

Wladimir Ribeiro Prates

**Efeito disposição: propensão à venda de
investidores individuais e institucionais**

Florianópolis, Brasil

2016

Wladimir Ribeiro Prates

**Efeito disposição: propensão à venda de investidores
individuais e institucionais**

Tese de doutorado apresentada no
Programa de Pós-Graduação em
Administração da Universidade Fe-
deral de Santa Catarina

Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC
Programa de Pós-Graduação em Administração

Orientador: Newton Carneiro Affonso da Costa Jr.

Florianópolis, Brasil

2016

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Prates, Wladimir Ribeiro

Efeito disposição: propensão à venda de investidores individuais e institucionais / Wladimir Ribeiro Prates ; orientador, Newton Carneiro Affonso da Costa Jr. - Florianópolis, SC, 2016.

138 p.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Sócio-Econômico. Programa de Pós-Graduação em Administração.

Inclui referências

1. Administração. 2. Finanças comportamentais. 3. Efeito disposição. 4. Mercado de capitais. 5. Economia experimental. I. da Costa Jr., Newton Carneiro Affonso. II. Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós Graduação em Administração. III. Título.

Wladimir Ribeiro Prates

Efeito disposição: propensão à venda de investidores individuais e institucionais

Esta tese foi julgada adequada para obtenção do título de “Doutor em Administração”, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós Graduação em Administração da Universidade Federal de Santa Catarina.

Florianópolis, Brasil, 03 de junho de 2016.

Prof. Dr. Marcus Venícius Andrade de Lima
Coordenador do curso

Banca examinadora:

Prof. Dr. Newton Carneiro Affonso da Costa Jr.– Orientador

Prof. Dr. Marcus Venícius Andrade de Lima – PPGA/UFSC

Prof. Dr. Eraldo Sérgio Barbosa da Silva – PPGECO/UFSC

Prof. Dr. André Alves Portela Santos – PPGECO/UFSC

Prof. Dr. Manuel José da Rocha Armada – Universidade do Minho, Portugal

Profa. Dra. Rosilene Marcon – UNIVALI

AGRADECIMENTOS

A conclusão do doutorado foi um sonho e um projeto de vida que tornou-se realidade. Porém, a jornada foi repleta de desafios e incertezas. Por isso, o apoio de algumas pessoas foi fundamental!

Agradeço ao meu orientador e amigo, professor Newton da Costa Junior. Sua grande sabedoria e ideias inovadoras me proporcionaram um enorme aprendizado. Graças à excelente orientação que recebi essa tese tornou-se viável.

Agradeço a Deus, por me dar a vida e o ânimo de não desistir e sempre seguir em frente. Aos meus pais, Wladimir e Ivete, por toda a educação e suporte que sempre precisei. Agradeço de forma especial a minha esposa, Debora, que acompanhou de perto todo o período de doutorado e sempre esteve ao meu lado. Minha irmã, Fernanda, e afilhado, Pedro Henrique, também foram essenciais em todo esse processo.

Sou grato ao professor André Portela Santos, que me auxiliou tanto pelo conhecimento transmitido em suas aulas de econometria quanto pela presteza e gentileza em me emprestar um servidor que viabilizou a execução prática, e dentro do tempo previsto, dos modelos estatísticos desta tese. Agradeço também aos demais membros da banca, Sérgio da Silva, Manuel Armada, Rosilene Marcon e Marcus Venícius, os quais dedicaram parte do seu tempo para ler este trabalho e dar sugestões essenciais de melhorias.

Agradeço à equipe do Instituto Educacional da BMFBovespa, por terem cedido os dados que foram utilizados em um dos ensaios deste trabalho, dando a esta tese grande relevância e visibilidade.

Agradeço aos amigos que fiz ao longo de todo o processo de pós-graduação. A lista é grande e nem todos os nomes cabem nesta página. Agradeço ao Anderson Dorow, pela amizade e parceria no desenvolvimento deste trabalho; ao Marco Goulart, pelas conversas sobre finanças comportamentais e experiências trocadas; ao Hudson Chaves, pelas trocas de ideias sobre estatística, uso do R, análise de Big Data, entre outros; ao Alexandre Rezende, que me auxiliou na parte de programação e construção da base de dados a ser utilizada posteriormente para os testes estatísticos, tendo se tornado também um amigo; agradeço ainda aos amigos Helberte e Max, pelas risadas, trocas de experiências e angústias vividas durante o mestrado e doutorado.

*“An investment in knowledge pays the best interest”
Benjamin Franklin*

RESUMO

Entre os principais vieses que influenciam a tomada de decisão de investidores e gestores da área financeira encontra-se o efeito disposição. Esse efeito ocorre quando investidores tendem a vender rapidamente ativos que sofreram apreciação e reter em carteira ativos que sofreram depreciação em relação a um ponto de referência. Nos últimos anos o foco das pesquisas sobre o efeito disposição tem sido a procura de seus determinantes, de suas causas e mesmo de teorias comportamentais que o expliquem. Essa tese se propôs a analisar o comportamento de venda de ativos do investidor brasileiro. Para isso, foram utilizadas duas abordagens de análise disponíveis na literatura do efeito disposição: a primeira é uma análise do coeficiente de disposição (ODEAN, 1998) e a segunda é uma análise da propensão à venda (KAUSTIA, 2010) dos investidores diante de diversos níveis de retornos obtidos. Ambas abordagens foram aplicadas em dois ensaios: o primeiro com metodologia experimental inspirada em Weber e Camerer (1998) e da Costa Jr. et al. (2013); e o segundo utilizando dados reais do investidor brasileiro, com uma base de dados única, que compreende todos os investidores cadastrados na principal bolsa brasileira (BM&FBovespa) durante o período de janeiro de 2012 até outubro de 2014 - , envolvendo 1.034 dias corridos, mais de 500 mil investidores e cerca de 60 milhões de operações de compra e venda. Como um dos principais resultados, essa tese mostrou que o investidor brasileiro é afetado pelo efeito disposição em suas decisões financeiras. Sendo que alguns dos tipos de investidores com maior coeficiente de disposição foram os que apresentaram menores retornos médios. Além disso, os investidores brasileiros possuem uma maior probabilidade de realizar ganhos do que perdas em praticamente todos os tipos de investidores estudados. No entanto, os investidores pessoas físicas se mostraram muito mais propensos a realizar pequenos ganhos do que outros tipos de investidores institucionais.

Palavras-chaves: efeito disposição, propensão à venda, finanças comportamentais.

ABSTRACT

Among the main behavioral biases which affect the decision making process of investors and financial managers is the disposition effect. This effect occurs when investors quickly sell assets that have appreciated in price considering a reference point and hold on to losing stocks. During the last years, research focus about the disposition effect have been to find its determinants and behavioral theories which can explain the bias. This thesis intends to analyze the brazilian investors' selling behavior. In this manner, two different approaches about the disposition effect literature were applied: one is an analysis of the disposition coefficient, according (ODEAN, 1998), an the other is an analysis of investors' propensity to sell (KAUSTIA, 2010) faced with several return levels. Both approaches were applied over two essays: the first one used an experimental methodology inspired in Weber e Camerer (1998) and da Costa Jr. et al. (2013); the second one worked with an unique dataset of real market data from brazilian investors' buying and selling transactions, which comprises all registered investors in the main brazilian stock exchange (BM&FBovespa) from january 2012 to october 2014 – the whole dataset includes 1,034 working days, more than 500 thousand investors and over than 60 million buying and selling transactions. Among the main results, this research showed that brazilian investors are affected by the disposition effect in their financial decisions. Some of the investors' types with high disposition coefficients were those with the lowest average returns. Moreover, brazilian investors have a higher probability of realizing gains than losses in almost all investor types. However, individual investors presented a higher propensity to realize small gains than general institutional investors.

Key-words: disposition effect, propensity to sell, behavioral finance.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Função valor da teoria do prospecto	42
Figura 2 – Teste de Wason	49
Figura 3 – Simula Bolsa – simulador do mercado de ações	72
Figura 4 – Propensão à venda para homens e mulheres	82
Figura 5 – Propensão à venda para estudantes e profissionais	83
Figura 6 – CD, PGR e PPR para os principais tipos de investidores	99
Figura 7 – Propensão à venda para os principais tipos de investidores	106
Figura 8 – Propensão à venda para pessoa física e sociedades	108
Figura 9 – Propensão à venda para investidores institucionais e estrangeiros	108

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	– Alguns vieses que interferem em decisões financeiras	39
Tabela 2	– Estatísticas descritivas dos participantes dos experimentos	71
Tabela 3	– Coeficiente de disposição segundo Eq. 4.3	75
Tabela 4	– Proporção de ganhos e perdas realizadas segundo Eq. 4.2	76
Tabela 5	– Propensão a vender – modelo logit completo	77
Tabela 6	– Propensão a vender em cada intervalo de retorno	79
Tabela 7	– Propensão a vender em cada intervalo de retorno para diversos tratamentos	81
Tabela 8	– Propensão a vender para diversos tratamentos	83
Tabela 9	– Quantidade de investidores por tipo	91
Tabela 10	– Exemplo dos dados não tabulados	95
Tabela 11	– Exemplo dos dados tabulados	96
Tabela 12	– Estatísticas descritivas de retorno e vendas	100
Tabela 13	– Coeficiente de disposição por tipo de investidor	101
Tabela 14	– Coeficientes do modelo Logit	104
Tabela 15	– Propensão à venda dos principais tipos de investidores	105

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CAPM	<i>Capital asset pricing model</i>
CD	Coefficiente de disposição
CGP	Capital de giro próprio
CNPJ	Cadastro nacional de pessoa jurídica
CPF	Cadastro de pessoa física
DP	Desvio padrão
Eq.	Equação
GR	Ganhos realizados
GNR	Ganhos não realizados
PF	Pessoa física
PGR	Proporção de ganhos realizados
PJ	Pessoa jurídica
PPR	Proporção de perdas realizadas
PR	Perdas realizadas
PR	Perdas não realizadas
R_m	Retorno médio
TUE	Teoria da utilidade esperada
TP	Teoria do prospecto
UFSC	Universidade Federal de Santa Catarina

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	21
1.1	Objetivos	24
1.1.1	Objetivo Geral	24
1.1.2	Objetivos Específicos	24
1.2	Organização do trabalho	25
I	LITERATURA RELACIONADA	27
2	CONTEXTO HISTÓRICO	29
2.1	Utilitarismo e a utilidade esperada	29
2.2	A racionalidade limitada: origens e implicações	32
3	FINANÇAS COMPORTAMENTAIS	35
3.1	Heurísticas e vieses	36
3.2	Teoria do prospecto	40
3.2.1	Padrão quádruplo	43
3.2.2	A contribuição da economia experimental	44
3.3	Formas de raciocínio – a intuição e a razão	47
3.4	Efeito disposição	50
3.4.1	Outras motivações para explicar o efeito disposição	51
3.4.2	Tendências atuais	54
II	MÉTODOS	57
4	MÉTODOS PARA MENSURAR O EFEITO DIS- POSIÇÃO	59
4.1	Coeficiente de disposição	59
4.2	Propensão a vender	61
4.2.1	Regressão logística	62
4.2.1.1	Validade do modelo e dos regressores	63
III	ENSAIOS	65
5	PRIMEIRO ENSAIO: ESTUDO EXPERIMENTAL	67
5.1	Introdução	67
5.2	Materiais e métodos	68
5.2.1	Desenho do experimento e coleta de dados	70

5.2.1.1	Simula Bolsa®	71
5.3	Resultados	73
5.3.1	Proporção de ganhos e perdas realizadas e o coeficiente de disposição	74
5.3.2	Variáveis que explicam o comportamento de venda	75
5.3.3	Análise da propensão à venda para diversos tratamentos	78
5.4	Considerações finais do primeiro ensaio	84
6	SEGUNDO ENSAIO: DADOS DE INVESTIDORES	87
6.1	Introdução	87
6.2	Materiais e métodos	89
6.2.1	Dados da BMFBovespa	90
6.2.2	Construção das carteiras dos investidores	92
6.2.2.1	Exemplo da tabela de dados após a criação das carteiras	95
6.3	Resultados	96
6.3.1	Estatísticas descritivas dos retornos	96
6.3.2	Análise do coeficiente de disposição	97
6.3.3	Análise da propensão à venda do investidor brasileiro	102
6.4	Considerações finais do segundo ensaio	108
	Conclusão	111
	REFERÊNCIAS	115
	APÊNDICES	125
	APÊNDICE A – CÓDIGOS E ALGORÍTMOS	127
A.1	Regressão logística para ensaio experimental com o software Simulabolsa	127
A.2	Importar dados de cotações e proventos do Yahoo Finance	129
A.3	Teste de diferença entre proporções para dados do Ensaio 2	131
A.4	Código para regressões logísticas e propensão à venda do segundo ensaio	132
A.5	Código em Python para criar as carteiras dos investidores	133

1 INTRODUÇÃO

Atualmente a área de finanças está passando por uma transição de paradigmas: de uma visão neoclássica para uma visão que considera fatores comportamentais nas análises financeiras. Isso tem ocorrido por meio de críticas a alguns dogmas das teorias econômicas, as quais propõem certas premissas irrealis – não observáveis no mercado (SHEFRIN, 2010). A necessidade de tornar as teorias financeiras mais próximas da realidade é chamada de finanças comportamentais (RABIN, 2002).

Tais esforços para incorporar noções mais realistas acerca da natureza do homem na economia têm se expandido largamente nas últimas décadas. De acordo com Rabin (2002), apesar de ainda existirem controvérsias, a abordagem comportamental tende a se tornar a principal corrente teórica no campo das finanças. Ainda neste sentido, Thaler (1999b) afirma que é preciso admitir que nem todos investidores agem conforme as teorias econômicas tradicionais e que, em breve, o termo finanças comportamentais poderá ser considerado redundante, pois não haverá outro tipo de finanças.

No contexto da gestão financeira de uma organização, por exemplo, as finanças comportamentais auxiliam a identificar padrões de comportamento que podem enviesar o processo de tomada de decisão, fazendo com que o gestor financeiro não consiga atingir seu objetivo de maximização de valor em atividades ligadas às decisões financeiras (SHEFRIN, 2010).

Na visão econômica neoclássica há uma premissa de que os investidores obedecem aos axiomas da teoria da utilidade esperada, na qual o comportamento do investidor combina crenças (distribuições de probabilidade) e preferências (função utilidade) (SHEFRIN, 2010). Porém, algumas evidências mostram que a proporção da população que se comporta conforme as premissas da teoria da utilidade esperada é baixa. Bruhin, Fehr-Duda e Epper (2010) sugerem que este percentual fica em torno de 20%, indicando a relevância dos estudos com enfoques comportamentais no campo das finanças. As finanças comportamentais sugerem que as pessoas tomam decisões com base na racionalidade limitada, sendo que existem alguns vieses de comportamento que influenciam o investidor ou gestor financeiro no processo de tomada de decisões. Entre eles encontra-se o efeito disposição, que é caracterizado pela existência de um padrão no qual os investidores tendem a vender rapidamente ativos que sofreram apreciação e reter em carteira por um

período mais longo ativos que sofreram depreciação, sempre em relação a um ponto de referência (SHEFRIN; STATMAN, 1985; ODEAN, 1998).

Até recentemente, detectar o efeito disposição em indivíduos negociando em diferentes mercados já era motivo para tornar um artigo publicável. Entre alguns exemplos de mercados nos quais o efeito disposição já foi estudado podemos citar o de ações (ODEAN, 1998; DHAR; ZHU, 2006), de futuros (LOCKE; MANN, 2005; LOCKE; ONAYEV, 2005; COVAL; SHUMWAY, 2005), de imóveis (GENESOVE; MAYER, 2001), em experimentos com estudantes (WEBER; CAMERER, 1998; MACEDO JR., 2003; da Costa, Jr.; MINETO; Da Silva, 2008), em administradores de fundos de investimentos (FRAZZINI, 2006), entre outros. No entanto, nos últimos anos, o foco das pesquisas sobre o efeito disposição está na procura de seus determinantes, suas causas, teorias comportamentais que o expliquem melhor, enfim, mais detalhes sobre sua ocorrência. Entre essas pesquisas pode-se citar os trabalhos de Grinblatt e Keloharju (2001), Barberis e Xiong (2009), Kaustia (2010), Barberis e Xiong (2012), entre outros.

Por meio dessa tese pretende-se explorar os estudos sobre o comportamento de venda de investidores e relacionar os resultados com a literatura que embasa o efeito disposição. Para isso, foram desenvolvidos dois ensaios, sendo que cada um apresentará um enfoque metodológico diferenciado. O primeiro explora o efeito disposição através da análise da propensão dos indivíduos em vender ativos ao participarem de um experimento de laboratório que pode ser classificado, segundo a taxonomia de Harrison e List (2004), como “*framed field experiment*”¹. Essa propensão foi verificada por meio de um modelo de regressão logística inspirado em Grinblatt e Keloharju (2001) e Kaustia (2010), o qual mostra a probabilidade de ocorrência de uma venda diante de algumas condições. O ineditismo desse ensaio justifica-se na análise da propensão à venda de estudantes e de investidores profissionais em um contexto de *framed field experiment*. Os resultados apresentados também contribuem para fins de comparação com pesquisas já realizadas com dados reais de investidores em mercados não controlados experimentalmente, como Grinblatt e Keloharju (2001) e Kaustia (2010), os quais trabalham de igual modo com análises sobre a propensão à venda.

¹ Este tipo de experimento difere do típico experimento de laboratório utilizado em economia experimental, no sentido de se usar uma interface próxima da real e com participantes não estudantes - no presente trabalho, com investidores profissionais do mercado de ações.

Além de permitir a comparação com os resultados do segundo ensaio, que também utiliza dados reais de mercado.

O segundo ensaio utiliza a mesma abordagem metodológica no que diz respeito à análise da propensão à venda, porém, foi utilizada uma base de dados reais de investidores da Bolsa de Valores de São Paulo (BMF&Bovespa). Essa base é única, nunca antes utilizada em pesquisas realizadas no Brasil². A base contempla dados de todas as operações de todos os investidores cadastrados na BMFBovespa durante o período de janeiro de 2012 até outubro de 2014, compreendendo 2 anos e 10 meses. A base inicial contemplou mais de 60 milhões de operações e cerca de 600 mil investidores. A principal inovação desse ensaio consiste no uso da base de dados mencionada – que representa o mercado de ações do Brasil como um todo. Além disso, a contribuição para a literatura de finanças comportamentais está na análise da propensão dos investidores brasileiros a realizarem vendas em condições não experimentais. Estudos relevantes sobre o tema trabalham com dados de outros países, como [Kaustia \(2010\)](#).

Nesse contexto emergem algumas questões a serem respondidas pelos ensaios propostos: em experimentos controlados ou no mercado de ações real, existe a presença do efeito disposição nas operações de venda de ativos? O efeito experiência afeta o comportamento de venda dos investidores? Quais tipos de investidores são mais propensos a realizar operações de venda? Os níveis de retornos obtidos nas operações refletem na propensão à venda? Há alguma relação entre o retorno auferido nas operações e o efeito disposição?

Espera-se que esta pesquisa contribua para melhor compreender o comportamento de venda do investidor experiente e inexperiente, profissional ou não profissional no mercado de capitais brasileiro. Procura-se também verificar a existência e investigar possíveis causas do efeito disposição. Apesar deste estudo tratar do mercado de ações, o fenômeno do efeito disposição está ligado a praticamente todas as áreas nas quais há negociação de ativos, como compra e venda de imóveis, cotas de ETF's, títulos públicos pós-fixados. Sendo assim, o entendimento das causas destes efeitos têm implicações práticas e teóricas. As práticas, por exemplo, estão ligadas a uma possível correção de estratégias de investimentos sub-ótimas por parte de investidores que sofrem o efeito

² [Karsten, Battisti e Pacheco \(2006\)](#) realizaram um trabalho similar para o Brasil, mas em menor proporção. Os autores analisaram uma amostra aleatória de 12 mil investidores da BMFBovespa e utilizaram o método de [Odean \(1998\)](#) para a estimação do efeito disposição.

disposição (ODEAN, 1998; MENKHOFF; SCHMELING; SCHMIDT, 2013), proporcionando uma melhor alocação de recursos na economia. E as teóricas estão relacionadas com o melhor entendimento do processo de tomada de decisão dos agentes econômicos, ensejando novas teorias como a recente teoria da utilidade realizada, de Barberis e Xiong (2012).

1.1 Objetivos

Abaixo são descritos os objetivos a serem alcançados com o desenvolvimento desta pesquisa:

1.1.1 Objetivo Geral

Analisar a existência do efeito disposição e sua relação com a propensão a vender determinado ativo, tanto por meio de experimentos com estudantes de graduação e pós-graduação quanto com análises de dados de investidores num mercado de ações real.

1.1.2 Objetivos Específicos

Seguem os objetivos específicos que devem ser alcançados para que se cumpra o objetivo geral:

- analisar a existência do efeito disposição com a abordagem de Odean (1998) e Kaustia (2010), tanto para investidores profissionais e estudantes em um ambiente experimental, quanto para diversos tipos de investidores em operações reais do mercado de ações brasileiro;
- verificar se os investidores tomam decisões de forma diferente em termos de vender ou reter um ativo em carteira em função do nível percentual de retorno obtido em uma operação;
- verificar se o nível de experiência e profissionalismo do investidor afeta na propensão a relizar operações de venda;
- analisar comparativamente os resultados obtidos para os investidores brasileiros com as principais pesquisas acerca do efeito disposição ao redor do mundo.

1.2 Organização do trabalho

A presente tese está dividida em dois ensaios. Após esta introdução, a organização do trabalho ocorre da seguinte forma:

- referencial teórico, o qual aborda os capítulos 2 e 3, com o propósito de contextualizar o leitor sobre a literatura relacionada ao tema desta tese;
- capítulo 4, contendo os principais métodos utilizados para execução deste trabalho;
- capítulo 5, contendo um ensaio experimental, no qual o efeito disposição é explorado no nível individual com estudantes de graduação e investidores experientes;
- capítulo 6, o qual apresenta um ensaio que analisa a propensão de investidores reais da BMFBovespa em realizar operações de venda, relacionando com a literatura do efeito disposição;
- conclusão, contendo uma discussão a respeito das limitações e dos possíveis alcances desta proposta.

Parte I

Literatura relacionada

2 CONTEXTO HISTÓRICO

Dentro da própria economia neoclássica surgiram críticas a algumas premissas impostas por esta abordagem, como por exemplo a premissa de racionalidade dos agentes econômicos, bem como a ideia de que os agentes sempre buscam maximizar o retorno e reduzir o risco. A disciplina de finanças comportamentais começou a ganhar força a partir do final da década de 1970, principalmente por meio dos trabalhos dos psicólogos Daniel Kahneman e Amos Tversky. Contudo, para que o campo das finanças recebesse a introdução de uma abordagem comportamental com um foco na compreensão do comportamento real dos agentes foi necessária uma construção teórica *a priori*. Traços comportamentais têm sido incluídos em análises econômicas e financeiras há bastante tempo, porém com algumas limitações que serão discutidas nesta seção (BERNOULLI, 1954; ALLAIS, 1953; SLOVIC, 1972). Um conceito central para o desenvolvimento do atual campo das finanças comportamentais, de muita relevância no estudo do comportamento do investidor, é a ideia de utilidade, a qual será brevemente explorada neste capítulo.

2.1 Utilitarismo e a utilidade esperada

No século XVIII a economia foi marcada por importantes trabalhos que, conjuntamente, serviram de base para a construção do conceito de utilidade. Jeremy Bentham, em “Princípios da Moral e da Legislação”, publicado inicialmente em 1789, afirma que o ser humano é dominado por dois senhores, sendo eles (i) a dor e (ii) o prazer. O princípio da utilidade refere-se à sujeição do ser humano a estes dois senhores. Bentham (1789) acreditava que a utilidade em termos de prazer e dor poderia ser medida numericamente em uma escala única. Além do mais, a utilidade poderia ser mensurada considerando a intensidade, duração e grau de certeza de prazer ou dor. O conceito de utilidade está relacionado com uma propriedade que existe em qualquer coisa. Propriedade esta que proporciona benefício, vantagem, prazer, bem-estar ou felicidade, sempre buscando evitar a ocorrência do contrário (dano, dor, mal ou infelicidade). Para o autor, existem quatro fontes do prazer e da dor: fonte física, fonte política, fonte moral e fonte religiosa. A utilidade de Bentham diz respeito à tendência de um objeto ou de uma ação em aumentar ou reduzir a felicidade. Através do princípio da utilidade, somado à lógica, aritmética e evidência experimental, Bentham (1789)

tentou deduzir todos os princípios morais e legais.

Daniel Bernoulli (1700-1782) também foi de fundamental importância para o desenvolvimento do utilitarismo. Na verdade, Bernoulli desenvolveu seus trabalhos antes de Jeremy Bentham. Inclusive, é possível que Bernoulli tenha influenciado Bentham. No entanto, algo que difere o conceito de utilidade apresentado por ambos é que Bernoulli (1954) apresenta uma abordagem mais voltada à probabilidade. Conforme Bernoulli (1954), a utilidade está relacionada com preferências em tomadas de decisões que envolvam resultados incertos. É uma hipótese que afirma que, se certas condições forem satisfeitas, então o valor subjetivo associado a uma determinada decisão sob incerteza é uma esperança estatística da avaliação do indivíduo para determinados resultados possíveis.

Um exemplo demonstrado por Bernoulli é o Paradoxo de São Petersburgo. Digamos que um indivíduo esteja diante das seguintes possibilidades de escolha:

1. Ganhar R\$ 1.000,00.
2. Jogar uma moeda justa por N vezes. O indivíduo receberá a quantia de R\$ $2,00^N$, considerando que N representa a primeira vez que o indivíduo jogou e a moeda caiu como “cara” – sendo que todas as outras $N - 1$ vezes que a moeda foi jogada o resultado foi “coroa”. Se o resultado for “cara” na primeira jogada, então o indivíduo não recebe valor algum.

Este exemplo simula uma situação na qual um indivíduo poderá receber uma certa quantia em dinheiro por jogar “cara ou coroa” com uma moeda. Se a primeira vez que o indivíduo jogar e a moeda cair como “cara” for apenas na quarta tentativa, então o montante recebido será de R\$16,00. Se isso ocorrer na décima segunda tentativa, então o ganho será de R\$ 4.096,00. O ponto principal deste paradoxo é que a opção 2 possui esperança infinita em termos de ganhos possíveis. No entanto, a maioria dos indivíduos opta pela opção 1 – ganhar R\$ 1.000,00. Sendo assim, Bernoulli (1954) demonstra a diferença existente entre utilidade e dinheiro.

Posteriormente, o utilitarismo permeou a economia através de autores como John Stuart Mill e Alfred Marshall, representando alguns dos principais frutos do pensamento positivista na economia. Mill contribuiu com o utilitarismo ao refinar a definição de utilidade, argu-

mentando que prazeres intelectuais e morais são superiores aos prazeres físicos. Marshall (1982, p. 126)¹, por sua vez, comenta que não se mede o valor real das coisas para um homem pelo preço que se paga por elas. O exemplo dado pelo autor para exemplificar esta afirmativa diz respeito aos preços do sal e do chá. O sal, apesar de possuir um preço inferior ao do chá, é muito mais importante na vida do ser humano. Sendo assim, o sal possui uma alta utilidade total, mas uma baixa utilidade marginal (pois é abundante). O mesmo exemplo pode ser dado substituindo o chá e o sal pelo diamante (supérfluo, caro e escasso) e a água (essencial, barata e abundante), respectivamente. Neste contexto a teoria da utilidade surgiu como uma proposta de definir um padrão de comportamento dos agentes econômicos. Ao definir um padrão de comportamento seria possível criar modelos que explicassem os fenômenos econômicos, seguindo uma lente positivista. Marshall possuía formação em matemática e era especialista em economia política. Sendo assim, procurou desenvolver o lado matemático da teoria econômica, inclusive sendo considerado como um dos presurosos da hoje chamada Econometria (MARSHALL, 1982).

Von Neumann e Morgenstern (1945), com base no trabalho de Bernoulli (1954), estabeleceram uma das bases das finanças modernas ou neoclássicas com o desenvolvimento da Teoria dos Jogos. Durante a década de 50 a economia foi bastante influenciada por esta teoria, que tem como pressupostos implícitos de que o mercado é eficiente e os agentes econômicos possuem racionalidade ilimitada. Von Neumann e Morgenstern (1945) questionam a noção matemática tradicional de trabalhar com jogos de escolhas (ou decisões sob risco), que possui como premissa de que as escolhas deveriam ser feitas com o propósito de maximizar o valor esperado. O valor esperado de uma aposta é obtido através da multiplicação dos resultados possíveis pelas suas respectivas probabilidades. Contudo, a premissa de que as pessoas se comportam de acordo com a abordagem de valor esperado não era refletida na realidade. Sendo assim, na teoria da utilidade esperada as pessoas buscam maximizar sua utilidade esperada, e não o valor esperado de um bem. Dessa forma, o conceito da palavra utilidade diz respeito a tudo o que as pessoas querem alcançar e respeita a diversidade dos objetivos humanos. É um valor subjetivo, e valores subjetivos variam de pessoa para pessoa.

Na economia, teoria dos jogos e teoria da decisão, a teoria da utilidade esperada se refere a uma hipótese de que determinados pres-

¹ Publicado inicialmente em 1890

supostos são satisfeitos. Além disso, o valor subjetivo que um indivíduo associa a uma aposta é uma esperança estatística de quais são suas expectativas. A utilidade esperada é diferente do valor esperado, ou seja, enquanto o valor esperado leva em consideração apenas os tamanhos dos recebimentos possíveis e suas respectivas probabilidades, a utilidade esperada inclui um valor subjetivo, que diz respeito à percepção do agente em relação a determinado recebimento possível. O termo inicial dado à utilidade esperada foi “esperança moral”, em contraste ao termo “esperança matemática”, e foi sugerido por [Bernoulli \(1954\)](#).

A teoria da utilidade esperada (TUE) apresentou uma enorme inovação por inserir a utilidade nas análises econômicas e financeiras. Porém, o que faltou foi a inclusão de um ponto de referência. Por exemplo: podemos supor que dois indivíduos possuem R\$ 500 mil. Pela TUE ambos deveriam apresentar o mesmo grau de satisfação / felicidade. Contudo, se o primeiro indivíduo tinha R\$ 1 milhão e recentemente perdeu R\$ 500 mil e o segundo indivíduo tinha R\$ 1 mil e ganhou R\$ 499 mil, é claro que o segundo indivíduo apresentará um grau de satisfação muito maior que o primeiro.

A TUE engloba o conceito de *homo economicus*, o qual assume como premissas de que o tomador de decisões conhece todas as opções e resultados possíveis na decisão a ser tomada, percebe diferenças sutis existentes entre as opções e age de forma totalmente racional com relação à escolha das opções disponíveis ([STERNBERG; MIO, 2009](#)). A TUE foi fortemente difundida e serviu de base para o desenvolvimento de outras teorias na economia e também nas finanças, como a regra de Média/Variância desenvolvida por Harry Markowitz, o Modelo de Apreçamento de Ativos de Capital (CAPM), proposto por William Sharpe, entre outros. Contudo, [Kahneman e Tversky \(1979\)](#) afirmam que a TUE não prevê com exatidão como os tomadores de decisão avaliam as opções de escolha, principalmente quando se fala em decisões que envolvam perdas. Desta forma, com base nas críticas à TUE, [Kahneman e Tversky \(1979\)](#) apresentaram um modelo alternativo a esta teoria, o qual chamaram de Teoria do Prospecto, que será discutida no Capítulo 3.

2.2 A racionalidade limitada: origens e implicações

Esta seção realiza um resgate histórico na teoria comportamental e seus impactos teóricos no campo da microeconomia. [Simon \(1979\)](#)

afirma que o principal precursor da teoria comportamental da firma foi a corrente teórica do institucionalismo. Com artigos publicados a respeito da racionalidade limitada principalmente até o final da década de 80, como [Simon \(1957\)](#), [Simon \(1979\)](#) e [Simon \(1985\)](#), [Simon \(1979\)](#) comenta que um dos nomes mais notáveis do institucionalismo é o de John R. Commons. O autor também afirma ter se inspirado nos textos de Commons, principalmente por este utilizar a ideia de “transação” como única unidade de comportamento. Este pensamento de Commons teria sido o fator motivador para Herbert Simon iniciar o desenvolvimento de suas ideias a respeito da racionalidade limitada.

A racionalidade limitada tem seu princípio definido a partir da ideia de que a mente humana é limitada no que tange a resolução de problemas complexos presentes no dia-a-dia. Devido à complexidade das decisões tomadas cotidianamente, muitas incertezas não previsíveis não são possíveis de serem levadas em conta no processo de tomada de decisão. Sendo assim, os custos de transação deixam de ser um fator suficiente, pois a racionalidade limitada é incapaz de considerar todos os eventos que possam ocasionar mudanças nos custos de transação.

Conforme [Simon \(1957\)](#), crer na premissa de que o comportamento humano é baseado na de satisfação² é melhor do que crer na ideia de maximização, vinda da teoria da utilidade. Para [Simon \(1957\)](#), a substituição da maximização pela satisfação é um passo essencial na aplicação do princípio de racionalidade limitada. No entanto, [Williamson \(1996\)](#) comenta sobre a complexidade existente no conceito de satisfação e sobre a dificuldade de modelar este conceito, apesar de a ideia de satisfação ser mais acurada do que a de maximização.

[Simon \(1985\)](#) explica que muitos pesquisadores costumam dizer que os indivíduos tomam decisões irracionais. A respeito deste assunto o autor diferencia decisões irracionais da racionalidade limitada. Para [Simon \(1985\)](#) as pessoas são até mesmo bastante racionais, ou seja, geralmente possuem razões que justificam suas decisões. Quase todo o comportamento humano é orientado por objetivos e normalmente segue uma certa sequência. Na visão de [Simon \(1985\)](#), fatos cotidianos onde os indivíduos não consideram todas as alternativas possíveis em seu processo decisório, ou então quando previsões futuras sobre determinado assunto não ocorrem exatamente da forma prevista, são reflexos de uma *racionalidade limitada* e não de uma forma de irracionalidade.

[Simon \(1985\)](#) conclui que nada é mais importante no desen-

² do original “*satisficing behaviour*”

volvimento da agenda de pesquisa do que ter uma visão a respeito da natureza do ser humano cujo comportamento está sendo estudado. Segundo o autor isto faz uma grande diferença na definição de estratégias de pesquisa³. Além disso, Simon (1985) explica que, além de existir uma grande importância em se considerar os aspectos da racionalidade humana em pesquisas científicas, existe uma igual importância em se considerar tais aspectos no desenvolvimento de instituições.

³ “it makes a difference, a very large difference, to our research strategy whether we are studying the nearly omniscient *Homo economicus* of rational choice theory or the boundedly rational *Homo psychologicus* of cognitive psychology”

3 FINANÇAS COMPORTAMENTAIS

Atualmente a área de finanças está passando por um momento de transição de paradigmas, de uma visão neoclássica para uma visão embasada na psicologia. [Shefrin \(2010\)](#) sugere que este novo paradigma irá combinar fatores estruturais das finanças neoclássicas com fatores mais próximos à realidade do mundo das finanças, provenientes das finanças comportamentais.

Conforme [Sewell \(2007\)](#), finanças comportamentais é o campo que estuda a influência da psicologia no comportamento daqueles que praticam as finanças e o conseqüente efeito deste comportamento nos mercados. A importância deste campo é evidente, pois ajuda a explicar o porquê e como ocorre a ineficiência dos mercados ([SEWELL, 2007](#)).

Na literatura também encontramos as seguintes definições de finanças comportamentais:

- Vista como um campo, finanças comportamentais é a aplicação da psicologia ao processo de tomada de decisões financeiras e aos mercados financeiros. Vista como um processo, finanças comportamentais é a situação intermediária entre o antigo paradigma neoclássico e um novo paradigma baseado em fundamentos psicológicos ([SHEFRIN, 2010](#)).
- Trata de uma abordagem alternativa para o estudo dos mercados financeiros, em resposta, pelo menos em parte, às dificuldades encontradas pelo paradigma tradicional das finanças modernas ([BARBERIS; THALER, 2003](#)).
- Estuda como a combinação de conceitos econômicos, sociológicos e psicológicos pode explicar o que acontece na vida econômica real, na qual os agentes econômicos apresentam limitações ao exercício da plena racionalidade ([MULLAINATHAN; THALER, 2000](#)).
- Campo que se dedica a compreender a falibilidade humana em mercados competitivos ([SHLEIFER, 2000](#)).
- É o estudo sobre como os seres humanos interpretam as informações e agem na tomada de decisão sobre os investimentos ([THALER, 1999b](#)).

- Tem como enfoque procurar entender e prever as implicações da sistemática psicológica dos processos de decisão no mercado financeiro (OLSEN, 1998).

De acordo com Shefrin (2010) o primeiro artigo formalmente publicado no campo de finanças comportamentais foi o de Slovic (1972). No entanto, apenas após a década de 80 que os teóricos da área financeira começaram a adotar mais os fatores comportamentais em suas pesquisas. Slovic (1972) explica que em nenhum outro âmbito há tanta informação disponível, oriundas de diversas fontes e que podem provocar influências sobre as decisões. Além do mais, pouca atenção era dada aos problemas de interpretação ocasionados pela quantidade enorme de informação gerada. O autor enfatiza a ideia de que fatores psicológicos afetam o processo decisório, principalmente pela inviabilidade de processar tanta informação disponível. Nos termos do autor, pela falta de conhecimento psicológico os investidores acabam se tornando “psicólogos amadores”, por meio de suas próprias experiências.

Nesta época alguns questionamentos começaram a ser levantados a respeito da teoria econômica predominante (TUE), com uma ênfase aos pesquisadores Amos Tversky e Daniel Kahneman. A TUE refletia seus princípios e pressupostos na área de finanças, especialmente no que diz respeito ao comportamento dos investidores. Kahneman e Tversky (1979) desenvolveram a chamada teoria do prospecto como alternativa à TUE. De acordo com os autores, nem todos os investidores são racionais e avessos ao risco em todas suas decisões, como assume a TUE. O artigo dos psicólogos de 1979 resultou no artigo mais citado de todos os tempos do reconhecido periódico “*Econometrica*”, com direito ao prêmio Nobel de economia no ano de 2002 a Daniel Kahneman.

3.1 Heurísticas e vieses

Muitas vezes, ao tomar decisões, o ser humano acaba por utilizar atalhos no processo de escolha. Estes atalhos são chamados de heurísticas, que podem levar a vieses, mas não necessariamente, pois muitas vezes servem para agilizar o processo de tomada de decisão, gerando um impacto positivo (SHEFRIN, 2010).

Tversky e Kahneman (1974) comentam da existência de três heurísticas que o ser humano emprega ao tomar decisões sob risco: (i)

heurística da representatividade, (ii) da disponibilidade e (iii) da ancoragem.

A primeira, representatividade, diz que os indivíduos avaliam a probabilidade de um evento “B” pelo nível em que um evento “A” se assemelha a “B”. Um exemplo dado por [Tversky e Kahneman \(1974\)](#) ajuda na compreensão desta heurística. Digamos que um indivíduo possui as seguintes características: é muito tímido e retraído; sempre pronto a ajudar, porém possui pouco interesse nas pessoas e no mundo a sua volta; é tranquilo e organizado; tem necessidade de ordem e estrutura e uma paixão por detalhes. Digamos que este indivíduo é engajado em uma profissão específica. Dessa forma, com base nas características do indivíduo as demais pessoas tendem a imaginar a possível profissão dele utilizando o estereótipo de diversas profissões (como por exemplo, físico, matemático, bibliotecário, vendedor, médico ou fazendeiro). Contudo, utilizar esta abordagem a julgamentos de probabilidade pode conduzir a sérios erros, pois a similaridade (ou representatividade) não é influenciada por diversos fatores que deveriam afetar julgamentos de probabilidade.

A segunda heurística é a da disponibilidade. [Tversky e Kahneman \(1974\)](#) afirmam que as pessoas julgam a frequência ou a probabilidade de um evento pela facilidade com que exemplos ocorrem em suas mentes. Por exemplo, um indivíduo pode calcular a probabilidade de um jovem ter problemas cardíacos recordando quantos casos deste tipo já ocorreram com seus conhecidos. A disponibilidade acompanha os seres humanos na vida cotidiana e de maneira geral é um método de eficácia relativa na tomada de decisões sobre frequência.

A terceira heurística é a da ancoragem. Pode-se dizer que a ancoragem é um desdobramento da heurística da representatividade. Nela os indivíduos focalizam a atenção sobre uma informação recentemente recebida e usam como referência para fazer uma estimativa ou tomar uma decisão. A âncora é um valor relevante que está disponível ao tomador de decisão. As pessoas fazem estimativas a partir de um valor inicial, que é ajustado para produzir a resposta final. A âncora pode ser inserida na formulação do problema em questão, ou pode ser resultado de uma análise parcial ([TVERSKY; KAHNEMAN, 1974](#)).

Ainda a respeito da ancoragem, [Tversky e Kahneman \(1974, p. 1128\)](#) pediram aos participantes de seu estudo que girassem uma roleta para sortear um número qualquer entre zero e cem. Após o sorteio os autores realizaram algumas perguntas sobre certas quantidades (como

por exemplo, quantos países africanos eram membros da ONU).

Como resultados, [Tversky e Kahneman \(1974\)](#) perceberam que aquele número aleatório previamente sorteado teve forte influência nas respostas dos participantes. Grupos de pessoas que receberam números próximos a 10 no sorteio estimaram que cerca de 25 países africanos eram membros da ONU, enquanto esta estimativa subiu para 45 quando o número retirado na roleta foi próximo a 65.

Muitas decisões que ocorrem diariamente, não somente no contexto financeiro, são baseadas em probabilidades de eventos incertos tais como o resultado de uma eleição, valorização do real ou do dólar, a culpa de algum acusado. [Tversky e Kahneman \(1974\)](#) afirmam que as pessoas confiam em um número limitado de heurísticas que reduzem a complexidade de algumas tarefas. Essas heurísticas tornam o processo de tomada de decisão mais rápido e fácil, contudo podem conduzir os indivíduos a cometerem erros.

[Shefrin \(2010\)](#) sintetiza estas três heurísticas da seguinte forma:

- Representatividade é a tendência em utilizar estereótipos para realizar julgamentos. Um exemplo desta heurística é esperar retornos futuros positivos de ativos apenas por terem apresentado retornos passados também positivos.
- Disponibilidade é a tendência em formar julgamentos baseados em informações que estão prontamente disponíveis. Contudo, ao mesmo tempo o indivíduo acaba subvalorizando as informações que não estão prontamente disponíveis.
- Ancoragem é a tendência de formular uma estimativa através do uso de um processo que começa com um número inicial (a âncora) e segue com ajustes posteriores em relação a esta âncora.

[Shefrin \(2010\)](#) explica que, apesar de alguns vieses estarem associados especificamente a algumas heurísticas, outros derivam de uma série de outros fatores. Tende a ser mais fácil identificar a existência de um viés no processo decisório do que identificar a sua causa.

Alguns destes vieses são apresentados na Tabela 1. Uma discussão mais detalhada a respeito do efeito disposição pode ser encontrada na Seção 3.4.

Tabela 1 – Alguns vieses que interferem em decisões financeiras

Viés	Característica	Autores relevantes
Aversão a perdas	O impacto de uma perda é maior do que o impacto de um ganho na mesma proporção. Em outras palavras, o medo de perder costuma superar a satisfação de ganhar. Estudos mostram que este impacto costuma ser em média duas vezes maior para o campo das perdas. A aversão a perdas pode levar a outros vieses, como o efeito dotação ou ainda o efeito disposição.	Genesove e Mayer (2001) Kahneman, Knetsch e Thaler (1991) Tversky e Kahneman (1991)
Custos afundados (<i>sunk costs</i>)	Consistem na forte tendência em continuar um empreendimento uma vez que um investimento em dinheiro, esforço ou em tempo já tenha sido realizado. Muitas vezes refletem na insistência em projetos que não estão correspondendo às expectativas.	Arkes e Blumer (1985) Whyte (1993)
Excesso de confiança	As pessoas tendem a sobreavaliar suas habilidades após terem obtido resultados positivos, o que provoca um comportamento de maior propensão ao risco, aumentando significativamente o volume de ativos transacionados. No mercado este viés pode refletir em altas excessivas dos preços, bem como bolhas especulativas.	Lichtenstein e Fischhoff (1977) Klayman et al. (1999) Statman, Thorley e Vorkink (2006) Menkhoff, Schmelting e Schmidt (2013)
Efeito disposição	Indivíduos realizam ganhos de forma rápida e tendem a reter ativos perdedores por bastante tempo em suas carteiras. Este efeito pode ser resultado de vários fatores, tanto psicológicas, como a aversão à perdas, quanto racionais, como a reversão à média, por exemplo. Além disso, o excesso de confiança pode provocar o efeito disposição.	Shefrin e Statman (1985) Odean (1998) Barberis e Xiong (2009) Kaustia (2010)
<i>Status quo</i>	Tendência em manter a situação atual, resistência à mudança. A aversão ao arrependimento pode ser uma causa que explica este viés.	Samuelson e Zeckhauser (1988) Saurin et al. (2011)
Efeito dotação	A disposição para aceitar um bem é geralmente superior à disposição para pagar por aquele bem. Este viés pode conduzir ao <i>status quo</i> , no sentido de que os indivíduos tendem a valorizar mais os bens que estão sob sua propriedade, o que pode levar o indivíduo a permanecer na inércia.	Kahneman, Knetsch e Thaler (1990) Knetsch (1989)
<i>House money</i>	O grau de aversão a perdas do investidor depende de seus ganhos e perdas anteriores. Uma perda que vem após um ganho anterior é menos dolorosa do que o oposto, pois ela é amenizada por tal ganho precedente. Ao contrário, uma perda que vem após uma perda anterior é mais dolorosa. Este comportamento reflete em uma menor aversão ao risco após um ganho e uma maior aversão ao risco após uma perda.	Lucchesi (2010) Thaler e Johnson (1990)

3.2 Teoria do prospecto

A maior parte das teorias que tratam sobre o processo de tomada de decisões são normativas/prescritivas, como é o caso da teoria da utilidade esperada (TUE). Tais teorias buscam identificar qual seria a melhor decisão a ser tomada, ou seja, o comportamento ótimo (BERNOULLI, 1954; FRIEDMAN; SAVAGE, 1948; NEUMANN; FRÉCHET, 1953). Este ponto ótimo não precisa, necessariamente, ser o ponto máximo, mas um valor aceitável dentro de um determinado intervalo. Esta abordagem pressupõe que os indivíduos são completamente informados e racionais. Contudo, existe também um outro conjunto de teorias, as descritivas/positivas, as quais buscam compreender o comportamento real do tomador de decisões, como é o caso da teoria do prospecto (TP) (KAHNEMAN; TVERSKY, 1979; THALER, 1980; KAUSTIA, 2010). Neste sentido, Tversky e Kahneman (1986) argumentam que os desvios do comportamento real dos indivíduos em relação aos modelos normativos são muito generalizados para serem ignorados, bem como muito sistemáticos para serem desconsiderados como erros aleatórios.

A TP foi desenvolvida por Kahneman e Tversky (1979) e se diferencia da TUE em diversos pontos. Primeiramente, ela destaca as diferenças entre os termos utilidade e valor: a utilidade é definida em termos de riqueza líquida, já o valor é dado em termos de ganhos e perdas, que por sua vez são definidos como desvios (positivos ou negativos) em relação a um determinado ponto de referência. O segundo ponto importante é que a função valor para perdas é diferente da função valor para ganhos, pois no campo das perdas a função se torna convexa e mais íngreme. Por outro lado, no campo dos ganhos a função é côncava e não tão íngreme. Estas diferenças nos levam a uma importante conclusão: uma vez que a função valor para perdas é mais íngreme do que para os ganhos, então as perdas parecem maiores que os ganhos. Por exemplo, a dor de perder R\$ 500,00 é maior do que o prazer de ganhar R\$ 500,00 (PLOUS, 1993, p. 96).

Diferentemente da TUE, a TP prediz que as preferências dependerão da forma pela qual o problema está estruturado. Uma das contribuições mais importantes da TP foi a inclusão do conceito de ponto de referência na análise do valor de determinado bem. Se o ponto de referência é definido de tal forma que o resultado seja visto como um ganho, então a função valor será côncava e os indivíduos apresentarão um comportamento de maior aversão ao risco. Por outro lado, se

o ponto de referência é visto como uma perda, então os indivíduos se comportarão com uma maior propensão ao risco e a função valor será convexa (PLOUS, 1993, p. 97).

A TP também se diferencia da TUE por lidar com ponderações aliadas a resultados específicos. A teoria da utilidade, em seu formato clássico, assume que os tomadores de decisão definem uma chance de ganhar de 50% exatamente como ela é, ou seja, 50% de chance de obter um ganho. Por outro lado, a TP define as probabilidades como uma função ponderada e assume que os pesos dados não equivalem aos valores das probabilidades reais. De acordo com a TP, as ponderações dos resultados possíveis tendem a sobreavaliar baixas probabilidades e subavaliar altas e médias probabilidades (PLOUS, 1993; KAHNEMAN; TVERSKY, 1979).

Conforme Kaustia (2010), a forma geral da função valor da TP é dada por:

$$v(x) = \begin{cases} x^\alpha & \text{se } x \geq 0 \\ -\lambda(-x)^\beta & \text{se } x < 0 \end{cases}, \quad (3.1)$$

sendo que x é o ganho em relação a um ponto de referência, λ é o coeficiente para a aversão a perdas, α é o coeficiente para aversão ao risco e β representa o coeficiente da propensão ao risco. Através de experimentos, Tversky e Kahneman (1992) estimaram os seguintes valores para cada um dos coeficientes: $\lambda = 2,25$, $\alpha = 0,88$ e $\beta = 0,88$. Além disso, o valor que um indivíduo atribui a um prospecto é dado por:

$$\text{Valor do prospecto} = \int_{-\infty}^{+\infty} v(x)f(x)dx, \quad (3.2)$$

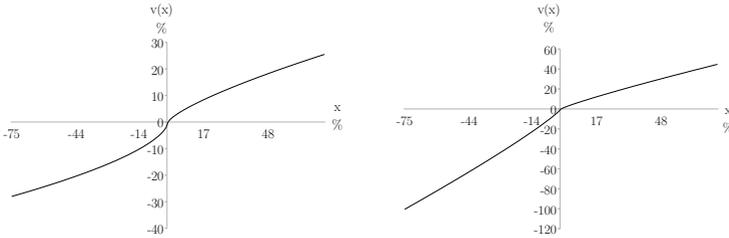
sendo que f é a função densidade probabilidade do retorno em relação a um ponto de referência.

A Figura 1 mostra a função valor da TP para dois conjuntos de parâmetros: (a) parâmetros apresentados por Kaustia (2010) e (b) conjunto estimado por Tversky e Kahneman (1992).

Entre as características da TP, podemos elencar três que estão entre as mais abordadas pela literatura: dependência de um ponto de referência, a saturação da percepção de ganhos e perdas e a aversão a perdas (KAHNEMAN; TVERSKY, 1979).

Figura 1 – Função valor da teoria do prospecto

(a) $\alpha = 0,75$, $\beta = 0,60$, $\lambda = 2,10$ (b) $\alpha = 0,88$, $\beta = 0,88$, $\lambda = 2,25$



A dependência de um ponto de referência mostra que um indivíduo avalia as consequências, sejam elas monetárias ou não, a partir de um determinado nível que serve como padrão, geralmente este ponto é o *status quo*, isto é, a inércia. Em termos de decisões de investimentos, o ponto de referência para um indivíduo pode ser o preço médio de compra de um ativo (ODEAN, 1998), o preço máximo ou mínimo atingido durante o período no qual o indivíduo esteve com o ativo em carteira, pode ser uma determinada variação percentual em relação a um índice de mercado, o preço médio de compra corrigido pelo ativo livre de risco (BARBERIS; HUANG; SANTOS, 2001), entre outros. O ponto de referência dependerá das preferências de cada indivíduo e também do contexto. Neste contexto, ganhos e perdas não estarão necessariamente vinculados aos conceitos de lucro ou prejuízo, mas sim a uma relação positiva ou negativa, respectivamente, com o ponto de referência.

O segundo aspecto importante da TP diz respeito à saturação da percepção de ganhos e perdas. Em outras palavras, a função valor da TP afirma que os indivíduos atribuem percepções decrescentes do retorno, tanto para ganhos quanto para perdas. Os termos α e β da Equação 3.1 capturam a redução marginal da função. Estudos empíricos têm estimado que α e β são normalmente iguais a 0,88 e sempre menores que 1 (TVERSKY; KAHNEMAN, 1992; BARBERIS; HUANG; SANTOS, 2001; KAUSTIA, 2010). Supondo que α e β possuem o mesmo valor, se este valor for menor que 1, a curva irá acelerar negativamente; se for igual a 1 a função será linear, exceto se λ for diferente de 1; e se for maior que 1 ela irá acelerar positivamente.

O terceiro aspecto relevante é a aversão à perdas, que explicaria o fato de a função valor ser mais íngreme para as perdas do que para os ganhos. Na Equação 3.1 o coeficiente λ representa esta propensão ao risco no domínio das perdas que, segundo a TP, seria fruto da aversão à perdas. O valor canônico de $\lambda = 2,25$ indica que, se $\alpha = \beta$, então as perdas possuem um impacto 2,25 vezes maior do que os ganhos. Se $\lambda = 1,00$ então os ganhos possuem o mesmo impacto que as perdas. Se $\lambda < 1,00$, então os ganhos possuem um impacto maior do que as perdas (BARBERIS; HUANG; SANTOS, 2001).

Dessa forma, enquanto a TUE é tratada como um modelo normativo / prescritivo, a TP possui um caráter descritivo / positivo, por mostrar como os indivíduos de fato se comportam e não como eles deveriam se comportar (TVERSKY; KAHNEMAN, 1986; SHEFRIN, 2010). Conforme Hastie e Dawes (2010), a TP é a descrição mais abrangente em relação ao processo de tomada de decisão, pois sintetiza vários séculos de observações empíricas e inferências a respeito do comportamento humano diante de decisões. Além disso, a TP forneceu novas perspectivas e tem servido de fomento a novos métodos de previsão do comportamento humano.

3.2.1 Padrão quádruplo

Na versão inicial da teoria do prospecto, Kahneman e Tversky (1979) trataram da existência de um comportamento de aversão ao risco diante de ganhos e propensão ao risco diante de perdas. Porém, os próprios autores incorporaram melhorias à teoria do prospecto anos depois. A teoria do prospecto cumulativa, apresentada por Tversky e Kahneman (1992), permite atribuir diferentes ponderações para ganhos e para perdas.

Conforme explicam Harbaugh, Krause e Vesterlund (2009), duas premissas centrais da teoria do prospecto cumulativa são que: (i) os indivíduos são avessos ao risco para perdas e propensos ao risco para ganhos; mas também que (ii) tendem a superestimar eventos com baixa probabilidade de ocorrência e subestimar a possibilidade de eventos com alta probabilidade se tornarem realidade. Harbaugh, Krause e Vesterlund (2009) complementam que a combinação dessas duas premissas pode resultar em um único padrão de comportamento diante de decisões sob risco: o padrão quádruplo.

O padrão quádruplo resume as decisões que envolvem risco em

quatro padrões:

- propensão ao risco em baixa probabilidade de ganho: há esperança de ocorrência de um grande ganho;
- aversão ao risco em alta probabilidade de ganhos: há um medo de decepção;
- aversão ao risco em baixa probabilidade de perda: medo de grande perda;
- propensão ao risco diante de alta probabilidade de perdas: esperança de evitar perda.

3.2.2 A contribuição da economia experimental

Experimentos em economia são, conforme [Croson e Gächter \(2010\)](#), um processo gerador de dados controlados. Neste contexto, “controle” significa que a maioria dos fatores que influenciam o comportamento são mantidos constantes e apenas um fator de interesse (o tratamento) é variado de acordo com o tempo. Esta variação controlada dos fatores é crucial para viabilizar inferências causais. Em situações raras este processo gerador de dados controlados ocorreria de forma natural.

No ano de 2002, juntamente com Daniel Kahneman, o economista Vernon Smith recebeu o prêmio Nobel de economia. A contribuição de Smith que o levou a ser premiado foi em relação às inovações feitas na economia experimental. Vernon Smith foi um dos principais precursores do uso de experimentos em economia, que até então baseava suas pesquisas predominantemente em observações reais do mercado, ou seja, em dados de campo. Desde a década de 1960 Vernon Smith já realizava estudos experimentais. [Smith \(1976, p. 274\)](#) afirma que o estudo do comportamento de indivíduos e grupos tem aplicação importante e significativa para o desenvolvimento e verificação de teorias do sistema econômico de forma geral. Dessa forma, entende-se que tanto as contribuições vindas da psicologia cognitiva quanto da economia experimental foram importantes para o desenvolvimento de pesquisas posteriores a [Smith \(1976\)](#), [Tversky e Kahneman \(1974\)](#), [Kahneman e Tversky \(1979\)](#) no campo de finanças comportamentais ([CROSON, 2005](#)).

De acordo com [Smith \(1982\)](#) e [Smith \(1994\)](#), um experimento econômico envolve três principais aspectos a serem observados pelo realizador do experimento. O primeiro é o ambiente (*environment*), que

consiste de uma série de agentes econômicos, produtos ou recursos a serem negociados e algumas características de cada agente, como a utilidade e o conhecimento do ambiente que cada um possui. Para conhecer o ambiente é necessário que o elaborador do experimento identifique os custos e preferências que motivam os participantes a realizarem transações. O ambiente pode ser controlado através de um sistema que distribua recompensas financeiras. O segundo aspecto é a organização (*institution*) do experimento, é neste aspecto que é definida a mensagem que será passada aos participantes e as instruções de como o experimento será realizado. É também a organização que define as regras de comunicação e de negociação dos recursos que precisam ser seguidas pelos participantes do experimento. Finalmente, o terceiro aspecto de um experimento é o comportamento dos participantes do experimento como uma função dos dois primeiros aspectos, que compõem as variáveis que podem ser controladas.

Os valores monetários utilizados nas negociações reais de mercado são de uma magnitude muito superior às recompensas oferecidas em experimentos. Para resolver este problema a utilização de um meio de recompensas bem planejado é de fundamental importância para aumentar a validade interna de um experimento. Vernon Smith, especialmente em [Smith \(1976\)](#), apresenta o que chamou de teoria do valor induzido (*induced value theory*). O autor enfatiza a importância de haver um meio de recompensas nos experimentos realizados dentro da economia experimental. Este meio de recompensas permite ao pesquisador induzir certas características pré-definidas nos sujeitos. [Friedman e Cassar \(2004\)](#) comentam que existem três condições necessárias para caracterizar um bom meio de recompensas: 1) monotonicidade (*monotonicity*); 2) saliência (*saliency*); e 3) dominância (*dominance*).

Monotonicidade significa que em um meio de recompensas adequado, “mais” é sempre melhor, ou o contrário, dependendo da situação. A utilidade dos participantes – no sentido de satisfação, da Teoria da Utilidade – de um experimento é uma função monotônica crescente da recompensa financeira ([SMITH, 1976](#), p. 275). Saliência significa que o sistema de recompensas precisa ser uma função do resultado que os agentes obtêm no experimento, e isto deve ficar bem claro para os participantes. Dominância significa que os aumentos na recompensa são muito mais importantes do que os outros componentes da utilidade do participante que podem afetar o experimento. Conforme [Friedman e Cassar \(2004\)](#), estes três princípios básicos devem fazer parte de um sistema de recompensas em um experimento econômico. Os autores

ainda afirmam que um experimento sem um sistema de recompensas saliente não é um experimento econômico. Questionários, por exemplo, normalmente não podem ser classificados como experimentos, pois não possuem formas de pagamento relacionadas ao desempenho dos participantes.

Um ponto bastante importante para ser definido na organização de um experimento é quem serão os participantes. Os autores [Friedman e Cassar \(2004\)](#) afirmam que os participantes de um experimento devem ser pessoas com um baixo custo de oportunidade e com uma curva de aprendizagem íngreme. Dessa forma os autores explicam que estudantes de graduação geralmente são boas opções, pois (i) normalmente ainda não são profissionais com altos salários (sendo motivados para participarem de experimentos mesmo com recompensas não tão elevadas); e (ii) são geralmente pessoas que conseguem aprender de forma rápida.

Antes de realizar um experimento, o pesquisador necessita elaborar um projeto (*design*) de acordo com suas propostas. Existem dois tipos de variáveis a serem identificadas pelo executor do experimento: as variáveis foco, onde estão presentes os efeitos que são objeto da pesquisa; e outras variáveis que também podem afetar os resultados dos experimentos e podem gerar conclusões precipitadas se não forem consideradas. A fim de separar os efeitos gerados por estes dois tipos de variáveis existem dois dispositivos básicos: controle e aleatorização.

[Croson \(2005\)](#) discorre sobre algumas diferenças entre experimentos em economia e experimentos em psicologia. Um dos pontos abordados pela autora diz respeito aos incentivos oferecidos aos participantes de experimentos. A autora reforça que em experimentos em economia é necessário que exista um sistema de pagamentos a fim de incentivar os participantes, principalmente quando os resultados encontrados são inconsistentes com a teoria econômica que está sendo estudada.

Realizar pagamentos é uma prática considerada crucial para a validade de um experimento e para alcançar o objetivo de testar alguma teoria. Na psicologia os experimentos normalmente não são realizados com incentivos financeiros, contudo, [Croson \(2005\)](#) afirma que no contexto econômico é imprescindível o uso desta prática.

[Harrison e List \(2004\)](#) discorrem sobre experimentos de campo, que utilizam de situações, ferramentas e tarefas já utilizadas pelos sujeitos analisados em suas rotinas. [Bardsley et al. \(2010\)](#) explicam que

experimentos de campo não precisam necessariamente trabalhar com sujeitos que sejam estudantes e podem conter características naturais do ambiente em que os sujeitos participam, como a necessidade de cumprir leis locais, normas, restrições, ou ainda regras de comunicação e de interação. Harrison e List (2004) classificam os experimentos de campo em quatro tipos:

1. experimento convencional de laboratório: um conjunto de sujeitos padronizados¹ que participa de um enquadramento experimental por meio de regras impostas, mas o fato de existirem regras impostas não significa que elas não seriam seguidas se não houvesse esse imperativo;
2. *artefactual field experiment*²: é o mesmo que um experimento convencional, mas não utiliza uma base de sujeitos padronizada;
3. *framed field experiment*: é o mesmo que um *artefactual field experiment*, mas com a característica adicional de ser aplicado no contexto do campo, com o mesmo tipo de comodidade, ferramentas e tarefas que os participantes utilizam no dia a dia;
4. *natural field experiment*: é o mesmo que um *framed field experiment*, mas com a característica de que os sujeitos não sabem que estão participando de um experimento e continuam executando suas tarefas normalmente;

3.3 Formas de raciocínio – a intuição e a razão

Nos últimos anos, pesquisadores da área de psicologia cognitiva têm buscado explicar a forma pela qual o ser humano toma decisões através da divisão da função cognitiva em dois grupos genéricos: sistema 1 e sistema 2. Enquanto o primeiro representa um modo intuitivo de agir, no qual as decisões são tomadas de forma automática, o segundo é

¹ Em pesquisas no campo da psicologia experimental é comum ser utilizado o termo em inglês *subject pool* para se referir a estudantes das fases iniciais de cursos de psicologia, os quais servem como uma espécie de base padronizada de sujeitos que podem participar de experimentos (HARRISON; LIST, 2004); mas outros autores utilizam o termos simplesmente para se referir ao perfil de sujeitos utilizado para a aplicação de experimentos (MENKHOFF; SCHMELING; SCHMIDT, 2013).

² Foram utilizados os termos em inglês, pois não foram encontradas traduções adequadas.

composto de um modo lento, porém mais controlado, de tomar decisões. Esta abordagem separa a intuição da razão.

Sendo assim, podemos dizer que as operações realizadas no sistema 1 são normalmente rápidas, não geram esforços, provocam associações e são carregadas de emoções. Por outro lado, o sistema 2 é mais lento, exige mais esforços e é constantemente submetido a controles. Como o Sistema 1 não exige esforços, ele pode ser combinado com outras tarefas (que igualmente não exijam esforços). Já a capacidade de atividade mental no Sistema 2 é limitada, ou seja, tarefas que geram esforços tendem a serem mutuamente anuladas (KAHNEMAN, 2003).

Tanto as operações do sistema 1 quanto as do sistema 2 não estão restritas apenas ao processamento de situações correntes. O sistema 1, por exemplo, lida tanto com conceitos quanto com percepções e pode ser provocado pela linguagem. Por sua vez, o sistema 2 está envolvido em julgamentos que são originários das impressões obtidas através do sistema 1. Operações matemáticas básicas, como $2 + 2$ ou o nome de uma capital conhecida são exemplos de operações tratadas pelo sistema 1. Todavia, operações matemáticas mais complexas, como multiplicações com números de dois algarismos, focar a audição em um som específico em meio a um ambiente com ruídos, ou checar a validade de um argumento lógico complexo, fazem parte das operações feitas pelo Sistema 2 (KAHNEMAN, 2003).

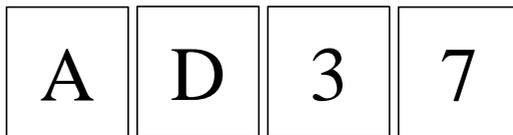
É possível encontrar uma discussão a respeito das evidências empíricas da atuação dos sistemas 1 e 2 na tomada de decisão em autores como Evans (2003), De Neys (2006). Além disso, artigos mais antigos já faziam menção a um duplo sistema de raciocínio (WASON; EVANS, 1974). Conforme Evans (2003), as pessoas tendem a tomar decisões rápidas por associação.

A tarefa de Wason (WASON, 1966; WASON, 1968) é um exemplo da dupla forma de raciocínio, pois as decisões no exercício sofrem alterações conforme o conteúdo e o contexto. A tarefa consiste em escolher dois de quatro cartões que viabilizem conferir se as afirmativas “a” e “b” estão corretas ou não, conforme a Figura 2. Na alternativa “a” a melhor resposta é que deveríamos virar os cartões “A” e “7”, pois assim conseguiríamos encontrar um cartão que possui um “A” de um lado e não possui um “3” do outro. No entanto, a maioria dos indivíduos costuma responder que na alternativa “a” deveríamos virar os cartões “A” e “3”.

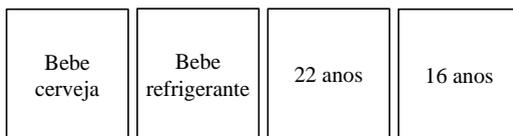
A alternativa “b” da Figura 2 representa o mesmo jogo, apenas

Figura 2 – Teste de Wason

a) Se há um “A” de um lado do cartão, então há um “3” do outro lado:



b) Se uma pessoa bebe cerveja, então ela deverá ter mais de 18 anos:



Fonte: traduzido de [Evans \(2003\)](#)

altera o contexto. O respondente precisa virar os cartões para visualizar se a afirmativa é verdadeira. Na letra “b” a maioria dos indivíduos costuma responder que é necessário virar os cartões “bebe cerveja” e “16 anos”, ou seja, a afirmativa correta e que corresponde aos cartões “A” e “7” da primeira alternativa.

A explicação para o que ocorre com as respostas da Figura 2, conforme [Evans \(2003\)](#), diz respeito ao sistema 1 e sistema 2. No primeiro caso os indivíduos relacionam, através do sistema 1, os dados “A” e “3”, pois estes constam no enunciado. Essa associação induz o indivíduo a responder erroneamente. No segundo caso os respondentes precisam refletir mais a respeito da resposta, utilizando o sistema 2, o que leva à resposta correta.

Adicionalmente, [Wason e Evans \(1974\)](#) afirmam que a introdução de sentenças negativas usadas em uma questão que exige raciocínio dedutivo dos respondentes afeta o comportamento destes de forma sistemática e diferente do comportamento esperado de acordo com a estrutura lógica da questão. Os autores solicitaram aos respondentes que justificassem suas respostas, inclusive aquelas com a introdução de sentenças negativas, que estavam em desacordo com a ordem lógica esperada. Não foram obtidas respostas plausíveis, que pudessem justificar o comportamento dos respondentes. Dessa forma os autores sugerem a

existência de pelo menos duas formas de raciocínio, capaz de ocasionar conflitos entre o comportamento e o pensamento consciente. Ou seja, [Wason e Evans \(1974\)](#) já estavam percebendo a existência do que seria posteriormente denominado de sistema 1 e sistema 2.

3.4 Efeito disposição

O efeito disposição é um viés que pode ser explicado a partir da teoria do prospecto ([KAHNEMAN; TVERSKY, 1979](#)) e que foi inicialmente assim chamado em [Shefrin e Statman \(1985\)](#). Segundo [Shefrin e Statman \(1985\)](#), o efeito disposição aparece a partir da combinação de vários fatores. Primeiro, os tomadores de decisão (investidores) formam suas escolhas de uma maneira bem específica. Neste estágio, denominado estágio de edição, os investidores formam todas as escolhas possíveis em termos de ganhos e/ou perdas potenciais relativos a um ponto de referência fixo ([KAHNEMAN; TVERSKY, 1979](#)). No segundo estágio, denominado de estágio de avaliação, os tomadores de decisão utilizam a função valor da teoria do prospecto. Tal função é côncava na região dos ganhos e convexa na região das perdas, refletindo uma aversão ao risco no domínio dos ganhos e uma propensão ao risco no domínio das perdas. Além disso, a função condiz com o comportamento de aversão a perdas, o qual é caracterizado pela maior inclinação da função valor no lado das perdas. [Odean \(1998\)](#) e [da Costa, Jr., Mineto e Da Silva \(2008\)](#) são alguns dos autores que apresentam padrões de negociações individuais que são consistentes com o efeito disposição. [Odean \(1998\)](#) analisou dados de operações de compra e venda realizadas por investidores individuais de uma corretora, enquanto [da Costa, Jr., Mineto e Da Silva \(2008\)](#) analisaram o comportamento de estudantes em simulações experimentais de laboratório.

O efeito disposição é um dos vieses comportamentais mais estudados [Shefrin \(2010\)](#). Indica que os indivíduos possuem uma maior propensão ao risco no domínio das perdas e uma maior aversão ao risco no domínio dos ganhos. Este comportamento conduz os indivíduos a realizarem mais transações quando as operações envolvem retornos positivos. Além disso, os indivíduos tendem a reter mais em carteira os ativos que estão causando prejuízos ao investidor. Uma consequência do efeito disposição é um comportamento no qual o investidor tende a realizar mais operações de venda de ativos com retornos positivos do que aqueles com retornos negativos.

Shefrin e Statman (1985) investigaram, em parte do seu estudo, dados do mercado de ações americano entre 1964 e 1970 e observaram os seguintes percentuais de vendas realizadas com ações ganhadoras: i) 58% em até um mês após a compra; ii) 57% entre um e seis meses depois da compra da ação; e iii) 59% entre seis e doze meses após a compra. Estas observações empíricas mostram a preferência dos investidores em realizar operações de venda de ativos ganhadores.

O comportamento que ocorre no efeito disposição está associado à função valor da TP (Figura 1), em que quanto maior o ganho obtido, menor é o acréscimo de satisfação e prazer. Por exemplo, um ganho de R\$ 500 não gera exatamente cinco vezes mais satisfação do que um ganho de R\$ 100. Da mesma forma, no campo das perdas, quanto maior a perda, menor é a insatisfação gerada por novas perdas. Exemplificando, a insatisfação ocasionada nos indivíduos é menor com uma perda única de R\$ 500 do que com cinco perdas de separadas de R\$ 100 (SHEFRIN; STATMAN, 1985; WEBER; CAMERER, 1998). Neste sentido, Tversky e Kahneman (1991) observaram que a variação nos preços de um ativo tem um maior impacto quando a variação é percebida como uma perda do que quando o mesmo grau de variação é visto como um ganho, em outras palavras, as perdas parecem maiores que os ganhos.

Lakonishok e Smidt (1986) verificaram que ações com retornos positivos em períodos simulados de tempo apresentaram maior volume anormal de negociação do que ações que sofreram depreciação. Os autores verificaram a existência de *turnovers* anormais positivos em ações com apreciação de valor (*winner*s) e *turnovers* anormais negativos em ações com depreciação de valor (*loser*s), indicando que os investidores realizam mais ganhos do que perdas. Ferris, Haugen e Makhija (1988) realizaram um estudo similar ao de Lakonishok e Smidt (1986), porém a metodologia sofreu algumas alterações e os dados coletados foram de frequência diária. Contudo, a conclusão de Ferris, Haugen e Makhija (1988) apontou para a mesma direção do trabalho de Lakonishok e Smidt (1986).

3.4.1 Outras motivações para explicar o efeito disposição

As diversas explicações levantadas até o momento para entender o efeito disposição podem ser divididas em dois grupos principais: (i) motivações racionais, como o rebalanceamento de carteiras (LAKO-

NISHOK; SMIDT, 1986; DHAR; ZHU, 2006), informações privadas sobre o valor fundamental da ação/ativo (LAKONISHOK; SMIDT, 1986), custos de transação e benefício fiscal (LAKONISHOK; SMIDT, 1986; FERRIS; HAUGEN; MAKHIJA, 1988).(ii) motivações comportamentais, como aversão a perdas ou ao arrependimento (SHEFRIN; STATMAN, 1985; HIRSHLEIFER, 2001), autocontrole (THALER; SHEFRIN, 1981), contabilidade mental (THALER, 1985; THALER, 1999a) ou crença na reversão à média (ANDREASSEN, 1988; ODEAN, 1998; WEBER; CAMERER, 1998; KAUSTIA, 2010).

Motivações racionais

Dentre as abordagens racionais existentes na literatura para explicar o efeito disposição encontram-se o rebalanceamento de carteiras, informações privadas sobre o valor fundamental de uma ação e custos de transação.

No caso do rebalanceamento de carteiras, de acordo com Lakonishok e Smidt (1986), quando uma ação apresenta valorização, investidores racionais, para manter o mesmo nível de diversificação de suas carteiras, procuram vender a ação apreciada. Assim, dado que o rebalanceamento seria a melhor decisão a tomar, os investidores mais sofisticados deveriam ser aqueles que apresentariam maior efeito disposição. No entanto, conforme Dhar e Zhu (2006), é o investidor menos sofisticado que apresenta maior efeito disposição.

Outra motivação racional para o efeito disposição estaria relacionada a um modelo de informação em que os investidores vendem ações ganhadoras (com preço atual acima do preço de compra) porque eles têm informações privadas que essas ações não terão um bom desempenho no futuro, e mantêm ações perdedoras (com preço atual abaixo do preço de compra), porque eles têm informações privadas mostrando que essas ações irão se recuperar no futuro. Esta hipótese é incompatível com a constatação empírica de Odean (1998), que analisou mais de 10 mil contas de investidores em uma corretora norte americana e verificou que o retorno de ações ganhadoras foi, em média, 3,4% maior que o de ações perdedoras, no ano subsequente de sua venda. Ou seja, vender ações ganhadoras e manter ações perdedoras em carteira não parece ser uma estratégia racional.

Acerca dos custos de transação, a motivação seria que estes tendem a ser maiores para as ações depreciadas (em termos relativos de custo de transação/preço) e, considerando que é mais provável que

as ações perdedoras estejam depreciadas em comparação às vencedoras, os investidores podem se abster de vender as ações perdedoras simplesmente para evitar os altos custos de transação envolvidos, como afirma [Harris \(1988\)](#).

Em relação às motivações acima descritas, [Odean \(1998\)](#) mostra que, para os investidores norte americanos analisados em seu trabalho, mesmo quando todas as motivações racionais listadas anteriormente são controladas, os investidores analisados continuam a manifestar o efeito disposição. Desta forma, segundo este autor, as causas da manifestação do efeito disposição estariam mais alinhadas com os argumentos comportamentais.

Motivações comportamentais

Além da TP, abordada anteriormente, entre as motivações comportamentais/psicológicas encontram-se a crença na reversão à média, a contabilidade mental e a aversão ao arrependimento.

A motivação relacionada à crença na reversão à média dos retornos das ações, segundo [Odean \(1998\)](#), refere-se a que os investidores vendem suas ações ganhadoras e mantém suas ações perdedoras não porque eles estão relutantes em realizar suas perdas, como preconiza a TP, mas porque acreditam que as ações com fraco desempenho recente (perdedoras) irão, em breve, superar aquelas ações com um bom desempenho recente, o que levaria a uma estratégia ótima que produziria o efeito disposição. [Odean \(1998\)](#) mostrou, com base na sua amostra, que esta estratégia não é racional, pois as ações ganhadoras vendidas posteriormente apresentaram bom desempenho e não um mal desempenho como preconiza tal motivação. [Weber e Camerer \(1998\)](#) também mostraram que o efeito disposição não poderia ser explicado pela crença na reversão à média.

No que concerne à contabilidade mental, ela seria um ingrediente para reforçar a explicação do efeito disposição pela TP. Segundo [Thaler \(1985\)](#), [Thaler \(1999a\)](#), a ideia central é que os tomadores de decisão tendem a segregar os diferentes tipos de escolhas em contas separadas e, então, aplicam regras de decisão baseadas na TP para cada conta, ignorando qualquer relacionamento entre elas. De acordo com [Shefrin e Statman \(1985, p. 781\)](#), ter que encerrar uma conta mental com uma perda é o maior obstáculo no caminho da realização de uma perda, explicando a relutância na realização de perdas pelos investidores. Afirmam, também, que o conceito de contabilidade mental serve

para explicar por que é provável que um investidor evita reajustar seu ponto de referência para uma ação, pois o preço de compra é geralmente o ponto de referência natural escolhido pelo investidor a partir do qual são avaliados os ganhos e perdas.

Na motivação denominada de aversão ao arrependimento, investidores buscam o orgulho e evitam o arrependimento, sendo que estes sentimentos são desencadeados pelo resultado final do investimento, ou seja, o produto da venda (SHEFRIN; STATMAN, 1985). A realização de uma perda provaria que a decisão de compra estava errada, e os investidores querem evitar o reconhecimento deste erro. Este comportamento leva à disposição de realizar ganhos e postergar a realização de perdas. Hirshleifer (2001) cunha este comportamento de autoengano (*self-deception*), pois investidores evitam a realização de perdas porque eles evitam reconhecer indicadores que sinalizam uma baixa habilidade de decisão.

3.4.2 Tendências atuais

Ainda existe uma lacuna a respeito do motivo causador do efeito disposição (BARBERIS; XIONG, 2009). Recentemente, alguns autores têm inclusive testado a aplicabilidade da TP em relação ao efeito disposição (BARBERIS; XIONG, 2009; KAUSTIA, 2010). Além disso, novas formas de analisar o efeito disposição também têm sido alvo de estudo na literatura (GRINBLATT; KELOHARJU, 2001).

Grinblatt e Keloharju (2001) inovaram ao utilizar regressão logística para calcular a propensão de ganhos e perdas. Enquanto algumas metodologias para calcular o efeito disposição (ODEAN, 1998; WEBER; CAMERER, 1998) apenas permitem inferir se um indivíduo apresentou o efeito disposição ou não, a metodologia proposta por Grinblatt e Keloharju (2001) permite conhecer a propensão dos investidores em realizarem operações de venda.

Os autores estudaram o comportamento de investimento e o desempenho de diversos tipos de investidores. A amostra contemplou o período de dezembro de 1994 até janeiro de 1997, compreendendo um total de 2 anos. Ações adquiridas por outros meios que não a compra ou uma oferta inicial não foram consideradas na amostra. Este caso pode representar ações recebidas como presentes ou pelo exercício de opções. Todos os investidores finlandeses foram analisados.

Grinblatt e Keloharju (2001) afirmam que um dos atributos

mais interessantes do conjunto de dados que utilizaram é a categoria do investidor. Foram utilizadas 5 categorias adotadas pela União Européia e mais uma para investidores estrangeiros, a saber: instituições não financeiras; instituições financeiras e seguradoras; governos; instituições não lucrativas; pessoas físicas; investidores estrangeiros³. Os autores consideraram para análise apenas as vendas de ativos comprados a partir do período de início da amostra. Por exemplo, uma venda realizada em 30 de janeiro de 1995, sem uma compra prévia entre dezembro de 1994 e janeiro de 1995 não foi considerada na análise por não ser possível determinar o exato custo da operação para o investidor.

Inicialmente Grinblatt e Keloharju (2001) se depararam com aproximadamente um milhão de operações de venda e um milhão de operações de compra. Após filtrar apenas as operações que seriam utilizadas, os autores obtiveram 293.034 observações binárias para analisar. Quando um único investidor realizou mais de uma operação intraday com o mesmo ativo, seja ela de compra e/ou venda, foi considerada a operação líquida. No total, as regressões contemplam 244 regressores aplicados a um modelo logit. Entre os regressores utilizados, estavam 22 variáveis relacionadas a retornos passados. Os autores sugerem que, devido ao grande tamanho da amostra, seja dada maior importância ao significado econômico dos resultados obtidos do que à significância estatística dos resultados. Grinblatt e Keloharju (2001) definiram as perdas realizadas (capital losses) em extremas ($> 30\%$) e moderadas ($\leq 30\%$). Como um dos principais resultados, os autores perceberam que, embora ambas as perdas reduzem a propensão a vender, a redução foi maior nas perdas realizadas extremas. Além disso, os investidores menos sofisticados, como pessoas físicas, instituições governamentais ou não lucrativas foram mais predispostas a vender do que comprar ações com grandes retornos passados. Enfim, de maneira geral os autores perceberam que os investidores são relutantes a realizar perdas.

Barberis e Xiong (2009) investigaram se a TP é adequada para prever o efeito disposição. Consideraram duas implementações da TP: i) as preferências foram definidas sobre os ganhos e perdas anuais; ii) as preferências foram definidas sobre os ganhos e perdas realizados. A primeira não apresentou efeito significativo no efeito disposição, enquanto a segunda se mostrou mais fiel no que diz respeito à previsão do efeito disposição. Os autores sugerem que a utilidade dos ganhos ou das perdas

³ Os termos em inglês são *non financial corporations; financial and insurance institutions; general government, nonprofit institutions, households, foreign investors*

realizadas pode servir para prever certos aspectos do comportamento do investidor individual.

Um investidor cujas preferências se enquadram na TP se torna mais avesso ao risco após experienciar ganhos e mais propenso ao risco após experienciar perdas. No entanto, para [Kaustia \(2010\)](#) a TP não parece explicar o efeito disposição, pois esta diz que a propensão para vender certo ativo diminui quando o preço se distancia do preço de compra em qualquer direção. Os autores mostram que a propensão para vender é constante por um longo período no campo das perdas. No campo dos ganhos a propensão a vender se manteve constante em alguns casos e aumentou em outros.

[Mengarelli et al. \(2014\)](#) analisaram a aversão a perdas em indivíduos tomando decisões para eles mesmos e para terceiros. Os autores perceberam que quando os indivíduos tomam decisões que estão sob responsabilidade de outras pessoas há um comportamento de maior propensão ao risco quando comparado com decisões que estão sob responsabilidade própria. Ao tomarem decisões para terceiros, o viés de aversão a perdas dos indivíduos foi reduzido. Segundo [Mengarelli et al. \(2014\)](#), a influência de emoções, como o arrependimento, devem explicar este resultado. [Wagner et al. \(2012\)](#), também perceberam altos níveis de aversão a perdas quando os indivíduos tomavam decisões por conta própria, indicando que os sujeitos foram mais propensos a evitar emoções como o arrependimento do que a culpa.

[Mengarelli et al. \(2014\)](#), supõe que o arrependimento de uma escolha ruim que causa impacto no próprio indivíduo que tomou uma decisão é maior do que o impacto do arrependimento no caso de uma má escolha que foi feita para terceiros. Conforme os autores, este comportamento em relações às decisões tomadas para terceiros também pode ser visto em decisões tomadas por grupos. [Rockenbach, Sadrieh e Mathauschek \(2007\)](#), por exemplo, perceberam que quando decisões são tomadas em grupos o risco é avaliado mais racionalmente do que quando comparado com decisões individuais.

Parte II

Métodos

4 MÉTODOS PARA MENSURAR O EFEITO DISPOSIÇÃO

Ao longo dos anos, diversos trabalhos científicos foram publicados com diferentes métodos de estimação do efeito disposição. As principais contribuições de alguns autores, bem como as metodologias propostas serão apresentadas nesta seção.

4.1 Coeficiente de disposição

Alguns autores apresentam maneiras de mensurar o efeito disposição por meio de um coeficiente. Entre os trabalhos com contribuições mais relevantes a respeito destes métodos podemos citar [Weber e Camerer \(1998\)](#), [Odean \(1998\)](#) e [Dhar e Zhu \(2006\)](#). Cada metodologia será apresentada a seguir.

[Weber e Camerer \(1998\)](#) apresentaram uma maneira muito utilizada para estimar o efeito disposição por meio de um coeficiente. Para os autores, o coeficiente de disposição pode ser estimado por meio da seguinte equação:

$$\text{Coeficiente de disposição (CD)} = \frac{(N_{gr} - N_{pr})}{(N_{gr} + N_{pr})}, \quad (4.1)$$

sendo que N_{gr} (N_{pr}) é o número de negócios realizados com um ganho (perda) realizado (a). O CD, conforme esta abordagem, vai de -1 até $+1$. Se o total de operações com ganhos realizados for igual ao total das operações com perdas realizadas, então não há efeito disposição.

Contudo, o problema da abordagem dos autores foi de não considerar os ganhos e perdas em relação a todos os ganhos e perdas possíveis. Em [Weber e Camerer \(1998\)](#) não parecia ser muito relevante calcular o coeficiente de disposição por meio da proporção de ganhos e de perdas realizadas, pois as condições experimentais do estudo eram fixas, bem como as variações dos preços dos ativos.

A desvantagem da abordagem de [Weber e Camerer \(1998\)](#) foi resolvida por [Odean \(1998\)](#) ao considerar, além de ganhos e perdas realizados (aqueles que efetivamente se converteram na venda de um ativo), os ganhos e perdas potenciais, ou não realizados (aqueles que ocorreram enquanto o ativo estava em carteira).

Na abordagem apresentada por Odean (1998), são analisados os ganhos e perdas realizados e não realizados de cada investidor. É uma abordagem também muito utilizada e de fácil compreensão, pois seu resultado é expresso por meio de um coeficiente (coeficiente de disposição - CD). Se o CD for superior a 0, então a conclusão é que o indivíduo apresentou efeito disposição, pois sua proporção de ganhos realizados foi superior a sua proporção de perdas realizadas. A abordagem de Odean (1998) é expressa da seguinte maneira:

$$\begin{aligned} PGR &= \frac{\text{Ganhos realizados}}{\text{Ganhos realizados} + \text{Ganhos potenciais}} \\ &= \frac{(N_{gr})}{(N_{gr} + N_{gp})}, \end{aligned} \tag{4.2}$$

$$\begin{aligned} PPR &= \frac{\text{Perdas realizadas}}{\text{Perdas realizadas} + \text{Perdas potenciais}} \\ &= \frac{(N_{pr})}{(N_{pr} + N_{pp})}, \end{aligned}$$

$$\text{Coeficiente de disposição (CD)} = PGR - PPR, \tag{4.3}$$

sendo que PGR é a proporção de ganhos realizados, PPR é a proporção de perdas realizadas, N_{gr} (N_{pr}) é o número de negócios realizados com um ganho (perda) realizado (a) e N_{gp} (N_{pp}) é o número das operações potenciais de ganhos ou perdas.

No entanto, apesar de suas vantagens, uma das desvantagens do método de Odean (1998) é que um ganho realizado será contabilizado desta maneira independente da amplitude deste ganho, ou seja, um ganho realizado de 5% terá o mesmo efeito para fins de cálculo do CD do que um ganho realizado de 50%. Este argumento não inviabiliza o uso do CD, mas torna-se relevante investigar como os investidores se comportam diante de diversos níveis de retornos possíveis, tanto no campo dos ganhos (retorno positivo), quanto no campo das perdas (retorno negativo). Adicionalmente, Dhar e Zhu (2006) explicam que o uso do CD, medido conforme a abordagem de Odean (1998), deve ser feito com cautela quando aplicado a modelos de regressão, pois como o CD é o resultado de duas razões (PGR e PPR), dificilmente será

normalmente distribuído. Este argumento também é aplicável para os demais coeficientes de disposição apresentados nesta seção.

Quando a abordagem da Equação 4.3 é utilizada, normalmente um teste de diferenças proporções é realizado. Para esta tese utilizamos o teste Z de proporções descrito a seguir:

$$Z = \frac{PGR - PPR}{SE}, \text{ sendo o erro padrão (SE) dado por:} \quad (4.4)$$

$$SE = \sqrt{\frac{PGR(1 - PGR)}{N_{gr} + N_{gp}} + \frac{PPR(1 - PPR)}{N_{pr} + N_{pp}}}.$$

Dhar e Zhu (2006, p. 736) explicam, ainda, que o coeficiente apresentado por Odean (1998) pode apresentar um viés de escala, por isso apresentam a seguinte medida:

$$\text{Coeficiente de disposição (CD)} = \frac{N_{gr}}{N_{pr}} - \frac{N_{gp}}{N_{pp}}. \quad (4.5)$$

4.2 Propensão a vender

Conforme mencionado acima, uma das principais desvantagens de mensurar o efeito disposição por meio de um coeficiente consiste no fato de que a magnitude dos ganhos ou das perdas não é considerada. Sendo assim, torna-se relevante o estudo do efeito disposição diante de uma classificação dos retornos em intervalos. Dessa forma, é possível afirmar quais intervalos de retorno aumentam a propensão de um investidor de vender seus ativos em carteira.

Grinblatt e Keloharju (2001) e Kaustia (2010) são exemplos de autores que estimam a propensão dos investidores a vender ativos. Essa propensão à venda pode ser encontrada por meio de modelos de regressão de escolha discreta, como os da família de regressão logística. Assim, é possível estimar a probabilidade dos investidores venderem seus ativos diante de variações nas variáveis explicativas do modelo. Tanto Grinblatt e Keloharju (2001) quanto Kaustia (2010) utilizam o modelo Logit.

4.2.1 Regressão logística

O modelo de regressão logística é adequado para trabalhar com dados qualitativos. Serve para as situações nas quais a variável dependente (Y) é binária (assume os valores de 0 e 1) e o valor que se busca é a probabilidade (π) de que a Y seja 1 dado o valor de determinada variável x , que poderá tanto ser binária quanto dividida em categorias (CHATTERJEE; HADI, 2006; RYAN, 2009). Logo:

$$\pi = Pr(Y = 1|X = x). \quad (4.6)$$

A relação entre π e X pode ser modelada através de uma função de resposta logística, a qual é apresentada abaixo:

$$\pi = Pr(Y = 1|X = x) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 \cdots + \beta_p x_p + \epsilon}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 \cdots + \beta_p x_p + \epsilon}}. \quad (4.7)$$

A Equação 4.7 é não linear nos parâmetros, mas é possível torná-la linear com o uso do logaritmo natural dos dois lados da equação. Então obteremos:

$$\text{logit}(\pi) = \ln \frac{\pi}{1 - \pi} = \beta_0 + \beta_1 x_1 \cdots + \beta_p x_p + \epsilon, \quad (4.8)$$

que pode ser reescrita da seguinte forma na notação matricial:

$$\text{logit}(\pi) = \mathbf{X}'\mathbf{B}, \quad (4.9)$$

em que \mathbf{X} é a matriz de variáveis explicativas e \mathbf{B} é a matriz de coeficientes atrelados às variáveis.

Uma vez que $\ln(\pi/1 - \pi)$ passa a ter um intervalo que vai de $-\infty$ até $+\infty$, o modelo se torna mais adequado para o uso de uma regressão linear. O modelo *logit* é linear nos parâmetros, os quais são estimados por máxima verossimilhança. Após a estimação obtém-se as probabilidades para cada valor de x_p . Os coeficientes β 's são os logaritmos das “*odd-ratios*” (RYAN, 2009).

No modelo aqui proposto a variável dependente (Y) é binária; se o indivíduo não vender determinado ativo em certo período, então $Y = 0$; por outro lado, se o indivíduo vender o ativo, então $Y = 1$. A retenção de um ativo em carteira ($Y = 0$) irá resultar em um(a)

ganho(perda) não realizado(a) (GNR ou PPR), enquanto a venda de um ativo ($Y = 1$) resultará em um(a) ganho(perda) realizado(a). Tanto os ganhos ou perdas realizados quanto os não realizados são enquadrados em intervalos de retornos percentuais. Os intervalos são determinados a cada 10% e devem abranger toda a amostra. As vendas realizadas com o preço de venda igual ao preço de compra, isto é, retorno de 0%, não foram consideradas nas análises, pois o efeito disposição diz respeito ao comportamento dos investidores diante de ganhos ou perdas, sendo impossível classificar retornos iguais a 0%. Estes intervalos de retornos, após classificados a cada 10%, serão representados em diversas variáveis independentes (x_p) binárias, as quais assumem o valor de $x_p = 1$ se uma venda foi realizada em determinado período para o intervalo p e $x_p = 0$ se não ocorreu venda naquele intervalo em certo período.

O propósito deste modelo de regressão logística está em identificar quais são os intervalos de retornos, sejam estes positivos ou negativos, que melhor explicam o comportamento de venda dos ativos, ou seja, quando a variável dependente (Y) assume o valor de 1. Conforme a literatura do efeito disposição, os indivíduos deveriam apresentar uma maior propensão em vender os ativos que apresentam pequenos retornos positivos. Por outro lado, retornos negativos deveriam provocar um comportamento de retenção dos ativos em carteira por parte dos indivíduos.

4.2.1.1 Validade do modelo e dos regressores

R^2 na regressão logística

Para determinar a capacidade de explicação de um modelo de regressão linear é comum utilizar o R^2 . Porém, o R^2 não deve ser utilizado quando a variável dependente é binária, pois este procedimento gera resíduos padronizados muito elevados, conforme explica Ryan (2009).

Portanto, para o caso de uma regressão logística, com a variável dependente binária, existem diversas alternativas de pseudo- R^2 , como é o caso do McFaddens's pseudo- R^2 , disponível no pacote "pscl" da linguagem R, de Simon Jackman. Estes modelos envolvem a comparação do log da máxima verossimilhança para o modelo ajustado, com o log da máxima verossimilhança de um modelo restrito, sem variáveis explicativas.

A interpretação do pseudo- R^2 é semelhante à do R^2 convencional. No entanto, não se espera que o pseudo- R^2 possua um valor tão grande quanto a medida convencional. O cálculo do McFadden pseudo- R^2 é descrito em detalhes em [Domencich e McFadden \(1996\)](#).

Teste de Wald

[Ryan \(2009\)](#) explica que o teste de Wald (W) para modelos de regressão logística é similar à estatística t usada para verificar a significância de coeficientes individuais em modelos de regressão linear. W não segue uma distribuição t , mas é assintoticamente normalmente distribuída.

Likelihood ratio test - teste LR

O teste LR, conforme [Ryan \(2009\)](#), é uma alternativa superior ao teste de Wald. Quando utilizado para regressores individuais, o teste LR é a diferença entre o desvio sem o regressor no modelo e o desvio com o regressor no modelo. Se o teste LR for aplicado para o modelo como um todo, então o teste será a diferença entre o desvio de um modelo restrito (utilizando apenas a constante) e o modelo completo.

Parte III

Ensaio

5 PRIMEIRO ENSAIO: ESTUDO EXPERIMENTAL

5.1 Introdução

Este capítulo apresenta um ensaio experimental cujo objetivo é analisar o comportamento dos participantes em decisões de investimentos por meio da propensão desses indivíduos a realizar vendas. A amostra contempla tanto estudantes universitários quanto investidores experientes. Acredita-se que estudar em mais detalhes, em um ambiente experimental controlado, como a propensão a vender um ativo varia em função dos retornos auferidos pelos investidores permite a realização de inferências mais robustas a respeito das causas do efeito disposição.

Como observado, [Harrison e List \(2004\)](#) classificam os experimentos em quatro tipos: (i) experimento convencional de laboratório; (ii) *artefactual field experiment*; (iii) *framed field experiment*; (iv) *natural field experiment*. Esse ensaio se enquadra na opção de um *framed field experiment*, uma vez que é também um *artefactual field experiment*, mas com um contexto do campo na tarefa e no conjunto de informações utilizado pelos sujeitos. Neste ensaio, por exemplo, foi utilizada uma interface que simula um *homebroker*, ferramenta comum no dia a dia dos investidores. Esse tipo de experimento – *framed field experiment* – não utiliza uma base de sujeitos (*subject pool*) padronizada, como seria o caso se apenas estudantes de fases iniciais de determinado curso fossem utilizados nas sessões experimentais.

Como também observado, nos últimos anos, as pesquisas sobre o efeito disposição estiveram focadas na procura dos determinantes deste efeito, suas causas e mesmo de outras teorias comportamentais que o expliquem melhor. Entre estas pesquisas pode-se citar os trabalhos de [Grinblatt e Keloharju \(2001\)](#), [Barberis e Xiong \(2009\)](#), [Kaustia \(2010\)](#), [Barberis e Xiong \(2012\)](#), entre outros.

O presente ensaio insere-se nesta vertente, pois irá aplicar uma metodologia adaptada de [Grinblatt e Keloharju \(2001\)](#) e [Kaustia \(2010\)](#), os quais estudaram o comportamento de venda de ações de investidores reais. Esse método de análise consiste num modelo de regressão logística que busca estimar empiricamente a probabilidade de ocorrência de uma venda, levando em conta o retorno obtido em uma operação financeira em dado momento. Em outras palavras, esse estudo está interessado na análise da propensão a vender de cada indivíduo. A variável dependente do modelo é a decisão de vender contra a decisão de reter um ativo

em carteira, expressa de forma binária. As variáveis independentes são indicadores, também binários, para ganhos e perdas ao longo de diversos intervalos de retorno. As regressões também contemplam um conjunto de variáveis de controle.

Um dos pontos positivos em utilizar uma abordagem experimental consiste na possibilidade de controlar o ambiente, reduzindo a quantidade de variáveis que podem influenciar o comportamento de um indivíduo (FRIEDMAN; CASSAR, 2004). Neste sentido, da Costa Jr. et al. (2013) afirmam que testes do efeito disposição em mercados reais não podem ser conclusivos, pois nestes estudos as decisões dos investidores são inviáveis de controlar. Por esta razão, experimentos de laboratório possuem papel complementar em relação às pesquisas desenvolvidas com dados reais, uma vez que é possível desenhá-los de tal forma que o único fator que influencia a tomada de decisões seja a variação nos preços dos ativos.

Espera-se que esta pesquisa contribua para melhor esclarecer os mecanismos subjacentes ao efeito disposição, sejam eles vieses comportamentais ou motivações puramente racionais. O capítulo segue organizado da seguinte forma: introdução; materiais e métodos, que apresenta o software e a interface a serem utilizados nos experimentos e discute a análise proposta; discussão de resultados; e considerações, as quais discutem as limitações e as principais contribuições do estudo proposto.

5.2 Materiais e métodos

O efeito disposição costuma ser medido tradicionalmente por meio da metodologia introduzida por Odean (1998), conforme Equação 4.3. Essa medida produz um coeficiente de disposição individual, considerando um determinado período escolhido pelo pesquisador. Apesar de muito utilizada, possui algumas limitações, entre as quais encontra-se a inviabilidade de identificar como o indivíduo se comporta diante de diferentes intervalos de retornos, tanto positivos quanto negativos.

Uma solução para esse problema foi apresentada por Grinblatt e Keloharju (2001), que, através de uma regressão logística, classificaram os retornos dos investidores em diversos intervalos e procuraram observar quais destes intervalos apresentavam maior influência no comportamento de venda dos indivíduos. Na mesma linha, Kaustia (2010) analisou, entre outros aspectos, como o tempo de retenção de um ativo

em carteira influencia a propensão à venda.

A proposta metodológica desse ensaio consiste em utilizar tanto a abordagem de Odean (1998) - Equação 4.3 -, quanto uma abordagem adaptada de Grinblatt e Keloharju (2001) e Kaustia (2010), conforme Seção 4.2. A abordagem de Odean (1998) calcula um coeficiente de disposição, para cada participante do experimento, por meio de uma comparação entre a Proporção de Ganhos Realizados (PGR) e a Proporção de Perdas Realizadas (PPR)¹. Se $PGR > PPR$ então diz-se que o indivíduo apresentou efeito disposição. Já a abordagem adaptada de Kaustia (2010) e Grinblatt e Keloharju (2001) trata da estimação da probabilidade de ocorrência de uma operação de venda em dado nível de retorno por meio de um modelo de regressão logística - foi utilizado o modelo Logit. Essa probabilidade estimada é chamada de propensão à venda, conforme Kaustia (2010). O indivíduo tende a ter um comportamento alinhado com a literatura do efeito disposição se apresentar uma maior propensão à venda em intervalos positivos do que em intervalos negativos de retornos.

Para calcular os retornos obtidos em cada operação, independente da abordagem utilizada - Odean (1998) ou Kaustia (2010) -, é preciso utilizar um ponto de referência para calcular o preço de compra dos ativos em carteira para cada investidor. Os preços de vendas ocorridas acima desse ponto de referência representam ganhos - ou retornos positivos. Já os preços de vendas abaixo do ponto de referência representam perdas - ou retornos negativos. Nesse ensaio, o ponto de referência para calcular os preços de compras foi o “preço médio de compra”, conforme também utilizado por Odean (1998). Para situações em que houve recompras de ativos ou vendas parciais de ativos já em carteira, foi utilizado o critério FIFO (*first in first out*) para recalcular o preço médio de compra.

Na adaptação de Grinblatt e Keloharju (2001) e Kaustia (2010), a análise dos dados foi estruturada com base em uma regressão logística, na qual a variável dependente é binária e assume o valor de 1 quando uma venda for realizada e 0 quando o ativo for mantido em carteira. As variáveis independentes desse modelo consistem em diversas variáveis binárias que classificam o retorno obtido com uma venda (ganho realizado) ou o retorno potencial obtido com a manutenção do ativo em carteira (ganho não realizado) em diversos níveis percentuais. O propósito é identificar quais níveis de retorno possuem maior influência na

¹ Conforme Odean (1998), $CD = PGR - PPR$

explicação do comportamento de venda ou de retenção dos ativos.

5.2.1 Desenho do experimento e coleta de dados

A amostra de indivíduos participantes dos experimentos foi composta tanto por estudantes universitários quanto por investidores profissionais. Para realizar os experimentos foi utilizado o software SimulaBolsa, o qual simula um mercado de ações exógeno - em que o participante não é capaz de influenciar os preços dos ativos com suas operações. Em outras palavras, o participante não é um *market-maker*.

Entende-se que a estrutura de um mercado simulado exógeno é mais adequada para os experimentos aqui propostos, pois a inviabilidade de influenciar os preços por parte dos participantes do experimento impede a ação de variáveis não observáveis que possam influenciar a tomada de decisões. Além disso, as variações nos preços são as únicas informações de posse dos participantes da simulação, enfatizando o propósito dos experimentos, que é analisar a influência do efeito disposição em relação aos níveis de retorno obtidos nas operações.

O total da amostra contemplou 21 sujeitos classificados como profissionais e 46 classificados como estudantes, totalizando 67 participantes. Foram considerados investidores profissionais indivíduos selecionados de corretoras e empresas de consultoria em valores mobiliários de Florianópolis, Santa Catarina, com um mínimo de 2 anos de experiência de investimento em ações. Os participantes não experientes foram estudantes dos cursos de ciências econômicas e administração da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC). Tais estudantes já haviam estudado a disciplina de Mercado de Capitais em seus respectivos cursos. Cada experimento durou em média 90 minutos, tanto com estudantes quanto com profissionais.

As sessões experimentais com estudantes ocorreram no laboratório de mercado de capitais da UFSC. Os participantes foram distribuídos entre os computadores de tal forma que a comunicação entre eles fosse dificultada. Além disso, em cada sessão havia a presença de um pesquisador para apresentar as instruções e conduzir os experimentos. Por sua vez, os experimentos com profissionais ocorreram no próprio local de trabalho dos participantes, com o fim de viabilizar a participação destes indivíduos.

A Tabela 2 apresenta algumas estatísticas descritivas. Em média, os estudantes realizaram mais operações de compra e venda do que

Tabela 2 – Estatísticas descritivas dos participantes dos experimentos

	Gênero		μ	Operações			μ	Idade	
	Homens	Mulheres		Mín.	Máx.	Total		Mín.	Máx.
Estud.	28	18	72	15	203	3315	22,4	19	32
Prof.	19	2	57	15	194	1198	26,4	20	48
Total	47	20	67	15	203	4513	23,6	19	48

Nota: μ é a média, “Máx.” é o número máximo e “Mín.” é o número mínimo observado em cada variável. “Estud.” são os estudantes e “Prof.” os profissionais.

os profissionais e possuíam 4 anos de idade a menos. Apenas duas mulheres da amostra foram classificadas como profissionais, o que gerou uma certa limitação na pesquisa, no sentido de que a interpretação dos resultados relacionados a diferenças de gênero exige cautela.

5.2.1.1 Simula Bolsa[®]

É um software que simula um mercado de ações, desenvolvido por [MACEDO JR. \(2003\)](#). A Figura 3 mostra a principal tela do software. O programa gera um relatório individual dos resultados apresentados durante os períodos da simulação. O arquivo de saída gera informações sobre variáveis, tais como o número de ações compradas e vendidas em cada período e a composição da carteira individual de cada participante.

O programa está alimentado com dados reais de ações da Bolsa de Valores de São Paulo (BMFBovespa) para o período de 5 anos, de janeiro de 1997 até dezembro 2001. No entanto, não é possível identificar na simulação qual foi o período real dos dados e nem mesmo quais são os nomes reais dos ativos, pois estes foram substituídos por nomes e períodos fictícios.

Os preços das ações foram normalizados para que o preço inicial fosse R\$ 1,00 no começo do experimento, como pode ser visto na Figura 3. Devido ao fato de os preços serem fixos durante a simulação, podemos dizer que a configuração do mercado é exógena, ou seja, os participantes não são capazes de provocar alterações nos preços devido às transações realizadas. Dessa forma, os participantes são considerados pequenos investidores.

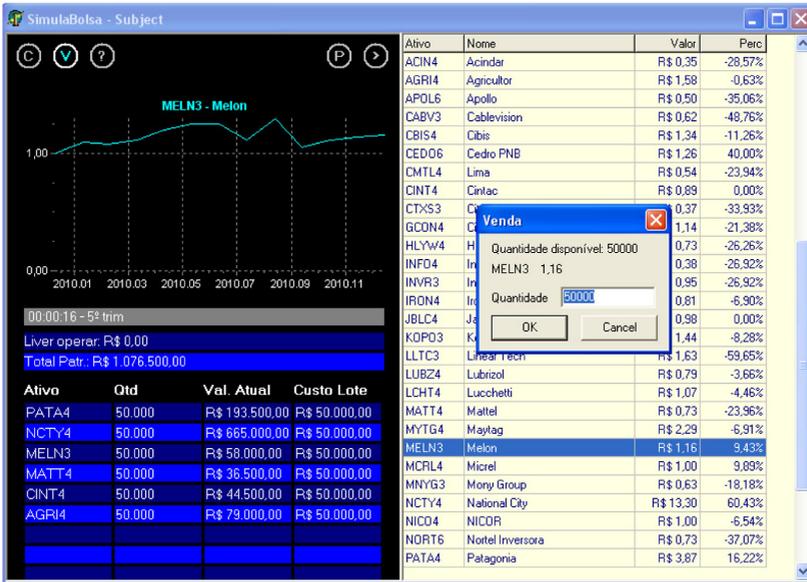


Figura 3 – Simula Bolsa – simulador do mercado de ações

Nas simulações, cada indivíduo recebe inicialmente um valor virtual de R\$ 300 mil, que pode ser alocado em ações de 28 companhias. Os experimentos propostos neste ensaio com a utilização do SimulaBolsa não envolveram dinheiro real. Para compensar este fato, no começo do experimento foi contada uma história de que o participante deveria gerenciar a carteira de um grande amigo da adolescência que morreu de câncer, com o propósito de gerar um engajamento emocional com a simulação. Por padrão, a simulação contempla 20 períodos para a tomada de decisão e um total de 3 minutos de tempo para que o participante tome sua decisão em cada período. Após este limite ser excedido a tela muda automaticamente para o próximo período.

Vale ressaltar que os experimentos cujos dados são utilizados neste ensaio não foram desenvolvidos exclusivamente para este trabalho. Os experimentos foram conduzidos por pesquisadores do grupo de Finanças e Análise de Investimentos da Universidade Federal de Santa Catarina. [da Costa Jr. et al. \(2013\)](#) utilizaram dados destes experimentos para analisar a ocorrência do efeito disposição em investidores e estudantes com a abordagem proposta por [Odean \(1998\)](#). O diferencial

da abordagem aqui proposta, conforme já mencionado, é analisar a propensão à venda dos indivíduos, classificando as análises por intervalos de retornos (realizados e não realizados) de cada operação.

O Simula Bolsa gera como saída um arquivo em “.txt” com uma lista das operações realizadas pelos investidores. Com o arquivo de saída é possível comparar o montante final da carteira dos participantes com o montante inicial e calcular o retorno de toda a simulação. Contudo, para as análises deste trabalho foi necessário encontrar o retorno período a período das operações com vendas realizadas e também com vendas não realizadas, que ocorriam quando o indivíduo optava por não vender determinado ativo de sua carteira. Para isto, foi desenvolvido um algoritmo responsável por construir as carteiras de cada participante para cada período, viabilizando calcular os retornos tanto realizados (ativo vendido) quanto não realizados (ativo mantido em carteira). Esse algoritmo foi elaborado no software Matlab[®] e, por ser bastante extenso e desenvolvido para o caso específico do SimulaBolsa, seu código não foi disponibilizado no apêndice, mas pode ser solicitado ao autor para futuras pesquisas.

5.3 Resultados

A amplitude dos intervalos de ganhos e perdas realizados ou não realizados considerados nesta pesquisa não pode ser comparada com a amplitude dos intervalos de [Kaustia \(2010\)](#) e [Grinblatt e Keloharju \(2001\)](#), por exemplo. Isso ocorre porque nos experimentos aqui propostos a variação percentual de cada período foi o equivalente à variação percentual de um mês dos dados retirados de ativos reais da BM&FBovespa. Para [Kaustia \(2010\)](#) e [Grinblatt e Keloharju \(2001\)](#), da mesma forma que no segundo ensaio desta tese, os ganhos e perdas possíveis ou realizados foram considerados em valores diários.

Na saída de dados do SimulaBolsa cada sujeito possuía observações em todos os períodos e de todos os ativos. No entanto, muitas destas observações se tornavam nulas caso os investidores não possuíssem ações de determinados ativos durante alguns períodos. Portanto, todas as observações nulas foram desconsideradas. O total de observações úteis para análise foi de 277.695, expressas em uma matriz com 8.415 linhas e 33 variáveis, entre variáveis binárias de intervalos de retorno e variáveis qualitativas de categorias não binárias.

5.3.1 Proporção de ganhos e perdas realizadas e o coeficiente de disposição

A Tabela 3 apresenta os resultados dos cálculos do coeficiente de disposição conforme a Equação 4.3, em quatro grupos de análise: geral; fator de experiência; gênero; e idade. O fator idade foi criado dividindo a idade dos participantes em dois grupos, sendo que a metade dos participantes ficou alocada em cada grupo. O participante com menor idade possuía 19 anos e o com maior idade possuía 48 anos.

Ainda na Tabela 3, é possível perceber que todos os grupos de análise apresentaram o efeito disposição, medido pelo coeficiente disposição. De forma geral, a proporção de perdas realizadas (PPR) não variou muito entre os grupos de análise, indo de 0,09 até 0,13 para homens e profissionais. A proporção de ganhos realizados, por sua vez, alterou mais entre os grupos de tratamentos (indo de 0,15 para os profissionais até 0,33 para os participantes de menor idade), provocando maiores oscilações no CD.

Os autores da Costa, Jr., Mineto e Da Silva (2008) afirmam que as mulheres tendem a apresentar um CD inferior aos homens, diferentemente do resultado apontado na Tabela 3. Contudo, vale ressaltar que a maioria das mulheres do experimento deste ensaio eram estudantes (apenas duas eram profissionais). Sendo assim, o resultado do CD para mulheres pode ter ficado viesado.

A Tabela 4 resume os dados utilizados, informando a quantidade de observações quando a variável dependente binária (Y) assume os valores de 0 ou 1. A tabela também apresenta as proporções de ganhos e perdas realizadas (PGR e PPR) para todos os intervalos. Além disso, os intervalos de retornos negativos foram comparados com os respectivos intervalos positivos, tendo sido realizado um teste Z de diferença de proporções, a fim de testar $H_1 : PGR > PPR$.

Percebe-se também na Tabela 4 que os intervalos positivos que vão de 10% até 50% possuem uma PGR significativamente superior à PPR dos respectivos intervalos negativos a pelo menos 10%. Porém, diferentemente do esperado, a PGR do intervalo positivo que vai de 0 a 10% não foi estatisticamente superior à PPR do respectivo intervalo negativo. Outro ponto observável na Tabela 4 é que as PGR's dos intervalos que vão de 80% até 100% foram estatisticamente superiores às PPR's dos respectivos intervalos negativos, indicando que os indivíduos possuem relutância em vender ativos com retornos negativos muito ex-

Tabela 3 – Coeficiente de disposição segundo Eq. 4.3

	Geral	Experiência		Gênero		Idade	
		Estud.	Prof.	Homens	Mulheres	[19,22]	[22,48]
Sujeitos	67	46	21	47	20	20	47
N_{gr}	1006	775	231	656	350	387	619
N_{gp}	3462	2178	1284	2465	997	830	632
N_{pr}	429	285	144	316	113	129	300
N_{pp}	3307	2339	968	2177	1130	1090	2217
PGR	0,225	0,262	0,152	0,210	0,260	0,328	0,190
PPR	0,115	0,109	0,130	0,130	0,091	0,106	0,120
CD	0,110	0,154	0,023	0,083	0,170	0,212	0,071
EP	0,008	0,010	0,014	0,010	0,015	0,016	0,009
Z	13,56***	15,20***	1,68*	8,44***	11,68***	13,27***	7,54***

* significativo a 10% ** significativo a 5% *** significativo a 1%

Notas: N_{gr} é o número de ganhos realizados, N_{gp} o número de ganhos potenciais, N_{pr} o número de perdas realizadas, N_{pp} o número de perdas potenciais, PGR a proporção de ganhos realizados, PPR a proporção de perdas realizadas e CD o coeficiente de disposição. Além disso, “Estud.” são os estudantes e “Prof.” os indivíduos profissionais.

A tabela apresenta os coeficientes de disposição para diversos tratamentos. A estatística Z é resultado de um teste de diferença de proporções, sendo que $H_1 : PGR > PPR$. Todos os tratamentos apresentaram CD estatisticamente superior à zero com nível de significância de 5%, excetuando os profissionais de mercado, que apresentaram CD significativo a apenas 10%.

pressivos.

É possível perceber pela Tabela 4 que, de maneira geral, as proporções de ganhos realizados, para os intervalos positivos, são superiores às proporções de perdas realizadas para os intervalos negativos. Isso indica que os indivíduos tendem a realizar mais ganhos do que perdas, sendo uma observação coerente com a literatura acerca do efeito disposição.

5.3.2 Variáveis que explicam o comportamento de venda

Aqui são apresentados os resultados das regressões utilizando o modelo Logit de regressão logística proposto para esse ensaio. A Tabela 5 mostra os resultados para um modelo completo, o qual considera variáveis binárias dos intervalos de retornos, variáveis de controle e todos os dados da amostra, contemplando todos os tipos de investidores. O propósito desta seção é verificar se as variáveis de controle interferem no comportamento de venda, bem como quais variáveis binárias de

Tabela 4 – Proporção de ganhos e perdas realizadas segundo Eq. 4.2

Intervalos negat. (%)	Y = 0 (N_{pp})	Y = 1 (N_{pr})	PPR	Intervalos posit. (%)	Y = 0 (N_{gp})	Y = 1 (N_{gr})	PGR	Estat. Z $PGR > PPR$
] -100, -90[121	1	0,008	[90, 100[109	40	0,268	6,99***
] -90, -80[130	10	0,071	[80, 90[94	22	0,190	2,79***
] -80, -70[89	11	0,110	[70, 80[92	30	0,246	2,72***
] -70, -60[148	12	0,075	[60, 70[149	40	0,212	3,77***
] -60, -50[298	54	0,153	[50, 60[241	55	0,186	1,09
] -50, -40[397	31	0,072	[40, 50[231	76	0,248	6,34***
] -40, -30[490	54	0,099	[30, 40[345	118	0,255	6,49***
] -30, -20[593	90	0,132	[20, 30[451	108	0,193	2,91***
] -20, -10[733	106	0,126	[10, 20[646	168	0,206	4,39***
] -10, 0[769	125	0,140] 0, 10[671	171	0,203	3,50***

*significativo a 10% **significativo a 5% ***significativo a 1%

Notas: N_{gr} é o número de ganhos realizados, N_{gp} o número de ganhos potenciais, N_{pr} o número de perdas realizadas, N_{pp} o número de perdas potenciais, PGR a proporção de ganhos realizados, PPR a proporção de perdas realizadas e CD o coeficiente de disposição. Em algumas operações os investidores obtiveram retornos iguais a “zero”, pois o preço de venda foi igual ao preço de compra. Uma vez que não é possível classificar estes dados em PGR ou PPR, eles não constam na tabela, mas ocorreram 207 retornos não realizados nesta situação contra 34 realizados, resultando em uma proporção de 0,1411. Além disso, como este ensaio utiliza os retornos normais (não logarítmicos), não houve retorno (realizado e não realizado) menor do que -100% , mas existiram muitos retornos (tanto realizados quanto não realizados) maiores que $+100\%$ ($N_{gr>100\%} = 257$; $N_{gp>100\%} = 1009$; $PGR_{>100\%} = 0,203$). Sendo assim, por não possuírem retornos negativos equivalentes para o teste Z de proporções, foram desconsiderados da tabela os retornos positivos superiores à 100% .

intervalos de retorno impactam de forma estatisticamente significativa na possibilidade de um investidor realizar uma venda ou reter um ativo em carteira.

Cabe ressaltar que em todas as linhas da série de dados utilizada para a regressão, a soma das variáveis binárias de todos os intervalos é sempre igual a 1, uma vez que os ganhos ou perdas realizados ou não-realizados sempre apresentam algum retorno possível de ser classificado em algum dos intervalos. Para não ocorrer o problema da “armadilha da variável binária” - *dummy variable trap* -, que provocaria resultados incorretos na interpretação dos resultados, a variável independente representante das operações de retornos iguais a 0% foi retirada do conjunto de variáveis explicativas e foi incluída uma constante ao modelo. A inclusão da constante faz com que a variável excluída seja considerada como referência para a interpretação dos coeficientes.

Tabela 5 – Propensão a vender – modelo logit completo

Painel A: variáveis binárias de intervalo de retorno					
Intervalos negat. (%)	Coef.	EP	Intervalos posit. (%)	Coef.	EP
<i>Constante</i>	-1,587***	0,323	[100, ∞	0,460**	0,233
[-100, -90]	-2,265**	1,044	[90, 100[0,995***	0,295
] -90, -80]	-0,693*	0,417	[80, 90[0,577*	0,339
] -80, -70]	-0,321	0,410	[70, 80[0,955***	0,316
] -70, -60]	-0,723*	0,376	[60, 70[0,595**	0,286
] -60, -50]	-0,047	0,271	[50, 60[0,397	0,274
] -50, -40]	-0,737**	0,294	[40, 50[0,780***	0,262
] -40, -30]	-0,431*	0,262	[30, 40[0,791***	0,242
] -30, -20]	-0,160	0,246	[20, 30[0,514**	0,244
] -20, -10]	-0,195	0,241	[10, 20[0,414*	0,233
] -10, 0[-0,110	0,234] 0, 10[0,477**	0,228

Painel B: principais variáveis de controle		
Variáveis de controle	Coef.	EP
gênero	-0,021	0,067
profissional	0,189**	0,083
negócios.f[46, 65[0,336***	0,093
negócios.f[65, 79[0,052	0,095
negócios.f[79, 20[-0,034	0,094
idade.f[22, 48]	-0,266***	0,070

Painel C: robustez do modelo
Quantidade de observações: $Y = 0 : 13900; Y = 1 : 4395; \text{Total: } 18295$
AIC: 7455,6
McFadden pseudo- R^2 : 0,061
Estatística LR: 477, 27***

* significativo a 10% ** significativo a 5% *** significativo a 1%

Equação: $\text{logit}(\pi) = \beta_0 + \beta_1 x_1 \cdots + \beta_p x_p + \beta_{p+1} c_1 \cdots + \beta_{p+j} c_j + \epsilon$, sendo que x_p são p variáveis binárias que indicam a faixa percentual de retorno à qual determinada operação de venda – realizada ou potencial – está enquadrada; c_j são as j variáveis de controle utilizadas no modelo.

Notas: esta tabela mostra os resultados da estimação de um modelo que utiliza diversas variáveis de controle e tem o propósito de verificar o poder de explicação dos intervalos de retornos na propensão à venda. A significância dos coeficientes foi calculada com base no teste de Wald. O modelo inclui as seguintes variáveis de controle: gênero, experiência (profissional ou estudante), quantidade de negócios, idade, ativo e período. As variáveis de gênero e experiência do investidor são binárias (1 para homem e 0 para mulher; 1 para investidor profissional e 0 para estudante). As demais variáveis são qualitativas, mas não binárias, explicadas em mais detalhes no texto. Vale ressaltar que a variável “quantidade de negócios” foi segregada em quartis pela frequência de ocorrência, o intervalo “negócios.f[79, 20[”, por exemplo, corresponde ao último quartil – 75% até 100% em termos percentuais. Em variáveis divididas em quartis, sempre o primeiro quartil – de 0% até 25% – em termos de frequência foi retirado para servir de referência na análise e evitar o problema da *dummy variable trap*. Outras duas variáveis de controle (“ativos” e “períodos”) foram também utilizadas no modelo e classificadas em forma de fator, assim como na quantidade de negócios e na idade. Devido a quantidade de níveis existentes nas variáveis “ativos” e “períodos” elas não foram apresentadas na tabela. No texto seguem comentários mais detalhados.

Na Tabela 5, além das variáveis binárias de intervalos de retorno, foram também utilizadas as seguintes variáveis qualitativas de controle:

- **Gênero:** 1 para homem e 0 para mulher.
- **Experiência:** 1 para investidor profissional e 0 para estudante.
- **Quantidade de negócios:** soma da quantidade de operações realizadas por cada investidor. Esta variável foi dividida em quartis e subdividida em quatro subvariáveis binárias. Para fins de evitar problemas de perfeita multicolinearidade, a variável binária representativa do primeiro quartil foi retirada dos modelos de regressão, servindo como ponto de referência para a interpretação dos resultados.
- **Idade:** a idade dos participantes foi dividida em dois percentis, gerando duas subvariáveis binárias. Assim como com a variável “quantidade de negócios”, a variável referente ao primeiro percentil de idade foi excluída para não gerar problemas de multicolinearidade.
- **Ativos:** esta variável vai de 1 até 28, indicando qual ativo estava sendo negociado.
- **Períodos:** durante o experimento os participantes operaram por 21 períodos. Essa variável foi utilizada como um fator de 21 categorias como variável de controle no modelo da Tabela 5.

As variáveis “ativo” e “períodos”, por possuírem diversos níveis, não foram apresentadas na Tabela 5. Dos 28 ativos diferentes, apenas quatro apresentaram significância estatística no modelo a pelo menos 10%. Já dos 21 períodos, 12 apresentaram significância a pelo menos 10%, sendo que os períodos finais (do período 14 até o 20) foram os mais relevantes no poder de explicação do comportamento de venda.

Na Tabela 5, as variáveis de retornos negativos que apresentaram significância estatística foram dos intervalos de -30% até -50% e dos intervalos de -80% até -100% . O intervalo $]-70, -60]$ também foi estatisticamente significativo. No lado dos retornos positivos, apenas o intervalo $[50, 60[$ não teve impacto estatisticamente significativo, a pelo menos 10% de nível de significância, no comportamento de venda.

5.3.3 Análise da propensão à venda para diversos tratamentos

Esta seção aborda alguns modelos de regressão utilizados para verificar as variações da propensão à venda dos investidores, classifi-

cando estes como homens, mulheres, estudantes e profissionais. A Tabela 6 mostra o resultado de um modelo Logit estimado para todos os indivíduos. A propensão à venda é a probabilidade estimada pelo modelo de ocorrer uma venda ($Y = 1$) dado um determinado retorno obtido em alguma operação.

Tabela 6 – Propensão a vender em cada intervalo de retorno

Intervalos de retorno	Coef.	EP	Propensão à venda $Pr(x = 1)$	Limite inferior	Limite superior
<i>Constante</i>	-1,797	0,197	-9,1200***		
[-100, -90]	-2,691***	1,023	0,0111	0,0016	0,0744
] -90, -80]	-0,645*	0,384	0,0800	0,0436	0,1423
] -80, -70]	-0,218	0,390	0,1176	0,0645	0,2050
] -70, -60]	-0,562	0,361	0,0863	0,0497	0,1459
] -60, -50]	0,049	0,253	0,1483	0,1132	0,1918
] -50, -40]	-0,748***	0,278	0,0727	0,0507	0,1033
] -40, -30]	-0,328	0,247	0,1067	0,0820	0,1377
] -30, -20]	-0,128	0,232	0,1273	0,1030	0,1563
] -20, -10]	-0,124	0,226	0,1277	0,1055	0,1538
] -10, 0[-0,125	0,225	0,1276	0,1059	0,1529
] 0, 10[0,467**	0,217	0,2091	0,1810	0,2404
] 10, 20[0,528**	0,217	0,2194	0,1905	0,2513
] 20, 30[0,478**	0,228	0,2109	0,1760	0,2506
] 30, 40[0,827***	0,227	0,2748	0,2329	0,3211
] 40, 50[0,762***	0,244	0,2621	0,2111	0,3204
] 50, 60[0,416*	0,254	0,2008	0,1552	0,2558
] 60, 70[0,552**	0,270	0,2235	0,1671	0,2923
] 70, 80[0,821***	0,294	0,2736	0,1973	0,3660
] 80, 90[0,436	0,319	0,2041	0,1356	0,2953
] 90, 100[0,907***	0,274	0,2910	0,2204	0,3734
] 100, ∞	0,502**	0,210	0,2149	0,1924	0,2392

Quantidade de observações: $Y = 0$: 13900; $Y = 1$: 4395; Total: 18295

AIC

7597

McFadden R^2

0,029

LR

226,040***

* significativo a 10% ** significativo a 5% *** significativo a 1%

Equação: $\text{logit}(\pi) = \beta_0 + \beta_1 x_1 \cdots + \beta_p x_p + \epsilon$, sendo que x_p são p variáveis binárias que indicam a faixa percentual de retorno à qual determinada operação de venda – realizada ou potencial – está enquadrada.

Notas: a propensão à venda é a probabilidade de ocorrência de uma venda dado um valor para algum intervalo de retorno x : $Pr(x = 1)$. A significância estatística dos coeficientes foi calculada por meio do teste de Wald. A tabela mostra que as operações com retornos positivos apresentaram uma maior probabilidade de venda do que as operações com retornos negativos. Este resultado é coerente com a teoria do efeito disposição, na qual há uma relutância por parte dos investidores a realizar perdas. Porém, não há uma total conformidade com a teoria do prospecto, cuja implicação é que a propensão a vender uma ação declina na medida em que o seu preço se distancia do preço de compra em qualquer direção.

É possível perceber que os investidores, de maneira geral, possuem uma maior probabilidade de realizar ganhos do que perdas. Os resultados da Tabela 6 estão alinhados com os resultados gerais encontrados por [Kaustia \(2010\)](#), no sentido de que a probabilidade de realizar uma venda é muito maior se um ganho está sendo realizado.

Além disso, os resultados deste ensaio também coincidem com [Kaustia \(2010\)](#) no sentido de que as propensões de ganhos e perdas são relativamente constantes aos longo dos intervalos negativos e positivos, desafiando os estudos sobre a teoria do prospecto. [Kaustia \(2010, p. 791\)](#) explica que a teoria do prospecto prediz que a propensão a vender uma ação declina na medida em que o seu preço se distancia do preço de compra em qualquer direção, apesar de existir uma diferença entre a intensidade dessa redução na propensão entre ganhos e perdas, conforme [Kahneman e Tversky \(1979\)](#).

[Kaustia \(2010, p. 791\)](#) comenta que: “[...] a propensão à venda salta no retorno zero, mas é aproximadamente constante ao longo de grande parte das perdas e ao longo dos intervalos de ganhos” .

Tabela 7 – Propensão a vender em cada intervalo de retorno para diversos tratamentos

Intervalos de retorno	(1) Homens		(2) Mulheres		(3) Estudantes		(4) Profissionais	
	Coef.	Pr(x=1)	Coef.	Pr(x=1)	Coef.	Pr(x=1)	Coef.	Pr(x=1)
Constante	-2,30***		-2,19		-1,80***		-2,17***	
[-100, -90]	NA	NA	-2,63***	0,02	-2,54**	0,01	NA	NA
]-90, -80]	0,69	0,17	NA	NA	-0,90**	0,06	0,87	0,21
]-80, -70]	-0,03	0,09	0,45	0,15	-0,07	0,13	NA	NA
]-70, -60]	-0,22	0,07	0,11	0,11	-0,72*	0,07	0,22	0,13
]-60, -50]	0,73**	0,17	0,05	0,11	-0,03	0,14	0,61	0,17
]-50, -40]	-0,12	0,08	-0,72	0,05	-0,76**	0,07	-0,34	0,08
]-40, -30]	0,03	0,09	0,30	0,13	-0,26	0,11	-0,12	0,09
]-30, -20]	0,47*	0,14	-0,01	0,10	-0,36	0,10	0,62	0,18
]-20, -10]	0,56**	0,15	-0,18	0,09	-0,26	0,11	0,52	0,16
]-10, 0]	0,46	0,14	0,01	0,10	-0,02	0,14	0,02	0,10
]0, 10[0,84***	0,19	1,10***	0,25	0,66***	0,24	0,36	0,14
[10, 20[1,00***	0,21	0,98***	0,23	0,68***	0,25	0,50	0,16
[20, 30[0,82***	0,19	1,20***	0,27	0,73***	0,26	0,26	0,13
[30, 40[1,16***	0,24	1,54***	0,34	1,06***	0,32	0,59	0,17
[40, 50[1,13***	0,24	1,35***	0,30	0,98***	0,31	0,66	0,18
[50, 60[0,69**	0,17	1,27***	0,29	0,67**	0,25	0,26	0,13
[60, 70[1,03***	0,22	0,99**	0,23	0,71**	0,25	0,58	0,17
[70, 80[1,35***	0,28	1,09*	0,25	0,99***	0,31	0,90*	0,22
[80, 90[0,46	0,14	1,78***	0,40	0,87**	0,28	-0,29	0,08
[90, 100[1,51***	0,31	1,02**	0,24	0,81**	0,27	1,48***	0,33
[100, ∞	0,97***	0,21	0,97***	0,23	0,73***	0,26	0,33	0,14
LR	120***		148***		261***		33**	
AIC	5206		2391		5335		2207	
Observações	5761		2654		5732		2683	
McFadden R^2	0,023		0,059		0,047		0,015	

* significativo a 10% ** significativo a 5% *** significativo a 1%

Equação: $\text{logit}(\pi) = \beta_0 + \beta_1 x_1 \cdots + \beta_p x_p + \epsilon$, sendo que x_p são p variáveis binárias que indicam a faixa percentual de retorno à qual determinada operação de venda – realizada ou potencial – está enquadrada.

Notas: este modelo inclui apenas as variáveis de intervalo de retorno, comparando diversos tratamentos. O modelo de estudantes desconsiderou os dados dos profissionais e vice versa; bem como o modelo dos homens desconsiderou as mulheres e vice versa. Pela tabela percebe-se que o modelo se aplicou bem aos tratamentos, no sentido de que a maioria dos coeficientes foram significativos, com exceção dos profissionais.

A Tabela 7 apresenta os resultados de modelos Logit rodados separadamente para os dados de homens, mulheres, estudantes e profissionais. Percebe-se que para homens, mulheres e estudantes, os retornos positivos explicam significativamente o comportamento de venda. Os retornos negativos, por sua vez, de maneira geral não foram boas variáveis explicativas do comportamento de venda. Esse resultado corrobora a hipótese de que os indivíduos são mais propensos a realizar ganhos do que perdas.

A única exceção para a classificação apresentada na Tabela 7 ocorreu para os profissionais. Com exceção da constante e de alguns

intervalos de retornos positivos extremos, o nível de retorno de uma operação não explicou, com significância estatística, o comportamento de venda de investidores experientes.

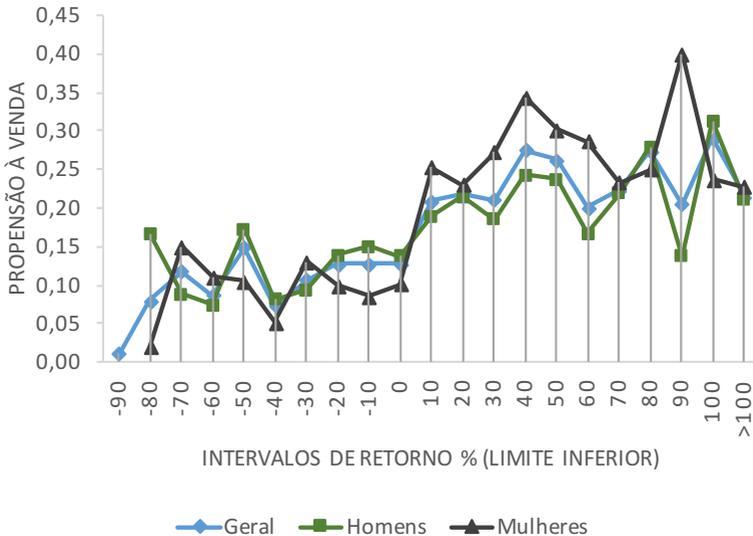


Figura 4 – Propensão à venda para homens e mulheres

As Figuras 4 e 5 reforçam graficamente o que mostra a Tabela 7. Nas figuras é possível perceber como a propensão à venda se mantém de certa forma constante nos retornos negativos para estudantes, homens e mulheres, e depois aumenta consideravelmente nos intervalos de retornos positivos. Os únicos sujeitos que não possuem uma diferença clara entre a propensão à venda em retornos positivos e negativos são os profissionais.

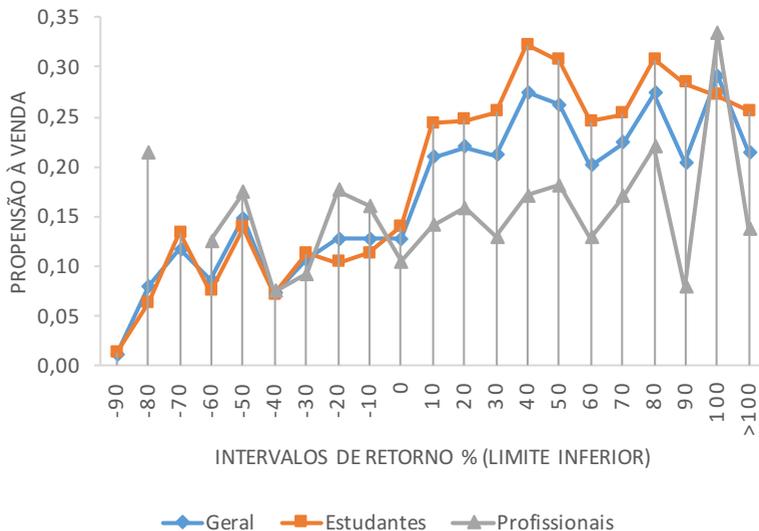


Figura 5 – Propensão à venda para estudantes e profissionais

A Tabela 8 apresenta os resultados de um modelo de regressão Logit com duas variáveis explicativas binárias: uma para os retornos positivos e outra para os retornos negativos. O propósito desse modelo é estimar se a probabilidade de realização de uma venda com ganho é maior do que com uma perda, de maneira geral.

Tabela 8 – Propensão a vender para diversos tratamentos

Probabilidade	Geral	Homens	Mulheres	Estud.	Prof.
$\Pr(Y=1 \text{retorno} > 0)$	0,23	0,21	0,26	0,26	0,15
$\Pr(Y=1 \text{retorno} < 0)$	0,12	0,13	0,10	0,11	0,13
$\Pr(\text{ganho})/\Pr(\text{perda})$	1,94	1,67	2,70	2,38	1,17
Observações	8415	5761	2654	5732	2683
LR	177,09 ***	72,48 ***	124,66 ***	222,58 ***	2,71*
AIC	7608	5215	2376	5335	2201
McFadden R^2	0,02	0,01	0,05	0,04	0,00

*significativo a 10% **significativo a 5% ***significativo a 1%

Notas: “Estud.” são os estudantes e “Prof.” os profissionais. No modelo rodado para essa tabela as variáveis explicativas foram apenas duas *dummies* de intervalos de retornos, uma para os retornos positivos e outra para os negativos. A estatísticas LR foi calculada comparando o modelo testado com um modelo restrito, sem variáveis explicativas.

Conforme a Tabela 8, os indivíduos em geral foram 1,94 vezes mais propensos a realizar uma venda com ganho do que com perda. Para os indivíduos classificados como profissionais essa relação entre a propensão de ganhos e perdas foi a menor verificada, 1,17 vezes.

5.4 Considerações finais do primeiro ensaio

Os resultados observados nesse ensaio mostram que os indivíduos participantes dos experimentos foram mais relutantes a realizar suas perdas do que seus ganhos. Esse resultado é coerente com a literatura que trata sobre o efeito disposição (da Costa Jr. et al., 2013; BARBERIS; XIONG, 2009; da Costa, Jr.; MINETO; Da Silva, 2008; KAUSTIA, 2010; WEBER; CAMERER, 1998, entre outros).

Um fato importante a ser considerado é que, conforme Kaustia (2010) explica, a teoria do prospecto prediz que a propensão a vender uma ação declina na medida em que o seu preço se distancia do preço de compra em qualquer direção. No entanto, o que foi percebido nesse ensaio é que a propensão a vender aumentou consideravelmente com os retornos positivos, mas manteve-se relativamente constante dentro dos intervalos de retornos negativos e também dos positivos. Contudo, o padrão observado nesse ensaio não foi visualizado nos indivíduos classificados como profissionais, os quais apresentaram uma propensão à venda relativamente constante ao longo dos intervalos de retornos, tanto positivos quanto negativos. Em outras palavras, os intervalos de retornos não podem ser considerados como fatores decisivos para a decisão de venda de investidores mais experientes no mercado financeiro. Além disso, os coeficientes das variáveis representativas dos intervalos de retorno para profissionais não foram – de maneira geral – estatisticamente significativos.

Portanto, entende-se que os profissionais não possuíram seu comportamento de venda explicado pelas variações dos retornos, o que conduz a hipótese de que as decisões desses indivíduos são mais complexas, baseadas em outros fatores. Esse resultado está em linha com Grinblatt e Keloharju (2001). Por fim, em relação aos demais resultados, na análise do coeficiente de disposição – conforme Odean (1998) – os indivíduos de menor idade (até 22 anos) e as mulheres foram os que apresentaram maior coeficiente de disposição. Já na análise da propensão à venda, tanto as mulheres quanto os homens foram mais propensos para realizar ganhos do que perdas na mesma proporção, corroborando

a literatura acerca do efeito disposição.

6 SEGUNDO ENSAIO: DADOS DE INVESTIDORES

6.1 Introdução

Este ensaio tem por objetivo utilizar dados reais de operações de investidores do mercado financeiro brasileiro, a fim de identificar se estes apresentam o viés do efeito disposição em suas operações.

Esta etapa do trabalho se propõe a analisar as diferenças na tomada de decisão de investimentos entre os diversos tipos de investidores presentes no mercado brasileiro, conforme classificação da BMF-Bovespa. Neste sentido, devido ao uso de dados reais de mercado, este estudo contribui para a melhor compreensão do mercado de capitais brasileiro como um todo, auxiliando a compreender o impacto da experiência e profissionalismo no efeito disposição.

As vantagens e desvantagens dos estudos experimentais e não experimentais são discutidas na literatura de finanças. Alguns autores claramente preferem estudos que utilizam dados de mercado, enquanto outros valorizam experimentos de laboratório. Entre as principais vantagens de cada abordagem pode-se dizer que o método experimental se destaca pela possibilidade de isolar variáveis e controlar melhor aquela que é objeto do estudo (CROSON; GÄCHTER, 2010), ou seja, há uma menor validade externa, em prol de uma maior validade interna. Já estudos que envolvem dados reais do mercado diferenciam-se por possuírem uma maior validade externa em relação aos estudos experimentais (ROE; JUST, 2009). No entanto, dados reais sofrem influências de inúmeras variáveis que podem influenciar os resultados, dificultando o controle por parte do pesquisador.

Acercas desta discussão, alguns autores afirmam que experimentos de laboratório não têm validade externa, mas corroboram os resultados não experimentais (LOEWENSTEIN, 1999; ROE; JUST, 2009). A respeito deste tema, sistemas de incentivo e remuneração nos experimentos podem melhorar o engajamento dos participantes e aproximar os resultados à realidade (CROSON, 2005; LOEWENSTEIN, 1999). No entanto, Roe e Just (2009) comentam que a utilização tanto de abordagens experimentais quanto não experimentais, de forma complementar, pode reduzir o *trade-off* existente entre estes dois tipos de estudos. Dessa forma, com o propósito de complementar o ensaio anterior, pretendemos analisar o efeito disposição diante de tomadas de decisões financeiras feitas por investidores profissionais do mercado de capitais.

A respeito da influência do fator experiência de mercado na tomada de decisões financeiras, alguns estudos têm sido realizados nas finanças comportamentais. List (2003) mostrou que a experiência apresenta papel significativo na eliminação do efeito dotação. O autor identificou forte evidência de que o comportamento individual converge para a previsão neoclássica à medida que a experiência de mercado se intensifica.

Menkhoff, Schmeling e Schmidt (2013) analisaram a influência da experiência no excesso de confiança. Os autores perceberam que a experiência possui papel relevante na redução do viés, porém o aumento da idade representou uma redução nas habilidades de investimentos. Menkhoff, Schmeling e Schmidt (2013) realizaram experimentos online, nos quais os investidores deveriam realizar algumas tarefas. Entre estas tarefas os respondentes deveriam fazer previsões futuras para índices de mercado, indicando um intervalo de cotações possíveis de ocorrerem. Intervalos com maior amplitude indicariam um menor grau de excesso de confiança. Estas previsões menos apuradas ocorreram com os investidores mais experientes e mais jovens.

Já em relação ao efeito disposição, da Costa Jr. et al. (2013) mostraram através de experimentos de laboratório utilizando o SimulaBolsa que os investidores com mais de 5 anos de experiência foram menos afetados pelo efeito. Além disso, uma análise adicional mostrou que robôs – que fizeram operações aleatórias de compra e venda de ativos – não apresentaram o efeito disposição, fato que não permite negar que a causa do efeito disposição esteja relacionada com ilusões cognitivas.

A base de dados para as análises deste estudo é bastante ampla, única, pois contempla operações de todos os investidores cadastrados na BMFBovespa (Bolsa de Mercadorias e Futuros e de Valores de São Paulo) - a principal bolsa brasileira - durante o período de janeiro de 2012 até outubro de 2014. A proposta foi desenvolver um estudo com dados similares aos utilizados em alguns artigos que são referência internacional no campo de finanças comportamentais, como Shefrin e Statman (1985), Odean (1998), Grinblatt e Keloharju (2001) e Kaustia (2010).

Entre outros motivos, como o ineditismo da abordagem de análise da propensão à venda do investidor para o mercado brasileiro, a importância desse ensaio justifica-se na relevância dos dados adotados. A BMFBovespa é a maior bolsa de valores da América Latina e

a décima maior do mundo, de acordo com ranking da revista Forbes (FORBES, 2016). A Bolsa foi criada em maio de 2008 com a integração entre a BM&F (bolsa de mercadorias e futuros) com a Bovespa (bolsa de ações). A BMFBovespa firmou, em 2010, um acordo de parceria com o CME Group (maior mercado mundial de derivativos), contemplando o desenvolvimento conjunto de uma nova plataforma eletrônica de negociação para todos os tipos de ativos negociados em bolsa (derivativos, ações, entre outros) (BMFBOVESPA, 2016).

No Brasil, além desta pesquisa, um outro único trabalho utilizou também uma ampla base de dados semelhante para o mercado brasileiro: Karsten, Battisti e Pacheco (2006). Os autores realizaram um estudo com 2.410.255 observações e 12.000 investidores que estavam classificados em três grupos: PF, PJ institucional e PJ não institucional. Porém, a presente pesquisa contempla, além do uso de diferentes metodologias de análise, uma base de dados ainda mais ampla, pois não contém apenas uma amostra de investidores, mas sim dados representativos de todo o mercado durante um determinado período de tempo.

6.2 Materiais e métodos

A forma de análise dos dados será por regressão logística, como mencionado no ensaio anterior. Nesta regressão, a variável dependente é binária, indicando $y = 0$ se o indivíduo manteve certo ativo em carteira para determinado período e $y = 1$ caso o indivíduo tenha realizado uma venda. As variáveis independentes são também binárias e servem para categorizar o retorno obtido com a operação (seja uma venda realizada ou a manutenção do ativo em carteira) em intervalos percentuais negativos e positivos.

A metodologia deste ensaio foi inspirada em Kaustia (2010). O autor classificou os intervalos de retornos em variáveis binárias a cada 10%. Além disso, adicionou dois intervalos com amplitude de 5%: i) de 0% até -5% e ii) de 0% até +5%, sendo que o intervalo positivo de 0% até +5% foi retirado do modelo para evitar problemas da “armadilha da variável *dummy*” e também servir como parâmetro para a análise dos coeficientes.

Nesse ensaio a metodologia foi similar a do primeiro ensaio. Contudo, os retornos foram segregados em classes de 5%, e não 10% como em Kaustia (2010). A proposta de dividir em intervalos menores

consiste na possibilidade de ter uma visão mais detalhada acerca do comportamento dos investidores. O fato dessa pesquisa trabalhar com uma grande base de dados viabilizou uma análise utilizando intervalos de retornos com baixa amplitude por classe e, mesmo assim, possuir uma grande quantidade de observações para todos os intervalos.

No total foram analisados 31 intervalos, incorporando todas as observações de retorno, tanto retornos realizados quanto não realizados. Os retornos realizados são aqueles frutos de uma operação de venda; já os retornos não realizados são aqueles oriundos de uma retenção de ativo em carteira, ou seja, uma não venda. A seguir, a base de dados utilizada é descrita em detalhes.

6.2.1 Dados da BMFBovespa

Esse ensaio utiliza uma base de dados única, nunca antes utilizada para a realização de qualquer trabalho científico no Brasil. A base foi adquirida pelo Grupo de Pesquisa cadastrado no CNPQ “Finanças e Análise de Investimentos” junto à BMFBovespa. Contempla o saldo diário de todas as operações de compra e venda realizadas por todos os investidores listados na Bolsa, durante 1 de janeiro de 2012 até 31 de outubro de 2014, compreendendo o período de 2 anos e 10 meses. Antes de qualquer filtro a base possuía um total aproximado de 60 milhões de operações de compra e venda.

O fato de as observações apresentarem o saldo diário das operações por investidor significa que, se um investidor realizou operações de compra e de venda em um mesmo ativo e no mesmo dia, então a observação enviada pela Bolsa foi o saldo destas operações. Por exemplo, se o investidor comprou 500 ações do ativo VALE5 pela manhã, mas vendeu 300 pelo período da tarde do mesmo dia, então a informação de acesso aos pesquisadores foi uma compra de 200 ações do ativo VALE5 para aquele dia, representando o saldo entre o que foi comprado e vendido.

Ao comparar a base de dados aqui utilizada com publicações internacionais, o número de investidores e, conseqüentemente, o número de observações analisadas nesta pesquisa são consideravelmente superiores, pois este ensaio não utiliza base disponibilizada por uma única corretora, ou apenas uma amostra de alguns investidores, mas utiliza uma base completa de todo o mercado acionário brasileiro, disponibilizada diretamente pela BMFBovespa.

Foram enviadas pela BMFBovespa duas tabelas de dados: uma

contendo a carteira inicial dos investidores em 31 de dezembro de 2011 (chamada de “carteira inicial”); outra contendo as operações dos investidores durante a amostra (chamada de “operações”). A tabela de carteira inicial não foi utilizada para a execução das regressões deste ensaio devido a critérios metodológicos adotados para a construção dos portfólios dos investidores, conforme explicado na seção 6.2.2. No entanto, ambas as tabelas foram usadas para a extração de estatísticas descritivas, com o fim de contextualizar alguns dados gerais do mercado de ações brasileiro para o leitor. Na carteira inicial, os dados contemplam 537.845 investidores, mas no decorrer do tempo novos investidores entraram no mercado. No total, 662.934 investidores foram contemplados pelos dados analisados. Contudo, a criação de alguns procedimentos metodológicos foram necessários, o que acabou eliminando alguns investidores da análise, conforme será detalhado a seguir.

Tabela 9 – Quantidade de investidores por tipo

Descrição	Cód.	Quantidade	% do total
Pessoa física	1	505 233	93,9365
Sociedades (SA's ,civis, por cotas)	18	15 889	2,9542
Investidor Estrangeiro - PF não residente	29	7937	1,4757
Fundos mútuos	17	3783	0,7034
Clubes de investimentos	8	2961	0,5505
PF - profissional de mercado	2	799	0,1486
Outras pessoas jurídicas	99	407	0,0757
Fundos de previdência social	15	214	0,0398
Empresas e órgãos públicos	13	109	0,0203
Sociedades corretoras	20	94	0,0175
Pessoa física - Investidor não residente (outros)	3	89	0,0166
Bancos comerciais	4	74	0,0138
Investidor estrangeiro com CGP	28	67	0,0125
Distribuidoras	11	47	0,0087
Sociedades corretoras de outras praças	21	45	0,0084
Investidor estrangeiro - PJ não residente	30	39	0,0073
Companhias seguradoras	9	23	0,0043
Bancos de investimentos	6	15	0,0028
Sociedades financeiras e de crédito imobiliário	23	9	0,0017
Bolsas de valores e mercadorias	25	8	0,0015
Outros investidores estrangeiros	31	3	0,0006
Total		537 845	100%

Nota: esta tabela apresenta a participação percentual da quantidade de cada tipo de investidor listado na BMFBovespa. Os dados dessa tabela representam uma descrição do começo do período analisado - janeiro de 2012. O maior número de participantes do mercado de ações brasileiro é composto por pessoas físicas.

A Tabela 9 relaciona a quantidade de investidores cadastrados na Bolsa por tipo. O tipo de investidor mais relevante em termos de quantidade é composto pelas pessoas físicas, compreendendo aproximadamente 94% do total de cadastros da Bolsa. Os demais tipos mais

representativos são as sociedades (2,95%); e o investidor estrangeiro - pessoa física não residente (1,5%). Todos os demais tipos representam menos de 1% do total de cadastros. Vale ressaltar que as estatísticas descritivas apresentadas na Tabela 9 mostram as quantidades de investidores. O impacto percentual de cada investidor muda se a análise for focada no volume de transações realizadas. Obviamente, um fundo de investimento opera muito mais recursos, em média, do que uma pessoa física.

6.2.2 Construção das carteiras dos investidores

Para ser possível calcular o efeito disposição, tanto pelo coeficiente de disposição quanto pela análise da propensão à venda, é necessário mensurar tanto o retorno de operações finalizadas (quando ocorre a venda), quanto retornos não realizados. Esses retornos não realizados representam o quanto um investidor deixou de ganhar (ou perder) por não ter finalizado sua operação em determinado momento.

Os retornos não realizados não estavam presentes na base de dados adquirida junto à BMFBovespa. Por isso, foi necessário construir as carteiras diárias para todos os investidores. Isso foi possível por meio de um algoritmo desenvolvido na linguagem PythonTM, o qual está disponível no Apêndice A.5. Para isso, uma série de procedimentos foram adotados, entre os quais encontram-se os seguintes itens:

- a) a carteira de cada investidor foi composta por ativos que foram comprados e vendidos dentro do período de análise, logo:
 - as operações de compra de ativos que ocorreram antes de 1 de janeiro de 2012 não foram analisadas;
 - as operações de compra que ocorreram durante o período de análise, mas que não possuíam uma venda vinculada, foram desconsideradas;
- b) as vendas a descoberto foram ignoradas;
- c) as vendas em quantidades superiores à quantidade de ativos em carteira também foram desconsideradas. Por exemplo, se durante o período de análise o investidor comprou 400 ações de algum ativo e vendeu 500 ações do mesmo ativo alguns dias depois, a quantidade considerada para a venda foi de 400 ações;

- d) cada operação de venda gerou uma observação de retorno realizado;
- e) o preço médio de compra foi encontrado pelo critério FIFO (*first in, first out*), ou seja, a cada venda de determinada quantidade de um ativo em carteira o preço médio era recalculado, excluindo os preços de compra iniciais, em uma quantidade proporcional aos ativos vendidos;
- f) o prazo das operações foi calculado como um prazo médio ponderado entre as datas e quantidades compradas de cada ativo;
- g) o prazo da operação foi calculado também pelo critério FIFO, ou seja, em casos de várias operações baseadas no mesmo ativo, quando parte das ações de um ativo era vendida, o prazo era recalculado excluindo os ativos por ordem de compra;
- h) os retornos realizados, isto é, aqueles obtidos em cada operação de venda, foram calculados da seguinte forma:

$$\text{retorno realizado} = \frac{\text{preço de venda}}{\text{preço médio de compra}}$$

- i) Já os retornos não realizados, isto é, aqueles obtidos entre a data de compra e a data de venda do ativo, foram calculados da seguinte forma:

$$\text{retornos não realizados} = \frac{\text{cotação de fechamento do ativo}}{\text{preço médio de compra}}$$

- j) os retornos não realizados foram calculados supondo a venda de toda a posição do investidor naquele ativo;
- k) uma vez que a tabela de operações, cedida pela BMFBovespa, não estava atualizada por proventos, esta correção foi necessária, conforme detalhes a seguir:
- no caso de agrupamentos e desdobramentos (*splits / inplits*), os preços de compra foram multiplicados pela razão do evento, obtida pelo pacote *Quantmod* do R, importando os dados do portal *Yahoo Finance*;
 - O cálculo dos dividendos e juros sobre capital próprio foi realizado importando os dados do *Yahoo Finance* pelo pacote *Quantmod* do R (ver código no Apêndice A.2);

- a programação em PythonTM rodou por ativos, agregando os dados a nível do investidor. O identificador de cada investidor foi o CPF / CNPJ mascarado por uma codificação desenvolvida pela própria BMFBovespa, sem que o pesquisador tivesse acesso aos dados reais, preservando a identidade e garantindo o sigilo de cada investidor.

Essas restrições se fizeram necessárias para viabilizar o estudo. Contudo, as restrições criadas acabaram por criar algumas limitações, como:

- a) os ativos comprados em operações anteriores a janeiro de 2012 foram totalmente desconsiderados, fazendo com que o preço médio calculado no algoritmo em PythonTM fosse uma *proxy*, e não um valor completamente representativo da realidade. Este é o mesmo procedimento já adotado por outros pesquisadores, como Odean (1998);
- b) certamente existem investidores na Bolsa que possuem um comportamento de longo prazo, realizando pouquíssimas transações ao longo de um ano. O comportamento desse tipo de investidor pode não ter sido contemplado nas análises desta pesquisa.

O algoritmo em PythonTM foi responsável por consolidar os dados em uma única matriz de dados em uma base em MySQL, informando todas as observações de retorno de cada operação, tanto realizados quanto não realizados. Para que o algoritmo pudesse trabalhar corretamente foi necessário realizar a entrada dos seguintes dados:

- Cotação: preço de fechamento das ações em pregões da BMFBovespa;
- Dividendos: data e valor dos dividendos pagos aos acionistas como remuneração ao capital próprio;
- Razão de *splits/inplits*: data e razão do evento ocorrido, tanto agrupamentos (*inplits*) quanto desdobramentos (*splits*).

Essa correção se fez necessária porque os dados das operações de compra e venda, cedidos pela BMFBovespa, não estavam corrigidos por proventos. Então foram realizados os ajustes necessários para que fosse possível construir as carteiras dos investidores no algoritmo que

alimentava a base de dados. Estes dados de proventos foram coletados da base do *Yahoo Finance*, por meio do pacote *Quantmod*, elaborado na linguagem R (RYAN, 2015). O código desenvolvido está disponível no Apêndice A.2.

6.2.2.1 Exemplo da tabela de dados após a criação das carteiras

A Tabela 10 apresenta um exemplo de uma operação de compra atrelada a uma respectiva venda posterior. Esse exemplo é o caso mais simples de operação e é apresentado na tabela para facilitar a compreensão do leitor. A operação apresentada na Tabela 10 durou apenas 3 dias até ser finalizada. Nesse exemplo, o investidor sob análise vendeu todos os seus ativos da ação “ITSA4”. Contudo, em diversas outras situações ao longo da base de dados, os investidores realizaram vendas ou compras parciais. Nos casos de operações parciais foi utilizado o critério do preço e do prazo médio, calculado da maneira “*first in, first out*” - FIFO.

Tabela 10 – Exemplo dos dados não tabulados

Data	Ação	Operação	ID do investidor	Tipo	País	PMC	Qtde
19/06/12	ITSA4	C	46800000177035		BRA	9,14	800
22/06/12	ITSA4	V	46800000177035		BRA	8,47	800

Nota: Esta tabela é um exemplo de uma operação no formato original dos dados, isto é, sem tratamento ou tabulação. Neste caso o investidor é uma pessoa física (tipo do investidor = 1) que comprou 800 ações do ativo ITSA4 e vendeu toda sua posição após 3 dias. PMC é o preço médio de compra e “ID do investidor” é um número mascarado do CPF ou CNPJ do investidor. Por questões de segurança dos dados, não tivemos acesso aos números reais desses cadastros.

Após executar o algoritmo em PythonTM e consolidar todas as operações na base de dados em MySQL, os dados resultantes ficaram como é apresentado na Tabela 11. A tabela apresenta o preço médio de compra (PMC); os retornos diários na base “1”, ou seja, para encontrar o retorno em percentual basta subtrair “1” do valor de retorno na base “1” encontrado e multiplicar por 100; o número de dias de duração da operação; e uma variável binária que indica se o investidor realizou uma venda do ativo em determinado período (realizado = 0), ou reteve o ativo em carteira em dado período (realizado = 1).

Tabela 11 – Exemplo dos dados tabulados

ID do investidor	Ti-poAção	Qtde em carteira	PMC	Retorno na base 1	Dias	Data	Realizado
46800000177035	1 ITSA4	800	9,14	0,9701	1	20/06/12	0
46800000177035	1 ITSA4	800	9,14	0,9280	2	21/06/12	0
46800000177035	1 ITSA4	800	9,14	0,9267	3	22/06/12	1

Nota: Esta tabela é um exemplo de uma operação após passar pelo algoritmo desenvolvido em Python. Neste caso o mesmo investidor da Tabela 10 realizou uma operação de 3 dias, na qual ele teve dois retornos não realizados (Realizado = 0) e um retorno realizado, que, neste exemplo, finalizou a operação, gerando um retorno negativo de $0.9267 - 1$, ou $-7,33\%$.

6.3 Resultados

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos. Inicialmente são apresentadas algumas estatísticas descritivas sobre os retornos obtidos nas operações. Depois, seguem os resultados acerca da abordagem de [Odean \(1998\)](#) para mensurar o efeito disposição. Finalmente, são reportados os resultados obtidos com a análise da propensão à venda do investidor brasileiro, com abordagem inspirada em [Kaustia \(2010\)](#).

6.3.1 Estatísticas descritivas dos retornos

A Tabela 12 mostra as estatísticas dos retornos por tipo de investidor. A tabela está organizada por ordem decrescente para o retorno médio de todas as operações de vendas realizadas pelos investidores.

Portanto, a Tabela 12 considera apenas os retornos que efetivamente foram obtidos, deixando de lado os retornos não realizados, os quais são necessários para as análises do efeito disposição. Percebe-se que os investidores institucionais são os que estão nas primeiras linhas da tabela, indicando que obtiveram as maiores médias de retornos durante os 2 anos e 10 meses de análise.

Além disso, a Tabela 12 apresenta um coeficiente de risco/retorno (DP/R_m), que relaciona o desvio padrão dos retornos dos investidores com seus retornos médios. A razão resultante mostra o quanto cada tipo de investidor está disposto a assumir de risco para cada unidade adicional de retorno.

Os investidores pessoa física e pessoa física profissional de mercado, apesar de não terem apresentado os maiores retornos e nem os

maiores desvios padrões, ficaram entre os tipos de investidores com maior coeficiente DP/R_m , indicando que, proporcionalmente aos retornos obtidos, foram os investidores que correram mais risco em suas operações.

Ainda na Tabela 12, além dos dados de retornos e de risco, foram também incluídas estatísticas descritivas sobre o total de operações de venda e de observações utilizadas nas análises desse ensaio. É preciso observar que para os casos em que foram constatadas poucas observações, as estatísticas de retornos podem não representar o real comportamento do tipo de investidor em questão.

6.3.2 Análise do coeficiente de disposição

A Tabela 13 apresenta o resultado do coeficiente disposição conforme proposto por Odean (1998). A tabela apresenta o resultado para todos os tipos de investidores. Enquanto a Tabela 12 está organizada do maior retorno médio para o menor, a Tabela 13 está organizada também em ordem decrescente, mas para o coeficiente de disposição.

Ao comparar as Tabelas 12 e 13 percebe-se que os investidores institucionais com maior retorno médio nas operações de vendas realizadas estão entre os tipos de investidores com menor coeficiente de disposição. Apesar do foco dessa pesquisa não ter sido analisar relações causais entre retorno e o efeito disposição, as tabelas aqui apresentadas mostram que, em média, os investidores com maiores retornos foram também os que possuíram menores coeficientes de disposição, mensurado pela abordagem de Odean (1998).

Nesse mesmo sentido, essa pesquisa corrobora Odean (1998, p.1797), o qual afirma que os investidores individuais demonstraram uma significativa preferência em vender ativos ganhadores e manter ativos perdedores. Para o autor, esse comportamento do investidor não parece ser motivado pelo desejo de rebalancear a carteira. Nem é justificado pelo subsequente desempenho da carteira. Isto leva, na verdade, a baixos retornos (ODEAN, 1998, p. 1797).

Uma das diferenças que pode ser percebida entre os resultados com dados reais de mercado desse ensaio e resultados de dados experimentais, tanto do ensaio anterior quanto de outras pesquisas (PRATES, 2012; da Costa Jr. et al., 2013), é que as proporções - PGR e PLR - foram consideravelmente menores nas análises com dados reais de mercado na presente pesquisa.

Para facilitar a observação, a Figura 6 complementa a análise da Tabela 13, contendo os resultados do coeficiente de disposição, proporção de ganhos e de perdas realizadas. A Figura 6 contém os principais tipos de investidores em termos de quantidade de observações. Os doze tipos diferentes de investidores apresentados na Figura 6 foram responsáveis por 99,95% do total de observações, sendo chamados neste ensaio de “principais tipos de investidores”. O gráfico está estruturado do maior para o menor coeficiente de disposição.

Figura 6 – CD, PGR e PPR para os principais tipos de investidores

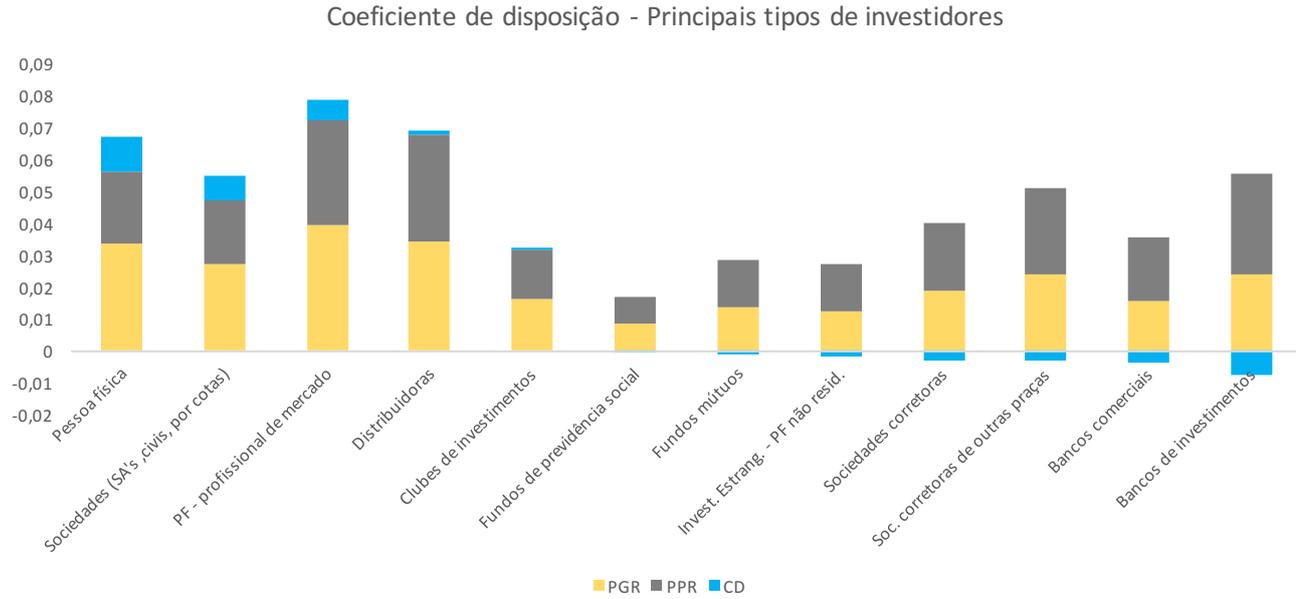


Tabela 12 – Estatísticas descritivas de retorno e vendas

Investidor	Retorno médio (%)	Retorno máximo (%)	Retorno mínimo (%)	Desvio padrão (%)	DP/R_m	Total de vendas	Total de vendas não realizadas	Total de observações
Bolsas de valores e mercadorias	34,70	139,33	-34,56	73,99	2,13	3	1.049	1.052
Empresas e órgãos Públicos	14,30	118,81	-48,99	30,11	2,11	69	5.222	5.291
Companhias seguradoras	13,72	236,52	-96,67	33,69	2,46	1.399	166.105	167.504
Fundos de previdência social	7,01	1.396,17	-98,99	55,17	7,87	66.750	7.866.371	7.933.060
Invest. Estrang. com CGP	6,09	108,06	-97,61	23,72	3,90	262	43.285	43.547
Invest. Estrang. - PF não resid.	3,99	1.620,35	-99,60	39,22	9,83	1.916.917	141.175.461	143.090.293
Clubes de investimentos	3,83	1.440,03	-99,59	40,41	10,55	336.100	20.940.128	21.275.159
Bancos comerciais	3,64	698,72	-99,38	30,13	8,28	71.819	4.030.940	4.102.592
Fundos mútuos	3,34	1.458,24	-99,42	31,10	9,31	3.033.515	210.268.913	213.298.166
Bancos de investimentos	3,01	694,38	-98,29	20,56	6,83	9.438	339.481	348.878
Invest. Estrang. - PJ não resid.	2,84	29,50	-42,10	20,77	7,31	21	1.392	1.413
Outras pessoas jurídicas	2,54	588,20	-97,95	26,28	10,35	3.278	148.961	152.217
Sociedades (SA's, civis, cotas)	2,47	1.387,42	-99,59	31,66	12,82	174.086	7.155.491	7.328.436
Distribuidoras	1,98	1.302,73	-98,94	46,82	23,65	45.059	1.290.643	1.335.536
Sociedades corretoras	1,97	1.412,32	-99,40	24,56	12,47	151.056	7.294.047	7.442.454
Soc. corret. de outras praças	1,51	870,07	-99,10	30,01	19,87	46.572	1.765.297	1.811.357
Pessoa física	1,03	1.517,41	-99,68	22,54	21,88	9.185.020	321.381.637	330.485.350
PF - profissional de mercado	0,88	1.793,75	-99,44	18,99	21,58	136.471	3.585.725	3.719.954
PF - invest não resid. (antigo)	-0,59	14,54	-26,80	10,42	-17,66	11	1.862	1.873
Soc. financ. e de crédito imob.	-1,35	15,67	-70,42	9,65	-7,15	71	3.316	3.387

Notas: a tabela apresenta as estatísticas descritivas das operações de vendas realizadas durante o período de janeiro de 2012 até outubro de 2014. A tabela está organizada por ordem decrescente do retorno médio. Os valores de retornos representam o ganho percentual obtido em cada operação de venda realizada. O tipo de investidor com retorno médio mais elevado é composto pelas “bolsas de valores e mercadorias”. No entanto, deve-se ter cuidado com a interpretação desse resultado, pois esse tipo de investidor possuiu apenas 3 operações de vendas realizadas durante todo o período de análise. Percebe-se que todos os investidores com maior retorno são institucionais. Os três tipos de investidores pessoa física cadastrados na Bolsa estão ao fim da tabela, entre os últimos em termos de retorno médio. A tabela também apresenta o indicador “ DP/R_m ”, que é resultado da divisão do desvio padrão dos retornos pelo retorno médio, mostrando o quanto cada tipo de investidor assume de risco para cada unidade de retorno. Vale ressaltar que os investidores “pessoa física” e “pessoa física profissional de mercado” estão entre os tipos de investidores que assumiram maiores riscos em suas operações – em termos médios.

Tabela 13 – Coeficiente de disposição por tipo de investidor

Investidor	N_{gr}	N_{gp}	N_{pr}	N_{pp}	PGR	PPR	CD	$X^2_{(PGR \neq PPR)}$
Invest. Estrang. - PJ não resid.	13	310	8	1.082	0,0402	0,0073	0,0329	16,3***
Soc. financ. e de crédito imob.	43	1.371	28	1.945	0,0304	0,0142	0,0162	9,8***
Pessoa física	5.107.982	147.096.274	3.995.731	174.285.363	0,0336	0,0224	0,0111	380.890,6***
Companhias seguradoras	1.163	83.862	236	82.243	0,0137	0,0029	0,0108	590,2***
Outras pessoas jurídicas	1.878	70.205	1.378	78.756	0,0261	0,0172	0,0089	141,8***
Sociedades (SA's, civis, cotas)	100.449	3.571.944	72.496	3.583.547	0,0274	0,0198	0,0075	4.500,1***
PF - profissional de mercado	73.151	1.784.142	61.078	1.801.583	0,0394	0,0328	0,0066	1.162,8***
Empresas e orgaos Públicos	58	4.055	11	1.167	0,0141	0,0093	0,0048	1,3
Invest. Estrang. com CGP	173	22.575	89	20.710	0,0076	0,0043	0,0033	19,5***
PF - invest não resid. (antigo)	6	808	5	1.054	0,0074	0,0047	0,0026	0,2
Distribuidoras	21.009	591.887	23.884	698.756	0,0343	0,0331	0,0012	15,3***
Clubes de investimentos	188.328	11.387.620	146.703	9.552.508	0,0163	0,0151	0,0011	445,3***
Bolsas de valores e mercadoria	1	295	2	754	0,0034	0,0026	0,0007	0,0
Fundos de previdência social	37.142	4.463.157	29.547	3.403.214	0,0083	0,0086	-0,0004	29,3***
Fundos mútuos	1.619.669	116.436.564	1.409.584	93.832.349	0,0137	0,0148	-0,0011	4.396,3***
Invest. Estrang. - PF não resid.	1.018.260	79.675.695	896.572	61.499.766	0,0126	0,0144	-0,0018	8.163,7***
Sociedades corretoras	75.239	3.953.524	73.168	3.340.523	0,0187	0,0214	-0,0028	719,2***
Soc. corret. de outras praças	22.628	919.802	23.432	845.495	0,0240	0,0270	-0,0030	159,3***
Bancos comerciais	36.022	2.256.478	35.630	1.774.462	0,0157	0,0197	-0,0040	929,3***
Bancos de investimentos	5.046	205.390	4.351	134.091	0,0240	0,0314	-0,0074	176,5***

*significativo a 10% **significativo a 5% ***significativo a 1%

Notas: essa tabela mostra os resultados da abordagem de Odean (1998) aplicada a todos os investidores listados na bolsa brasileira. Os investidores pessoa física, incluindo os listados como profissionais de mercado, estão entre os tipos que mais apresentaram um coeficiente de disposição (CD) positivo. Os fundos de investimentos e outros investidores institucionais, por sua vez, apresentaram CD levemente negativo, mas com significância estatística. Vale ressaltar que o teste qui-quadrado de diferença de proporções realizado foi bilateral. Portanto, é preciso analisar a significância estatística em conjunto com o sinal do coeficiente de disposição.

6.3.3 Análise da propensão à venda do investidor brasileiro

Conforme já mencionado, foi estimada a propensão à venda do investidor brasileiro seguindo uma abordagem similar a de [Kaustia \(2010\)](#). A Tabela 14 mostra os coeficientes obtidos com a estimação dos modelos Logit. Cabe lembrar que o teste realizado para verificar a significância estatística dos coeficientes foi o teste de Wald. Foi rodado um modelo para cada tipo de investidor. No total, os dados cedidos pela BMFBovespa possuíam 20 tipos diferentes de investidores. Contudo, para realizar os testes estatísticos foi necessário que a amostra possuísse observações para todos os intervalos de retornos, em todos os tipos de investidores. Sendo assim, as regressões foram aplicadas aos 12 tipos de investidores com maior representatividade em termos de operações realizadas. Os demais tipos tiveram seus dados agregados e foram analisados conjuntamente. Os 12 principais tipos foram responsáveis por 99,95% de todas as operações realizadas na Bolsa durante o período estudado. Seguem detalhes sobre as classificações realizadas com os tipos de investidores.

- **12 tipos de investidores com maior representatividade:** bancos comerciais, bancos de investimentos, clubes de investimentos, distribuidoras, fundos de previdência social, fundos mútuos (fundos de investimentos), investidor estrangeiro pessoa física não residente, pessoa física, pessoa física profissional de mercado, sociedades corretoras de outras praças, sociedades (SA's, civis, por cotas), sociedades corretoras;
- **demais tipos de investidores:** investidor estrangeiro pessoa jurídica não residente, sociedades financeiras e de crédito imobiliário, companhias seguradoras, outras pessoas jurídicas, empresas e orgaos públicos, investidor estrangeiro com CGP¹, investidor não residente (antigo), bolsas de valores e mercadorias.

Sobre a análise dos coeficientes apresentados na Tabela 14, algumas observações tornam-se relevantes. Em primeiro lugar, a maior parte dos coeficientes apresentou sinal negativo e significância estatística a pelo menos 1%. Isso ocorreu porque o sinal do coeficiente indica o impacto na probabilidade estimada. Nesse modelo, para evitar a chamada *dummy variable trap*, foi retirada a variável *dummy* do intervalo

¹ Este é um tipo de investidor estrangeiro pessoa jurídica que atende requisitos de capital de giro próprio mínimos impostos pela BMFBovespa.

de retorno de $-0,5\%$ até $+0,5\%$ do modelo e incluído um vetor de “1s” – o intercepto. Sendo assim, a interpretação dos coeficientes deve ser feita em relação à probabilidade de ocorrência de retornos entre $-0,5\%$ até $+0,5\%$. Como nesse intervalo de retorno, em geral, houve uma alta probabilidade de ocorrência de vendas, então a maior parte dos coeficientes foi negativa.

Em segundo lugar, os bancos comerciais não apresentaram significância estatística para os coeficientes negativos mais extremos, com exceção do coeficiente representativo do intervalo com retornos inferiores a -70% . Esse resultado indica que, para esse tipo de investidor, grandes retornos negativos não influenciam de forma significativa o comportamento de venda.

Em terceiro lugar, nos fundos de previdência social, quase todos os intervalos de retorno, tanto negativos quanto positivos, apresentaram algum nível de significância estatística. Contudo, o primeiro intervalo positivo - de $0,05\%$ até 5% - não foi estatisticamente significativo, indicando que pequenos retornos positivos impactam pouco a propensão à venda dos fundos de previdência social.

Além disso, a Tabela 15 mostra as probabilidades estimadas com o modelo Logit. Para facilitar a visualização, as Figuras 7, 8 e 9 representam graficamente a tabela. Pela análise das probabilidades, percebe-se que o investidor pessoa física de maneira geral, incluindo o investidor pessoa física profissional de mercado, possuem uma propensão de venda entre os intervalos de retornos bastante diferente de alguns dos tipos de investidores institucionais mais representativos do mercado, como fundos de investimentos, clubes e bancos comerciais, por exemplo.

Tabela 14 – Coeficientes do modelo Logit

Painel A: intervalos negativos															
Tipo de investidor	-5%	-10%	-15%	-20%	-25%	-30%	-35%	-40%	-45%	-50%	-55%	-60%	-65%	-70%	<-70%
Bancos comerciais	-0,45 ***	-0,62 ***	-0,79 ***	-0,68 ***	-0,58 ***	-0,48 ***	-0,38 ***	-0,37 ***	-0,33 ***	-0,08	0,10	-0,07	-0,18	0,06	-3,44 ***
Bancos de investimentos	-0,66 ***	-0,99 ***	-1,14 ***	-1,38 ***	-1,72 ***	-1,46 ***	-1,60 ***	-1,87 ***	-2,01 ***	-1,14 ***	-3,10 ***	-1,79 ***	-0,02	-48,60 ***	-3,46 ***
Clubes de investimentos	-0,42 ***	-0,70 ***	-0,84 ***	-0,83 ***	-0,82 ***	-0,70 ***	-0,67 ***	-0,69 ***	-0,75 ***	-0,90 ***	-0,75 ***	-0,97 ***	-0,95 ***	-0,85 ***	-1,98 ***
Demais tipos	-0,67 ***	-1,32 ***	-1,61 ***	-1,79 ***	-1,64 ***	-1,80 ***	-1,58 ***	-1,18 ***	-1,19 ***	-1,65 ***	-0,91 ***	-1,17 ***	-0,54 ***	-1,02 ***	-1,64 ***
Distribuidoras	-0,80 ***	-1,10 ***	-1,35 ***	-1,40 ***	-1,45 ***	-2,35 ***	-1,58 ***	-0,64 ***	-1,09 ***	-1,47 ***	-1,50 ***	-1,33 ***	-2,25 ***	-2,07 ***	-3,91 ***
Fundos de previdência social	0,08 ***	0,13 ***	0,18 ***	0,27 ***	0,48 ***	0,59 ***	0,50 ***	0,34 ***	0,27 ***	0,35 ***	0,50 ***	0,60 ***	0,76 ***	1,19 ***	-0,41 ***
Fundos mútuos	-0,27 ***	-0,43 ***	-0,46 ***	-0,37 ***	-0,29 ***	-0,16 ***	-0,11 ***	-0,14 ***	-0,11 ***	-0,07 ***	-0,04 ***	-0,06 ***	0,06 ***	0,18 ***	-2,15 ***
Invest. Estrang. - PF não resid.	-0,51 ***	-0,83 ***	-0,95 ***	-0,89 ***	-0,82 ***	-0,69 ***	-0,62 ***	-0,66 ***	-0,60 ***	-0,73 ***	-0,66 ***	-0,58 ***	-0,54 ***	-0,34 ***	-2,29 ***
Pessoa física	-0,82 ***	-1,47 ***	-1,83 ***	-1,96 ***	-2,03 ***	-2,02 ***	-2,01 ***	-2,07 ***	-2,13 ***	-2,22 ***	-2,20 ***	-2,31 ***	-2,34 ***	-2,15 ***	-3,40 ***
PF - profissional de mercado	-0,97 ***	-1,51 ***	-1,83 ***	-1,86 ***	-1,99 ***	-1,87 ***	-1,86 ***	-2,03 ***	-2,24 ***	-2,27 ***	-2,13 ***	-2,46 ***	-2,24 ***	-2,22 ***	-3,36 ***
Soc. corretoras de outras praças	-0,74 ***	-1,16 ***	-1,46 ***	-1,47 ***	-1,46 ***	-1,19 ***	-1,23 ***	-1,04 ***	-0,91 ***	-0,83 ***	-0,97 ***	-1,10 ***	-1,13 ***	-1,08 ***	-3,52 ***
Sociedades (SA's ,civis, por cotas)	-0,89 ***	-1,48 ***	-1,76 ***	-1,86 ***	-1,85 ***	-1,91 ***	-1,89 ***	-1,85 ***	-1,80 ***	-2,06 ***	-2,01 ***	-2,04 ***	-2,07 ***	-1,95 ***	-2,77 ***
Sociedades corretoras	-1,06 ***	-1,58 ***	-1,79 ***	-1,81 ***	-1,76 ***	-1,78 ***	-1,90 ***	-1,81 ***	-1,86 ***	-1,94 ***	-1,86 ***	-1,85 ***	-1,65 ***	-1,34 ***	-2,96 ***

Painel B: intervalos positivos															
Tipo de investidor	5%	10%	15%	20%	25%	30%	35%	40%	45%	50%	55%	60%	65%	70%	>70%
Bancos comerciais	-0,53 ***	-0,78 ***	-0,87 ***	-0,89 ***	-0,70 ***	-0,84 ***	-0,76 ***	-0,83 ***	-0,84 ***	-0,54 ***	-0,52 ***	-0,91 ***	-1,07 ***	-1,07 ***	-2,10 ***
Bancos de investimentos	-0,65 ***	-0,92 ***	-1,22 ***	-1,48 ***	-1,83 ***	-1,77 ***	-1,87 ***	-2,12 ***	-1,85 ***	-2,61 ***	-1,91 ***	-1,44 ***	-2,01 ***	-2,39 ***	-2,93 ***
Clubes de investimentos	-0,22 ***	-0,54 ***	-0,63 ***	-0,62 ***	-0,67 ***	-0,74 ***	-0,87 ***	-0,94 ***	-0,82 ***	-0,97 ***	-0,79 ***	-0,81 ***	-0,96 ***	-0,93 ***	-1,93 ***
Demais tipos	-0,18 ***	-0,52 ***	-0,43 ***	-0,33 ***	-0,43 ***	-0,54 ***	-0,84 ***	-0,70 ***	-1,20 ***	-1,03 ***	-1,11 ***	-1,01 ***	-1,09 ***	-1,25 ***	-1,90 ***
Distribuidoras	-0,70 ***	-0,97 ***	-1,34 ***	-1,49 ***	-1,55 ***	-1,48 ***	-1,54 ***	-1,52 ***	-1,31 ***	-1,67 ***	-1,34 ***	-1,46 ***	-1,59 ***	-1,89 ***	-3,00 ***
Fundos de previdência social	0,03	0,09	0,28	0,44	0,46	0,57	0,56	0,72	0,60	0,72	0,76	0,89	0,97	1,00	-1,04 ***
Fundos mútuos	-0,27 ***	-0,42 ***	-0,41 ***	-0,35 ***	-0,30 ***	-0,28 ***	-0,24 ***	-0,28 ***	-0,16 ***	-0,14 ***	-0,04 ***	-0,08 ***	-0,08 ***	-0,15 ***	-1,86 ***
Invest. Estrang. - PF não resid.	-0,54 ***	-0,86 ***	-0,96 ***	-0,96 ***	-0,93 ***	-0,93 ***	-0,90 ***	-0,90 ***	-0,78 ***	-0,77 ***	-0,71 ***	-0,73 ***	-0,76 ***	-0,87 ***	-2,18 ***
Pessoa física	-0,34 ***	-0,95 ***	-1,24 ***	-1,41 ***	-1,49 ***	-1,60 ***	-1,71 ***	-1,84 ***	-2,06 ***	-2,20 ***	-1,81 ***	-1,96 ***	-2,18 ***	-2,28 ***	-3,20 ***
PF - profissional de mercado	-0,77 ***	-1,25 ***	-1,43 ***	-1,57 ***	-1,65 ***	-1,69 ***	-1,77 ***	-1,87 ***	-2,07 ***	-2,30 ***	-1,82 ***	-2,05 ***	-2,34 ***	-2,00 ***	-3,53 ***
Soc. corretoras de outras praças	-0,78 ***	-1,17 ***	-1,27 ***	-1,42 ***	-1,67 ***	-1,84 ***	-1,89 ***	-1,85 ***	-1,89 ***	-1,72 ***	-1,39 ***	-1,88 ***	-1,67 ***	-1,68 ***	-2,77 ***
Sociedades (SA's ,civis, por cotas)	-0,44 ***	-1,05 ***	-1,35 ***	-1,50 ***	-1,58 ***	-1,70 ***	-1,85 ***	-2,03 ***	-2,00 ***	-2,21 ***	-1,81 ***	-1,85 ***	-1,99 ***	-2,16 ***	-2,73 ***
Sociedades corretoras	-1,10 ***	-1,61 ***	-1,75 ***	-1,78 ***	-1,85 ***	-1,81 ***	-2,02 ***	-2,01 ***	-1,86 ***	-1,82 ***	-1,57 ***	-1,76 ***	-1,98 ***	-1,97 ***	-3,10 ***

*significativo a 10% **significativo a 5% ***significativo a 1%

Equação: $\text{logit}(\pi) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p + \epsilon$, sendo que x_p são p variáveis binárias que indicam a faixa percentual de retorno à qual determinada operação de venda é realizada ou potencial - está enquadrada.

Notas: cada percentual de retorno no cabeçalho da tabela representa o limite inferior para os intervalos de retornos negativos e o limite superior para os intervalos de retornos positivos. Por exemplo, "15%" representa o intervalo (0,1,0,15] e "-15%" representa o intervalo (-0,15, -0,1]. A tabela mostra os coeficientes estimados pelo modelo Logit para cada variável binária representativa de um intervalo de retorno. Para praticamente todos os coeficientes houve significância estatística inferior à 1% pelo teste de Wald, o que indica a robustez do modelo. No modelo, para evitar a chamada "dummy variable trap", foi retirada a variável *dummy* do intervalo de retorno de -0,5% até +0,5% do modelo e incluído um vetor de "uns" - o intercepto. Sendo assim, a interpretação dos coeficientes deve ser feita em relação à probabilidade de ocorrência de retornos entre -0,5% até +0,5%. Como nesse intervalo de retorno, em geral, houve uma alta probabilidade de ocorrência de vendas, então a maior parte dos coeficientes foi negativa.

Tabela 15 – Propensão à venda dos principais tipos de investidores

Painel A: intervalos negativos

Tipo de investidor	-5%	-10%	-15%	-20%	-25%	-30%	-35%	-40%	-45%	-50%	-55%	-60%	-65%	-70%	<-70%
Bancos comerciais	,001	,035	,028	,031	,037	,031	,024	,023	,023	,021	,019	,017	,015	,018	,021
Bancos de investimentos	,002	,000	,068	,012	,003	,023	,010	,011	,015	,017	,013	,018	,023	,027	,037
Clubes de investimentos	,004	,012	,011	,011	,013	,011	,013	,014	,014	,014	,012	,012	,012	,014	,018
Demais tipos	,006	,010	,017	,009	,012	,006	,009	,009	,006	,005	,006	,005	,006	,008	,015
Distribuidoras	,002	,011	,009	,023	,020	,020	,029	,046	,018	,009	,021	,022	,023	,029	,039
Fundos de previdência social	,005	,023	,015	,013	,012	,010	,009	,010	,012	,013	,011	,009	,009	,008	,008
Fundos mútuos	,002	,024	,022	,019	,020	,019	,018	,018	,018	,017	,015	,014	,013	,013	,016
Invest. Estrang. - PF não resid.	,003	,020	,016	,016	,015	,014	,016	,015	,015	,014	,012	,012	,011	,012	,017
Pessoa física	,003	,010	,008	,008	,009	,009	,010	,011	,011	,011	,011	,012	,013	,019	,036
PF - profissional de mercado	,004	,013	,013	,010	,014	,013	,013	,016	,019	,019	,017	,019	,019	,027	,045
Soc. corretoras de outras praças	,002	,024	,023	,023	,027	,031	,028	,025	,021	,021	,016	,016	,016	,022	,033
Sociedades (SA's ,civis, por cotas)	,005	,011	,009	,010	,010	,009	,012	,012	,011	,011	,012	,012	,013	,017	,030
Sociedades corretoras	,004	,021	,015	,013	,013	,012	,013	,013	,012	,014	,014	,013	,013	,017	,027

Painel B: intervalos positivos

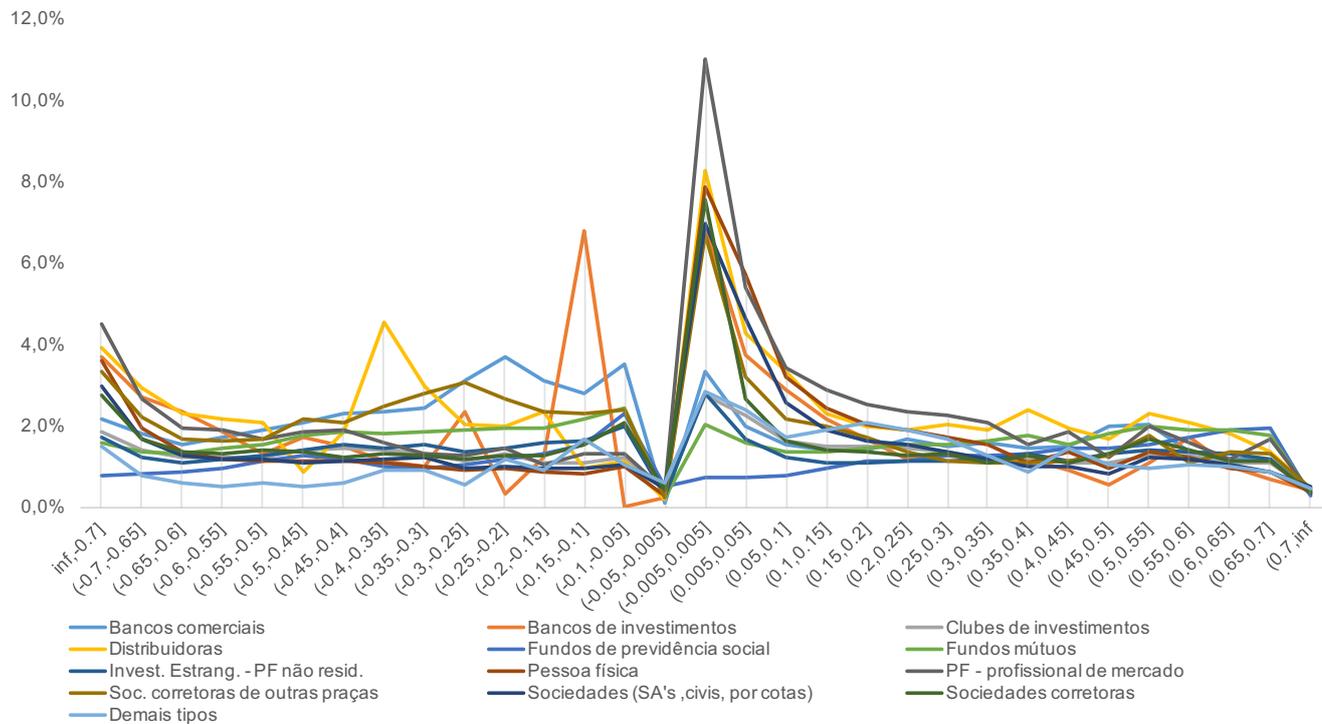
Tipo de investidor	5%	10%	15%	20%	25%	30%	35%	40%	45%	50%	55%	60%	65%	70%	>70%
Bancos comerciais	,020	,015	,014	,014	,017	,015	,016	,015	,015	,020	,020	,014	,012	,012	,004
Bancos de investimentos	,037	,029	,021	,017	,012	,012	,011	,009	,012	,005	,011	,017	,010	,007	,004
Clubes de investimentos	,022	,016	,015	,015	,014	,013	,012	,011	,012	,011	,013	,013	,011	,011	,004
Demais tipos	,024	,017	,019	,021	,019	,017	,013	,014	,009	,010	,010	,011	,010	,008	,004
Distribuidoras	,043	,033	,023	,020	,019	,020	,019	,019	,024	,017	,023	,021	,018	,013	,004
Fundos de previdência social	,007	,008	,009	,011	,011	,013	,013	,015	,013	,015	,015	,017	,019	,019	,003
Fundos mútuos	,016	,013	,014	,014	,015	,016	,016	,015	,017	,018	,020	,019	,019	,018	,003
Invest. Estrang. - PF não resid.	,016	,012	,011	,011	,011	,011	,011	,011	,013	,013	,014	,014	,013	,012	,003
Pessoa física	,057	,032	,024	,020	,019	,017	,015	,013	,011	,009	,014	,012	,010	,009	,003
PF - profissional de mercado	,054	,034	,029	,025	,023	,022	,021	,019	,015	,012	,020	,016	,012	,016	,004
Soc. corretoras de outras praças	,032	,022	,020	,017	,013	,011	,011	,011	,011	,013	,018	,011	,013	,013	,004
Sociedades (SA's ,civis, por cotas)	,046	,026	,019	,016	,015	,013	,012	,010	,010	,008	,012	,012	,010	,009	,005
Sociedades corretoras	,026	,016	,014	,014	,013	,013	,011	,011	,013	,013	,017	,014	,011	,011	,004

*significativo a 10% **significativo a 5% ***significativo a 1%

Equação: $\text{logit}(\pi) = \beta_0 + \beta_1 x_1 \dots + \beta_p x_p + \epsilon$, sendo que x_p são p variáveis binárias que indicam a faixa percentual de retorno à qual determinada operação de venda – realizada ou potencial – está enquadrada.

Notas: cada percentual de retorno no cabeçalho da tabela representa o limite inferior para os intervalos de retornos negativos e o limite superior para os intervalos de retornos positivos. Por exemplo, “15%” representa o intervalo (0,1,0,15] e “-15%” representa o intervalo [-0,15,-0,1]. A tabela mostra a probabilidade de ocorrência de uma venda, dado que uma operação realizada pelo investidor encontra-se com retorno enquadrado em determinado intervalo de retorno. As probabilidades foram estimadas conforme modelo Logit explicado no texto.

Figura 7 – Propensão à venda para os principais tipos de investidores



A Figura 7 mostra a propensão à venda de cada tipo de investidor da BMFBovespa, encontrada por meio da probabilidade estimada do efeito marginal de cada variável no comportamento de venda do investidor. Na figura é difícil perceber as diferenças na propensão à venda devido à grande quantidade de tipos de investidores no gráfico. Para melhorar a visualização, a Figura 7 foi segregada em duas novas figuras (8 e 9), contendo os tipos mais relevantes de investidores pessoa física e institucionais.

A Figura 8 mostra o comportamento de propensão à venda das pessoas físicas, sociedades em geral e sociedades corretoras. Esses investidores possuíram um comportamento bastante similar quanto à probabilidade de realizar uma venda. Apresentaram claramente uma maior propensão à venda em pequenos intervalos positivos de retornos - principalmente até +10%. Depois de +10%, de forma geral, quanto maior o retorno positivo, menor foi a probabilidade de uma venda ser realizada para esses investidores. Operações com retornos extremos positivos apresentaram uma probabilidade ínfima de realização de uma venda.

Ainda para os investidores mencionados na Figura 8, para os intervalos negativos a probabilidade de realização de uma venda foi bastante baixa, especialmente para os menores retornos negativos (até -5%), em que a probabilidade de realização de uma venda foi praticamente igual a zero. Para os demais níveis de retornos negativos a propensão à venda para os investidores da Figura 8 se manteve relativamente constante, sendo que se tornou maior nos retornos extremos negativos (menores do que -60%).

Já a Figura 9 mostra os resultados da propensão à venda para fundos de investimentos, clubes de investimentos, fundos de previdência social e investidores estrangeiros. Quanto aos pequenos retornos positivos (até +10%), os investidores estrangeiros e clubes de investimentos possuíram uma maior probabilidade de venda em relação aos respectivos intervalos de retorno no âmbito negativo (até -10%). Já os os fundos mútuos (fundos de investimentos) e fundos de previdência social possuíram uma maior propensão à venda nos intervalos de retorno de 0% até -10% do que nos intervalos positivos até +10%.

Ainda na Figura 9, para os fundos de previdência social, a probabilidade de realizar uma venda nos intervalos de retornos positivos mostrou-se baixa nos pequenos ganhos, mas tornou-se cada vez maior à medida em que uma operação resultava em maior retorno. Con-

tudo, para retornos positivos extremos, os fundos de previdência social demonstraram uma baixa propensão à venda, assim como os demais tipos de investidores apresentados na Figura 9.

Figura 8 – Propensão à venda para pessoa física e sociedades

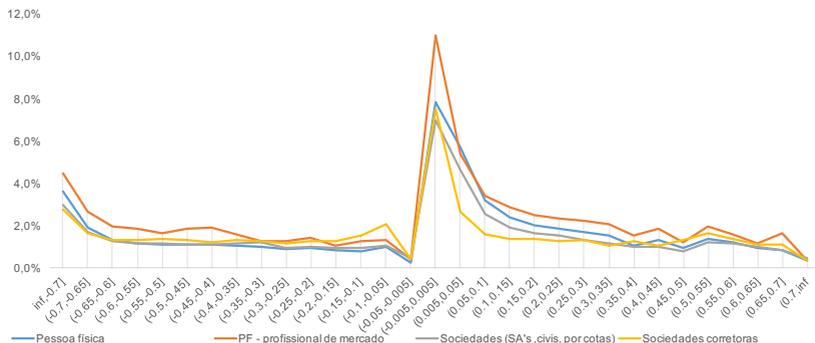
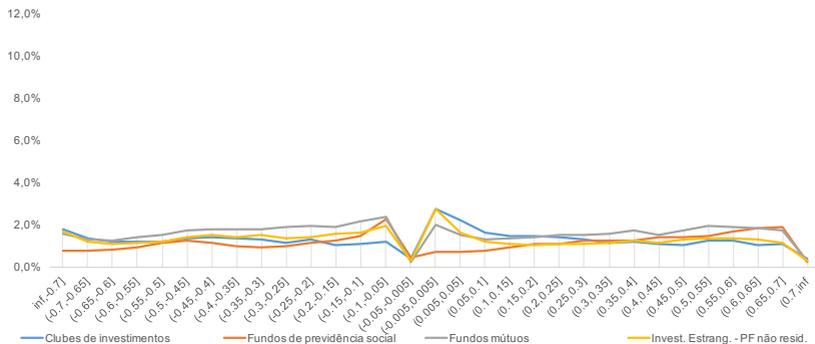


Figura 9 – Propensão à venda para investidores institucionais e estrangeiros



6.4 Considerações finais do segundo ensaio

Esse ensaio possui grande relevância em seus resultados por trabalhar com uma base de dados de investidores reais, representativa

de todo o mercado de ações brasileiro, durante 2 anos e 10 meses. Todas as análises realizadas foram segregadas por tipo de investidor, considerando a classificação de uso da BMFBovespa.

Em um primeiro momento foi analisado o coeficiente de disposição, obtido por meio da subtração da proporção de ganhos realizados da proporção de perdas realizadas - conforme [Odean \(1998\)](#). Os resultados encontrados seguem a linha de pesquisas já realizadas, como [Odean \(1998\)](#), [Frazzini \(2006\)](#), [da Costa Jr et al. \(2007\)](#), e indicam que investidores pessoa física são afetados pelo efeito disposição em um maior nível que os investidores institucionais de maneira geral. Além disso, alguns dos tipos de investidores que apresentaram maior coeficiente de disposição obtiveram baixos níveis de retorno médio, como foi o caso das pessoas físicas.

Em um segundo momento foi feita uma análise da propensão à venda dos investidores diante de diversos níveis de retornos. Os resultados corroboram [Kaustia \(2010\)](#) em alguns aspectos, mas divergem em outros. Por exemplo, a propensão à venda encontrada no trabalho de [Kaustia \(2010\)](#) foi em geral maior em todos os intervalos de retornos positivos quando comparados com os intervalos de retornos negativos. Contudo, nesta pesquisa, apenas nos pequenos retornos positivos – até cerca de +15% – a maior parte dos investidores apresentou uma maior propensão à venda em relação aos intervalos de retornos negativos.

Um dos resultados mais evidentes deste ensaio é que todos os tipos de investidores apresentaram uma baixíssima propensão à venda em operações com pequenos retornos negativos (até -5%). Em contrapartida, todos os tipos de investidores apresentaram uma maior propensão à venda em retornos de até +5% quando feita uma comparação com a propensão à venda para até -5%. Ou seja, os resultados mostram que para todos os tipos de investidores a propensão à venda se torna menor no ponto em que uma operação deixa de ter retorno positivo e passa a ter retorno negativo. No entanto, existem diferenças expressivas entre a intensidade das probabilidades de venda em relação aos intervalos de retornos dependendo do tipo de investidor.

Pela variação da probabilidade de venda nos diferentes intervalos de retornos, os resultados mostram que alguns investidores possuíram um comportamento dentro do que é previsto na literatura no efeito disposição, ou seja, uma forte tendência a realizar pequenos ganhos e reter as perdas.

A literatura de finanças comportamentais mostra que o efeito

experiência de mercado pode auxiliar na redução de alguns vieses comportamentais, como o efeito dotação (LIST, 2003) e o efeito disposição (da Costa Jr et al., 2007; da Costa Jr. et al., 2013), por exemplo. Da mesma maneira, os resultados aqui encontrados apontam para a possibilidade de que a experiência pode ser um fator que leva a reduzir o impacto gerado pelo efeito disposição; e também que provoca uma mudança no comportamento de propensão à venda. Além disso, na análise da propensão à venda percebeu-se que mesmo investidores pessoa física classificados como profissionais de mercado apresentaram um comportamento de venda bastante similar ao investidor pessoa física. Apenas investidores institucionais mais sofisticados como fundos de investimentos e fundos de previdência social, por exemplo, mostraram diferenças mais claras na propensão à venda em relação aos investidores pessoas físicas.

Por fim, é possível relacionar os resultados obtidos neste ensaio, especialmente os que foram obtidos com investidores do tipo pessoa física, com a literatura que discorre acerca do padrão quádruplo (TVERSKY; KAHNEMAN, 1992; HARBAUGH; KRAUSE; VESTERLUND, 2009). Uma vez que pequenos ganhos e perdas, como por exemplo $+2\%$ e -2% , são mais prováveis de ocorrer do que grandes ganhos e perdas, como por exemplo $+70\%$ e -70% , é possível relacionar o gráfico da Figura 8 com o padrão quádruplo da seguinte forma:

- um ganho pequeno é encarado como muito provável de ocorrer: os investidores são mais avessos ao risco e tendem a apresentar maior propensão à venda;
- um ganho grande é visto como pouco provável de ocorrer: os investidores são mais propensos ao risco e não vendem devido à esperança de ganhos ainda maiores, refletindo em uma menor propensão à venda;
- uma perda pequena é encarada como muito provável de ocorrer: isso gera um comportamento de propensão ao risco pela esperança de que a perda ainda pode se converter em um ganho, reduzindo a propensão à venda;
- uma perda grande é considerada como pouco provável de ocorrer: os investidores são mais avessos ao risco e tendem a vender mais – maior propensão à venda – para evitar perdas ainda maiores.

CONCLUSÃO

Na visão neoclássica de finanças, também conhecida como teoria moderna de finanças, uma das premissas é que os indivíduos obedecem aos axiomas da teoria da utilidade esperada, combinando crenças (distribuições de probabilidades) e preferências (função utilidade) na tomada de decisões (SHEFRIN, 2010). Porém, algumas evidências mostram que a proporção da população que se comporta conforme as premissas dessa teoria é baixa. Bruhin, Fehr-Duda e Epper (2010) estimam que este percentual fica em torno de 20%, indicando a relevância dos estudos com enfoque comportamental no campo das finanças.

Conforme explica Kaustia (2010), uma implicação da teoria do prospecto é que a propensão a vender uma ação declina à medida que o seu preço se distancia do preço de compra em qualquer direção. A TP afirma ainda que uma perda costuma gerar um impacto cerca de 2,25 vezes maior do que um ganho (KAHNEMAN; TVERSKY, 1979). Mais recentemente, alguns autores mostram que a probabilidade de realizar vendas possui um formato de V (BEN-DAVID; HIRSHLEIFER, 2012).

Essa tese corrobora os estudos em finanças comportamentais, sobretudo sobre a análise do comportamento de venda de variados tipos de investidores. Nos dois ensaios desenvolvidos foi feita uma análise do coeficiente de disposição e também da propensão à venda. Em ambos ensaios o investidor individual – pessoa física – apresentou maior CD do que investidores profissionais ou institucionais. A análise da propensão à venda, em termos gerais, mostrou que os investidores são mais propensos a realizar ganhos do que perdas, de forma coerente com o que afirma a literatura sobre o efeito disposição. Contudo, existem diferenças de comportamento quando a classificação da análise é segregada por tipo de investidor.

O primeiro ensaio foi experimental e mostrou que os investidores profissionais apresentaram um CD significativo, mas inferior ao dos indivíduos não profissionais. Já na análise da propensão à venda, os resultados indicam que os diferentes níveis de retornos não afetam tanto o comportamento quanto no caso do investidor individual.

No segundo ensaio percebeu-se que o investidor pessoa física médio realiza retornos inferiores aos principais tipos de investidores institucionais analisados, como fundos de previdência, fundos mútuos e bancos comerciais, por exemplo. Além disso, as pessoas físicas também estiveram entre os indivíduos que apresentaram maior coeficiente de

diposição e um comportamento de propensão à venda mais próximo do esperado pela literatura que define o efeito disposição, isto é, uma maior probabilidade de realizar ganhos do que perdas.

Ao comparar os resultados obtidos nos dois ensaios é importante fazer algumas considerações. Em primeiro lugar, no ensaio experimental os períodos e também os níveis de retornos obtidos nas operações não podem ser comparados diretamente com os resultados obtidos com dados reais no segundo ensaio. Isso ocorre porque as variações de preços das ações presentes na simulação experimental do primeiro ensaio estavam na base mensal, enquanto os dados reais do segundo ensaio trabalhavam com retornos diários. Por exemplo, obter 20% de retorno em uma operação no primeiro ensaio era muito mais provável do que no segundo. Além disso, o ensaio com dados reais possuía dados de diversos tipos de investidores, tanto pessoa física, quanto institucional, diferentemente do primeiro ensaio que analisou apenas investidores individuais experientes e não experientes.

De forma geral, essa tese mostra que o investidor brasileiro é afetado pelo efeito disposição em suas decisões. Embora o objetivo desse estudo não tenha sido verificar relações causais entre o efeito disposição e o retorno, percebe-se que os tipos de investidores com maior efeito disposição estavam entre os com menores retornos médios. Além disso, os investidores brasileiros possuem uma maior probabilidade de realizar ganhos do que perdas em praticamente todos os tipos de investidores. No entanto, os investidores pessoa física se mostraram muito mais propensos a realizar pequenos ganhos do que outros tipos de investidores institucionais. Por outro lado, para pequenas perdas, todos os tipos de investidores apresentaram uma baixa probabilidade de realizar vendas, provocando um comportamento na forma de “V” na propensão à venda para pequenos retornos, tanto negativos quanto positivos. Porém, esse comportamento na forma de “V” não foi tão expressivo para o investidor brasileiro como em [Ben-David e Hirshleifer \(2012\)](#), em que este padrão foi observado em toda a amplitude de retornos analisados.

Uma das questões a ser considerada em pesquisas futuras é o dinamismo do preço de referência. Conforme [Arkes et al. \(2008\)](#), o ponto de referência se move de acordo com ganhos ou perdas anteriores. Além disso, o ajustamento é assimétrico, pois as pessoas tendem a se adaptar mais facilmente a ganhos do que a perdas. Uma possível análise a ser explorada a respeito deste aspecto é considerar outros pontos de referência para definir ganhos ou perdas, como o último preço de compra, preço máximo ou mínimo, entre outros. Um segundo tópico

a ser explorado é o impacto do tempo de duração de uma operação no coeficiente de disposição, na propensão à venda e também nos níveis de retornos obtidos, com base nas metodologias de [Odean \(1998\)](#), [Grinblatt e Keloharju \(2001\)](#), [Kaustia \(2010\)](#) e [Ben-David e Hirshleifer \(2012\)](#). Por fim, um último tópico a ser explorado em pesquisas futuras é uma investigação detalhada sobre a capacidade da teoria do prospecto explicar o efeito disposição. A teoria do prospecto é uma das mais importantes referências para as finanças comportamentais, mas já tem sido questionada por alguns pesquisadores ([KAUSTIA, 2010](#)). A teoria do prospecto supõe que a propensão à venda reduz conforme há um distanciamento do preço de uma ação em carteira para qualquer direção, a partir do ponto de referência. Esta tese mostrou que a propensão à venda do investidor brasileiro não se comporta exatamente conforme os padrões da teoria do prospecto, tanto em um contexto experimental quanto com dados de mercado, abrindo caminho para o desenvolvimento de novos estudos.

REFERÊNCIAS

- ALLAIS, M. Le comportement de l'homme rationnel devant le risque: Critique des postulats et axiomes de l'Ecole Americain. *Econometrica*, v. 21, n. 4, p. 503–546, 1953. Citado na página 29.
- ANDREASSEN, P. Explaining the price-volume relationship: The difference between price changes and changing prices. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, v. 41, n. 3, p. 371–389, 1988. Citado na página 52.
- ARKES, H.; HIRSHLEIFER, D.; JIANG, D.; LIM, S. Reference point adaptation: Tests in the domain of security trading. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, v. 105, n. 1, p. 67–81, 2008. Citado na página 112.
- ARKES, H. R.; BLUMER, C. The psychology of sunk cost. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, v. 35, n. 1, p. 124–140, feb 1985. Citado na página 39.
- BARBERIS, N.; HUANG, M.; SANTOS, T. Prospect theory and asset prices. *Quarterly Journal of Economics*, v. 116, n. 1, p. 1–53, 2001. Citado 2 vezes nas páginas 42 e 43.
- BARBERIS, N.; THALER, R. A survey of behavioral finance. In: *Handbook of the Economics of Finance*. North-Holland: Elsevier, 2003. p. 1053–1128. Citado na página 35.
- BARBERIS, N.; XIONG, W. What drives the disposition effect? an analysis of a long-standing preference-based explanation. *Journal of Finance*, v. 64, n. 2, p. 751–784, 2009. Citado 6 vezes nas páginas 22, 39, 54, 55, 67 e 84.
- BARBERIS, N.; XIONG, W. Realization utility. *Journal of Financial Economics*, v. 104, n. 2, p. 251–271, 2012. Citado 3 vezes nas páginas 22, 24 e 67.
- BARDSLEY, N.; CUBITT, R.; LOOMES, G.; MOFFATT, P.; STARMER, C.; SUGDEN, R. *Experimental economics: Rethinking the rules*. Princeton: Princeton University Press, 2010. 375 p. Citado na página 46.
- BEN-DAVID, I.; HIRSHLEIFER, D. Are Investors Really Reluctant to Realize Their Losses? Trading Responses to Past Returns and

the Disposition Effect. *Review of Financial Studies*, v. 25, n. 8, p. 2485–2532, jul 2012. ISSN 0893-9454. Citado 3 vezes nas páginas 111, 112 e 113.

BENTHAM, J. *An introduction to the principles of morals and legislation*. London: Athlone Press, 1789. Citado na página 29.

BERNOULLI, D. Exposition of a new theory on the measurement of risk (original 1738). *Econometrica*, v. 22, n. 1, p. 22–36, 1954. Citado 5 vezes nas páginas 29, 30, 31, 32 e 40.

BMFBOVESPA. *BMFBovespa: perfil e histórico*. 2016. Disponível em: <<http://ri.bmfbovespa.com.br/static/ptb/perfil-historico.asp?idioma=ptb>>. Citado na página 89.

BRUHIN, A.; FEHR-DUDA, H.; EPPER, T. Risk and rationality: Uncovering heterogeneity in probability distortion. *Econometrica*, v. 78, n. 4, p. 1375–1412, 2010. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 111.

CHATTERJEE, S.; HADI, A. *Regression analysis by example*. 4. ed. Hoboken: John Wiley and Sons Inc, 2006. 375 p. Citado na página 62.

COVAL, J.; SHUMWAY, T. Do behavioral biases affect prices? *Journal of Finance*, v. 60, n. 1, p. 1–34, 2005. Citado na página 22.

CROSON, R. The method of experimental economics. *International Negotiation*, v. 10, n. 1, p. 131–148, 2005. Citado 3 vezes nas páginas 44, 46 e 87.

CROSON, R.; GÄCHTER, S. The science of experimental economics. *Journal of Economic Behavior and Organization*, v. 73, n. 1, p. 122–131, 2010. Citado 2 vezes nas páginas 44 e 87.

da Costa Jr., N.; GOULART, M.; CUPERTINO, C.; MACEDO, J.; SILVA, S. da. The disposition effect and investor experience. *Journal of Banking and Finance*, v. 37, n. 5, p. 1669–1675, 2013. Citado 8 vezes nas páginas 9, 11, 68, 72, 84, 88, 97 e 110.

da Costa Jr, N.; Macedo Jr., J.; ZINDEL, M. T. L.; ARRUDA, P. B. Efeito disposição e experiência no mercado financeiro. *Revista de Economia e Administração*, v. 6, n. 4, p. 447–463, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 109 e 110.

da Costa, Jr., N.; MINETO, C.; Da Silva, S. Disposition effect and gender. *Applied Economics Letters*, v. 15, n. 6, p. 411–416, 2008. Citado 4 vezes nas páginas 22, 50, 74 e 84.

- De Neys, W. Dual processing in reasoning: two systems but one reasoner. *Psychological Science*, v. 17, n. 5, p. 428–33, may 2006. ISSN 0956-7976. Citado na página 48.
- DHAR, R.; ZHU, N. Up close and personal: Investor sophistication and the disposition effect. *Management Science*, v. 52, n. 5, p. 726–740, 2006. Citado 5 vezes nas páginas 22, 52, 59, 60 e 61.
- DOMENCICH, T.; MCFADDEN, D. *Urban Travel Demand: A Behavioral Analysis*. New York: North-Holland Publishing Company, 1996. 215 p. Citado na página 64.
- EVANS, J. S. In two minds: dual-process accounts of reasoning. *Trends in Cognitive Sciences*, v. 7, n. 10, p. 454–459, oct 2003. ISSN 13646613. Citado 2 vezes nas páginas 48 e 49.
- FERRIS, S. P.; HAUGEN, R. A.; MAKHIJA, A. K. Predicting contemporary volume with historic volume at differential price levels: Evidence supporting the disposition effect. *Journal of Finance*, v. 43, n. 3, p. 677–697, 1988. Citado 2 vezes nas páginas 51 e 52.
- FORBES. *The world's biggest stock exchanges*. 2016. Disponível em: <<http://www.forbes.com/pictures/eddk45iglh/bmf-bovespa-brazil/>>. Citado na página 89.
- FRAZZINI, A. The Disposition Effect and Underreaction to News. *Journal of Finance*, v. 61, n. 4, p. 2017–2046, 2006. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 109.
- FRIEDMAN, D.; CASSAR, A. *Economics lab: an intensive course in experimental economics*. New York: Routledge, 2004. Citado 3 vezes nas páginas 45, 46 e 68.
- FRIEDMAN, M.; SAVAGE, L. J. The utility analysis of choices involving risk. *Journal of Political Economy*, v. 56, n. 4, p. 279, 1948. Citado na página 40.
- GENESOVE, D.; MAYER, C. Loss aversion and seller behavior: Evidence from the housing market. *Quarterly Journal of Economics*, v. 116, n. 4, p. 1233–1260, 2001. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 39.
- GRINBLATT, M.; KELOHARJU, M. What Makes Investors Trade? *The Journal Of Finance*, v. 56, n. 2, p. 549–578, 2001. Citado 11 vezes nas páginas 22, 54, 55, 61, 67, 68, 69, 73, 84, 88 e 113.

HARBAUGH, W. T.; KRAUSE, K.; VESTERLUND, L. The fourfold pattern of risk attitudes in choice and pricing tasks. *The Economic Journal*, v. 120, n. 545, p. 595–611, 2009. Citado 2 vezes nas páginas 43 e 110.

HARRIS, L. Discussion of predicting contemporary volume with historic volume at differential price levels: Evidence supporting the disposition effect. *Journal of Finance*, v. 43, n. 3, p. 698–699, 1988. Citado na página 53.

HARRISON, G.; LIST, J. Field experiments. *Journal of Economic Literature*, v. 42, n. 4, p. 1009–1055, 2004. Citado 4 vezes nas páginas 22, 46, 47 e 67.

HASTIE, R.; DAWES, R. *Rational Choice in an Uncertain World: The Psychology of Judgment and Decision Making*. 2. ed. Pittsburgh: SAGE Publications, 2010. 392 p. Citado na página 43.

HIRSHLEIFER, D. Investor psychology and asset pricing. *Journal of Finance*, v. 56, n. 4, p. 1533–1597, 2001. Citado 2 vezes nas páginas 52 e 54.

KAHNEMAN, D. A Perspective on Judgment and Choice: mapping bounded rationality. *American Psychologist*, v. 58, n. 9, p. 697–720, 2003. Citado na página 48.

KAHNEMAN, D.; KNETSCH, J.; THALER, R. Anomalies: the endowment effect, loss aversion, and status quo bias. *Journal of Economic Perspectives*, v. 5, n. 1, p. 193–206, 1991. Citado na página 39.

KAHNEMAN, D.; KNETSCH, J. L.; THALER, R. H. Experimental tests of the endowment effect and the Coase theorem. *Journal of Political Economy*, v. 98, n. 6, p. 1325–1348, 1990. Citado na página 39.

KAHNEMAN, D.; TVERSKY, A. Prospect theory: an analysis of decision under risk. *Econometrica*, v. 47, n. 2, p. 263–291, 1979. Citado 9 vezes nas páginas 32, 36, 40, 41, 43, 44, 50, 80 e 111.

KARSTEN, J.; BATTISTI, J. E. Y.; PACHECO, J. A. S. M. O efeito disposição: um estudo empírico no Brasil. In: *Sexto Encontro Brasileiro de Finanças*. Vitória: [s.n.], 2006. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 89.

- KAUSTIA, M. Prospect theory and the disposition effect. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, v. 45, n. 3, p. 791–812, 2010. Citado 26 vezes nas páginas 9, 11, 22, 23, 24, 39, 40, 41, 42, 52, 54, 56, 61, 67, 68, 69, 73, 80, 84, 88, 89, 96, 102, 109, 111 e 113.
- KLAYMAN, J.; SOLL, J. B.; GONZÁLEZ-VALLEJO, C.; BARLAS, S. Overconfidence: It depends on how, what, and whom you ask. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, v. 79, n. 3, p. 216–247, 1999. Citado na página 39.
- KNETSCH, J. The endowment effect and evidence of nonreversible indifference curves. *The American Economic Review*, v. 79, n. 5, p. 1277–1284, 1989. Citado na página 39.
- LAKONISHOK, J.; SMIDT, S. Volume for winners and losers: Taxation and other motives for stock trading. *Journal of Finance*, v. 41, n. 4, p. 951–974, 1986. Citado 2 vezes nas páginas 51 e 52.
- LICHTENSTEIN, S.; FISCHHOFF, B. Do Those Who Know More Also Know More about How Much They Know? *Organizational behavior and human performance*, v. 20, n. 1, p. 159–183, 1977. Citado na página 39.
- LIST, J. A. Does market experience eliminate market anomalies? *Quarterly Journal of Economics*, v. 118, n. 1, p. 41–71, 2003. Citado 2 vezes nas páginas 88 e 110.
- LOCKE, P.; ONAYEV, Z. Trade duration: Information and trade disposition. *Financial Review*, v. 40, n. 1, p. 113–129, 2005. Citado na página 22.
- LOCKE, P. R.; MANN, S. C. Professional trader discipline and trade disposition. *Journal of Financial Economics*, v. 76, n. 2, p. 401–444, 2005. Citado na página 22.
- LOEWENSTEIN, G. Experimental Economics From the Vantage-point of Behavioural Economics. *The Economic Journal*, v. 109, n. 453, p. 25–34, 1999. Citado na página 87.
- LUCCHESI, E. P. *O efeito disposição e suas motivações comportamentais: um estudo com base na atuação de gestores de fundos de investimento em ações*. 192 p. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2010. Citado na página 39.

- MACEDO JR., J. *Teoria do prospecto: uma investigação utilizando simulação de investimentos*. 203 p. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Santa Catarina, 2003. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 71.
- MARSHALL, A. *Princípios de economia: tratado introdutório*. São Paulo: Abril Cultural, 1982. Citado na página 31.
- MENGARELLI, F.; MORETTI, L.; FARALLA, V.; VINDRAS, P.; SIRIGU, A. Economic Decisions for Others: An Exception to Loss Aversion Law. *PLoS One*, v. 9, n. 1, 2014. Citado na página 56.
- MENKHOFF, L.; SCHMELING, M.; SCHMIDT, U. Overconfidence, experience, and professionalism: An experimental study. *Journal of Economic Behavior and Organization*, v. 86, n. 1, p. 92–101, 2013. Citado 4 vezes nas páginas 24, 39, 47 e 88.
- MULLAINATHAN, S.; THALER, R. Behavioral economics. 2000. Citado na página 35.
- NEUMANN, J. V.; FRÉCHET, M. Communication on the borel notes. *Econometrica*, v. 21, n. 1, p. 124–127, 1953. Citado na página 40.
- ODEAN, T. Are investors reluctant to realize their losses? *Journal of Finance*, v. 53, n. 5, p. 1775–1798, 1998. Citado 25 vezes nas páginas 9, 11, 22, 23, 24, 39, 42, 50, 52, 53, 54, 59, 60, 61, 68, 69, 72, 84, 88, 94, 96, 97, 101, 109 e 113.
- OLSEN, R. Behavioral finance and its implications for stock price volatility. *Financial Analysts Journal*, v. 54, n. 2, p. 10–18, 1998. Citado na página 36.
- PLOUS, S. *The Psychology of Judgment and Decision Making*. New York: McGraw-Hill, 1993. 352 p. Citado 2 vezes nas páginas 40 e 41.
- PRATES, W. *A tomada de decisão individual e em grupo*. Tese (Dissertação de mestrado) — Universidade Federal de Santa Catarina, 2012. Disponível em: <<http://repositorio.ufsc.br/handle/123456789/99256>>. Citado na página 97.
- RABIN, M. A perspective on psychology and economics. *European Economic Review*, v. 46, n. 4-5, p. 657–685, 2002. Citado na página 21.
- ROCKENBACH, B.; SADRIEH, A.; MATHAUSCHEK, B. Teams take the better risks. *Journal of Economic Behavior and Organization*, v. 63, n. 3, p. 412–422, 2007. Citado na página 56.

ROE, B. E.; JUST, D. R. Internal and External Validity in Economics Research: Tradeoffs between Experiments, Field Experiments, Natural Experiments, and Field Data. *American Journal of Agricultural Economics*, v. 91, n. 5, p. 1266–1271, 2009. Citado na página 87.

RYAN, J. A. *Quantmod*. 2015. Disponível em: <<http://www.quantmod.com>>. Citado na página 95.

RYAN, T. *Modern regression methods*. 2. ed. Hoboken: John Wiley & Sons, 2009. 642 p. Citado 3 vezes nas páginas 62, 63 e 64.

SAMUELSON, W.; ZECKHAUSER, R. Status quo bias in decision making. *Journal of Risk and Uncertainty*, v. 1, n. 1, p. 7–59, 1988. Citado na página 39.

SAURIN, V.; PRATES, W. R.; da Costa Jr, N. C. A.; ARMADA, M. J. d. R. O relacionamento entre o viés do status quo e o perfil de risco em tomadas de decisões financeiras. *Revista de Economia e Administração*, v. 10, n. 3, p. 415–436, 2011. Citado na página 39.

SEWELL, M. *Behavioural Finance*. London: University College London, 2007. Citado na página 35.

SHEFRIN, H. *Behavioralizing finance*. Hanover: Now Pub, 2010. Citado 7 vezes nas páginas 21, 35, 36, 38, 43, 50 e 111.

SHEFRIN, H.; STATMAN, M. The disposition to sell winners too early and ride losers too long: Theory and evidence. *Journal of Finance*, v. 40, n. 3, p. 777–790, 1985. Citado 8 vezes nas páginas 22, 39, 50, 51, 52, 53, 54 e 88.

SHLEIFER, A. *Inefficient markets: an introduction to behavioral finance*. New York: Oxford University Press Inc., 2000. 224 p. Citado na página 35.

SIMON, H. A. *Models of man: social and rational; mathematical essays on rational human behavior in society setting*. [S.l.]: Wiley, 1957. Citado na página 33.

SIMON, H. A. Rational decision making in business organizations. *The American Economic Review*, JSTOR, v. 69, n. 4, p. 493–513, 1979. Citado 2 vezes nas páginas 32 e 33.

SIMON, H. A. Human nature in politics: The dialogue of psychology with political science. *The American Political Science Review*, JSTOR, p. 293–304, 1985. Citado 2 vezes nas páginas 33 e 34.

- SLOVIC, P. Psychological study of human judgment: Implications for investment decision making. *Journal of Finance*, v. 27, n. 4, p. 779–799, 1972. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 36.
- SMITH, V. L. Experimental economics: Induced value theory. *The American Economic Review*, v. 66, n. 2, p. 274–279, 1976. Citado 2 vezes nas páginas 44 e 45.
- SMITH, V. L. Microeconomic systems as an experimental science. *The American Economic Review*, v. 72, n. 5, p. 923–955, 1982. Citado na página 44.
- SMITH, V. L. Economics in the Laboratory. *The Journal of Economic Perspectives*, v. 8, n. 1, p. 113–131, 1994. Citado na página 44.
- STATMAN, M.; THORLEY, S.; VORKINK, K. Investor overconfidence and trading volume. *Review of Financial Studies*, v. 19, n. 4, p. 1531–1565, 2006. Citado na página 39.
- STERNBERG, R. J.; MIO, J. S. *Cognitive psychology*. [S.l.]: Wadsworth Publishing Company, 2009. Citado na página 32.
- THALER, R. Toward a positive theory of consumer choice. *Journal of Economic Behavior and Organization*, v. 1, n. 1, p. 39–60, 1980. Citado na página 40.
- THALER, R. Mental accounting and consumer choice. *Marketing science*, v. 4, n. 3, p. 199–214, 1985. Citado 2 vezes nas páginas 52 e 53.
- THALER, R. Mental accounting matters. *Journal of Behavioral Decision Making*, v. 12, n. 3, p. 183–206, 1999. Citado 2 vezes nas páginas 52 e 53.
- THALER, R. The End of Behavioral Finance. *Financial Analyst Journal*, v. 55, n. 6, p. 12–17, 1999. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 35.
- THALER, R.; JOHNSON, E. Gambling with the house money and trying to break even: The effects of prior outcomes on risky choice. *Management science*, v. 36, n. 6, p. 643–660, 1990. Citado na página 39.
- THALER, R.; SHEFRIN, H. An economic theory of self-control. *The Journal of Political Economy*, v. 89, n. 2, p. 392–406, 1981. Citado na página 52.

- TVERSKY, A.; KAHNEMAN, D. Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. *science*, American Association for the Advancement of Science, v. 185, n. 4157, p. 1124–1131, 1974. Citado 4 vezes nas páginas 36, 37, 38 e 44.
- TVERSKY, A.; KAHNEMAN, D. Rational choice and the framing of decisions. *Journal of Business*, v. 59, n. 4, p. 251–278, 1986. Citado 2 vezes nas páginas 40 e 43.
- TVERSKY, A.; KAHNEMAN, D. Loss aversion in riskless choice: A reference-dependent model. *Quarterly Journal of Economics*, Oxford University Press, v. 106, n. 4, p. 1039–1061, 1991. Citado 2 vezes nas páginas 39 e 51.
- TVERSKY, A.; KAHNEMAN, D. Advances in prospect theory: cumulative representation of uncertainty. *Journal of Risk and Uncertainty*, v. 5, n. 4, p. 297–323, 1992. Citado 4 vezes nas páginas 41, 42, 43 e 110.
- Von Neumann, J.; MORGENSTERN, O. Theory of games and economic behavior. *Bulletin of the American Mathematical Society*, v. 51, p. 498–504, 1945. Citado na página 31.
- WAGNER, U.; HANDKE, L.; DÖRFEL, D.; WALTER, H. An experimental decision-making paradigm to distinguish guilt and regret and their self-regulating function via loss averse choice behavior. *Frontiers in psychology*, v. 431, n. 3, 2012. Citado na página 56.
- WASON, P. C. New horizons in psychology. In: *B. M. Foss*. Baltimore, MD: Penguin, 1966. Citado na página 48.
- WASON, P. C. Reasoning about a rule. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, v. 20, n. 3, p. 273–281, 1968. Citado na página 48.
- WASON, P. C.; EVANS, J. T. Dual processes in reasoning? *Cognition*, v. 3, n. 2, p. 141–154, 1974. Citado 3 vezes nas páginas 48, 49 e 50.
- WEBER, M.; CAMERER, C. F. The disposition effect in securities trading: An experimental analysis. *Journal of Economic Behavior and Organization*, Elsevier, v. 33, n. 2, p. 167–184, 1998. Citado 9 vezes nas páginas 9, 11, 22, 51, 52, 53, 54, 59 e 84.
- WHYTE, G. Escalating Commitment in Individual and Group Decision Making: A Prospect Theory Approach. *Organizational*

Behavior and Human Decision Processes, v. 54, n. 3, p. 430–455, 1993. Citado na página 39.

WILLIAMSON, O. E. Economic organization: the case for candor. *Academy of Management Review*, Academy of Management, v. 21, n. 1, p. 48–57, 1996. Citado na página 33.

Apêndices

APÊNDICE A – CÓDIGOS E ALGORÍTMOS

A.1 Regressão logística para ensaio experimental com o software Simulabolsa

O código a seguir, desenvolvido na linguagem R, realiza a regressão logística utilizada no segundo ensaio desta tese. O código conecta o R com a base de dados em MySQL, organiza as variáveis, realiza as regressões e os testes de ajuste dos modelos e, por fim, mostra os resultados.

```

1  require('RMySQL')
2  library('xtable')
3  require('pscl')
4  library('aod')
5  library('gtools')
6  library('questionr')
7
8  # Conexão local:
9  con <- dbConnect(RMySQL::MySQL(), host = "escrever o ip",
10                  user = "root", password = "senha", dbname = "simula_bolsa")
11
12 # Leitura dos dados:
13 #####
14 res <- dbSendQuery(con, "
15     select db_simula_bolsa.*, 'man', 'age', 'totaltrades' from 'db_simula_bolsa'
16     inner join 'demografico'
17     on db_simula_bolsa.sujeito = demografico.sujeito
18     and db_simula_bolsa.profissional = demografico.profissional
19     ")
20 # where db_simula_bolsa.profissional = 1 ; # usar esse comando ou similares para filtrar os dados
21 data <- dbFetch(res, n = -1, value=df)
22
23 # Criar fatores, i.e., variáveis qualitativas não binárias, que servirão de controle para o modelo:
24 #####
25 trades.f <- quant.cut(as.numeric(unlist(data[totaltrades])),4, include.lowest = TRUE)
26 age.f <- quant.cut(as.numeric(unlist(data[age])),2, include.lowest = TRUE)
27 ativo.f <- factor(unlist(data[ativo]))
28 periodo.f <- as.factor(unlist(data[periodo]))
29
30 #####
31 # Estimando a regressão: #
32 #####
33 # Obs.: ao inserir fatores na regressão, o primeiro nível de cada fator serve de base de comparação
34 # e é excluído da análise,
35 # assim o fator não se torna um vetor de "uns" e não é confundido com a constante.
36
37 # 1) Modelo completo:
38 #####
39 mylogit_completa <- glm(y ~ menos100 + menos90 + menos80 + menos70 + #menormenos100 não tem obs
40                       menos60 + menos50 + menos40 + menos30 + menos20 + menos10 +
41                       mais10 + mais20 + mais30 + mais40 + mais50 + mais60 + mais70 +
42                       mais80 + mais90 + mais100 + maiormais100
43                       + man + profissional # variáveis de controle binárias
44                       + trades.f + age.f + ativo.f + periodo.f # variáveis de categorias
45                       ,data = cbind.data.frame(data),family = binomial(link=logit))
46 # Obs.: Para retirar a constante basta digitar "-1" na equação
47 summary(mylogit_completa)
48
49 # Calcular como as "odds" ao vender uma ação mudam como uma função dos retornos e
50 # criar um intervalo de confiança de 95% para as "odds" do modelo estimado:
51 ciexpcoef_comp <- data.frame('Odds ratio' = exp(coef(mylogit_completa)),
52                               'Limite inf' = exp(confint.default(mylogit_completa))[1],

```

```

53 'Limite sup' = exp(confint.default(mylogit_completa))[2, ]
54
55 # Ajuste do modelo completo:
56 #####
57 W_comp <- wald.test(b=coef(object=mylogit_completa), Sigma=vcov(object=mylogit_completa),
58 Terms=length(newdata1)+6)
59 R2_comp <- pR2(mylogit_completa)[4] # McFadden Pseudo-R2
60 results.reduced_comp = glm(y ~ 1, data = cbind.data.frame(data),family = binomial(link=logit))
61 LR_comp <- anova(results.reduced_comp,mylogit_completa, test="Chisq") # Likelihood Ratio (LR)
62
63 print(xtable(summary(mylogit_completa)))
64 print(W_comp)
65 print(xtable(cieexpcoef_comp),digits=c(0,4,4,4))
66 print(LR_comp)
67
68
69 # 2) Modelo simplificado só com os intervalos de retorno:
70 #####
71 mylogit <- glm(y ~ menos100 + menos90 + menos80 + menos70 + #menormenos100 não tem obs
72               menos60 + menos50 + menos40 + menos30 + menos20 + menos10 +
73               mais10 + mais20 + mais30 + mais40 + mais50 + mais60 + mais70 +
74               mais80 + mais90 + mais100 + maiormais100
75               ,data = cbind.data.frame(data),family = binomial(link=logit))
76 summary(mylogit)
77 # Calcular como as "odds" ao vender uma ação mudam como uma função dos retornos e
78 # criar um intervalo de confiança de 95% para as "odds" do modelo estimado:
79 cieexpcoef <- data.frame('Odds ratio' = exp(coef(mylogit)),
80                          'Limite inf' = exp(confint.default(mylogit))[1,],
81                          'Limite sup' = exp(confint.default(mylogit))[2, ])
82
83 # Criando as restrições para definir as probabilidades:
84 newdata1 <- data.frame(y = 1, menos100 = 1, menos90 = 1, menos80 = 1, menos70 = 1,
85                       menos60 = 1, menos50 = 1, menos40 = 1, menos30 = 1, menos20 = 1, menos10 = 1,
86                       mais10 = 1, mais20 = 1, mais30 = 1, mais40 = 1, mais50 = 1, mais60 = 1,
87                       mais70 = 1, mais80 = 1, mais90 = 1, mais100 = 1, maiormais100 = 1
88                       )
89 newdata <- 0
90
91 i <- 1
92 prob <- 0
93 probciinf <- 0
94 probcisup <- 0
95
96 for (i in 2:length(newdata1) ) { # começa em i=2 pra desconsiderar a coluna Y
97   d <- cbind(vector(mode = "numeric",length(newdata1)-1)+1,diag(length(newdata1)-1))
98   newdata <- newdata1*d[i-1,]
99   pi.hat <- predict.glm(mylogit, newdata, type = "response", se.fit=TRUE)
100  # Ajuste da probabilidade
101  prob[i-1] <- pi.hat$fit
102  # Criando um intervalo de confiança de 95% para as probabilidades
103  l.hat <- predict.glm(mylogit, newdata, se.fit=TRUE)
104  ci = c(l.hat$fit - 1.96*l.hat$se.fit, l.hat$fit + 1.96*l.hat$se.fit)
105  probciinf[i-1] <- t(exp(ci))/(1+exp(ci))[1]
106  probcisup[i-1] <- t(exp(ci))/(1+exp(ci))[2]
107 }
108
109 prob <- data.frame('Nomes' =t(newdata)[-1,0], 'Probabilidade' = prob,
110                  'Limite inferior' = probciinf, 'Limite superior' = probcisup )
111
112 # Ajuste do modelo simplificado:
113 W <- wald.test(b=coef(object=mylogit), Sigma=vcov(object=mylogit), Terms=length(newdata1))
114 R2 <- pR2(mylogit)[4] # McFadden Pseudo-R2
115 results.reduced = glm(y ~ 1, data = cbind.data.frame(data),family = binomial(link=logit))
116 LR <- anova(results.reduced,mylogit, test="Chisq")
117 # O valor resultante antes do p-valor é a Likelihood Ratio (LR), igual ao output do Stata.
118 # Este teste compara o modelo completo com um modelo restrito, no qual as variáveis explicativas são omitidas.
119
120 print(xtable(summary(mylogit)))
121 print(W)
122 print(xtable(cieexpcoef),digits=c(0,4,4,4))

```

```
123 print(xtable(data.frame(prob),digits=c(0,4,4,4)))
124 print(LR)
```

A.2 Importar dados de cotações e proventos do Yahoo Finance

O seguinte código está na linguagem R e utiliza o pacote “Quantmod” para buscar dados de cotações e proventos na base de dados do *Yahoo Finance*. É possível realizar a entrada dos dados por meio de uma lista no próprio código ou por um arquivo “.csv”. A saída dos dados será uma tabela em “.csv” para as cotações, outra para *splits / inplits* e outra para dividendos. Estes dados foram utilizados no segundo ensaio desta tese, para formar a base de cotações necessária para definir os retornos das operações realizadas pelos investidores.

```
1 library(quantmod)
2 #####
3 #TICKERS
4 #####
5
6 ## Importar de planilha
7 Symbol <- scan("tickers.csv", what = character()) # precisa criar um .csv com os tickers
8
9 # Digitar manualmente (exemplo)
10 #Symbol <- c("LAME4.SA","TUB4.SA")
11
12 #####
13 ## INSERIR DATAS
14 #####
15 data.inicio <- "2012-01-01"
16 data.fim <- "2014-10-31"
17
18 #####
19 # BUSCA COTAÇÕES, SPLITS E DIVIDENDOS E EMPILHA
20 #####
21 for (i in 1:length(Symbol) ) {
22   if (i == 1){
23
24     tryCatch( # Esta função é para pular os erros de tickers errados e não existentes.
25       c <- getSymbols(Symbol[i],src="yahoo",
26                     from = data.inicio,
27                     to = data.fim,
28                     auto.assign = FALSE
29       ), silent = FALSE, condition = function(err) { }
30     )
31
32     if (is.na(c[1,1]) == FALSE){
33       COT <- as.xts(data.frame(Symbol[i], c))
34       # unifica em um dataframe já com a nova coluna dos tickers
35     }
36
37     tryCatch(
38       s <- getSplits(Symbol[i],src="yahoo",
39                     from = data.inicio,
40                     to = data.fim,
41                     auto.assign = FALSE
42       ), silent = FALSE, condition = function(err) { }
43     )
44     # Erro que dá se "s" fica NA por falta de splits/inplits:
```

```

45     # Error in as.POSIXlt.character(x, tz, ...):
46     # character string is not in a standard unambiguous format
47
48     if (is.na(s[1]) == FALSE){
49         SPL <- as.xts(data.frame(Symbol[i], s))
50     }
51
52 ##### PROBLEMA PARA RESOLVER
53 # O problema é que qd i==1 o código cria as matrizes como xts.
54 # Se não tiver matriz no caso 1 ele não irá criar
55 # e vai dar erro quando i==2.
56 #####
57
58     tryCatch(
59         d <- getDividends(Symbol[i],src="yahoo",
60             from = data.inicio,
61             to = data.fim,
62             auto.assign = FALSE
63         ), silent = FALSE, condition = function(err) { }
64     )
65     if (length(d) > 0){
66         DIV <- as.xts(data.frame(Symbol[i], d))
67         # unifica em um dataframe já com a nova coluna dos tickers
68     }
69
70 }else {
71     tryCatch(
72         c <- getSymbols(Symbol[i],src="yahoo",
73             from = data.inicio,
74             to = data.fim,
75             auto.assign = FALSE
76         ), silent = FALSE, condition = function(err) { }
77     )
78
79     if (is.na(c[1,1]) == FALSE){
80         if (exists("COT") == FALSE){
81             COT <- as.xts(data.frame(Symbol[i], c))
82         }
83
84         A <- as.xts(data.frame(Symbol[i], c))
85         COT <- rbind(COT,A)
86     }
87
88     tryCatch(
89         s <- getSplits(Symbol[i],src="yahoo",
90             from = data.inicio,
91             to = data.fim,
92             auto.assign = FALSE
93         ), silent = FALSE, condition = function(err) { }
94     )
95
96     # s = NA ? *Necessita de melhorias
97     if (is.na(s[1]) == FALSE){
98         if (exists("SPL") == FALSE){
99             SPL <- as.xts(data.frame(Symbol[i], s))
100            # tem q criar SPL se não foi criada qd i=1
101        }
102        B <- as.xts(data.frame(Symbol[i], s))
103        SPL <- rbind(SPL,B)
104    }
105
106     tryCatch(
107         d <- getDividends(Symbol[i],src="yahoo",
108             from = data.inicio,
109             to = data.fim,
110             auto.assign = FALSE
111         ), silent = FALSE, condition = function(err) { }
112     )
113
114     if (length(d) > 0){

```

```

115     if (exists("DIV") == FALSE){
116         DIV <- as.xts(data.frame(Symbol[i], d))
117     }
118
119     C <- as.xts(data.frame(Symbol[i], d))
120     DIV <- rbind(DIV,C)
121 }
122 }
123 }
124
125 #####
126 # REMOVE DESNECESSÁRIOS
127 #####
128 rm(c, s, d, A, B, C, i, data.inicio, data.fim)
129
130 #####
131 # SALVA EM .CSV
132 #####
133
134 write.zoo(COT,"cotacoes.csv",index.name="Date",sep=",")
135 write.zoo(DIV,"dividendos.csv",index.name="Date",sep=",")
136 write.zoo(SPL,"splits.csv",index.name="Date",sep=",")
137
138 #####
139 # Exemplo de ticker de ação para baixar do Google Finance e não do Yahoo:
140 # 'GOOG/BVMF.PETR4'
141 #####

```

A.3 Teste de diferença entre proporções para dados do Ensaio 2

Esse código realiza um teste de diferença de proporções utilizando a função “prop.test()” na linguagem R. A função utiliza o teste de chi-quadrado de Pearson para verificar a diferença entre a proporção de ganhos realizados (PGR) e a proporção de perdas realizadas (PPR) para todos os tipos de investidores listados na BM&FBovespa. Os dados de entrada para o teste foram extraídos da base de dados citada no ensaio 2 desta tese.

```

1 library('xlsx')
2 library('xtable')
3
4 data <- read.xlsx('entrada_dos_dados.xls',1, endRow = 21)
5
6 i <- 1; j <- length(data[,1]); X <- 0; p <- 0; pgr <- 0; ppr <- 0; cd <- 0
7
8 for (i in 1:j) {
9     prop <- prop.test(c(as.numeric(unlist(data[ 'GR' ][i,1])),as.numeric(unlist(data[ 'PR' ][i,1]))),
10                       c(as.numeric(unlist(data[ 'GR' ][i,1]))+as.numeric(unlist(data[ 'GMR' ][i,1])),
11                         as.numeric(unlist(data[ 'PR' ][i,1]))+as.numeric(unlist(data[ 'PNR' ][i,1]))), p = NULL,
12                       alternative = c("two.sided"), #greater ou two.sided
13                       conf.level = 0.95, correct = TRUE)
14     X[i] <- prop$statistic
15     p[i] <- prop$p.value
16     pgr[i] <- prop$estimate[1]
17     ppr[i] <- prop$estimate[2]
18     cd[i] <- pgr[i] - ppr[i]
19 }
20

```

```

21 r <- data.frame(data['GR'],data['GMR'],data['PR'],data['PNR'],pgr.ppr.cd,X,p)
22 # imprime em formato TeX
23 print(xtable(r, digits = c(0,0,0,0,0,4,4,4,1,4) ), include.rownames=FALSE)

```

A.4 Código para regressões logísticas e propensão à venda do segundo ensaio

O presente código utiliza pacotes da linguagem “R” que trabalham com *big data*. O “R” possui problemas de memória quando muitos dados devem ser analisados. Para isso, existem pacotes específicos para trabalhar com grandes dados, os quais segregam os dados em *chunks*, criam formatos próprios de matriz de dados e rodam os modelos estatísticos desejados sem gerar problemas de alocação de memória..

```

1 require('RMySQL')
2 library('biglm')
3 library('questionr')
4 library('aod')
5 library('pscl')
6 library('xtable')
7 library('biganalytics')
8 library('bigmemory')
9
10 # Conexão ao banco:
11 con <- dbConnect(RMySQL::MySQL(), host = "escrever o IP",
12                 user = "root", password = "senha", dbname = "portfolios");
13
14 # Criação dos limites para os intervalos de retornos:
15 limit <- .7
16 ratio <- .05
17 interv <- c(-10,seq(-limit,-.05,ratio),-.005,.005,rev(seq(limit,.05,-ratio)),10)
18
19 #####
20 ## MODELO
21 #####
22 # Enviando query SQL ao banco:
23 mydata <- dbFetch(dbSendQuery(con, "select realized, log(operation_return) as 'operation_return'
24                                from returns where investor_type = '2'"), n=-1)
25
26 # Definindo a variável de retorno, já definindo como fator e classificando pelos intervalos de retornos:
27 ret <- with(mydata,droplevels(as.factor(relevel(cut(as.numeric(unlist(operation_return-1)),interv)
28                                     ,length(interv)/2) )))
29
30 # Rodando o modelo:
31 fit <- bigglm.big.matrix(realized ~ ret,
32                          data=data.frame(mydata['realized'],ret),
33                          family=binomial(link=logit), chunksize=200000, maxit=50)
34
35 # Testes de robustez do modelo:
36 newdata <- with(data.frame(mydata['realized'],ret),
37                data.frame('realized' = 1, 'ret' = levels(ret)[1:length(levels(ret))]) )
38 pi.hat <- predict(fit, newdata, type = "response", se.fit = F)
39 prob <- data.frame(newdata['ret'],pi.hat)
40 ci <- confint(fit)
41 R2 <- summary(fit)$rsq
42 print(xtable(prob, digits = c(0,4,4)),include.rownames=FALSE)
43 summary(fit)
44
45 ### Loop para teste Wald para cada coeficiente
46 i <- 1

```

```

47 j <- length(newdata[,1])
48 X2 <- 0
49 X2p <- 0
50 for (i in 1:j) {
51   W <- wald.test(b = coef(fit), Sigma = vcov(fit), Terms = i )
52   X2[i] <- W$result$chi2[1]
53   X2p[i] <- W$result$chi2[3]
54 }
55 X2 <- data.frame(X2, X2p)
56 colnames(X2) <- c("X^2", "p-valor")
57 #X2
58 ### Fim loop Wald
59
60 result <- 0
61 result <- data.frame(summary(fit)$mat[,1],summary(fit)$mat[,4],X2[1],summary(fit)$mat[,5])
62 colnames(result) <- c("Coef","SE", "Wald X^2","p-valor")
63 xtable(result)
64
65 # Escreve o resultado em um arquivo .csv
66 write.csv2(data.frame(result,prob$pi.hat),file = "result.csv", sep = ";", dec = ",")

```

A.5 Código em Python para criar as carteiras dos investidores

O seguinte código está na linguagem Python e foi desenvolvido para construir as carteiras dos investidores e armazenar os resultados na base de dados em MySQL. O algoritmo roda um ativo por vez, construindo a carteira para todos os investidores que operaram naquele ativo durante o período da amostra. Baseando-se nos dados de proventos coletados em outro algoritmo na linguagem R, este algoritmo em Python também ajusta por proventos as operações dos investidores constantes da base de dados inicial enviada pela BM&FBovespa.

```

1
2 __author__ = 'Alexandre Rezende'
3 import mysql.connector
4 import time
5 import sys
6 import traceback
7 from datetime import datetime
8
9 debug = False
10
11 tickers = ['CCRO3','BRFS3', 'BRKM5', 'BRPR3', 'BVMF3', 'CESP6', 'CIEL3']
12 ### Acima deve-se digitar o ticker dos ativos, nem todos ativos analisados foram incluídos neste apêndice
13
14
15 operations = []
16
17
18 def insert_operations(operationsfile):
19     dbcursor = cnx.cursor()
20     add_operation = 'INSERT INTO operation ' \
21                   '(time, stock, stocktype, type, investor_id, investor_type, country, average_price, quantity) ' \
22                   'VALUES (%s, %s, %s, %s, %s, %s, %s, %s, %s)'
23     ordersfile = open(operationsfile, 'r')
24     for operationLine in ordersfile:
25         operation = operationLine.split(';')
26         operation[1] = operation[1].rstrip()

```

```

27         dbcursor.execute(add_operation, operation)
28     cnx.commit()
29     dbcursor.close()
30
31
32 def insert_quotes(quotes_file_name):
33     dbcursor = cnx.cursor()
34     add_quote = 'INSERT INTO quote (date, symbol, open, high, low, close, volume, adjusted) \
35                 'VALUES (%s, %s, %s, %s, %s, %s, %s, %s)'
36     quotes_file = open(quotes_file_name, 'r')
37     for quote_line in quotes_file:
38         quote = quote_line.split(',')
39         quote[1] = quote[1][1:-4]
40         quote[2] = quote[2][1:-1]
41         quote[3] = quote[3][1:-1]
42         quote[4] = quote[4][1:-1]
43         quote[5] = quote[5][1:-1]
44         quote[6] = quote[6][1:-1]
45         quote[7] = quote[7][1:-2]
46         print(quote)
47         dbcursor.execute(add_quote, quote)
48     cnx.commit()
49     dbcursor.close()
50
51
52 def insert_event(events_file, event_type):
53     dbcursor = cnx.cursor()
54     add_event = 'INSERT INTO stock_events (event_date, event_type, event_coeficient, symbol)
55                 VALUES (%s, %s, %s, %s)'
56     events = open(events_file, 'r')
57     for event_line in events:
58         event_temp = event_line[:-1].split(',')
59         event = ['', '', '', '']
60         event[0] = event_temp[0]
61         event[1] = event_type
62         event[2] = event_temp[2][1:-1]
63         event[3] = event_temp[1][1:-4]
64         dbcursor.execute(add_event, event)
65     cnx.commit()
66     dbcursor.close()
67
68
69 def get_market_days(start_date, end_date, stock):
70     if start_date == end_date:
71         return 1
72     cursor = cnx.cursor()
73     query_events = "select count(*) from quote where date > %s and date <= %s and symbol = %s"
74     # operation_time, stock2, stocktype, operation_type2, investor_id2, investor_type, country,
75     # average_price, quantity
76     cursor.execute(query_events, (start_date.strftime('%Y-%m-%d'),
77     end_date.strftime('%Y-%m-%d'), stock.rstrip()))
78     event_list = cursor.fetchone()
79     cursor.close()
80     if debug:
81         print 'Market days: %r' % event_list
82     return event_list[0]
83
84
85 def get_adjusted_price_qty(operation, target_date):
86     cursor = cnx.cursor()
87     query_events = "SELECT event_date, event_type, event_coeficient, symbol FROM stock_events" \
88                 " where event_date > %s and event_date <= %s and symbol = %s"
89     # operation_time, stock2, stocktype, operation_type2, investor_id2, investor_type, country,
90     # average_price, quantity
91     cursor.execute(query_events, (operation[0].strftime('%Y-%m-%d'),
92     target_date.strftime('%Y-%m-%d'), operation[1].rstrip()))
93     event_list = cursor.fetchall()
94     cursor.close()
95     if debug:
96         print "Events: %r" % event_list

```

```

97     return_price = operation[7]
98     return_qty = operation[8]
99     for event in event_list:
100         # event_date, event_type, event_coeficient, symbol
101         if event[1] == 'S':
102             return_price = return_price*event[2]
103             return_qty = return_qty/event[2]
104         elif event[1] == 'D':
105             return_price = return_price-event[2]
106             #return_qty = return_qty
107         else:
108             print 'Event type not found %r' % event
109     return return_price, return_qty
110
111
112 def savenonrealizedreturn(operation_return):
113     # Investidor, Tipo de Investidor, Papel, Quantidade (#), Valor Preco medio (BRL),
114     Retorno(%), Prazo(d), date
115     dbcursor = cnx.cursor()
116     add_nonrealized_return = 'INSERT INTO returns ' \
117                             '(investor_id, investor_type, symbol, quantity, value,
118                              operation_return, duration, date, realized)' \
119                             'VALUES (%s, %s, %s, %s, %s, %s, %s, %s, %s, 0)'
120     dbcursor.execute(add_nonrealized_return, operation_return)
121     dbcursor.close()
122     if debug:
123         print "Non realized return: ", operation_return
124
125
126 def calcnonrealizedreturn(operation, current_buys, current_holdings):
127     # operation_time, stock2, stocktype, operation_type2, investor_id2, investor_type,
128     country, average_price, quantity
129     cursor = cnx.cursor()
130     query_quotes = "select date, symbol, close from quote where date >
131                   %s and date < %s and symbol = %s"
132     cursor.execute(query_quotes, (current_buys[0][0].strftime('%Y-%m-%d'),
133                                  operation[0].strftime('%Y-%m-%d'),
134                                  operation[1].rstrip()))
135     quotes = cursor.fetchall()
136     cursor.close()
137     if debug:
138         print "Range Non-R return: %r, %r " % (current_buys[0][0].strftime('%Y-%m-%d'),
139                                                  operation[0].strftime('%Y-%m-%d'))
140     for quote in quotes:
141         weighted_sum = 0
142         weighted_qty = 0
143         weighted_duration = 0
144         for buy in current_buys:
145             if buy[0].date() > quote[0]:
146                 break
147             else:
148                 price, qty = get_adjusted_price_qty(buy, quote[0])
149                 weighted_sum += price*qty
150                 weighted_qty += qty
151                 weighted_duration += qty*(get_market_days(buy[0].date(), quote[0],
152                                                            operation[1].rstrip()))
153         weighted_price = weighted_sum/weighted_qty
154         sale_return = quote[2]/weighted_price
155         duration = weighted_duration/weighted_qty
156         if debug:
157             print("Nao-OP: Preco medio compra: {};" .format(weighted_price)),
158             print("Cotacao dia: {};" .format(quote[2])),
159             print("Retorno: {}" .format(sale_return - 1))
160         # Investidor, Tipo de Investidor, Papel, Quantidade (#), Valor Preco medio (BRL),
161         Retorno(%), Prazo(d), date
162         operation_return = (operation[4], operation[5], operation[1], weighted_qty,
163                             weighted_price, sale_return, duration, quote[0])
164         savenonrealizedreturn(operation_return)
165     if debug:
166         print "Fim retornos nao realizados"

```

```

167
168
169 def savereturn(operation_return):
170     # Investidor, Tipo de Investidor, Papel, Quantidade (#), Valor Preco medio (BRL),
171     Retorno(%), Prazo(d), date
172     dbcursor = cnx.cursor()
173     add_realized_return = 'INSERT INTO returns ' \
174         '(investor_id, investor_type, symbol, quantity, value,
175          operation_return, duration, date, realized)' \
176         ' VALUES (%s, %s, %s, %s, %s, %s, %s, %s, %s, 1)'
177     dbcursor.execute(add_realized_return, operation_return)
178     dbcursor.close()
179     if debug:
180         print "Realized return: ", operation_return
181
182
183 def calcreturn(operations_list):
184     current_holdings = 0
185     current_buys = []
186     # operation_time, stock2, stocktype, operation_type2, investor_id2, investor_type, country,
187     average_price, quantity
188     for operation in operations_list:
189         if debug:
190             print("Operation: {}, {}, {}, {}, {}".format(operation[0].date(),
191                 operation[1].rstrip(), operation[3], operation[7], operation[8]))
192         if operation[3] == 'C':
193             current_holdings += operation[8]
194             current_buys += [operation]
195         elif operation[3] == 'V':
196             if current_holdings == 0:
197                 continue
198             weighted_sum = 0
199             weighted_qty = 0
200             weighted_duration = 0
201             sold_qty = operation[8]
202             if sold_qty > current_holdings:
203                 sold_qty = current_holdings
204             if operation[0].date() != current_buys[0][0].date():
205                 calcnonrealizedreturn(operation, current_buys, current_holdings)
206             temp_current_buys = current_buys
207             for buy in current_buys:
208                 price, qty = get_adjusted_price_qty(buy, operation[0].date())
209                 weighted_sum += price*qty
210                 weighted_qty += qty
211                 if buy[8] > sold_qty:
212                     weighted_duration += qty*(get_market_days(buy[0].date(), operation[0].date(),
213                         operation[1].rstrip()))
214                     temp_current_buys = [(buy[0], buy[1], buy[2], buy[3], buy[4], buy[5], buy[6],
215                         buy[7], buy[8] - sold_qty)] + temp_current_buys[1:]
216                 break
217             elif buy[8] == sold_qty:
218                 weighted_duration += qty*(get_market_days(buy[0].date(), operation[0].date(),
219                     operation[1].rstrip()))
220                 temp_current_buys = temp_current_buys[1:]
221                 break
222             else:
223                 weighted_duration += sold_qty*(get_market_days(buy[0].date(),
224                     operation[0].date(), operation[1].rstrip()))
225                 sold_qty -= qty
226                 temp_current_buys = temp_current_buys[1:]
227             weighted_price = weighted_sum/weighted_qty
228             sale_return = operation[7]/weighted_price
229             duration = weighted_duration/weighted_qty
230         if debug:
231             print "Preco medio compra: {}".format(weighted_price),
232             print "Retorno da operacao: {}".format(sale_return - 1)
233         current_holdings -= operation[8]
234         if current_holdings <= 0:
235             current_holdings = 0
236             current_buys = []

```

```

237         else:
238             current_buys = temp_current_buys
239             # Investidor, Tipo de Investidor, Papel, Quantidade (#), Valor Preço medio (BRL),
240             Retorno(%), Prazo(d), data
241             operation_return = (operation[4], operation[5], operation[1], weighted_qty, weighted_price,
242             sale_return, duration, operation[0].date())
243             savereturn(operation_return)
244         else:
245             print "Tipo de operacao nao reconhecido: {}".format(operation)
246
247
248 def aggregateoperations(ticker):
249     inv_count = 1
250     cursor = cnx.cursor()
251     query_distinct = "select distinct stock, investor_id from operation
252     where stock = %s order by investor_id limit %s, 1000"
253     investor_list = []
254     before = -1
255     result_count = 0
256     while len(investor_list) > before:
257         if debug:
258             print "Reading first %r investors" % result_count
259         cursor.execute(query_distinct, (ticker, result_count))
260         before = len(investor_list)
261         investor_list += cursor.fetchall()
262         result_count += 1000
263     cursor.close()
264     t0 = time.clock()
265     print "Analisando %r investidores do papel %r" % (len(investor_list), ticker)
266     for (stock, investor_id) in investor_list:
267         t_start_investor = time.clock()
268         if debug:
269             print "Distinct Investor %r: %r, %r" % (inv_count, stock.rstrip(), investor_id)
270             inv_count += 1
271         try:
272             cnx.reset_session()
273             operations_cursor = cnx.cursor()
274             query_operations = "select time, stock, stocktype, type, investor_id,
275             investor_type, country, " \
276             "average_price, quantity from
277             operation where stock = %s and investor_id = %s " \
278             "order by time limit %s, 100"
279             investor_operations = []
280             before = -1
281             result_count = 0
282             while len(investor_operations) > before:
283                 if debug:
284                     print "Reading first %r operations" % result_count
285                 operations_cursor.execute(query_operations, (stock, investor_id, result_count))
286                 before = len(investor_operations)
287                 investor_operations += operations_cursor.fetchall()
288                 result_count += 100
289             operations_cursor.close()
290             print "%s: Analisando %r operacoes do investidor: %r " % (datetime.now(),
291             len(investor_operations), investor_id)
292             calcreturn(investor_operations)
293             if debug:
294                 print "Tempo investidor: %r " % (time.clock() - t_start_investor)
295             cnx.commit()
296         except Exception as inst:
297             msg = "Erro Agregando Operacoes do ticker %r, Investidor %r " % (ticker, investor_id)
298             print_error(inst, msg)
299             if cnx.is_connected():
300                 cnx.rollback()
301             else:
302                 cnx.reconnect(attempts=2, delay=300)
303         if debug:
304             print "Tempo total: %r " % (time.clock() - t0)
305
306

```

```

307 def print_error(inst, msg):
308     print "----- Erro -----"
309     print "Erro: %r" % msg
310     print type(inst) # the exception instance
311     print inst.args # arguments stored in .args
312     print inst
313     print "Unexpected error:", sys.exc_info()
314     traceback.print_tb(sys.exc_info()[2])
315     print "----- Erro -----"
316     return
317
318
319 def get_connection():
320     return mysql.connector.connect(user='root', password='*****', host='127.0.0.1',
321     database='portfolios')
322
323
324 try:
325     cnx = get_connection()
326     while True:
327         print '1 - Insert operations'
328         print '2 - Insert quotes'
329         print '3 - Insert events'
330         print '4 - Aggregate operations from list'
331         print '5 - Aggregate operations from input'
332         choice = raw_input('> ')
333         if choice == '1':
334             for i in operations:
335                 try:
336                     print "Inserindo arquivo %s " % i
337                     t1 = time.clock()
338                     insert_operations(i)
339                     print(time.clock()-t1)
340                 except Exception as inst:
341                     msg = "Erro armazenando arquivo %r " % i
342                     print_error(inst, msg)
343                     if cnx.is_connected():
344                         cnx.rollback()
345                 else:
346                     cnx.reconnect(attempts=2, delay=300)
347             elif choice == '2':
348                 print "Inserindo cotacoes"
349                 insert_quotes('cotacoes.txt')
350             elif choice == '3':
351                 print "Inserindo eventos"
352                 insert_event('splits.txt', 'S')
353                 insert_event('dividendos.txt', 'D')
354             elif choice == '4':
355                 for j in tickers:
356                     print "%s: Agregando operacoes de %s " % (datetime.now(), j)
357                     aggregateoperations(j)
358             elif choice == '5':
359                 print "Escolha o papel"
360                 symbol = raw_input('> ')
361                 aggregateoperations(symbol)
362             else:
363                 print 'Operacao nao reconhecida'
364                 break
365 finally:
366     if cnx.is_connected():
367         cnx.close()

```
