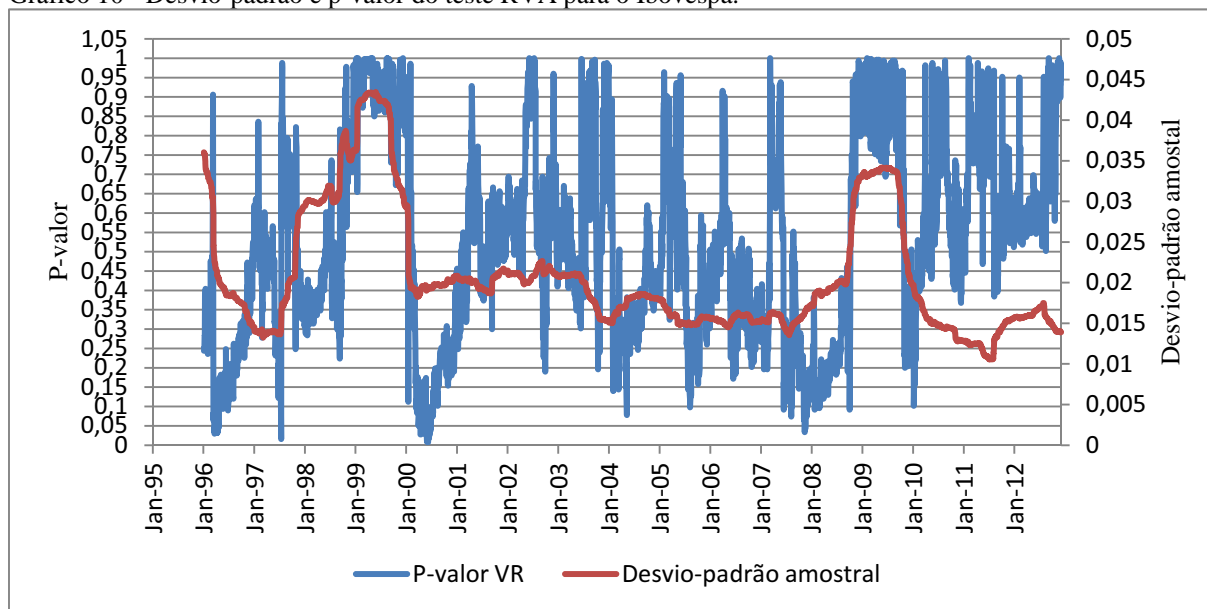
Gráfico 9 - Retorno e desvio-padrão do Ibovespa.



²³ Nenhum teste de cointegração foi realizado.

O Gráfico 9, que mostra o retorno e o desvio-padrão, permite verificar que os períodos que possuem os maiores valores positivos de retorno são sucedidos de períodos de maior volatilidade, ou seja, maiores desvios-padrão. Os anos de 1998, 1999 e 2009 são exemplos dessa análise.

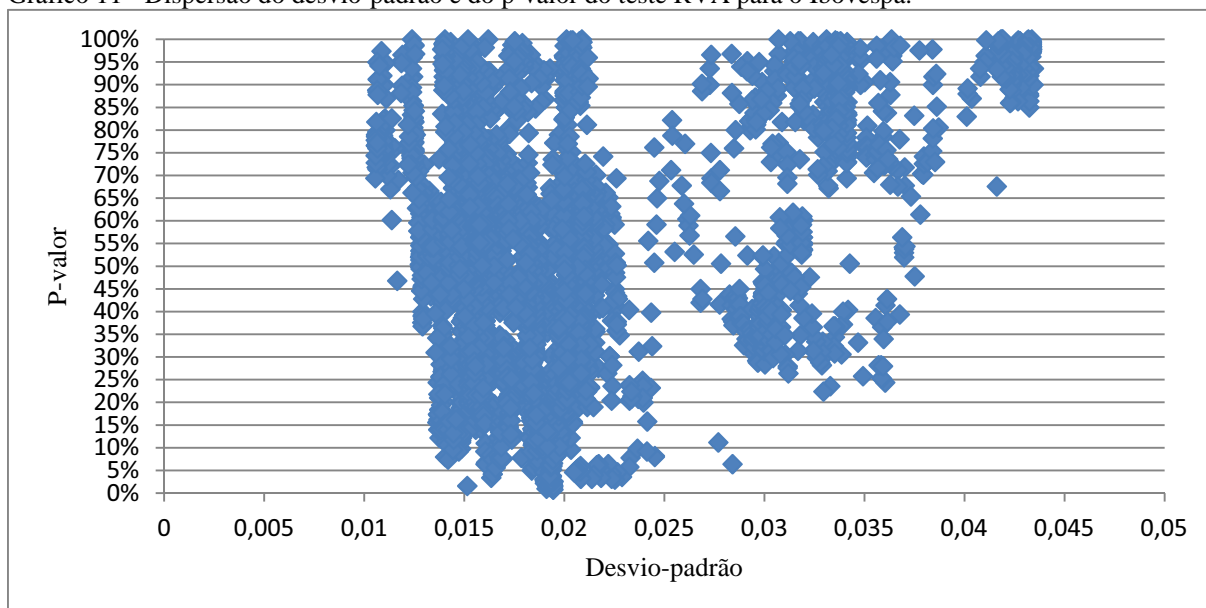
Gráfico 10 - Desvio-padrão e p-valor do teste RVA para o Ibovespa.



O Gráfico 10, que mostra a dispersão entre o desvio-padrão e o p-valor do teste RVA, evidência que os períodos em que os valores dos desvios-padrão atingem maiores valores são aqueles nos quais há menor previsibilidade do mercado. A curva que representa o desvio-padrão amostral aproxima-se bastante da curva do p-valor do teste RVA para momentos de previsibilidade muito baixa. Como exemplo mais notáveis, temos os anos de 1999 e 2009. No qual o primeiro ano tem como fatores a mudança do regime de câmbio brasileiro e a bolha da internet. No segundo período destacado, o principal fator é a crise financeira mundial. De forma geral, não se consegue verificar uma relação entre os momentos de previsibilidade com o desvio-padrão.

Analisando de forma conjunta os Gráf. 9 e 10, podemos notar que os períodos de maior volatilidade também são aqueles nos quais há menor previsibilidade, o que vai ao encontro da HME, sendo que, de acordo com o período e com as condições do mercado, o mercado tem seu grau de previsibilidade maior ou menor, fato que corrobora a HMA. Destacam-se em ambos gráficos os anos de 1999 e 2008, que foram marcados por fatos econômicos relevantes para economia do país.

Gráfico 11 - Dispersão do desvio-padrão e do p-valor do teste RVA para o Ibovespa.



O Gráfico 11, no qual é plotada a dispersão dos desvios-padrão e dos p-valores do teste de RVA, verificamos que, à medida que os desvios-padrão diminuem, há uma convergência para região em que os p-valores são menores. Esse fato sugere que a rejeição da hipótese de mercado eficiente está relacionada a uma baixa volatilidade. Em números, abaixo do nível de significância de 5%, conforme já mostrado na análise do teste RVA, existem apenas 44 (de 4.186) estatísticas do teste RVA. Com base nesse quantitativo e nos valores dos desvios-padrão e p-valores, construiu-se a Tabela 3.

Tabela 3- Análise dos desvios-padrão e p-valores do teste RVA para o Ibovespa.

Média e soma dos desvios-padrão			
Média dos abaixo de 5%	0.019767609	Soma dos abaixo de 5%	0.86977478
Média de todos	0.020724779	Soma de todos	86.79537445
Diferença	-4.62%	Proporção	1.00%

Proporção da soma do índice "Produto do Desvio-padrão pelo P-valor" (PDP) para o RVA		
Soma dos abaixo de 5%	0.02643308	0.05%
Soma de todos	48.36591229	99.95%
Total	48.39234537	100.00%

Correlação entre o desvio-padrão e o p-valor RVA	
Dos valores abaixo de 5%	0.330182298
De toda a série	0.366269732

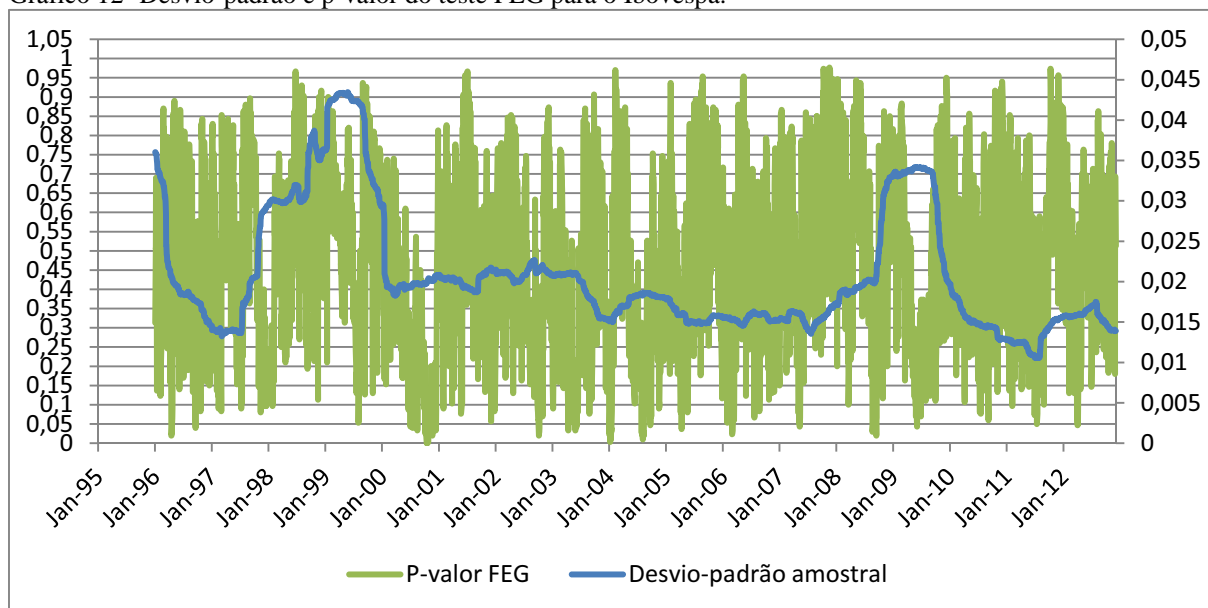
Com base na Tabela 3, verificamos que o valor da média dos desvios-padrão de toda amostra e dos que estão relacionados à rejeição da HMD (abaixo de 5%) diferem apenas 4,62%, o que não chega a ser significativo para os fins de nossa análise. Com relação à soma dos valores dos desvios-padrão, é possível notar que a soma dos desvios-padrão que estão na região de previsibilidade representam apenas 1% da soma total dos desvios-padrão.

Outro método utilizado para verificar a relação entre previsibilidade e volatilidade foi a criação de um índice, denominado PDP (Produto do Desvio-padrão pelo P-valor). Esse índice cria um parâmetro com origem na multiplicação do desvio-padrão pelo p-valor com a finalidade de ponderar os valores dos desvios-padrão de acordo com sua faixa de p-valor, conforme verificamos no Gráf. 11. Os resultados (ver Tabela 3) obtidos mostram que os resultados abaixo de 5% possuem desvios-padrão ínfimos (0,05%), o que corrobora a teoria de que os períodos de previsibilidade possuem baixa volatilidade, criando uma relação inversa entre previsibilidade e volatilidade. Dessa forma, podemos notar que a HME pode ser rejeitada em períodos de baixa volatilidade, decorrentes da previsibilidade existente no mercado. Também podemos inferir que a HMA é fortalecida pelos resultados, uma vez que, de acordo com as condições do mercado, no caso a volatilidade, há maior ou menor previsibilidade dos retornos dos ativos.

A Tab. 3 também mostra a correlação existente entre o desvio-padrão e o p-valor do teste RVA para toda a série (0,36) e para os valores inferiores a 5% de significância (0,33). Os resultados nos mostram que a baixa correlação existente para toda a série repete-se para os valores que rejeitam a HME. Dessa forma, descarta-se a hipótese de que a previsibilidade fosse oriunda apenas da existência de uma maior volatilidade (relação observada na literatura, que relaciona risco e retorno) e verificamos que o fato de a correlação entre previsibilidade e volatilidade ser insignificante faz com que a HMA seja fortalecida pelo resultado.

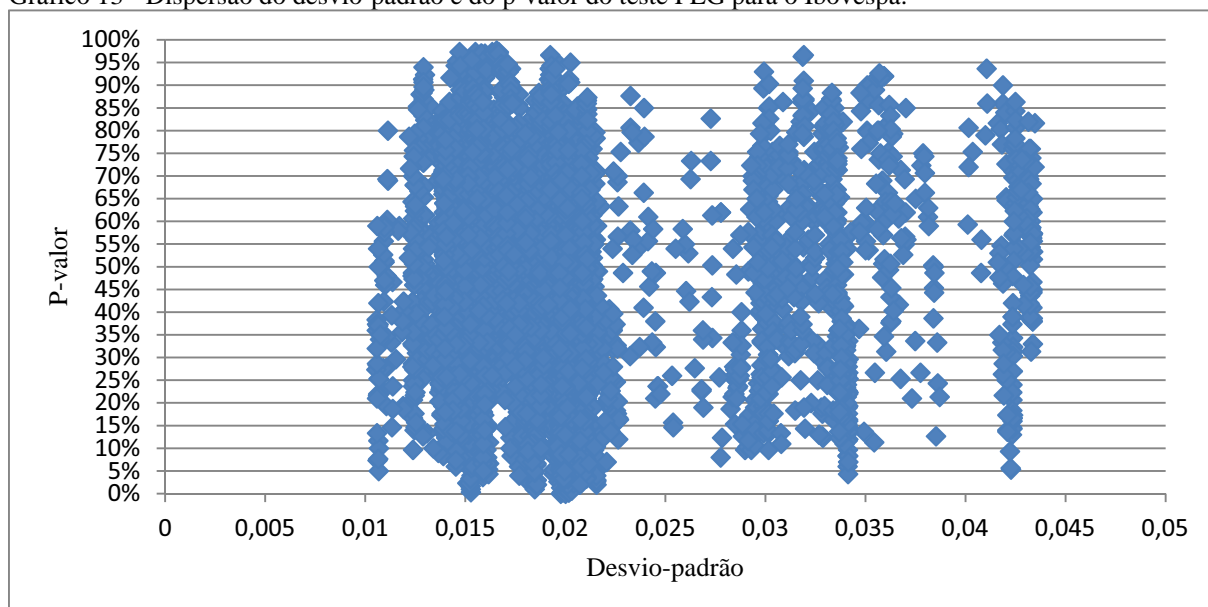
De forma análoga ao realizado com os desvios-padrão e os resultados do teste RVA, fez-se a análise e construíram-se os gráficos para verificar a interação entre os desvios-padrão e os resultados do teste FEG, que testa a eficiência do mercado em situações de não linearidade.

Gráfico 12- Desvio-padrão e p-valor do teste FEG para o Ibovespa.



O Gráfico 12 mostra o desvio-padrão e o p-valor do teste FEG e suas evidências diferenciam-se um pouco do resultado verificado pelo teste RVA no Gráfico 10. Em 1998 e 1999, há maior volatilidade e menor previsibilidade, corroborando a relação inversa entre eficiência e volatilidade. Porém, não podemos inferir a mesma análise para 2009. Uma conclusão com base no gráfico não possível, pois não se consegue distinguir padrão algum.

Gráfico 13 - Dispersão do desvio-padrão e do p-valor do teste FEG para o Ibovespa.



O Gráfico 13 apresenta os resultados da dispersão do desvio-padrão contra o p-valor do teste FEG. A inferência é similar à obtida para o caso do RVA, porém, com

menor ênfase. Mas é possível notar que os resultados que indicam a rejeição da HME ao nível de 5% estão concentrados na região de menor valor do desvio-padrão, o que reforça o fato de existência de relação inversa entre volatilidade e previsibilidade. Para uma análise mais detalhada, elaborou-se, também, uma tabela.

Tabela 4 - Análise dos desvios-padrão e p-valores do teste FEG para o Ibovespa.

Média e soma dos desvios-padrão			
Média dos abaixo de 5%	0.019171005	Soma dos abaixo de 5%	1.32279932
Média de todos	0.020724779	Soma de todos	86.79537445
Total	-7.50%	Proporção	1.52%

Proporção da soma do índice "Produto do Desvio-padrão pelo P-valor" (PDP) para o FEG		
Soma dos abaixo de 5%	0.02271931	0.05%
Soma de todos	41.51803137	99.95%
Total	41.54075068	100.00%

Correlação entre o desvio-padrão e o p-valor FEG	
Dos valores abaixo de 5%	0.109466218
De toda a série	0.008400509

Replicando a metodologia utilizada para avaliar a Tabela 3, notamos na Tabela 4 que a média da soma dos desvios-padrão que estão na região abaixo do p-valor de 5% possuem -7,5% da média total. A proporção do soma dos desvios-padrão abaixo do p-valor de 5% representam apenas 1,52% do total, valor que é desprezível para o critério de 5% de significância. Com relação ao índice PDP, verificamos que a proporção de 0,05% manteve-se quando comparada à do teste RVA, e, da mesma forma, mostra ser não relevante. Com base no valor da correlação total (0,008) e dos valores abaixo de 5% (0,109), nota-se que para toda série seu valor é quase nulo, mas aumenta bastante quando tratamos apenas dos desvios-padrão abaixo de 5%, mesmo assim, a correlação evidenciada é insignificante. Esses mostram que há uma relação inversa entre previsibilidade e volatilidade, na qual os valores que rejeitam a HME encontram-se na região de menor densidade (menores valores para ambos eixos) do Gráf. 12.

Com base na análise da relação dos testes RVA e FEG com os desvios-padrão dos retornos da série, verifica-se que a previsibilidade possui relação inversa com volatilidade, ou seja, quando há um maior (menor) desvio-padrão na janela em análise, há um p-valor maior (menor) para os testes rodados e, assim, há a não rejeição

(rejeição) da HME. E como a ocorrência de maior ou menor volatilidade está associada à expectativa e informações disponíveis aos participantes do mercado, o que ocorre é que, de forma “cíclica”, há períodos com maior ou menor eficiência do mercado. Dessa forma, é notável a evidência da HMA.

4.6. Comparação com estudos já realizados para o Brasil

A fim de se obter uma noção de como os resultados alcançados estão relacionados com os trabalhos já executados para o mercado de capitais brasileiro, elaborou-se a tabela abaixo.

Tabela 5 - Levantamento de trabalhos que já analisaram a eficiência do mercado de ações brasileiro.

Autor	Período	Frequência	Método	Resultado
Harvey (1995)	1975 a 1992	mensal	Volatilidade e precificação	Mercado emergente mais suscetível à informação
Karemera et al. (1999)	1987 a 1997	mensal	Razão de variância múltipla	Não rejeitaram a HME
Torres et al. (2002)	1970 a 1998	diária e semanal	Teste de razão de variância	Evidência de previsibilidade. Aumento da eficiência nos períodos recentes
Worthington e Higgs (2003)	1987 a 2003	diária	Testes de raiz unitária e razão de variância múltipla	Mercado ineficiente
Tabak (2003)	1986 a 1998	diária	Razão de variância com janela móvel	Aumento da eficiência com ao longo do tempo. Ineficiente até 1994.
Chang et al. (2004)	1991 a 2004	diária	razão de variância multivariada com <i>bootstrap</i>	Rejeitaram a HME
Medeiros (2005)	1994 a 2005	diária	Volatilidade e retornos anormais acumulados	Mercado ineficiente
Silva et al. (2008)	1995 a 2005	mensal	Causalidade Granger	Mercado ineficiente
Chong et al. (2010)	1995 a 2008	diária	Regras de negociação	Mercado mais eficiente entre os países que compõem os BRIC
Ely (2011)	1986 a 2008	diária e mensal	Razão de variância com <i>wild bootstrap</i>	Aumento da eficiência desde 1994
Metghalchi e Chen (2012)	1996 a 2011	diária	Combinação de regras de negociação	Mercado eficiente da forma fraca

Simoés <i>et al.</i> (2012)	1995 a 2008	diária	Retornos anormais acumulados	Mercado eficiente da forma semiforte
Sharma <i>et al.</i> (2013)	2001 a 2011	semanal e mensal	Testes de cointegração e de autocorrelação	Mercado eficiente da forma fraca

Verificamos pela Tab. 5, mais uma vez, que não há consenso com relação à eficiência do mercado de ações brasileiro. Ao comparar os resultados obtidos com o levantamento efetuado, vemos que o presente trabalho acompanha a literatura mais recente, seguindo as evidências de que o mercado é eficiente. Este trabalho ainda provê a inovação da análise para o mercado acionário do Brasil, uma vez que evidencia a existência de adaptabilidade do mercado às condições momentâneas.

4.7. Influência do *nontrading* nos resultados

Há que se mencionar a existência do problema de *nontrading*, mesmo não sendo tão relevante no resultado de autocorrelação obtido neste artigo, que conclui que o mercado de ações brasileiro é eficiente. Segundo Mech (1993), a hipótese de *nontrading* consiste no fato de que atrasos nos ajustes de preço são observados apenas durante os períodos nos quais os ativos não são negociados. Como este artigo analisa apenas um índice, o Ibovespa, deve-se considerar, com base na teoria de *nontrading*, que há necessidade de verificar a relação entre as ações que compõe a carteira, pois os ativos de empresas de menor porte são negociados com menor frequência do que os ativos de empresas de maior porte (Petrobras, Vale, Itaú, etc.). Mech (1993) analisa a autocorrelação trazida pelo *nontrading* com base em duas razões. A primeira diz respeito aos custos de transação, que podem não estar refletidos no preço do ativo no presente, pois é possível que tenham ocorrido mudanças em valor desde sua última negociação, o que gera um problema de incorporação da informação ao preço e, conseqüentemente, influencia na autocorrelação existente. Porém, Mech (1993) verificou, após testes, que essa primeira razão não é suficiente para explicar a autocorrelação nos retornos da carteira. Com relação à segunda razão, Mech (1993) analisou que os participantes do mercado podem ser lentos para rever seus lances de compra e venda na ausência de negociação, ou seja, há um vácuo temporal entre as informações atuais e as da última negociação concretizada, o que pode gerar uma negativa da Hipótese de Mercado Eficiente devido à não incorporação da informação

aos preços. Mech (1993), então, realizou teste com os retornos normais e com os retornos corrigidos quanto ao *nontrading*, e obteve como resultado um fraco poder de influência do *nontrading* na autocorrelação. Em suma, Mech(1993) conclui de suas análise que o *nontrading* explica apenas uma pequena parte da autocorrelação dos retornos de uma carteira.

5. Conclusão

Este trabalho consistiu em analisar a Hipótese de Mercados Adaptativos (HMA) para o principal índice do mercado de ações brasileiro, o Ibovespa, por meio dos retornos de sua série. Para isso, testou-se a Hipótese de Mercado Eficiente da forma fraca (HME) para 4.186 observações, representadas por uma janela de um ano (248 pregões), que se deslocou dia a dia, de janeiro de 1995 a outubro de 2012.

Os testes utilizados para esse fim foram o teste de Razão de Variância Automática com *wild bootstrap* (RVA), que capta a dependência linear, e o teste de Forma Espectral Generalizada (FEG), que verifica a dependência não linear. Esses testes estão listados entre os mais robustos e adequados da literatura recente sobre análise de eficiência de mercado, fato que faz com este estudo seja mais preciso e confiável do que outros realizados para o Brasil em condições semelhantes. Outra característica dos dados foi a presença de heterocedasticidade, porém os testes utilizados são robustos para esse problema.

Ao nível de 5%, o teste RVA mostrou que em 1,6% das janelas analisadas o mercado deixou de ser eficiente, acontecendo em períodos intercalados, o que corroborou a HMA. Mas como mais de 98% das janelas rejeitaram a hipótese de previsibilidade, a HME foi confirmada. Em suma, o teste RVA mostrou que o mercado brasileiro é eficiente e adaptativo.

O teste FEG, também ao nível de 5%, analisou a previsibilidade do índice Ibovespa de maneira similar, porém evidenciou mais períodos significantes, ou seja, que rejeitaram o martingale em várias janelas, mas mesmo assim, apenas 1,1% das janelas foram consideradas previsíveis. Com isso a HMA também foi fortalecida, pois houve maior oscilação entre períodos previsíveis e não previsíveis, e a HME também não foi rejeitada. Resumindo, o FEG não a rejeitou a HME nem a HMA para o mercado nacional.

Uma análise realizada foi a verificação dos períodos em que houve a rejeição da hipótese de martingale para ambos os testes, RVA e FEG, que por testarem comportamentos lineares e não lineares, respectivamente, deveriam não possuir resultados interseccionados. E, de fato, isso ocorreu. Apenas duas janelas possuíram rejeição simultânea.

Um ponto que poderia influenciar significativamente na análise dos testes era a volatilidade existente na série, que talvez estivesse relacionada à previsibilidade, o que poderia inviabilizar a conclusão de existência ou não de eficiência no mercado. Portanto, verificou-se a relação entre a volatilidade, medida pelo desvio-padrão, e a previsibilidade das janelas, por meio de cálculos e testes específicos, como a análise de correlação. Como resultado, foi verificado que a volatilidade do mercado não era capaz de questionar a confiabilidade dos resultados de eficiência do mercado.

Tudo considerado, os resultados mostraram que na maioria das vezes os retornos não são previsíveis, porém, em algumas situações, nota-se que a hipótese de previsibilidade é estatisticamente significativa. Os períodos para os quais foram rejeitadas a hipótese de eficiência, ou seja, que permitem a previsão, podem ser relacionados a eventos ocorridos na economia e política nacionais e internacionais, muito embora nenhuma análise específica para relacioná-los tenha sido executada. A confirmação da HMA reitera o fato de que a influência de eventos externos gere uma alteração na racionalidade do mercado e na incorporação das informações disponíveis ao preço dos ativos. A afirmação da HME, de forma geral, para o mercado brasileiro também mostra que o país, por mais que seja considerado emergente, possui um mercado de ações eficiente.

Como trabalhos futuros, podem ser rodados os dados para dados semanais, porém, espera-se que a rejeição seja ainda maior, conforme a literatura prevê. Também podem ser utilizados outros índices do país, como de setores do mercado ou agrupados por qualquer outra finalidade. Dessa forma, será possível verificar a eficiência do mercado de modo desagregado. Um projeto ainda mais audacioso seria utilizar modelos econométricos de previsão para extrapolar a série e verificar a possibilidade de auferir ganhos, porém, conforme ressalva já feita na literatura, um resultado dentro da faixa de valores de rejeição da HME pode não obrigatoriamente vincular à ineficiência de mercado, e mesmo que vincule, os custos de transação e de acesso à informação podem fazer com que não mais seja lucrativa a operação.

6. Referências

- AHMAD, R.; RHEE, S.G.; WONG, Y.M. Foreign Exchange Market Efficiency under Recent Crises: Asia-Pacific Focus. **Journal of international money and finance** v. 3, p. 1574-1592, 2012.
- ANDERSON, T. **Statistical Analysis of Time Series**, New York: Wiley, 1971.
- ANDREWS, D. W. K. Heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix estimation, **Econometrica** v. 58, p. 817-858, 1991.
- BOX, G.; PIERCE, D. Distribution of residual autocorrelations in autoregressive integrated moving average time series models. **Journal of American Statistical Association** v. 65, p. 1509–1527, 1970.
- CAMPBELL J. Y; LO A.; MACKINLAY A.C. **The Econometrics of Financial Markets**, Princeton University Press, 1997.
- CARRASCO E. R.; WILLIAMS S.T. **Emerging Economies After the Global Financial Crisis: The Case of Brazil**. Disponível em: <http://works.bepress.com/enrique_carrasco/3>. Acesso em: 13/01/2013, 2012.
- CHANG E. J.; LIMA E. J.A.; TABAK, B. M. Testing for predictability in emerging markets. **Journal: Emerging Markets Review** v. 5, n. 3, p. 295-316, 2004.
- CHARLES, A.; DARNÉ, O.; KIM, J.H. Small sample properties of alternative tests for martingale difference hypothesis. **Economics Letters** v.110, p. 151–154, 2011.
- CHARLES, A.; DARNÉ, O.; KIM, J.H. Exchange-rate return predictability and the adaptive markets hypothesis: Evidence from major foreign exchange rates. **Journal of International Money and Finance** v.31, p. 1607-1626, 2012.
- CHEN, C.P.; METGHALCHI, M. Weak-Form Market Efficiency: Evidence from the Brazilian Stock Market. **International Journal of Economics and Finance** v. 4, n. 7, 2012.
- CHOI, I. Testing the random walk hypothesis for real exchange rates. **Journal of Applied Econometrics** v. 14, p. 293–308, 1999.
- COCHRANE, J. H. How big is the random walk in GNP? **Journal of Political Economy** v.96, p. 893-920, 1988.
- CHONG T.; CHENG S.; WONG E. A Comparison of Stock Market Efficiency of the BRIC Countries. **Technology and Investment** v. 1 n. 4, p. 235-238, 2010.

- DOMINGUEZ, K.M. Central bank intervention and exchange rate volatility. **Journal of International Money and Finance** v. 17, p. 161–190, 1998.
- DOMINGUEZ, K.M. The market microstructure of central bank intervention. **Journal of International Economics** v. 59, p. 25–45, 2003.
- DORAN, J.S.; PETERSON, D.R.; WRIGHT, C. Confidence, opinions of market efficiency, and investment behavior of finance professors. **Journal of Financial Markets** v. 13, n. 1, p. 174–195, 2010.
- DURLAUF, S. Spectral-based test for the martingale hypothesis. **Journal of Econometrics** v. 50, p. 1–19, 1991.
- ELY, R. A. Returns Predictability and Stock Market Efficiency in Brazil. **Revista Brasileira de Finanças** v. 9, n. 4, p. 571–584, 2011.
- ESCANCIANO, J.C.; LOBATO, I.N. An automatic Portmanteau test for serial correlation. **Journal of Econometrics** v. 151, p. 140–149, 2009a.
- ESCANCIANO, J.C.; LOBATO, I.N. Testing the martingale hypothesis. *Palgrave Handbook of Econometrics*. **Palgrave MacMillan**, p. 972–1003, 2009b.
- ESCANCIANO, J.C.; VELASCO, C. Generalized spectral tests for the martingale difference hypothesis. **Journal of Econometrics** v. 134, p. 151–185, 2006.
- FAMA, E. The behavior of stock market prices. **Journal of Business** v. 38, p. 34–105, 1965.
- FAUST, J. When are variance ratio tests for serial dependence optimal? **Econometrica** v. 60, p.1215-1216, 1992.
- GROSSMAN, S.J.; STIGLITZ, J.E. On the impossibility of informationally efficient markets. **The American Economic Review** v.70, n.3, p. 393–408, 1980.
- HARVEY, C. R. Predictable Risk and Returns in Emerging Markets. **Review of Financial Studies, Society for Financial Studies** v. 8, n.3, p. 773-816, 1995.
- Hong, Y., 1996. **Consistent testing for serial correlation of unknown form**. *Econometrica* 64, 837–864
- HONG, Y. Hypothesis testing in time series via the empirical characteristic function: a generalized spectral density approach. **Journal of the American Statistical Association** v. 84, p. 1201–1220, 1999.
- JEON, B.N.; LEE, E. Foreign exchange market efficiency, cointegration, and policy coordination. **Applied Economics Letters** v. 9, p. 61–68, 2002.

JEON, B.N.; SEO, B. The impact of the Asian financial crisis on foreign exchange market efficiency: the case of East Asian countries. **Pacific-Basin Finance Journal** v. 11, p. 509–525, 2003.

KAREMERA, D.; OJAH, K.; COLE, J.A. Random walks and market efficiency tests: Evidence from emerging equity markets. **Review of Quantitative Finance and Accounting** v.13, n. 2, p. 171-188, 1999.

KIM, J.H. Wild bootstrapping variance ratio tests. **Economics Letters** v. 92, n. 1, p. 38–43, 2006.

KIM, J.H. Automatic variance ratio test under conditional heteroskedasticity. **Finance Research Letters** v. 3, p. 179–185, 2009.

KIM, J.H.; SHAMSUDDIN, A. Are Asian stock markets efficient? Evidence from new multiple variance ratio tests. **Journal of Empirical Finance** v. 15, n. 3, p. 518–532, 2008.

KIM, J.H.; LIM, K.P.; SHAMSUDDIN, A. Stock return predictability and the adaptive markets hypothesis: evidence from century long U.S. Data. **Journal of Empirical Finance** v. 18, p. 868–879, 2011.

LEBARON, Technical trading rule profitability and foreign exchange intervention. **Journal of International Economics** v. 49, p. 125–143, 1999.

LIM, K.P.; BROOKS, R.D. The evolution of stock market efficiency over time: a survey of the empirical literature. **Journal of Economic Surveys** v. 25, n. 1, p. 69–108, 2011.

LJUNG, G.M.; BOX, G.E.P. On a measure of lack of fit in time series models. **Biometrika** v. 65, p. 297–303, 1978.

LO, A.; MACKINLAY, A. C. Stock market prices do not follow random walks: evidence from simple specification test. **Review of Financial Studies** v. 1, p. 41-66, 1988.

LO, A.; MACKINLAY, A. C. The size and power of the variance ratio test infinite samples. **Journal of Econometrics** v. 40, p. 203-238, 1989.

LO, A.W. The adaptive markets hypothesis: market efficiency from an evolutionary perspective. **Journal of Portfolio Management** v. 30, p. 15–29, 2004.

LO, A.W. Reconciling efficient markets with behavioral finance: the adaptive markets hypothesis. **Journal of Investment Consulting** v. 7, p. 21–44, 2005.

- MECH, T. Portfolio return autocorrelation, **Journal of Financial Economics** v. 34, p. 307-344, 1993.
- MEDEIROS, O. R. **Reaction of the Brazilian Stock Market to Positive and Negative Shocks**. 2005. Disponível em: <<http://ssrn.com/abstract=868464>>. Acesso em: 14/01/2013.
- PRIESTLEY, M. B. **Spectral Analysis and Time Series**. New York: Academic Press, 1981.
- RICHARDSON, M.; J. STOCK. Drawing inferences from statistics based on multiyear asset returns. **Journal of Financial Economics** v. 25, p. 323-348, 1990.
- SAMUELSON, P.A. Proof that properly anticipated prices fluctuate randomly. **Industrial Management Review** v. 6, p. 41–49, 1965.
- SHARMA, A.; THAKER, K. B. Predicting Asset Returns in Developed and emerging markets. **International Research Journal of Finance and Economics** v. 103, p. 44-60, 2013.
- SILVA, S.S.; MEURER, R.; GUTTLER, C. Is the Brazilian stockmarket efficient? **Economics Bulletin, AccessEcon** v. 7, n. 1, p. 1-16, 2008.
- SIMÕES, M. D.; MACEDO-SOARES, T. D. L. V.; KLOTZLE, M. C.; PINTO A. C. F. Assessment of market efficiency in Argentina, Brazil and Chile: an event study of mergers and acquisitions. **Brazilian Administration Review** v. 9, n. 2, 2012.
- SIMON, H.A. A behavioral model of rational choice. **The Quarterly Journal of Economics** v. 69, p. 99–118, 1955.
- TABAK, B. M. The random walk hypothesis and the behaviour of foreign capital portfolio flows: the Brazilian stock market case. **Applied Financial Economics** v. 13, p. 369–378, 2003.
- TABAK, B. M.; LIMA, E. J. A. Tests of Random Walk: A Comparison of Bootstrap Approaches. **Computational Economics, Society for Computational Economics** v. 34, n. 4, p. 365-382, 2009a.
- TABAK, B. M.; LIMA, E. J. A. Market efficiency of Brazilian exchange rate: Evidence from variance ratio statistics and technical trading rules. **European Journal of Operational Research** v. 194, n. 3, p. 814-820, 2009b.
- TORRES, R.; BONOMO, M.; FERNANDES, C. A Aleatoriedade do Passeio na Bovespa: Testando a Eficiência do Mercado Acionário Brasileiro. **Revista Brasileira de Economia**, v. 56, p. 199–247, 2002.

WHITE, H. A Reality Check for Data Snooping. **Econometrica**, v. 68, n. 5, p. 1097-1126, 2000.

WORTHINGTON, A. C.; HIGGS, H. Tests of random walks and market efficiency in Latin American stock markets: An empirical note. **School of Economics and Finance Discussion Papers and Working Papers Series 157, School of Economics and Finance, Queensland University of Technology**, 2003.

Banco Central do Brasil

Trabalhos para Discussão

Os Trabalhos para Discussão do Banco Central do Brasil estão disponíveis para download no website
<http://www.bcb.gov.br/?TRABDISCLISTA>

Working Paper Series

The Working Paper Series of the Central Bank of Brazil are available for download at
<http://www.bcb.gov.br/?WORKINGPAPERS>

- | | | |
|------------|---|----------|
| 291 | O Desempenho Recente da Política Monetária Brasileira sob a Ótica da Modelagem DSGE
<i>Bruno Freitas Boynard de Vasconcelos e José Angelo Divino</i> | Set/2012 |
| 292 | Coping with a Complex Global Environment: a Brazilian perspective on emerging market issues
<i>Adriana Soares Sales and João Barata Ribeiro Blanco Barroso</i> | Oct/2012 |
| 293 | Contagion in CDS, Banking and Equity Markets
<i>Rodrigo César de Castro Miranda, Benjamin Miranda Tabak and Mauricio Medeiros Junior</i> | Oct/2012 |
| 293 | Contágio nos Mercados de CDS, Bancário e de Ações
<i>Rodrigo César de Castro Miranda, Benjamin Miranda Tabak e Mauricio Medeiros Junior</i> | Out/2012 |
| 294 | Pesquisa de Estabilidade Financeira do Banco Central do Brasil
<i>Solange Maria Guerra, Benjamin Miranda Tabak e Rodrigo César de Castro Miranda</i> | Out/2012 |
| 295 | The External Finance Premium in Brazil: empirical analyses using state space models
<i>Fernando Nascimento de Oliveira</i> | Oct/2012 |
| 296 | Uma Avaliação dos Recolhimentos Compulsórios
<i>Leonardo S. Alencar, Tony Takeda, Bruno S. Martins e Paulo Evandro Dawid</i> | Out/2012 |
| 297 | Avaliando a Volatilidade Diária dos Ativos: a hora da negociação importa?
<i>José Valentim Machado Vicente, Gustavo Silva Araújo, Paula Baião Fisher de Castro e Felipe Noronha Tavares</i> | Nov/2012 |
| 298 | Atuação de Bancos Estrangeiros no Brasil: mercado de crédito e de derivativos de 2005 a 2011
<i>Raquel de Freitas Oliveira, Rafael Felipe Schiozer e Sérgio Leão</i> | Nov/2012 |
| 299 | Local Market Structure and Bank Competition: evidence from the Brazilian auto loan market
<i>Bruno Martins</i> | Nov/2012 |
| 299 | Estrutura de Mercado Local e Competição Bancária: evidências no mercado de financiamento de veículos
<i>Bruno Martins</i> | Nov/2012 |

300	Conectividade e Risco Sistêmico no Sistema de Pagamentos Brasileiro <i>Benjamin Miranda Tabak, Rodrigo César de Castro Miranda e Sergio Rubens Stancato de Souza</i>	Nov/2012
300	Connectivity and Systemic Risk in the Brazilian National Payments System <i>Benjamin Miranda Tabak, Rodrigo César de Castro Miranda and Sergio Rubens Stancato de Souza</i>	Nov/2012
301	Determinantes da Captação Líquida dos Depósitos de Poupança <i>Clodoaldo Aparecido Annibal</i>	Dez/2012
302	Stress Testing Liquidity Risk: the case of the Brazilian Banking System <i>Benjamin M. Tabak, Solange M. Guerra, Rodrigo C. Miranda and Sergio Rubens S. de Souza</i>	Dec/2012
303	Using a DSGE Model to Assess the Macroeconomic Effects of Reserve Requirements in Brazil <i>Waldyr Dutra Areosa and Christiano Arrigoni Coelho</i>	Jan/2013
303	Utilizando um Modelo DSGE para Avaliar os Efeitos Macroeconômicos dos Recolhimentos Compulsórios no Brasil <i>Waldyr Dutra Areosa e Christiano Arrigoni Coelho</i>	Jan/2013
304	Credit Default and Business Cycles: an investigation of this relationship in the Brazilian corporate credit market <i>Jaqueline Terra Moura Marins and Myrian Beatriz Eiras das Neves</i>	Mar/2013
304	Inadimplência de Crédito e Ciclo Econômico: um exame da relação no mercado brasileiro de crédito corporativo <i>Jaqueline Terra Moura Marins e Myrian Beatriz Eiras das Neves</i>	Mar/2013
305	Preços Administrados: projeção e repasse cambial <i>Paulo Roberto de Sampaio Alves, Francisco Marcos Rodrigues Figueiredo, Antonio Negromonte Nascimento Junior e Leonardo Pio Perez</i>	Mar/2013
306	Complex Networks and Banking Systems Supervision <i>Theophilos Papadimitriou, Periklis Gogas and Benjamin M. Tabak</i>	May/2013
306	Redes Complexas e Supervisão de Sistemas Bancários <i>Theophilos Papadimitriou, Periklis Gogas e Benjamin M. Tabak</i>	Maio/2013
307	Risco Sistêmico no Mercado Bancário Brasileiro – Uma abordagem pelo método CoVaR <i>Gustavo Silva Araújo e Sérgio Leão</i>	Jul/2013
308	Transmissão da Política Monetária pelos Canais de Tomada de Risco e de Crédito: uma análise considerando os seguros contratados pelos bancos e o spread de crédito no Brasil <i>Debora Pereira Tavares, Gabriel Caldas Montes e Osmani Teixeira de Carvalho Guillén</i>	Jul/2013
309	Converting the NPL Ratio into a Comparable Long Term Metric <i>Rodrigo Lara Pinto Coelho and Gilneu Francisco Astolfi Vivan</i>	Jul/2013

310	Banks, Asset Management or Consultancies' Inflation Forecasts: is there a better forecaster out there? <i>Tito Nicias Teixeira da Silva Filho</i>	Jul/2013
311	Estimação não-paramétrica do risco de cauda <i>Caio Ibsen Rodrigues Almeida, José Valentim Machado Vicente e Osmani Teixeira de Carvalho Guillen</i>	Jul/2013
312	A Influência da Assimetria de Informação no Retorno e na Volatilidade das Carteiras de Ações de Valor e de Crescimento <i>Max Leandro Ferreira Tavares, Claudio Henrique da Silveira Barbedo e Gustavo Silva Araújo</i>	Jul/2013
313	Quantitative Easing and Related Capital Flows into Brazil: measuring its effects and transmission channels through a rigorous counterfactual evaluation <i>João Barata R. B. Barroso, Luiz A. Pereira da Silva and Adriana Soares Sales</i>	Jul/2013
314	Long-Run Determinants of the Brazilian Real: a closer look at commodities <i>Emanuel Kohlscheen</i>	Jul/2013
315	Price Differentiation and Menu Costs in Credit Card Payments <i>Marcos Valli Jorge and Wilfredo Leiva Maldonado</i>	Jul/2013
315	Diferenciação de Preços e Custos de Menu nos Pagamentos com Cartão de Crédito <i>Marcos Valli Jorge e Wilfredo Leiva Maldonado</i>	Jul/2013
316	Política Monetária e Assimetria de Informação: um estudo a partir do mercado futuro de taxas de juros no Brasil <i>Gustavo Araújo, Bruno Vieira Carvalho, Claudio Henrique Barbedo e Margarida Maria Gutierrez</i>	Jul/2013
317	Official Interventions through Derivatives: affecting the demand for foreign exchange <i>Emanuel Kohlscheen and Sandro C. Andrade</i>	Jul/2013
318	Assessing Systemic Risk in the Brazilian Interbank Market <i>Benjamin M. Tabak, Sergio R. S. Souza and Solange M. Guerra</i>	Jul/2013
319	Contabilização da Cédula de Produto Rural à Luz da sua Essência <i>Cássio Roberto Leite Netto</i>	Jul/2013
320	Insolvency and Contagion in the Brazilian Interbank Market <i>Sergio R. S. Souza, Benjamin M. Tabak and Solange M. Guerra</i>	Aug/2013
321	Systemic Risk Measures <i>Solange Maria Guerra, Benjamin Miranda Tabak, Rodrigo Andrés de Souza Penaloza and Rodrigo César de Castro Miranda</i>	Aug/2013
322	Contagion Risk within Firm-Bank Bivariate Networks <i>Rodrigo César de Castro Miranda and Benjamin Miranda Tabak</i>	Aug/2013
323	Loan Pricing Following a Macro Prudential Within-Sector Capital Measure <i>Bruno Martins and Ricardo Schechtman</i>	Aug/2013

**324 Inflation Targeting and Financial Stability:
A Perspective from the Developing World**
Pierre-Richard Agénor and Luiz A. Pereira da Silva

Sep/2013