

**PRECIFICAÇÃO NO MERCADO DE AÇÕES BRASILEIRO NO PERÍODO DE 2010  
A 2015: ANÁLISE ENFOCANDO AS TEORIAS DAS FINANÇAS  
COMPORTAMENTAIS E DOS MERCADOS EFICIENTES**

**GT 3 – Teoria Econômica e Economia Aplicada**

Marcelo Willian dos Reis Silva<sup>1</sup>  
Marianne Costa Oliveira<sup>2</sup>

**RESUMO**

Busca-se, neste trabalho, através do estudo da teoria dos mercados eficientes e das finanças comportamentais compreender a formação de preços nos mercados de ações brasileiro, no período de 04 de janeiro de 2010 até 30 de dezembro de 2015. Na análise da série histórica do Ibovespa este trabalho utiliza os modelos econométricos padronizados na família de heterocedasticidade condicional auto-regressiva (ARCH). Utilizando os critérios *Akaike Information Criterion* (AIC) e *Schwartz Bayesian Criterion* (SBC), foi possível estimar os modelos de volatilidade e assimetria, sendo escolhido o modelo TARARCH (1,1), por ter apresentado menores valores e, conseqüentemente, melhor ajuste e explicação a série de retornos do Ibovespa. Foi possível constatar que os impactos resultantes de choques positivos e negativos foram diferenciados, com os choques negativos tendo maior influência sobre a série, caracterizando o efeito alavancagem. Também foi verificado que os choques de volatilidade foram rápidos e não surtiram efeitos duradouros na série Ibovespa. Constatou-se nesse trabalho a importância tanto da HME como das finanças comportamentais para análise de bolsas de valores e compreensão da formação de preços na bolsa de valores de São Paulo.

Palavras-chave: Finanças Comportamentais. Mercados Eficientes. Volatilidade. ARCH.

**1 INTRODUÇÃO**

Em um cenário econômico onde a financeirização das economias torna-se o padrão, é notada a valorização de duas teorias opostas, mas que não se apresentam como excludentes. Desta forma, contemporaneamente, estudar mercados de capitais requer a análise e aprofundamento da teoria dos mercados eficientes e das Finanças Comportamentais como pré-requisito para se desenvolver um estudo mais apurado.

A teoria dos mercados eficientes em finanças foi desenvolvida com forte base econômica clássica, tendo em seu cerne grande participação de conceitos microeconômicos para seu desenvolvimento (SILVA FILHO, 2011). Assim na proposta de Fama (1970) ao

<sup>1</sup> Discente do curso de Ciências Econômicas do DCEC/UESC. e-mail: [willian003@gmail.com](mailto:willian003@gmail.com).

<sup>2</sup> Mestre em Economia pela UFPB. Professora do Departamento de Economia da UESC (DCEC/UESC). e-mail: [mcoliveira@uesc.br](mailto:mcoliveira@uesc.br).



analisar a formação de preços nos mercados de capitais verifica-se que racionalidade maximizadora e investidores racionais apresentam grande relevância e assumem novos papéis para explicar como os preços são gerados. Nesta teoria os agentes são racionais e todos os preços apresentam sempre o valor correto, refletindo o total de informações disponíveis no mercado e não havendo margem para gerar lucros acima da média.

Porém, em meados de 80 passou-se a questionar a capacidade das teorias de mercados eficientes em responder à variadas dúvidas em relação ao funcionamento do mercado, em especial aqueles referentes às diversas crises do período (SILVA FILHO, 2011). Estes questionamentos seriam o início do que viria a ser a teoria das finanças comportamentais, que teve como um de seus trabalhos pioneiros o artigo “*Prospect Theory: an analysis of decision under risk*”, de Kahneman e Tversky (1979). Dentro desta ótica os estudos de Shiller (2000) incluem na análise dos mercados de capitais aspectos psicológicos e, para esse autor, a formação de preços nestes mercados não ocorre apenas através de análises racionais, mas também por meio de impressões, temores e outros vieses psicológicos.

Analisando o noticiário econômico brasileiro frequentemente se encontram reportagens que divulgam eventuais ações especulativas como, por exemplo, na reportagem “Cristina Kirchner denuncia ‘pressões especulativas’ contra emergentes” da revista Infomoney de Janeiro de 2014 ou na matéria “BC (Banco Central) não deve abrir a porta a um ataque especulativo ‘clássico’” do jornal Folha de São Paulo publicado em Setembro de 2015, porém esse tema não se restringe aos noticiários jornalísticos, artigos acadêmicos como o intitulado “Dinâmica dos ataques especulativos e regime cambial” de Farhi (2001) e “Crises Cambiais e ataques especulativos no Brasil” de Miranda (2006), abordam a mesma temática. O que não encontra igual destaque e análise é que o mercado de capitais brasileiro se encontra especialmente suscetível a tais manobras devido à grande concentração das operações em torno de um baixo número de empresas e, realizadas, em geral, por um número reduzido e concentrado de investidores.

A participação do pequeno investidor na bolsa de valores brasileira ainda é muito modesta e isto se deve, entre outros fatores a serem analisados, à baixa propensão marginal a poupar da população. De acordo com a Pesquisa CNI-Ibope (Confederação Nacional da Indústria) de 2012 apenas 31% da população faz algum tipo de reserva de dinheiro, número que apresentou uma elevação na última década, mas ainda é baixo se comparado a outros países em desenvolvimento ou desenvolvido. Outra situação prejudicial ao mercado de ações, apontada na Pesquisa CNI-Ibope (2012) é que apenas 3% desse grupo de poupadores optam por aplicações financeiras (como fundos de investimento, CDBs, entre outros).



Essa baixa adesão da população à forma de poupança viabilizada no mercado de capitais pode ser ruim para um país, visto que o mercado de capitais oferece muitos benefícios à poupadores e aos captadores de recursos. Em um mercado de ações robusto e com correto funcionamento espera-se a melhor alocação dos recursos poupados gerando ganhos para quem investe e para aqueles que necessitam investimentos.

Em meio a este cenário de discussão e crescente importância dos mercados de capitais, o prêmio Nobel de 2013 reconheceu as contribuições dos acadêmicos Robert J. Shiller e Eugene F. Fama, para a modelagem e previsão de preços nos mercados de capitais. O fato deste prêmio, de reconhecida idoneidade, haver premiado dois acadêmicos não gera maiores discussões, já que é fato comum que a premiação reconheça a relevância de uma ou mais pesquisas em diversos âmbitos do conhecimento em um mesmo ano calendário. O que despertou a curiosidade acadêmica ao redor do mundo foi que estes dois pesquisadores se dedicassem a campos diametralmente opostos de pesquisa em economia financeira. O fato de premiação tão significativa haver escolhido estes dois autores para a homenagem de 2013 refletia o que se constatava em trabalhos, pesquisas e universidades ao redor do mundo. O estudo acadêmico de finanças se encontrava dividido entre duas vertentes principais.

Tendo em vista a complexidade e importância assumida pelo mercado de capitais no desenvolvimento e crescimento dos países, cabe questionar: quais as características envolvidas na formação dos preços das ações na Bolsa de Valores de São Paulo, no período de janeiro de 2010 a dezembro de 2015?

Em Shiller (2012) encontram-se diversas justificativas tanto para o estímulo às bolsas de valores como para sua condenação, como ocorre por parte da sociedade. Vê-se que tanto a ideologia que defende, quanto a que critica os mercados mobiliários possuem base e fundamentos em suas críticas, o fato de se compreender que existem essas duas faces dos mercados financeiros torna vital a compreensão deste mercado para que seja possível estimular o que se considera benéfico à sociedade e evitar aquelas posturas identificadas como prejudiciais.

Como o mercado brasileiro é monopolizado por grandes investidores e o número reduzido de empresas participantes, a bolsa de valores de São Paulo pode-se tornar vulnerável à ações especulativas de cunho prejudicial, visando aumento de ganhos. A financeirização da economia global, observada contemporaneamente, permite afirmar que estas instabilidades e mazelas do mercado brasileiro são indesejáveis e altamente prejudiciais a uma nação que busca crescer e se desenvolver. Sendo assim, faz-se vital uma melhor compreensão deste mercado para que ele possa ser corretamente estimulado.



Nesse sentido, o trabalho tem como objetivo alisar a formação dos preços das ações na Bolsa de Valores de São Paulo, no período de janeiro de 2010 a dezembro de 2015, sob o enfoque dos mercados eficientes e das finanças comportamentais. Para tanto, busca-se especificamente: a) analisar a série histórica do Ibovespa levando em consideração as teorias dos mercados eficiente e finanças comportamentais; b) identificar a existência da volatilidade nos valores do Ibovespa e suas implicações na fixação desses preços, avaliando quais aspectos das teorias estudadas poderiam justificar tais variações.

## **2 REFERENCIAL TEÓRICO/REVISÃO BIBLIOGRÁFICA**

### **2.1 Teoria do Investidor Racional**

#### **2.1.1 Hipótese dos Mercados Eficientes (HME)**

Em seu trabalho Fama (1970) traz a importância dos mercados de capitais afirmando que o papel principal deste mercado seria realizar a permuta de propriedade entre os detentores de capital, ou seja, o mercado ideal seria aquele em que os preços proveem sinais precisos aos investidores acerca das expectativas de retorno de determinadas ações, refletindo todas as informações disponíveis acerca da empresa e suas possibilidades de crescimento e desenvolvimento.

Essa definição de preços que refletem todas as informações disponíveis nos mercados pode ser considerada um resumo do que veem a ser a teoria do investidor racional desenvolvida por Fama (1970), a partir da aplicação de análises clássica e microeconômica ao mercado financeiro, foi através de sua contribuição que se desenvolveu um método científico de analisar a formação de preços nos mercados imobiliários que contribuiu para o entendimento dos movimentos observados em diversos países.

Fama (1970) representa sob muitos aspectos as bases do que é hoje a análise financeira que viabiliza a precificação de estoques no mercado financeiro mundial, há em seu desenvolvimento da Hipótese de Mercados Eficientes (HME), valorização da racionalidade maximizadora e a utilização deste conceito nos mercados de ações leva à instituição dos agentes destes mercados como Investidores Racionais, com amplo acesso à informação e desejo de maximizar lucros.



Uma das funções centrais do mercado de capitais é facilitar a captação de recursos por empresas e governos, porém para que isto seja viável a análise do risco representado por cada instituição deficitária é fundamental, sendo esta a importância da introdução da leitura racional do mercado introduzida por Fama (1970), pois através de estudos empíricos e teóricos, ele viabilizou o estabelecimento de um padrão de análise que é aplicado ainda hoje para direcionar as escolhas de investimento de milhões de investidores ao redor do mundo.

Vale a pena esclarecer que Fama (1970), não foi o primeiro a citar ou analisar os efeitos da racionalidade nos mercados de capitais, sendo que em Forti, Peixoto e Santiago (2009) verifica-se um apanhado histórico que descreve com detalhes as origens da análise da HME saindo de Louis Bachelier (1900) e passando por artigos de Roberts (1959), Sharper (1964) e chegando ao desenvolvimento do Modelo de Precificação de Ativos Financeiros (CAPM), desenvolvido por Lintner (1965) e Mossin (1966).

Partindo de uma ampla revisão da teoria econômica financeira desenvolvida até então, Fama (1970) conseguiu reunir a maior parte das evidências e organizar dados do que vieram a ser o alicerce da HME, teoria que representa ainda hoje um dos pilares da moderna teoria de finanças.

### 2.1.2 Níveis da eficiência de mercado.

O estudo da Eficiência do mercado é feito seguindo uma divisão em três grupos. Há a percepção de que a eficiência pode ser Fraca, Semiforte e Forte e estes grupos estão organizados segundo a forma que a informação se relaciona com os Preços. Como se pode observar no resumo de Gabriel, Ribeiro e Ribeiro (2013):

Na eficiência Fraca a teoria afirma que o tipo de informação utilizada está baseado no passado, não sendo possível obter ganhos acima do mercado com a análise dos preços passados das ações, ou seja, não há informação contida na sequência histórica de preços que viabilize a previsão dos preços futuros (FORTI; PEIXOTO; SANTIAGO, 2009).

Já a na eficiência Semiforte ainda segundo Forti, Peixoto e Santiago (2009), as informações de referência seriam públicas, e assim como não é possível realizar previsões baseadas nos preços passados, também não há possibilidade de obter retornos utilizando estas informações públicas, ou seja, as informações disponíveis serão refletidas nos preços das ações instantaneamente, inviabilizando que qualquer agente do mercado as utilize para obter lucros com o comércio dessas ações antes que os demais agentes as assimilarem.



Por fim há o conceito de eficiência Forte do mercado, em que as informações consideradas são de cunho privado (FORTI; PEIXOTO; SANTIAGO, 2009). Mas mesmo neste conceito não há qualquer informação que o agente disponha que possa garantir-lhe galhos superiores ao do mercado, seja a informação pública ou privada ela estará sempre refletida nos preços das ações instantaneamente, não havendo margem para que se realize o comércio em preços fora do real valor das ações. Este seria o cenário de perfeita circulação de informação, no qual qualquer informação é imediatamente refletida no valor dos ativos.

Em Gabriel, Ribeiro e Ribeiro (2009) é apresentado um panorama da discussão acerca da efetividade dos níveis de eficiência sendo citadas as críticas de Haugen (1995 apud GABRIEL; RIBEIRO; RIBEIRO, 2013), onde é dito que o autor critica a HME de Fama (1970) devido à baixa importância atribuída ao investidor profissional, cuja a capacidade de captar e processar informações teria sido desconsiderada.

Porém ainda em Gariel, Ribeiro e Ribeiro (2009) são citados os estudos de Damodaran (2001 apud GABRIEL; RIBEIRO; RIBEIRO, 2013) para quem a HME apresenta resultados relevantes e corretos, sendo que o autor atesta especificamente em relação a forma semiforte, que o mercado poderia ter até três atitudes quando confrontado com a divulgação de uma informação relevante. Os preços poderiam reagir imediatamente de forma adequada a divulgação, comprovando assim a hipótese semiforte da HME; os preços poderiam reagir de forma gradual, permitindo assim que os investidores realizem operações de arbitragem até o ajuste completo; ou os preços poderiam reagir de forma instantânea, porém inadequada, com as correções ocorrendo nos dias seguintes à divulgação.

## **2.2 Teoria das Finanças Comportamentais**

Um dos pilares de sustentação da teoria do investidor racional, assim como da maior parte da literatura ortodoxa, está na sua simplificação da realidade que viabiliza a geração de modelos com o objetivo de explicação e previsão da realidade humana (YOSHINAGA, et. al. 2008).

Porém ao identificar que a Teoria do Investidor Racional não possuía elementos que pudessem explicar crises que atingiam os mercados financeiros já desde meados dos anos 1980, surgem dúvidas acerca desta teoria e o aprofundamento e discussão destes questionamentos se torna o início do que viria a ser a teoria das finanças comportamentais que



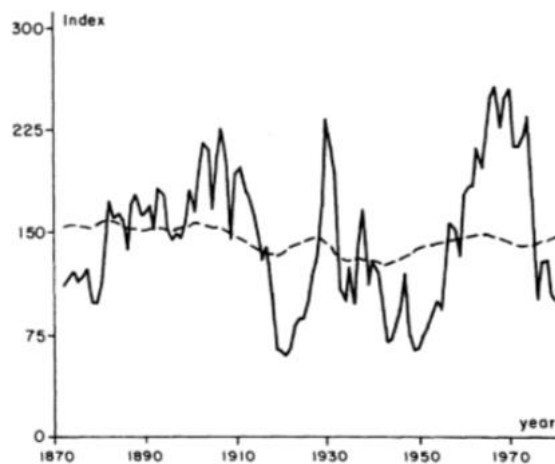


tem como um de seus textos pioneiros o artigo “*Prospect Theory: an analysis of decision under risk*”, de Kahneman e Tversky (1979).

Shiller (1981; 2000) foi o estudioso que produziu um trabalho que trouxe maior unidade à abordagem comportamental e demonstrou que há nos movimentos e tomadas de decisões dentro de mercados financeiros uma forte influência de aspectos psicológicos. Da leitura de Shiller do mercado surge uma abordagem, que permite novas interpretações sobre os movimentos dos investidores e, assim, estabelecer planos de atuação, apontando as falhas da análise racional frente ao fator psicológico. Dessa forma, houve um grande avanço em demonstrar e antecipar algumas das causas de crises recentes, como a de 2008.

Shiller (1981) faz uma análise da volatilidade dos preços de ativos no mercado de capitais americano, demonstrando que a variação real dos ativos é incompatível com a variação que poderia ser justificada pela análise dos fundamentos das empresas. Essa percepção é importante, pois contradiz a HME, para qual os preços seriam reflexo das informações disponíveis e, por tanto, refletiriam os dados fundamentais de cada empresa.

Figura 1 - Volatilidade do índice *Standard and Poor's* 1871-1979



Fonte: Shiller (1981, p. 422).

No gráfico acima, Shiller (1981) demonstrou que a variação real do índice Standard and Poor, linha contínua, do mercado Americano tem uma volatilidade muito maior do que a estimada por meio da análise racional dos fundamentos da empresa, linha tracejada. A volatilidade extrema observada no gráfico real e a incapacidade da teoria HME em explicar tais flutuações tornam-se a partir de então as bases da teoria das finanças comportamentais que contestam as análises daqueles que aderem à racionalidade do mercado.

Dessa análise comportamental dos investidores, diversos aspectos psicológicos passam a ser considerados como relevantes para a formação dos preços nos mercados de capitais e novas abordagens passam a ser realizadas nos estudos de finanças. Yoshinaga et. al. (2008)



demonstra que o excesso de confiança, otimismo, representatividade, perseverança, ancoragem e disponibilidade são fatores psicológicos que devem ser considerados como fonte de influência sobre a formação de preço nos mercados de capitais, gerando assim variações que a teoria racional não se encontraria apta a explicar. É possível obter por meio do trabalho de Passos, Pereira e Martins (2012), um resumo do que pode ser considerado os principais vieses comportamentais a influenciar as tomadas de decisões dos investidores:

Tabela 2 - Vieses Comportamentais

<b>Processo heurísticos/ilusões</b>	<b>Características</b>
Representatividade	Falha cognitiva que ocorre devido os indivíduos apresentarem tendência a realizar julgamentos em ambientes de incertezas, procurando padrões comuns, e considerando que os padrões futuros serão semelhantes aos padrões passados, em que muitas vezes não é considerada suficiente a probabilidade do padrão se repetir.
Autoconfiança Excessiva e otimismo	Relacionado à tendência que os indivíduos têm de superestimar a sua capacidade técnica, habilidade, conhecimentos e o seu potencial de captar informações de qualidade e de precisão.
Padrões Históricos ou Ancoragem	Diante de problemas complexos, é a tendência dos agentes definirem um ponto de referência inicial (ou âncora) para suas decisões, que não se alteram ainda que surjam novas informações.
Aposta Errônea	A falta de conhecimento, ou conhecimento restrito, pode conduzir agentes tomadores de decisões em um ambiente de probabilidades, a conclusões errada. Assim, o indivíduo acredita que um resultado irá ocorrer porque em média este aconteceu recentemente.
Ponderação Errônea	Os indivíduos podem dar importância diferente ou estabelecer pesos incoerentes e inadequados às informações disponíveis, gerando distorções nas tomadas de decisões.
Contabilidade Mental	Os indivíduos tomam suas decisões com base em cálculos expectativas não fundamentadas em elementos consistentes, ignorando critérios da análise de um quadro econômico financeiro no qual o agente está inserido, seja em sua realidade particular e/ou específica, ou num contexto macro.
Tendência ao Exagero e Disponibilidade	Tendência ao exagero: as pessoas são influenciadas por ocorrências aleatórias. Já o caso da disponibilidade, diz que os indivíduos atribuem maior peso às informações mais recentes (disponíveis) no momento decisório, superestimando a probabilidade de um evento ou resultado, baseando as decisões no fato da expressiva lembrança de um evento.
Dissonância Cognitiva	Efeito psicológico que tende a justificar uma decisão tomada de forma errada, para reduzir o sentimento de culpa do tomador da decisão.
Efeito Manada	O indivíduo tende a seguir o comportamento e/ou decisões de um grupo, justificado pelo sentimento de que é melhor errar em grupo do que sozinho.
Viés de Confirmação	Os indivíduos têm uma crença ou idéia preconcebida que influenciam suas decisões, e todas as informações disponíveis passam por um processo de seleção em que sustentam ou simplesmente confirmam tal crença.

Fonte: Adaptado de Alves (2009) apud Passos, Pereira e Martins (2012, p. 44).





Estes e outros pontos abordados na teoria das finanças comportamentais procuram questionar a hegemonia da Hipótese do Mercado Eficiente na avaliação dos mercados globais e devido às constantes falhas dessa teoria em prever e prevenir as crises mundiais, que tem ocorrido contemporaneamente, as teorias comportamentais têm atraído maior número de adeptos o que também contribui para o desenvolvimento de material de pesquisa e o avanço das teorias do gênero (PASSOS; PEREIRA; MARTINS, 2012).

### **3 METODOLOGIA**

#### **3.1 Base de Dados**

Para modelagem da família ARCH foram utilizados os valores de fechamento do Ibovespa do primeiro dia útil de janeiro de 2010 até o último dia útil de dezembro de 2015. Esse período foi definido visando obter dados que abrangessem grande heterogeneidade de cenários econômicos em nível nacional e global, visando identificar em quais períodos os mercados apresentariam maior ou menor volatilidade e se essas variações poderiam ser analisadas por fundamentos racionais e comportamentais.

Dessa maneira, tem-se uma base de dados de cinco anos dos valores diários de fechamento do Ibovespa, dados em pontos, totalizando 1.486 observações, ou seja, um conjunto de informações que viabilize maior estabilidade e confiabilidade aos dados obtidos através do modelo empírico ARCH, uma vez que para correção da falta de linearidade das séries face aos modelos faz-se necessário utilização de séries mais longas (OLIVEIRA; ANDRADE, 2010).

#### **3.2 Modelo Empírico**

O modelo a ser utilizado na análise dos dados deve ser não linear, pois estes apresentam melhor adequação a uma variância condicional evoluindo no tempo (MORETTIN; TOLOI, 2006), como no caso das séries financeiras.

O objetivo a ser alcançado será a modelar a volatilidade, ou seja, a variância condicional de determinada variável, porém esta volatilidade não pode ser medida diretamente, sendo necessária a adoção de outras maneiras para a identificação da volatilidade

em uma série financeira. A volatilidade aparece em grupos, de maior ou menor variabilidade, assim como evolui de forma ininterrupta ao longo do tempo podendo, assim, sendo estacionária, a volatilidade também reage de forma diversa à valores positivos ou negativos da série (MORETTIN; TOLOI, 2006).

Para facilitar a notação, considera-se uma série de retorno, ou taxa de crescimento, de uma variável  $P_t$  (aqui definida como o preço de um ativo financeiro). Sendo Morettin e Tolo (2006), tem-se:

$$X_t = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1}) \quad (3)$$

Sendo que,  $P_t$  é o preço do ativo financeiro no período  $t$ , e  $X_t$  é o retorno do período  $t-1$  e  $t$ .

Como propõe Oliveira e Andrade (2010), serão analisados os modelos autorregressivos com heterodasticidade (ARCH), estruturados por Engle (1982), pois quando busca-se estimar a volatilidade de séries de retornos de ativos financeiros estes são os modelos mais difundidos, assim como a seu aprofundamento nos modelos ARCH generalizados (GARCH), propostos por Bollerslev (1986) e EGARCH (“Exponencial GARCH) introduzidos por Nelson (1991).

### 3.2.1 Modelo ARCH

Em sua aplicação inicial os modelos ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) estruturados por Engle (1982), tinham o objetivo de estimar a variância da inflação. Em seu modelo Engle avalia que a volatilidade (variância condicional) está relacionada com os retornos passados por meio de uma função quadrática, apesar de o retorno  $X_t$  não ser correlacionado serialmente. Sendo assim, segundo Morettin e Tolo (2006), tem-se:

$$X_t = \sqrt{h_t} E_t; \quad (4)$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 X_{t-1}^2 + \dots + \alpha_r X_{t-r}^2 \quad (5)$$

Onde  $E_t$  é uma série de variáveis aleatórias, independentes e identicamente distribuídas com média igual a zero e variância igual a um, ou seja,  $\alpha_0 > 0$ ,  $\alpha_i \geq 0$ ,  $i > 0$ .

As previsões para volatilidade no modelo ARCH(r), delimitado nas expressões (3) – (4), são obtidas recursivamente por:

$$\hat{h}_t(1) = \alpha_0 + \alpha_1 X_t^2 + \alpha_2 X_{t-1}^2 + \dots + \alpha_r X_{t-r}^2 \quad (12)$$

Onde  $h_{t+1}$  é a previsão com origem fixada no instante  $t$ .

### 3.2.2 Modelo GARCH

Quando o modelo de regressão proposto por Engle (1982) sofre uma generalização, realizada por Bollerslev (1986), inicia-se o modelo denominado GARCH (*Generalized ARCH*). Dentre outros fatores, Morettin e Toloï (2006), apresentam como vantagem do modelo GARCH, o fato de que este pode medir a volatilidade com menos parâmetros do que o modelo ARCH. O modelo GARCH tem média nula e pode ser expresso como a combinação linear de variáveis exógenas, sendo que, Oliveira e Andrade (2010), resumem sua estrutura da seguinte forma:

$$y_t = z_t \quad (14)$$

$$z_t | \Omega_{t-1} \sim P(0, h_t) \quad (15)$$

$$\hat{h}_t = \alpha_0 + \sum_{f=1}^q \alpha_j z_{t-f}^2 + \sum_{i=1}^r \lambda_i h_{t-i} \quad (16)$$

Onde  $z_t$  representa uma série de retornos,  $P(\cdot)$  representa uma distribuição paramétrica e  $\Omega_{t-1}$  representa o conjunto de informações disponíveis até o instante  $t-1$ . Se  $r=0$ , então o processo se reduziria a um ARCH( $r$ ).

### 3.2.3 Modelo EGARCH

Uma deficiência comum aos modelos ARCH e GARCH é que eles tratam simetricamente os retornos, pois a volatilidade é tratada como uma função quadrática nos mesmos (MORETTIN; TOLOI, 2006), porém a volatilidade reage de forma assimétrica, tendendo a apresentar valores maiores para retornos negativos. Tal divergência entre o que é calculado, teoricamente, e o que se afere, empiricamente, podem gerar erros nas previsões e análises.

É visando corrigir esta deficiência apresentada pelos modelos ARCH e GARCH, que Nelson (1991) introduz os modelos EGARCH (GARCH Exponencial), esse modelo apresenta a vantagem de permitir choques positivos e negativos assimétricos, viabilizando modelar um a baixa volatilidade do mercado ao subir e a alta volatilidade ao cair (CORRÊA; SANTOS, 2006). Fato que levaram muitos a apontar o EGARCH como a melhor ferramenta para descrever séries financeiras.

Morettin e Toloï (2006) chamam a atenção para o fato de que essa assimetria, verificada nas fórmulas, é o que permite que a volatilidade responda de forma mais rápida a retornos negativos do que positivos, sendo este processo conhecido como efeito alavancagem.

Como será utilizado o software EViews para estimar o modelo, cabe considerar o modelo EGARCH na seguinte forma:

$$\ln(h_t) = \omega + \beta \ln(h_{t-1}) + \alpha \frac{|X_{t-1}|}{\sqrt{h_t}} + \frac{\gamma |X_{t-1}|}{\sqrt{h_t}} \quad (24)$$

### 3.2.4 Modelo TARCh

Em Morettin e Tolo (2006) é explicado que o TARCh (*Threshold ARCH*) é caso específico do modelo ARCH não linear, em que a volatilidade segue forma funcional:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \gamma_1 d_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2 \quad (25)$$

Em que:  $\alpha$  representa o coeficiente da reação da volatilidade,  $\beta$  é o coeficiente da persistência da volatilidade e  $\gamma$  o coeficiente que capta a assimetria da volatilidade.

Para este caso a variável *dummy*  $d_t$  de acordo com o valor assumido, deve-se obedecer ao seguinte critério:

$$d_{t-1} = \begin{cases} 1, & \text{Se } \varepsilon_{t-1}^2 < 0 \text{ (Más notícias)} \\ 0, & \text{Se } \varepsilon_{t-1}^2 \geq 0 \text{ (Boas notícias)} \end{cases} \quad (26)$$

Sendo esta característica que viabiliza ao modelo TARCh, captar assimetrias na resposta da volatilidade à choques positivos ou negativos.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 4.1 Análise teórica do período 2010 à 2015

Nesta seção procura-se estudar o comportamento do Ibovespa no período de 2010 a 2015, Figura 6, buscando explicações teóricas às variações mais expressivas desse período.

Figura 6 – Variação, em pontos, do Ibovespa no período de jan. de 2010 a dez. de 2015



Fonte: Dados BM&FBovespa. Autoria própria, 2016.

Paralelamente, utiliza-se a Tabela 3 para fornecer base de dados concretas da economia brasileira e global, permitindo assim maior efetividade na avaliação do panorama econômico que se vislumbrava em cada período.

Tabela 3 - Indicadores Econômicos brasileiros e principais economias

País	Ano	2010	2011	2012	2013	2014	2015
	Indicador						
Brasil	IPCA (%)	5,91	6,5	5,84	5,91	6,41	10,67
	SELIC (%)	10,75	11	7,14	9,9	11,15	14,15
	Crescimento PIB (%)	7,5	2,7	1	2,7	0,1	-2,5
	Desemprego (%)	5,3	4,7	4,6	4,3	4,3	6,9
	Dólar Comercial Compra (R\$)	1,694	1,835	2,079	2,345	2,636	3,865
	IPO's Bovespa	11	11	3	11	1	1
	Concentração - 80 Maiores (%)*	92,67	89,09	85,65	87,94	90,24	92,47
EUA	Crescimento PIB	2,5	1,6	2,3	2,2	2,4	-
	Desemprego	9,7	9	8,2	7,4	6,2	-
China	Crescimento PIB	10,6	9,5	7,8	7,7	7,3	-
	Desemprego	4,2	4,3	4,5	4,6	4,7	-
Alemanha	Crescimento PIB	4,1	3,7	0,4	0,3	1,6	-
	Desemprego	7,1	5,9	5,4	5,3	5	-
Reino Unido	Crescimento PIB	1,5	2	1,2	2,2	2,9	-
	Desemprego	7,9	7,8	8	7,5	6,3	-
França	Crescimento PIB	2	2,1	0,2	0,7	0,2	-
	Desemprego	9,3	9,2	9,9	10,4	9,9	-
Itália	Crescimento PIB	1,7	0,6	-2,8	-1,7	-0,4	-
	Desemprego	8,4	8,4	10,7	12,2	12,5	-
Grécia	Crescimento PIB	-5,5	-9,1	-7,3	-3,2	0,7	-
	Desemprego	12,5	17,7	24,2	27,2	26,3	-

Fonte: Dados BM&FBovespa; World Bank e ADVFN. Autoria própria, 2016.

\* Concentração do Ibovespa nas 80 Maiores Empresas do mercado, em %.

Percebe-se que o Ibovespa perdeu de seu ápice de aproximadamente 73.000 pontos, em novembro de 2010, ao seu pior resultado de pouco mais de 43.000, em dezembro de 2015, ou seja, uma perda de aproximadamente 40% de seu valor do início do período de análise.

A queda de valor, em si, poderia ser justificada pela leitura dos dados macroeconômicos ligados à economia brasileira, já que o país saiu de uma situação com relativa estabilidade em 2010 apresentando bons indicadores econômicos, conforme Tabela 3,



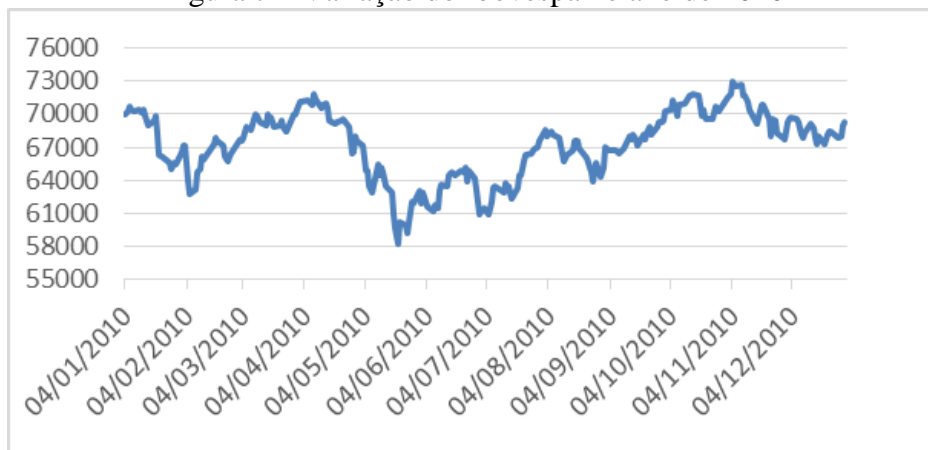
sofrendo de forma mais branda os efeitos da crise de 2008, para uma situação de maior instabilidade e deterioração dos índices econômicos em 2014, onde os dados apresentados pela economia passaram a ser amplamente questionados. Seria lógico esperar que tal mudança de cenário se refletisse na desvalorização da bolsa de valores nacional nos períodos próximos aos fatos, porém, conforme observado no gráfico, não houve uma simples perda de valor por parte do mercado nacional, mas sim uma grande variação ao longo de todo período.

A avaliação é de que apesar de indicadores racionais conduzirem as expectativas e tendências de preços do mercado de capitais no longo prazo há grande volatilidade no médio e curto prazo que podem ser geradas por fundamentos comportamentais, ou seja, os agentes do mercado podem reagir de forma mais rápida aos indicadores comportamentais elevando ou diminuindo o preço de ativos financeiros com base em impressões e experiências, nem sempre justificadas por dados e avaliações técnicas.

Se a análise for ampliada em alguns períodos específicos, como nos anos eleitorais, do Brasil, de 2010 e 2014, pode-se obter dados que viabilizam a avaliação de que não apenas fatores de uma única vertente ideológica, seja ela racional ou comportamental, direcionam as decisões de investimento dos agentes do mercado.

Na Figura 7, da variação do Ibovespa no ano de 2010, pode-se notar forte variação ao longo do ano, porém essa variação pode estar atrelada, em partes, à grande instabilidade do mercado externo no período. Pode-se inferir dos indicadores macroeconômicos Americanos e Europeus, Tabela 3, que em 2010 o mundo ainda se recuperava da crise de 2008, gerando incertezas nos mercados externos. Já os dados da economia nacional, mesmo compreendendo em um ano de eleição, possuíam relativa estabilidade.

Figura 7 – Variação do Ibovespa no ano de 2010



Fonte: Dados BM&FBovespa. Autoria própria, 2016.



Essa estabilidade nacional pode ter contribuído para manter os preços das ações comercializadas no mercado nacional em um patamar elevado durante a maior parte do ano de 2010, beirando o recorde histórico do índice Ibovespa de 73.516,80 pontos, alcançado em maio de 2008 quando o país havia recém obtido o grau de investimento.

Apesar da estabilidade nacional, representada pelos bons indicadores macroeconômicos, ainda houve variação de cerca de 25% entre o mínimo e o máximo do ano, com a maior parte da flutuação do mercado sendo justificada por instabilidades econômicas externas, conforme sinalizado anteriormente. Entre abril e maio de 2010, preocupações de que a crise na Grécia pudesse se aprofundar e atingir outros países justificou a maior parte da retração da Bovespa, deste momento em diante, com a já citada estabilidade nacional e bons indicadores, a bolsa brasileira passa a se recuperar.

Já no ano eleitoral de 2014 houve grande alteração do cenário macroeconômico brasileiro e mundial. Os indicadores da economia global apresentavam sinais de melhoras e recuperação, com a economia americana apresentando sinais de recuperação, porém, houve significativa piora dos indicadores econômicos brasileiros e as instabilidades internas passaram a ter maior protagonismo na instabilidade da bolsa de valores nacional.

Figura 8 – Variação do Ibovespa no ano de 2014



Fonte: Dados BM&FBovespa. Autoria própria, 2016.

Percebe-se na Figura 8 que a variação do Ibovespa do período deu-se em um patamar, de pontos, inferior aquele encontrado no período eleitoral de 2010, com a mínima sendo próxima dos 45.000 pontos e a máxima em torno dos 62.0000.

Nota-se que no início de 2014 a bolsa apresentava tendência de queda e passa a recuperar valor em meados de março, o que pode ser justificado por especulações acerca da corrida eleitoral, onde parte dos agentes do mercado, avaliando pesquisas acerca da campanha, previam dificuldades para a reeleição do partido governista.



A piora dos indicadores macroeconômicos permeavam desconfiança em parte dos analistas e investidores, que imputavam essa piora também à ações do governo.

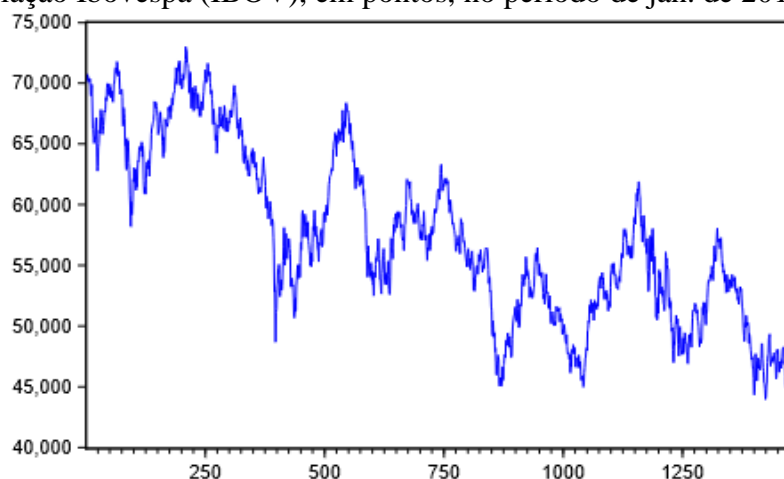
No ano de 2014 a diferença entre o preço mínimo e preço máximo foi de quase o dobro daquela apresentada em 2010, chegando a uma valorização de aproximadamente 37% de variação do pico negativo até o pico positivo. Esta maior diferença entre os patamares do Ibovespa denota a instabilidade do mercado o que pode se tornar prejudicial às empresas e ao país, pois tende a dificultar o planejamento de médio e longo prazo, comprometendo a viabilidade de captar recursos através do lançamento de ações no mercado de capitais, este sendo também outro indicador (IPO's Bovespa) da piora econômica do país.

Em 2010, já com queda no número de lançamentos de ações no mercado nacional, devido à crise externa, houve abertura de capitais com lançamento de ações de 11 empresas. Já em 2014 apenas uma empresa abriu capital no mercado brasileiro, ocorrendo também uma maior concentração da Bovespa, ficando assim suscetível à maiores instabilidades e vinculando o desempenho de todo mercado ao de poucas empresas de maior porte.

#### **4.1 Análise e modelagem via família ARCH**

Por meio da utilização da modelagem definida pela família ARCH, busca-se uma correta leitura e compreensão da volatilidade encontrada na série de observações do fechamento do Ibovespa (IBOV) no período de janeiro de 2010 à dezembro de 2015. Na Figura 9, tem-se a variação do IBOV no período descrito, segundo apresentação do software Eviews, no qual cada dia de fechamento do IBOV será tratado como uma observação iniciando com a observação 1 representando o dia 04/01/2010 e finalizando com a observação 1486 do dia 30/12/2015.

Figura 9 – Variação Ibovespa (IBOV), em pontos, no período de jan. de 2010 a dez. de 2015



Fonte: Dados BM&FBovespa. Autoria própria, 2016.

Nota-se a volatilidade presente em toda a série de observações, com variações bruscas entre alta e baixa do índice durante todo o período.

Para que seja viável compreender se houve estacionariedade na série de pontos do IBOV, foi realizado um teste de raízes unitárias denominado *Augmented Dickey Fuller* (ADF), sendo este teste uma regressão que permite identificar se os preços têm tendência de reversão à média. Na tabela 4 pode-se verificar que os resultados do teste ADF demonstram que a série de preços não é estacionária apresentando raiz unitária, nos testes com e sem tendência, assim aceita-se a hipótese nula de presença de raiz unitária para os níveis de significância de 1%, 5% e 10%, uma vez que, as estatísticas do teste são inferiores que os valores críticos. Sendo repetidos os testes em primeira diferença, foi possível encontrar um valor acima dos valores críticos, conforme necessário.

Tabela 4 – Teste de estacionariedade para a série de observações do IBOV

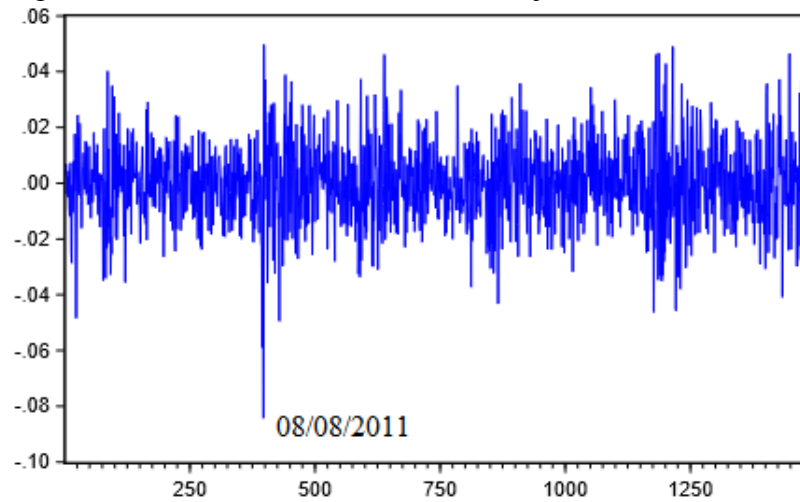
<b>Sem Tendência</b>				
<b>Variável</b>	<b>Teste ADF</b>	<b>Valor crítico (1%)</b>	<b>Valor crítico (5%)</b>	<b>Valor crítico (10%)</b>
IBOV	-1,117539	-2,566520	-1,941037	-1,616556
$\Delta$ IBOV	-38,45397	-2,566520	-1,941037	-1,616556
<b>Com Tendência</b>				
<b>Variável</b>	<b>Teste ADF</b>	<b>Valor crítico (1%)</b>	<b>Valor crítico (5%)</b>	<b>Valor crítico (10%)</b>
IBOV	-2,061543	-3,434546	-2,863280	-2,567745
$\Delta$ IBOV	-38,46082	-3,434549	-2,863282	-2,567746

Fonte – Resultados da pesquisa. Autoria própria, 2016.  $\Delta$  = primeira diferença.

Dando continuidade aos testes necessários, deve-se transformar a série de observações de pontos para retornos do IBOV, realizando a logaritmização da série através da equação  $\text{Retorno} = \text{Log}(\text{IBOV}) - \text{Log}(\text{IBOV}(-1))$ . Este procedimento deve ser executado para facilitar a comparação entre séries e períodos diferentes. A Figura 10 permite a visualização da concentração do IBOV em torno da média, porém constata-se também grande alternância, com períodos e observações apresentando elevado desvio em relação à média.



Figura 10 – Série de Retornos do IBOV (jan. 2010 à dez. 2015)



Fonte – Resultados da pesquisa. Autoria própria, 2016.

Apesar da grande concentração em relação à média, há presença de desvios que evidenciam períodos de grande volatilidade, como evidenciado na observação de número 397, de oito de agosto de 2011, após a onda de desconfiança gerada no mercado devido à perda pelos EUA do grau AAA pela agência avaliadora de riscos *Standard & Poor's* (S&P).

Em seguida foi realizado o teste ADF sobre a série de retornos, o que resultou nos dados da Tabela 5 e na rejeição da hipótese nula de presença de raiz unitária em todos os níveis de significância. Devido a isso pode-se afirmar que a série de retornos IBOV apresenta tendência de reversão à média, conforme a Figura 10 já sinalizava.

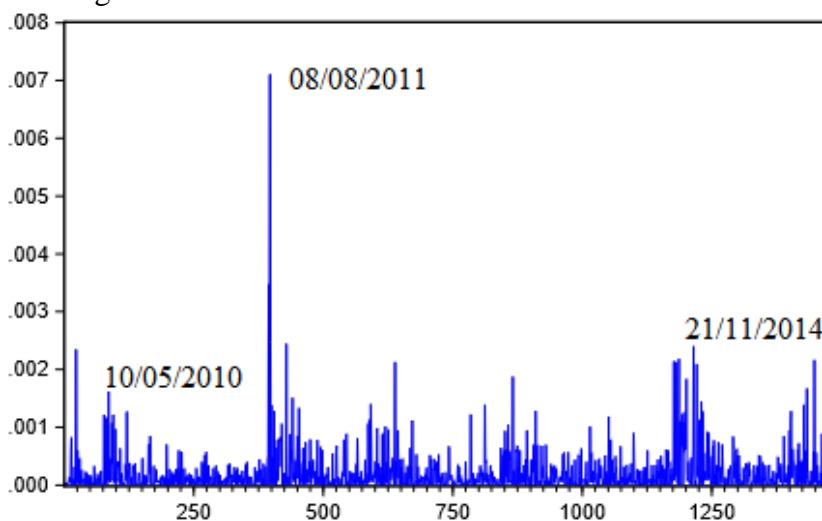
Tabela 5 – Teste de estacionariedade para a série de observações do Retorno IBOV

Variável	Teste ADF	Valor crítico (1%)	Valor crítico (5%)	Valor crítico (10%)
Retorno	-38.62091	-3.434549	-2.863282	-2.567746

Fonte – Resultados da pesquisa. Autoria própria, 2016.

Outro fator importante na avaliação e caracterização da volatilidade do IBOV é a identificação de seu retorno em excesso ( $R^2$ ), que pode também ser denominado de volatilidade instantânea, onde pode-se identificar conglomerados de volatilidade. Tal característica da série é denominada persistência, e é possível verificar que os choques de volatilidade ocorrem, principalmente em períodos que antecedem as quedas do mercado sendo precedidos por oscilações oriundas de momentos de crise.

Figura 11 – Volatilidade instantânea dos retornos IBOV



Fonte – Resultados da pesquisa. Autoria própria, 2016.

Os períodos eleitorais, de 2010 e 2014, e a perda do grau de investimento AAA pelos EUA, em 2011, são exemplos de momento onde a volatilidade instantânea sofre grande variação e o mercado de ações passa por maior instabilidade, representando maior risco e incerteza aos investidores.

Buscou-se em seguida avaliar o comportamento da série de retorno em relação à normalidade, para tanto foi realizado o teste de normalidade Jarque-Bera, que apresentou um valor de 112.2892 e um p-valor de 0.0000, indicando que a hipótese nula de normalidade foi rejeitada. Fato este que é corroborado também pelas estatísticas de curtose e assimetria, que foram fortemente significativas, superando os valores de referência propostos de ser  $>3$  para a curtose e  $\neq 0$  para a assimetria. Conforme demonstrado na tabela 6.

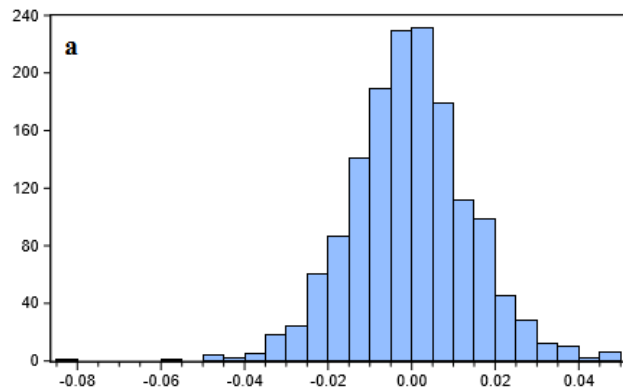
Tabela 6 – Estatísticas de distribuição da série de retorno IBOV

<b>Medidas</b>	<b>IBOV</b>
Média	-0.000323
Mediana	-0.000506
Valor Máximo	0.049752
Valor Mínimo	-0.084306
Desvio padrão	0.014279
Assimetria	-0.067781
Curtose	4.340298
Jarque-Bera	112.2892
p-valor Jarque-Bera	0.0000
N.Observações	1.486

Fonte – Resultados da pesquisa. Autoria própria, 2016.

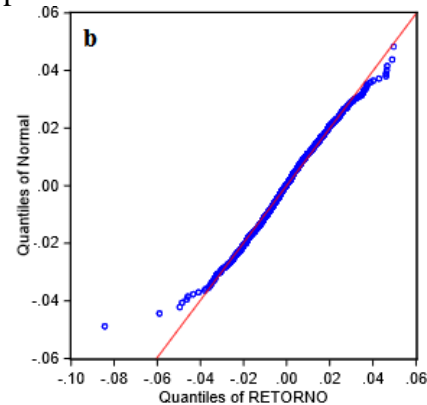
Pelos valores encontrados para assimetria e curtose, infere-se que haja desvio de normalidade na série IBOV, o que pode ser melhor confirmado a partir das imagens 12a e 12b, que seguem:

Figuras 12 - Distribuição normal dos retornos e *Quantile-Quantile (Q-Q) plot* das distribuições empíricas



12a - Distribuição normal

Fonte – Resultados da pesquisa. Autoria própria, 2016.



12b - Distribuição *Q-Q plot*

Nota-se, da figura 12a, que muitas observações se encontram fora da área prevista pela distribuição normal teórica, já que em geral as distribuições empíricas apresentam valores mais estreitos, altos e com maior número de observações nas extremidades. Segundo Corrêa e Santos (2006) estas são características de uma distribuição leptocúrtica, já que possuem mais densidade nas extremidades, sinalizando que a probabilidade de eventos extremos é maior do que aquela esperada em uma função de densidade padrão.

Estas características ficam ainda mais evidentes na imagem 12b, onde na teoria os pontos deveriam orbitar aleatoriamente a linha reta, fato não observado empiricamente. Corrêa e Santos (2006) afirmam que os desvios positivos dos pontos superiores, acentuam os maiores quartis da distribuição, indicando a existência de valores extremos tanto negativos quanto positivos.

Tabela 7 - Estimativas de autocorrelação e autocorrelação parcial para os retornos e quadrados dos retornos do índice Ibovespa

Índice	Defasagem	Retorno	P-valor	Quadrado do retorno	P-valor
Ibovespa	a2(p2)	-0,001(-0,001)	0,991	0,187(0,179)	0,000
	a4(p4)	-0,008(-0,009)	0,573	0,067(0,014)	0,000
	a6(p6)	-0,041(-0,043)	0,492	0,066(0,024)	0,000
	a8(p8)	-0,012(-0,012)	0,602	0,080(0,039)	0,000
	a10(p10)	-0,000(-0,003)	0,779	0,084(0,042)	0,000
	a12(p12)	0,011(0,009)	0,872	0,053(0,006)	0,000

Fonte – Resultados da pesquisa. Autoria própria, 2016.



Na Tabela 7 encontram-se os valores estatísticos de autocorrelação e autocorrelação parcial do retorno, assim como dos quadrados dos retornos. Verifica-se o comportamento esperado para a média condicional dos retornos do índice Ibovespa. Sendo assim espera-se, de acordo com os P-valores da série de retorno quadrático, que as características assemelhem-se a um “passeio aleatório”, sendo que a série de retorno apresenta característica de “ruído branco”.

Em seguida foi realizado a modelagem da série, utilizando um método de modelo Auto-regressivo e, ou de média móveis. Os resultados dos modelos utilizados estão expostos na Tabela 8, sendo que optou-se pela utilização do modelo ARMA ( $(p, q)$ ), pois este apresentou probabilidade menor que 5%, assim como menores valores dos critérios *Akaike Information Criterion* (AIC) e *Schwartz Bayesian Criterion* (SBC), conforme sinalizado abaixo:

Tabela 8 - Modelagem da média dos retornos do Ibovespa, conforme estimação de modelos ARMA (p, q)

Modelo	Situação*	AIC	SBC
<b>ARMA (1,1) Defasagens AR(1) MA(1)</b>	Incompleto	-5,658686	-5,651540
<b>ARMA (1,1) Defasagens AR(2) MA(2)</b>	Incompleto	-5,656394	-5,649244
<b>ARMA (1,1) Defasagens AR(6) MA(6)</b>	Incompleto	<b>-5,663379</b>	<b>-5,656213</b>

Nota: \*Como estes modelos AR e MA não contemplam todas as defasagens, eles são definidos por incompletos.

Fonte – Resultados da pesquisa. Autoria própria, 2016.

Tendo obtido a modelagem da média dos retornos, tornou-se viável obter as funções de autocorrelação e autocorrelação parcial dos resíduos. Desta forma na Tabela 9 são apresentados os P-valores destas autocorrelações, assim como os quadrados dos resíduos, já que estes representam um dos recursos teóricos que darão suporte à análise da volatilidade em séries temporais.

Tabela 9 – Estimativas de autocorrelação e autocorrelação parcial para os resíduos e quadrado dos resíduos do modelo selecionado para o Ibovespa

Índice	Defasagem	Retorno	P-valor	Quadrado do retorno	P-valor
Ibovespa	a2(p2)	-0,001(-0,001)		0,197(0,189)	
	a4(p4)	-0,009(-0,010)	0,232	0,057(0,002)	0,000
	a6(p6)	-0,018(-0,020)	0,492	0,069(0,033)	0,000
	a8(p8)	-0,013(-0,014)	0,591	0,083(0,041)	0,000
	a10(p10)	-0,001(-0,004)	0,794	0,086(0,044)	0,000
	a12(p12)	0,031(0,031)	0,795	0,051(0,003)	0,000

Fonte – Resultados da pesquisa. Autoria própria, 2016.

Uma vez que os valores encontrados são superiores à 5%, isto sinaliza resultados altamente significativos, rejeitando desta forma a hipótese nula de não correlação entre os quadrados dos resíduos. O que confirma a eficiência dos modelos escolhidos para estimar a correlação residual ainda persistente nos retornos.

Recomenda-se a utilização de um teste formal para confirmar a conclusão de hipótese de heterocedasticidade condicional. Engle (1982) propôs que fosse utilizado o teste ARCH-LM da Tabela 10, para detectar o efeito ARCH.

Tabela 10 – Resultados do teste LM para o retorno do Ibovespa

Índice	Defasagem	Estatística F	P-valor	n.R <sup>2</sup>	P-valor
Ibovespa	2	34,60455	0,000	66,23979	0,000
	4	22,76734	0,000	86,04826	0,000
	6	16,71180	0,000	94,29972	0,000
	8	13,00927	0,000	97,75600	0,000
	10	11,08606	0,000	103,8041	0,000
	12	9,244353	0,000	103,9902	0,000

Fonte – Resultados da pesquisa. Autoria própria, 2016.

Os resultados do teste ARCH-LM da Tabela 10 demonstram a existência de volatilidade na variância dos retornos, confirmando a ocorrência de heterocedasticidade condicional para todas as defasagens de resíduos, sendo assim viável estimar modelos de volatilidade e assimetria.

Uma vez que os resultados apurados para as defasagens do quadrado dos resíduos foram significativos em nível de 1% de significância, confirmando a estacionaridade da série, passou-se a utilizar os modelos que fazem parte da família ARCH para fazer o estudo da dinâmica da volatilidade do retorno do Ibovespa.

Foram realizadas estimações dos modelos GARCH, visando expressar de maneira mais parcimoniosa tendências temporais da variância condicional, e então optou-se pela utilização do modelo TARCH, para que fosse possível captar o efeito alavancagem, no qual choques positivos e negativos no mercado geram impactos diferenciados sobre a volatilidade.

Tabela 11 – Síntese dos modelos testados

Índice	Modelos	Critério AIC	Critério SBC
Ibovespa	GARCH (1,1)	-5,727860	-5,709945
	EGARCH(1,1)	-5,716397	-5,698482
	<b>TARCH (1,1)</b>	<b>-5,756847</b>	<b>-5,735350</b>

Fonte – Resultados da pesquisa. Autoria própria, 2016.

Comparando os valores de AIC e SBC gerados em cada modelo, assim como o teste de resíduos Q(12), com as respectivas probabilidades, montou-se a Tabela 11. Dos modelos

testados optou-se pela utilização do TARCh, sinalizado em negrito, pois este foi o que apresentou o menor valor de AIC e SBC, sendo este o critério desejado para que se obtenha o melhor ajustamento do modelo. A volatilidade do modelo TARCh(1,1) é explicada por:

$$\sigma_t^2 = 5,45 \times 10^{-6} - 0,022184 \varepsilon_{t-1}^2 + 0,935576 \sigma_{t-1}^2 + 0,117661 d_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2$$

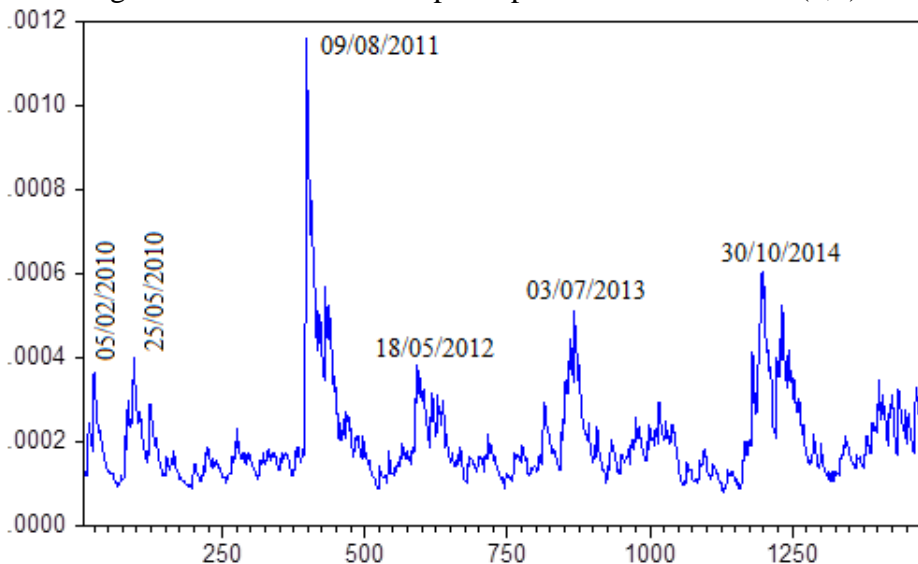
(0,000)                      (0,0370)                      (0,000)                      (0,000)

Uma vez que  $\gamma$  é diferente de zero (valor igual a 0,117661), é possível constatar que os impactos resultantes de choques positivos e negativos foram diferenciados na volatilidade. E como  $\gamma > 0$  pode-se afirmar também, que há presença de alavancagem no modelo, com maior impacto de choques negativos sobre a volatilidade do que de choques positivos.

Também é possível verificar com o  $\beta$  igual a 0,93557 ( $\beta < 1$ ), que não deve haver persistência duradoura da volatilidade na série, significando que choques tendem a ter efeitos rápidos sobre o retorno diário do Ibovespa.

Essa característica, de choques não duradouros, também pode ser observada através da análise da Figura 13, onde é possível notar que choques de volatilidade tem efeito geralmente específico, não perdurando por longo período de tempo.

Figura 13 – Volatilidade captada pelo Modelo TARCh (1,1)



Fonte – Resultados da pesquisa. Autoria própria, 2016.

Da figura podem-se perceber choques de volatilidade que não se demonstram persistentes, retornando a valores considerados dentro do padrão em curto espaço de tempo. Outra característica possível de se averiguar é que estes choques, assim como previsto no modelo, estão relacionados principalmente com notícias negativas ao mercado. Sendo que nos



picos de fevereiro e maio de 2010, algumas das preocupações principais, dos noticiários econômicos, eram os índices de desemprego no mercado americano, já em 2011 houve grande instabilidade devido ao rebaixamento da nota de crédito americana.

Os picos de volatilidade de 2013 e 2014, teve, provavelmente, maior explicação nos dados econômicos nacionais, que estavam com tendência de piora, despertando desconfiança entre os investidores, sendo que 2014 foi um dos poucos picos de volatilidade derivados de alta do mercado, principalmente justificada pela alta na taxa Selic anunciada.

## **5 CONSIDERAÇÕES FINAIS**

A observação da economia contemporânea emite sinais de que o protagonismo do setor financeiro tende a se consolidar na realidade global. A ampliação das tecnologias de comunicação, a maior liberdade de circulação de capitais, a maior divulgação de informações e tantos outros fatores são bases sobre as quais pode-se estimar um mundo a cada momento mais globalizado e financeirizado.

Imprescindível, como tem se mostrado, ao desenvolvimento dos países o mercado financeiro e bolsas de valores não devem ser marginalizadas, a melhor situação é que esta vantajosa ferramenta de alocação de recursos seja compreendida, da melhor forma possível, e popularizada. Quanto maior for a participação social no crescimento e fiscalização dos setores financeiros, mais provável é que este crescimento beneficie a toda a sociedade e não apenas um pequeno grupo.

Neste panorama, buscou-se com este trabalho a compreensão do mercado de ações brasileiro em uma ótica ampla, onde fosse possível discutir as principais teorias abordadas na atualidade. Pode-se verificar que não há completa exclusão entre a racionalidade e as finanças comportamentais e que dentro da economia contemporânea, ambas as teorias podem ser utilizadas para explicar aspectos específicos da variação e formação dos preços, esta abordagem de complementação destas teorias, e não de exclusão, pode vir a ser útil para a melhor compreensão dos mercados financeiros e corretas formas de estimulá-los.

A utilização do modelo econométrico relacionado a modelos que incluem a Heterocedasticidade Condicional Auto-Regressiva (modelos ARCH), possibilitou a padronização da discussão e demonstrar através de um modelo teórico que a volatilidade provavelmente responde não apenas à variáveis racionais, mas também à condicionantes comportamentais, na formação dos preços dos ativos financeiros.

A modelagem da volatilidade através do modelo TARARCH (1,1) escolhido, viabilizou que se identificassem os momentos de maior instabilidade e volatilidade do mercado no período de análise, e através da comparação desses momentos de picos com dados macroeconômicos mundiais pode-se inferir algumas das possíveis causas destas instabilidades, chegando-se a conclusão que houveram momentos em que as prováveis causas da volatilidade do mercado estavam relacionadas à condicionantes comportamentais dos agentes.

## REFERÊNCIAS

BOLLERSLEV, T. **Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity**. Journal of Econometrics, Vol. 31, pp. 307-327, 1986. Disponível em:

<[http://www.unc.edu/~jbhill/Bollerslev\\_GARCH\\_1986.pdf](http://www.unc.edu/~jbhill/Bollerslev_GARCH_1986.pdf)>. Acesso em: 13 dez. 2015.

BOLLERSLEV, T. **Glossary to ARCH (GARCH)**. Research paper, School of Economics and Manangement, University of Aarhus, 2008. Disponível em:

<<http://ssrn.com/abstract=1263250>>. Acesso em: 10 jan. 2016.

CORRÊA, A. de C.; SANTOS, C. M. M. Modelagem da volatilidade do Ibovespa. **Revista Movendo Idéias**, Belém, v. 11, n. 2, p. 37-46, dez. 2006.

ENGLE, R. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of UK Inflation. **Econometrica**, Vol. 50, pp. 987-1007, 1982. Disponível em:

<[www.econ.uiuc.edu/~econ508/Papers/engle82.pdf](http://www.econ.uiuc.edu/~econ508/Papers/engle82.pdf)>. Acesso em: 13 dez. 2015.

FAMA, E. F. Efficient Capital Markets: II, **The Journal of Finance**, USA, v. 46, n. 5, p. 1575-1617, dez. 1991.

FARHI, M. Dinâmica dos ataques especulativos e regime cambial. **Economia e Sociedade**, Campinas. Disponível em: <[www.eco.unicamp.br/docprod/downarq.php?id=529&tp=a](http://www.eco.unicamp.br/docprod/downarq.php?id=529&tp=a)>.

Acesso em: 13 dez. 2015.

FORTI, C. A. B.; PEIXOTO, F. M.; SANTIAGO, W. de P. Hipótese da eficiência de mercado: um estudo exploratório no mercado de capitais brasileiro. **Revista Gestão e Regionalidade**, São Caetano do Sul, v. 25, n. 75, p. 45-56, set./dez., 2009. Disponível em:

<[http://seer.uscs.edu.br/index.php/revista\\_gestao/article/view/188](http://seer.uscs.edu.br/index.php/revista_gestao/article/view/188)>. Acesso em: 20 jan. 2016.

GABRIEL, F. S.; RIBEIRO, R. B.; RIBEIRO, K. C. de S. Hipóteses de Mercado eficiente: um estudo de eventos a partir da redução do IPI. **Revista de Gestão, Finanças e Contabilidade**, Salvador, v. 3, n. 1, p. 36-52 jan. /abr., 2013. Disponível em:

<<http://www.revistas.uneb.br/index.php/financ/article/view/95>>. Acesso em: 20 jan. 2016.

KAHNEMAN, D.; TVERSKY, A. **Prospect theory: an analysis of decision under risk**, *Econometrica*, v. 47, p. 263–291. 1979



- MELO, C. L. L. **Finanças Comportamentais:** Um estudo da influência da faixa etária, gênero e ocupação na aversão à perda. 2008. 133 f. Dissertação (Mestrado) – UNB, UFPB, UFP e UFRN, Natal. 2008. Disponível em:  
<<http://www.revistas.usp.br/rco/article/view/34756>>. Acesso em: 4 abr. 2014
- MIRANDA, M. C. Crises Cambiais e ataques especulativos no Brasil. **Economia Aplicada**, Ribeirão Preto, v. 10, n. 2, abr./jun. 2006.
- MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de séries temporais.** 2 ed. São Paulo: Edgard Blücher, 2006.
- NELSON, D. B. Conditional heteroscedasticity in asset returns: a new approach. **Econometrica**, v. 59, n. 9, p. 347-370, 1991. Disponível em:  
<[www.samsi.info/sites/default/files/Nelson\\_1991.pdf](http://www.samsi.info/sites/default/files/Nelson_1991.pdf)>. Acesso em: 13 dez. 2015.
- OLIVEIRA, C. S.; ANDRADE, M. G. Abordagem Bayesiana para modelos estocásticos com heterocedasticidade para os retornos IBovespa. In: SIMPÓSIO NACIONAL DE PROBABILIDADE E ESTATÍSTICA, 19, 2010, São Pedro, **Artigo**. Disponível em:  
<<http://www.ime.unicamp.br/sinape/19sinape/node/856>>. Acesso em: 13 dez. 2015.
- PASSOS, J. C.; PEREIRA, V. S.; MARTINS, V. F. Contextualizando a Pesquisa em Finanças Comportamentais: uma análise das principais publicações nacionais e internacionais que abrange o período de 1997 a 2010. **Revista de Auditoria Governança e Contabilidade – RAGC**, Minas Gerais, v. 1, n. 1, p. 38-60, 2012. Disponível em:  
<[www.fucamp.edu.br/editora/index.php/ragc/article/download/279/239](http://www.fucamp.edu.br/editora/index.php/ragc/article/download/279/239)>. Acesso em: 19 out. 2014.
- PRESSINOTT, Fernanda. Vício em Segurança. **Revista Isto É- Dinheiro**, N. 750, p. 83-84, fev.2012.
- SANTOS, M. S. **Os investidores brasileiros no âmbito das finanças comportamentais.** 2013. 25 f. Monografia (Graduação) – UFPI, Teresina. Disponível em:  
<[http://www.cvm.gov.br/port/Public/publ/XIconc\\_monografias/Vencedor-Tema-1-Maxwel-Soares-Santos-XI-Concurso-de-Monografia-CVM-BMFBOVESPA.doc](http://www.cvm.gov.br/port/Public/publ/XIconc_monografias/Vencedor-Tema-1-Maxwel-Soares-Santos-XI-Concurso-de-Monografia-CVM-BMFBOVESPA.doc)>. Acesso em: 19 out. 2014
- SENHORAS, M. E. **Participação do Investidor Individual:** A Democratização para o Desenvolvimento do Mercado de Capitais e da Nação. 2003. 17 f. Monografia (Graduação) – Unicamp, Campinas. Disponível em:  
<<http://www.cvm.gov.br/port/Public/publ/monografia3/monografia1.zip>>. Acesso em: 19 out. 2014
- SHILLER, R. J. Do Stock prices move too much to be justified by subsequent changes in dividends. **American Economic Review**, v. 71, n. 3, p. 421-436, jun. 1981. Disponível em:  
<<https://www.aeaweb.org/aer/top20/71.3.421-436.pdf>>. Acesso em: 20 jan. 2016.
- SHILLER, R. J. **Irrational Exuberance.** New Jersey: Princeton University Press, 2000. 296 p.





## VI SEMANA DO ECONOMISTA & VI ENCONTRO DE EGRESSOS

*O que esperar da economia brasileira?*



SILVA FILHO, D. M. DA. **Finanças Comportamentais**: O comportamento do agente decisório nos cenários de ganhos, perdas, riscos e incertezas. 2011. 107f. Monografia (Mestrado) – UNESP, Araraquara. Disponível em: <[http://portal.fclar.unesp.br/poseco/dissertacoes/Darlan\\_Maciel\\_Silva.pdf](http://portal.fclar.unesp.br/poseco/dissertacoes/Darlan_Maciel_Silva.pdf)>. Acesso em: 19 out. 2014

YOSHINAGA, C. E. et. al. Finanças Comportamentais: uma introdução. **Revista Gestão USP**, São Paulo, v. 15, n. 3, p. 25-35, jun./set. 2008. Disponível em: <[www.revistas.usp.br/rege/article/view/36644](http://www.revistas.usp.br/rege/article/view/36644) >. Acesso em: 19 out. 2014.