



Vinicius Mothé Maia

**Ensaaios sobre a Volatilidade Cambial:
indicador antecedente, *forecasting* e
efeito manada**

Tese de Doutorado

Tese apresentada ao Programa de Pós-graduação em Administração de Empresas da PUC-Rio como requisito parcial para obtenção do grau de Doutor em Administração de Empresas.

Orientador: Prof. Antonio Carlos Figueiredo Pinto

Rio de Janeiro

Março 2018



Vinicius Mothe Maia

**Ensaio sobre a Volatilidade Cambial:
indicador antecedente, *forecasting* e efeito
manada**

Tese apresentada como requisito parcial para
obtenção do grau de Doutor pelo Programa de Pós-
graduação em Administração de Empresas da PUC-
Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo
assinada.

Prof. Antonio Carlos Figueiredo Pinto

Orientador

Departamento de Administração – PUC-Rio

Prof. Marcelo Cabus Klotzle

Departamento de Administração – PUC-Rio

Prof. Luiz Felipe Jacques da Motta

Pesquisador Autônomo

Prof. Marco Antonio Cunha de Oliveira

UFRJ

Prof. Ricardo Bordeaux Rego

UFF

Prof. Augusto Cesar Pinheiro da Silva

Coordenador Setorial do Centro
de Ciências Sociais – PUC-Rio

Rio de Janeiro, 7 de março de 2018

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem a autorização da universidade, do autor e do orientador.

Vinicius Mothé Maia

Graduado em Administração de Empresa pela Universidade Federal do Rio de Janeiro (2010) e Mestre em Administração de Empresa pela Escola de Negócio da PUC-Rio (2012).

Ficha Catalográfica

Maia, Vinicius Mothé

Ensaio sobre a volatilidade cambial : indicador antecedente, *forecasting* e efeito manada / Vinicius Mothé Maia ; orientador: Antonio Carlos Figueiredo Pinto. – 2018.

90 f. ; 30 cm

Tese (doutorado)–Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Administração, 2018.

Inclui bibliografia

1. Administração – Teses. 2. Índice de volatilidade. 3. FXvol. 4. MRS-GARCH. 5. Mercado cambial. 6. Efeito manada. I. Pinto, Antonio Carlos Figueiredo. II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Administração. III. Título.

CDD: 658

As minhas avós,
por todo o carinho e dedicação que recebi.

Agradecimentos

Ao meu orientador Professor Antonio Carlos Figueiredo Pinto pelo estímulo, dedicação e apoio na realização deste trabalho.

Ao CNPq, a CAPES e à PUC-Rio, pelos auxílios concedidos, sem os quais este trabalho não poderia ter sido realizado.

A minha esposa e filho pelo apoio, inspiração e paciência.

Ao meu amigo e colega de doutorado André Leite por toda ajuda e paciência.

Resumo

Maia, Vinicius Mothé; Pinto, Antonio Carlos Figueiredo. **Ensaio sobre a Volatilidade Cambial: indicador antecedente, *forecasting* e efeito manada**. Rio de Janeiro, 2018. 90p. Tese de Doutorado – Departamento de Administração, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

A presente tese é composta por três pesquisas. A primeira pesquisa buscou averiguar o relacionamento entre o FXvol e os retornos futuros da taxa cambial e do índice de mercado de ações, dado que o índice de volatilidade FXvol é visto como um termômetro da incerteza do investidor um período a frente. Investiga-se então a relação contemporânea entre o FXvol, a Ptax e o Ibovespa, bem como a capacidade do FXvol de captar a possível relação entre o nível de incerteza presente no mercado e as variações relativas futuras da taxa de câmbio e do índice de ações. A segunda pesquisa comparou os modelos GARCH tradicionais e o modelo GARCH com troca de regimes no que tange seu poder de previsão da volatilidade cambial. Buscou-se comparar o desempenho de cada um dos modelos em uma situação real de utilização, no caso, no cálculo do Valor em Risco de uma carteira cambial. A terceira pesquisa buscou identificar a existência do efeito manada no mercado brasileiro e compreender a influência do câmbio nesse efeito, devido à importância do mercado cambial para a realidade brasileira. A metodologia compreendeu dois passos, em um primeiro momento buscou-se analisar a média do efeito através de regressões tradicionais e num segundo momento estudar a variação do efeito ao longo do tempo através do método do Filtro de Kalman.

Palavras-chave

Índice de Volatilidade; FXvol; MRS-GARCH; Mercado Cambial; Efeito Manada.

Abstract

Maia, Vinicius Mothé; Pinto, Antonio Carlos Figueiredo (Advisor). **Essay on Currency Volatility: antecedent indicator, forecasting and herd effect.** Rio de Janeiro, 2018. 90p. Tese de Doutorado – Departamento de Administração, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

The present thesis consists of three researches. The first research sought to ascertain the relationship between FXvol and future exchange rate and stock market index returns as the FXvol volatility index is viewed as a thermometer of investor uncertainty for a period ahead. The contemporary relationship between FXvol, Ptax and Ibovespa, as well as the ability of FXvol to capture the possible relationship between the level of uncertainty present in the market and the relative future return of the exchange rate and the stock index. The second research compared the traditional GARCH models and the GARCH model with regime changes regarding its power to predict the exchange rate volatility. We attempted to compare the performance of each of the models in a real situation of use, in this case, in the calculation of the Value at Risk of an exchange portfolio. The third research sought to identify the existence of the herd effect in the Brazilian market and to understand the influence of the exchange rate in this effect, due to the importance of the exchange market for the Brazilian market. The methodology comprised two steps, initially attempting to analyze the mean of the effect through regressions and in a second moment to study the variation of the effect over time through the Kalman Filter method.

Keywords

Volatility Index; FXvol; MRS-GARCH; Foreign Exchange Market; Herd Effect.

Sumário

1. Introdução	10
2. FXvol - Indicador Antecedente da Taxa de Câmbio	12
2.1. Introdução	12
2.2. Referencial Teórico	14
2.2.1. Índice de Volatilidade Cambial Brasileiro	15
2.2.2. Modelo de Giot	17
2.3. Base de Dados e Metodologia	19
2.4. Resultados	21
2.4.1. Relação entre o FXvol e o Ibovespa	25
2.4.2. Relação entre o FXvol e a Taxa de Câmbio	28
2.4.3. FXvol como Indicador Antecedente	30
2.5. Conclusão	33
3. Previsão da Volatilidade Cambial: GARCH com mudança de regime markoviano	35
3.1. Introdução	35
3.2. Referencial Teórico	37
3.2.1. Pesquisas Realizadas	38
3.2.2. Modelos GARCH	40
3.3. Dados e Método	43
3.4. Análise dos Resultados	45
3.5. Conclusão	56
4. Efeito Manada ou Efeito Heterogeneidade? Evidências para o mercado brasileiro	57
4.1. Introdução	57
4.2. Referencial Teórico	59
4.2.1. Efeito Manada	60
4.2.2. Modelos de Mensuração do Efeito Manada	63
4.3. Método e Base de Dados	66
4.4. Resultados	69
4.4.1. Análise dos Dados	69
4.4.2. Regressões e Filtro de Kalman	71
4.4.3. Teste de Robustez	77
4.5. Conclusão	79
5. Conclusões	81
6. Referências bibliográficas	83

VERDADE

*A porta da verdade estava aberta,
mas só deixava passar
meia pessoa de cada vez.*

*Assim não era possível atingir toda a verdade,
porque a meia pessoa que entrava
só trazia o perfil de meia verdade.*

*E sua segunda metade
voltava igualmente com meio perfil.
E os dois meios perfis não coincidiam.*

*Arrebentaram a porta. Derrubaram a porta.
Chegaram a um lugar luminoso
onde a verdade esplendia seus fogos.*

*Era dividida em duas metades,
diferentes uma da outra.
Chegou-se a discutir qual a metade mais bela.*

*As duas eram totalmente belas.
Mas carecia optar. Cada um optou conforme
seu capricho, sua ilusão, sua miopia.*

Carlos Drummond de Andrade

1

Introdução

A escolha da volatilidade cambial brasileira como temática central da tese se deu por dois motivos. O primeiro em função de o dólar ser um ativo com papel de destaque na economia brasileira desde antes da estabilização econômica dos anos 90. A moeda americana era empregada como: medida de valor na compra e venda de ativos reais de alto valor (apartamentos, por exemplo), mantenedora do poder de compra frente a hiper inflação, etc.

O dólar continua, ainda hoje, a operar como um ativo considerado seguro e confiável ao quais os investidores recorrem em tempos de crise. Assim como aponta Rossi (2011), a taxa de câmbio ocupa lugar central na economia brasileira em razão da liquidez mundial, alto patamar de juros da economia nacional e estabilidade dada ao capital estrangeiro. Estudar o câmbio mostra-se tarefa de interesse de pesquisadores e de agentes de mercados interessados em compreender um pouco mais sobre esse ativo relevante à economia como um todo.

O segundo motivo dessa escolha advém do interesse pela volatilidade, única variável dos modelos financeiros não observada no mercado. A impossibilidade em observar a volatilidade diretamente no mercado obriga a sua mensuração e posterior emprego na gestão de risco ou apreçamento de opções, por exemplo. Por isso é um tema de interesse contínuo, com trabalhos em diversas linhas de pesquisas.

O estudo da volatilidade cambial então se tornou o foco dessa pesquisa, dividida em três trabalhos. O primeiro estudo é pautado no índice de volatilidade cambial brasileiro, o FXvol, ainda pouco conhecido e pesquisado. O FXvol foi elaborado com base no índice de volatilidade acionário americano, o VIX, que tem como dois de seus trabalhos seminais os estudos de Whaley (2000) e Giot (2005). Esses dois estudos inspiraram e serviram de base para a construção da primeira pesquisa.

O estudo investigou a relação contemporânea entre o FXvol, a Ptax e o Ibovespa, bem como a capacidade do FXvol de captar a possível relação entre o

nível de incerteza presente no mercado e as variações relativas futuras da taxa de câmbio e do índice de ações. Os resultados demonstraram uma boa capacidade do FXvol como indicador antecedente do comportamento não só da taxa de câmbio, ativo com o qual tem relação direta, mas também do índice do mercado acionário, com o qual não possui nenhuma relação direta, mas uma correlação significativa.

O segundo estudo focou na previsão da volatilidade futura e sua utilização na gestão de risco de uma carteira cambial. Empregou-se o modelo GARCH com mudança de regimes markovianos (MRS-GARCH), modelo não empregado no mercado brasileiro. Na primeira parte da pesquisa, foram comparados os desempenhos do modelo MRS-GARCH frente aos modelos GARCH tradicionais considerando diferentes funções de perda. Na segunda parte, as volatilidades previstas para os diferentes horizontes foram empregadas no modelo de Valor em Risco e analisou-se a performance de cada modelo em uma situação de aplicação prática.

Os resultados apontaram para uma superioridade do modelo MRS-GARCH frente aos demais modelos no horizonte de previsão de um dia. Nos demais horizontes, o modelo MRS-GARCH não foi capaz de superar os modelos tradicionais, tendo performance similar ou inferior.

O terceiro estudo buscou compreender a influência do câmbio no efeito manada captado no mercado acionário brasileiro através da utilização de um modelo com parâmetros variáveis ao longo do tempo. Em um primeiro momento procurou-se captar o efeito manada através do método tradicional da regressão, e em um segundo momento aplicado o método do Filtro de Kalman com o intuito de obter coeficientes variáveis ao longo do tempo.

Os resultados apontaram para a inexistência do efeito manada, ao contrário, sugerem a existência de um "Efeito Heterogeneidade" no mercado brasileiro. Esses resultados foram reforçados pelo teste de robustez realizado ao final da pesquisa.

Os três trabalhos apresentados estão expostos nos capítulos 2, 3 e 4, respectivamente, dessa tese. As pesquisas aqui apresentadas sugerem a continuidade do estudo da relação entre o mercado acionário brasileiro e o mercado cambial, principalmente no que se refere às influências de um mercado sobre o outro.

2

FXvol - Indicador Antecedente da Taxa de Câmbio

A forte correlação negativa entre a Taxa de Câmbio Brasil-EUA (Ptax) e o índice do mercado de ações (Ibovespa) tem sido amplamente documentada na literatura acadêmica. O índice de volatilidade cambial (FXvol) representa a incerteza futura dos investidores em relação a taxa de câmbio um mês a frente. Essas duas evidências nos motivam a questionar qual o relacionamento entre o FXvol e os retornos futuros da taxa cambial e do índice do mercado de ações, dado que o índice de volatilidade é visto como um termômetro da incerteza do investidor um período a frente. Investiga-se então a relação contemporânea entre o FXvol, a Ptax e o Ibovespa, bem como a capacidade do FXvol de captar a possível relação entre o nível de incerteza presente no mercado e as variações relativas futuras da taxa de câmbio e do índice de ações. Os resultados encontrados apresentam evidências que o FXvol observado hoje descreve o comportamento da Ptax e do Ibovespa para prazos futuros, atuando dessa forma como indicador antecedente dessas variáveis.

2.1. Introdução

A volatilidade tem recebido especial atenção, com a consolidação da utilização dos derivativos financeiros, por parte dos profissionais que atuam nesse mercado e dos acadêmicos que a estudam.

Esse interesse advém da volatilidade ser uma variável nos modelos de apreçamento de derivativos que não se encontra disponível no mercado. Razão pela qual se impõe a necessidade de mensurá-la.

A busca por uma medida capaz de exprimir as incertezas do mercado, uma métrica segura e confiável, levou a criação dos Índices de Volatilidade por parte das bolsas de valores. A precursora do movimento de implantação desse tipo de índice no mercado financeiro mundial foi a *Chicago Board Options Exchange* (CBOE) com a criação do VIX em 1993.

Em virtude de o VIX medir segundo a segundo a volatilidade implícita do mercado, Whaley (2000) aponta sua ampla utilização como medidor do medo dos investidores (*investor fear gauge* em inglês). O autor embasa sua afirmação ao notar que em situações de estresse as incertezas tendem a aumentar, levando os investidores a aumentar a taxa de desconto nas projeções do valor das ações. Consequentemente ocorre uma queda nos preços do mercado acionário e um aumento da volatilidade captada pelo VIX.

Inspirada pela boa aceitação do VIX e sua ampla utilização, a BM&FBovespa criou em 2007 o Índice de Volatilidade Cambial, FXvol. Sua elaboração foi pautada nos moldes do VIX, seguindo o trabalho de Demeterfi, Derman, Kamal et al. (1999). Objetivou-se com sua concepção, criar um índice confiável e capaz de mensurar as incertezas em relação ao câmbio real/dólar através das opções da moeda americana.

Sendo o FXvol o medidor das incertezas futuras em relação a Ptax (dólar) e, dada a correlação negativa significativa registrada entre esta e o Ibovespa, investiga-se nesse artigo a relação contemporânea entre o FXvol, a Ptax e o Ibovespa, bem como a capacidade do FXvol de captar a possível relação entre o nível de incerteza presente no mercado e as variações relativas futuras da taxa de câmbio e do índice de ações.

A relevância da pesquisa se dá, em primeiro lugar, pela possibilidade de encontrar uma nova fonte de informação para pesquisadores e agentes de mercado. Segundo Xin (2010), cada modelo de cálculo da volatilidade retém informações diferentes dos demais, podendo assim o FXvol agregar uma nova perspectiva da dinâmica de mercado ainda não percebida. Há uma escassez de trabalhos sobre o índice de volatilidade cambial brasileiro, e acredita-se poder colaborar para gerar novas perspectivas sobre esse indicador que venham a ajudar à consolidação do mesmo como uma referência de mercado.

A consolidação FXvol se torna importante, pois Woo, Vicente e Barbedo (2009) apontam a falta de robustez em replicar a volatilidade da taxa de câmbio utilizando-se de instrumentos financeiros presentes atualmente no mercado. Uma consequência direta da ineficiência em se replicar essa volatilidade é a perda de um mecanismo relevante para se realizar, por exemplo, estratégias de *hedge* com o intuito de se proteger das variações cambiais.

Evidências atuais apontam para uma maior preocupação das organizações em se defender dessas variações, do que com fins especulativos, após a crise financeira de 2008 (COUTINHO; SHENG; LORA, 2012; LOPES; SCHIOZER; SHENG, 2013).

Os resultados encontrados descrevem estatisticamente o FXvol, analisam questões de assimetria da variação relativa do índice em relação a retornos positivos e negativos da Ptax e do Ibovespa e apresentam evidências que o FXvol observado hoje, em média, descreve o comportamento da Ptax e do Ibovespa para prazos futuros, atuando dessa forma como indicador antecedente dessas variáveis.

2.2. Referencial Teórico

A mensuração e previsão da volatilidade sempre foi uma preocupação de praticantes e acadêmicos, uma vez que esta não se encontra disponível no mercado para utilização nos modelos de apreçamento de ativos e derivativos.

No que se refere ao mercado brasileiro, Gabe e Portugal (2004) destacam a superioridade dos modelos históricos sobre o modelo implícito, entretanto sugerem que o maior poder de previsão poderia se dar não devido a ineficiência dos métodos implícitos em prever a volatilidade futura, mas sim em uma possível ineficiência do mercado.

Ainda a respeito da dicotomia tratada, Corrado e Miller Jr (2006) procuraram avaliar qual das duas volatilidades explicaria melhor os retornos esperados. A pesquisa possibilitou concluir que a volatilidade implícita e os retornos esperados detinham uma correlação positiva e relevante, enquanto que a volatilidade histórica não alcançou resultados estatisticamente relevantes.

A partir da relação entre a volatilidade implícita e retorno, as pesquisas avançaram sobre o comportamento dos índices de volatilidade, tendo como foco central dos estudos o VIX, precursor desses índices.

Whaley (2000) estudou a relação entre a queda no índice da bolsa de valores e o aumento do VIX. O autor trata que em momento de crise as taxas de desconto são revisadas para cima, acarretando uma redução do valor presente dos fluxos futuros aos acionistas e, por consequência, uma queda acentuada no valor dos ativos.

Chen, Da e Zhao (2013) corroboram o impacto da revisão das taxas de desconto e acrescentam o impacto relevante da reavaliação dos fluxos de caixa futuros das organizações, que costumam ser revisados - reduzidos - em momentos de crise.

Nesse sentido, Giot (2005) examina a relação inversamente proporcional entre o índice de volatilidade e o índice da bolsa. O autor observa que momentos de baixa no mercado acionário são acompanhados por altos índices de volatilidade, porém essa relação se torna mais fraca quando ocorre um aumento no retorno das ações, não sendo estes acompanhados por valores muito baixos nos índices de volatilidade. Essas evidências revelam uma assimetria entre as variáveis estudadas.

Essa relação entre o VIX e o Standard & Poor's 500 é amplamente estudada. Isso porque os índices de volatilidade possibilitam a negociação de derivativos sobre o nível de incerteza futura, permitindo assim o gerenciamento do risco de uma carteira de opções, da mesma maneira que se gerencia o risco de taxa de juros em uma carteira de renda fixa (DARIO, 2007).

Esse gerenciamento pode ser feito através de outros mecanismos do mercado, porém são mais custosos e ineficientes (DARIO, 2007; WOO; VICENTE; BARBEDO, 2009). Nesse sentido, é importante que o FXvol se consolide como uma referência de mercado e assim possibilite uma futura aplicação da sua metodologia ao índice da bolsa brasileira, assim como comentado por Dario (2007).

2.2.1. Índice de Volatilidade Cambial Brasileiro

O Índice de Volatilidade Cambial Brasileiro foi apresentado por Dario (2007). Seu trabalho propõe que o FXvol siga os moldes do VIX, este baseado no estudo de Demeterfi, Derman, Kamal et al. (1999) que propuseram a utilização de um portfólio replicante para o apreçamento de swaps de variância.

O FXvol indica a volatilidade implícita da taxa de câmbio BRL/USD para os próximos 21 dias úteis, utilizando do próximo vencimento das opções caso a data coincida com os 21 dias ou é realizada uma interpolação entre os dois próximos vencimentos (Dario, 2007).

Dario (2007) utiliza da seguinte forma para calcular o valor do swap de variância para o mercado brasileiro.

$$\sigma^2(T) = \frac{2}{T} \left[rT - \left(\frac{S_0}{S^*} e^{rT} - 1 \right) - \log \left(\frac{S^*}{S_0} \right) + e^{rT} \left(\sum_0^{S^*} \frac{\Delta K}{K^2} P(K) + \sum_{S^*}^{S_N} \frac{\Delta K}{K^2} C(K) \right) \right] \quad (1)$$

Onde:

- T - prazo do contrato;
- r - taxa de juros para o prazo T;
- S0 - preço do ativo em t zero;
- S* - parâmetro utilizado para replicar o *payoff* do contrato replicante, funciona como o limiar de escolha entre as opções de compra e venda;
- Sn - último preço de exercício disponível para a opção;
- K - preço de exercício;
- P(K) - preço livre de arbitragem da opção de venda com preço de exercício K;
- C(K) - preço livre de arbitragem da opção de compra com preço de exercício K;

Em seguida é necessário interpolar os valores encontrados para os dois próximos vencimentos, caso o próximo vencimento não coincida com 21 dias úteis. Nesse caso, a fórmula apresentada a seguir é empregada, segundo Dario (2007).

$$FXvol = \sqrt{\left(T \sigma^2(T) \left[\frac{DU_{T1} - DU_{21}}{DU_{T1} - DU_T} \right] + T_1 \sigma^2(T_1) \left[\frac{DU_{21} - DU_T}{DU_{T1} - DU_T} \right] \right) \times \frac{DU_{252}}{DU_{21}}} \quad (2)$$

Apesar de o FXvol ter sido apresentado por Dario (2007) e incorporado aos índices da BM&FBovespa em 2007, o autor reconstruiu a série até outubro de 2005 e evidenciou a correlação moderada entre o FXvol e o dólar *spot* e o índice Ibovespa.

A consolidação do FXvol como um *benchmark* de mercado, e posterior criação de derivativos sobre esse índice, permitiram um controle maior do risco envolvido nas variações da taxa de câmbio por parte dos agentes de mercado. Isso

porque o aumento da volatilidade cambial acarreta diversos efeitos negativos sobre o Brasil, como, por exemplo, a redução do comércio com seus parceiros internacionais, devido ao aumento do risco cambial. Bittencourt, Larson e Thompson (2007) evidenciaram o efeito negativo da volatilidade cambial no comércio brasileiro com os demais países que compõem o Mercosul.

Este efeito é reforçado por Barros (2009), ao verificar que o período de maior troca de mercado entre Brasil e Argentina se deu no momento de maior estabilidade cambial de ambas as moedas.

Pode-se então constatar que um aumento da incerteza sobre o valor futuro a ser recebido (pago) pela venda (compra) de mercadorias, desestimula a economia brasileira.

Poderia se argumentar que os agentes de mercado têm a possibilidade de se proteger dessas variações no mercado de derivativos, entretanto como já foi exposto anteriormente, não é possível replicar de maneira robusta a volatilidade da taxa de câmbio utilizando-se instrumentos financeiros presente no mercado. Perde-se assim um mecanismo importante na proteção contra as variações cambiais.

Além do impacto exposto, variações inesperadas na taxa de câmbio podem gerar choques no mercado acionário, como aponta Grôppo (2006) ao analisar que uma depreciação adversa do real na ordem de 10% geraria uma queda no índice Ibovespa de 11,6%.

A partir dessas questões que a pesquisa foi motivada, do interesse de se compreender a relação contemporânea entre o FXvol, a Ptax e o Ibovespa. Para tanto se tomou por base o estudo de Giot (2005), apresentado a seguir, no qual o autor estudou a relação de dois índices da bolsa e seus respectivos índices de volatilidade.

2.2.2. Modelo de Giot

Em seu trabalho, Giot (2005) buscou evidenciar a existência de uma relação entre os retornos futuros da bolsa de valores e seu índice de volatilidade. O estudo focou em avaliar duas correlações, uma entre o S&P 100 (utilizando-se do índice OEX) e o VIX, e a outra entre o Nasdaq 100 (NDX) e o VXN (seu indexador da volatilidade implícita).

Foram então criadas as seguintes variáveis a serem estudadas:

- $R_{OEX,t} = \ln(OEX_t) - \ln(OEX_{t-1});$
- $R_{NDX,t} = \ln(NDX_t) - \ln(NDX_{t-1});$
- $R_{VIX,t} = \ln(VIX_t) - \ln(VIX_{t-1});$
- $R_{VXN,t} = \ln(VXN_t) - \ln(VXN_{t-1}).$

Onde o retorno (R) do índice, seja da bolsa de valores ou da volatilidade, é a diferença entre os logaritmos neperianos do valor do índice em t e t-1.

Em seguida o autor utiliza-se das seguintes regressões múltiplas para avaliar a existência de relação pertinente:

$$R_{VIX,t} = \beta_0^+ D_t^+ + \beta_0^- D_t^- + \beta_1^+ R_{OEX,t} D_t^+ + \beta_1^- R_{OEX,t} D_t^- + \varepsilon_t \quad (3)$$

$$R_{VXN,t} = \beta_0^+ D_t^+ + \beta_0^- D_t^- + \beta_1^+ R_{NDX,t} D_t^+ + \beta_1^- R_{NDX,t} D_t^- + \varepsilon_t \quad (4)$$

Sendo D_t^- uma variável binária, zero um, que adquire valor zero (um) quando o retorno for positivo (negativo) e $D_t^+ = 1 - D_t^-$. Dessa forma se anulará o terceiro (quarto) termo da equação caso o retorno seja positivo (negativo).

A partir dessas equações, o autor avaliou se haveria uma relação entre os retornos positivos ou negativos da bolsa e o índice de volatilidade implícita. Os resultados obtidos apontaram para uma relação estatisticamente relevante entre ambos os retornos, entretanto os retornos negativos demonstraram maior impacto, i.e., β_t^- tem valor absoluto superior a β_t^+ .

O autor ainda realizou teste estatístico para verificar se a diferença entre os valores era estatisticamente relevante, pois o trabalho foi elaborado com diversos cortes amostrais ao longo do tempo, e o resultado apontou para a relevância da diferença, constatando assim a assimetria de impacto entre os retornos negativo e positivo.

Após apontar essa correlação linear, Giot (2005) acrescentou ao modelo empregado anteriormente duas variáveis, com o intuito de verificar se o quadrado dos retornos poderia conter alguma informação adicional. Os valores obtidos para o retorno quadrático não se mostraram estatisticamente relevantes, além disso, o poder de explicação do primeiro modelo para o segundo não foi alterado, fato que

deixou claro a não correlação entre os retornos quadráticos e o índice de volatilidade implícita.

Em uma segunda fase do estudo Giot (2005) implementa uma metodologia com intuito de verificar se o índice de volatilidade tem a capacidade de funcionar como um indicador antecedente, ou seja, se observações muito altas (baixas) de expectativa futura para a volatilidade correspondem a retornos futuros do mercado mais altos (baixos).

A ideia por trás do teste é que, períodos de volatilidade alta indicam incerteza no mercado, o que leva os agentes a aumentarem a taxa de desconto do fluxo de retorno dos ativos, gerando queda nos preços. Essa situação seria uma oportunidade para entrada em posições *long*.

O autor fixa então uma janela móvel de dois anos e verifica se, em um dado instante de tempo t , o valor observado do índice está relativamente alto ou baixo em relação aos valores da janela. Armazenada essa informação é verificado o retorno do mercado em um horizonte futuro de tempo. Os resultados indicam uma boa capacidade preditiva do índice de volatilidade.

2.3. Base de Dados e Metodologia

Neste estudo foram utilizadas as séries históricas diárias do FXvol, Ptax e o índice Ibovespa, fornecidas pelo sistema de recuperação de dados da BM&FBovespa. Apesar de o FXvol iniciar sua divulgação em julho de 2007, foi possível recuperar a série desde outubro de 2005 devido ao Prof. Alan de Genaro Dário que cedeu gentilmente a série de dados reconstruída sinteticamente em seu trabalho. Sendo assim, as análises foram realizadas considerando o período de outubro de 2005 até fevereiro de 2015.

Inicialmente foi feita uma análise preliminar dos dados a partir da matriz de correlação e visualização gráfica das séries históricas. Buscou-se nesse primeiro momento compreender de maneira preliminar a inter-relação das variáveis.

Em um segundo momento, baseado no estudo de Giot (2005), calculou-se as variações diárias de cada uma das variáveis a partir da equação 5 e foram realizadas as regressões múltiplas utilizando-se das equações 6 e 7, expostas a seguir:

$$\Delta X_{t,t} = \ln(X_{t,t}) - \ln(X_{t,t-1}) \quad (5)$$

$$\Delta_{FXvol,t} = \beta_0^+ D_t^+ + \beta_0^- D_t^- + \beta_1^+ \Delta_{dólar,t} D_t^+ + \beta_1^- \Delta_{dólar,t} D_t^- + \varepsilon_t \quad (6)$$

$$\Delta_{FXvol,t} = \beta_0^+ D_t^+ + \beta_0^- D_t^- + \beta_1^+ \Delta_{Ibov,t} D_t^+ + \beta_1^- \Delta_{Ibov,t} D_t^- + \varepsilon_t \quad (7)$$

Assim como no trabalho de Giot (2005), D_t^- é uma variável binária que adquire valor zero (um) quando o retorno for positivo (negativo) e $D_t^+ = 1 - D_t^-$. Dessa forma se anulará o terceiro (quarto) termo da equação caso o retorno seja positivo (negativo).

A modelagem sugere a influência do dólar e do Ibov sobre o FXvol captando a relação entre as variáveis, sem entretanto fixar o sinal da influência de uma variável sobre a outra. Esse direcionamento fica a cargo da literatura e dos estudos pregressos. Nesse caso, como foi exposto no referencial teórico, espera-se uma influência negativa do FXvol sobre o Ibov e uma inter-relação com o dólar significativa, visto o FXvol ser calculado a partir de derivativos de taxa de câmbio.

As regressões descritas nas equações (5) – (7) foram calculadas em um primeiro momento com toda a série histórica e os resultados analisados. A seguir, procurou-se avaliar se o cenário de maior incerteza influencia a relação entre as variáveis em estudo, a série foi então dividida em três momentos:

- Momento 1: outubro de 2005 até julho de 2008;
- Momento 2: setembro de 2008 até dezembro de 2009;
- Momento 3: janeiro de 2010 até fevereiro de 2015.

A metodologia exposta anteriormente focou investigar a relação contemporânea entre o FXvol, a Ptax e o Ibovespa. Com o intuito de avaliar a capacidade do FXvol de captar a possível relação entre o nível de incerteza presente no mercado e os retornos futuros da taxa de câmbio e do índice de ações aplicou-se uma metodologia adaptada de Giot (2005). Em um dado momento t , observou-se o FXvol e o retorno futuro do Ibovespa e do dólar para os próximos 1, 10, 21 e 63 dias úteis. Classificou-se os valores do FXvol observado em t ,

considerando-se a divisão da série histórica do FXvol até o momento $t-1$ em vinte percentis. Considerou-se que os cinco primeiros percentis caracterizavam um baixo nível de volatilidade, os percentis seis a quinze um nível médio e do décimo sexto percentil em diante uma volatilidade alta.

Repetindo esse processo de um dado momento t até o final da série, classificou-se a volatilidade de cada instante de tempo como: baixa, média ou alta. Compararam-se então os retornos médios futuros das classes de baixa e alta volatilidade e assim pode-se avaliar a relação entre o nível de incerteza presente no mercado e as variações futuras do dólar e do Ibovespa.

Além de programação própria, foram usados os seguintes pacotes do *software* estatístico R: "tseries", "afmttools", "lattice" e "fBasics".

2.4. Resultados

O índice FXvol, registrado diariamente, foi examinado para o período de outubro de 2005 a fevereiro de 2015. A amostra contém 2.277 observações. Foram elaboradas as análises descritivas, análise da assimetria na variação diária da série e as relações entre o FXvol, a Ptax e o Ibovespa.

A Figura 1 mostra a evolução diária do logaritmo do índice FXvol. O índice apresenta um comportamento bastante volátil com uma oscilação entre setembro de 2008 e dezembro de 2009, período em que o mundo enfrentou o início de uma crise econômica do *subprime* (apesar da crise ter seu início em julho de 2007, seus impactos mais relevantes foram percebidos no período citado).

Nesse período o índice, cuja média histórica é de aproximadamente 2,67, chegou a atingir valor superior a 4,17. Outro período de alta ocorre no final de 2011, possivelmente causado pela rápida redução na taxa básica de juros da economia, Taxa Selic. No restante do período o índice se mantém em baixos níveis, embora bastante volátil.

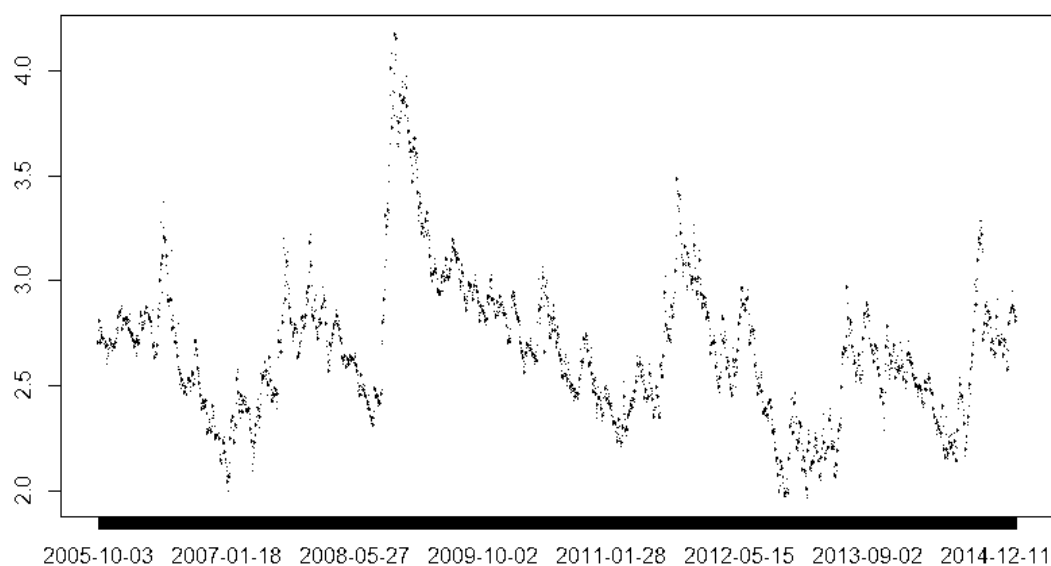


Figura 1 – Logaritmo do índice FXvol

Nota: O valor do FXvol informado pela bolsa é anualizado

A Figura 2 mostra o logaritmo das três séries históricas estudadas de outubro de 2005 a fevereiro de 2015. Nota-se a relação negativa presente entre o índice Bovespa e a Ptax, principalmente durante a crise de 2008. Da mesma maneira, percebe-se que níveis mais altos do FXvol estão atrelados a quedas no índice da bolsa e a aumentos na Ptax.

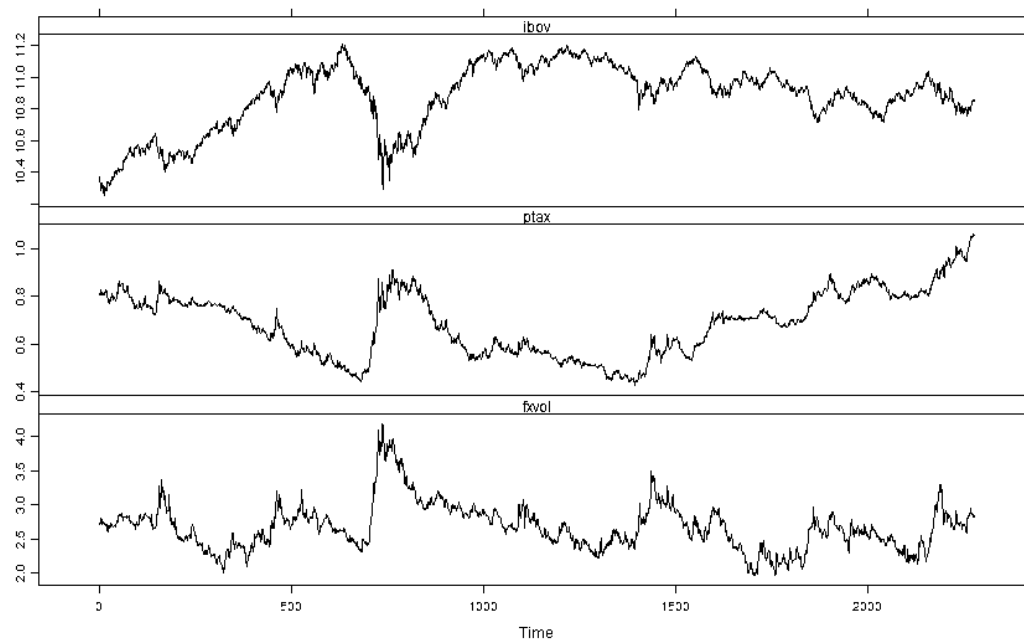


Figura 2 - Séries históricas do índice Bovespa, Ptax e FXvol logaritmizadas

A forte correlação negativa entre a Taxa de Câmbio Brasil-EUA (Ptax) e o índice do mercado de ações (Ibovespa), ilustrada na Figura 3 e na tabela 1, já foi amplamente documentada na literatura acadêmica, como, por exemplo, Silva e Coronel (2012), Grôppo (2006) e Pimenta Júnior e Scherma (2005).

O FXvol representa a incerteza futura dos investidores em relação a taxa de câmbio. Essas duas evidências nos motivam a questionar se FXvol tem relação com o Ibovespa e mais, se seria um bom indicador antecedente para o comportamento do mercado de ações, visto que ele seria um termômetro da incerteza do investidor um período a frente.

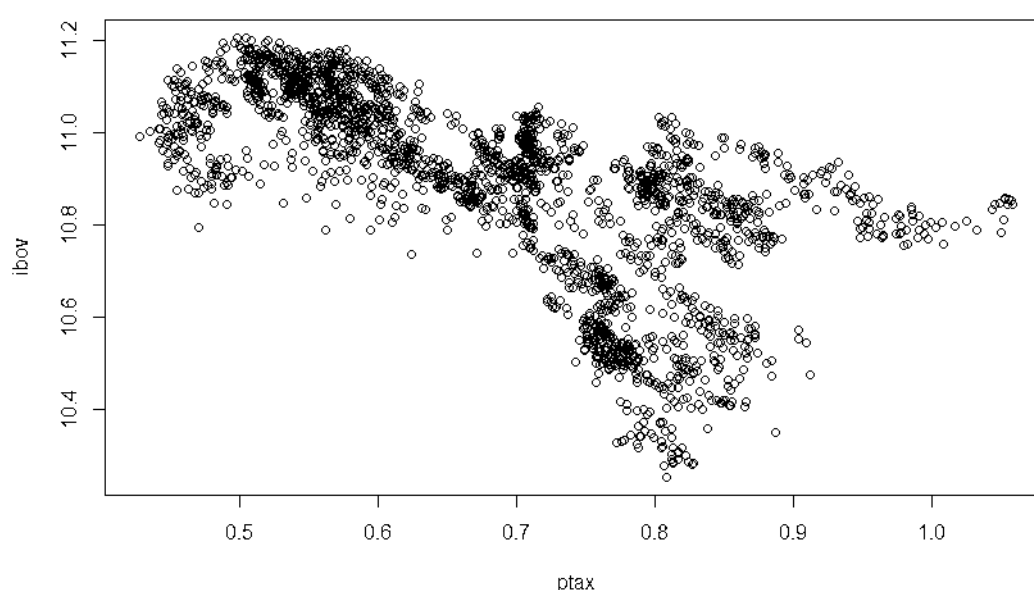


Figura 3 – Gráfico de dispersão relacionando o Ibovespa e a Ptax

	Ibov	Ptax	FXvol
Ibov	1	-0,6745	-0,2956
Ptax	-0,6745	1	0,1436
FXvol	-0,2956	0,1436	1

Tabela 1 - Correlação de Pearson entre as variáveis

Na Tabela 2 são apresentadas as propriedades estatísticas do índice FXvol. As mediadas tradicionais, a saber: a média, a variância, o desvio-padrão, o mínimo, o primeiro quartil, a mediana, o terceiro quartil, o máximo, a assimetria e

a curtose para o log da série histórica do FXvol. Realizou-se também o teste de normalidade de Jarque-Bera.

Na primeira metade da amostra há uma ligeira elevação na média e no desvio padrão do índice, bem como em sua assimetria, o que já era esperado em decorrência da crise econômica de 2008. Como é um índice que representa a incerteza do investidor, seria normal observar-se um aumento da assimetria à direta em períodos de maior instabilidade. Os dados não apresentam variações significativas entre os períodos, apesar do gráfico na Figura 1 aparentemente sugerir dois padrões distintos de comportamento para as duas metades da amostra. Além disso, o teste Jarque-Bera rejeita a hipótese nula de normalidade para a série histórica do índice de volatilidade cambial.

Estatística	Amostra		
	Primeira Metade	Segunda Metade	Completa
Máximo	4,1724	3,4836	4,1724
Mínimo	2,0030	1,9691	1,9691
1° Quartil	2,5663	2,3631	2,4485
3° Quartil	2,9331	2,7168	2,8496
Média	2,7933	2,5532	2,6732
Mediana	2,7763	2,5417	2,6516
Variância	0,1296	0,0727	0,1155
Desvio-padrão	0,3600	0,2697	0,3399
Assimetria	1,0278	0,3813	0,9664
Curtose	4,8115	3,1434	5,0486
Jarque-Bera	< 0.001	< 0.001	< 0.001

Tabela 2 - Estatística descritiva para o logaritmo do índice FXvol

Nota: A tabela trata das propriedades estatísticas do logaritmo da série do FXvol, sendo a primeira metade da série compreendendo o período de outubro de 2005 a 14 de julho de 2010, enquanto a segunda metade de 15 de julho de 2010 a fevereiro de 2015.

Antes de seguir, fez-se necessário verificar se as séries eram estacionárias ou não através do Teste *Augmented Dickey-Fuller*. A importância do teste se dá pelo fato das séries não estacionárias, por terem uma tendência temporal, poderem apresentar alto poder explicativo mesmo que as variáveis não sejam correlacionadas (BROOKS, 2014).

Retornos	Augmented Dickey-Fuller	p-valor
FXvol	-11,9966	<0.01
Ibovespa	-13,0245	<0.01
Ptax	-11,6614	<0.01

Tabela 3 - Teste de Estacionariedade

Nota: A hipótese nula do teste é de que a série apresenta raiz unitária e a hipótese alternativa de que a série não tem raiz unitária, sendo assim estacionária. O teste foi realizado com 13 lags.

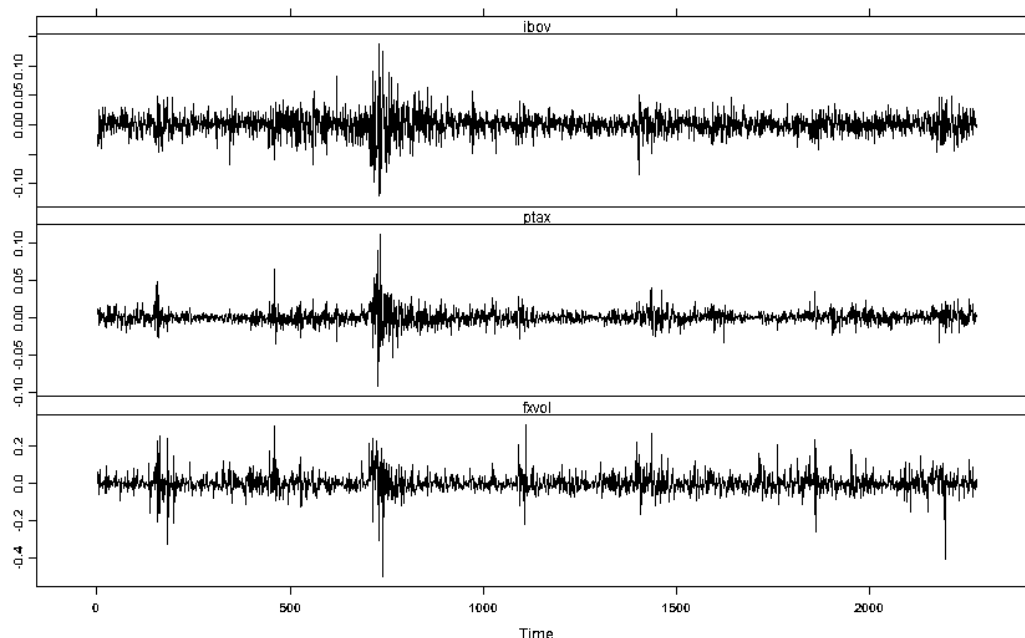


Figura 4 - Séries históricas do retorno diário do índice Bovespa, Ptax e FXvol

Os resultados dos testes são expostos na tabela 3. As três séries não apresentam raiz unitária, ou seja, são estacionárias. Nota-se o mesmo na figura 4, que contém o retorno diário das três séries.

2.4.1. Relação entre o FXvol e o Ibovespa

Em um primeiro momento a regressão foi calculada para a série como um todo. Em seguida procurou-se avaliar se o cenário de crise influencia a relação entre as variáveis, sendo assim a série foi dividida em três períodos:

- Momento 1: outubro de 2005 até julho de 2008;

- Momento 2: setembro de 2008 até dezembro de 2009;
- Momento 3: janeiro de 2010 até fevereiro de 2015.

Na tabela 4 são apresentados os resultados da regressão para o índice Ibovespa com a série histórica completa.

Regressão: $\Delta_{FXvol,t} = \beta_0^+ D_t^+ + \beta_0^- D_t^- + \beta_1^+ \Delta_{Ibovespa,t} D_t^+ + \beta_1^- \Delta_{Ibovespa,t} D_t^- + \varepsilon_t$				
Variáveis	Coefficiente	Erro-padrão	Estatística t	p-valor
D_t^+	0,0001	0,0030	0,0439	0,9649
D_t^-	-0,0051	0,0019	-2,6439	0.0083***
$\Delta_{Ibovespa,t} D_t^+$	-0,6842	0,2537	-2,6969	0.0071***
$\Delta_{Ibovespa,t} D_t^-$	-1,0923	0,1418	-7,7006	2.006e-14***

Tabela 4 – Regressão Completa para o Ibovespa

Nota: O teste F teve p-valor < 2.2e-16 e Breusch-Pagan de 4.296e-16, por isso os estimadores foram corrigidos usando a matriz de covariância de White.

Significância: ***, ** e * correspondem a 0.01, 0.05 e 0.1, respectivamente.

Os resultados da regressão indicam que o retorno negativo do mercado acionário está associado com um maior impacto no índice de volatilidade cambial que os retornos positivos. Sendo que um aumento de 1% no índice acionário reduz o FXvol em 0,68%, enquanto uma redução de 1% gera um aumento de 1,09%.

Como era esperado, retornos positivos do Ibovespa estão associados com reduções do FXvol, enquanto que retornos negativos estão associados a aumentos no FXvol, refletindo a relação próxima entre mercado acionário e cambial no Brasil.

Além disso, diferente do que ocorre no mercado americano exposto por Giot (2005), os retornos negativos sofrem um amortecimento de 0,005%. Apesar de estatisticamente diferente de zero, esse valor é muito pequeno e mostrando-se assim de pouca influência.

A tabela 5 apresenta o resultado das regressões para os momentos 1 a 3.

Momento 1				
Variáveis	Coeficiente	Erro-padrão	Estatística t	p-valor
D_t^+	0,0037	0,0041	0,8949	0,3711
D_t^-	-0,0061	0,0039	-1,5712	0,1166
$\Delta_{lbov,t}D_t^+$	-0,9892	0,2852	-3,4686	0.0006***
$\Delta_{lbov,t}D_t^-$	-1,1762	0,2971	-3,9587	8.31e-05***
Momento 2				
Variáveis	Coeficiente	Erro-padrão	Estatística t	p-valor
D_t^+	0,0021	0,0075	0,2767	0,7822
D_t^-	-0,0057	0,0045	-1,2579	0,2094
$\Delta_{lbov,t}D_t^+$	-0,7526	0,4976	-1,5124	0,1315
$\Delta_{lbov,t}D_t^-$	-1,0874	0,2051	-5,3012	2.211e-07***
Momento 3				
Variáveis	Coeficiente	Erro-padrão	Estatística t	p-valor
D_t^+	-0,0037	0,0033	-1,1295	0,2589
D_t^-	-0,0045	0,0031	-1,4270	0,1538
$\Delta_{lbov,t}D_t^+$	-0,3191	0,2793	-1,1424	0,2535
$\Delta_{lbov,t}D_t^-$	-1,0416	0,3232	-3,2225	0.0013***

Tabela 5 - Regressão para o Ibovespa considerando momento de análise Nota:

Nota: Os momentos de 1 a 3 apresentaram p-valor no teste F de $< 2.2e-16$, $4.52e-13$ e $7.341e-12$, respectivamente. Os momento 1 e 2 apresentaram p-valor no teste de Breusch-Pagan de 0.04587 e $2.448e-07$, respectivamente, e por isso os estimadores foram corrigidos usando a matriz de covariância de White. O momento 3, além de apresentar heterocedasticidade dos resíduos, p-valor do teste de Breusch-Pagan de $5.049e-05$, também apresentou auto correlação entre os resíduos, p-valor do teste de Durbin-Watson de $9.938e-05$, e por isso os estimadores foram corrigidos usando a matriz de covariância de Newey-West (matriz HAC).

A amostra Antes da Crise conteve 700 observações, a amostra da Crise 309 observações e a Pós Crise 1267 observações totalizando 2276 observações. Perdeu-se uma observação da amostra inicial para o cálculo do retorno.

Significância: ***, ** e * correspondem a 0.01, 0.05 e 0.1, respectivamente.

Os resultados apontam para uma insensibilidade do FXvol ao retorno positivo a partir da crise de 2008. Nota-se que no momento 1, os retornos tinham um impacto assimétrico, ainda que pequeno, e após a crise apenas a associação

entre o retorno negativo e o aumento da volatilidade persistiu em intensidade menor, momentos 2 e 3.

Esse fato sugere uma mudança na realidade do mercado acionário, que vem desde a passagem dos piores efeitos da crise, com um comportamento de "caranguejo", andando para o lado. Nesse contexto, apenas as notícias ruim têm importância, desconsiderando-se o impacto das notícias boas, seja por falta das mesmas ou por insensibilidade devido ao momento vivido.

De maneira geral, os resultados mostraram que o FXvol age como um captador do medo do mercado, pois retornos negativos do Ibovespa estão atrelados a um aumento no índice de volatilidade cambial.

2.4.2. Relação entre o FXvol e a Taxa de Câmbio

O mesmo procedimento aplicado ao Ibovespa foi aplicado a Ptax, sendo exposto na tabela 6 o resultado da regressão realizada para toda a série histórica.

Regressão: $\Delta_{FXvol,t} = \beta_0^+ D_t^+ + \beta_0^- D_t^- + \beta_1^+ \Delta_{ptax,t} D_t^+ + \beta_1^- \Delta_{ptax,t} D_t^- + \varepsilon_t$				
Variáveis	Coeficiente	Erro-padrão	Estatística t	p-valor
D_t^+	-0,0022	0,0028	-0,8013	0,4231
D_t^-	-0,0100	0,0024	-4,2384	2.341e-05***
$\Delta_{ptax,t} D_t^+$	2,9297	0,4543	6,4495	1.367e-10***
$\Delta_{ptax,t} D_t^-$	1,0230	0,4046	2,5288	0.01151**

Tabela 6 – Regressão Completa para a Ptax

Nota: O teste F teve p-valor < 2.2e-16 e Breusch-Pagan de 6.358e-14, por isso os estimadores foram corrigidos usando a matriz de covariância de White.

Significância: ***, ** e * correspondem a 0.01, 0.05 e 0.1, respectivamente.

Os resultados da regressão apontam para uma associação entre valorização do dólar e o aumento da volatilidade, assim como associação entre desvalorização do dólar e redução da volatilidade. O resultado era esperado, pois a valorização da moeda americana evidencia uma piora no cenário nacional, dado que a taxa de câmbio reflete a desproporcionalidade entre as economias.

Nota-se a assimetria entre a valorização e desvalorização da moeda americana, mostrando que a piora no cenário nacional impacta em quase três vezes mais o índice de volatilidade que a melhora.

Assim como ocorreu com o Ibovespa, o retorno negativo da Ptax sofre um amortecimento, que apesar de estatisticamente relevante, mostrou-se de pouca influência.

Seguiu-se a análise da regressão para os três momentos estudados. A tabela 7 mostra os resultados das últimas três regressões calculadas. Nota-se que o aumento da volatilidade associado à valorização do dólar é menor no período de alta volatilidade, momento 2, em relação aos períodos de baixa volatilidade, momentos 1 e 2.

Uma possível explicação para esse fenômeno é o fato da volatilidade ter atingido patamar muito elevado, não sendo mais tão impactada pela valorização do dólar devido à impossibilidade de aumento contínuo. Nesse momento o impacto tanto da valorização como desvalorização da moeda americana se aproximaram.

Momento 1				
Variáveis	Coefficiente	Erro-padrão	Estatística t	p-valor
D_t^+	-0,0087	0,0033	-2,6514	0.0082***
D_t^-	-0,0086	0,0036	-2,3576	0.0187**
$\Delta_{ptax,t} D_t^+$	3,9778	0,4559	8,7253	2.2e-16***
$\Delta_{ptax,t} D_t^-$	0,7055	0,7345	0,9605	0,3372
Momento 2				
Variáveis	Coefficiente	Erro-padrão	Estatística t	p-valor
D_t^+	0,0039	0,0057	0,6710	0,5024
D_t^-	-0,0050	0,0057	-0,8620	0,3891
$\Delta_{ptax,t} D_t^+$	1,6693	0,2970	5,6200	4.31e-08***
$\Delta_{ptax,t} D_t^-$	1,3525	0,3617	3,7390	0.0002***
Momento 3				
Variáveis	Coefficiente	Erro-padrão	Estatística t	p-valor
D_t^+	-0,0098	0,0027	-3,6197	0.0003***
D_t^-	-0,0131	0,0020	-6,5768	7.021e-11***
$\Delta_{ptax,t} D_t^+$	4,6924	0,6105	7,6866	3.021e-14***
$\Delta_{ptax,t} D_t^-$	0,8753	0,4127	2,1209	0.0341**

Tabela 7 - Regressão para a Ptax considerando momento de análise

Nota: Os momentos de 1 a 3 apresentaram p-valor no teste F de $< 2.2e-16$. O momento 1 apresentou p-valor no teste de Breusch-Pagan de 0.0007536 e por isso os estimadores foram corrigidos usando a matriz de covariância de White. O momento 3, além de apresentar heterocedasticidade dos resíduos, p-valor do teste de Breusch-Pagan de 4.929e-06, também apresentou autocorrelação entre os resíduos, p-valor do teste de Durbin-Watson de 0.008402, e por isso os estimadores foram corrigidos usando a matriz de covariância de Newey-West (matriz HAC).

A amostra Antes da Crise conteve 700 observações, a amostra da Crise 309 observações e a Pós Crise 1267 observações totalizando 2276 observações.

Perdeu-se uma observação da amostra inicial para o cálculo do retorno.

Significância: ***, ** e * correspondem a 0.01, 0.05 e 0.1, respectivamente.

Importante notar a mudança no comportamento do FXvol frente as variações na Ptax antes e depois da crise. Enquanto antes, momento 1, uma desvalorização da moeda americana causava uma pequena redução no índice de volatilidade. Após a crise, momento 3, esse comportamento se alterou e o impacto passou a ser de 0,87% para cada 1% de desvalorização. Além desse impacto, o fator de amortecimento do impacto de uma valorização sofre um aumento, assim como um reforço do movimento de redução do FXvol frente a uma desvalorização do dólar de 0,013% independente da magnitude da desvalorização.

Os resultados como um todo evidenciaram a ação do FXvol como um captador das variações do mercado cambial brasileiro, devido aos retornos positivos da Ptax estarem atrelados a fortes aumentos no índice de volatilidade cambial.

2.4.3. FXvol como Indicador Antecedente

Para investigar a capacidade preditiva do FXvol em relação ao retorno da Ptax e ao retorno do Ibovespa foram fixadas 252 observações “conhecidas” das variáveis em um tempo $t=0$, e ordenou-se o FXvol (em logaritmo) em 20 percentis. Ao observar-se a ocorrência em $t=1$ classificou-se o FXvol no percentil correspondente e armazenou-se os log-retornos da Ptax e do Ibovespa para 1 dia, duas semanas, um mês e três meses à frente. Incorporou-se a nova observação ($t=1$) ao histórico das observações conhecidas, fez-se um novo ordenamento em

percentis e repetiu-se o procedimento para as observações em $t=t+1$ até o fim da amostra.

Ao final do processo tomou-se a média dos log-retornos de Ptax e Ibovespa relativos aos cinco primeiros percentis do FXvol – períodos de volatilidade baixa – e dos cinco últimos – períodos de volatilidade alta. Assim obteve-se a média de retorno para cada prazo estudado seguinte a uma observação de baixa e de alta volatilidade.

Esse procedimento é semelhante ao descrito em Giot (2005), porém, naquele artigo o autor arbitra uma janela móvel de 2 anos para os dados observados, enquanto nesse trabalhou-se com toda a série histórica. A motivação da alteração no procedimento é que, além da escolha do prazo ter sido arbitrária, para um período longo de alteração do nível da volatilidade, como durante crise de 2008, por exemplo, o nível alterado de volatilidade distorcerá a classificação em relação à série histórica. Uma volatilidade considerada baixa em um período de média de volatilidade alta pode ser alta em relação à série histórica.

O objetivo do trabalho é verificar se os retornos futuros em períodos de volatilidade baixa se comportam de forma diferente dos retornos em períodos de volatilidade alta. Logo a utilização da série histórica total disponível pareceu mais adequada do que a fixação de uma janela. A média por quintil do FXvol pode ser vista na Figura 5.

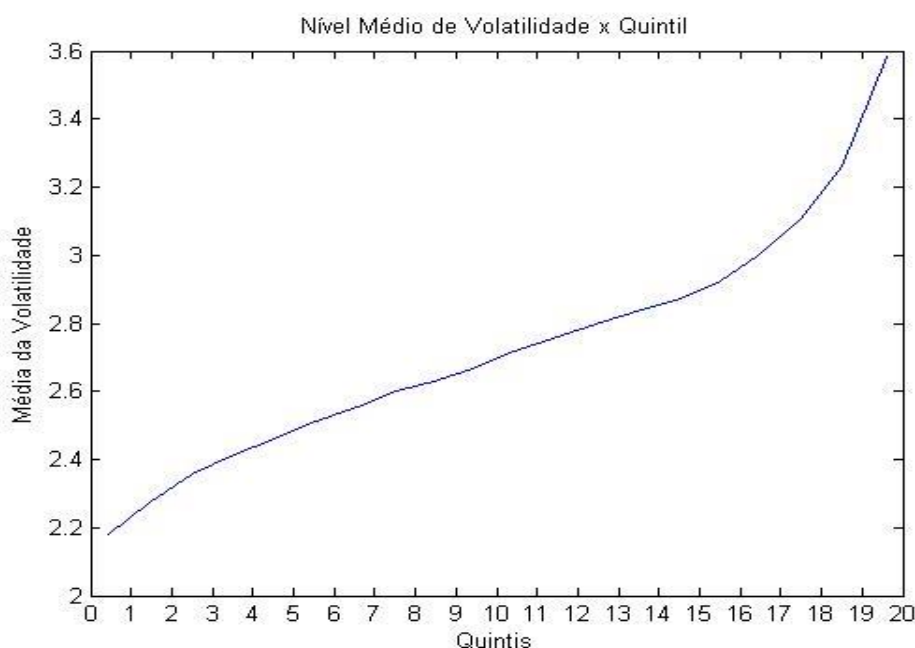


Figura 5 - Nível médio de volatilidade em relação aos 20 quintis

Média do FXvol por quintil. Observações diárias entre outubro/2006 e dezembro/2014. O primeiro ano de dados disponível – outubro/2005 a setembro/2006 – serviu de base para a primeira divisão em quintis. Os três meses finais da amostra foram excluídos por conta da consideração dos retornos futuros de PTAX e Ibovespa.

Os resultados apresentados na Tabela 8 mostram que, em média, observações de baixa volatilidade são seguidas de retornos negativos na Ptax e positivos no Ibovespa para os prazos de duas semanas, um mês e três meses. Já os retornos seguintes a observações de alta volatilidade são, em média, positivos para a Ptax e negativos para o Ibovespa. Para o retornos de 1 dia a frente, tanto a baixa volatilidade observada quanto a alta volatilidade observada são pouco relevantes, dado que os retornos para prazos tão curtos tendem a ser próximos a zero.

O resultado encontrado confirma a teoria. Em períodos de alta volatilidade, os agentes tendem a aumentar a taxa de desconto na projeção do valor das ações reduzindo o valor das ações e, conseqüentemente, gerando um retorno médio negativo para o Ibovespa. O movimento da Ptax é o inverso. Em períodos de maior incerteza os agentes, principalmente internacionais, tendem a buscar proteção no dólar americano, vendendo ativos financeiros em um movimento de *stop loss* e adquirindo a moeda estrangeira. Esse movimento tende a refletir a alta na cotação do dólar geralmente observado em períodos de crise.

O resultado mais interessante é a percepção de que o índice FXvol, por refletir a expectativa do mercado para a volatilidade da taxa cambial um mês a frente, apresenta evidências de ser útil como indicador antecedente para movimentos futuros da Ptax e do Ibovespa.

		Retornos Médios							
		Ptax				Ibovespa			
		1 d.u.	10 d.u.	21 d.u.	63 d.u.	1 d.u.	10 d.u.	21 d.u.	63 d.u.
Baixa									
Volatilidade		0,00	-0,26	-0,75	-4,12	-0,02	0,11	0,49	3,34
Alta									
Volatilidade		0,08	0,80	2,30	10,30	0,02	-0,02	-0,61	-3,34

Tabela 8 - Retornos Médios observados após períodos de alta e baixa volatilidade

Nota: Retornos médios apresentados pela Ptax e pelo Ibovespa 1, 10, 21 e 63 d.u. após uma observação de baixa ou alta volatilidade. São classificadas como baixa volatilidade as observações classificadas entre os 5 primeiros quintis da distribuição das volatilidades diárias observadas entre outubro/2005 e novembro/2014. São classificadas como alta volatilidade as observações classificadas entre os 5 últimos quintis, no mesmo período. Valores expressos em % ao período.

Importante destacar que os resultados da Tabela 8 não foram comparados ao retorno da taxa DI ou da taxa Selic, sendo assim não se pode afirmar que esses retornos sejam superiores a taxa livre de risco. Entretanto, o período analisado manteve uma taxa de juros em torno de 0,8% a 1,5% a.a., sendo assim é de se esperar que os retornos encontrados para as volatilidades alta e baixa foram próximos a essas taxas.

2.5. Conclusão

A pesquisa teve por objetivo investigar a relação contemporânea entre o FXvol, a Ptax e o Ibovespa, bem como a capacidade do FXvol de captar a possível relação entre o nível de incerteza presente no mercado e as variações relativas futuras da taxa de câmbio e do índice de ações. Para tanto, examinou-se o índice FXvol, registrado diariamente, para o período de outubro de 2005 a fevereiro de 2015, elaborando análises descritivas, análise da assimetria na variação diária da série e as relações entre o FXvol e a Ptax e o Ibovespa.

A análise de assimetria indica que o FXvol age como um captador do medo do mercado, pois retornos negativos do Ibovespa estão atrelados a um aumento no índice de volatilidade cambial mais forte que a retornos positivos e a queda do índice. Esse mesmo comportamento foi visto entre o FXvol e a Ptax.

As relações entre o FXvol e a Ptax e o Ibovespa demonstram que, em média, retornos futuros de duas semanas, um mês e três meses negativos para a Ptax e positivos para o Ibovespa são precedidos de períodos de baixa volatilidade, mensurada pelo FXvol. Já períodos de retornos futuros positivos para a Ptax e negativos para o Ibovespa, para os mesmos prazos, são antecidos por períodos de alta no índice de volatilidade cambial.

Esses resultados corroboram a teoria que afirma que em períodos de crise os agentes ajustam as taxas de desconto dos resultados futuros dos ativos, reduzindo o preço das ações e gerando um resultado médio negativo para o Ibovespa e buscam “proteção” no Dólar Americano, gerando uma alta no preço da moeda. Esses indícios demonstram uma boa capacidade do FXvol como indicador antecedente do comportamento não só da taxa de câmbio, ativo com o qual tem relação direta, mas também do índice do mercado acionário, com o qual não possui nenhuma relação direta, mas uma correlação significativa.

Como sugestão para a continuidade da pesquisa, seria relevante analisar se o FXvol aumenta a acurácia de um modelo de séries temporais da Ptax e do Ibovespa. Além disso, verificar se os resultados encontrados para o índice Ibovespa persistem nos índices setoriais, como, por exemplo, Índice Industrial (INDX).

3

Previsão da Volatilidade Cambial: GARCH com mudança de regime markoviano

A pesquisa comparou os modelos GARCH tradicionais e o modelo GARCH com troca de regimes no que tange seu poder de previsão da volatilidade cambial. Foi utilizada a série histórica de retornos do câmbio real/dólar de fevereiro de 1999 a dezembro de 2015, sendo esse período dividido em dentro e fora da amostra. Os horizontes de previsão analisados foram de 1, 5, 10 e 21 dias úteis. A acurácia das previsões fora da amostra foi calculada considerando três funções de perda: Erro Absoluto Médio, Erro Absoluto Médio Percentual e o Erro Quadrático Médio. Comparou-se o poder de previsão dos modelos através do teste de Giacomini e White. Por fim, buscou-se comparar o desempenho de cada um dos modelos em uma situação real de utilização, no caso, no cálculo do Valor em Risco de uma carteira cambial. Os resultados apontam para um ganho de precisão na utilização do modelo MRS-GARCH-N na previsão da volatilidade para o horizonte de um dia útil e sua aplicação no modelo de gestão de risco empregado. Esse bom desempenho no curto prazo não se manteve em prazos mais longos.

3.1. Introdução

A volatilidade atrai a atenção de acadêmicos e agentes de mercado, isso porque é uma variável de mercado não observada e relevante nos modelos financeiros. Por não ser observada, a volatilidade deve ser estimada, atraindo assim a atenção dos agentes de mercado, que buscam ganhos com sua negociação ou proteção de suas posições. Por ser a volatilidade uma variável chave de diversos modelos financeiros, como: nos modelos de apreçamento de opções e valorização do risco de uma carteira, a previsão da volatilidade recebe especial atenção.

A literatura de finanças é repleta de modelos que buscam prever a volatilidade futura, tendo o modelo GARCH (*General Autoregressive Conditional*

Heteroskedasticity), introduzido por Bollerslev (1986) como a generalização do modelo ARCH de Engle (1982), se tornou o mais bem sucedido nesse sentido (MARCUCCI, 2005).

A família de modelos GARCH é numerosa, devido às diversas variações do modelo tradicional (GARCH) que visam adaptar o modelo teórico à realidade dos dados. Nesse sentido, uma característica marcante dos retornos dos ativos são os saltos repentinos, nem sempre resultantes de quebras estruturais, em função da mudança abruptas nas expectativas ou de alguma nova informação (MARCUCCI, 2005).

Marcucci (2005) afirma que um bom modelo de previsão da volatilidade deveria incorporar adequadamente esses saltos para uma maior precisão na previsão da volatilidade. Em seu estudo, ele propõe um modelo de GARCH com mudança de regime markoviano (*Markov Regime-Switching* GARCH em inglês – MRS-GARCH) a fim de incorporar a possibilidade de a volatilidade seguir dois regimes GARCH diferentes dependendo da intensidade da volatilidade em determinado momento.

Segundo Marcucci (2005), a diferença entre o modelo MRS-GARCH e os modelos GARCH tradicionais é a maneira como é vista a evolução da volatilidade ao longo do tempo. Enquanto os modelos GARCH modelam a volatilidade através de uma média móvel auto regressiva (um processo ARMA), o modelo MRS-GARCH incorpora na estrutura natural da volatilidade a possibilidade dela migrar de um estado de baixa para alta volatilidade e vice e versa.

Outro ponto a ser destacado, é o fato dos modelos GARCH tradicionais modelarem a volatilidade como uma função determinística dos quadrados dos retornos e da volatilidade dos períodos anteriores. Esses modelos apresentam um caráter determinístico, mais visível na previsão da volatilidade para períodos superiores a um, isso porque a volatilidade nesses modelos apresentam parâmetros fixos e invariantes no tempo.

Ou seja, os modelos da família GARCH, por exemplo, normalmente utilizados para as estimativas de volatilidade para prazos mais longos, mantém inalterados os pesos relativos atribuídos às observações antigas e recentes, independente do horizonte de previsão da volatilidade (EDERINGTON & GUAN, 2010). O modelo MRS-GARCH permite que a volatilidade migre entre os regimes, tornando menos rígida a previsão da volatilidade futura.

Tendo em mente o exposto, o objetivo desse artigo é verificar se a utilização de um modelo GARCH com mudança de regime markoviano é capaz de prever de maneira mais acurada a volatilidade futura.

Optou-se por fazer a pesquisa sobre o dólar devido à relevância do câmbio no mercado financeiro brasileiro. A moeda americana funciona como uma "proteção" em tempos de crise, como a atual. Justifica-se assim a busca de maior precisão na previsão da volatilidade futura cambial. A relevância da pesquisa ocorre na possibilidade de encontrar uma nova fonte de informação para pesquisadores e agentes de mercado. De acordo com Xin (2010), cada um dos modelos de cálculo da volatilidade retém informação diferente dos outros, permitindo assim adicionar uma nova perspectiva sobre a dinâmica do mercado que não fora notada ainda. Além disso, se dará continuidade aos estudos dos diferentes modelos da família GARCH no Brasil.

Os estudos de previsão da volatilidade futura encontrados focaram em estudar ativos e índices do mercado acionário de maneira geral. Não sendo encontrado nenhum que empregasse o modelo MRS-GARCH. Alguns dos trabalhos encontrados estudam o desempenho de modelos aditivos semi-paramétricos (SANTOS & ZIEGELMANN, 2012), modelos GARCH com dados de alta frequência (VAL, PINTO & KLOTZLE, 2014), modelos tradicionais da família GARCH (JUBERT *et al.*, 2008), entre outros.

Os resultados apontam para um ganho de precisão na utilização do modelo MRS-GARCH-N na previsão da volatilidade para o horizonte de um dia útil e sua aplicação no modelo de Valor em Risco. Esse bom desempenho no curto prazo não se mantém em prazos mais longos.

3.2. Referencial Teórico

Essa seção está dividida em duas partes. A primeira aborda estudos realizados acerca da previsão da volatilidade e seu eventual emprego em alguma situação prática, como, por exemplo: gestão de risco e apreçamento de opções. A segunda parte aborda os modelos GARCH empregados na pesquisa.

3.2.1. Pesquisas Realizadas

Galdi e Pereira (2007) buscaram em seu estudo verificar qual modelo de previsão da volatilidade para um dia a frente era mais adequado para o emprego na métrica de Valor em Risco considerando os modelos de Suavização Exponencial (EWMA), GARCH e Volatilidade Estocástica. Os resultados mostraram que todos os modelos eram adequados para a modelagem da volatilidade futura e o modelo EWMA apresentou o menor número de violações na métrica de Valor em Risco (VaR), sendo o modelo GARCH com o maior número de violações e mais próximo do valor esperado das mesmas, dado um VaR de 5%.

O estudo de Maciel (2010) corrobora os resultados encontrados por Galdi e Pereira ao concluir que o VaR obtido a partir da volatilidade prevista pelo modelo EWMA superestima as perdas esperadas. Ao comparar o desempenho com o modelo GARCH, Maciel (2010) verifica a superioridade desse modelo frente ao EWMA, entretanto ambos os modelos são superados pelo modelo de redes neurais empregado na pesquisa. Relevante ressaltar que foram empregados quatro horizontes de previsão (5, 10, 21 e 31 dias úteis) para a medida de risco, reforçando assim os resultados.

Em outra pesquisa, Maciel (2012) nota que a combinação de modelos de previsão da volatilidade, permitindo uma maior flexibilidade no processo de cálculo é vantajoso para o aumento da precisão do modelo. Em seu estudo, Maciel (2012) compara o desempenho dos modelos tradicionais da família GARCH e modelos de redes neurais contra um modelo de Redes Neurais combinado ao modelo GJR-GARCH. A justificativa para a escolha do modelo GJR-GARCH se deve ao modelo lidar com a assimetria de impacto de retornos positivos e negativos na volatilidade. Maciel (2012) conclui que o modelo combinado foi mais preciso que os modelos únicos.

Santos e Ziegelmann (2012) analisaram como se comportavam os modelos GARCH paramétricos e modelos aditivos semi-paramétricos para prever a volatilidade futura frente a um período de crise, marcado por choques e aumento da aversão a risco por parte dos agentes de mercado. Os resultados apontam para a necessidade de modelos mais flexíveis em momento de crise, devido ao desconhecimento do comportamento futuro das séries que se tornam menos

previsíveis. Essa conclusão foi baseada no melhor desempenho apresentado pelos modelos aditivos semi-paramétricos frente aos modelos GARCH tradicionais, menos flexíveis.

Moraes, Pinto e Klotzle (2013; 2015) realizam dois estudos sobre previsão da volatilidade com modelos da família GARCH. No primeiro, foram comparados os desempenhos dos modelos tradicionais da família GARCH ao modelo de Mínimos Quadrados Absolutos (ARLS) e os modelos tradicionais modificados. A pesquisa considerou horizontes de previsão de longo prazo e concluiu que os modelos EGARCH modificado e ARLS obtiveram desempenho superior aos modelos tradicionais, evidenciando assim a importância de considerar a assimetria de impacto dos retornos e a memória longa, presente no modelo ARLS. No segundo estudo foram comparados os desempenhos de memória longa e curta na gestão de risco de portfólios a partir das métricas de Valor em Risco e *Expected Shortfall*. Os resultados apontam para um melhor desempenho dos modelos de memória longa no longo prazo, com uma redução da subestimação das perdas esperadas. Os modelos de memória curta, assim como visto em outros estudos (GALDI & PEREIRA, 2007; MACIEL, 2010), tendem a violar pouco o Valor em Risco.

Já Jubert *et al.* (2008) buscaram entender como se comportava a volatilidade no mercado brasileiro. Para tanto empregaram os modelos GARCH, TARARCH e EGARCH com o intuito de verificar se a volatilidade brasileira apresentava as características verificadas para outros mercados. Os resultados confirmaram a presença de aglomerações de volatilidade, assim como a presença do "efeito alavancagem". Esse efeito é verificado através do maior impacto de retornos negativos na volatilidade do que de retornos positivos, ou seja, retornos negativos estão atrelados a uma maior volatilidade que retornos positivos.

Não foi encontrado nenhum estudo que tenha empregado o modelo MRS-GARCH no mercado brasileiro. No mercado internacional, Marcucci (2005) e Naeini e Fatahi (2012) aplicaram o modelo aos mercados Americano e Iraniano, respectivamente. Ambos os estudos chegam a conclusões semelhantes, de que os modelos MRS-GARCH são mais precisos no curto prazo e acabam por ter seus desempenhos reduzidos conforme o horizonte de previsão aumenta.

Espera-se então, para o mercado brasileiro, que o modelo GARCH com mudança de regime markoviano tenha um bom desempenho devido a sua maior flexibilidade em lidar com os estados da volatilidade.

3.2.2. Modelos GARCH

O modelo GARCH tradicional proposto por Bollerslev (1986) é formalizado da seguinte forma:

$$v_t = \alpha_0 + \alpha_1 r_{t-1}^2 + \beta_1 v_{t-1} \quad (8)$$

Onde:

- v_t é a volatilidade no tempo t ;
- r_t é o log-retorno do ativo no tempo t ;
- $\alpha_0 > 0$, $\alpha_1 \geq 0$ e $\beta_1 \geq 0$ são os parâmetros do modelo que asseguram a variância condicional ser positiva.

Nelson (1991) propõe uma modificação no modelo original com o intuito de lidar com a assimetria presente nos retornos financeiros. O modelo foi denominado de *Exponential* GARCH (EGARCH), formalizado na equação (9).

$$\ln(v_t) = \alpha_0 + \beta_1 \ln(v_{t-1}) + \gamma_1 \left| \frac{r_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \gamma_2 \frac{r_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \quad (9)$$

Não sendo necessário fazer nenhuma restrição aos parâmetros $\alpha_0, \beta_1, \gamma_1$ e γ_2 (MARCUCCI, 2005).

Glosten, Jagannathan e Runkle (1993) modificaram o modelo original tendo em vista o "efeito alavancagem". Esse efeito trata de que momentos de queda no preço dos ativos estão atrelados a aumento da volatilidade, enquanto que momentos de aumento dos preços não estão ligados a fortes aumentos na volatilidade (SILVA, SÁFADI & CASTRO JÚNIOR, 2005). O modelo, denominado GJR GARCH é formalizado na equação (10).

$$v_t = \alpha_0 + \alpha_1 r_{t-1}^2 [1 - I_{\{r_{t-1} > 0\}}] + \alpha_2 r_{t-1}^2 I_{\{r_{t-1} > 0\}} + \beta_1 v_{t-1} \quad (10)$$

Onde:

- $I_{\{\omega\}}$ é a função que assume valor igual a um se ω for verdadeiro e zero se for falso.

Apesar de essas modificações implicarem em uma maior aproximação das características das distribuições de retorno dos ativos. Assim como foi tratado anteriormente, esses modelos não foram capazes de refletir os saltos repentinos que ocorrem nos retornos dos ativos. Segundo Marcucci (2005), a característica principal do modelo MRS-GARCH é a possibilidade de um ou todos os parâmetros dos modelos mudarem conforme o momento da economia. Conseguir assim um modelo capaz de refletir distribuições com características diferentes. A variável estado se comporta conforme uma cadeia de Markov de primeira ordem com a probabilidade de transição entre os estados descrita na equação (11).

$$\Pr(s_t = j | s_{t-1} = i) = p_{ij} \quad (11)$$

Onde:

- p_{ij} indica a probabilidade de migrar do estado i no tempo $t - 1$ para o estado j no tempo t .

Se forem considerados dois regimes, essas probabilidades podem ser organizadas na seguinte matriz de transição:

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{21} \\ p_{12} & p_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p & (1 - q) \\ (1 - p) & q \end{bmatrix} \quad (12)$$

Marcucci (2005) formaliza o modelo MRS-GARCH em sua forma genérica da seguinte forma:

$$r_t | \zeta_{t-1} \sim \begin{cases} f(\theta_t^{(1)}) \text{ com probabilidade } p_{1,t} \\ f(\theta_t^{(2)}) \text{ com probabilidade } (1 - p_{1,t}) \end{cases} \quad (13)$$

Onde:

- $f(\cdot)$ representa uma das possibilidades que a distribuição condicional pode assumir;
- $\theta_t^{(i)}$ é um vetor que representa os parâmetros nos i estados possíveis.

É possível decompor o vetor $\theta_t^{(i)}$ em três parâmetros:

$$\theta_t^{(i)} = (\mu_t^{(i)}, v_t^{(i)}, \delta_t^{(i)}) \quad (14)$$

Onde:

- $\mu_t^{(i)}$ é a média condicional no estado i ;
- $v_t^{(i)}$ é a variância condicional no estado i ;
- $\delta_t^{(i)}$ é o formato da distribuição condicional no estado i .

Sendo assim, o modelo MRS-GARCH pode ser compreendido a partir dos três elementos anteriores acrescido do processo da cadeia de Markov que rege a troca entre os i estados.

Em relação à previsão "n" períodos da volatilidade, os modelos tradicionais substituem sucessivamente os valores previstos pelo modelo para obter a volatilidade futura, sendo assim a previsão da volatilidade para o período $t + 1$ é empregada na previsão da volatilidade no período $t + 2$ e assim até se atingir o período "n" (MORAES, PINTO & KLOTZLE, 2013).

No modelo MRS-GARCH, a volatilidade é uma média ponderada da volatilidade prevista "n" períodos no futuro em cada estado, sendo a ponderação feita através das probabilidades previstas para cada estado. Dessa forma, é necessário prever uma probabilidade ex-ante, a probabilidade de se estar em um estado no tempo $t + 1$ dado as informações do tempo t . Essa probabilidade é formalizada da seguinte forma:

$$\begin{aligned} p_{1,t} &= \Pr[s_t = 1 | \zeta_{t-1}] \\ &= (1 - q) \left[\frac{f(r_{t-1} | s_{t-1} = 2)(1 - p_{1,t-1})}{f(r_{t-1} | s_{t-1} = 1)p_{1,t-1} + f(r_{t-1} | s_{t-1} = 2)(1 - p_{1,t-1})} \right] \end{aligned}$$

$$+ p \left[\frac{f(r_{t-1}|s_{t-1} = 1)(1 - p_{1,t-1})}{f(r_{t-1}|s_{t-1} = 1)p_{1,t-1} + f(r_{t-1}|s_{t-1} = 2)(1 - p_{1,t-1})} \right] \quad (15)$$

Onde:

- q e p são as probabilidades de transação da equação 12 e $f(\cdot)$ é a função da equação 13.

Além do desenvolvimento dos modelos GARCH, Marcucci (2005) destaca que a literatura de finanças procurou lidar com outra característica comum dos retornos financeiros, as distribuições serem leptocúrticas, ou seja, terem distribuições com "caudas gordas". Os pesquisadores lidaram com esse problema assumindo que os erros não possuíam uma distribuição clássica Gaussiana, mas uma distribuição t de Student ou GED (*Generalized Error Distribution*).

3.3. Dados e Método

Nesse estudo, foi usada a série histórica dos preços diários do dólar de fevereiro de 1999 a dezembro de 2015. A escolha do início da série em fevereiro de 1999 deveu-se ao choque cambial vivenciado em janeiro do mesmo ano. Os dados foram coletados na base de dados da *Bloomberg*.

Em um primeiro momento, calculou-se a estatística descritiva, feita a análise gráfica da série histórica e testes preliminares foram feitos com o intuito de tomar um primeiro contato com os dados e justificar assim a metodologia empregada.

A amostra foi então dividida em dentro e fora da amostra, sendo o período fora da amostra composto pelos últimos 504 dias da série, aproximadamente dois anos. O primeiro dia fora da amostra foi 14/13/2013 e o último 30/11/2015. Os horizontes de previsão foram de 1, 5, 10 e 21 dias úteis, ou seja, 1 dia, 1 semana, 2 semanas e 1 mês em dias corridos.

A volatilidade futura foi então calculada através dos modelos GARCH, EGARCH, GJR e MRS-GARCH. Cada um foi calculado considerando a distribuição dos resíduos como: Gaussiana, t de Student ou GED, sendo o modelo MRS-GARCH calculado com duas distribuições t de Student, com graus de

liberdade diferentes. Obteve-se assim um total de treze previsões da volatilidade futura para cada dia fora da amostra.

Para fins de cálculo das funções de perda, e consequente acesso a precisão das previsões, a volatilidade observada para “n” dias foi calculada conforme a equação (9), segundo Ederington & Guan (2005).

$$v(n)_t = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=0}^{n-1} r_{t-j}^2} \quad (16)$$

Onde:

- n é do mesmo tamanho do horizonte de previsão;
- r_{t-j}^2 é o retorno no tempo $t - j$ menos o retorno esperado, calculado com a média dos retornos de zero até o tempo $t - j$.

A volatilidade observada foi então anualizada, assim como as previsões da volatilidade. As funções de perda foram calculadas considerando a base anual, permitindo a comparação independente do horizonte de previsão.

As funções de perda calculadas foram: Erro Absoluto Médio (EAM), Erro Quadrático Médio (EQM) e Erro Absoluto Médio Percentual (EAMP). Essas funções são formalizadas nas equações 17, 18 e 19, respectivamente.

$$EAM = \frac{\sum_{t=1}^n |v(n)_t - v_t|}{n} \quad (17)$$

Onde:

- v_t é o valor previsto para o horizonte de previsão de “n” dias e $v(n)_t$ a volatilidade observada.

$$EQM = \frac{(\sum_{t=1}^n v(n)_t - v_t)^2}{n} \quad (18)$$

$$EAMP = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|v(n)_t - v_t|}{v(n)_t} \quad (19)$$

Além das funções de perda, aplicou-se o teste de Giacomini e White (2006) para comparar a capacidade preditiva de cada modelo. Esse teste tem por hipótese nula que o poder de previsão dos modelos é igual e a hipótese alternativa de que um dos modelos tem capacidade preditiva superior.

Por último, buscou-se avaliar o desempenho dos modelos em uma situação de uso real da volatilidade prevista em uma medida empregada para gestão do risco. No caso, calculou-se o Valor em Risco (*Value at Risk* - VaR) considerando um α de 5% para os horizontes de previsão. Diferente do usual, esse cálculo não considerou o valor absoluto da perda máxima esperada, mas sim valor relativo, permitindo assim uma perspectiva relativa da perda máxima, independente do volume do investimento.

Para a avaliação do desempenho do VaR foram calculadas as seguintes medidas: média do VaR, número de violações absoluto e relativo, e o p-valor dos testes de Kupiec e Christoffersen. O teste de Kupiec consiste em um teste de hipótese sobre o nível θ do VaR estimado pelo modelo de risco: $H_0: \theta = \alpha$ e $H_1: \theta \neq \alpha$. Já o teste de Christoffersen propõe testes estatísticos para verificar se a série de violações é temporalmente independente, indicando que a variação de volatilidade da série foi capturada pelo modelo de risco.

Compararam-se também às vezes em que o número esperado de violações foi diferente do esperado. Nos casos em que o número foi maior, constata-se uma subestimação das perdas. Naqueles em que o número foi menor, os modelos estariam superestimando as perdas esperadas. Do ponto de vista de um investidor ou credor, entre subestimar e superestimar as perdas, o pior seria subestimar as perdas esperadas de um ativo ou portfólio, pois implicaria em uma subestimação do risco atrelado a posição tomada. Essa posição poderia levar a perdas inesperadas e possível falência, ao contrário da superestimação das perdas.

3.4. Análise dos Resultados

A análise dos dados iniciou-se pela estatística descritiva da série histórica dos preços diários do dólar de fevereiro de 1999 a dezembro de 2015 expostos na Tabela 9. Assim como visto em séries longas de retorno de ativos, a distribuição não é normal, apresenta alta curtose (distribuição leptocúrtica) e baixa assimetria.

Notam-se valores negativos mais extremos que valores positivos, refletidos pela assimetria negativa, e média dos retornos zero. Identifica-se a presença do efeito ARCH. Esses resultados apontam para a utilização dos modelos GARCH e de distribuição de resíduos capazes de se adequar a “caudas gordas”.

N	4188
Média	0,00018
Desvio-Padrão	0,01096
Máximo	0,06396
Mínimo	-0,10344
Mediana	0,00000
Assimetria	-0,14766
Curtose	10,71916
Jarque-Bera	10412,87
Teste LM	>0,001

Tabela 9 - Estatística descritiva da série histórica de retornos do câmbio real/dólar

Nota: A estatística de Jarque-Bera avalia a normalidade dos dados, o valor exposto na tabela corresponde a um p-valor menor que 1%, indicando que a série dos retornos não tem distribuição normal.

O teste LM (Lagrange Multiplier) tem como hipótese nula a não existência de efeito ARCH.

A série histórica foi de fevereiro de 1999 a dezembro de 2015.

As séries históricas dos preços e dos retornos diários do dólar são visualizadas na Figura 6. Nota-se, assim como visto na literatura de finanças, saltos na série histórica de preços e a lenta reversão a um preço de equilíbrio. Marcucci (2005) aponta que esses saltos seriam o reflexo de rupturas momentâneas e acarretariam mudanças nas características da volatilidade daquele momento. Justificando-se assim a utilização de um modelo que permita a existência de diferentes estados.

O "efeito alavancagem" funciona de maneira reversa no dólar do que aconteceria com empresas presentes no mercado acionário, pois uma notícia ruim

leva ao aumento da taxa de câmbio. Nesse sentido, nota-se que a alta do câmbio é seguida por uma maior volatilidade dos retornos, do que em momento de baixa no preço.

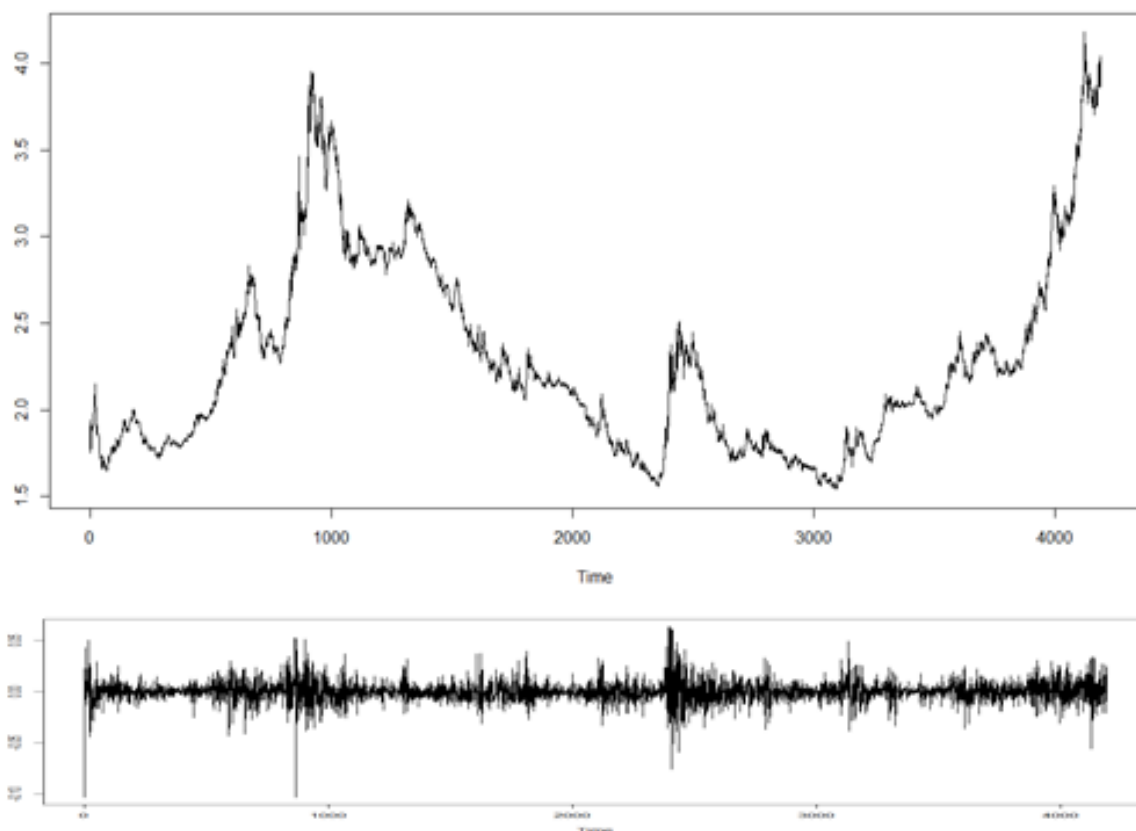


Figura 6 – Série histórica dos preços e retornos diários do dólar

Nota: A série histórica foi de fevereiro de 1999 a dezembro de 2015.

Após esse contato inicial com os dados, seguiu-se para a previsão da volatilidade para o período fora da amostra e o cálculo das funções de perda. Os resultados encontrados são apresentados na tabela 10.

Previsão 1 dia útil			
	EAM	EQM	EAMP
GARCH-N	0,09799	0,018755	3,273358
GARCH-t	0,09808	0,018822	3,264972
GARCH-GED	0,09787	0,018704	3,261938
EGARCH-N	0,11700	0,026804	4,018737
EGARCH-t	0,12046	0,028909	4,107769
EGARCH-GED	0,11850	0,027738	4,055462
GJR-N	0,11150	0,025743	3,789393

GJR-t	0,11252	0,026575	3,822616
GJR-GED	0,11201	0,026205	3,808318
MRS-GARCH-N	0,09801	0,017828	3,345870
MRS-GARCH-t1	0,11049	0,026312	3,871249
MRS-GARCH-t2	0,11079	0,026198	3,965269
MRS-GARCH-GED	0,10997	0,026236	3,895913
Previsão 5 dias úteis			
	EAM	EQM	EAMP
GARCH-N	0,066301	0,010214	0,420028
GARCH-t	0,066726	0,010339	0,421722
GARCH-GED	0,066405	0,010211	0,419781
EGARCH-N	0,059600	0,006295	0,386954
EGARCH-t	0,061027	0,006725	0,397247
EGARCH-GED	0,060287	0,006493	0,391861
GJR-N	0,074830	0,013833	0,491349
GJR-t	0,076233	0,014559	0,498940
GJR-GED	0,075460	0,014189	0,494495
MRS-GARCH-N	0,061025	0,007622	0,392496
MRS-GARCH-t1	0,072014	0,013812	0,474307
MRS-GARCH-t2	0,071719	0,013615	0,476366
MRS-GARCH-GED	0,070861	0,013559	0,467476
Previsão 10 dias úteis			
	EAM	EQM	EAMP
GARCH-N	0,057652	0,007760	0,336037
GARCH-t	0,058201	0,007880	0,339346
GARCH-GED	0,057758	0,007738	0,336665
EGARCH-N	0,067691	0,006327	0,423580
EGARCH-t	0,067672	0,006306	0,425827
EGARCH-GED	0,067879	0,006343	0,426055
GJR-N	0,063409	0,010233	0,372257
GJR-t	0,064815	0,010877	0,379929
GJR-GED	0,063935	0,010496	0,375024
MRS-GARCH-N	0,055671	0,005499	0,327753
MRS-GARCH-t1	0,060680	0,009913	0,357679
MRS-GARCH-t2	0,060629	0,009749	0,360186
MRS-GARCH-GED	0,059594	0,009538	0,352147
Previsão 21 dias úteis			
	EAM	EQM	EAMP
GARCH-N	0,052978	0,006455	0,302403
GARCH-t	0,053665	0,006565	0,306843

GARCH-GED	0,053080	0,006403	0,303105
EGARCH-N	0,107835	0,013579	0,656473
EGARCH-t	0,107778	0,013560	0,658248
EGARCH-GED	0,108020	0,013615	0,658731
GJR-N	0,054921	0,007445	0,317503
GJR-t	0,056267	0,007951	0,325288
GJR-GED	0,055267	0,007579	0,319459
MRS-GARCH-N	0,067270	0,006401	0,392997
MRS-GARCH-t1	0,052681	0,007311	0,309684
MRS-GARCH-t2	0,052992	0,007237	0,314173
MRS-GARCH-GED	0,051591	0,006863	0,304448

Tabela 10 – Precisão da previsão da volatilidade futura

Nota: os melhores modelos em cada previsão foram destacados. O período de análise fora da amostra foi de 13/11/2013 a 30/11/2015, totalizando 504 previsões.

A indicação ao final do modelo refere-se à distribuição adotada para os resíduos, sendo N a distribuição Gaussiana, t a t de Student e GED a distribuição generalizada dos erros. O modelo MRS-GARCH foi calculado com duas distribuições t de Student, com graus de liberdade diferentes, por isso a indicação t1 e t2.

EAM - Erro Absoluto Médio, EQM - Erro Quadrático Médio e

EAMP - Erro Absoluto Médio Percentual.

Entre os modelos MRS-GARCH, o modelo com distribuição Gaussiana dos resíduos apresenta a maior precisão em todos os horizontes de previsão, sendo pior que os demais modelos MRS-GARCH apenas para a previsão 21 dias úteis à frente. A diferença entre os valores das funções de perda entre o MRS-GARCH-N e os demais modelos se reduz conforme aumenta o horizonte de previsão até esse modelo ter menor precisão que os demais. Sugerindo-se assim que a utilização de uma distribuição adequada a “caudas gordas” se faz necessária para horizontes mais longos quando se considera múltiplos regimes na previsão da volatilidade.

Assim como no estudo de Marcucci (2005), o modelo MRS-GARCH-N encontrasse entre os modelos com melhor desempenho, porém esse só é o modelo com maior precisão para o horizonte de 10 dias úteis e seu desempenho piora para horizontes longos.

De maneira geral, os modelos da família MRS-GARCH obtém bom desempenho, tendo pelo menos um dos modelos figurando entre os mais precisos. Da mesma forma, pode-se concluir sobre o bom desempenho dos modelos GARCH, figurando entre os mais precisos em três dos quatro horizontes de previsão. Sendo os modelos EGARCH responsáveis por um bom desempenho no horizonte de cinco dias úteis.

Apesar dos modelos MRS-GARCH não terem obtido bom desempenho para horizontes mais longos na pesquisa de Marcucci (2005). No presente estudo, essa família de modelos conseguiu refletir de maneira acurada os movimentos na volatilidade para a taxa de câmbio real/dólar independente do horizonte de previsão.

Ainda que os modelos possam ser acurados na previsão da volatilidade futura, essa maior acurácia pode não se converter em resultados ao serem utilizados em modelos de gestão de risco. Tem-se em mente a máxima da Teoria de Finanças de que todos os modelos estão errados, porém alguns são úteis. Então se buscou verificar qual modelo seria mais “útil” na gestão de risco através da medida de Valor em Risco.

Os resultados apurados são expostos na Tabela 11.

VaR 1 dia útil					
	Média	Violações	Violações (%)	Teste Kupiec	Teste Christoffersen
GARCH-N	-1,6703%	41	8,13%	0,0029	0,0078
GARCH-t	-1,6599%	41	8,13%	0,0029	0,0078
GARCH-GED	-1,6581%	41	8,13%	0,0029	0,0078
EGARCH-N	-2,1964%	16	3,17%	0,0444	0,1085
EGARCH-t	-2,2465%	17	3,37%	0,0756	0,1794
EGARCH-GED	-2,2175%	17	3,37%	0,0756	0,1794
GJR-N	-2,0162%	19	3,77%	0,1860	0,3952
GJR-t	-2,0240%	22	4,37%	0,5042	0,7994
GJR-GED	-2,0180%	21	4,17%	0,3773	0,6712
MRS-GARCH-N	-1,7428%	33	6,55%	0,1272	0,1497
MRS-GARCH-t1	-1,9959%	24	4,76%	0,8048	0,2941
MRS-GARCH-t2	-2,0164%	21	4,17%	0,3773	0,6712
MRS-GARCH-GED	-1,9987%	22	4,37%	0,5042	0,7994
VaR 5 dias úteis					
	Média	Violações	Violações (%)	Teste Kupiec	Teste Christoffersen

GARCH-N	-8,3161%	1	0,20%	>0,001	NA
GARCH-t	-8,2561%	1	0,20%	>0,001	NA
GARCH-GED	-8,2467%	1	0,20%	>0,001	NA
EGARCH-N	-7,6540%	2	0,40%	>0,001	>0,001
EGARCH-t	-7,7977%	2	0,40%	>0,001	>0,001
EGARCH-GED	-7,7079%	2	0,40%	>0,001	>0,001
GJR-N	-9,9014%	1	0,20%	>0,001	NA
GJR-t	-9,9400%	1	0,20%	>0,001	NA
GJR-GED	-9,9016%	1	0,20%	>0,001	NA
MRS-GARCH-N	-7,9042%	3	0,60%	>0,001	>0,001
MRS-GARCH-t1	-9,9022%	0	0,00%	NA	NA
MRS-GARCH-t2	-10,0438%	0	0,00%	NA	NA
MRS-GARCH-GED	-9,9464%	0	0,00%	NA	NA

VaR 10 dias úteis

	Média	Violações	Violações (%)	Teste Kupiec	Teste Christoffersen
GARCH-N	-16,5538%	1	0,20%	>0,001	NA
GARCH-t	-16,4152%	1	0,20%	>0,001	NA
GARCH-GED	-16,3963%	1	0,20%	>0,001	NA
EGARCH-N	-10,6687%	3	0,60%	>0,001	>0,001
EGARCH-t	-10,8027%	3	0,60%	>0,001	>0,001
EGARCH-GED	-10,7048%	3	0,60%	>0,001	>0,001
GJR-N	-19,3972%	0	0,00%	NA	NA
GJR-t	-19,4725%	0	0,00%	NA	NA
GJR-GED	-19,3787%	0	0,00%	NA	NA
MRS-GARCH-N	-14,1413%	1	0,20%	>0,001	NA
MRS-GARCH-t1	-19,6198%	0	0,00%	NA	NA
MRS-GARCH-t2	-19,9587%	0	0,00%	NA	NA
MRS-GARCH-GED	-19,7380%	0	0,00%	NA	NA

VaR 21 dias úteis

	Média	Violações	Violações (%)	Teste Kupiec	Teste Christoffersen
GARCH-N	-34,4698%	0	0,00%	NA	NA
GARCH-t	-34,1030%	0	0,00%	NA	NA
GARCH-GED	-34,0666%	0	0,00%	NA	NA
EGARCH-N	-12,7493%	4	0,79%	>0,001	>0,001
EGARCH-t	-12,7677%	4	0,79%	>0,001	>0,001
EGARCH-GED	-12,7113%	4	0,79%	>0,001	>0,001
GJR-N	-39,1634%	0	0,00%	NA	NA
GJR-t	-39,3075%	0	0,00%	NA	NA
GJR-GED	-39,0553%	0	0,00%	NA	NA
MRS-GARCH-N	-24,1358%	0	0,00%	NA	NA

MRS-GARCH-t1	-40,4284%	0	0,00%	NA	NA
MRS-GARCH-t2	-41,2416%	0	0,00%	NA	NA
MRS-GARCH-GED	-40,6614%	0	0,00%	NA	NA

Tabela 11 - Valor em Risco calculado a partir da volatilidade prevista

Nota: Na segunda coluna é apresentada a perda média percentual prevista por cada um dos modelos através do VaR para cada um dos quatro horizontes de previsão estudados. Na terceira e quarta colunas são expostos o número absoluto de violações e percentual relativo de violações em relação ao número de dias fora da amostra (504 dias), respectivamente. Na quinta e sexta coluna são apresentados os p-valores dos testes de Kupiec e Christoffersen. O teste de Kupiec (*unconditional coverage*) tem como hipótese nula que o número de violações do VaR é mesmo o calculado. Nesse caso, o teste verifica se o VaR é realmente de 5%, sendo assim caso o p-valor seja inferior a 1%, pode-se concluir que o valor da perda estimada foi superestimado (número baixo de violações) ou subestimado (número alto de violações). O teste de Christoffersen (*conditional coverage*) tem como hipótese nula que as violações são temporalmente independentes, isso quer dizer que a ocorrência de violações ao longo do tempo não são correlacionadas, sendo possível detectar a presença de aglomerados de violações. Caso o número de violações seja muito baixo ou nulo, não é possível calcular o valor dos testes de Kupiec e Christoffersen, sendo assim esses casos de impossibilidade de realização do teste são marcados pelas letras NA.

Na previsão para um dia, todos os modelos preveem corretamente o VaR, com exceção dos modelos GARCH ao considerar um alfa de 5%. Poderia se dizer que a utilização de qualquer um dos modelos seria acurada na gestão do risco. Entretanto deve-se levar em conta também o valor médio calculado para o VaR em cada cenário, pois esse valor é empregado, por exemplo, no cálculo do capital mínimo exigido das instituições financeiras. Um valor menor e mais preciso torna-se nesse exemplo mais interessante para as instituições financeira, dando assim uma preferência pelo modelo MRS-GARCH-N.

Além disso, os resultados do teste de Giacomini-White também devem ser levados em consideração. Esse teste tem por hipótese nula que o poder de previsão dos modelos é igual e a hipótese alternativa de que um dos modelos tem capacidade preditiva superior. Pode-se assim saber se dois modelos seriam ou não equivalentes na previsão do valor futuro da volatilidade.

Previsão um dia útil												
	GARCH-t	GARCH-GED	EGARCH-N	EGARCH-t	EGARCH-GED	GJR-N	GJR-t	GJR-GED	MRS-GARCH-N	MRS-GARCH-t1	MRS-GARCH-t2	MRS-GARCH-GED
GARCH-N	0,2567	0,1694	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	0,9875	>0,001	>0,001	>0,001
GARCH-t		>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	0,9673	>0,001	>0,001	>0,001
GARCH-GED			>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	0,9293	>0,001	>0,001	>0,001
EGARCH-N				>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	0,0415	0,0501	0,0303
EGARCH-t					>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	0,0021	0,0026	0,0014
EGARCH-GED						>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	0,0125	0,0154	0,0088
GJR-N							>0,001	>0,001	>0,001	0,7301	0,8087	0,6074
GJR-t								>0,001	>0,001	0,4936	0,5599	0,3968
GJR-GED									>0,001	0,6070	0,6798	0,4967
MRS-GARCH-N										>0,001	>0,001	>0,001
MRS-GARCH-t1											0,1787	0,0427
MRS-GARCH-t2												>0,001
Previsão cinco dias úteis												
	GARCH-t	GARCH-GED	EGARCH-N	EGARCH-t	EGARCH-GED	GJR-N	GJR-t	GJR-GED	MRS-GARCH-N	MRS-GARCH-t1	MRS-GARCH-t2	MRS-GARCH-GED
GARCH-N	>0,001	0,2285	0,0015	0,0093	0,0036	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	0,0033	0,0056	0,0181
GARCH-t		>0,001	>0,001	0,0053	0,0020	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	0,0073	0,0119	0,0345
GARCH-GED			0,0012	0,0079	0,0030	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	0,0047	0,0078	0,0235
EGARCH-N				>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	0,3827	>0,001	>0,001	>0,001
EGARCH-t					>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	0,9989	>0,001	>0,001	0,0013
EGARCH-GED						>0,001	>0,001	>0,001	0,6491	>0,001	>0,001	>0,001
GJR-N							>0,001	>0,001	>0,001	0,2603	0,2134	0,1132
GJR-t								>0,001	>0,001	0,0972	0,0761	0,0348
GJR-GED									>0,001	>0,001	0,1402	0,0699
MRS-GARCH-N										>0,001	>0,001	>0,001
MRS-GARCH-t1											0,2966	>0,001
MRS-GARCH-t2												>0,001
Previsão dez dias úteis												
	GARCH-t	GARCH-GED	EGARCH-N	EGARCH-t	EGARCH-GED	GJR-N	GJR-t	GJR-GED	MRS-GARCH-N	MRS-GARCH-t1	MRS-GARCH-t2	MRS-GARCH-GED
GARCH-N	>0,001	0,2442	0,0011	>0,001	>0,001	0,0076	0,0013	0,0041	0,2693	0,0902	0,0999	0,2645

GARCH-t	>0,001	0,0021	0,0016	0,0015	0,0170	0,0034	0,0096	0,1583	0,1738	0,1887	0,4328
GARCH-GED		0,0011	>0,001	>0,001	0,0098	0,0018	0,0054	0,2364	0,1120	0,1229	0,3049
EGARCH-N			0,9019	0,0074	0,2817	0,4830	0,3504	>0,001	0,0810	0,0781	0,0411
EGARCH-t				0,0166	0,2748	0,4777	0,3437	>0,001	0,0775	0,0748	0,0387
EGARCH-GED				>0,001	0,2574	0,4514	0,3230	>0,001	0,0715	0,0690	0,0355
GJR-N						>0,001	>0,001	0,0065	0,2179	0,2116	0,0819
GJR-t							>0,001	0,0020	0,0687	0,0670	0,0203
GJR-GED								0,0042	0,1492	0,1452	0,0520
MRS-GARCH-N									0,0695	0,0741	0,1459
MRS-GARCH-t1										0,8779	0,0012
MRS-GARCH-t2											>0,001

Previsão vinte e um dias úteis												
	GARCH-t	GARCH-GED	EGARCH-N	EGARCH-t	EGARCH-GED	GJR-N	GJR-t	GJR-GED	MRS-GARCH-N	MRS-GARCH-t1	MRS-GARCH-t2	MRS-GARCH-GED
GARCH-N	>0,001	0,3134	>0,001	>0,001	>0,001	0,2711	0,0735	0,1996	>0,001	0,8542	0,9930	0,3720
GARCH-t		>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	0,4851	0,1638	0,3777	>0,001	0,5532	0,6925	0,1944
GARCH-GED			>0,001	>0,001	>0,001	0,3073	0,0892	0,2295	>0,001	0,8117	0,9591	0,3552
EGARCH-N				0,4511	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001
EGARCH-t					>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001
EGARCH-GED						>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001	>0,001
GJR-N							>0,001	>0,001	>0,001	0,2260	0,3020	0,0663
GJR-t								>0,001	>0,001	0,0596	0,0890	0,0125
GJR-GED									>0,001	0,1709	0,2333	0,0471
MRS-GARCH-N										>0,001	>0,001	>0,001
MRS-GARCH-t1											0,3641	0,0031
MRS-GARCH-t2												>0,001

Tabela 12 - Teste de Giacomini-White

Nota: O teste de Giacomini-White compara a capacidade preditiva de dois modelos e permite concluir se o valor previsto pelos modelos é equivalente ou não, similar ao teste de Diebold-Mariano. Os modelos estudados foram comparados dois a dois em cada um dos quatro horizontes de previsão da volatilidade. O p-valor do teste de Giacomini-White é apresentado e os valores em que a hipótese nula de que os modelos tem poder preditivo similar a um alfa de 1% são destacados em cinza na tabela. Esses resultados de poder preditivo, aliados a precisão de cada modelo apresentados na tabela 10, permitem concluir quais modelos se destacam na previsão da volatilidade.

Na tabela 12, nota-se que os modelos GARCH e o MRS-GARCH-N têm poder preditivo semelhante para a previsão um dia útil a frente, sendo o modelo MRS-GARCH-N o único dentre esses a ter bom desempenho na aplicação prática. Pode-se concluir que vale a pena usar o modelo MRS-GARCH-N, mais complexo, na gestão de risco de curto prazo.

Conforme o horizonte de previsão é ampliado, todos os modelos passam a superestimar as perdas, tendendo assim a nenhuma violação. Nota-se que nenhum dos modelos seria adequado na previsão acurada das perdas de um portfólio cambial. A distância entre a média do VaR entre os modelos EGARCH e MRS-GARCH-N em relação aos demais aumenta conforme aumenta o horizonte de previsão, evidenciando-se que esses modelos superestimam em menor escala as perdas esperadas.

Interessante observar que os modelos EGARCH e MRS-GARCH-N tem poder preditivo equivalente para previsão 5 dias úteis à frente e o mesmo ocorre entre os demais modelos da família MRS-GARCH e os modelos tradicionais para previsão 10 dias úteis a frente.

Considerando a precisão dos modelos, expostos na tabela 10, e o poder preditivo dos modelos, exposto na tabela 12, nota-se que os modelos com melhor desempenho para os horizontes de 10 e 21 dias úteis detêm poder preditivo semelhante. No caso, os modelos da família GARCH poderiam ser assim utilizados no lugar dos da família MRS-GARCH, mais complexos.

Assim como nos estudos de Marcucci (2005) e Naeini e Fatahi (2012), o modelo MRS-GARCH-N teve bom desempenho na previsão de curto prazo, um dia à frente, e apesar de manter o bom desempenho para as previsões 5 e 10 dias úteis à frente, não foi capaz de prever corretamente o VaR de um portfólio cambial. Em função dos modelos MRS-GARCH terem uma maior complexidade teórica e computacional, não se recomenda sua utilização para horizontes mais longos uma vez que outros modelos GARCH terem obtido desempenho equivalente.

3.5. Conclusão

O objetivo da pesquisa foi verificar se a utilização de um modelo GARCH com mudança de regime markoviano é capaz de prever de maneira mais acurada a volatilidade futura.

Os resultados apontam para um poder preditivo similar entre o modelo MRS-GARCH-N e alguns modelos tradicionais da família GARCH nos horizontes de previsão de 1, 5 e 10 dias úteis. As funções de perda mostraram também que a diferença entre o MRS-GARCH-N e os modelos GARCH é pequena para o horizonte de 1 e 10 dias úteis. O mesmo ocorre entre o modelo MRS-GARCH-N e os modelos EGARCH para o horizonte de 5 dias úteis.

O resultado da aplicação prática que acaba por apontar uma superioridade do modelo MRS-GARCH-N frente aos demais no horizonte de previsão de um dia. Nos demais horizontes de previsão, os modelos MRS-GARCH não foram capazes de superar os modelos tradicionais. Dada sua maior complexidade teórica e computacional, deve-se desencorajar sua utilização para a previsão da volatilidade cambial em horizontes longos.

Esses resultados impactam os agentes de mercado no que concerne à escolha do modelo para o cálculo da volatilidade futura e posterior emprego em situações reais de gestão de risco para previsões de curto prazo, dado o melhor desempenho do modelo MRS-GARCH.

Sugere-se para estudos futuros a ampliação dos estudos para uma gama maior de ativos financeiros, assim como emprego da volatilidade prevista em outras situações reais, como apreçamento de derivativos.

4

Efeito Manada ou Efeito Heterogeneidade? Evidências para o mercado brasileiro

A existência do Efeito Manada nos mercados internacionais é uma das evidências que contradizem a teoria tradicional de Finanças que não considera a influência de fatores psicológicos na tomada de decisão. Sendo assim, a presente pesquisa buscou identificar a existência do efeito manada no mercado brasileiro e compreender a influência do câmbio nesse efeito, devido a importância do mercado cambial para a realidade brasileira. O período de análise foi de janeiro de 1999 a dezembro de 2016, totalizando 4.438 dias. A metodologia compreendeu dois passos, em um primeiro momento buscou-se analisar a média do efeito manada através de regressões múltiplas e num segundo momento estudar a variação do efeito ao longo do tempo através do método do Filtro de Kalman. Os resultados apontaram para a existência de um "Efeito Heterogeneidade" no mercado acionário brasileiro e não um efeito manada como esperado, estando esse "Efeito Heterogeneidade" atrelado as variações do mercado cambial.

4.1. Introdução

“Wall Street: o dinheiro nunca dorme” não é apenas nome de um filme, mas sim característica inerente à gestão de recursos financeiros. Gestores e investidores buscam maximizar o retorno de suas carteiras a todo o momento e assim “vencer o mercado”. Historicamente, a pesquisa em finanças se baseia no modelo de escolhas racionais que assume o investidor como sendo racional e equilibrado, em busca da maximização da utilidade esperada (FAIRCHILD, 2014).

Em oposição à visão da racionalidade absoluta, as finanças comportamentais consideram os investidores como tomadores de decisões baseadas nos valores humanos, preferências pessoais e nas suas emoções (FAIRCHILD, 2014).

Ou seja, os estudos tradicionais de finanças enfatizam a Moderna Teoria do Portfólio e a hipótese do Mercado Eficiente, enquanto o campo das finanças comportamentais investiga as questões psicológicas e sociológicas que impactam o processo de tomada de decisão (RICCIARDI & SIMON, 2000) e seus possíveis impactos no mercado financeiro (para um maior debate sobre a questão da racionalidade versus a emoção, ver SANTOS & SANTOS, 2005).

Um dos impactos proveniente da racionalidade limitada observado no mercado acionário é o efeito manada. Esse efeito é observado no momento em que o comportamento de um grupo de investidores passa a imitar o comportamento de outros investidores, causando um efeito em cascata no mercado acionário (CHIANG et al., 2013). Scharfstein e Stein (1990) tratam das causas do efeito manada ao explanarem sobre a importância do contexto na ocorrência do efeito.

Um desses contextos seria a tentativa dos gestores de aumentar sua reputação como tomadores de decisão e assim seguir a tendência estabelecida pelos demais agentes. Scharfstein e Stein (1990) lembram da "Segunda-feira Negra", ocorrida em outubro de 1987 quando o mercado acionário mundial sofreu um baque. Havia o entendimento geral dos gestores de que os ativos estavam caros e a tendência de desvalorização era mais provável que a de valorização. Entretanto poucos estavam dispostos a vender seus ativos e serem classificados como perdedores por terem perdido a oportunidade de ganhar mais dinheiro.

Chiang e Zheng (2010) identificaram em seu estudo a existência da influência não apenas do contexto local, no sentido do mercado acionário dentro de um único país, mas também a influência de um efeito manada entre países, onde a economia de um país influenciaria a economia de outro país. Em seu estudo, eles notam a influência do mercado americano sobre outros mercados, como, por exemplo, na América Latina, onde as bolsas de valores tendiam a seguir os movimentos acentuados que ocorreram no mercado acionário americano durante o período estudado. Vale salientar que a existência de relação positiva entre o mercado brasileiro e o americano não obriga a bolsa brasileira a seguir todo o tempo os movimentos externos, como pode ser observado em 2010 e 2012, quando a bolsa brasileira teve relação negativa frente ao mercado americano.

Essa relação entre o mercado americano e o brasileiro é captada pela forte correlação negativa entre a taxa de câmbio Brasil-EUA e o índice do mercado de

ações (Ibovespa), amplamente documentada na literatura acadêmica (SILVA e CORONEL, 2012; GRÔPPO, 2006; PIMENTA JÚNIOR e SCHERMA, 2005).

Por último, outro ponto interessante do efeito manada é sua mensuração. As pesquisas tradicionais utilizam-se da regressão linear, obrigando assim que o efeito seja medido através de sua média. O coeficiente fixo obtido não reflete satisfatoriamente a realidade mutável do mercado, sendo então necessária a mensuração do efeito manada de maneira dinâmica, permitindo assim um parâmetro da regressão que varie com o tempo (CHIANG et al., 2013). A relação não linear entre o mercado acionário e o cambial é retrata por Renault et al. (2016) em sua pesquisa ao verificarem que a relação entre esses mercados é mais forte em momento de desvalorização cambial.

Nesse contexto, a presente pesquisa busca compreender a influência do câmbio no efeito manada captado no mercado acionário brasileiro através da utilização de um modelo com parâmetros variáveis ao longo do tempo.

A pesquisa se diferencia da realizada por Chiang e Zheng (2010) na medida em que se utilizaram dados cambiais brasileiros (Índice de Volatilidade Cambial - FXvol) para medir a influência externa, e não dados do mercado americano. Espera-se assim captar uma influência mais ampla do capital internacional no contexto nacional em virtude da utilização de um índice interno a economia brasileira e não externo. O uso do Índice de Volatilidade Cambial deveu-se a sua capacidade em prever movimentos futuros do mercado acionário, funcionando como um indicador antecedente dos movimentos do mercado acionário (MAIA et al., 2016).

4.2. Referencial Teórico

Essa seção segue dividida em duas partes. Na primeira foram apresentadas as pesquisas sobre efeito manada realizadas no mercado brasileiro, assim como os artigos seminais internacionais. Na segunda parte foram expostos os modelos empregados na mensuração do efeito manada e os resultados esperados a partir das pesquisas anteriores.

4.2.1 Efeito Manada

O Efeito Manada ocorre quando investidores imitam as estratégias de outros investidores (CHIANG *et al.*, 2013; BIKHCHANDANI & SHARMA, 2000; SCHARFSTEIN & STEIN, 1990). Bikhchandani e Sharma (2000) argumentam que para o efeito manada ocorrer, um investidor deve estar ciente e ser influenciado pela ação de outros.

As razões que levam ou aumentam as chances de ocorrência do efeito manada são debatidas por diversos autores. Um desses aspectos é a informação em cascata gerada pela influência da tomada de decisão dos primeiros investidores sobre os demais (BIKHCHANDANI & SHARMA, 2000).

A influência da obtenção da informação é corroborada por Hirshleifer, Subrahmanyam e Titman (1994) em seu estudo ao observarem a existência de um equilíbrio de mercado diferente do atingido quando a informação é recebida simultaneamente pelos investidores. A tomada de decisão por parte de alguns, apenas por terem recebido uma informação antes dos demais, pode levar a alguns ativos receberem maior atenção que outros ativos similares, evidenciando assim a existência do efeito manada (HIRSHLEIFER, SUBRAHMANYAM & TITMAN, 1994).

A autoconfiança exagerada e a vontade de mostrar suas habilidades são aspectos psicológicos que podem levar os gestores a imitarem as estratégias de outros e assim aumentar as chances dos preços dos ativos se descolarem dos fundamentos econômicos (HIRSHLEIFER, SUBRAHMANYAM & TITMAN, 1994).

O efeito manada tratado anteriormente é classificado por Bikhchandani e Sharma (2000) como intencional, advindo da intenção dos investidores em replicar o comportamento de outros, distinguindo-se do efeito espúrio que advém da coincidência da tomada de decisão ao se deparar com problemas e informações semelhantes. Um exemplo do efeito manada espúrio seria a queda nos preços das ações após uma queda na taxa de juros, que acarretaria a revisão das taxas de desconto e consequente desvalorização no mercado acionário. A queda abrupta dos preços não se deu pelos investidores imitarem seus pares, mas sim pela influência de uma informação pública disponível a todos.

Apesar dessa distinção, Bikhchandani e Sharma (2000) argumentam que a distinção entre o efeito espúrio e o intencional é difícil de ser feita na prática, pois as mudanças nos preços são causadas por diversos fatores.

As investigações acerca do efeito manada seguem duas abordagens tradicionalmente. A primeira proposta por Lakonishok, Shleifer e Vishny (1992) busca identificar o efeito manada a partir da correlação entre as posições tomadas por gestores em relação à determinada ação. Em seu estudo Lakonishok, Shleifer e Vishny (1992) analisaram o comportamento de 769 fundos americanos e notaram que o efeito manada se apresentava nas ações de empresas pequenas. Isso porque as ações das grandes empresas são usadas em posições de longo prazo (*“buying and holding”*).

Seguindo essa linha de pesquisa, Lobão e Serra (2007) usaram o mesmo modelo para avaliar o efeito manada em fundos mútuos portugueses. Os resultados da pesquisa apontaram para uma redução do efeito manada em momento de alta volatilidade e de tranquilidade do mercado. Lobão e Serra (2007) explicam que em momento de tranquilidade os agentes de mercado têm maior tranquilidade para tomar suas próximas decisões, não seguindo assim outros agentes, da mesma forma, os momentos de alta volatilidade podem ser entendidos como uma *proxy* de mais informação, permitindo uma tomada de decisão mais consciente e menor influência de outros agentes.

A segunda abordagem proposta por Christie e Huang (1995) busca detectar o efeito manada através da dispersão dos retornos do mercado acionário, sendo esta mensurada pelo Desvio-padrão Transversal dos Retornos (*Cross-sectional Standard Deviation of Returns*) e o Desvio Absoluto Transversal dos Retornos (*Cross-sectional Absolute Deviation of Returns*). Christie e Huang (1995) tratam que a identificação pura de momentos de baixa dispersão não caracterizaria a existência de efeito manada, uma vez que o baixo nível de dispersão dos retornos poderia se dar devido à falta de novas informações durante algum período. Por isso a dispersão dos retornos deve ser explicada por uma variável de momento capaz de justificar a existência do efeito manada.

Christie e Huang (1995) lançam mão em sua pesquisa de duas variáveis binárias, uma referente aos retornos extremos positivos e outra referente aos negativos. Nota-se nos resultados da pesquisa a influência diferenciada entre períodos extremos de retornos positivos e negativos. A dispersão dos dados é

maior em momento de euforia que em momento de pessimismo, ainda que Christie e Huang (1995) não tenham identificado o efeito manada em sua pesquisa.

Da mesma forma que ocorre no mercado acionário o "efeito alavancagem", retornos negativos atrelados a momentos de alta volatilidade enquanto que retornos positivos não estão (SILVA, SÁFADI & CASTRO JÚNIOR, 2005), ocorre uma assimetria do impacto dos retornos positivos e negativos no efeito manada. Essa ideia é corroborada por Chang, Cheng e Khorana (2000) em seu estudo ao notarem um aumento da dispersão dos retornos para a amostra de países desenvolvidos nos momentos em que ocorrem retornos extremos positivos, entretanto o mesmo não ocorre para os retornos extremos negativos.

Os momentos de retornos extremos são usados para identificar a presença do efeito manada em virtude dos agentes estarem mais inclinados a seguirem seus sentimentos na tomada de decisão e se deixarem influenciar por outros agentes de mercado durante períodos de euforia ou estresse no mercado (CHANG, CHENG & KHORANA, 2000). O mesmo não ocorre durante períodos normais.

Nota-se que as duas abordagens não divergem apenas na maneira como mensuram o efeito manada, mas também nos resultados encontrados nos estudos e nas explicações dadas para esses resultados. Por isso da importância de se continuar a estudar essa temática e assim avançar no seu entendimento.

Algumas pesquisas podem ser encontradas para o mercado brasileiro. Del-Vecchio *et al.* (2009) estudaram os principais fundos de ação brasileiro entre 2003 e 2007. Eles foram capazes de identificar através da análise das redes do mercado (*Market Graph* – Teoria dos Grafos) agentes que influenciavam os demais e assim identificar a existência de efeito manada no mercado acionário brasileiro.

Tariki (2014) corrobora os resultados anteriores em sua pesquisa utilizando o modelo de Lakonishok, Shleifer e Vishny (1992). O estudo analisou os fundos de ação com gestão ativa no período de 2007 a 2013 e concluiu que o efeito manada é acentuado nos menores fundos, assim como nas ações de menor capitalização (*small cap*) indo ao encontro das pesquisas expostas anteriormente (LOBÃO & SERRA, 2007; LAKONISHOK, SHLEIFER & VISHNY; 1992). Assim como na pesquisa de Lobão e Serra (2007) para o mercado Português, Tariki (2014) também conclui que a intensidade do efeito manada no Brasil é superior ao medido em mercados maduros, como os Estados Unidos, apontando

assim para uma maior força do efeito manada em mercados financeiros emergentes e menos desenvolvidos.

Por fim, a pesquisa de Silva, Barbedo e Araújo (2015) analisou o efeito manada no período de 2010 a 2014 para as duas ações mais líquidas do Ibovespa a época. Os resultados encontrados foram ambíguos, pois ao considerar o modelo de Christie e Huand (1995) não foi detectada a presença do efeito manada, porém ao analisar os resultados do modelo de Pressão de Preços, os autores notaram que a probabilidade da próxima transação seguir a mesma direção da anterior (seguir aquele movimento) é estatisticamente superior a 50%, sugerindo assim que as transações não seguem um passeio aleatório e sim uma tendência daquele momento.

4.2.2

Modelos de Mensuração do Efeito Manada

Nessa seção serão apresentados apenas os modelos de mensuração do efeito manada através dos métodos de dispersão dos retornos do mercado, por ser esse o foco dado pela presente pesquisa.

Christie e Huang (1995) propuseram as equações 20 e 21 para verificar a existência do efeito manada, esses modelos serviram de ponto de partida para o desenvolvimento das pesquisas:

$$CSSD = \alpha + \beta_1 D_t^L + \beta_2 D_t^U + \varepsilon_t \quad (20)$$

$$CSAD = \alpha + \beta_1 D_t^L + \beta_2 D_t^U + \varepsilon_t \quad (21)$$

Onde:

- $CSSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (r_i - \bar{r})^2}{n-1}}$, desvio-padrão transversal dos retornos;
- $CSAD = \frac{\sum_{i=1}^n |r_i - \bar{r}|}{n}$, desvio absoluto transversal dos retornos;
- r_i é o retorno do ativo i e \bar{r} é o retorno do portfólio de mercado;
- D_t^L recebe valor 1 se o retorno de mercado estiver no extremo negativo, zero no caso contrário;

- D_t^U recebe valor 1 se o retorno de mercado estiver no extremo positivo, zero no caso contrário.

Eram então estabelecidos padrões para a caracterização de um retorno extremo, como maior que 2 ou 3 desvios-padrão, por exemplo, e o efeito manada estaria caracterizado por coeficientes β_1 e β_2 negativos, pois seria esperado, caso não houvesse efeito manada, que em momento extremos (euforia ou crise) a dispersão dos retornos aumentaria e não se reduziria (CHRISTIE & HUANG, 1995).

Os modelos subsequentes acabaram por focar no estudo do Desvio Absoluto Transversal dos Retornos (CSAD, sigla em inglês) devido ao entendimento desse ser mais adequado para a captura do efeito manada devido a sua menor sensibilidade a *outliers*. Chang, Cheng e Khorana (2000) propuseram um modelo capaz de capturar a assimetria de impacto entre retornos positivos e negativos, destrinchando os modelos em duas equações representadas pelas equações 22 e 23:

$$CSAD_t^{UP} = \alpha + \gamma_1^{UP} |R_{m,t}^{UP}| + \gamma_2^{UP} (R_{m,t}^{UP})^2 + \varepsilon_t \quad (22)$$

$$CSAD_t^{DOWN} = \alpha + \gamma_1^{DOWN} |R_{m,t}^{DOWN}| + \gamma_2^{DOWN} (R_{m,t}^{DOWN})^2 + \varepsilon_t \quad (23)$$

Onde:

- $CSAD_t^{UP}$ e $CSAD_t^{DOWN}$ fazem referência aos desvios absolutos quando o mercado tem um retorno positivo e negativo, respectivamente;
- $R_{m,t}^{UP}$ e $R_{m,t}^{DOWN}$ fazem referência ao retorno do mercado quando for positivo e negativo, respectivamente.

Nesses modelos, o coeficiente γ_2 captura a existência do efeito manada. Isso porque é esperado que a relação entre a dispersão e a magnitude dos retornos seja linear, ou seja, caso o retorno absoluto aumente é esperado que a dispersão dos dados aumentasse. No caso da existência do efeito manada, espera-se que a dispersão dos dados não aumente ou aumente menos que o esperado conforme o retorno absoluto aumente, sendo assim o coeficiente γ_2 seria negativo, indicando

a existência do efeito manada (CHANG, CHENG & KHORANA, 2000). Chiang e Zheng (2010) complementam esse entendimento da existência do efeito manada ao tratarem que em momentos de grande variação nos preços de mercado, os investidores se comportariam de maneira mais uniforme, fato que acarretaria um aumento da correlação dos retornos observados no mercado e uma consequente redução da dispersão dos retornos, ou ao menos um aumento pequeno, caracterizando-se assim o efeito manada.

Nessa mesma pesquisa, Chang, Cheng e Khorana (2000) tratam que a utilização das duas equações pode gerar problemas na identificação do efeito manada, pois houve evidências de que apenas uma das equações foi capaz de identificar a existência desse efeito. Com o intuito de aprimorar o modelo de Chang, Cheng e Khorana, Chiang e Zheng (2010) o modificam visando facilitar a captura da assimetria e sua melhor visualização. O modelo elaborado por eles é apresentado na equação 24:

$$CSAD_t = \alpha + \gamma_1 R_{m,t} + \gamma_2 |R_{m,t}| + \gamma_3 R_{m,t}^2 + \varepsilon_t \quad (24)$$

Assim como nos modelos anterior, é o coeficiente ligado ao retorno quadrático do mercado (γ_3) que captura a existência do efeito manada. Sendo esperado que esse coeficiente seja negativo na presença desse efeito. Chiang e Zheng (2010) tratam da existência de um "Efeito Heterogeneidade", observado quando o coeficiente γ_3 for positivo, sugerindo assim um aumento da dispersão dos retornos em momentos de retornos extremos. Os autores identificaram a existência desse efeito para a América Latina em seu estudo.

A diferença aqui é a possibilidade de avaliar a quantidade de assimetria existente entre a dispersão dos retornos e o retorno do mercado, essa assimetria é vista na relação (CHIANG & ZHENG, 2010):

$$(\gamma_2 + \gamma_1)/(\gamma_2 - \gamma_1) \quad (25)$$

Por fim, Chiang *et al.* (2013) propõem não a utilização de um novo modelo, mas sim outra maneira de estimar o modelo. Eles argumentam que a estimação pelo método tradicional requer uma relação linear fixa ao longo do

tempo e que na realidade o efeito manada não seria algo presente em todo o momento e sim característico de determinados momentos de estresse no mercado.

Sendo assim, Chiang *et al.* (2013) sugerem a estimação usando um modelo com Filtro de Kalman (KALMAN, 1960), onde a equação original para mensuração do efeito manada é chamada de equação de medição e a matriz com os coeficientes variando ao longo do tempo chamado de vetor de estado das variáveis. Através do procedimento do Filtro de Kalman é possível encontrar coeficientes que variam ao longo do tempo e assim obter uma relação linear que oscila ao longo do tempo.

4.3. Método e Base de Dados

Nessa seção é apresentado o método empregado, assim como a base de dados, para atingir o objetivo proposto de compreender a influência do câmbio no efeito manada captado no mercado acionário brasileiro através da utilização de um modelo com parâmetros variáveis ao longo do tempo.

Assim como nas pesquisas apresentadas no referencial teórico, foram calculados em um primeiro momento o desvio-padrão transversal dos retornos e o desvio absoluto transversal dos retornos. O índice Ibovespa foi usado como o portfólio de mercado, sendo sua carteira reponderada em julho de cada ano de 1999 a 2016, período considerado na pesquisa. Além da série histórica dos preços das ações que compuseram o índice Ibovespa, foram coletadas também as séries históricas da Ptax (dólar), FXvol e IVol-Br. Com exceção do FXvol e IVol-Br, obtidos junto a BM&F Ibovespa e o grupo de pesquisa Nefin-Fea USP, respectivamente, os demais dados foram obtidos na base de dados da Bloomberg.

O objetivo em coletar as séries históricas da Ptax e do FXvol é entender a influência entre o câmbio e o efeito manada no mercado acionário. Já a série histórica do IVol-Br, índice de volatilidade acionário calculado pelo Nefin aos moldes do VIX, é colocar a prova a ideia de que o índice de volatilidade é capaz de adiantar os movimentos de mercado e assim fazer um teste de robustez ao evidenciar que não apenas o FXvol é potencialmente capaz de explicar o efeito manada, mas também o índice de volatilidade do próprio mercado acionário.

Antes de avançar para a mensuração do efeito manada, realizou-se uma análise preliminar dos dados para que se pudesse tomar uma familiaridade com os

dados e avaliar a existência de eventuais problemas, como a estacionariedade dos dados, necessária para a aplicação das regressões. Para testar a estacionariedade foi aplicado o teste de raiz unitária Aumentado de Dickey-Fuller (ADF).

Após essa avaliação inicial dos dados foi testada a presença do efeito manada no mercado brasileiro através das equações 26 e 27:

$$CSSD_t = \alpha + \gamma_1 Ibov_t + \gamma_2 |Ibov_t| + \gamma_3 Ibov_t^2 + \varepsilon_t \quad (26)$$

$$CSAD_t = \alpha + \gamma_1 Ibov_t + \gamma_2 |Ibov_t| + \gamma_3 Ibov_t^2 + \varepsilon_t \quad (27)$$

Onde:

- $Ibov_t$ é o retorno logaritimizado do índice Ibovespa no dia t.

Assim como tratado no referencial teórico, o coeficiente γ_3 permitirá a identificação do efeito manada ou não. Ambas as regressões foram calculada com toda a série histórica (janeiro de 1999 a dezembro de 2016) e em seguida recalculada considerando o momento antes e pós-crise de 2008 (jan/1999-jul/2008 e set/2008-dez/2016). Buscou-se assim mostrar que o efeito manada não é estático, dependendo do momento analisado e assim justificar o emprego do procedimento do Filtro de Kalman, obtendo um coeficiente γ_3 variante ao longo do tempo, assim como proposto em Chiang *et al.* (2013).

A partir da utilização do procedimento do Filtro de Kalman foi possível obter uma série histórica do coeficiente γ_3 , capaz de captar a existência ou não do Efeito Manada e sendo possível procurar entender como se dá a influência do câmbio nesse efeito.

Para a aplicação do procedimento do Filtro de Kalman, utilizou-se as equações 26 e 27 como as equações de mensuração e das equações 28 e 29 como as equações de transição, enquanto $[\alpha_t, \gamma_{1,t}, \gamma_{2,t}, \gamma_{3,t}]$ representa o vetor de estado das variáveis.

$$\gamma_{i,t} = \gamma_{i,t-1} + \vartheta_{i,t} \sim N(0, \sigma_{\vartheta,t}^2), \text{ onde } i = 1, 2 \text{ e } 3 \quad (28)$$

$$\alpha_t = \alpha_{t-1} + \vartheta_{\alpha,t} \sim N(0, \sigma_{\vartheta,t}^2) \quad (29)$$

Foram então utilizadas as séries históricas do índice Ibovespa, Ptax (dólar), IVol-Br e FXvol nesse processo de explicação. As séries do índice Ibovespa e Ptax são amplamente conhecidas, não necessitando assim de maiores explicações, entretanto os índices de volatilidade FXvol e IVol-Br são menos conhecidas e carecem de uma introdução.

O FXvol indica a volatilidade implícita da taxa de câmbio BRL/USD para os próximos 21 dias úteis, utilizando do próximo vencimento das opções caso a data coincida com os 21 dias ou é realizada uma interpolação entre os dois próximos vencimentos (DARIO, 2007). Esse índice capta a expectativa de risco do mercado para o câmbio, funcionando assim como um medidor de medo do mercado. Esse índice é calculado pela BM&FBovespa e pode ser encontrado no seu sistema de recuperação de informações.

Já o IVol-BR é o índice de volatilidade implícita do índice Ibovespa, seguindo a mesma ideia aplicada ao FXvol, esse indicador também funciona como um medidor do risco do mercado. Esse índice é calculado pelo NEFIN, grupo de pesquisa da USP, que disponibiliza em seu site a série histórica do IVol-Br. Apesar de não ser um índice oficial, é mais uma fonte de informação para o mercado e com potencial de agregar novas informações a modelos financeiros empregados por agentes de mercado e pesquisadores.

Seguindo as ideias usadas por Chiang *et al.* (2013) são propostas as seguintes relações para explicar o coeficiente $\gamma_{3,t}$ no mercado brasileiro, expressas nas equações 30 a 33:

$$\gamma_{3,t} = \varphi_0 + \varphi_1 Ibov_t + \varphi_2 Ptax_t + \varepsilon_t \quad (30)$$

$$\gamma_{3,t} = \varphi_0 + \varphi_1 Ibov_t + \varphi_2 FXvol_t + \varepsilon_t \quad (31)$$

$$\gamma_{3,t} = \varphi_0 + \varphi_1 Ibov_t + \varphi_2 Ptax_t + \varphi_3 FXvol_t + \varepsilon_t \quad (32)$$

$$\gamma_{3,t} = \varphi_0 + \varphi_1 Ibov_t + \varphi_2 IVolBr_t + \varepsilon_t \quad (33)$$

Onde:

- $Ptax_t$ é o retorno logaritmizado da Ptax no dia t ;
- $FXvol_t$ é o retorno logaritmizado do FXvol no dia t ;
- $IVolBr_t$ é o retorno logaritmizado da IVolBr no dia t .

As equações 30 à 33 se baseiam na hipótese de que o efeito manada está atrelado ao mercado interno e externo, uma vez que busca explicar o efeito através do Ibovespa e do mercado cambial (dólar e volatilidade cambial). Essa relação segue o pensamento de Chiang et al. (2013) que buscaram explicar o efeito manada de diferentes países utilizando o VIX, variável representante do mercado externo. O uso do mercado cambial ao invés de uma variável dos mercados internacional, como o VIX, se baseia no estudo de Maia *et al.* (2016) que verificaram a existência de relação entre o FXvol e o mercado acionário, sendo o índice de volatilidade cambial brasileiro funcionando com uma variável antecedente ao Ibovespa.

A equação 33 por sua vez busca sustentar a ideia de que o efeito manada no mercado brasileiro está intrinsecamente atrelado ao próprio mercado acionário e demais variáveis viriam para agregar poder explicativo a uma relação existente. Caso essa ideia não se sustente, significará que o efeito manada está atrelado não apenas ao mercado interno, mas a uma conjunção de fatores internos e externos.

Além de programação própria, foram usados os seguintes pacotes do *software* estatístico R: "fBasics", "tseries", "lattice", "fRegression", "lmtest", "sandwich", "sspir" e "quantreg".

4.4. Resultados

4.4.1 Análise dos Dados

O Desvio-padrão Transversal dos Retornos (*Cross-sectional Standard Deviation of Returns* - CSSD) e o Desvio Absoluto Transversal dos Retornos (*Cross-sectional Absolute Deviation of Returns* - CSAD), registrado diariamente, foram calculados para o período de janeiro de 1999 a dezembro de 2016, totalizando 4.438 observações. Através da estatística descritiva dessas séries,

assim como do retorno do Ibovespa, tomou-se um maior entendimento sobre os dados estudados. Os resultados encontrados são expostos na tabela 13.

	Ibov	CSAD	CSSD
Máximo	0.288248	0.124015	0.022483
Mínimo	-0.120961	0.006606	0.000078
1° Quartil	-0.010016	0.013258	0.000302
3° Quartil	0.011122	0.019388	0.000683
Média	0.000462	0.016992	0.000592
Mediana	0.000737	0.015872	0.000443
Variância	0.000361	0.000033	0.000000
Desvio-padrão	0.018993	0.005761	0.000646
Assimetria	0.686933	0.005761	13.427812
Curtose	17.869462	6.036939	362.340694
Jarque-Bera p-valor	< 0.001	< 0.001	< 0.001
ADF p-valor	< 0.01	< 0.01	< 0.01

Tabela 13 - Estatística Descritiva

Nota: A tabela trata das propriedades estatísticas do retorno logaritmo da série do Ibovespa, do CSAD e do CSSD compreendo o período de janeiro de 1999 a dezembro de 2016 totalizando 4438 observações.

A hipótese nula do teste ADF é de que a série apresenta raiz unitária e a hipótese alternativa de que a série não tem raiz unitária, sendo assim estacionária.

Assim como era esperado, o índice Ibovespa tem um retorno médio zero e alta curtose, caracterizando assim uma distribuição leptocurtica. Contra intuitivamente, o período analisado não apresentou assimetria negativa, característica normalmente presente devido ao maior impacto de notícias negativas que as positivas. Esse fato é refletido também por um valor máximo superior ao valor mínimo em modulo e uma mediana positiva. Além disso, a série não apresenta distribuição normal, o que é compensado pelo tamanho da amostra, e a série é estacionária, devido a rejeição da hipótese nula de presença de raiz unitária observada no teste ADF.

A análise dos resultados do CSSD e do CSAD aponta para uma maior sensibilidade do CSSD a valores extremos em relação ao CSAD, assim como havia sido tratado anteriormente no referencial teórico. O desvio-padrão do CSSD

foi superior a sua média, além de apresentar alta curtose e assimetria e uma diferença considerável entre o valor máximo e mínimo da série.

Por outro lado a série do CSAD apresentou resultados interessantes do ponto de vista do comportamento da série. Essa se aproximou de uma distribuição normal devido a uma assimetria próxima de zero e curtose mais próxima da normal (curtose = 3), apesar do teste de Jarque-Bera rejeitar essa hipótese. A diferença entre o valor máximo e mínimo foi menor que a observada para o CSSD. O comportamento das séries pode ser observado pictoricamente na figura 7.

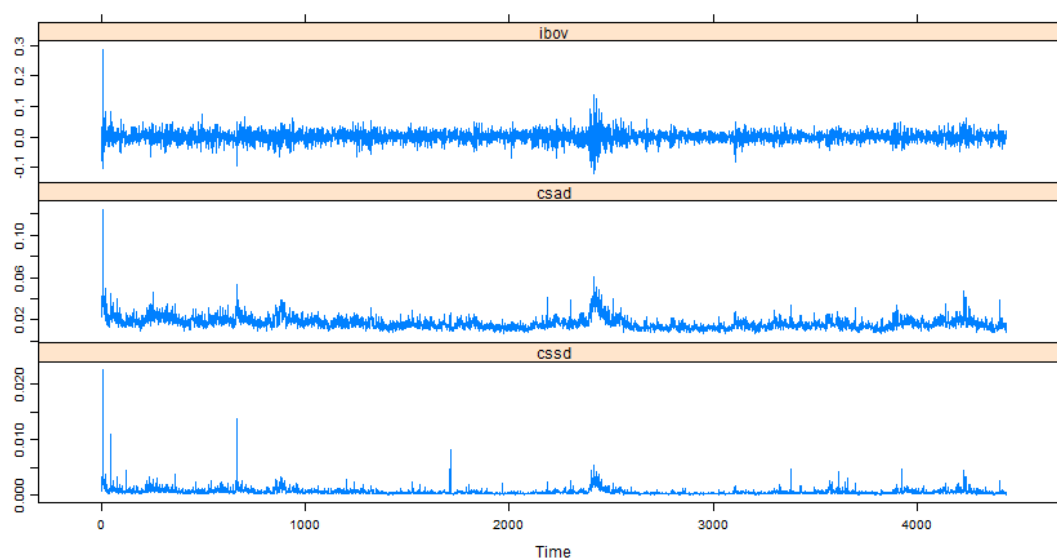


Figura 7 - Série histórica do Retorno Ibovespa, CSAD e CSSD

Nota: O período analisado compreende jan/1999 a dez/2016.

Nota-se na figura 7 a presença de diversos picos na série do CSSD, enquanto a série do CSAD apresenta menos picos com valores extremos. Também é perceptível a relação entre um aumento na variação dos retornos do Ibovespa e um aumento na dispersão dos retornos calculada pelos desvios-padrões transversais. Os dois momentos de maior elevação dos desvios-padrões se dá no início da série com a mudança do regime cambial para o flutuante e com a crise de 2008, no início da segunda metade da série.

4.4.2

Regressões e Filtro de Kalman

Em um primeiro momento as regressões foram calculadas para a série como um todo. Em seguida, procurou-se avaliar se a crise de 2008 influencia a relação entre as variáveis. Nas tabelas 14 e 15 são apresentados os resultados da regressão para as séries como um todo.

Regressão: $CSSD_t = \alpha + \gamma_1 Ibov_t + \gamma_2 Ibov_t + \gamma_3 Ibov_t^2 + \varepsilon_t$				
Variáveis	Coefficiente	Erro-padrão	Estatística t	p-valor
α	0.0004714	0.00001551	30.3933	< 2.2e-16 ***
γ_1	0.0004087	0.00064782	0.6308	0.52819
γ_2	0.0021396	0.00114160	1.8742	0.06096*
γ_3	0.2536091	0.00677523	37.4318	< 2.2e-16 ***

Tabela 14 – Regressão para o CSSD

Nota: O teste F teve p-valor < 2.2e-16, o teste de Breusch-Pagan p-valor de 0.08996 e o teste de Durbin-Watson p-valor < 2.2e-16, devido a presença de auto correlação temporal dos resíduos, os estimadores foram corrigidos usando a matriz de covariância de Newey-West (matriz HAC).

Significância: ***, ** e * correspondem a 0.01, 0.05 e 0.1, respectivamente.

Regressão: $CSAD_t = \alpha + \gamma_1 Ibov_t + \gamma_2 Ibov_t + \gamma_3 Ibov_t^2 + \varepsilon_t$				
Variáveis	Coefficiente	Erro-padrão	Estatística t	p-valor
α	0.0141796	0.0001781	79.6151	< 2.2e-16 ***
γ_1	0.0104044	0.0057836	1.7989	0.0721 *
γ_2	0.1847861	0.0145585	12.6927	< 2.2e-16 ***
γ_3	0.7598713	0.1191784	6.3759	2.004e-10***

Tabela 15 – Regressão para o CSAD

Nota: O teste F teve p-valor < 2.2e-16, o teste de Breusch-Pagan p-valor < 2.2e-16 e o teste de Durbin-Watson p-valor < 2.2e-16, devido a presença de heterocedasticidade dos resíduos e auto correlação temporal, os estimadores foram corrigidos usando a matriz de covariância de Newey-West (matriz HAC).

Significância: ***, ** e * correspondem a 0.01, 0.05 e 0.1, respectivamente.

Os resultados apontam para a inexistência de efeito manada no mercado brasileiro considerando o período analisado. O coeficiente γ_3 permite essa interpretação uma vez que seu valor não foi negativo. Esse coeficiente capta a relação não linear entre os desvios-padrões transversais e o retorno do mercado acionário, sendo esperado uma redução ou pouco aumento da dispersão dos retornos na presença do efeito manada. Esse resultado aponta para um aumento ainda maior da dispersão dos retornos em momento de retornos extremos, fato que não teria de imediato uma leitura teórica já trabalhada com profundidade.

Chiang e Zheng (2010) encontraram resultados similares para a América Latina ao analisarem o período de 1989 a 2009, destoando assim de outras pesquisas que apontaram para a presença desse efeito em outros mercados. Chiang e Zheng (2010) sugerem que esse resultado seja visto como um efeito da heterogeneidade dos agentes de mercado. Em alguma medida pode-se argumentar que seja o caso brasileiro, caracterizado por ser um mercado com um número reduzido de investidores se comparado ao mercado americano, porém com investidores independentes. Sugere-se aqui que a existência de um número reduzido de agentes no mercado financeiro atrelado a sua alta especialização nesses mercados acarrete ao oposto do efeito manada, a um "Efeito Heterogeneidade", onde cada agente acaba por tomar decisões baseados apenas em suas informações privadas, reduzindo assim a possibilidade de efeito manada e levando a um aumento acentuado da dispersão dos retornos.

Nota-se também que não há grande assimetria entre retornos positivos e negativos nos desvios-padrões transversais se considerarmos a equação 25, uma vez que para o CSSD γ_1 não foi estatisticamente diferente de zero e para o CSAD o valor, apesar de estatisticamente diferente de zero, foi baixo.

Buscou-se então avaliar se o resultado encontrado para toda a série histórica seria afetado por um evento marcante como a Crise de 2008, acarretando uma mudança estrutural no mercado. A tabela 16 apresenta os resultados para os momentos antes e depois da crise de 2008.

CSSD - Antes da Crise de 2008 (jan/1999-jul/2008)				
Variáveis	Coeficiente	Erro-padrão	Estatística t	p-valor
α	0.0005423	0.0000252	21.4379	< 2.2e-16 ***
γ_1	0.0006289	0.0008275	0.7600	0.4474

γ_2	-0.0000012	0.0018909	-0.0006	0.9995
γ_3	0.2663446	0.0067134	39.6736	< 2.2e-16 ***
CSSD - Pós Crise de 2008 (set/2008-dez/2016)				
Variáveis	Coeficiente	Erro-padrão	Estatística t	p-valor
α	0.0003770	0.0000206	18.2915	< 2.2e-16 ***
γ_1	-0.0001494	0.0010335	-0.1446	0.8850
γ_2	0.0075034	0.0002356	3.1851	0.0015***
γ_3	0.1779336	0.032159	5.5329	3.549e-8***
CSAD - Antes da Crise de 2008 (jan/1999-jul/2008)				
Variáveis	Coeficiente	Erro-padrão	Estatística t	p-valor
α	0.0153744	0.0002482	61.9447	< 2.2e-16 ***
γ_1	0.0167965	0.0072324	2.3224	0.0203**
γ_2	0.1475354	0.0180285	8.1834	4.46e-16***
γ_3	0.8093633	0.0893464	9.0587	< 2.2e-16 ***
CSAD - Pós Crise de 2008 (set/2008-dez/2016)				
Variáveis	Coeficiente	Erro-padrão	Estatística t	p-valor
α	0.0132126	0.00023284	56.7461	< 2.2e-16 ***
γ_1	0.0007349	0.00949167	0.0774	0.9382915
γ_2	0.1907832	0.02547712	7.4884	1.026e-13***
γ_3	1.1388270	0.33583243	3.3911	0.0007093***

Tabela 16 – Regressão para os momentos antes e depois da crise de 2008

Nota: O teste F teve p-valor < 2.2e-16 para todos os cenários. Nos cenários antes e pós crise para o CSSD, o teste de Breusch-Pagan teve p-valor de 0.3516 e 1.746e-5 respectivamente, enquanto o teste de Durbin-Watson teve p-valor < 2.2e-16 em ambos os momentos, sendo assim os estimadores foram corrigidos usando a matriz de covariância de Newey-West (matriz HAC).

Nos cenários antes e pós crise para o CSAD, o teste de Breusch-Pagan teve p-valor de 8.214e-8 e 5.775e-11 respectivamente, enquanto o teste de Durbin-Watson teve p-valor < 2.2e-16 em ambos os momentos, sendo assim os estimadores foram corrigidos usando a matriz de covariância de Newey-West (matriz HAC).

Significância: *** , ** e * correspondem a 0.01, 0.05 e 0.1, respectivamente.

Ao avaliar os resultados anteriores no que tange o coeficiente γ_3 nota-se uma leve mudança nos valores observados, porém nenhuma mudança significativa. Com o intuito de avaliar se houve diferença entre os coeficientes das regressões para os diferentes períodos, aplicou-se o exposto por Clogg, Petkova e Haritou (1995) para avaliar se há diferença estatística entre os coeficientes γ_3 das regressões através do seguinte teste Z:

$$Z = \frac{\beta_1 - \beta_2}{\sqrt{(EP\beta_1)^2 + (EP\beta_2)^2}} \quad (31)$$

Onde:

- $EP\beta_i$ é o Erro-padrão do coeficiente i.

Calcularam-se então os valores dos Zs para os desvios-padrões transversais e comparou-se com o Z-crítico de 5% (1.96). Para o CSSD o valor Z calculado foi de 2.6911, superando assim o Z crítico e rejeitando a hipótese nula de que os coeficientes γ_3 calculados para ambos os períodos seriam iguais. Por outro lado, o valor Z calculado para o CSAD foi de 0.9481, falhando em rejeitar a hipótese nula de igualdade dos coeficientes γ_3 . Atribui-se o resultado encontrado para o CSSD a maior sensibilidade dessa métrica a valores extremos e consequentemente a apontar uma diferença de valores entre os períodos. Ainda que essa diferença tenha existido, não se alterou o resultado no que toca a existência de um "Efeito Heterogeneidade", apenas sua magnitude.

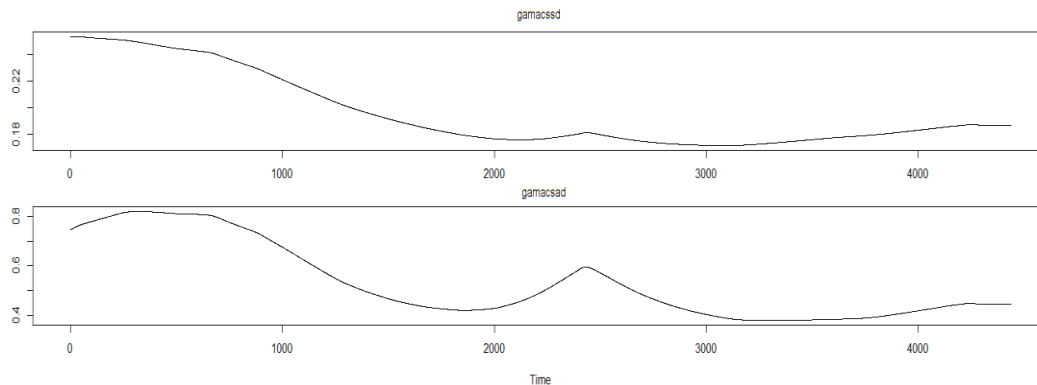
As regressões 25 e 26 foram então estimadas com toda a série histórica de dados usando o procedimento do Filtro de Kalman com o intuito de extrair a série do coeficiente γ_3 . Em virtude de não ter se identificado o efeito manada para o mercado brasileiro e sim um "Efeito Heterogeneidade", o coeficiente γ_3 será referido daqui em diante no texto com essa nomenclatura.

Na tabela 17 é exposta a estatística descritiva para as séries do "Efeito Heterogeneidade" encontrados para cada um dos desvios-padrões transversais e na figura 8 a série histórica obtida.

Efeito Heterogeneidade		
	CSSD	CSAD
Máximo	0.253445	0.821889
Mínimo	0.171673	0.378245
1° Quartil	0.176575	0.418962
3° Quartil	0.213565	0.618903
Média	0.196255	0.529637
Mediana	0.182636	0.454078
Variância	0.000737	0.023046
Desvio-padrão	0.027150	0.151810
Assimetria	1.051584	0.881146
Curtose	2.505517	2.244388
Jarque-Bera p-valor	< 0.001	< 0.001

Tabela 17 - Estatística Descritiva

Nota: A tabela trata das propriedades estatísticas dos coeficientes γ_3 calculados a partir do método do Filtro de Kalman, o número de observações foi do mesmo tamanho da série original, 4438 observações.

Figura 8 - Série histórica do coeficiente γ_3 para CSSD e CSAD

Nota: O período analisado compreende jan/1999 a dez/2016.

Ambas as séries apresentaram baixo desvio-padrão e uma diferença moderada entre os valores máximo e mínimo, assim como uma distribuição platicúrtica com assimetria positiva. Por não haver na literatura um padrão esperado para essas séries, não se pretende aqui fazer maiores comentários.

Por fim, foram estimadas as equações 30 a 33. As quatro equações foram calculadas para ambas as séries, por uma questão de espaço e apresentação de

resultados relevantes, apenas as equações com resultados satisfatórios (aquelas que os coeficientes foram significativos) foram apresentadas na tabela 18.

Regressão: $\gamma_{3,t} = \varphi_0 + \varphi_1 Ibov_t + \varphi_2 Ptax_t + \varepsilon_t$				
CSSD				
Variáveis	Coeficiente	Erro-padrão	Estatística t	p-valor
φ_0	0.19621	0.000790	248.3696	< 2.2e-16 ***
φ_1	0.04396	0.029182	1.5065	0.13200
φ_2	0.10496	0.049592	2.1166	0.03435**
CSAD				
Variáveis	Coeficiente	Erro-padrão	Estatística t	p-valor
φ_0	0.52946	0.0041553	127.4181	< 2.2e-16 ***
φ_1	0.15163	0.1461683	1.0374	0.29961
φ_2	0.46431	0.2366314	1.9622	0.04981**

Tabela 18 – Regressão para o Efeito Heterogeneidade

Nota: Os estimadores foram corrigidos usando a matriz de covariância de Newey-West (matriz HAC) devido a presença de auto correlação temporal dos resíduos identificada através do teste de Durbin-Watson.

Significância: *** , ** e * correspondem a 0.01, 0.05 e 0.1, respectivamente.

Os resultados apresentados na tabela 18 sugerem que o "Efeito Heterogeneidade" está atrelado ao mercado cambial, sendo uma desvalorização do real atrelada a uma alta desse efeito e consequente aumento da dispersão dos retornos no mercado acionário. Em razão de o dólar continuar a ocupar ainda hoje a posição de ativo seguro e confiável e a presença de investidores internacionais, duas possíveis explicações podem ser dadas para o fenômeno.

A primeira explicação seria que os investidores brasileiros ao notarem um momento de estresse no mercado interno trocam seus ativos em moeda nacional (ações) pela moeda americana. Esse movimento leva a um aumento da dispersão no mercado acionário e uma concentração de movimentações no mercado cambial, não captada por esse estudo.

A segunda explicação seria que em momentos de estresse no mercado interno ou externo, os investidores internacionais procurem mercados mais seguros e saiam do mercado brasileiro. O movimento de saída gera um aumento

pontual da dispersão dos retornos atrelado a uma valorização da moeda americana.

4.4.3

Teste de Robustez

Na presente pesquisa, utilizou-se da regressão múltipla e do método do filtro de Kalman para captar a existência ou não do efeito manada. Um método alternativo para a medição do efeito manada seria a estimação conhecida por regressão quantílica, apresentada na literatura por Koenker e Bassett (1978). Esse método atrai a atenção de pesquisadores e práticos por permitir identificar as variações inter e intra quartis, o que o método de regressão por mínimos quadrados ordinários (MQO) não comporta, pois é baseado na média da distribuição condicional.

Seja y_i uma variável aleatória real, x_i uma constante que representa um vetor $k \times 1$ de regressores, β é o coeficiente do modelo e u_i . O objetivo da regressão quantílica é estimar β para diferentes quartis condicionais. Tem-se:

$$y_i = x_i\beta + u_i \quad (32)$$

A partir da definição, os quartis podem ser reformulados como solução de um problema simples de programação linear. Sendo θ -ésimo quartil para $0 < \theta < 1$, tem-se:

$$Q_\theta(y_i|x_i) = x_i\beta(\theta) \quad (33)$$

A equação da regressão quantílica fica definida:

$$\min_{\beta} [\theta \sum_{y_i \geq \beta x_i} |y_i - \beta x_i| + (1 - \theta) \sum_{y_i < \beta x_i} |y_i - \beta x_i|] \quad (34)$$

Onde $x_i\beta$ é uma aproximação do θ -ésimo quartil de y_i . Quando θ se aproxima de zero ou um, $x_i\beta$ indica o comportamento de y_i nos extremos da distribuição condicional.

Sendo assim, buscou-se ratificar os resultados encontrados usando-se desse método de estimação dos coeficientes para as regressões 25 e 26. Pelo interesse do estudo ser o efeito manada, serão expostos na tabela 19 os resultados encontrados para o coeficiente γ_3 considerando toda a série histórica e os decis de 0.1 a 0.9.

$CSSD_t = \alpha + \gamma_1 Ibov_t + \gamma_2 Ibov_t + \gamma_3 Ibov_t^2 + \varepsilon_t$		
Decil	Coeficiente γ_3	p-valor
0,1	0.14296	0.01238**
0,2	0.21171	< 0.001***
0,3	0.24276	< 0.001***
0,4	0.26485	< 0.001***
0,5	0.26296	< 0.001***
0,6	0.25653	< 0.001***
0,7	0.24571	< 0.001***
0,8	0.24914	0.03963**
0,9	0.39636	< 0.001***
$CSAD_t = \alpha + \gamma_1 Ibov_t + \gamma_2 Ibov_t + \gamma_3 Ibov_t^2 + \varepsilon_t$		
Decil	Coeficiente γ_3	p-valor
0,1	0.9288	0.12764
0,2	0.89095	0.13074
0,3	0.79826	0.27407
0,4	0.89154	0.08911*
0,5	0.92754	0.19790
0,6	1.17623	0.07029*
0,7	1.83436	0.07341*
0,8	1.75255	< 0.001***
0,9	2.33877	< 0.001***

Tabela 19 – Regressão Quantílica para o CSSD e CSAD

Significância: ***, ** e * correspondem a 0.01, 0.05 e 0.1, respectivamente.

Os resultados da regressão quantílica corroboram os encontrados anteriormente ao ratificar a existência do efeito heterogeneidade. O ponto interessante a ser observado na tabela 19, é que o efeito heterogeneidade aumenta conforme o decil aumenta, sendo que para os decis baixos (0,1 a 0,3) e o da

mediana (0,5) esses coeficientes não são estatisticamente diferentes de zero se for considerado os resultados do CSAD apenas.

4.5 Conclusão

A presente pesquisa buscou compreender a influência do câmbio no efeito manada captado no mercado acionário brasileiro através da utilização de um modelo com parâmetros variáveis ao longo do tempo. A análise compreendeu o período de janeiro de 1999 a dezembro de 2016, totalizando 4.438 dias analisados.

Os resultados apontam para a inexistência do Efeito Manada no mercado brasileiro no período analisado, seja através do método de regressão (acarretando a captura de um efeito médio) e do método do filtro de Kalman (capaz de capturar um efeito variável ao longo do tempo), indo assim ao encontro dos resultados alcançados por Chiang e Zheng (2010) em sua pesquisa.

Evidenciou-se na realidade a existência de um "Efeito Heterogeneidade" no mercado brasileiro, fato que sugere um aumento da heterogeneidade das posições dos agentes econômicos em momento de grande oscilação nos retornos do mercado acionário. Efeito não detectado fora da América Latina (Chiang & Zheng, 2010).

Os resultados também apontaram para uma relação entre o "Efeito Heterogeneidade" e o mercado cambial, onde uma desvalorização do real está atrelada a um aumento desse efeito. Assim como debatido na seção anterior, isso poderia ser fruto de uma fuga do investidor internacional em momento de estresse ou uma fuga do investidor nacional que trocava seus ativos no mercado acionário pela moeda americana.

Esse ponto em particular instiga pesquisas futuras que possam explicar com maior profundidade o mecanismo de ligação entre o "Efeito Heterogeneidade" e os mercados de capital e cambial. As futuras pesquisas poderiam se pautar em dois estudos, o primeiro averiguando o volume de negociação da bolsa e a entrada de capital estrangeiro e a relação de ambos com o "Efeito Heterogeneidade", procurando desvendar se ambos ou apenas um dos investidores (nacional e internacional) se relaciona com esse efeito. O segundo estudo procuraria analisar a existência do "Efeito Heterogeneidade" em diferentes carteiras do Ibovespa, e não no mercado como um todo. Um vez que o câmbio

tem influência nesse efeito, pode ser que empresas com maior participação internacional entre seus principais acionistas sejam mais adequadas para a captação do "Efeito Heterogeneidade".

5 Conclusões

O tema central dessa tese foi o estudo da volatilidade cambial. As três pesquisas realizadas e apresentadas ao longo da tese tiveram o objetivo de aprofundar o estudo dessa relevante variável do mercado brasileiro.

A primeira pesquisa focou no estudo do FXvol devido a sua potencial importância como fonte de novas informações para pesquisadores e praticantes. Esse potencial foi vislumbrado devido a atenção que o VIX (índice de volatilidade do mercado americano) recebe na pesquisa mundial. Por isso, investigou-se a relação contemporânea entre o FXvol, a Ptax e o Ibovespa, bem como a capacidade do FXvol de captar a possível relação entre o nível de incerteza presente no mercado e as variações relativas futuras da taxa de câmbio e do índice de ações.

Os resultados apontaram para a capacidade do FXvol agir como indicador antecedente do comportamento da taxa de câmbio e do mercado acionário. Sugere assim que o FXvol seria um bom preditor dos retornos futuros dos mercados cambial e acionário.

A segunda pesquisa focou na previsão da volatilidade futura da Ptax e sua utilização na gestão de risco de uma carteira cambial. Por ser uma variável não observada no mercado e empregada tanto em modelos de mercado (apreçamento de opções, por exemplo) como na gestão de risco, é importante que se tenha modelos acurados para sua previsão.

Para tanto, empregou-se o modelo GARCH com mudança de regimes markovianos (MRS-GARCH), modelo não empregado no mercado brasileiro. Na primeira parte da pesquisa, foram comparados os desempenhos do modelo MRS-GARCH frente aos modelos GARCH tradicionais considerando diferentes funções de perdas. Na segunda parte as volatilidade previstas para os diferentes horizontes de previsão foram empregadas no modelo de Valor em Risco e analisado a performance de cada modelo em uma situação de aplicação prática.

Os resultados apontaram para uma superioridade do modelo MRS-GARCH frente aos demais modelos no horizonte de previsão de curto prazo, um dia, porém o modelo não foi superior aos modelos tradicionais nos horizontes de médio e longo prazo. Esses resultados sugerem a utilização do modelo MRS-GARCH apenas para a previsão da volatilidade no curto prazo e os modelos tradicionais para a previsão em horizontes maiores que 1 dia.

Em razão da relação amplamente estudada na literatura entre o mercado cambial e acionário brasileiro, a terceira pesquisa analisou a influência do câmbio no efeito manada captado no mercado acionário brasileiro através da utilização de um modelo com parâmetros variáveis ao longo do tempo. Em um primeiro momento procurou-se captar o efeito manada através do método tradicional da regressão, e em um segundo momento aplicado o método do Filtro de Kalman para se obter a série de coeficientes ao longo do tempo.

Os resultados apontaram para a inexistência do efeito manada no mercado brasileiro e sim a existência de um "Efeito Heterogeneidade". Isso sugere que ao contrário do que seria esperado, os investidores negociam de maneira mais diversa em momentos críticos, movimento não observado em mercados fora da América Latina.

As três pesquisas apontam para a necessidade de novas pesquisas, sendo a principal delas, na opinião do autor, o aprofundamento do estudo de "Efeito Heterogeneidade", pouco explorado na literatura e característico da realidade latino americana.

6

Referências bibliográficas

BARROS, D., Volatilidade Cambial: um obstáculo à coordenação de políticas macroeconômicas no Mercosul, *A Economia em Revista*, v. 17, n. 1, p. 31-40, 2009;

BIKHCHANDANI, S. and SHARMA, S., Herd Behavior in Financial Markets, *IMF Staff Papers*, v. 47, n. 3, p. 279-310, 2000;

BITTENCOURT, M. V. L., LARSON, D. W. e THOMPSON, S. R., Impactos da volatilidade da taxa de câmbio no comércio setorial do Mercosul, *Estudos Econômicos*, v. 37, n. 4, p. 791-816, 2007;

BOLLERSEV, T., Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity, *Journal of Econometrics*, v. 31, n.3, p. 307-327, 1986. doi:10.1016/0304-4076(86)90063-1

BROOKS, C., *Introductory Econometrics for Finance*, Cambridge University Press: New York, third ed, 2014.

CHANG, E. C., CHENG, J. W. and KHORANA A., An examination of herd behavior in equity markets: An international perspective, *Journal of Banking & Finance*, v. 24, n. 10, p. 1651-1679, 2000.

CHEN, L., DA, Z. and ZHAO, X., What Drives Stock Price Movements? *The Review of Financial Studies*, v. 26, n. 4, p. 841-876, 2013.

CHIANG, T. C., LI, J., TAN, L. and NELLING, E., Dynamic Herding Behavior in Pacific-Basin Markets: Evidence and Implications, *Multinational Finance Journal*, v. 17, n. 3/4, p. 165-200, 2013.

CHIANG, T. C. and ZHENG, D., An Empirical Analysis of herd behavior in global stock markets, *Journal of Banking & Finance*, v. 34, n. 8, p. 1911-1921, 2010.

CHRISTIE, W. G. and HUANG, R. D., Following the Pied Piper: Do Individual Returns Herd around the Market?, *Financial Analysts Journal*, v. 51, n. 4, p. 31-37, 1995.

CLOOG, C. C., PETKOVA, E. and HARITOU, A. (1995). Statistical Methods for Comparing Regression Coefficients Between Models, *The American Journal of Sociology*, v. 100, n. 5, p. 1261-1293, 1995.

CORRADO, C. J. and MILLER JR, T. W., Estimating expected excess returns using historical and option-implied volatility, *The Journal of Financial Research*, v. 29, n. 1, p. 95-112, 2006.

COUTINHO, J. R. R.; SHENG, H. H. and LORA, M. I., The use of Fx Derivatives and the Cost of Capital: Evidence of Brazilian companies, *Emerging Markets Review*, v. 13, n. 4, p. 411-423, 2012.

DARIO, A. D. G., Índice de Volatilidade para o Mercado Brasileiro de Câmbio: Fxvol, *Resenha BM&F*, Edição n. 172, p. 68-76, 2007.

DEL-VECCHIO, R. R., GALVÃO, D. J. C., LIMA, L. S. e LOURES, R. F. V., Medidas de Centralidade da Teoria dos Grafos aplicada a Fundos de Ações no Brasil, *Anais Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, 41, 2009.

DEMETERFI, K.; DERMAN, E.; KAMAL, M. and ZOU, J., A Guide to Volatility and Variance Swaps, *Journal of Derivatives*, v. 6, p. 9-32, 1999.

EDERINGTON, L. H. and GUAN, W., Longer-term Time-Series Volatility forecasts, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, v. 45, n. 4, p. 1055-1076, (2010). doi: 10.1017/S0022109010000372

_____. Forecasting Volatility, *Journal of Future Markets*, v. 25, n. 5, p. 465-490, (2005). doi: 10.1002/fut.20146.

ENGLE, R. F., Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation, *Econometrica*, v. 50, n.4, p. 987-1007, (1982). doi: 10.2307/1912773

FAIRCHILD, R., *Emotions in the Financial Markets*, in Investor Behavior: The Psychology of Financial Planning and Investing (eds H. K. Baker & V. Ricciardi), John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, NJ, USA, 2014.

GABE, J. e PORTUGAL, M. S., Volatilidade Implícita Versus Volatilidade Estática: Um Exercício Utilizando Opções e Ações da Telemar S.A., *Revista Brasileira de Finanças*, v. 2, n. 1, p.47-73, 2004.

GALDI, F. C. e PEREIRA, L. M., Valor em Risco (VaR) utilizando modelos de previsão de volatilidade: EWMA, GARCH e Volatilidade Estocástica. *Brazilian Business Review*, v. 4, n. 1, p. 74-95, 2007.

GIACOMINI, R. and WHITE, H., Tests of Conditional Predictive Ability, *Econometrica*, v. 74, n. 6, p. 1545-1578, 2006. doi: 10.1111/j.1468-0262.2006.00718.x

GIOT, P., Relationships Between Implied Volatility Indexes and Stock Index Returns: are implied volatility indexes leading indicators?, *The Journal of Portfolio Management*, v. 31, n. 3, p. 92-100, 2005.

GRÔPPO, G. S., Relação dinâmica entre Ibovespa e variáveis de política monetária, *Revista de Administração de Empresa*, v. 46, ed. especial, p. 72-85, 2006;

HIRSHLEIFER, D., SUBRAHMANYAM, A. and TITMAN, S., Security Analysis and Trading Patterns When Some Investors Receive Information Before Others, *Journal of Finance*, v. 49, n. 5, p. 1665-1698, 1994.

JUBERT, R. W., PAIXÃO, M. C. S., MONTE, P. A., e ALVES, W. H. L., Um estudo do padrão de volatilidade dos principais índices financeiros do Bovespa: uma aplicação de Modelos ARCH. *Contabilidade, Gestão e Governança*, v. 11, n. 1-2, p. 221-239, 2008.

KALMAN, R. E., A new approach to linear filtering and prediction problem, *Journal of Basic Engineering*, v. 82 (Series D), p. 35-45, 1960.

KOENKER, R & BASSET, G. Jr., Regression Quantiles. *Econometrica*, v. 46, n. 1, p. 33-55, 1978.

LAKONISHOK, J., SHLEIFER, A. and VISHNY, R. W., The impact of institutional trading on stock prices, *Journal of Financial Economics*, v. 32, n. 1, p. 23-43, 1992.

LOBÃO, J. and SERRA, A. P., Herding Behavior: Evidence from Portuguese Mutual Funds. In Gregoriou, G. N. (Ed.). *Diversification and Portfolio Management of Mutual Funds*, (chap. 8, 167-197), UK: Palgrave Macmillan, 2007.

LOPES, J. L. G.; SCHIOZER, R. F. e SHENG, H. H., Hedge e Especulação com Derivativos Cambiais: evidências de operações cotidianas, *Revista de Administração Contemporânea*, v. 17, n. 4, p. 438-458, 2013.

MACIEL, L. S., Valor em risco de longo prazo: uma abordagem para modelos da Família Arch e redes neurais. *Revista de Economia e Gestão*, v. 10, n. 24, p. 103-125, 2010.

MACIEL, L., A Hybrid Fuzzy GJR-GARCH Modeling Approach for Stock Market Volatility Forecast. *Revista Brasileira de Finanças*, v. 10, n. 3, p. 337-367, 2012.

MAIA, V. M., LEITE, A. L., FIGUEIREDO, A. C. e KLÖTZLE, M. C., FXvol: indicador antecedente da taxa de câmbio. *Revista de Administração FACES*, v. 15, n. 3, p. 88-106, 2016.

MARCUCCI, J., Forecasting Stock Market Volatility with Regime-Switching GARCH Models. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, v. 9, n. 4, p. 1-55, 2005. doi: 10.2202/1558-3708.1145

MORAES, A. S. M., PINTO, A. C. F. e KLOTZLE, M. C., Estimativas de Longo Prazo para Volatilidade de Séries Temporais no Mercado Financeiro Brasileiro, *Revista Brasileira de Finanças*, v. 11, n. 4, p. 455-479, 2013).

_____. Previsão de *value-at-risk* e *expected shortfall* para mercados emergentes usando modelos FIGARCH. *Revista Brasileira de Finanças*, v. 13, n. 3, p. 394-437, 2015.

NAEINI, M. N. and FATAHI, S., Comparing Regime Switching GARCH Models and GARCH models in Developing Countries (Case Study of IRAN), *Análisis Financiero*, v. 119, p. 60-68, 2012.

NELSON, D. B., Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach, *Econometrica*, v. 59, n. 2, p. 347-370, 1991. doi: 10.2307/2938260

PIMENTA JÚNIOR, T. e SCHERMA, F. R., Um Estudo da Influência entre o Dólar e o Ibovespa no Período 1999-2003, *Revista Eletrônica de Gestão Organizacional*, v. 3, n.1, p. 18-25, 2005.

RENAULT, B. P., MAIA, V. M., CARVALHO, F. P., KLOTZLE, M. C. e FIGUEIREDO, A. C., A Relação entre Índices do Mercado Acionário e Taxa de

Câmbio: evidências empíricas na América Latina. *Anais do Congresso Online de Administração*, 13, 2016.

RICCIARDI, V. and SIMON, H. K., What is Behavioral Finance?, *Business, education and technology journal*, v. 2, n. 2, p. 1-9, 2000.

ROSSI, P., Taxa de Câmbio no Brasil: dinâmicas da arbitragem e da especulação, *Observatório da Economia Global - UNICAMP*, Texto Avulso número 7, 2011.

SANTOS, D. G. e ZIEGELMANN, F. A., Estimação e Previsão de Volatilidade em Períodos de Crise: Um Estudo Comparando Modelos GARCH e Modelos Aditivos Semi-Paramétricos, *Revista Brasileira de Finanças*, v. 10, n. 1, p. 49-70, 2012.

SANTOS, J. O. e SANTOS, J. A. R. , Mercado de Capitais: racionalidade versus emoção, *Revista de Contabilidade & Finanças*, v. 16, n. 37, p. 103-110, 2005.

SILVA, F. M. e CORONEL, D. A., Análise da Causalidade e Cointegração entre Variáveis Macroeconômicas e o Ibovespa, *Revista de Administração FACES Journal Belo Horizonte*, v. 11, n. 3, p. 31-52, 2012.

SILVA, J. X. S., BARBEDO, C. H. S. e ARAÚJO, G. S., Há Efeito Manada em Ações com Alta Liquidez no Mercado Brasileiro?, *Trabalhos para Discussão - Bacen*, v. 386 (abril), p. 1-19, 2015.

SILVA, W. S., SÁFADI, T. e CASTRO JÚNIOR, L. G., Uma análise empírica da volatilidade do retorno de commodities agrícolas utilizando modelos ARCH: os casos do café e da soja, *Revista de Economia e Sociologia Rural*, v. 43, n. 1, p. 119-134, 2005. doi: 10.1590/S0103-20032005000100007

TARIKI, F. R., *Evidência do Efeito Manada em Fundos de Renda Variável na Indústria de Fundos Brasileira*. Dissertação de Mestrado, Fundação Getúlio Vargas – Escola de Economia, São Paulo, SP, Brasil, 2014.

VAL, F. F., PINTO, A. C. F., e KLOTZLE, M. C., Volatilidade e previsão de retorno com Modelos de Alta Frequência e GARCH: evidências para o mercado brasileiro. *Revista Contabilidade & Finanças - USP*, v. 25, n. 65, p. 189-201, 2014. doi: 10.1590/S1519-70772014000200008

WHALEY, R. E., The Investor Fear Gauge, *Journal of Portfolio Management*, n. 26, v. 3, p. 12-17, 2000.

WOO, R. K.; VICENTE, J. V. M. e BARBEDO, C. H., É possível Replicar a Volatilidade da Taxa de Câmbio com Instrumentos Transacionais no Mercado? *Revista Brasileira de Finanças*, v.7, n.4, p. 485-501, 2009.

XIN, Cheng, *Three Essays on Volatility Forecasting*, 2010, 109f, Tese (Doutorado em Finanças), Hong Kong Baptist University, Hong Kong, 2010.