



Universidade Federal de Ouro Preto

Instituto de Ciências Sociais Aplicadas

Departamento de Ciências Econômicas



Monografia

**Impacto na Microestrutura do Ibovespa Futuro com o
Advento dos Algoritmos Operacionais**

Artur Reis Sampaio

Mariana, MG

2018

Artur Reis Sampaio

**Impacto na Microestrutura do Ibovespa Futuro com o
Advento dos Algoritmos Operacionais**

Monografia apresentada ao Curso de Ciências Econômicas da Universidade Federal de Ouro Preto, no Instituto de Ciências Sociais Aplicadas, como requisito parcial a obtenção do título de Bacharel em Ciências Econômicas.

Áreas de concentração: Ciências Sociais Aplicadas, Finanças, Microestrutura de Mercado.

Orientador: Prof. Dr. Héder Carlos de Oliveira.

Universidade Federal de Ouro Preto

Mariana, Minas Gerais.

2018

S192i Sampaio, Artur Reis.
Impacto na Microestrutura do Ibovespa Futuro com o Advento dos
Algoritmos Operacionais [manuscrito] / Artur Reis Sampaio. - 2018.

51f.: il.: color; tabs.

Orientador: Prof. Dr. Héder Carlos de Oliveira.

Monografia (Graduação). Universidade Federal de Ouro Preto. Instituto de
Ciências Sociais Aplicadas. Departamento de Ciências Econômicas e
Gerenciais.

1. Finanças - Teses. 2. Mercado de capitais - Teses. 3. Algoritmos - Teses. 4.
Negociação - Teses. 5. Bolsa de valores - Teses. I. Oliveira, Héder Carlos de. II.
Universidade Federal de Ouro Preto. III. Título.

CDU: 336.7

Catálogo: ficha@sisbin.ufop.br

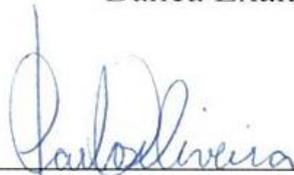
ARTUR REIS SAMPAIO

Curso de Ciências Econômicas – UFOP

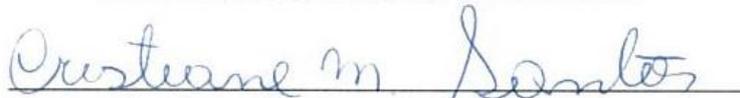
IMPACTO NA MICROESTRUTURA DO IBOVESPA FUTURO COM O
ADVENTO DOS ALGORITMOS OPERACIONAIS

Trabalho apresentado ao Curso de Ciências Econômicas do Instituto de Ciências Sociais Aplicadas (ICSA) da Universidade Federal de Ouro Preto como requisito para a obtenção do grau de Bacharel em Ciências Econômicas, sob orientação do Prof. Dr. Héder Carlos de Oliveira.

Banca Examinadora:



Prof. Dr. Héder Carlos de Oliveira



Profa. Dra. Cristiane Márcia dos Santos



Profa. Me. Bianca Vieira Benedicto

Mariana, 25 de julho de 2018.

AGRADECIMENTOS

Reconhecimento é a palavra que carrega o sentimento que anseio expressar nas próximas linhas, não apenas um simples agradecimento às pessoas que de alguma forma me ajudaram a ser a quem sou hoje, mas perpetuar de forma escrita, a emoção que sinto por ter grandes homens e mulheres correlacionando suas vidas a minha.

Muitas são as opiniões a respeito da divindade, de certa forma, partilho de todas elas, vivemos na periferia da periferia do universo, não conseguimos se quer dimensionar a grandeza do macrocosmo, e ainda engatinhamos no entendimento do mundo quântico, nas tão misteriosas ondulações do microcosmo. Porém, o vácuo permeia a todos, e de certa forma nos interliga, podemos não saber muito, mas pelo pouco que me foi revelado, eu já sou imensamente grato.

A gratidão é com certeza um atributo que quero carregar por toda minha vida, que se desenrola em ciclos, sobretudo, algumas qualidades tão essenciais ao tempo vigente, eu apreendi em casa observando meus pais. A força que presenciei em meu pai Roberto desde que um desses ciclos turbulentos bateu a nossa porta é com certeza minha maior inspiração, sua paciência, seu amor incondicional e sua doação a seus filhos é incrivelmente motivadora, daria até um belo filme, mas, só ele sabe o que ele viveu. Obrigado Pai, o senhor é meu maior exemplo.

Minha família é relativamente pequena, meus parentes é que são muitos. Apreendi que o sangue é o que menos importa, e que a irmandade se constrói no dia a dia, apreendi com meu irmão Lucas, a ter sempre coragem, a manter a mente firme mesmo nos momentos aonde a esperança é apenas um pensamento remoto no meio de um vale de sombras.

Sempre pude contar com grandes mulheres, que com seus corações de mães, me ajudaram nos meus altos e baixos, minha madrinha Maria Amélia, e minha tia Mariângela, vocês cuidaram de min quando minha mãe não podia mais cuidar.

Maria Ignez, eu te agradeço pelos seus conselhos, por todo apoio, carinho, atenção, e principalmente por ter acreditado em min. Meu primo Mario, obrigado por me ajudar com seu conhecimento, espero um dia retribuir.

Dizem que amigos podem ser contados nos dedos, bom, isso não se aplica a min. Um salve aos irmãos verdadeiros, aos de BH, aos de Patrocínio, aos de Ouro Preto e Mariana, um grande abraço ao Paulo Ricardo, que não me deixou passar fome quando me faltava até o arroz com feijão, um salve aos amigos de infância, Manuel, Roger, Denis, Tiago, Gustavo, Guilherme, entre outros que também estão no coração.

Patrocínio com certeza foi uma cidade marcante, Jose Raul, Victor e Marcos, se não fossem vocês meus amigos, quem seria? Esta cidade deu inicio a outro ciclo em minha vida, hoje não sei se estava fugindo ou se estava me encontrando. Lá conheci uma pessoa que me ajudou a superar traumas, que me mostrou a importância de me autoconhecer, obrigado Nádia, sou grato por tudo e desejo sua felicidade.

A vida acadêmica me possibilitou desenvolver minhas faculdades mentais, minha capacidade de abstração e raciocínio logico, fortificou meus argumentos e me trouxe autoconfiança, neste ciclo tive a honra de conviver com grandes intelectuais, em especial, meu orientador Héder Carlos, que me mostrou a importância da matemática, e me ensinou brilhantemente, a arte da Econometria. Aos meus caros parceiros de Centro Acadêmico, o meu muito obrigado, juntos realizamos grandes atos.

Agora um novo ciclo se inicia, é hora de praticar o que foi apreendido, é hora de retribuir a sociedade, todo o amor que foi me dado, todo conhecimento passado, usufruir de toda a bagagem acumulada, para que talvez um dia, eu consiga ser firme aos ensinamentos dos grandes mestres, em especial ao Professor Hélio Couto, que os sintetizou e os compilou em toda sua obra.

Somos todos um!

“O potencial da humanidade é infinito e todo ser tem uma contribuição a fazer por um mundo mais grandioso, estamos todos nele juntos, somos UM.”

(Helena Blavatsky)

Sumário

Agradecimentos.....	I
Resumo.....	VIII
Palavras-chave: Finanças, Microestrutura de Mercado, Mercado de Capitais, Algoritmos de Negociação, Volume Financeiro, Retorno, Ibovespa Futuro.	
Abstract.....	IX
Key-words: Finance, Market Microstructure, Trading Algorithms, Capital market	
INTRODUÇÃO	1
1. BREVE HISTÓRICO	2
1.1. Sistemas de Negociação.....	2
1.2. Algoritmos de Negociação.....	5
1.3. Impactos Sociais e Regulamentação.....	10
1.4. Objetivo.....	13
1.5. Hipótese.....	14
2. MICROESTRUTURA DE MERCADO	14
2.1. Apresentação da Literatura.....	14
2.2. Microestrutura dos Contratos Ibovespa Futuro.....	16
3. REVISÃO DA LITERATURA	20
3.1. Análise da Variação.....	20
3.2. Análise da Volatilidade.....	23
4. METODOLOGIA	25
4.1. Fonte e Tratamento de Dados.....	25
4.2. Modelos.....	26
5. ANÁLISE DOS RESULTDOS	27
5.1. Análise Geral.....	27
5.2. Estatísticas Descritivas.....	30
5.3. Teste de Raiz Unitária.....	31
5.4. Resultados das Estimções.....	33
CONCLUSÃO	37
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	38

Lista de Gráficos

Gráfico 1 - Participação de HFT's por grupo de contratos no mercado brasileiro, Janeiro 2009 a Dezembro 2010	7
Gráfico 2 - Proporção de HFT no total de negociações no mercado de ações dos EUA	9
Gráfico 3 - Volume e Preço das Negociações dos Contratos do S&P 500 que geraram o Flash Crash em relação ao Tempo	13
Gráfico 4 - Participação por Tipo de Participante.....	19
Gráfico 5 - Percentual de contratos comprados por investidores Pessoa Física, no saldo total IND.....	27
Gráfico 6 - Percentual de contratos vendidos por investidores Pessoa Física, no saldo total IND	28
Gráfico 7 - Percentual de contratos comprados por Investidores Institucionais, no saldo total IND.....	28
Gráfico 8 - Percentual de contratos vendidos por Investidores Institucionais, no saldo total IND	29
Gráfico 9 - Percentual de contratos comprados por Investidores Estrangeiros, no saldo total IND	29
Gráfico 10 - Percentual de contratos vendidos por Investidores Estrangeiros, no total do saldo IND.....	30
Gráfico 11 - Quantidade de Negócios Efetuados (2000 – 2017).....	41

Lista de Tabelas

Tabela 1 - Análises das Variações Δp e V	21
Tabela 2 - Análise da Volatilidade	223
Tabela 3 – Estatísticas Descritivas	30
Tabela 4 - Teste Raiz Unitária (Jan 00 - Dez 05)	332
Tabela 5: Estimação da Equação (8) para o período pré-algoritmo. Método de estimação: Máxima verossimilhança com informação plena (Marquardt)	33
Tabela 6: Estimação da Equação (8) para o período pós-algoritmo. Método de estimação: Máxima verossimilhança com informação plena (Marquardt)	33
Tabela 7: Estimativa conjunta restrita do sistema (9)	34
Tabela 8: Estimativa conjunta restrita do sistema (9) c/ Volume	34
Tabela 9: Estimativa conjunta restrita do sistema (9) – (pós-HFT)	36
Tabela 10: Estimativa conjunta restrita do sistema (9) c/ Volume – (pós-HFT)	36

Lista de Figuras

Figura 1 - Comparativo entre Investimento Tradicional, Negociação Algorítmica e Negociação em Alta Frequência.....	8
--	---

Resumo

O presente trabalho busca investigar a relação empírica entre o retorno do Ibovespa Futuro e seu volume financeiro na ausência e na presença dos algoritmos de negociação. A amostra compreende dados estabelecidos entre o período de Janeiro de 2000 até Dezembro de 2017. Os métodos empíricos utilizados neste trabalho incluem, testes de raiz unitária, análise de regressão bivariada com equações simultâneas, e modelo GARCH. Detectou-se suporte para a relação significativa dos retornos e volume financeiro com dinâmica positiva entre as variáveis citadas acima. Também foi observado um aumento de 380% na média diária de negócios realizados entre todo o período devido à inclusão dos algoritmos de negociação.

Palavra – Chave: Finanças, Microestrutura de Mercado, Mercado de Capitais, Algoritmos de Negociação, Volume Financeiro, Retorno, Ibovespa Futuro.

Abstract

This work to investigate the empirical relationship between the return of Ibovespa Futuro and its financial volume in the absence and presence of trading algorithms. The sample includes data from the period January 2000 to December 2017. The empirical methods used in this work include unit root tests, bivariate regression analysis with simultaneous equations, and GARCH model. It detected support for the significant relationship between returns and financial volume, with positive dynamics among the variables. There are increase of 380% in the average daily businesses performed throughout the period due to the inclusion of trading algorithms.

Keyword: Finance, Market Microstructure, Trading Algorithms, Capital market.

Introdução

O ambiente financeiro contemporâneo, assim como diversos outros setores da economia, tem sido fortemente impactado pelo desenvolvimento tecnológico. Os computadores notavelmente revolucionaram as comunicações, encurtando distâncias entre pessoas e também o tempo gasto em algumas atividades, como por exemplo, redigir um trabalho acadêmico. Hoje em dia, robôs estão presentes em áreas tão diversas que vão desde os processos produtivos da indústria, a coleta de informações para pesquisa científica e até mesmo na negociação de produtos financeiros em bolsas de valores (ANTUNES, 2015).

Tais máquinas trabalham com o conceito de algoritmo, sendo basicamente explicado por expressões matemáticas que definem determinadas regras, onde através de procedimentos lógicos levam a solução de um problema. Os algoritmos possibilitaram a automatização de processos, diminuindo consideravelmente o tempo gasto em tarefas das mais diversas. Por isso é amplamente usado no setor financeiro em geral, principalmente na análise das informações capazes de gerar efeitos nos mercados de capitais mundiais, como também na execução de estratégias de investimento (CHLISTALLA, 2011).

Devido a crescente capacidade de processamento de dados dos computadores, a velocidade com que as informações transitam no sistema e alteram as decisões dos agentes tem cada vez decrescido mais, causando mudanças nas estruturas de negociação e gerando efeitos que se estendem na economia real. Um destes efeitos, por exemplo, é o risco com que o contágio de uma crise financeira ocorrida em um país estrangeiro, possa rapidamente contaminar o mercado local, devido ao uso de algoritmos de negociação.

Por isto, este trabalho busca analisar os impactos gerados no mercado de capitais brasileiro, com a inclusão dos algoritmos de negociação, particularmente na microestrutura de mercado do Índice Bovespa Futuro, buscando compreender a relação com que a quantidade de negócios e o volume financeiro, possuem com o retorno deste derivativo.

O primeiro capítulo aborda um breve histórico dos Sistemas de Negociação usados no ambiente financeiro norte-americano e brasileiro, e sua evolução até os sistemas mais modernos. O segundo capítulo descreve a microestrutura do Índice

Bovespa Futuro, negociado na bolsa de valores brasileira (B3), e define com base na literatura o termo microestrutura através de uma pequena revisão. O terceiro capítulo faz uma revisão da bibliografia correlata e o quarto capítulo descreve a metodologia utilizada, que foi baseada no trabalho de Medeiros e Doornik (2008), já o quinto capítulo, apresenta uma análise descritiva, a estimação e análise dos resultados levantados.

Capítulo 1: Breve Histórico

1.1. Sistemas de Negociação

No atual cenário dos mercados de capitais, a ciência e a tecnologia se transformaram em base para o funcionamento destes sistemas de negociação, produtos materiais e imateriais são negociados de forma constante, marcados pela competição em busca de retornos cada vez maiores, o que por sua vez, gera impactos em toda sociedade. Com a evolução dos mercados de capitais, o formato com que os agentes participantes transacionam valores mobiliários entre si, foi se modificando a cada transformação tecnológica. As informações geradas e arquivadas nesses mercados foram ganhando ao longo dos anos, novas formas de se comunicarem e transformaram a maneira como o homem transaciona bens e serviços, surgindo, nesse contexto, os algoritmos responsáveis por automatizar operações financeiras nas bolsas de valores (ANTUNES, 2015).

As antigas máquinas de perfurar conhecidas como *Hollerith's*, desenvolvidas por Herman Hollerith em 1887, era o sistema usado para comunicar aos agentes que trabalhavam no mercado de capitais norte-americano, e registrar as operações realizadas no pregão durante a década de 1920. Tal sistema causava desgaste físico e operacional nos trabalhadores, necessitando de muito capital humano, pois todas as ordens emitidas pelos participantes teriam que passar por um operador de pregão para serem executadas, gerando dificuldade na leitura das informações e acúmulo de dados a serem processados. Em decorrência desta incapacidade, uma crise conhecida como *Paperwork*

*Crisis*¹ foi desencadeada em meados dos anos de 1960, na NYSE² (*New York Stock Exchange*), ao sobrecarregar os operadores com uma magnitude de ordens a serem processadas, que somada à ineficiência deste sistema, gerou erros contábeis e decorrentes perdas financeiras, levando esta praça de negociações a reduzir o horário destinado ao pregão, e a fechar suas portas durante as quartas-feiras para poder terminar de processar toda a informação acumulada das ordens geradas ao longo da semana, que naquela época variava em torno de 10 a 12 milhões de ações negociadas por dia (NYSE, 2009).

De acordo com O'Neill (2000), o efeito dessa crise no longo prazo, levou ao desenvolvimento do primeiro sistema informatizado de roteamento de transação do mundo, o DOT (*Designated Order Turnaround*), aplicado na bolsa nova-iorquina em 1976, é o marco da atuação por meio eletrônico nos mercados de capitais. No entanto em 1980, a NYSE atualizou seu sistema para uma versão denominada de *SuperDOT*.

Posteriormente com o avanço das telecomunicações, as bolsas de valores começaram a usar um sistema de negociação baseado na apregoação em viva-voz, aonde eram realizados em salas desenvolvidas especialmente para este propósito e estabelecido por operadores de pregão que transmitiam as ordens dos clientes e concluíam as operações. O sistema de pregão viva-voz baseavam-se em linhas telefônicas que conectavam as bolsas às suas corretoras cadastradas, assim, as ordens de compra e venda, poderiam ser dadas remotamente por um participante através de uma linha telefônica (SILVA, 2016).

Antes do desenvolvimento do pregão viva-voz, os *players*³ realizavam todas as suas ações no mesmo espaço geográfico em que se estabeleciam as bolsas de valores, usualmente referidas como praças de negociação. Esta característica limitava a quantidade negociada e desestimulava a entrada de novos participantes. Porém com o advento das negociações via telefone, uma nova mudança na dinâmica de como estes ativos e contratos eram operados ocorreu. O que antes era preciso estar *in lócus* no ambiente de negociação, agora poderia ser realizado por meio de ordens a partir de escritórios particulares e até mesmo em movimento, como no caso da comunicação via

¹ Crise da Papelada. Para mais informações ver Antunes (2015).

² Bolsa de Valores de Nova York.

³ O Termo aqui refere-se aos agentes participantes que negociam em um mercado, e será usado no restante do trabalho para designar tal conceito, com base em Antunes (2015).

satélite. Nesse novo processo de negociação, alterou a forma como estes *players* negociam, e conseqüentemente a microestrutura destes mercados.

Logo após o desenvolvimento dos Sistemas de Informação, da Tecnologia da Informação, e da Computação, os mercados de capitais cresceram ao aperfeiçoarem seus processos internos, quebrando barreiras físicas e desenvolvendo novas vantagens estratégicas. Estes Sistemas ao longo dos anos adquiriram um papel crítico no ambiente das finanças ao se tornarem imprescindíveis à prática das negociações, pela agilidade que torna os processos mais eficazes e pelas novas ferramentas de auxílio aos *players*, como gráficos e indicadores (LAUDON, LAUDON, 2007).

Como aponta Smith (2010), em 1975 a SEC (*Securities & Exchange Commission*), órgão regulador do mercado de valores mobiliários norte-americano aprova uma regulamentação que exige a interconexão entre as bolsas de valores e as corretoras por meio de um ECN (*Electronic Communication Networks*), ou seja, uma rede de comunicação eletrônica que relaciona as ordens de compra e venda dos títulos no ambiente eletrônico disponibilizado pela bolsa e conhecido como *Market Data*.

Desde então a tecnologia tem se tornado cada vez mais crucial para o desenvolvimento dos mercados contemporâneos. Com relação a estes primeiros Sistemas de Informação, nota-se que sua implementação visava um ganho à sociedade ao fornecer as ferramentas para o aumento da demanda e da quantidade de transações nas bolsas, pois evitava a saturação do sistema ao automatizar processos já existentes no mercado. Dessa forma não levantaram dilemas éticos ou preocupações de cunho político como novas leis ou regulamentações, pois o benefício da implementação deste sistema gerava bônus para todos os *players* em geral.

No Brasil, a tecnologia destes Sistemas de Informação iniciou as implementações no mercado financeiro em 1970 quando a então Bovespa (Bolsa de Valores de São Paulo) substituiu as suas antigas *Hollerith's*, que perfuravam os boletos das ordens efetuadas e as fitas que registravam o histórico das negociações, pelo sistema de pregão eletrônico. Em 1972 a bolsa já disseminava informações *online* em tempo real, porém apenas em 1990 as operações passaram a ser realizadas em um Sistema de Negociação Eletrônico denominado CATS (*Computer Assisted Trading System*), que coexistiu paralelamente com o pregão viva-voz por mais quinze anos (BM&FBOVESPA, 2010).

Conforme Antunes (2015), no ano de 1997 a Bovespa⁴ adquire da empresa Atos, pertencente ao grupo *Euronext* (Bolsa de Valores de Paris, Amsterdã, Lisboa e Bruxelas) um Sistema de Informação para realizar seus procedimentos operacionais com maior agilidade, conhecido como NSC (*Nouveau Système Commercial*), é reconhecido mundialmente e usado por mais de vinte bolsas de valores, sendo que no Brasil foi popularizado pelo nome de Mega Bolsa, sendo o *software* que incluiu a Bolsa de Valores Brasileira no ambiente tecnológico da época. Esse sistema permitiu um aumento da capacidade de processamento de informação ao nível de elevar a Bovespa a uma das mais importantes bolsas da América latina, sendo que em 1999, ocorre a introdução do *Home Broker*, uma plataforma computacional que possibilitou aos *players* transmitirem diretamente suas ordens ao Mega Bolsa por meio da internet. A extinção do pregão viva-voz nas Bolsas brasileiras se deu primeiramente em 2005 no ambiente das ações e posteriormente em 2009 no ramo de derivativos. A data de 01/07/2009 torna-se relevante neste trabalho por se tratar do primeiro dia no qual os contratos do Índice Ibovespa Futuro começaram a ser negociados em sua totalidade, por via eletrônica, isto porque nos servirá de marco para as análises do período posterior a implementação dos algoritmos de negociação.

1.2. Algoritmos de Negociação

Com a expansão do uso de Sistemas de Informação no mercado de capitais mundial, a criação de programas computacionais que apoiam o processo de negociação foi bastante estimulada. Algoritmos matemáticos foram desenvolvidos para automatizar decisões, submeter ordens e gerenciá-las. Tal prática ficou conhecida pelo termo “negociação algorítmica” (HENDERSHOTT, RIORDAN, 2011). Tais Algoritmos se baseiam em variáveis como preço, quantidade de contratos, hora de execução, entre outras, para realizar operações nos mercados de capitais com estratégias específicas. As informações que alimentam o sistema são pré-determinados pelo *player* com uma estratégia específica, e programados para serem executados pelos algoritmos ao serem identificadas (CHLISTALLA, 2011).

⁴ Atual B3, depois de ter se fundido com a BM&F em 2008, e com a Cetip em 2017.

Um fato importante a ser destacado refere-se à possibilidade de programar um algoritmo para que pudesse desmembrar as transações grandes em transações menores, reduzindo o impacto deste tipo de operação no mercado ao dificultar o descobrimento de uma posição por parte de outros *players*, e assim minimizar o custo de transação que uma operação de grande porte acarretaria, o que por sua vez, levaria a otimização das execuções de grandes carteiras de ativos administradas por investidores institucionais.

Conforme Medina e Fertig (2005), algoritmo é “uma sequência detalhada de ações a serem executadas para realizar alguma tarefa”, e esta tarefa no âmbito das finanças esta baseada na obtenção de retornos financeiros. Para ordenar estes processos em busca de taxas de retorno consistentes, os algoritmos fazem uso de diversas formas de análise de dados, como análise técnica, fundamentalista, noticiários e comunicados ao mercado, utilizando-se de diversos tipos de estratégias para a obtenção dos resultados esperados.

Um subgrupo nos algoritmos de negociação são os HFT (*High Frequency Trading*), que transacionam em alta frequência de dados, curtos intervalos de tempo e mínimas oscilações de preço, possuem programação mais complexa que os algoritmos tradicionais e desempenho superior, sendo o resultado da evolução dos Sistemas de Informação de ativos financeiros. Os HFT foram a forma com que o mercado reagiu ao longo dos anos com a concorrência, a inovação e a regulamentação (GOMBER, HAFERKORN, 2013).

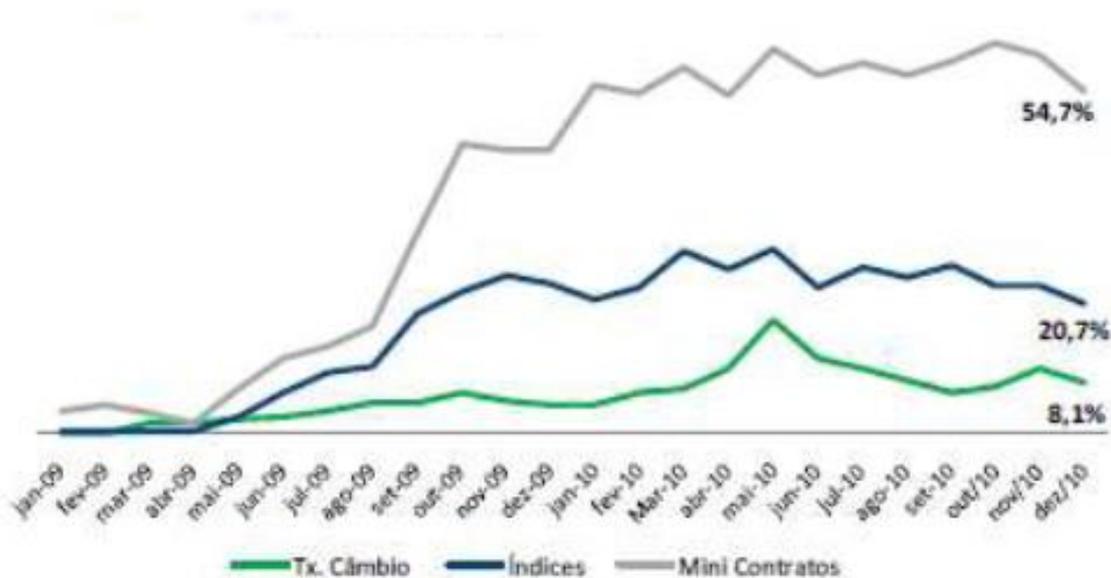
Conforme relata Martins (2010), as operações realizadas em alta frequência de dados no mercado de capitais brasileiro são estimadas em 6% dos negócios realizados no total, enquanto que no mercado norte americano este valor chega à casa dos 70% do volume financeiro negociado, indicando um grande espaço de crescimento para este seguimento no mercado financeiro brasileiro.

Em um artigo⁵ publicado no ano de 2011 pela B3, no qual se tinha como um dos objetivos, analisar a distribuição do uso dos HFT's nos diferentes seguimentos do mercado de capitais brasileiro, demonstrou que tais operações realizadas em alta frequência estão essencialmente nos mercados de Câmbio e de Índices Futuros, sendo os Minicontratos do Ibovespa Futuro os mais representativos, com 54,7% do volume

⁵ Relatório Anual de 2010. Disponível em: http://ri.bmfbovespa.com.br/ptb/974/DFsBVMF122010_port.pdf

financeiro de operações. O Gráfico 1, abaixo apresenta a participação dos HFT's nas operações de Janeiro de 2009 a Dezembro de 2010.

Gráfico 1 - Participação de HFT's por grupo de contratos no mercado brasileiro, Janeiro 2009 a Dezembro 2010

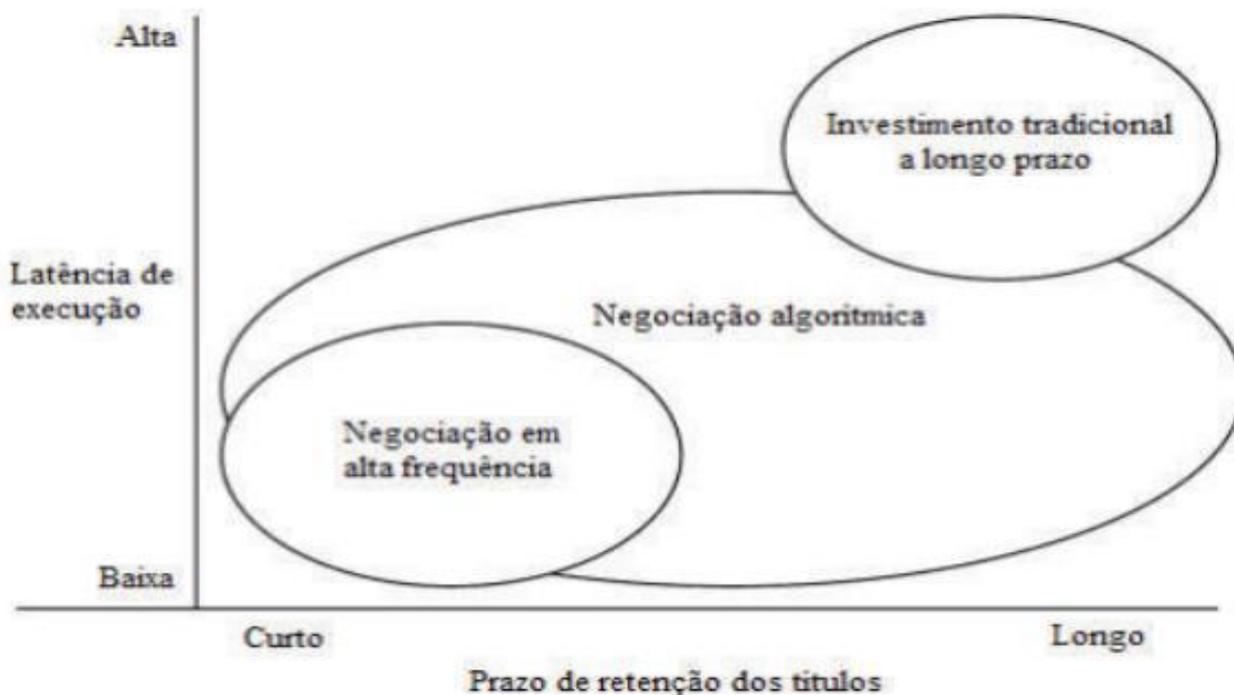


Fonte: BM&FBovespa (2011)

Observa-se que a partir de Agosto de 2009, ocorre um aumento considerável no uso dos algoritmos HFT no mercado futuro brasileiro, principalmente no seguimento de Minicontratos de Ibovespa, que passa a ser maioria no total das operações.

Segundo Aldrige (2010), uma diferença notável entre os algoritmos de alta frequência com os tradicionais é a alta quantidade capital de giro e em um cenário mais dinâmico gerado através das respostas quase instantâneas dadas pelos computadores, podendo ser comparados na Figura 1.

Figura 1 - Comparativo entre Investimento Tradicional, Negociação Algorítmica e Negociação em Alta Frequência



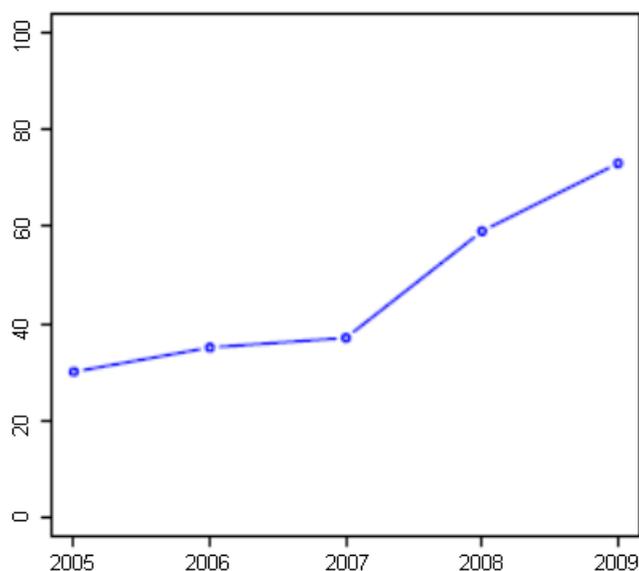
Fonte: Aldrige (2010).

Como podemos observar na figura acima, as negociações de Alta Frequência apresentam baixa latência de execução das ordens e prazos de retenção do investimento muito curtos, ou seja, tais negócios se liquidam rapidamente, acarretando uma quebra na estrutura temporal anteriormente estabelecida. No entanto a negociação algorítmica abrange tanto investimentos de curto prazo, como investimentos de longo prazo.

O encurtamento do tempo de latência (tempo do disparo de uma ordem e sua execução) pode ser ainda menor através de um serviço oferecido pelas bolsas, conhecido como *Co-location*, que permite ao *player* contratante instalar seus disparadores de ordens no mesmo ambiente tecnológico onde se encontra o servidor da bolsa de valores, diminuindo o espaço físico que a informação gasta no processo. Esta mínima diferença no tempo em que a informação chega e sai do *Market Data* é capaz de gerar retornos acima da média.

Em 2005 a SEC ordenou a obrigatoriedade da execução das ordens no melhor preço disponível, beneficiando os algoritmos HFT. Desde então seu uso no mercado de capitais norte-americano aumentou de cerca de 30% do total das negociações para cerca de 75% em 2009, como apresenta o Gráfico 2.

Gráfico 2 - Proporção de HFT no total de negociações no mercado de ações dos EUA



Fonte: Smith (2010).

A expansão do uso dos HFT's no mercado acionário norte americano teve maior impulso no ano de 2007, antecedendo o caso brasileiro nos derivativos futuros anteriormente citados, em dois anos.

Segundo Bias (2011), a aplicação da ciência e da tecnologia nas transações do mercado financeiro é um indício de uma tendência de automatização de processos que levam a grandes impactos no setor de serviços. Além disso, esses tipos de negociações não só buscam a produção de ganhos com operações de alta frequência, mas também reduzem os custos operacionais dos *players* institucionais, como bancos e fundos de investimento.

Imagine um exemplo hipotético, onde um operador de mesa⁶ de um fundo de investimento recebe uma ordem de seu gestor de vender um grande volume das ações da empresa X, instruindo para que alcance um preço-médio decidido de antemão. Tal operação, pela quantidade expressiva de volume, deverá ser realizada por este operador com restrições no tocante ao fluxo de ordens enviadas à Bolsa. O motivo deve-se, primeiramente, ao fato de que, se esta grande quantidade de ações fosse ofertada de uma só vez a mercado⁷, os preços caíam com mais intensidade devido ao uso de algoritmos que aumentam as vendas a preços mais baixos que a ordem inicial de grande volume.

⁶ Cargo responsável por executar as ordens no mercado em uma mesa de operações financeiras.

⁷ Quando o emissor da ordem não define preço, com isto a bolsa entende que é para comprar ou vender, no melhor preço disponível.

Isto ocorreria devido aos algoritmos que trabalham identificando grandes lotes nos livros de ofertas⁸, e nos históricos de negociação⁹, buscando se antecipar a estes movimentos. Segundo, o objetivo do operador não seria concluído dado que uma ordem de grande proporção no lado vendido acarretaria em uma queda de preços intensa, levando a cotação a um valor inferior ao preço médio definido de antemão pelo gestor.

Com isto, o operador de nosso exemplo não poderia expressar sua intenção ao mercado, de tal maneira a alcançar o preço médio definido. Essa ocultação da intenção de negociação é feita de diversas formas, porém baseiam-se basicamente em comprar e vender o mesmo ativo diversas vezes ao dia visando desorientar outros *players* em relação a sua real intenção e assim otimizar o preço no acumulado da operação. No exemplo apresentado o operador irá, então, comprar e vender a mesma ação com o intuito de vender mais ações do que comprá-las, ao ponto que o possibilitaria desencarteirar¹⁰ estas ações sem gerar uma queda relevante nas suas cotações. Tais processos como este exemplificado acima, geram altos custos de transações ao necessitarem de varias ordens de compra e venda para sua conclusão, servindo de incentivo aos desenvolvedores de Sistemas de Informações para o fortalecimento dos Algoritmos de Negociações.

Na medida em que estes sistemas foram sendo utilizados em larga escala nos mercados de capitais, alterações na dinâmica e nas regras das operações foram acontecendo, permitindo o aumento da liquidez e da eficiência dos mercados através da velocidade que por sua vez aumenta o volume financeiro, contribuindo para a evolução de novas tecnologias computacionais (ALDRIDGE, 2010).

Conforme Smith (2010, p.18) a microestrutura do mercado norte-americano, com a inclusão dos algoritmos de negociação está sendo cada vez mais impactada em sua dinâmica de negociação, tornando-se expressiva depois da regulamentação da SEC que ordenou a execução das ordens sempre no melhor preço disponível. Impacto que se estende as estratégias dos *players* e suas formas de execução, pois, as estratégias de investimentos e suas posteriores execuções, terão de ser calibradas de forma que se ajustem a nova microestrutura.

⁸Ferramenta que agrupa as intenções de compra e venda de um título.

⁹ Ferramenta que agrupa todos os negócios realizados em um título.

¹⁰ Ação na qual um investidor se desfaz de seus ativos em carteira.

1.3. Impactos Sociais e Regulamentação

Conforme apresentado nas seções anteriores, a implementação de inovações e algoritmos no mercado financeiro, além dos impactos institucionais e de ganhos ou perdas para os *players*, também geraram impactos éticos e sociais como, por exemplo, no ramo trabalhista. Conforme apresentado por Miranda (2008) o incremento do sistema Mega Bolsa diminuiu o contingente de funcionários empregados na então Bovespa, de pouco mais de mil para cerca de oitenta funcionários, ou seja, uma diminuição de aproximados 92% no quadro de empregados. Analisando estes impactos sob a luz jurídica no mercado financeiro, Angel e McCabe (2010) expõem que estes Sistemas de Informação por si só não ferem os conceitos de equidade e justiça, pois podem ser utilizados sem prejudicar os demais *players* do mercado e não são excludentes. Porém existem formas de usar esta tecnologia em estratégias que permitem a manipulação dos preços dos títulos para valores que fogem aos naturais.

Em termos de regulamentações governamentais, em 2011 o então economista do *Federal Reserve Bank of New York*, Asani Sarkar, abordou o tema e declarou que existe uma grande dificuldade em se regulamentar os Sistemas de Negociação ligados ao mercado financeiro, por se tratar de algo que não se entende com devida profundidade, criando a necessidade de mais pesquisas acerca do tema (MARTINI, 2015). Assim, é preciso compreender os Algoritmos de Negociação e seus impactos na sociedade, pois modifica o mercado de ações e de derivativos, interferindo na vida de todos os *players*, desde pessoa física, a empresas não financeiras. Logo, fica notória sua relevância, tanto do ponto de vista financeiro como ético e social.

De acordo com a revista Bussinesweek (2010), a SEC considera restringir e controlar algumas estratégias HFT, devido ao fato de que as empresas que operam usando tal tecnologia, não estão sujeitas às estruturas regulatórias no que diz respeito ao comportamento de mercado, considerando a possibilidade de limitar o número de ordens emitidas pelos *players* no dia, ou criar um limite mínimo de tempo durante o qual as ordens não podem ser canceladas (BOWLEY, 2011). Outras maneiras de se regular visando diminuir alguns impactos gerados pela alta frequência é aplicar taxas sobre o cancelamento das ordens, na qual limitaria as chamadas *Flash Orders*, que visam gerar volumes falsos absorvidos pelos *players*, pois não são executadas e não geram negócios de facto. Para Poirier (2012), tais ações regulatórias só deveriam ser

administradas em caso de crise, como alternativa a se tratar casos como o evento conhecido como *Flash Crash*, e permitindo o uso dos HFT livremente em períodos de normalidade.

No dia 6 de maio de 2010 os indicadores do mercado de ações, opções, índices, futuros e fundos de investimento norte-americano, sofreram uma expressiva queda de cerca de 9% seguida de um súbito reestabelecimento de seus preços em um curtíssimo período de 30 minutos, este evento ficou conhecido no mundo como *Flash Crash*. Após o ocorrido os *players* daquele mercado começaram a acusar os HFT's de terem gerado tal cenário, o que levou a SEC a intensa e detalhada investigação para constatar as principais causas desse episódio.

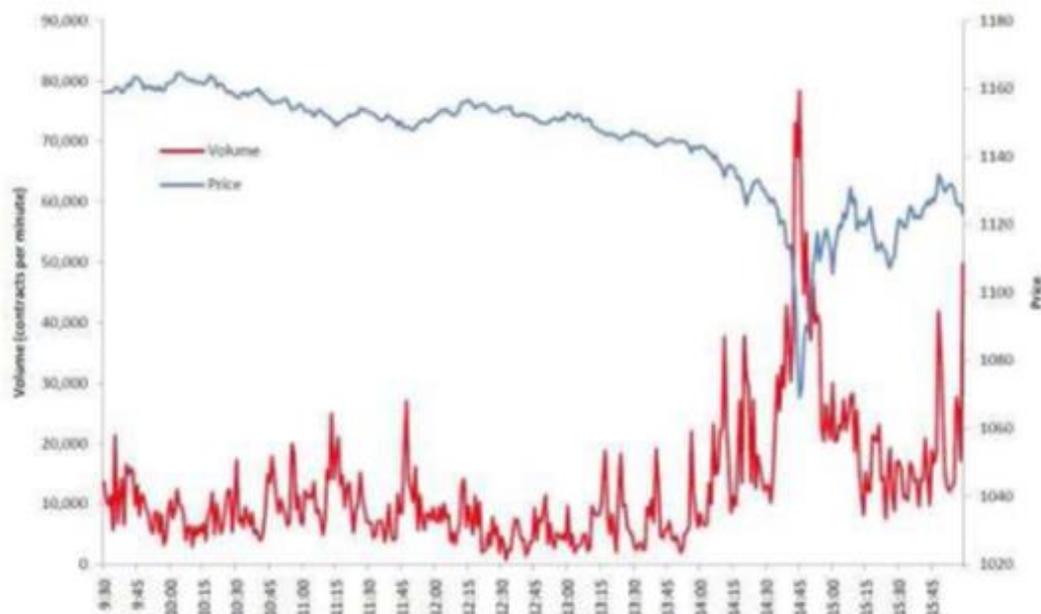
Os dados apresentados concluem que a alta inconstância no mercado, somado a baixa liquidez gerada em virtude da crise que se atravessava o continente europeu, junto com uma única ordem de venda de 75.000 minicontratos do índice futuro *Standard and Poor's 500*¹¹ (E-mini S&P500), e volume financeiro chegando à casa de aproximadamente quatro bilhões de dólares, emitida por um fundo mútuo em uma operação de *Hedge*¹², que visava proteger algumas posições feitas pelo fundo em ações, gerou tal movimento. Porém a expressiva soma dos E-minis em uma única ordem, não foi o que necessariamente desencadeou a crise, mas sim a maneira como a operação foi feita, pois no prazo de 20 minutos, vários algoritmos emitiram ordens ao mercado e realizaram uma transação que levaria cerca de 6 horas para ser realizada, o que desencadeou um efeito domino em uma sucessão de ordens de venda feitas por outros HFT's, levando a liquidez deste contrato a ser totalmente consumida em apenas 2 segundos, gerando também, um efeito contágio que se estendeu a outros títulos do mercado americano (SEC, 2010).

O Gráfico 3 deixa nítido o expressivo movimento nos preços dos Minicontratos Futuros do Índice & *Poor's 500* (S&P-500), apresentando uma queda vertiginosa e uma posterior recuperação instantânea, ao plotar a série de preços juntamente com a série de volume financeiro. Tal gráfico também apresenta o curto prazo de tempo com que este movimento se executou, ocasionando extrema volatilidade e suas consequências.

¹¹ Índice Futuro Norte-Americano similar aos minicontratos futuros do Ibovespa.

¹² Operações financeiras que visam proteção.

Gráfico 3 - Volume e Preço das Negociações dos Contratos do S&P 500 que geraram o Flash Crash em relação ao Tempo



FONTE: *Findings Regarding the Market Events of May 6, 2010 – Report of the Staffs of the CFTC and SEC to the joint Advisory Committee on Emerging Regulatory Issues (2010).*

Já no mercado brasileiro, preocupações acerca de regular este mercado se inicia também com a ascensão destas ferramentas em 2009, quando todas as operações começaram a ser eletrônicas, geradas pela extinção do pregão viva-voz, segundo a autora Alice Botis (2011), o Brasil inicia seu processo de regulação, em parte, graças a Política de Tarifação de Operações para Investidores de Alta Frequência, que estabelece tarifação diferenciada e decrescente em função do volume operado, através do ofício circular 028/2010-DP da então BM&FBovespa, no qual estabeleceu um modelo próprio para a tarifação de investidores cadastrados como HFT, com critérios específicos baseados na quantidade média diária de contratos negociados, que podem ser melhor compreendidos no endereço online da própria B3¹³.

1.4. Objetivo

Baseado no trabalho realizado por Medeiros e Doornik (2008), o objetivo principal desse trabalho é estudar a relação entre o retorno e o volume financeiro no

¹³ http://www.bmfbovespa.com.br/pt_br/servicos/tarifas/listados-a-vista-e-derivativos/tarifas-de-programa-hft/

derivativo futuro do Índice Ibovespa nos períodos antecedentes e posteriores a inclusão dos algoritmos de negociação.

1.5. Hipótese

Partilhamos da hipótese de que a introdução destes algoritmos *low*, e *high frequency trading*, alteraram a microestrutura deste mercado e aumentaram a quantidade de negociações diárias, assim pretendemos analisar a dinâmica do fluxo de negociações em relação à variação dos preços e sua volatilidade, para auferir resultados que contribuam para o tema, pois se tratando de um escopo pouco entendido pelos cientistas econômicos e órgãos reguladores, carece de mais pesquisas.

Capítulo 2: Microestrutura de Mercado

2.1. Apresentação da Literatura

Partindo do conceito de Microestrutura de Mercado, Caetano (2012) o descreve como sendo o estudo da dinâmica na qual os mecanismos de negociação, influenciam na determinação do equilíbrio dos preços. Marchi (2011) destaca o tema se referindo ao campo da Economia e Finanças que pesquisa o modelo institucional no qual são realizadas as transações de ativos financeiros, portanto, estuda o mecanismo no qual os preços são afetados ao refletir novas informações disponíveis.

Diversos pesquisadores vêm contribuindo para o tema ao longo dos anos, Demsetz (1968) aborda a relação dos custos de transação na determinação dos preços de valores mobiliários. Garman (1976) estuda o fluxo de ordens¹⁴ sequencial na presença de um *market maker*¹⁵. Kyle (1985) aborda um modelo no qual um *player* informado atua maximizando o seu lucro, já Admati e Pfleiderer (1988) consideram também a

¹⁴ Processo de envio e cancelamento de ordens dos *Players*, sendo divididas em dois grupos, as ordens Limitadas (ordens passivas que esperam por serem efetuadas) e as ordens a mercado (ordens ativas que fecham o negócio sempre no melhor nível de preço disponível).

¹⁵ O formador de mercado é uma pessoa jurídica, devidamente cadastrada na B3, que se compromete a manter ofertas de compra e venda de forma regular e contínua durante a sessão de negociação, fomentando a liquidez dos valores mobiliários, facilitando os negócios e mitigando movimentos artificiais nos preços dos produtos (BM&FBOVESPA, 2016).

presença de dois tipos de *players* não informados, no qual um atua de modo a minimizar o custo das transações de uma forma discricionária enquanto que o outro atua de maneira exógena, se categorizando como um *noisy trader*¹⁶. Grossman e Miller (1988) nos mostra que em mercados com informações simétricas, os *players* que sofrem choques exógenos de liquidez se veem em pior situação do que aqueles que não são atingidos, isto porque para compensar a execução imediata de suas ordens precisam aceitar um preço mais elevado. Glosten (1989) partindo de um cenário com assimetria de informação compara a atuação competitiva de *market makers*, e analisa se ocorre fortalecimento da estabilidade em relação a mercados que apresentam a presença de um *market maker* monopolista (CAETANO, 2012).

No artigo de Easley e O'Hara, "*Time and the Process of Security Price Adjustment*" publicado no *Journal of Finance* em 1992, aborda-se em sua conclusão, a importância na qual a variável tempo, ter caráter endógeno em modelos relacionados a variação dos preços, pois o tempo afeta o *spread* entre o melhor preço de compra (*ASK*) e o melhor preço de venda (*BID*), as sequências de preços também podem ser informativas, e a variável volume tem grande relevância ao explicar a variação dos preços dado ao argumento de que o volume negociado pode revelar informações importantes ao *market marker*. Em finanças, tal artigo contribuiu com uma justificativa teórica para o desenvolvimento de diversos modelos econométricos de séries temporais utilizados em estudos baseados na intensidade que as ordens são atualizadas e os negócios concluídos (MARCHI, 2011).

Ainda segundo Marchi (2011), os trabalhos Holder, Qi e Sinha (2004), Eom e Hahn (2005) e Taylor (2004), foram pioneiros em testes de microestrutura de mercado utilizando dados de alta frequência em mercados futuros. Taylor (2004) confirmou alguns outros resultados observados na relação do *spread* entre o *BID* e o *ASK* com relação ao volume transacionado, na qual esta tem impacto significativo na intensidade de negociação. Portanto, a frequência com que ocorrem as negociações em um valor mobiliário, gera um efeito significativo na variação dos preços e seus respectivos retornos.

¹⁶ Termo que se refere a um participante não racional e não informado.

2.2. Microestrutura do Índice Ibovespa Futuro.

Índice Bovespa (Ibovespa) é um importante benchmark do mercado acionário brasileiro, resulta de uma carteira teórica de ações negociadas na B3 na qual a quantidade e peso das empresas que o compõem variam de acordo com regras definidas pela bolsa. O Ibovespa é um indicador do desempenho médio das cotações dos ativos de maior negociabilidade e representatividade do mercado brasileiro, seu critério se baseia no retorno total das ações, refletindo assim, as variações dos ativos ao longo de sua vigência, por isto tornou-se a referência na qual os fundos de ações baseiam suas rentabilidades e também para medir o desempenho da bolsa de valores. Logo o Contrato Futuro de Ibovespa possibilita que os *players* negociem expectativas futuras acerca do mercado de capitais, sem a necessidade de adquirir todas as ações que compõem o índice em seus respectivos pesos, o que diminui os custos de transação e facilita na execução das ordens. Visando viabilizar o crescimento do mercado de derivativos de índices, especialmente entre pessoas físicas e pequenas empresas, a então BM&FBOVESPA disponibiliza em 2004 o Mini Contrato Futuro de Ibovespa, no qual representa um quinto do valor nominal do contrato padrão (BM&FBOVESPA, 2007).

O Contrato Futuro de Ibovespa tem como código de negociação a sigla IND na modalidade de seu contrato padrão, e WIN no Minicontrato, o tamanho do contrato padrão equivale a sua cotação em pontos multiplicada pelo valor em reais de cada ponto, sendo cada ponto equivalente a R\$1,00, já o minicontrato apresenta um quinto do valor padrão, equivalendo-se a R\$0,20. A variação mínima de apregoação nos dois mercados é de cinco pontos de índice, sendo o lote mínimo negociado em IND ser de cinco contratos e de apenas um no WIN. Todos os contratos tem validade de dois meses, vencendo na quarta-feira mais próxima ao dia 15 dos meses pares, o limite de oscilação de ambos os contratos definidos pela bolsa podem variar conforme a instituição julgue necessário, porém há algum tempo se situam em 10% sobre o preço de ajuste do dia anterior do vencimento negociado (BM&FBOVESPA, 2007).

As posições em aberto ao final do pregão são ajustadas com base no preço de ajuste do dia, calculado através das seguintes fórmulas:

- Ajuste das operações realizadas no dia;

$$AD_t = (PA_t - PO) \times M \times N \quad (1)$$

- Ajuste das posições em aberto no dia anterior;

$$AD_t = (PA_t - PA_{t-1}) \times M \times N \quad (2)$$

No qual, AD_t é o valor do ajuste diário, em reais, referente à data t , PA_t é o preço de ajuste do contrato, em pontos, na data t para o vencimento respectivo, PO é o preço da operação, em pontos, M é o valor em reais de cada ponto de índice, estabelecido pela B3, N é o número de contratos, PA_{t-1} é o preço de ajuste, em pontos, do dia útil anterior para o vencimento respectivo (BM&FBOVESPA, 2007).

É exigido pela câmara de compensação da B3, o depósito em corretora de uma margem de certo percentual do valor dos contratos, com o intuito de garantir o cumprimento dos acordos entre os *players* no mercado futuro, podendo-se também ser feitos através de outros valores mobiliários devidamente aceitos pela Câmara de Registro, Compensação e Liquidação de Operações de Derivativos BM&F, e atrelados às contas cadastradas nas corretoras, como títulos de renda fixa pública ou privada, como também ações. Esta margem de garantia varia dependendo se a operação é realizada no mesmo dia (*daytrade*¹⁷) ou se é uma posição estabelecida durante mais de um dia (*swingtrade*¹⁸), e apresentam valores diferentes nas diversas instituições cadastradas para operar este derivativo. Os custos operacionais ainda incluem as Taxas da Bolsa, tais como taxa de emolumentos, de registro e de permanência, debitados no dia útil posterior a data da realização do negócio, os sócios efetivos da B3 e investidores institucionais pagão no máximo 75% destes custos operacionais (BM&FBOVESPA, 2007). Na data de 13/05/18, a corretora Clear, pertencente ao grupo XP Investimentos CCTVM S.A., oferta a negociação dos contratos IND com margens de garantia de R\$125,00 para operações *daytrade* e R\$10.000,00 para operações *swingtrade*, e nos contratos WIN, margens de R\$25,00 para *daytrade* e R\$2.000,00 para *swingtrade*, colhidas com base nas informações fornecidas no próprio site da instituição.

A forma como se estabelece o mercado de capitais brasileiro é usualmente referido ao termo “mercado de *Broker*”, devido à forma centralizada com que todas as informações de ordens enviadas se combinam no sistema *Match Engine*¹⁹ da B3, sendo a via na qual possibilita o acesso às informações relevantes aos processos decisórios dos *players*. Diferentemente dos “mercados de *Dealer’s*”, no qual valores mobiliários de

¹⁷ Operações executadas e realizadas no mesmo dia.

¹⁸ Operações executadas e realizadas em dias diferentes.

¹⁹ Sistema da B3 responsável por gerenciar as ordens e o livro de ofertas.

mesma especificação podem ser negociados em praças diferentes, como por exemplo, o mercado de câmbio internacional, *Foreign Exchange Market* (Forex), que não possui uma praça de negociação central na qual os negócios são realizados, mas sim uma gama de agentes *dealer's* que intermediam as operações espalhadas pelo mundo, devido à descentralização, a regulação nestes mercados é menor, a transparência não é estimulada e não ocorre o registro das negociações e dos operadores, muito menos ocorre a divulgação *tick-by-tick*²⁰ das ordens, para todos os *players* de forma democrática (ROSSI, 2010). Mercados de *Dealer* também podem ser exemplificados pelo mercado de Bitcoin, à inovação tecnológica e financeira ocasionada com o desenvolvimento das criptomoedas²¹, no qual apresenta um mercado descentralizado, aonde às corretoras conhecidas como *Exchanges*, intermediam os negócios entre compradores e vendedores. No trabalho de Frascaroli, Pinto (2016), o Bitcoin (BTC) é definido como sendo uma moeda criptografada²², não centralizada, não regulada e de curso não forçado, o artigo aponta também algumas similitudes no âmbito microeconômico da estrutura teórica dos Mercados de Dois Lados (M2L), porém são apresentadas diferenças fundamentais na qual impossibilitam ao mercado de moedas criptografadas, se adequarem a este modelo.

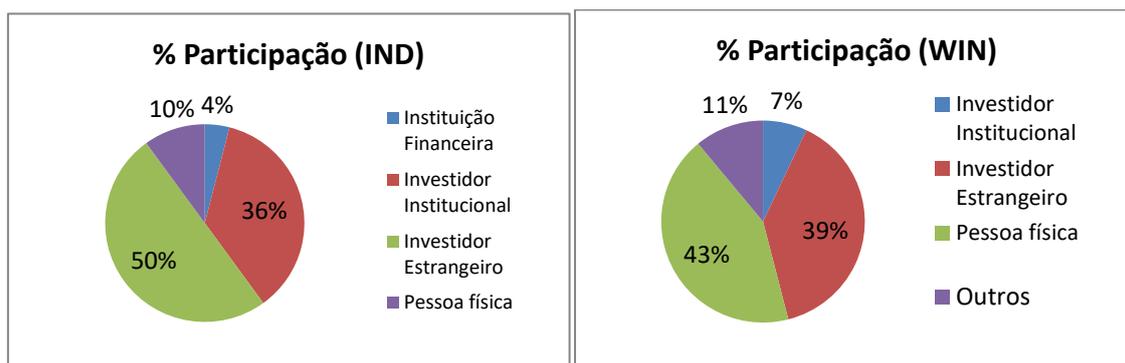
Com base em dados levantados no próprio endereço eletrônico da bolsa de valores brasileira, aonde indicam a participação média por tipo de investidor nos contratos futuros de derivativos com data base em março de 2018, são apresentadas as seguintes porcentagens no Gráfico 4.

²⁰ Negócio a negócio.

²¹ Moedas digitais criptografadas, baseadas em programação P2P que utilizam tecnologia blockchain (similar a um livro contábil digital de registro das transações em rede).

²² Criptografia é o estudo dos princípios e técnicas nas quais a informação pode ser transformada de sua forma original a uma forma desconexa que necessite de uma chave-código para ser interpretada.

Gráfico 4 - Participação por Tipo de Participante



Fonte: B3, 2018.

Capítulo 3: Revisão da Literatura

O arcabouço científico acerca de estudos que buscam compreender a relação entre as variações dos preços com o volume financeiro negociado, é composto por diversos autores que contribuíram significativamente, alguns trabalhos são datados da década de 50, porém o tema recebeu maior ênfase na década de 70, com a formação dos mercados de opções. Ultimamente o tema voltou a ser bastante estudado devido ao crescimento dos algoritmos que operam em alta frequência nos Estados Unidos (ARAÚJO, MONTINI, 2013).

Os modelos iniciais para analisar esta relação são descritos em Portnoy (2011), na qual são usados modelos de oferta e demanda. Neste caso, os *players* alteram a demanda ao se utilizarem dos robôs de alta frequência, provocando efeito em cadeia de ordens advindas de outros *players* que seguem a tendência, o que gera alterações significativas nos preços, mas de forma completamente artificial. Como tais modelos usam conceitos clássicos dentro da ciência econômica, assume-se que ainda requer em suas premissas, um maior nível de detalhamento.

Conforme exposto em Karpoff (1987) et al, para se obter maior detalhamento a cerca da relação entre a variação dos preços e o volume financeiro, é usado modelos baseados na Análise da Variação Absoluta ($|\Delta p|$ e ΔV), Análise da Variação (Δp e

ΔV) e Análise da Volatilidade, como forma de incluir o fluxo das ordens e suas respectivas informações geradas, a relação entre retornos e volume.

3.1. Análise da Variação

Um “velho provérbio” em Wall Street é de que o volume tende a ser maior em mercados de alta (*bull markets*), e menor em mercados de baixa (*bear markets*²³). Com isto, diversos pesquisadores buscaram verificar a significância desta relação (Tabela 1).

Karpoff (1987) propôs uma expressão para exibir a relação entre a variação dos preços e volume financeiro (Δp e V), e expõe a relação assimétrica entre a variação dos preços e o volume financeiro, sendo a correlação entre tais variáveis, maior na existência de variações positivas nos preços, ou seja, o volume financeiro tende a ser maior na presença de elevação dos preços. Sendo expressa no sistema (3) abaixo;

$$\begin{cases} V^- = h(\Delta p | \Delta p \leq 0) \\ V^+ = h(\Delta p | \Delta p > 0) \\ E(V^+ | \Delta p) > E(V^- | \Delta p) \end{cases} \quad (3)$$

No qual V^- é a relação preço-volume negativa dada uma variação negativa dos preços, V^+ é a relação preço-volume positiva dada uma variação positiva nos preços. A Tabela 1 traz a síntese apresentada por Karpoff (1987) e atualizada por Araújo e Montini (2014), organizada quanto aos nomes dos autores contribuintes, a amostra, o período e o intervalo na qual basearam seus trabalhos.

²³ Mercados no qual os preços apresentam tendência de baixa. A referência ao animal Urso é devida a associação na qual este animal se defende, abaixando sua pata em direção a seu inimigo.

Tabela 1 - Análises das Variações Δp e V

Autores	Amostra	Período	Intervalo	$\Delta p \times V$
Granger, Morgenstern (1963)	Mercado de ações agregado, 2 ações ordinárias	1939-61	Semanalmente	Não Sig
Godfrey, Granger, Morgenstern (1964)	Mercado de ações agregado, 3 ações ordinárias	1959-62	Semanalmente	Não Sig
Ying (1966)	Mercado de ações agregado	1951-53	<i>Tick by Tick</i>	Sig
Epps (1975)	20 NYSE bonds	1957-62	Diariamente	Sig
James, Edmister (1983)	500 ações ordinárias	Jan, 1971	<i>Tick by Tick</i>	Não Sig
Smirlock, Starks (1985)	131 ações ordinárias	1975,77-79	Diariamente	Sig
Wood, Melnish, Ord (1985)	946 ações ordinárias	1981	<i>Tick by Tick</i>	Não Sig
Harris (1986)	479 ações ordinárias	1976-77	Minutos	Sig
Medeiros, Dormik (2008)	Índice Bovespa	2000-05	Diariamente	Sig
Araújo, Montini (2013)	Índice Bovespa	2009-13	Diariamente	Não Sig
Araújo, Montini (2014)	Índice Bovespa	2009-14	Diariamente	Sig

Fonte: Araújo e Montini (2014) baseado em Karpoff (1987)

Com relação ao trabalho de Epps (1975), que apresentou significância para a relação entre Δp e V, notamos em sua pesquisa a importância de se estudar os dados *tick by tick* para se obter estimativas mais sólidas, tal autor baseou seu argumento para explicar dada relação no comportamento dos investidores em condições que denominou de “condições de mercado”, enquanto outros autores estudaram a relação se baseando na teoria do comportamento de investidor desinformado. Diante disto, Epps (1975) apresentou o envolvimento que existe na presença de volumes financeiros elevados, e a tendência a apresentar variações positivas nos preços com mais frequência, defendendo a hipótese de que em momentos de variações positivas, a ocorrência de maiores volumes se deve ao otimismo dos *players* que agem com mais intensidade com informações positivas em *bull markets*, e com menor intensidade na presença de pessimismo.

Medeiros e Doornik (2008) tratou a relação entre Δp e V no mercado brasileiro em conformidade com a análise da variação absoluta, porém agora usando um modelo multivariado proposto por Lee e Rui (2002) expresso no seguinte sistema (4),

$$\begin{cases} R_t = \alpha_0 + \alpha_1 V_t + \alpha_2 V_{t-1} + \alpha_3 R_{t-1} + \mu_t \\ V_t = \beta_0 + \beta_1 R_t + \beta_2 V_{t-1} + \beta_3 V_{t-2} + \varepsilon_t \end{cases} \quad (4)$$

Onde, R_t é o retorno do derivativo, V_t é o volume financeiro, R_{t-1} é o retorno defasado em um período, V_{t-1} e V_{t-2} são o volume financeiro defasados em um e dois períodos.

Tal trabalho apresentou relações significantes nos coeficientes α_1 , α_2 , β_2 e β_3 , evidenciando no período estudado, uma recente existência de relação entre variações nos preços e volume financeiro, uma relação defasada para os retornos (Δp) e ocorrência de dependência temporal entre a primeira e a segunda defasagem para o volume financeiro, encontrando resultados semelhantes a maioria dos pesquisadores listados na Tabela 2 (ARAÚJO, MONTINI, 2014).

Buscando comparar a relação entre a variação dos retornos e o volume financeiro tanto na análise da variação quanto na absoluta, durante a ausência e a presença de algoritmos *High Frequency Trading* (HFT) no mercado brasileiro, Araújo e Montini (2013) incluiu a variável quantidade de negociações (N_t) na expressão (4), da qual resulta os seguintes sistemas (5) e (6).

$$\begin{cases} R_t = \alpha_0 + \alpha_1 V_t + \alpha_2 V_{t-1} + \alpha_3 R_{t-1} + \mu_t \\ V_t = \varphi_0 + \varphi_1 V_{t-1} + \varphi_2 V_{t-2} + \varphi_3 R_t^2 + \varphi_4 D_t R_t^2 + \varepsilon_t \\ N_t = \gamma_0 + \gamma_1 N_{t-1} + \gamma_2 R_t + \omega_t \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} R_t = \alpha_0 + \alpha_1 V_t + \alpha_2 V_{t-1} + \alpha_3 R_{t-1} + \mu_t \\ V_t = \beta_0 + \beta_1 R_t + \beta_2 V_{t-1} + \beta_3 V_{t-2} + \beta_4 N_t + \varepsilon_t \\ N_t = \gamma_0 + \gamma_1 N_{t-1} + \gamma_2 R_t + \omega_t \end{cases} \quad (6)$$

Onde D_t é uma Dummy, N_t é a quantidade de negócios executadas e N_{t-1} é a variável para quantidade de negócios com uma defasagem.

Pelos resultados apresentados, observou-se uma relação negativa e significativa com o volume no período anterior aos HFT's, e depois uma relação positiva, porém não significativa após os HFT's, sobre isto, os autores atribuíram a um possível sinal fraco devido ao recente surgimento dos algoritmos, tendo em vista que o trabalho esta situado no período de 2009 a 2013 para a presença dos HFT's.

3.2. Análise da Volatilidade

A dinâmica com que as informações alimentam o sistema com as consecutivas decisões tomadas pelos *players*, gera o que conhecemos como fluxo de ordens, e é de fundamental relevância na explicação da volatilidade. Karpoff (1987) relata que quanto mais volátil for o fluxo de ordens, mais significativo tende ser a relação da variação dos preços com o volume financeiro, tornando-se uma fonte relevante de informações das atividades de negociação, e identificações quanto à persistência na volatilidade dos preços.

A persistência no modelo de volatilidade é uma forma de medir o impacto de um choque e sua permanência sobre a mesma, conforme relata o estudo de Medeiros e Doornik (2008), tal análise se deriva de artigos que tratam sobre a hipótese de distribuição mista (*Mixture of Distribution Hypothesis – MDH*), no qual Clark (1973) e Epps e Epps (1976), foram pioneiros.

A Hipótese de Distribuição Mista MDH, é um modelo que explica o processo de formação dos preços no mercado financeiro, no qual implica uma dependência estocástica entre volume negociado e volatilidade dos preços. Como exposto na Tabela 2, diversos trabalhos apresentam significância na relação entre volume e volatilidade (ARAÚJO, MONTINI, 2014).

Tabela 2 - Análise da Volatilidade

Autores	Amostra	Período	Intervalo	Volat. X Vol.
Clark (1973)	Futuros de Algodão	1947-55	Diário	Sig
Epps, Epps (1976)	Ações da NYSE	1971	Diário	Sig
Tauchen e Pitts (1983)	Futuros de T-Bill	1976-79	Diário	Sig
Lamoureux, Lastrapes (1990)	Ações da NYSE	1980-83	Diário	Sig
Andersen (1996)	Ações da NYSE	1973-91	Diário	Sig
Lee, Rui (2002)	Índices de Nova York, Tóquio e Londres	1973-99	Diário	Sig
Medeiros, Doornik (2008)	Índice Bovespa	2000-05	Diário	Não Sig
Araújo, Montini (2014)	Índice Bovespa	2009-14	Diário	Sig

Fonte: Araújo e Montini, 2014.

No modelo MDH, os retornos dos preços são gerados por distribuições mistas de probabilidade no qual o numero de chegada das informações é representada por uma série estocástica mista, deste modo, caracteriza-se por um processo estocástico condicional ao fluxo de ordens, o que por sua vez geram a volatilidade dos retornos.

Como a possibilidade de obter as informações *tick by tick*, era praticamente impossível nas épocas em que os estudos foram feitos, utilizaram o volume negociado como variável *proxy*, mediante ao argumento de que as variações no volume são causadas pela chegada de novas informações (CLARK, 1973).

Lamoureux e Lastrapes (1990) discutem o tema levando em consideração que os incrementos da variância dos preços é heterocedástico, portanto testaram a relação através de um modelo Autoregressivo com Heterocedasticidade Condicional Generalizado de primeira ordem, GARCH (1,1), utilizando o volume como *proxy* ao fluxo de ordens. Os autores encontraram resultados relevantes que demonstram que os efeitos GARCH tendem a não ocorrer quando o modelo é testado com a variável volume, motivando a utilização dos modelos GARCH em estudos sobre o comportamento dos retornos de ativos financeiros.

No mercado brasileiro, seguindo ainda o trabalho de Medeiros e Doornik (2008), a relação entre volatilidade e volume negociado é feita por meio de um modelo MDH, em que o processo estocástico dos retornos (R_t) é expresso por um termo autoregressivo, e variância condicional especificada por um GARCH (1,1) com o termo de volume negociado (V_t), o termo de erro se comporta conforme $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2)$, e expresso no seguinte sistema (7).

$$\begin{cases} R_t = \alpha_0 + \alpha_1 R_{t-1} + \varepsilon_t \\ \sigma_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-1}^2 + \beta_3 V_t \end{cases} \quad (7)$$

A soma dos valores dos coeficientes β_1 e β_2 é a medida de persistência na variância do termo ε_t . A persistência é uma medida para se auferir a permanência de um impacto de um choque sobre a volatilidade do preço de um ativo, variando entre 0 e 1, assim, quanto mais perto de 1, maior o tempo que um choque na série levará para se dissipar. Os resultados apresentam similaridade aos demais autores apenas quanto ao sinal da relação ser positivo, porém não apresentaram significância para tal. Já com base na interpretação da persistência, similaridades ao trabalho de Lamoureux e Lastrapes (1990) foram encontradas, mostrando que os termos GARCH (β_1 e β_2) diminuíram na presença da variável volume, mas não obteve significância (ARAÚJO, MONTINI, 2014).

Capítulo 4: Metodologia

Este trabalho tem como objetivo contribuir para a análise da relação entre a variância dos retornos e o volume financeiro no derivativo Ibovespa Futuro, nos momentos anteriores e posteriores a inclusão dos algoritmos de negociação neste mercado, em conformidade ao trabalho realizado por Medeiros e Doornik (2008), no qual pesquisou esta relação sob a ótica de uma carteira teórica de ações pertencentes ao Ibovespa.

A pesquisa realizada por Medeiros e Doornik (2008), serviu de ponto de partida para a análise desta relação no mercado brasileiro, compreendendo-se num período entre 2000 até 2005, já no posterior artigo de Araújo e Montini (2013), mantendo o mesmo procedimento metodológico, incluiu-se um novo período contendo o uso dos algoritmos de negociação, no qual se estabelece durante 2009 até 2013, e uma nova variável (quantidade de negócios) para verificar o impacto dos HFT's. Espera-se um aumento na quantidade de negociações, devido à rápida realocação de capital que ocorrem em milésimos de segundos no uso destes algoritmos.

Tais autores excluíram o período de 2006 até 2008 das análises por se tratar do período da crise financeira, evitando-se a possibilidade de viés nas estimações de seus modelos. Araújo e Montini (2014) acrescentaram o ano de 2014 ao período pós-algoritmos para avaliar possíveis mudanças e atualizar o trabalho correlato publicado no ano anterior.

4.1. Fonte e Tratamento de Dados

Optou-se por construir uma base de dados utilizando o serviço de recuperação de informações da própria B3²⁴, requisitados pelos protocolos de número 191901, 191902, 191903. No qual contêm dados diários do período referente à Janeiro de 2000, até dezembro de 2017, que incluem quantidade de negócios realizados, quantidade de contratos negociados, volume financeiro (real e nominal), já os dados referentes à cotação de abertura e fechamento do pregão, máxima e mínima cotação negociada no pregão e a variação do retorno das cotações, foram retirados do banco de dados do site de informações financeiras Investing²⁵. Sendo tais dados referentes ao derivativo futuro

²⁴ <http://www2.bmf.com.br/Mais/Index.html?Idioma=pt-br>

²⁵ <https://br.investing.com/indices/ibovespa-futures>

do Índice Bovespa, tanto em seu contrato padrão quanto em seu minicontrato, contendo também a evolução da porcentagem de participação dos *players* institucionais, estrangeiros e pessoa física durante o mesmo período.

Dados diários de outros títulos de futuros de índices referentes a bolsas internacionais foram anexados a base, sendo eles, S&P-500 (Nova York), DAX-30 (Frankfurt), Nikkei-225 (Tóquio). Assim como o histórico de cotações da paridade dólar real para o mesmo período de 2000 a 2017.

Os dados receberam um tratamento para corrigir o problema de ambiguidade de datas nos contratos negociados em seus vencimentos, causado pela rolagem dos contratos para o vencimento seguinte, tal tratamento foi feito ao somar os dados respectivos ao mesmo pregão em apenas uma observação por variável. Além do tratamento, foi realizada a compilação dos dados em nova *data base*, filtrando apenas os valores relevantes à pesquisa.

A variável volume nominal recebeu o mesmo procedimento realizado em Medeiros e Doornik (2008) e Araújo e Montini (2014) para deflacionar a série, no qual utilizou-se o IGP-DI como deflator, retirados do portal livre da Fundação Getúlio Vargas²⁶, deflacionamos então a série volume financeiro para preços de Dezembro de 2017.

De acordo com Araújo e Montini (2014), foram desconsiderados nesse trabalho os anos de 2006, 2007 e 2008, devido à crise do *subprime*.

4.2. Modelos

Para obter resultados utilizando metodologia baseada no trabalho de Medeiros e Doornik (2008), quanto a Análise da Variação, utilizamos primeiramente um modelo expresso pelo sistema 8;

$$\begin{cases} R_t = \alpha_0 + \alpha_1 V_t + \alpha_2 V_{t-1} + \alpha_3 R_{t-1} + \mu_t \\ V_t = \beta_0 + \beta_1 R_t + \beta_2 V_{t-1} + \beta_3 V_{t-2} + \varepsilon_t \end{cases} \quad (8)$$

Já quanto a Análise da Volatilidade, especificou-se o processo estocástico dos retornos como um processo GARCH (1,1) simples, com um termo auto regressivo na equação da média e o volume financeiro como um regressor predeterminado adicionado

²⁶ <http://portalivre.fgv.br/main.jsp?lumChannelId=402880811D8E34B9011D92B6B6420E96>

na equação da variância condicional, expresso no sistema 9, como relatado em Lamoureux e Lastrapes (1990), os efeitos GARCH tendem a desaparecer na presença da variável volume financeiro no modelo.

$$\begin{cases} R_t = \alpha_0 + \alpha_1 R_{t-1} + \varepsilon_t \\ \sigma_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-1}^2 + \beta_3 V_t \end{cases} \quad (9)$$

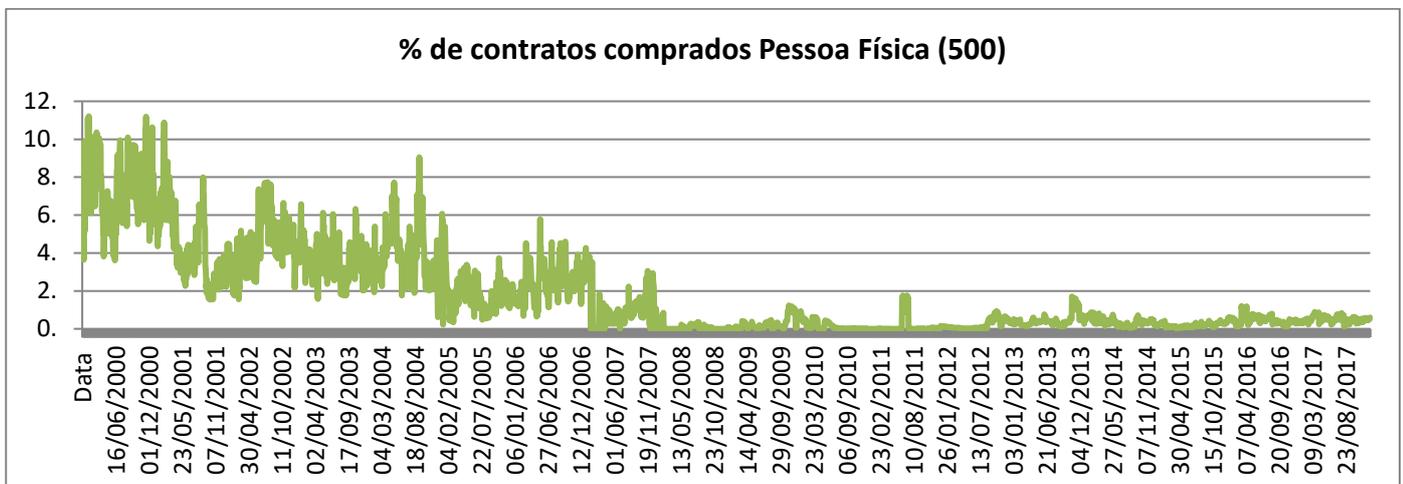
As estimações dos sistemas (8) e (9) ocorreram através da utilização do método da máxima verossimilhança com informação completa (*Full Information Maximum Likelihood*) e GARCH(1,1), adotando para otimização o método de Marquadt, sendo estimados através do software estatístico EViews 9.

Capítulo 5: Análise dos Resultados

5.1. Análise Geral

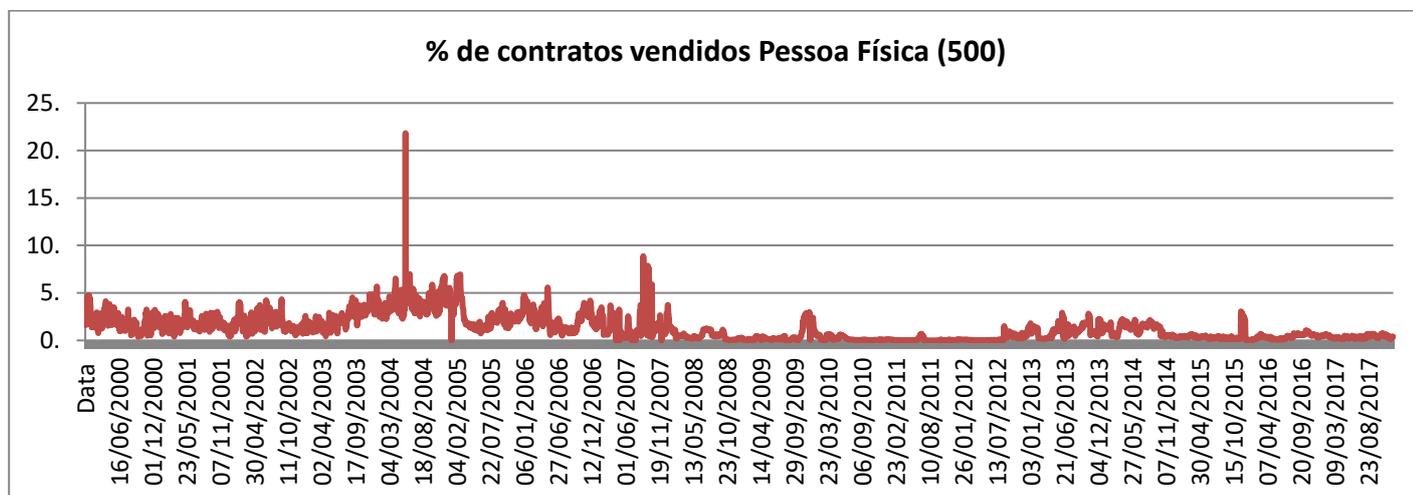
Acessando a recuperação de dados históricos disponibilizada por uma plataforma neste mesmo site, recuperamos os dados diários da distribuição de contratos por tipo de participante, com o período iniciando-se na data 03/01/2000 e terminando em 28/12/2017, particularmente por representar todo o espaço temporal que abrangerá este estudo, sendo descrita com mais detalhes na seção específica a base de dados.

Gráfico 5 - Percentual de contratos comprados por investidores Pessoa Física, no saldo total IND



FONTE: Elaboração própria.

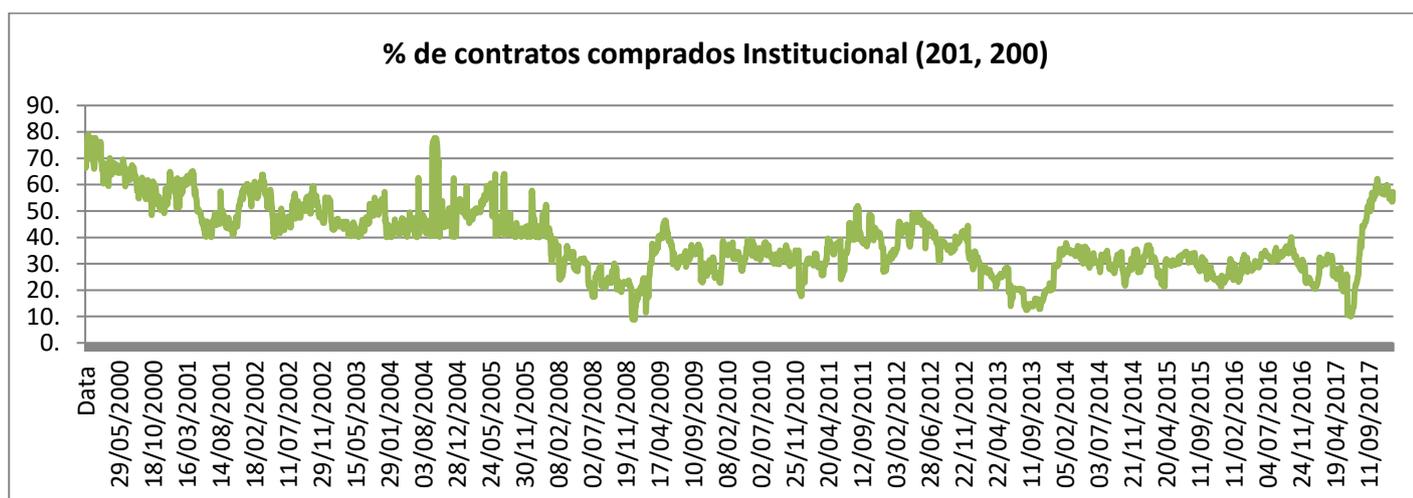
Gráfico 6 - Percentual de contratos vendidos por investidores Pessoa Física, no saldo total IND



FONTE: Elaboração própria

Nos contratos IND, a participação percentual dos investidores Pessoa Física (500²⁷) no saldo dos contratos comprados e vendidos diariamente pode ser observada nos gráficos cinco e seis, a participação dos Investidores Institucionais nos gráficos sete e oito, e a participação dos investidores não residentes (estrangeiros), nos gráficos nove e dez.

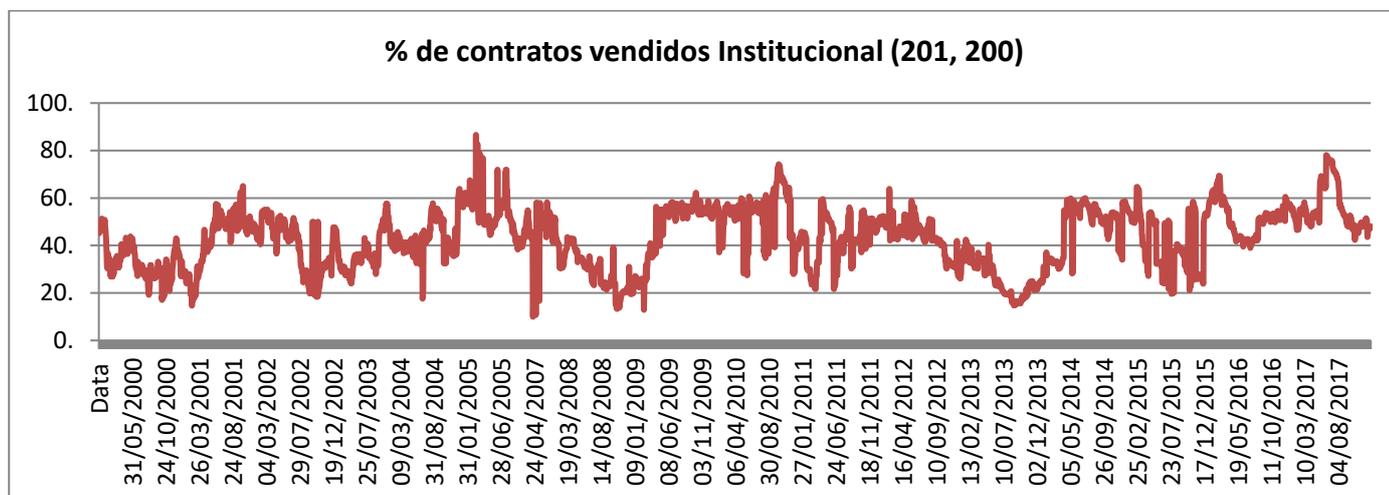
Gráfico 7 - Percentual de contratos comprados por Investidores Institucionais, no saldo total IND



FONTE: Elaboração própria.

²⁷ Código atribuído à categoria pela B3.

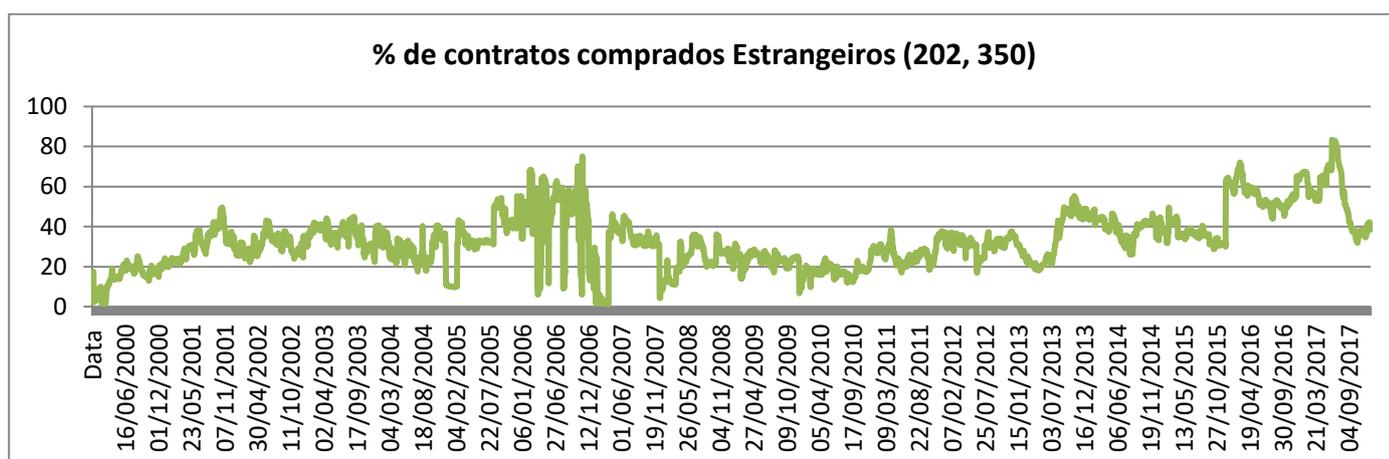
Gráfico 8 - Percentual de contratos vendidos por Investidores Institucionais, no saldo total IND



FONTE: Elaboração própria.

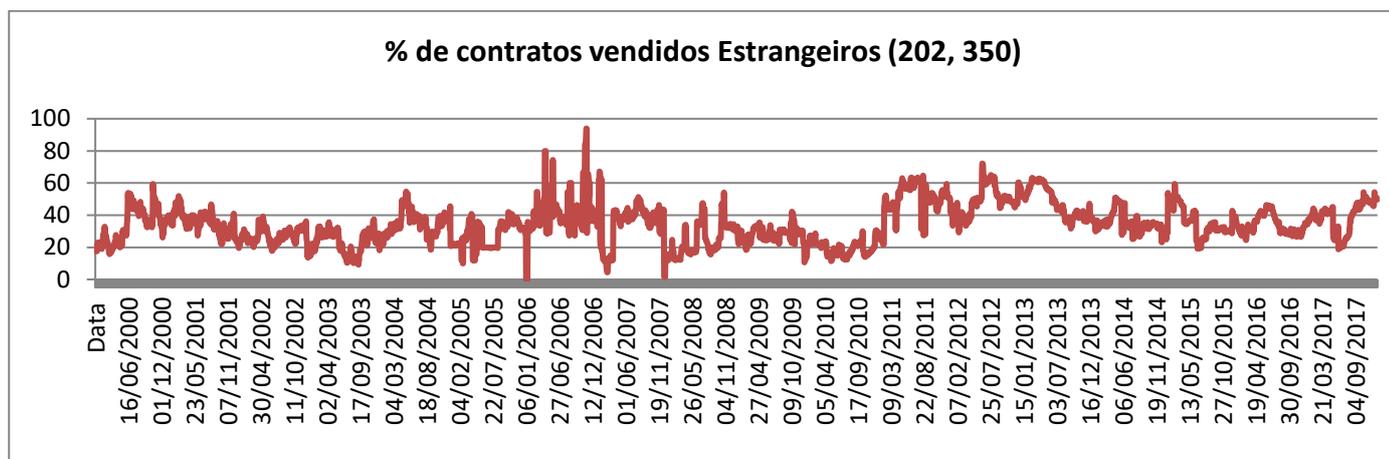
Pode-se observar uma redução significativa na participação dos investidores Pessoa Física no montante acumulado das operações de compra e venda dos derivativos futuros Ibovespa principalmente depois da crise imobiliária norte-americana, nota-se também que a porcentagem da participação dos Investidores Institucionais na compra deste ativo teve uma redução de sua intensidade nos anos posteriores a crise, já os Investidores Estrangeiros aumentaram sua participação no índice, que segundo as informações levantadas, representa em média cinquenta por cento do mercado.

Gráfico 9 - Percentual de contratos comprados por Investidores Estrangeiros, no saldo total IND



FONTE: Elaboração própria.

Gráfico 10 - Percentual de contratos vendidos por Investidores Estrangeiros, no total do saldo IND



FONTE: Elaboração própria.

5.2. Estatísticas Descritivas

Os primeiro atos realizados na pesquisa empírica das séries temporais de quantidade de negócios, retorno e volume financeiro, foram o levantamento dos dados estatísticos básicos a uma análise descritiva, expressos na Tabela 3. Verifica-se que a quantidade de negócios média realizada por pregão cresceu 384,11% entre os períodos analisados, indo de encontro com a hipótese de aumento das negociações devido às operações com algoritmos, o desvio padrão apresentou aumento de 490,29% e a curtose em excesso passou de 3,294 para 5,811.

Tabela 3 – Estatísticas Descritivas

Pré - HFT 2000 - 2005				Pós - HFT 2009 - 2017			
Amostra: 1468				Amostra: 2219			
	Negócios	Retorno	Volume		Negócios	Retorno	Volume
Média	2727,324	0,066608	3.33E+09	Média	10476,400	0,042749	5.70E+09
Mediana	2698,000	0,05000	3.14E+09	Mediana	10280,000	0,03000	5.36E+09
Máxima	5872,000	9,35000	1.21E+10	Máxima	38804,000	6,97000	1.95E+10
Mínima	503,000	-7,22000	4.40E+08	Mínima	779,000	-9,6000	5.61E+08
Desvio P.	830,256	2,01000	1.60E+09	Desvio P.	4070,703	1,568769	2.41E+09
Assimetria	0,222183	0,023945	1,059811	Assimetria	0,755900	0,021063	0.979788
Curtose	3,294782	3,843496	5,048429	Curtose	5,811742	5,016919	4.806730

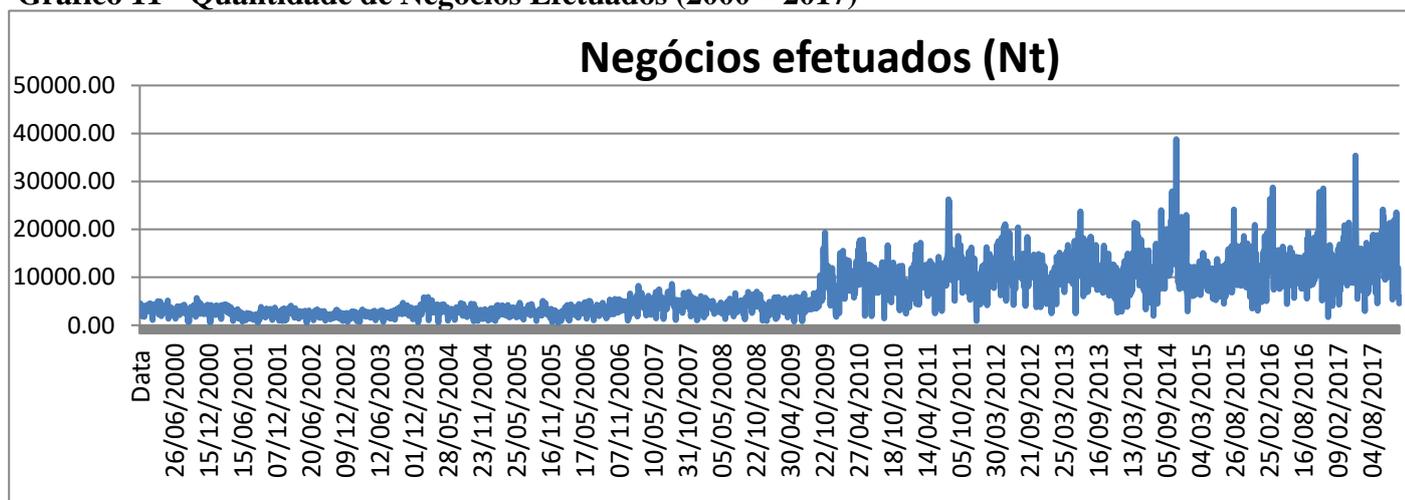
Fonte: Elaboração própria a partir da estimação realizada no Eviews 9

Já o retorno diário médio caiu 36%, com o desvio padrão reduzido em 21,9%, sendo que no período de Jan 2000, até Dez 2005, a maior alta observada foi de 9,35% e a maior queda de -7,22%, porém no período posterior a inclusão dos *High Frequency Trading* (Jan 2009, Dez 2017), a dispersão entre a maior alta e a maior queda foi de 6,97% e -9,6% respectivamente.

Os dados referentes ao volume tiveram pouca alteração, portanto, o volume financeiro diário negociado nesse derivativo não aumentou em proporção ao aumento na quantidade de negócios, o que indica que a disposição de capital alocado pelos *players* praticamente não se alterou durante ambos os períodos.

O aumento na quantidade de negócios diários fica mais nítido ao observarmos a série temporal desde Janeiro de 2000 até Dezembro de 2017, a quebra estrutural observada na série esta localizada há poucos dias após o termino das operações viva-voz (01/07/2009) na então BM&FBovespa²⁸, podendo ser observada no Gráfico 11.

Gráfico 11 - Quantidade de Negócios Efetuados (2000 – 2017)



Fonte: Elaboração Própria

Conforme apresentado na seção 1.2. percebemos no gráfico anterior que a partir de Agosto de 2009 há um aumento na média da quantidade de negociação diária, conjuntamente com o aumento no uso dos algoritmos de negociação.

5.3. Teste de Raiz Unitária

A grande ocorrência de tendência estocástica e pelo menos uma raiz unitária no comportamento de séries econômicas, ocasionadas devido à proximidade dos processos

²⁸ Atual B3.

geradores a passeios aleatórios (*random walk*), demonstra o problema de regressão espúria na análise de regressão destes tipos de séries, não servindo para estimações financeiras e econômicas (PHILLIPS, 1968).

Portanto, para verificar se as séries possuem comportamento estacionário, utilizamos os testes de raiz unitária de Dickey-Fuller Aumentado (ADF) e Phillip-Perron (PP), utilizados para identificar a presença de uma ou mais raízes unitárias, contra a não existência de raiz unitária, os resultados dos testes nas séries dos períodos anteriores e posteriores a implementação das operações algorítmicas podem ser observados na Tabela 4.

Tabela 4 - Teste Raiz Unitária

Jan 2000 - Dez 2005			
	Nt	Rt	Vt
Teste PP	c/ Constante	c/ Constante	c/ Constante
t (PP)	-24,8118	-37,9061	-66,87376
Resultado PP	Variável Estacionária	Variável Estacionária	Variável Estacionária
Teste ADF	c/ Constante	c/ Constante	c/ Constante
t (ADF)	-5,0638	-37,8529	-25,99224
Resultado ADF	Variável Estacionária	Variável Estacionária	Variável Estacionária
Jan 2009 - Dez 2017			
	Nt	Rt	Vt
Teste PP	c/ Constante	c/ Constante	c/ Constante
t (PP)	-30,89824	-30,89824	-71,29050
Resultado PP	Variável Estacionária	Variável Estacionária	Variável Estacionária
Teste ADF	c/ Constante	c/ Constante	c/ Constante
t (ADF)	-9,560739	-49,180870	-37,162200
Resultado ADF	Variável Estacionária	Variável Estacionária	Variável Estacionária

Fonte: Elaboração própria a partir da estimação realizada no Eviews 9.

Todos os resultados foram significativos a 1% em rejeitar a hipótese de existência de pelo menos uma raiz unitária, tanto no caso do teste ADF quanto no teste PP, constatando-se que as séries são estacionárias.

5.4. Resultados das Estimacões

O modelo usado para testar a anlise da variaão acerca da relaão entre os retornos e volume financeiro foi descrito na seão 4.2., realizado por meio do sistema (8), e estimado por meio de máxima verossimilhança com informaão plena, os resultados para o período sem a presença dos algoritmos de negociaão podem ser observados na Tabela 5, e os posteriores a implementaão na Tabela 6.

Tabela 5: Estimacão da Equaçõ (8) para o período pré-algoritmo. Método de estimacão: Máxima verossimilhança com informaão plena (Marquardt)

Amostra: 1468					
Convergência atingida após 500 Iterações					
		Coefficiente	Erro Padrão	Estatística t	P-Valor
Rt	Constante	-0.641113	0.090830	-7.058.408	0.0000
	Vt	2.40E-10	2.95E-11	8,1306	0.0000
	Vt-1	4.55E-10	4.45E-11	10,2188	0.0000
	Rt-1	-0,004105	0,006632	-0,618978	0.5359
Vt	Constante	13,5190	1,603496	8,4310	0.0000
	Rt	1,3100	0,152874	8,5693	0.0000
	Vt-1	-3,4026	0,095597	-35,5927	0.0000
	Vt-2	-1,7779	0,049872	-35,6482	0.0000

Fonte: Elaboraçõ própria a partir da estimacão realizada no Eviews 9

A relaão entre Retornos e Volume Financeiro definida pelo parâmetro α_1 é significativa ao nível de 1%, e positiva, evidenciando uma relaão contemporânea entre tais variáveis para ambos os períodos, ou seja, na presença de altos retornos, existe uma tendência para haver maiores níveis de volume financeiro, com a presença dos algoritmos, esta relaão diminuiu em sua intensidade. O parâmetro β_1 , que define a relaão entre Volume Financeiro e Retorno, também é significativa a 1% e possui coeficiente positivo para ambos os períodos, porém, diferentemente de α_1 , o parâmetro β_1 aumentou na presença dos algoritmos.

O parâmetro α_2 possui significância a 1%, se diferenciando do trabalho produzido por Medeiros e Doornik (2008) no qual apresenta significância a 10%, o que evidencia uma diferença relevante entre os trabalhos, na qual, há simultaneidade da relaão entre

os retornos e o volume, não é encontrada pelos autores, ou seja, o retorno depende do volume, porém o volume não depende do retorno.

Tabela 6: Estimação da Equação (8) para o período pós-algoritmo. Método de estimação: Máxima verossimilhança com informação plena (Marquardt)

Amostra: 2217					
Convergência atingida após 500 iterações					
		Coeficiente	Erro Padrão	Estatística t	P-Valor
Rt	Constante	0.095244	0.099924	0,953163	0.3405
	Vt	7.67E-11	1.62E-11	4,7405	0.0000
	Vt-1	-1.09E-11	2.61E-12	-4,1748	0.0000
	Rt-1	0,002092	0.000926	2,2577	0.0240
Vt	Constante	17,46089	0.371181	47,0415	0.0000
	Rt	2,20573	0.464048	4,7532	0.0000
	Vt-1	0,077147	0.014749	5,2306	0.0000
	Vt-2	0,114865	0.008159	14,0779	0.0000

Fonte: Elaboração própria a partir da estimação realizada no Eviews 9.

O parâmetro α_3 que define a dependência temporal do Retorno com relação a uma defasagem não foi significativo no período de 2000 – 2005, mas significativo a 5% no período 2009 – 2017, indicando pouca dependência temporal nesta variável se comparada a uma defasagem. Já a dependência temporal do Volume Financeiro em relação à primeira e a segunda defasagem, expressas pelos parâmetros β_2 e β_3 , foram significativas a 1% em ambos os períodos, demonstrando valores negativos no primeiro período (pré-HFT) e posteriormente, valores positivos para o segundo período (pós-HFT).

Já o modelo utilizado para a análise da volatilidade condicional e volume financeiro, apresentado na seção 4.2., obtidos a partir da estimativa conjunta por máxima verossimilhança do sistema (9), apresenta seus resultados nas Tabelas 7 e 8 (com a presença da variável Volume), e para o período pré-HFT e nas Tabelas 9 e 10 (com a presença da variável Volume) para o período pós-HFT.

Tabela 7: Estimativa conjunta restrita do sistema (9)

Amostra: 1468				
Convergência obtida depois de 25 Iterações				
	Coeficiente	Erro Padrão	Estatística Z	P-Valor
C	0,095781	0,051524	1,858949	0,0630
R(-1)	-0,008572	0,030087	-0,284922	0,7757
Equação de variância				
C	0,090592	0,031593	2,8675	0,0041
RESID(-1)^2	0,043546	0,008833	4,9298	0,0000
GARCH(1)	0,933184	0,012453	74,9353	0,0000

Fonte: Elaboração própria a partir da estimação realizada no Eviews 9.

Tabela 8: Estimativa conjunta restrita do sistema (9) c/ Volume

Amostra: 1468				
Convergência obtida depois de 42 Iterações				
	Coeficiente	Erro Padrão	Estatística Z	P-Valor
C	0,09548	0,051538	1,852607	0,0639
R(-1)	0,008518	0,030049	0,283482	0,7768
Equação de variância				
C	0,270629	0,429789	0,629679	0,5289
ARCH(1)	0,043302	0,008933	4,847633	0,0000
GARCH(1)	0,933493	0,012954	72,06021	0,0000
V _t	0,008269	0,019268	0,429175	0,6678

Fonte: Elaboração própria a partir da estimação realizada no Eviews 9.

Conforme apresentado na metodologia, especificou-se o processo estocástico dos retornos como um GARCH(1,1) simples, com um termo auto-regressivo na equação da média, e a inclusão do volume financeiro como um regressor predeterminado adicional a equação da variância condicional. A persistência da volatilidade condicional, conhecida pelo termo histerese²⁹ ou também *cluster* de volatilidade, pode ser obtido através da soma dos parâmetros α_1 e β_1 (quanto mais próximo de 1, maior a persistência da variância do retorno não esperado).

²⁹ Surge na física, e é usado na economia empírica para indicar que choques temporários geram uma mudança permanente em relação ao estado prévio do sistema (MEDEIROS, DOORNIK, 2008).

Conforme os dados levantados, na ausência dos algoritmos de negociação, tais parâmetros apresentaram ser significantes e positivos, com soma observada de 0,97673 e 0,97679 na presença da variável volume, o que demonstra forte persistência na volatilidade condicional.

Tabela 9: Estimativa conjunta restrita do sistema (9) – (pós-HFT)

Amostra: 2219				
Convergência obtida depois de 54 Iterações				
	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística Z	P-Valor
C	0.051788	0.030272	1.710.738	0.0871
R(-1)	-0.025052	0.023492	-1.066.418	0.2862
Equação de variância				
C	0.074318	0.014810	5.018.228	0.0000
RESID(-1)^2	0.064057	0.008269	7.746.583	0.0000
GARCH(1)	0.904626	0.011837	7.642.237	0.0000

Fonte: Elaboração própria a partir da estimação realizada no Eviews 9.

Tabela 10: Estimativa conjunta restrita do sistema (9) c/ Volume – (pós-HFT)

Amostra: 2219				
Convergência obtida depois de 54 Iterações				
	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística Z	P-Valor
C	0.030587	0.022574	1.354.953	0.1754
R(-1)	-0.059314	0.021756	-2.726.368	0.0064
Equação de variância				
C	-0.946568	0.051776	-1.828.209	0.0000
ARCH(1)	0.152411	0.006737	2.262.380	0.0000
GARCH(1)	0.510228	0.036586	1.394.587	0.0000
Vt	0.015150	0.000728	2.081.014	0.0000

Fonte: Elaboração própria a partir da estimação realizada no Eviews 9.

Na presença dos algoritmos de negociação *high frequency trading*, os parâmetros α_1 e β_1 , se modificaram levemente, sendo o resultado de seus valores somados na ausência e na presença da variável volume financeiro, em 0,96863 e 0,66263 respectivamente, o que demonstra que a forte persistência na volatilidade condicional só teve mudança relevante com a inclusão da variável volume na equação da variância,

para o período com presença dos algoritmos de negociação, estando em conformidade com os resultados similares obtidos por Medeiros e Doornik (2008), porém tais autores não obtiveram significância em seu modelo para análise da volatilidade.

Conclusão

O tema acerca das operações de alta frequência ainda é recente na literatura brasileira, enquanto que nos Estados Unidos já é bastante difundido e passa por um momento de desconfiança³⁰, no qual indagam sobre quantos realmente entender seus mecanismos e suas consequências. Portanto este estudo buscou analisar o impacto gerado na microestrutura dos derivativos de Ibovespa Futuro, quanto à variação de seus pontos (retorno) em relação ao volume financeiro negociado diariamente, com o surgimento dos algoritmos de negociação em plataforma eletrônica evidenciados no mercado de capitais brasileiro.

Em análise baseada em equações simultâneas, detectamos uma significativa relação entre os retornos e o volume financeiro, na qual uma variável impacta positivamente na outra, ou seja, observamos que um aumento no volume financeiro tende a gerar um aumento na volatilidade dos retornos e vice versa. Esta força tendeu a aumentar na medida em que os algoritmos de negociação foram sendo implementados no mercado de capitais brasileiro. Os resultados são similares à maioria dos estudos acerca da Análise da Variação, conforme relatado na seção 3.1. no qual apresentam relação positiva e significativa. Foi detectado um aumento relevante na média diária dos negócios realizados, principalmente após a extinção do pregão viva-voz, crescendo cerca de 380% de Janeiro de 2000, a Dezembro de 2017.

Em estimação GARCH (1,1) identificamos forte histerese na volatilidade condicional tanto na ausência quanto na presença dos algoritmos *low e high frequency*, sem mudança relevante entre os períodos. Portanto, este artigo assim como em Araújo e Montini (2014), demonstra que a Hipótese de Distribuição Mista (*Mixture of Distribution Hypothesis – MDH*), está adequada ao mercado de capitais brasileiro, porém não foi identificada uma mudança nesta nova fase do mercado, com a presença dos algoritmos de alta frequência.

³⁰ Araújo e Montini (2014).

Conforme apresentado em Araújo e Montini (2014), existe uma alerta aos players do mercado de capitais brasileiro, acerca do uso exagerado dos algoritmos de negociação em alta frequência, pois podem gerar um acionamento de ordens start e stop, de forma descontrolada em curto espaço de tempo, alterando o equilíbrio do mercado brasileiro na mesma velocidade com que os dados transacionam.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS:

ALDRIDGE, I. **“High-frequency trading: a practical guide to algorithmic strategies and trading systems”**. New Jersey: John Wiley and Sons, 2010.

ADMATI, A. R., PFLEIDERER, P. **“A theory of intraday patterns: Volume and price variability.”** The Review of Financial Studies 1.1, 1988. 3-40.

ANAT R. ADAMATI, PAUL PFLEIDERER; **“A Theory of Intraday Patterns: Volume and Price Variability”**. The Review of Financial Studies, Volume 1, Issue 1, 1 January 1988, Pages 3–40.

ANGEL, J. J.; McCABE, D. M. **“Fairness in financial markets: the case of high frequency trading”**. 2010.

ANTUNES, T, F. **“A Utilização de Robôs em Negociações de Alta Frequência na Obtenção de Ganhos Financeiros e Suas Consequências para o mercado”**. Universidade Federal do Paraná, 2015.

ARAÚJO, A. C.; MONTINI, A, D, A. **“High frequency trading: abordagem clássica para análise de preço-volume em uma nova microestrutura de mercado”**. Anais do Seminários em Administração-Semead, v. 16, 2013.

ARAUJO, A, C. MONTINI, A, D, A. **“High frequency trading: preço, volume e volatilidade em uma nova microestrutura de mercado”**. Seminários em Administração. 2014.

BIAIS, B. **“High-frequency trading”**. Toulouse School of Economics. França, 2011.

BMF&BOVESPA. **“Contrato Futuro de Ibovespa – Especificações”**. Ofício Circular 061/2007-DG, 17/08/2007.

BM&FBOVESPA. **“Nova Política de Tarifação de Operações para Investidores de Alta Frequência – High-Frequency Trader”**. Ofício Circular 028/2010-DP, 02/08/2010.

BM&FBOVESPA. “**De Ações, Fundos de Índice, (ETFs) e Recibos de Ações (BDRs)**”. 2011. Disponível em: <<http://www.bmfbovespa.com.br/pt-br/servicos/solucoes-para-negociacao/.aspx?idioma=pt-br>>

BOWLEY, G. “**Fast traders, in spotlight, battle rules**”. The New York Times. 2011.

BRAILSFORD, J.; FAFF, W. “**An evaluation of volatility forecasting techniques**”. Journal of Banking & Finance, v. 20, n. 3, p. 419-438, 1996.

CAETANO, F, M. “**Ensaio sobre microestrutura do mercado**”. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Faculdade de Ciências Econômicas. Programa de Pós-Graduação em Economia, 2012.

CHLISTALLA, M. “**High-frequency trading: better than its reputation?**”. Deutsche Bank Research, 2011.

CLARK, P. K. “**A subordinated stochastic process model with finite variance for speculative prices**”. Econometrica. Vol. 41, p. 135-155, 1973.

EASLEY, D. O’HARA. “**Time and the Process of Security Price Adjustment**”. Journal of Finance, 47, pg 577-606. 1992.

EOM, K, S. HAHN, S, B. “**Traders’ Strategic Behavior in an Index Options Market**”. Journal of Futures Markets, 25, pg 105-133. 2005.

EPPS, T. W. “**Security price changes and transaction volumes: theory and evidence.**” American Economic Review. Vol. 65, p. 586-597, 1975.

EPPS, T. W. “**The demand for brokers’ services: the relation between security trading volume and transaction cost**”. Bell Journal of Economics. Vol. 7, p. 163-194, 1976.

FRASCAROLLI F, B. PINTO, T, C. “**Aspectos inovativos do Bitcoin, microestrutura de mercado e volatilidade de retornos**”. Brazilian Journal of Business Economics 16.2. 2016.

GARMAN, M, B. “**Market Microstructure**”. Journal of Financial Economics, vol. 3, issue 3, 257-27. 1976.

GOMBER, P. HAFERKORN, M. “**High-Frequency Trading**”. Business & Information Systems Engineering, pg 97-99. 2013.

GLOSTEN, L, R. “**Insider trading, liquidity, and the role of the monopolist specialist.**” Journal of Business (1989): 211-235.

GUILLEN, O, T, C. “**Estimação da razão ótima de Hedge para o IBOVESPA futuro: uma aplicação do modelo Garch bivariado**”. Escola de Economia da Fundação Getúlio Vargas (FGV/EESP). 1996.

- HAROLD, D. **“The Cost of Transacting”**. The Quarterly Journal of Economics, Volume 82, Issue 1, 1, pg 33–53. 1968.
- HENDERSHOTT, T. RIORDAN, R. **“Algorithmic trading and information”**. University of California, Berkeley. 2011.
- HOLDER, M, E. QI, M. SINHA, A, K. **“The Impact of Time Duration between Negócios on the Price of Treasury Note Futures Contracts”**. Journal of Futures Markets, 24,965-980. 2004.
- KARPOFF, M. **“The relation between price changes and trading volume: A survey”**. Journal of Financial and quantitative Analysis, v. 22, n. 1, p. 109-126, 1987.
- KISTERMANN, F. W. **“The Invention and Development of the Hollerith Punched Card: In Commemoration of the 130th Anniversary of the Birth of Herman Hollerith and for the 100th Anniversary of Large Scale Data Processing, in IEEE”** Annals of the History of Computing, 1991.
- KYLE, A, S. **“Continuous Auctions and Insider Trading”**. Econometrica, vol. 53, no. 6, pg 1315–1335. 1985.
- LAUDON, K. LAUDON, J. **“Sistem Informasi Manajemen”**. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2000.
- MADEO, R. FERREIRA, F, H. RAMALHO, N. FANTINATO, M. **“Papel Estratégico e Impacto dos Sistemas de informação no Mercado de Ações: Um Estudo Envolvendo Brasil e Estados Unidos”**. Revista Eletrônica de Sistemas de Informação. 2012.
- MARCHI, M, T. **“Microestrutura de Mercado; Uma Análise dos Dados de Alta frequência do Minicontrato de Futuro de Incide Bovespa”**. Escola de Economia da Fundação Getúlio Vargas (FGV/EESP), 2011.
- MARTINI, G, H. **”High Frequency Trading: Os Algoritmos e as Operações de Alta Frequência nas Bolsas de Valores”**. Universidade Federal do Paraná. 2015.
- MARTINS, M. (2010). **“As negociações de alta frequência e o mercado brasileiro”**. Valor Econômico, São Paulo, 16 Set. 2010.
- MEDINA, M; FERTIG, C. **“Algoritmos e Programação: Teoria e Prática”**. São Paulo: Novatec, 2005.
- MIRANDA, A. **“A herança da BM&F”**. Caderno Advogados. 2008.
- NYSE. **“Daily NYSE group volume in NYSE listed”**. 2009. Disponível em: <http://www.nyxdata.com/nysedata/asp/factbook/viewer_edition.asp?mode=table&key=3000&category=3>.
- O'NEILL, W. **“Fundamentals of the Stock Market”**. McGraw-Hill, 2000.

ROSSI, P. "**O Mercado internacional de moedas, o carry trade e as taxas de câmbio**". Observatório da Economia Global, 2010.

PHILLIPS, P, C, B. "**Understanding spurious regressions in econometrics**". Journal of econometrics, v. 33, n. 3, p. 311-340, 1986.

SILVA, R, B, S. "**Abordagem Histórica da Bolsa de Valores.**" Maiêutica-Estudos Contemporâneos em Gestão Organizacional 4.1 (2016).

SMITH, R. "**Is high-frequency trading inducing chances in Market microstructure and dynamics?**" 2010. Disponível em: <<http://arxiv.org/pdf/1006.5490.pdf>>

TAYLOR, N. "**Trading Intensity, Volatility, and Arbitrage Activity**". Journal of Banking & Finance, 28, pg 1137-1162. 2004.

TSE, Y. "**Market microstructure of FT-SE 100 index futures: An intraday empirical analysis.**" Journal of Futures Markets: Futures, Options, and Other Derivative Products 19.1, pg 31-58. 1999.

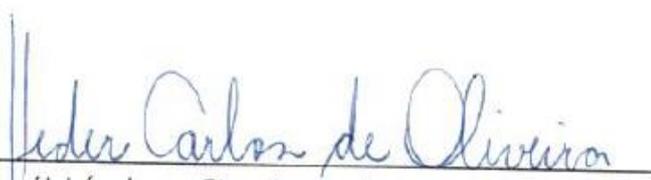
U.S. Commodity Futures Trading Commission e U.S. "**Securities & Exchange Commission. Findings Regarding the Market Events Of May 6, 2010**". Report of the staffs of the CFTC and SEC to the Joint Advisory Committee on Emerging Regulatory Issues. Washington, D.C. 30 set. 2010.



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO – UFOP
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS – DEECO – ICESA
COLEGIADO DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS



Certifico que o aluno Artur Reis Sampaio autor do trabalho de conclusão de curso intitulado **“Impacto na Microestrutura do Ibovespa Futuro com o Advento dos Algoritmos Operacionais”**, efetuou as correções sugeridas pela banca examinadora e que estou de acordo com a versão final do trabalho.



(Héder Carlos de Oliveira)
Orientador

Mariana, 25 de julho 2018.