MARCEL FERNANDES DALLAQUA

**Sistema de Apoio à Decisão Inteligente para *Day Trading*:
contornando a Racionalidade Limitada e tomando boas decisões
consistentemente com o uso da Inteligência Artificial**

São Paulo

2020

MARCEL FERNANDES DALLAQUA

**Sistema de Apoio à Decisão Inteligente para *Day Trading*:
contornando a Racionalidade Limitada e tomando boas decisões
consistentemente com o uso da Inteligência Artificial**

Versão Corrigida

(Versão original encontra-se na unidade que aloja
o programa de Pós-Graduação)

Dissertação apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obtenção do título
de Mestre em Ciências.

Área de concentração: Engenharia de Produção

Orientador: Prof. Dr. Leandro Alves Patah

São Paulo

2020

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Este exemplar foi revisado e corrigido em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor com a anuência de seu orientador.

São Paulo, _____ de _____ de _____

Assinatura do autor: _____

Assinatura do orientador: _____

Catálogo-na-publicação

DALLAQUA, Marcel Fernandes

Sistema de Apoio à Decisão Inteligente para *Day Trading*: contornando a Racionalidade Limitada e tomando boas decisões consistentemente com o uso da Inteligência Artificial / M. F. DALLAQUA -- São Paulo, 2020.

173 p.

Dissertação (Mestrado) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Produção.

1. *Design Science Research* 2. *Intelligent Decision Support System* 3. *Day Trading* I. Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Produção II.t.

DALLAQUA, M. F. **Sistema de Apoio à Decisão Inteligente para *Day Trading***: contornando a Racionalidade Limitada e tomando boas decisões consistentemente com o uso da Inteligência Artificial. 2020. 173 f. Dissertação (Mestrado) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Engenharia de Produção. São Paulo, 2020.

Aprovado em:

Banca Examinadora:

Prof. Dr. _____

Instituição: _____

Julgamento: _____

Prof. Dr. _____

Instituição: _____

Julgamento: _____

Prof. Dr. _____

Instituição: _____

Julgamento: _____

Dedico este trabalho a meus pais.

AGRADECIMENTOS

Aos colegas e professores do curso de graduação em Engenharia de Produção da Escola Superior de Engenharia e Gestão (ESEG), especialmente aos professores Marcelo D. Carvalho e Silvia H. B. Pinto por suas valiosas recomendações.

Aos professores Fernando T. Berssaneti, Leandro A. Patah e Marly M. Carvalho pela admissão no Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção (PPGEP) da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo (EP-USP).

Aos professores Afonso C. C. Fleury, Dario I. Miyake, Edval S. Tavares, Fernando J. B. Laurindo, Leandro A. Patah, Marly M. Carvalho, Mauro M. Spinola e Rodrigo F. Gonçalves pelas disciplinas oferecidas e por suas construtivas contribuições.

Aos professores Leandro A. Patah, Marcelo S. P. Pessoa e Mauro M. Spinola por suas contribuições e pelo conhecimento transmitido durante as monitorias; e aos caros alunos de graduação da USP que tive a grata experiência de monitorar e que, ao lado dos professores, são corresponsáveis pelo meu desenvolvimento.

Aos colegas do Grupo de Estudos em Economia Comportamental (GEEC) da USP, especialmente à Flora F. Pfeifer por suas valiosas contribuições.

Aos colegas do grupo de estudos em *MetaQuotes Language 5* (MQL5), especialmente ao Rafael Fenerick por suas consideráveis colaborações (ainda que indiretamente).

Ao professor Leandro A. Patah pelo apoio, disponibilidade e orientação na execução deste e de outros projetos; por seu brilhante trabalho, que positivamente influenciou os meus passos nesses últimos anos; e, principalmente, por acreditar nesta pesquisa.

Aos colegas e funcionários da USP, especialmente à Ivelise Moreira e à Lidia N. Silva pelo significativo apoio; e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela bolsa de mestrado do programa de Demanda Social (DS).

Aos meus pais e, principalmente, a Deus.

Uma geração vai, e outra geração vem; mas a terra para sempre permanece. E nasce o sol, e põe-se o sol, e volta ao seu lugar donde nasceu. O vento vai para o sul, e faz o seu giro para o norte; continuamente vai girando o vento, e volta fazendo os seus circuitos. Todos os rios vão para o mar, e contudo o mar não se enche; para o lugar para onde os rios vão, para aí tornam eles a ir (BÍBLIA, Eclesiastes, 1, 4-7, p. 646).

RESUMO

DALLAQUA, M. F. **Sistema de Apoio à Decisão Inteligente para *Day Trading***: contornando a Racionalidade Limitada e tomando boas decisões consistentemente com o uso da Inteligência Artificial. 2020. 173 f. Dissertação (Mestrado) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Engenharia de Produção. São Paulo, 2020.

Para que possam tomar boas decisões consistentemente e alcançar seus objetivos financeiros, investidores devem enfrentar processos de tomada de decisão caóticos, complexos e frequentemente carregados de emoção. Nas últimas décadas, inúmeros sistemas de apoio à decisão vêm sendo propostos na literatura. Entretanto, a maioria dos estudos publicados deixa de fornecer regras para negociar no mercado e gerenciar os riscos, negligencia a avaliação do lucro dos métodos propostos e ignora a influência do comportamento humano na tomada de decisão e, conseqüentemente, nos resultados obtidos. Assim, verifica-se a necessidade de se explorar a seguinte questão: como contornar os limites da racionalidade para consistentemente tomar boas decisões e, conseqüentemente, obter resultados livres de vieses no mercado de capitais brasileiro? As próximas páginas verificam a hipótese de que, no *day trading*, os limites da racionalidade podem ser contornados com a aplicação de um sistema de apoio à decisão inteligente. Assim, objetivam medir a influência do comportamento humano no desempenho de um sistema de negociação financeira autônomo. Para isso, constroem e avaliam um sistema de apoio à decisão inteligente para *day trading*, empregando os métodos de simulação e experimento controlado no paradigma de pesquisa *design science*. Adicionalmente, propõem um *framework* para avaliação e aperfeiçoamento de sistemas de negociação financeira. E, por fim, demonstram ser possível contornar os limites da racionalidade, mas que, mesmo com um sistema autônomo, o impacto do comportamento no desempenho não é completamente nulo. Assim, contribuem, por um lado, diretamente com o processo metodológico para construção e avaliação de sistemas autônomos de negociação financeira, e, por outro, indiretamente com o desempenho inconsistente da grande maioria dos *day traders*, que acaba abandonando a atividade.

Palavras chave: *Design Science Research (DSR)*; Sistema de Apoio à Decisão Inteligente (*IDSS*); *Day Trading*.

ABSTRACT

DALLAQUA, M. F. **Intelligent Decision Support System for Day Trading**: getting around Bounded Rationality and consistently making good decisions with the use of Artificial Intelligence. 2020. 173 f. Dissertação (Mestrado) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Engenharia de Produção. São Paulo, 2020.

To make good decisions consistently and finally achieve their financial goals, investors must face chaotic, complex and often emotionally charged decision-making processes. In the last decades, numerous decision support systems have been proposed in the literature. However, most of the published studies fail to provide rules for trading in the market and for managing risks, neglect profit evaluation for the proposed methods, and ignores the influence of human behavior in decision-making and, consequently, on the obtained results. Thus, it is found necessary to explore the following question: how to get around bounded rationality making good decisions consistently and achieving biases-free results in the Brazilian capital market? This thesis tests the hypothesis that, for day trading, it is possible to get around bounded rationality with the application of an intelligent decision support system. So, its goal is to measure the influence of human behavior on the performance of an autonomous financial trading system. Therefore, it builds and evaluates an intelligent decision support system for day trading, employing the methods of simulation and controlled experiment in the design-science research paradigm. Besides, a framework for evaluation and improvement of financial trading systems is also proposed. In the end, it shows that it is possible to get around the limits of rationality, but also that the impact of human behavior on the performance is not completely absent (even with the use of an autonomous trading system). Therefore, it contributes, on one hand, directly to the methodology for building and evaluating autonomous financial trading systems, and, on the other, indirectly to the inconsistent performance of the great majority of day traders, that eventually abandon the activity.

Keywords: Design Science Research (DSR); Intelligent Decision Support System (IDSS); Day Trading.

LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 1 – Indicador de consistência para <i>day trading</i> (ICDT)	113
--	-----

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Migração do pregão viva voz para o pregão eletrônico	26
Figura 2 – Etapas para construção e avaliação do artefato	33
Figura 3 – Escopo de pesquisa: mercados do sistema financeiro brasileiro	38
Figura 4 – Escopo de pesquisa: ativos negociados no mercado de capitais	39
Figura 5 – Escopo de pesquisa: integrantes do mercado de derivativos	40
Figura 6 – Escopo de pesquisa. classificação dos investidores	41
Figura 7 – Escopo de pesquisa: escolas de análise para tomada de decisão ...	42
Figura 8 – Processo de tomada de decisão dos day traders técnicos	45
Figura 9 – Ambiente e escopo de pesquisa	45
Figura 10 – Problema de pesquisa: processo e agente de tomada de decisão	46
Figura 11 – Problema de pesquisa: complexidade, caos e racionalidade	55
Figura 12 – Problema de pesquisa: barreiras para o desempenho consistente	56
Figura 13 – A árvore da inteligência artificial	64
Figura 14 – <i>Framework</i> de pesquisa em sistemas de informação	69
Figura 15 – <i>Framework</i> de pesquisa em sistemas de informação aplicado	70
Figura 16 – Funções do <i>day trader</i> e do sistema proposto	78
Figura 17 – Composição do artefato proposto	80
Figura 18 – Regras do gestor financeiro especialista	83
Figura 19 – Ponto de convergência das teorias do movimento dos preços	84
Figura 20 – Indicações de compra e venda do consultor especialista	85
Figura 21 – Regras do consultor especialista	86
Figura 22 – Ilustração de operações diárias do operador especialista	91
Figura 23 – Regras do operador especialista	92
Figura 24 – Evolução do risco em função da regra de aproximação de preços	94
Figura 25 – Regras do operador especialista intermediário	95
Figura 26 – Ilustração de operações diárias do operador intermediário	96
Figura 27 – Sensibilidade do coeficiente calculado em tempo real	98
Figura 28 – Diferentes cálculos de inclinação nos consultores especialistas	99
Figura 29 – Regras do operador especialista final	100
Figura 30 – Ilustração de operação diária do operador final	101
Figura 31 – Distribuição normal dos parâmetros de previsão	107

Figura 32 – Exemplos de avaliação da previsão	108
Figura 33 – Processo cíclico de parametrização da estratégia	110
Figura 34 – Espectro do desempenho	113
Figura 35 – Régua para medição do desempenho	113
Figura 36 – Avaliação de desempenho ilustrativa	115
Figura 37 – Quadrantes de desempenho	115
Figura 38 – Classificação ilustrativa com base no desempenho	116
Figura 39 – Distribuição normal dos novos parâmetros de previsão	120
Figura 40 – Distribuição de probabilidades para iteração inicial	127
Figura 41 – Avaliação inicial no grupo de treinamento (<i>Excel</i>)	129
Figura 42 – Avaliação inicial no grupo de teste (<i>Excel</i> e <i>MT5</i>)	130
Figura 43 – Distribuição de probabilidade para iteração intermediária	133
Figura 44 – Avaliação intermediária no grupo de treinamento (<i>Excel</i>)	135
Figura 45 – Avaliação intermediária no grupo de teste (<i>Excel</i> e <i>MT5</i>)	136
Figura 46 – Distribuição de probabilidades para iteração final	139
Figura 47 – Avaliação final no grupo de treinamento (<i>Excel</i>)	141
Figura 48 – Avaliação final no grupo de teste (<i>Excel</i> e <i>MT5</i>)	142
Figura 49 – Processo metodológico sugerido	149
Figura 50 – Análise de desempenho do <i>IDSS</i> final	149

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Evolução anual do total de investidores pessoas físicas na bolsa ..	28
Gráfico 2 – Simulação de probabilidade em eventos aleatórios sucessivos	88
Gráfico 3 – Simulação de probabilidade em eventos não-aleatórios sucessivos	90
Gráfico 4 – Exemplo de histograma de referência no primeiro mês	106
Gráfico 5 – Exemplo do novo histograma de referência	119
Gráfico 6 – Histograma de referência para iteração inicial	126
Gráfico 7 – Análise das diferenças na receita para iteração inicial	131
Gráfico 8 – Histograma de referência para iteração intermediária	132
Gráfico 9 – Análise das diferenças na receita para iteração intermediária	137
Gráfico 10 – Histograma de referência para iteração final	138
Gráfico 11 – Análise das diferenças na receita para iteração final	143

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – <i>Checklist</i> de qualificação de pesquisa em <i>design science</i>	33
Quadro 2 – Ferramentas de análise técnica para tomada de decisão	44
Quadro 3 – Classificação dos problemas de tomada de decisão	47
Quadro 4 – Os três sistemas cognitivos	48
Quadro 5 – Alguns fenômenos que influenciam a tomada de decisão	50
Quadro 6 – Classificação dos estudos segundo seus principais objetivos	58
Quadro 7 – Classificação dos estudos segundo seus campos de aplicação	59
Quadro 8 – Classificação dos estudos segundo as variáveis de entrada	61
Quadro 9 – Classificação dos estudos segundo a presença de regras	63
Quadro 10 – Principais lacunas da literatura e contribuições desta pesquisa ...	65
Quadro 11 – Detalhamento das etapas para construção e avaliação do artefato	72
Quadro 12 – Atendimento desta pesquisa aos requisitos de qualificação	75
Quadro 13 – Papeis dos sistemas especialistas no processo de decisão	81
Quadro 14 – Versões do <i>IDSS</i> por componente e iteração de desenvolvimento	101
Quadro 15 – Versões do processo por etapa e iteração de desenvolvimento ...	122
Quadro 16 – Avaliação final por critérios	144

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Simulação de probabilidade em eventos aleatórios sucessivos	87
Tabela 2 – Simulação de probabilidade em eventos não-aleatórios sucessivos	88
Tabela 3 – Exemplo de aquisição dos preços de abertura a cada de 5 minutos	103
Tabela 4 – Exemplo de aplicação do método de regressão linear simples	105
Tabela 5 – Exemplo de tabela de treinamento no primeiro mês	106
Tabela 6 – Exemplo de parametrização da estratégia de negociação	111
Tabela 7 – Dados para aplicação do ICDT	114
Tabela 8 – Exemplo de aquisição dos preços diários de abertura e fechamento	117
Tabela 9 – Exemplo de aplicação do método das diferenças	118
Tabela 10 – Treinamento ilustrativo para iteração final	120
Tabela 11 – Avaliação da previsão para iteração inicial	127
Tabela 12 – Parametrização da estratégia para iteração inicial	128
Tabela 13 – Ratificação dos parâmetros iniciais	128
Tabela 14 – Avaliação financeira para iteração inicial	130
Tabela 15 – Parametrização da estratégia para iteração intermediária	133
Tabela 16 – Ratificação dos parâmetros intermediários	134
Tabela 17 – Avaliação financeira para iteração intermediária	135
Tabela 18 – Treinamento para iteração final	139
Tabela 19 – Avaliação da previsão para iteração final	140
Tabela 20 – Ratificação do parâmetro final	140
Tabela 21 – Avaliação financeira para iteração final	142

LISTA DE SIGLAS

AAPL	Apple
AI	<i>Artificial Intelligence</i>
APIMEC	Associação dos Analistas e Profissionais de Investimento do Mercado de Capitais
B3	Brasil Bolsa Balcão
BM&F	Bolsa de Mercadorias e Futuros
BOVESPA	Bolsa de Valores de São Paulo
CPF	Cadastro de Pessoa Física
CVM	Comissão de Valores Mobiliários
DARF	Documento de Arrecadação de Receitas Federais
DSS	<i>Decision Support System(s)</i>
DOLFUT	Dólar Futuro
FOREX	<i>Foreign Exchange</i>
IA	Inteligência Artificial
ICDT	Indicador de Consistência para <i>Day Trading</i>
IDSS	<i>Intelligent Decision Support System(s)</i>
OHLC	<i>Open High Low Close</i>
MACD	<i>Moving Average Convergence Divergence</i>
PSAR	<i>Parabolic Stop and Reverse</i>
RSI	<i>Relative Strength Index</i>
SI	Sistemas de Informação
VWAP	<i>Volume Weighted Average Price</i>

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	25
1.1 CONTEXTO	25
1.2 PROBLEMA	28
1.3 ESTADO DA ARTE	29
1.4 OBJETIVOS	31
1.5 MÉTODOS	32
1.6 JUSTIFICATIVA	34
1.7 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	35
2 REVISÃO DA LITERATURA	37
2.1 MERCADO DE CAPITAIS BRASILEIRO	37
2.2 TOMADA DE DECISÃO NO <i>DAY TRADING</i>	46
2.3 INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL NO MERCADO FINANCEIRO	57
3 MÉTODOS DE PESQUISA	67
3.1 <i>DESIGN SCIENCE RESEARCH</i>	67
3.2 DELINEAMENTO DA PESQUISA	71
3.3 HIPÓTESE	77
4 DESCRIÇÃO DO ARTEFATO	79
4.1 <i>DESIGN</i> COMO UM PRODUTO: SISTEMA DE APOIO À DECISÃO	79
4.1.1 Iteração inicial	82
4.1.1.1 Gestor financeiro especialista	82
4.1.1.2 Consultor especialista	83
4.1.1.3 Operador especialista	86
4.1.2 Iteração intermediária	92
4.1.2.1 Operador especialista intermediário	93
4.1.3 Iteração final	96
4.1.3.1 Consultor especialista final	97
4.1.3.2 Operador especialista final	99
4.2 <i>DESIGN</i> COMO UM PROCESSO: CONSTRUÇÃO E AVALIAÇÃO	102
4.2.1 Iterações inicial e intermediária	103
4.2.1.1 Preparo dos dados	103
4.2.1.2 Definição do algoritmo	104

4.2.1.3 Treinamento	105
4.2.1.4 Avaliação da previsão	107
4.2.1.5 Estratégia de negociação	109
4.2.1.6 Avaliação financeira	112
4.2.2 Iteração final	116
4.2.2.1 Preparo dos dados final	117
4.2.2.2 Definição do algoritmo final	118
4.2.2.3 Treinamento final	119
4.2.2.4 Avaliação da previsão final	121
4.2.2.5 Estratégia de negociação final	121
5 AVALIAÇÃO	125
5.1 ITERAÇÃO INICIAL	125
5.1.1 Parametrização inicial	126
5.1.2 Avaliação inicial	129
5.2 ITERAÇÃO INTERMEDIÁRIA	132
5.2.1 Parametrização intermediária	132
5.2.2 Avaliação intermediária	135
5.3 ITERAÇÃO FINAL	137
5.3.1 Parametrização final	138
5.3.2 Avaliação final	141
6 DISCUSSÃO	147
6.1 SISTEMAS DE INFORMAÇÃO	147
6.2 TOMADA DE DECISÃO	150
6.3 FINANÇAS	151
7 CONCLUSÕES	153
REFERÊNCIAS	155

1 INTRODUÇÃO

Este capítulo introduz esta dissertação. Para isso, segue as orientações de Gregor e Hevner (2013, p. 349, tradução nossa) que determinam que:

A definição do problema e os objetivos de pesquisa devem especificar o propósito e o escopo do artefato a ser desenvolvido (para que serve o sistema). O propósito fornece o conjunto de meta-requisitos ou metas para o artefato e apresenta a fronteira de qualquer teoria de *design*. É importante também identificar a classe de problemas (MCKENNEY; KEEN, 1974) a qual esse problema específico pertence, o que ajuda na localização do trabalho em relação à literatura prévia e na demonstração clara de sua contribuição (SEIN et al., 2011). A relevância do problema de pesquisa para a prática do mundo real deve ser claramente declarada [...]. As reivindicações por contribuições para a prática e para o conhecimento/teoria devem ser também feitas aqui e podem ser aprofundadas posteriormente.

Com essas orientações, o capítulo um se divide em sete seções. A primeira (1.1 CONTEXTO) apresenta o ambiente deste estudo. A segunda (1.2 PROBLEMA) expõe o problema investigado nesse ambiente. A terceira (1.3 ESTADO DA ARTE) retrata a situação da literatura, expõe suas principais lacunas e explicita a questão desta pesquisa. A quarta (1.4 OBJETIVOS) apresenta a hipótese inicial e relaciona os objetivos empregados para verificá-la. A quinta (1.5 MÉTODOS) apresenta os métodos e as etapas para alcançar os objetivos. A sexta (1.6 JUSTIFICATIVA) reivindica as contribuições teóricas e práticas. E a sétima, por fim, (1.7 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO) exhibe a organização dos capítulos subsequentes.

1.1 CONTEXTO

A tecnologia da informação revolucionou a forma como investidores negociam produtos no mercado de capitais (KIRILENKO; LO, 2013, p. 51). Com as substituições dos pregões viva voz pelos pregões eletrônicos, por exemplos, na Bolsa de Valores de São Paulo (BOVESPA), em 2005, e na Bolsa de Mercadorias e Futuros (BM&F), em 2009, muitas mudanças foram significativas. As imagens do caótico pregão, “com centenas de operadores gritando nos telefones amarelos e vermelhos, mãos para cima, fazendo sinais para comprar e vender, mãos na cabeça com expressão de desespero” (LEITE, 2009), entraram para a história do mercado de capitais brasileiro. “A gritaria e a força física necessárias para fechar negócios [...deram lugares aos] computadores e sistemas, integrados por meio de plataformas de alta tecnologia,

[...que] proporcionaram à bolsa um silêncio atípico” (DEMARCO, 2016). A figura 1 ilustra a migração do pregão viva voz para o pregão eletrônico na BM&F BOVESPA.

Figura 1 – Migração do pregão viva voz para o pregão eletrônico

Fonte: Centro de memória BM&F Bovespa *apud* Demarco (2016).

Entre as principais mudanças destacam-se: (i) a capacidade de processar milhões de negócios todos os dias, uma “quantidade humanamente impossível para ser processada manualmente” (DEMARCO, 2016), (ii) o tempo necessário para fechar um negócio, que reduziu de minutos para milésimos de segundos (ARAGÃO, 2009), (iii) o custo de negociação, que também diminuiu consideravelmente (FORTUNA, 2008, p. 586) e (iv) o nascimento de negociações automáticas, que por meio de algoritmos de alta frequência impactam os movimentos dos preços (BROGAARD; HENDERSHOTT; RIORDAN, 2014, p. 2267), e de plataformas de negociação, que permitem substituir operadores humanos por programas de computador. Ainda, a migração do pregão viva voz para os sistemas eletrônicos trouxe aos investidores outros benefícios, “especialmente aos investidores de varejo, visto que todas as ordens são tratadas de maneira equivalentes, sem preferências, [...e que] os critérios de prioridade na execução dos negócios são estabelecidos de antemão” (CHAPEL, 2016, p. 11). Além desses benefícios, se antes os investidores dependiam da intermediação de um profissional para comprar e vender, agora “podem ter acesso ao sistema da corretora e fazer suas próprias negociações” (LEITE, 2009) pela internet, via *home broker* (FORTUNA, 2008, p.586).

Adicionalmente, diversos atrativos são oferecidos a esses investidores pelas corretoras. Entre os principais atrativos estão: (i) isenções em tarifas e taxas (e.g. de abertura e manutenção de conta, transferência eletrônica e custódia de recursos financeiros), (ii) inexigibilidade de capital mínimo (e.g. para abertura e manutenção de conta), (iii) descontos em corretagem (e.g. nos canais digitais e em pacotes de corretagem), (iv) alavancagem elevada (e.g. em operações com ações), (v) margens de garantia reduzidas (e.g. em operações com contratos futuros), (vi) informação e conteúdo educacional gratuitos (e.g. notícias, blogs, cursos, palestras e eventos), (vii) assessoria gratuita (e.g. com gerentes exclusivos, salas virtuais em tempo real com especialistas, análises gráficas, coberturas macroeconômicas e setoriais, carteiras recomendadas e produtos personalizados) e (viii) ferramentas gratuitas de apoio ao investidor (e.g. processos eletrônicos facilitados, aplicativos para celular e tablet, e plataformas para análise, simulação e negociação) (ÁGORA, 2018; ALFA, 2018; AMARIL, 2018; ATIVA, 2018; BANRISUL, 2018; BRADESCO, 2018; BRASIL PLURAL, 2018; BTG PACTUAL, 2018; CLEAR, 2018; COINVALORES, 2018; CONCÓRDIA, 2018; EASYNVEST, 2018; ELITE, 2018; FATOR, 2018; GERAL, 2018; H COMMCOR, 2018; ICAP, 2018; ITAÚ, 2018 ; MERCANTIL, 2018; MIRAE, 2018; MODAL, 2018; NOVA FUTURA, 2018; PLANNER, 2018; RICO, 2018; SAFRA, 2018; SANTANDER, 2018; SOLIDUS, 2018; SPINELLI, 2018; TERRA, 2018; UNILETRA, 2018; WALPIRES, 2018, XP INVESTIMENTOS, 2018).

Como resultado, essas mudanças tecnológicas, seus benefícios e os atrativos oferecidos pelas corretoras contribuíram para aumentar a acessibilidade ao mercado de capitais brasileiro. De acordo com dados da bolsa de valores brasileira, enquanto cerca de 117 mil pessoas físicas negociavam nos pregões viva voz em 2004, 611 mil compravam e vendiam nos pregões eletrônicos em 2010: um crescimento de 423%. Já de 2010 a 2017, esse crescimento timidamente superou 1%, ilustrando o impacto significativo das mudanças tecnológicas na acessibilidade dos investidores ao mercado de capitais do país. O gráfico 1 apresenta a evolução anual, de 2002 a 2017, do total de investidores pessoas físicas que possuem ativos passíveis de negociação na bolsa de valores brasileira.

Gráfico 1 – Evolução anual do total de investidores pessoas físicas na bolsa

Fonte: B3 (2018a)¹.

Em resumo, o contexto é caracterizado por um número crescente de pessoas que executam suas decisões de negociação por processos eletrônicos eficientes, em um ambiente de incerteza e risco (i.e. o mercado de capitais). Em outras palavras, as mudanças tecnológicas mencionadas possibilitaram a esses investidores executar suas decisões de maneira ágil, fácil e conveniente (i.e. em pouquíssimo tempo com alguns cliques silenciosos de praticamente qualquer lugar do mundo e diante, apenas, de uma tela de computador).

1.2 PROBLEMA

Nesse contexto, entretanto, permanece o problema da tomada de decisão. Seja presencialmente, por meio do pregão viva voz, ou virtualmente, por meio do pregão eletrônico, para que possam tomar boas decisões consistentemente e, enfim, alcançar seus objetivos financeiros, os investidores devem enfrentar processos de tomada de decisão que, quase sempre, são caóticos e complexos. Nas palavras de Shimizu

¹ Considera o Cadastro de Pessoa Física (CPF) “em cada agente de custódia, ou seja, pode contabilizar o mesmo investidor caso ele possua conta em mais de uma corretora” (B3, 2018a).

(2001, p. 15), esses processos são caóticos “porque os indivíduos [...] não possuem visão clara e completa dos objetivos e dos meios que definem o problema de decisão” e complexos “porque a incerteza, a falta de estruturação e o tamanho do problema podem inviabilizar a aplicação sistemática da maior parte das metodologias de decisão, as quais frequentemente utilizam julgamentos subjetivos”.

Além disso, conforme destaca Kahneman (2003, p. 1469, tradução nossa), os tomadores de decisão “frequentemente agem de forma intuitiva. E o comportamento desses agentes não é orientado pelo que eles são capazes de calcular, mas pelo que eles acabam observando em um dado momento”. De acordo com o autor, essa é a característica central dos tomadores de decisão no contexto de uma racionalidade limitada², que impõe a esses agentes profundas barreiras nos processos de tomada de decisão. Entre as principais barreiras, apresentam-se: heurísticas e vieses (TVERSKY; KAHNEMAN, 1974), ilusões visuais (KAHNEMAN, 2003), excesso de confiança, aversão à perda e autocontrole (THALER, 2016).

Em síntese, o problema da tomada de decisão é caracterizado tanto pelo caos e complexidade de seus processos, como pelos limites da racionalidade humana dos agentes tomadores de decisão. Esse problema dificulta o trabalho dos investidores desafiando a consistência das suas boas decisões. Ou seja, embora os processos de negociação tenham sido significativamente facilitados pelas mudanças tecnológicas, os processos de tomada de decisão podem permanecer caóticos e complexos e, nesses processos, os tomadores de decisão são combatidos constantemente pelos conflitos entre as decisões mais racionais e as mais intuitivas.

1.3 ESTADO DA ARTE

Considerando esse problema, nas últimas décadas, inúmeros sistemas de apoio à decisão vêm sendo propostos na literatura. Conforme relata Cavalcante et al. (2016, p. 194, tradução nossa), “pesquisadores têm tentado desenvolver métodos

² De acordo com Simon (1997, p. 93-94, tradução nossa), “o comportamento humano real fica aquém, de pelo menos três formas, de uma racionalidade objetiva [...]: (1) Racionalidade requer conhecimento completo e antecipação das consequências que seguirão em cada decisão. Na realidade, o conhecimento das consequências é sempre fragmentado. (2) Uma vez que essas consequências se passam no futuro, a imaginação deve suprir a falta do sentimento de experiência em associar valor a elas. Contudo valores só podem ser antecipados de forma imperfeita. (3) Racionalidade requer uma escolha entre todos os comportamentos alternativos possíveis. No comportamento real, apenas algumas de todas essas alternativas possíveis vêm à mente”.

computacionais inteligentes e algoritmos para apoiar a tomada de decisão em diferentes segmentos do mercado financeiro”. Revisando estudos publicados de 2009 a 2015, Cavalcante et al. (2016, p. 205, tradução nossa) concluem que “o objetivo principal da maioria dos trabalhos propostos na literatura é prever os comportamentos futuros do mercado com a máxima precisão possível”. Weng, Ahmed e Megahed (2017, p. 153), por exemplo, atingem 85% de acerto na previsão do movimento do dia seguinte para a ação da empresa Apple (AAPL), negociada na bolsa de valores Nasdaq, nos Estados Unidos. Chang e Liu (2008, p. 135), por sua vez, chegam a 97% de acerto com um modelo de previsão para a variação de preços de ações negociadas na bolsa de valores de Taiwan. E, meses mais tarde, Chang e Fan (2008, p. 802) aperfeiçoam esse modelo e alcançam até 99% de acerto para ações negociadas nesse mesmo mercado.

Entretanto, conforme apontam Cavalcante et al. (2016, p. 205, tradução nossa), a maioria dos estudos publicados “não fornece regras para negociar no mercado ou mesmo para gerenciar riscos de investimento [...] a avaliação do lucro dos métodos propostos [...] é geralmente negligenciada”. Ainda, entre as lacunas dessa literatura, inclui-se o fato de que as simulações frequentemente realizadas para avaliar o desempenho dos sistemas costumam ignorar a influência do comportamento humano na tomada de decisão e, conseqüentemente, nos resultados obtidos.

Em outras palavras, saber se o preço de um determinado ativo aumentará ou diminuirá dentro de um prazo futuro com alguma probabilidade de ocorrência, de forma isolada, não é tudo. Outras decisões (e.g. quanto investir em cada operação, o que fazer se a previsão se confirmar, o que fazer se ela não se confirmar, etc.) fazem parte dos processos e, por isso, demandam que os sistemas de apoio à decisão sejam concebidos de forma completa. Ou seja, na literatura sobre sistemas aplicados ao mercado financeiro, embora sejam significativos os esforços para se saber como prever as variações dos preços dos ativos, permanece a necessidade de se explorar a seguinte questão: como contornar os limites da racionalidade para tomar boas decisões consistentemente e, então, obter resultados livres de vieses no mercado de capitais brasileiro?

1.4 OBJETIVOS

Para responder essa questão, testa-se a hipótese de que, no *day trading*, é possível contornar os limites da racionalidade com a aplicação de um sistema de apoio à decisão inteligente. Para isso, estabelece-se o objetivo geral de medir o impacto do comportamento humano no desempenho de um sistema de negociação autônomo. Em outras palavras, busca-se comparar o desempenho descritivo real (i.e. passível de influência humana) com o desempenho normativo planejado (i.e. impassível de influência humana) de um sistema de negociação autônomo completo.

O caminho adotado para atingir esses objetivos, então, consiste em construir e avaliar um sistema de apoio à decisão inteligente para *day trading*. Ou seja, o primeiro objetivo específico é construir um sistema de apoio à decisão inteligente aplicado ao mercado de capitais brasileiro, com foco em operações diárias, ou *day trades* (i.e. operações com abertura e fechamento em um mesmo dia de negociação). E o segundo é avaliar o desempenho desse sistema considerando (a) as condições reais do ambiente de negociação (e.g. custos operacionais, impostos de renda, margens de garantia, multiplicadores de alavancagem, etc.) e (b) os limites da racionalidade dos tomadores de decisão (e.g. heurísticas, ilusões visuais, excesso de confiança, aversão à perda, autocontrole, etc.).

O artefato a ser construído, por sua vez, tem como requisito principal apoiar as decisões do investidor de forma sistêmica (i.e. em todo o processo de negociação, envolvendo as decisões tomadas antes, durante e depois de cada operação). A priori, o sistema deve indicar o tipo de operação a ser realizada (i.e. compra ou venda), quanto investir em cada operação e os pontos de entrada e saída. Já durante as operações, o artefato deve acompanhar as variações dos preços e, em função delas, reagir apropriadamente para que os resultados financeiros diários líquidos (i.e. descontados os custos e impostos) sejam positivos, sendo essa a meta para o artefato proposto. Por último, depois de encerradas as operações diárias, o sistema deve indicar ao investidor o que fazer com os resultados auferidos (i.e. proteger ou arriscar), para que haja recuperação do investimento e consistência operacional.

Em resumo, a partir das lacunas observadas na literatura, esta pesquisa busca medir o impacto do comportamento humano no desempenho de sistemas autônomos de negociação financeira. Para isso, constrói um sistema para *day trading* fornecendo regras para negociar no mercado e para gerenciar os riscos do investimento. Em

seguida, avalia o desempenho desse artefato em um ambiente real, considerando tanto as restrições de mercado como as limitações da racionalidade do tomador de decisão. E, por fim, compara o desempenho prescritivo planejado (i.e. o que deveria ser executado) com o desempenho descritivo real (i.e. o que foi executado), medindo diferenças, relatando e classificando os motivos e, conseqüentemente, verificando a hipótese inicial³.

1.5 MÉTODOS

Para construir e avaliar o artefato, esta pesquisa emprega os métodos de simulação e experimento controlado em *design-science*, um paradigma de pesquisa em sistemas de informação que, segundo Hevner et al. (2004, p. 75, tradução nossa), “busca ampliar os limites das capacidades humanas [...] por meio da criação de artefatos novos e inovadores”.

Nesse paradigma, adota-se o processo metodológico proposto por Cavalcante et al. (2016, p. 199) que, por sua vez, destina-se exclusivamente à construção de sistemas de negociação financeira e é executado em seis macro etapas: (i) preparo dos dados, (ii) definição do algoritmo, (iii) treinamento, (iv) avaliação da previsão, (v) estratégia de negociação e (vi) avaliação financeira. A figura 2 apresenta as etapas para a construção e avaliação do artefato.

³ É importante mencionar que o foco principal deste trabalho se concentra no modelo de tomada de decisão do day trader técnico, ou seja, não se pretende estudar modelos de finanças nem, ainda, se promete apresentar um sistema lucrativo, de modo que a discussão em finanças apresentada nas próximas páginas se limita à descrição do ambiente e do contexto de tomada de decisão em foco neste estudo e demandados pela metodologia de pesquisa adotada (i.e. *design science research*). Dessa forma, portanto, financistas que eventualmente decidam prosseguir com a leitura deste texto podem vir a se frustrar com uma bibliografia introdutória, limitada à descrição do ambiente da pesquisa; e day traders que, por sua vez, desejam encontrar nos próximos capítulos um sistema altamente lucrativo para executar suas atividades podem se decepcionar. Por fim, novamente, o objetivo deste trabalho não está em estender a discussão em finanças (e.g. não se busca testar ou analisar aleatoriedade, previsibilidade ou eficiência dos mercados – de fato, décadas de estudos desses e de outros temas em finanças não compõem a bibliografia desta pesquisa), mas em contribuir com a discussão em decisões (i.e. pretende-se apresentar uma forma de tomar decisões livres de vieses comportamentais); da mesma forma, o foco aqui não está em apresentar um sistema altamente lucrativo, mas em estender a discussão sobre o processo metodológico de construção e avaliação de sistemas de negociação financeira. É importante levantar essas questões, desde já, para que cada leitor decida com maior nível de clareza por prosseguir – ou não – com a leitura dos próximos parágrafos.

Figura 2 – Etapas para construção e avaliação do artefato

Fonte: adaptado de Cavalcante et al. (2016, p. 199, tradução nossa).

Nesse processo, simulações e experimentos controlados são empregados para avaliar o desempenho do artefato quantitativamente em situações reais de operação. Para isso, utilizam (i) preços históricos de um dos contratos futuros mais negociados diariamente na B3, o contrato futuro de dólar (versão mini), (ii) dados reais de mercado (e.g. custos, impostos e margens de garantia) e (iii) métricas de desempenho da literatura, para avaliar: (a) a precisão das previsões, por meio da taxa de acerto (em %), (b) o risco da estratégia de negociação, em função da perda máxima (em R\$) e (c) a consistência do artefato, por meio de um indicador proposto neste estudo.

É importante destacar que, para que seja eficaz, esta pesquisa atende aos sete requisitos de pesquisa em *design-science* elencados por Hevner et al. (2004, p. 83): (i) o artefato deve ser inovador (*design* como um artefato), (ii) o problema deve ser relevante (relevância do problema), (iii) o artefato deve ser avaliado (avaliação do *design*), (iv) o artefato deve solucionar um problema não resolvido ou resolver um problema conhecido de maneira mais eficiente ou mais eficaz (contribuições de pesquisa), (v) o artefato deve ser rigorosamente definido, formalmente representado, coerente e internamente consistente (rigor de pesquisa), (vi) o processo de busca do melhor artefato deve ser iterativo (*design* como um processo de busca) e (vii) os resultados da pesquisa devem ser comunicados de forma eficaz (comunicação da pesquisa). O quadro 1 resume os sete requisitos em um *checklist* de qualificação de pesquisa em *design-science*, aplicado neste trabalho.

Quadro 1 – *Checklist* de qualificação de pesquisa em *design-science*

Requisito (R)	Checklist
R1 – <i>Design</i> como um artefato	✓
R2 – Relevância do problema	✓

Requisito (R)	Checklist
R3 – Avaliação do <i>design</i>	✓
R4 – Contribuições de pesquisa	✓
R5 – Rigor de pesquisa	✓
R6 – <i>Design</i> como um processo de busca	✓
R7 – Comunicação da pesquisa	✓

Fonte: adaptado de Hevner et al. (2004, p. 83, tradução nossa).

Em resumo, o sistema é construído e avaliado por meio das seis etapas de Cavalcante et al. (2016) e a pesquisa é metodologicamente qualificada através dos sete requisitos de Hevner et al. (2004). Por meio dessas etapas e requisitos, portanto, busca-se atingir os objetivos propostos para, por fim, verificar a hipótese inicial.

1.6 JUSTIFICATIVA

A realização desta pesquisa se justifica, primeiro, pelas lacunas presentes na literatura (i.e. estudos e métodos que, em sua maioria não fornecem regras de negociação ou de gerenciamento de risco, negligenciam a avaliação do lucro em aplicações do mundo real, e ignoram a influência do comportamento humano na tomada de decisão). Segundo, pela relevância do problema da tomada de decisão que, por sua vez, vem rendendo o prêmio Nobel para diversos autores nas últimas décadas (e.g. Richard Thaler, em 2017, Daniel Kahneman, em 2002, e Herbert Simon, em 1978) e, de forma intensa, faz parte dos processos reais de negociações diárias, visto o elevado número de decisões a serem tomadas pelos investidores em cada operação. E, terceiro, pela necessidade de desempenho consistente do crescente número de investidores pessoas físicas no mercado brasileiro (i.e. pelas necessidades de negócio desses agentes).

Nas palavras de Hevner et al. (2004, p. 79, tradução nossa), “estruturar atividades de pesquisa para endereçar necessidades de negócio garante relevância à pesquisa”. No escopo deste trabalho, assim, observa-se que um profissional incapaz de rentabilizar seus investimentos está, mais cedo ou mais tarde, fadado a abandonar suas atividades. De fato, segundo Barber et al. (2017, p. 1, tradução nossa), no contexto do *day trading*, “mais de 75% de todos os *day traders* abandonam [essa atividade] dentro de dois anos [...] e os de pior desempenho são mais propensos a

abandonar”. Ao estudar centenas de milhares desses agentes em Taiwan por um período de doze anos, Barber et al. (2017, p. 15, tradução nossa) constata que “a fração de *day traders* lucrativos é consistentemente de cerca de 5%”. Ou seja, 95% desses profissionais não são lucrativos⁴. Barber et al. (2017, p. 20, tradução nossa) concluem, ainda, que os “modelos de aprendizado racionais não explicam o todo ou nem mesmo a maior parte” do *day trading*.

Sendo assim, um sistema construído e avaliado de forma completa pode contribuir tanto para o conhecimento/teoria (i.e. preenchendo lacunas da literatura), como para a prática (i.e. melhorando o desempenho real dos *day traders*). Em outras palavras, um artefato que contribua para a tomada de decisão de um profissional, seja do mercado (i.e. com lucros mais consistentes) ou da academia (i.e. com metodologias e trabalhos mais completos), se torna corresponsável pelo acerto dessa decisão e, consequentemente, pelos benefícios que ela é capaz de produzir.

1.7 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

As próximas páginas são organizadas de acordo com as orientações de apresentação e posicionamento de pesquisa em *design-science* propostas por Gregor e Hevner (2013). Assim, dividem-se em seis capítulos. O segundo (2 REVISÃO DA LITERATURA) fundamenta teoricamente esta pesquisa. O terceiro (3 MÉTODOS DE PESQUISA) detalha os métodos, seus requisitos e as etapas deste trabalho. O quarto (4 DESCRIÇÃO DO ARTEFATO) descreve o sistema proposto e seu processo de construção. O quinto (5 AVALIAÇÃO) apresenta a avaliação de desempenho desse sistema. O sexto (6 DISCUSSÃO) levanta uma discussão geral sobre este estudo. O sétimo (7 CONCLUSÕES), por último, reafirma as descobertas e reitera os destaques deste trabalho.

⁴ Vale notar que os mercados de contratos e minicontratos futuros com vencimentos escolhidos para campo de aplicação desta pesquisa apresentam característica de “soma zero” – desconsiderando custos transacionais – ou de “soma negativa” – considerando custos transacionais (i.e. de modo superficial, apresentar essa característica significa: para que um participante tenha lucro, outro deve ter prejuízo). Portanto, não há que se discutir se “há vida no day trading”, mas onde há vida no day trading.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Este capítulo apresenta a fundamentação teórica desta pesquisa. Para isso, segue as diretrizes de Gregor e Hevner (2013, p. 349-350, tradução nossa) que estabelecem que:

A revisão da literatura deve incluir teoria descritiva relevante [...], conhecimento prévio prescritivo ou artefatos existentes [...], e qualquer conhecimento que seja relevante para o problema em mãos. É essencial executar essa revisão cuidadosamente e incluir trabalhos que possam ter sido desenvolvidos sob rótulos diferentes com objetivos semelhantes [...]. Se essa pesquisa não é feita com cuidado, o artefato desenvolvido corre o risco de não ser realmente novo e não será possível demonstrar uma reivindicação inquestionável de contribuição ao conhecimento. Incluída aqui está qualquer teoria justificativa [...] que foi utilizada para informar a construção do novo artefato. A colocação exata dessa teoria pode exigir algum julgamento. Um esboço desse conhecimento justificativo pode ser dado nessa seção, embora faça mais sentido mostrar os detalhes junto com os aspectos específicos do *design* aos quais eles se referem no capítulo Descrição do Artefato.

Com essas diretrizes, o capítulo dois se divide em três seções. A primeira (2.1 MERCADO DE CAPITAIS BRASILEIRO) apresenta o ambiente e define o escopo da pesquisa. A segunda (2.2 TOMADA DE DECISÃO NO *DAY TRADING*) caracteriza, a partir da literatura, o problema da tomada de decisão no *day trading*. A terceira (2.3 INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL NO MERCADO FINANCEIRO) aponta lacunas importantes dos artefatos de apoio à decisão propostos na literatura.

2.1 MERCADO DE CAPITAIS BRASILEIRO

O ambiente desta pesquisa é o mercado de capitais brasileiro. Segundo Sexton (1995, p. 39, tradução nossa), um mercado pode ser genericamente definido como “um grupo de compradores, vendedores e intermediários em contato suficientemente próximo para conduzir negócios sob regras ou costumes estipulados”. Contudo, uma definição mais específica, segundo Pindyck e Rubinfeld (2002, p. 9), deve identificar os agentes desse grupo e, para isso, é necessário determinar a extensão do mercado estudado (i.e. “seus limites, tanto geográficos quanto em termos da gama de produtos que nele são oferecidos”).

Dessa forma, no Brasil, em termos da extensão do mercado financeiro, de acordo com a Comissão de Valores Mobiliários (CVM, 2014, p. 31), verifica-se que o

sistema financeiro nacional é segmentado “em quatro grandes mercados: [i] mercado monetário, [ii] mercado de crédito, [iii] mercado de câmbio e [iv] mercado de capitais”. No escopo desta pesquisa inclui-se o mercado de capitais. A figura 3 ilustra o escopo desta pesquisa em termos dos mercados que integram do sistema financeiro nacional brasileiro.

Figura 3 – Escopo de pesquisa: mercados do sistema financeiro brasileiro

Fonte: produção nossa.

No mercado de capitais, também chamado de mercado de valores mobiliários, são negociados os seguintes ativos (conforme determina o artigo 2º da Lei nº 6.385, de 7 de dezembro de 1976):

I - as ações, debêntures e bônus de subscrição; II - os cupons, direitos, recibos de subscrição e certificados de desdobramento relativos aos valores mobiliários referidos no inciso II; III - os certificados de depósito de valores mobiliários; IV - as cédulas de debêntures; V - as cotas de fundos de investimento em valores mobiliários ou de clubes de investimento em quaisquer ativos; VI - as notas comerciais; VII - os contratos futuros, de opções e outros derivativos, cujos ativos subjacentes sejam valores mobiliários; VIII - outros contratos derivativos, independentemente dos ativos subjacentes; e IX - quando ofertados publicamente, quaisquer outros títulos ou contratos de investimento coletivo, que gerem direito de participação, de parceria ou de remuneração, inclusive resultante de prestação de serviços, cujos rendimentos advêm do esforço do empreendedor ou de terceiros (BRASIL, 1976).

No escopo desta pesquisa incluem-se os contratos futuros de dólar americano⁵, ativo cuja cotação deriva da taxa de câmbio de reais por dólar comercial. A figura 4 apresenta o escopo desta pesquisa sob a perspectiva dos ativos negociados no mercado de capitais brasileiro.

Figura 4 – Escopo de pesquisa: ativos negociados no mercado de capitais

Fonte: produção nossa.

O mercado em que os contratos futuros de dólar são negociados recebe o nome de mercado de derivativos. De acordo com a B3 (2018b, p.8), negociam nesse mercado os investidores: (i) pessoas físicas (e.g. investidores individuais e clubes de investimento), (ii) institucionais (e.g. fundos de pensão e fundos investimento), (iii) estrangeiros (e.g. investidores institucionais domiciliados no exterior), (iv) empresas (e.g. públicas e privadas) e (v) instituições financeiras (e.g. tesourarias de bancos de investimento) (INFOMONEY, 2006). Esses agentes integram o grupo de compradores e vendedores que, nas palavras da CVM (2014, p. 36), interagem por meio de “bancos de investimento, corretoras e distribuidoras de títulos e valores mobiliários, entidades administradoras de mercado de bolsa e balcão, além de diversos outros prestadores de serviços”. Essa interação, por sua vez, pode acontecer por meio: (i) das mesas de

⁵ A escolha desse ativo se deve, principalmente, ao seu volume significativo de negociações diárias, característica fundamental para a prática do *day trading*.

operações, onde os investidores têm à disposição uma equipe de profissionais que “executam ordens, disponibilizam informações sobre os mercados, produtos e riscos e informam sobre análises e recomendações realizadas pelos analistas” (CVM, 2014, p. 288); ou (ii) das plataformas de negociação, onde os investidores “podem negociar diretamente pela internet [...] e ter acesso às cotações dos ativos” (CVM, 2014, p. 288). No escopo desta pesquisa incluem-se as pessoas físicas que interagem com o mercado por meio das plataformas de negociação disponibilizadas pelas corretoras e distribuidoras de valores mobiliários. A figura 5 apresenta o escopo desta pesquisa sob a ótica dos agentes integrantes do mercado de derivativos.

Figura 5 – Escopo de pesquisa: integrantes do mercado de derivativos

Fonte: produção nossa.

Nesse mercado, os investidores são classificados em três categorias distintas: (i) *hedgers*, (ii) *arbitradores* e (iii) *especuladores*. *Hedger* é o agente preocupado em se proteger das variações de preço. Seu objetivo principal não é obter lucro, mas transferir risco. Um “importador que tem passivo em dólares [e] compra contratos cambiais no mercado futuro, porque teme alta acentuada da cotação dessa moeda na época em que precisará comprar dólares no mercado à vista” (CVM, 2014, p. 309), por exemplo, é classificado como *hedger*. O *arbitrador*, por sua vez, preocupa-se em obter lucro sem assumir risco. Para isso, compra em um mercado em que o preço esteja baixo e vende em outro em que o preço esteja alto. Já o *especulador* busca

obter lucro. Para isso, compra e vende ativos ganhando com a diferença dos preços. Nota-se que, das três categorias, o especulador é o principal tomador de riscos e, assim, viabiliza as operações do *hedger* e garante liquidez ao mercado. Daí sua importância, embora a classificação “especulador” tenha conotação depreciativa. Uma vez destacada a característica essencialmente especulativa do *day trading* (CVM, 2014, p. 309-311), no escopo desta pesquisa inclui-se o especulador. A figura 6 ilustra o escopo desta pesquisa segundo a classificação dos investidores em *hedger*, especulador ou arbitrador.

Figura 6 – Escopo de pesquisa: classificação dos investidores

Fonte: produção nossa.

Nesse contexto, os especuladores têm à disposição duas escolas principais de análise para tomada de decisão: (i) a fundamentalista e (ii) a técnica⁶ (ELDER, 1993, p. 3; MURPHY, 1999, p. 5; LOGUE, 2008, p. 195; MARTINEZ et al., 2009, p. 2007; VANSTONE; FINNIE, 2009, p. 6669; LEMOS; CARDOSO, 2010, p. 30; OLIVEIRA; NOBRE; ZÁRATE, 2013, p. 7597; CVM, 2014, p. 346; APIMEC, 2015; CAVALCANTE et al., 2016, p. 194). Nas palavras de Murphy (1999, p. 5, tradução nossa):

Enquanto a análise técnica se concentra no estudo da ação do mercado, a análise fundamentalista se aplica ao estudo das forças econômicas de oferta e demanda que fazem com que os preços se movam para cima, para baixo, ou se mantenham estáticos [...]. Ambas abordagens [...] buscam [...] determinar a direção mais provável para os movimentos dos preços. [...] Entretanto, elas] tratam do problema de perspectivas diferentes. O analista fundamentalista estuda a causa do movimento do mercado, enquanto o analista técnico estuda o efeito.

⁶ De acordo com Lui e Mole (1998, p. 535), mais de 85% de 153 *traders* entrevistados no mercado de *Foreign Exchange (FOREX)* em Hong Kong utilizam “ambas as análises técnica e fundamentalista para prever os movimentos futuros [...] em diferentes horizontes temporais”.

Em outras palavras, os fundamentalistas trabalham com dados sobre cenários administrativos, políticos e macroeconômicos (e.g. taxas de juros, balanços contábeis e risco-país), enquanto os técnicos trabalham com dados históricos sobre a ação do mercado (e.g. preços, volumes e contratos em aberto) (MARTINEZ et al., 2009, p. 2007; LEMOS; CARDOSO, 2010, p. 30-33). Ao contrário da análise técnica, que tem por capacidade “lidar com dimensões temporais diferentes” (MURPHY, 1999, p. 9, tradução nossa), a fundamentalista não se adequa às dimensões temporais de curto prazo (e.g. horizonte diário), uma vez que os prazos para produção de suas variáveis são mais longos (VANSTONE; FINNIE, 2009, p. 6673; EVANS, PAPPAS; XHAFA, 2013, p. 1250; CAVALCANTE et al., 2016, p. 198). Assim, no escopo desta pesquisa incluem-se os *day traders* que utilizam a abordagem da análise técnica para tomada de decisão⁷. A figura 7 apresenta o escopo desta pesquisa em termos das principais escolas de análise.

Figura 7 – Escopo de pesquisa: escolas de análise para tomada de decisão

Fonte: produção nossa.

A análise técnica, nas palavras de Lemos e Cardoso (2010, p. 32), é, por sua vez, definida como “o estudo da ação do mercado, primariamente por meio de uso de gráficos, com o objetivo de prever as tendências futuras de preços [...ou, ainda, como] a interpretação da ação do mercado para antecipar os movimentos futuros”. Seu foco principal está nos movimentos dos preços que, em mercados altamente competitivos, são determinados pela interação entre a oferta e a demanda dos ativos negociados

⁷ Nota-se, segundo Chavarnakul e Enke (2008, p. 1005, tradução nossa), que a “análise técnica [...] é amplamente aceita entre economistas [...] e corretoras”; e que, segundo Cavalcante et al. (2016, p. 196-197, tradução nossa), “inúmeros trabalhos científicos [...] têm utilizado a análise técnica para resolver o problema da previsão [...] (AGHABOZORGI; TEH, 2014; EVANS; PAPPAS; XHAFA, 2013; LI; DENG; LUO, 2009; MARTINEZ et al., 2009)”.

(SEXTON, 1995, p. 38; PINDYCK; RUBINFELD, 2002, p. 7; LEMOS; CARDOSO, 2010, p. 35).

Entretanto, não há consenso na literatura sobre a forma como os preços se movimentam nos mercados financeiros⁸. Alguns autores (GODFREY; GRANGER; MORGENSTERN, 1964; SAMUELSON, 1965; MALKIEL, 2007) defendem a hipótese do movimento aleatório (i.e. *the random walk hypothesis*) que, nas palavras de Malkiel (2007, p. 24, tradução nossa), implica que “passos futuros ou direções não podem ser previstas com base em dados passados [...e, portanto, que] serviços de consultoria de investimento, projeções de ganhos, e padrões gráficos [...] não tem utilidade”. Já outros autores (LO; MACKINLAY, 1999; MURPHY, 1999; LEMOS; CARDOSO, 2010) rejeitam a hipótese do movimento aleatório e, assim, defendem que os “mercados financeiros são previsíveis até certo grau” (LO; MACKINLAY, 1999, p. 4, tradução nossa).

Entre os que rejeitam a hipótese do movimento aleatório estão os analistas técnicos. Segundo Murphy (1999, p. 19, tradução nossa), por exemplo, embora “pareça haver pequena dúvida que uma certa quantidade de aleatoriedade [...] exista em todos os mercados, é simplesmente irreal acreditar que todo movimento do preço seja aleatório”. Ainda de acordo com Murphy (1999, p. 21, tradução nossa), “a ideia de que os mercados sejam aleatórios é totalmente rejeitada pela comunidade técnica”, uma vez que um dos princípios que a sustenta é o de que “os preços se movem em tendência” (LEMOS; CARDOSO, 2010, p. 34).

Fundamentados por esse princípio, analistas técnicos utilizam, por exemplo, as teorias de Charles Dow (i.e. *the Dow theory*) e Ralph Nelson Elliott (i.e. *the Elliott wave theory*) que não somente admitem que os preços se movem em tendências, como as descrevem por meio de ciclos e padrões. A partir disso, *day traders* técnicos dispõem de um conjunto de ferramentas de análise para tomada de decisão (e.g. gráficos, padrões gráficos e indicadores técnicos) (MURPHY, 1999). O quadro 2 lista algumas dessas principais ferramentas.

⁸ Essa falta de consenso impõe a esta pesquisa um desafio prático: o de desenvolver um sistema que seja eficaz, independentemente do lado teórico correto.

Quadro 2 – Ferramentas de análise técnica para tomada de decisão

Grupo	Ferramenta
Gráfico	Barra <i>Open High Low Close (OHLC)</i>
	Linha
	Ponto e figura
	Renko
	Velas
Padrão gráfico	Bandeiras
	Cunhas
	Linhas de tendência
	Ombro-cabeça-ombro
	Suporte e resistência
	Topos e fundos
	Triângulos
	Xícara e alça
Indicador técnico	Bandas de Bollinger
	Estocástico
	<i>Moving Average Convergence Divergence (MACD)</i>
	Médias Móveis
	Pontos de Pivô
	<i>Parabolic Stop and Reverse (PSAR)</i>
	Retrações de Fibonacci
	<i>Relative Strength Index (RSI)</i>
	<i>Volume Weighted Average Price (VWAP)</i>

Fonte: produção nossa.

Com essas ferramentas, *day traders* técnicos tomam decisões e negociam no mercado. O processo de tomada de decisão desses agentes pode ser mapeado a partir dos processos de negociação, que acontecem em seis etapas: (i) aplicação financeira, (ii) observação do mercado, (iii) entrada na operação, (iv) espera do movimento, (v) saída da operação e (vi) apuração dos resultados. Entre a segunda e a terceira etapas, aplica-se o método de previsão (i.e. as ferramentas de previsão da escola de análise técnica – ver quadro 2). Dessa forma, no mínimo três decisões precisam ser tomadas por operação: (a) qual o tipo de operação a ser realizada (i.e. compra ou venda), (b) quanto investir na operação (i.e. quantidade a ser negociada)

e (c) quais os pontos de entrada e saída dessa operação (i.e. entradas, objetivos e stops técnicos). A figura 8 ilustra o processo de tomada de decisão dos *day traders* técnicos, que integra o escopo desta pesquisa.

Figura 8 – Processo de tomada de decisão dos *day traders* técnicos

Fonte: produção nossa.

A partir do exposto nos parágrafos desta seção, representa-se sistemicamente na figura 9 o ambiente e o escopo desta pesquisa.

Figura 9 – Ambiente e escopo de pesquisa

Fonte: produção nossa.

Da figura 9 contextualiza-se o problema da tomada de decisão dos *day traders* técnicos que, por sua vez, é caracterizado na seção 2.2 TOMADA DE DECISÃO NO DAY TRADING.

2.2 TOMADA DE DECISÃO NO DAY TRADING

O problema desta pesquisa é a tomada de decisão dos *day traders* técnicos. De uma análise da seção anterior, observa-se que esse problema é principalmente caracterizado por desafios impostos por dois elementos importantes: (i) o processo de tomada de decisão (ver figura 8) e (ii) o agente tomador de decisão (ver figura 7). A figura 10 caracteriza o problema desta pesquisa em termos desses dois elementos.

Figura 10 – Problema de pesquisa: processo e agente de tomada de decisão

Fonte: produção nossa.

Em termos das dificuldades impostas pelo processo de tomada de decisão (ver item i da figura 10), observa-se, nas palavras de Shimizu (2001, p. 15), que “a incerteza, a falta de estruturação e o tamanho do problema podem inviabilizar a aplicação sistemática da maior parte das metodologias de decisão, as quais frequentemente utilizam julgamentos subjetivos”, o que torna o processo complexo. Além disso, ainda de acordo com Shimizu (2001, p. 15), nota-se que “os indivíduos [...] não possuem visão clara e completa dos objetivos e dos meios que definem o problema de decisão”, o que torna o processo caótico.

Isso posto, Shimizu (2001, p. 31), Turban, Aronson e Liang (2005, p. 13) classificam os problemas de decisão de acordo com seus tipos (i.e. em problemas estruturados, semiestruturados e não estruturados) e de acordo com o nível das decisões (i.e. nos níveis operacional, tático e estratégico). O quadro 3 apresenta essa

classificação e permite averiguar a complexidade do processo da tomada de decisão dos *day traders* técnicos (ver figura 8).

Quadro 3 – Classificação dos problemas de tomada de decisão

Tipo de problema		Nível da decisão		
		Operacional	Tático	Estratégico
Estruturados	Características	Bem definido e repetitivo	Processo definido e resultado variável	Objetivo bem definido com alternativas a serem escolhidas
	Duração/Frequência	Dias; um mês	Meses; um ano	Um; cinco anos
	Complexidade	Nenhuma	Baixa	Média
Semiestruturados	Características	Bem definido com rotina variada	Definido em níveis diferentes	Novos serviços e planejamento
	Duração/Frequência	Dias; semana	Meses; um ano	Anos
	Complexidade	Baixa	Média	Alta
Não Estruturados	Características	Rotina sujeita a imprevistos	Não rotineiras	Novos empreendimentos
	Duração/Frequência	Dias; por período	Caso a caso	Anos
	Complexidade	Média	Alta	Muito alta

Fonte: adaptado de Shimizu (2001, p. 31), Turban, Aronson e Liang (2005, p. 13, tradução nossa).

As seguintes palavras de Shimizu (2001, p. 29) ajudam a explicar o quadro 3:

Um problema é considerado estruturado ou bem definido se sua definição e fases de operação para chegar aos resultados desejados estão bem claros e sua execução repetida é sempre possível [...]. Os problemas semi-estruturados são problemas com operações bem conhecidas, mas que contêm algum fator ou critério variável que pode influir no resultado [...]. Nos problemas não estruturados, tanto os cenários, como o critério de decisão, não estão fixados ou conhecidos *a priori*.

A partir do quadro 3, então, é possível avaliar a complexidade do problema de decisão investigado nesta pesquisa. Em relação ao nível de decisão, a classificação

mais adequada se dá entre os problemas com nível de decisão operacional, uma vez que no *day trading* tanto as decisões como seus resultados acontecem diariamente. Já em relação ao tipo de problema, a classificação mais adequada se dá entre os problemas semiestruturados, visto que o processo de decisão do *day trader* técnico (ver figura 8) é conhecido previamente e que há uma variedade de formações técnicas possíveis (ver quadro 2) que podem influenciar nos resultados e impedir a execução repetida desse processo. Dada essas classificações, a complexidade do problema da tomada de decisão dos *day traders* técnicos é, portanto, avaliada como baixa.

Agora, em termos das dificuldades impostas pelo agente tomador de decisão (ver item ii da figura 10), destaca-se o modelo dos sistemas cognitivos de Kahneman (2003, p. 1451). Esse modelo ajuda a explicar o processo de tomada de decisão sob a perspectiva do funcionamento cognitivo do tomador de decisão. O modelo e suas características são apresentados no quadro 4, que ilustra a ideia de “que julgamentos intuitivos ocupam uma posição [...] entre as operações automáticas da percepção e as operações deliberadas da razão” (KAHNEMAN, 2003, p. 1452, tradução nossa).

Quadro 4 – Os três sistemas cognitivos

	Percepção	Intuição (Sistema 1)	Raciocínio (Sistema 2)
Processo	Rápido Simultâneo Automático Não requer esforço Associativo De aprendizado lento Emocional		Lento Serial Controlado Requer esforço Governado por regras Flexível Neutro
Conteúdo	Percepções Estimulação atual Limite de estímulo	Representações conceituais Passado, presente e futuro Pode ser evocado pela linguagem	

Fonte: adaptado de Kahneman (2003, p. 1451, tradução nossa).

Nas palavras de Kahneman (2003, p. 1451, tradução nossa):

As operações do Sistema 1 [Intuição] são rápidas, automáticas, não requerem esforço, são associativas e frequentemente carregadas de

emoção; também são governadas pelo hábito e, conseqüentemente, difíceis de controlar ou modificar. As operações do Sistema 2 [Raciocínio] são mais lentas, seriais, requerem esforço e são deliberadamente controladas; também são relativamente flexíveis e potencialmente governadas por regras.

Utilizando o modelo dos sistemas cognitivos (ver quadro 4), Kahneman (2003, p. 1463, tradução nossa) constata que:

Para entender as preferências, é necessário entender a psicologia das emoções. E [que] não se pode assumir que as preferências que são controladas pela emoção do momento serão internamente coerentes, ou até razoáveis [...]. Em outras palavras, as preferências do Sistema 1 não são necessariamente consistentes com as preferências do Sistema 2.

Isso posto, verifica-se, ainda nas palavras de Kahneman (2003, p. 1469, tradução nossa), que os tomadores de decisão “frequentemente agem de forma intuitiva. E o comportamento desses agentes não é orientado pelo que eles são capazes de calcular, mas pelo que eles acabam observando em um dado momento”. Ainda segundo o autor, essa é a característica central dos tomadores de decisão no contexto de uma racionalidade limitada⁹ (evidenciada por fenômenos diversos que influenciam e dificultam a tomada de decisão). Entre esses fenômenos estão: heurísticas e vieses (TVERSKY; KAHNEMAN, 1974), ilusões visuais (de percepção) (KAHNEMAN, 2003), excesso de confiança, aversão à perda e autocontrole (THALER, 2016). O quadro 5 apresenta alguns desses fenômenos e suas implicações ilustrativas para o *day trading* em ordem cronológica descendente das referências.

⁹ De acordo com Simon (1997, p. 93-94, tradução nossa), “o comportamento humano real fica aquém, de pelo menos três formas, de uma racionalidade objetiva [...]: (1) Racionalidade requer conhecimento completo e antecipação das conseqüências que seguirão em cada decisão. Na realidade, o conhecimento das conseqüências é sempre fragmentado. (2) Uma vez que essas conseqüências se passam no futuro, a imaginação deve suprir a falta do sentimento de experiência em associar valor a elas. Contudo valores só podem ser antecipados de forma imperfeita. (3) Racionalidade requer uma escolha entre todos os comportamentos alternativos possíveis. No comportamento real, apenas algumas de todas essas alternativas possíveis vêm à mente”.

Quadro 5 – Alguns fenômenos que influenciam a tomada de decisão

Fenômeno	Descrição	Referência(s)	Implicação
Autocontrole	Em termos do autocontrole, nas palavras de Smith (1759, p. 363, tradução nossa), comenta-se que “o prazer a ser desfrutado daqui a dez anos nos interessa tão pouco em comparação com o que podemos desfrutar hoje”	Thaler (2016, p. 1578)	Abster-se de altos lucros futuros em troca de baixos lucros presentes (e.g. <i>day trader</i> realiza lucros presentes antes da hora)
Excesso de confiança	Excesso de confiança, nas palavras de Smith (1776, p. 131, tradução nossa), é definido como “o convencimento arrogante que a maior parte dos homens possui de suas próprias habilidades”	Thaler (2016, p. 1578)	Superestimar as chances de sucesso (e.g. <i>day trader</i> deixa de realizar os lucros presentes ou entra em operações de forma equivocada, alcançando, por fim, resultados financeiros negativos)

Fenômeno	Descrição	Referência(s)	Implicação
Dependência referencial e aversão à perda	<p>“Percepção é dependente da referência: os atributos percebidos de um estímulo focal refletem o contraste entre esse estímulo e um contexto de estímulos prévios e correntes” (KAHNEMAN, 2003, p. 1454, tradução nossa). “Dependência referencial e aversão à perda ajudam a explicar diversos fenômenos de escolha. A observação familiar de que as perdas reais são valorizadas muito mais do que os custos de oportunidade são [, por exemplo,] prontamente explicados” (KAHNEMAN, 2003, p. 1457, tradução nossa)</p>	<p>Thaler (2016, p. 1578); Kahneman (2003, p. 1454)</p>	<p>Assumir risco em situações de perda e evitar risco em situações de ganho (e.g. <i>day trader</i> alonga operações negativas e encurta operações positivas, obtendo, assim, resultados financeiros negativos)</p>
Enquadramento	<p>“O princípio básico do enquadramento é a aceitação passiva da formulação dada” (KAHNEMAN, 2003, p. 1459, tradução nossa)</p>	<p>Kahneman (2003, p. 1459)</p>	<p>Aceitar passivamente a formulação do problema sem realizar cálculos elaborados para reconhecê-lo verdadeiramente (e.g. <i>day trader</i> deixa de realizar cálculos cuidadosos para reconhecer os padrões técnicos)¹⁰</p>

¹⁰ Como ser humano, sequer possui a habilidade de realizar cálculos elaborados no curto prazo e, portanto, apoia-se no julgamento intuitivo para tomada de decisão.

Fenômeno	Descrição	Referência(s)	Implicação
Substituição de atributos	Em diversas situações, a “redução de atividades complexas para operações simples é realizada por uma operação de substituição de atributos” (KAHNEMAN, 2003, p. 1460, tradução nossa). Nessa operação, “o indivíduo avalia um atributo [...] específico de um objeto [...] substituindo outra propriedade daquele objeto – o atributo heurístico – que vem mais prontamente à mente” (KAHNEMAN; FREDERICK; 2002, p. 53, tradução nossa)	Kahneman (2003, p. 1460); Kahneman e Frederick (2002, p. 53)	Avaliar um objeto de forma enviesada (e.g. <i>day trader</i> reconhece um padrão técnico de forma enviesada, segundo uma observação parcial que mais prontamente vem à mente)
Efeito certeza	Em situações de tomada de decisão sob risco, “pessoas subestimam resultados que são meramente prováveis em comparação com resultados que são obtidos com certeza. Essa tendência, chamada de efeito certeza, contribui para a aversão ao risco em escolhas envolvendo ganhos certos e para a assunção de riscos em escolhas envolvendo perdas certas”	Kahneman e Tversky (1979, p. 263)	Assumir risco em situações de perda e evitar risco em situações de ganho (e.g. <i>day trader</i> alonga operações negativas e encurta operações positivas, obtendo, assim, resultados financeiros negativos)

Fenômeno	Descrição	Referência(s)	Implicação
Efeito isolamento	Em situações de tomada de decisão sob risco, “pessoas geralmente descartam componentes que são compartilhados por todos os prospectos sob consideração. Essa tendência, chamada de efeito isolamento, leva à preferências inconsistentes quando a mesma escolha é apresentada de formas diferentes”	Kahneman e Tversky (1979, p. 263)	Contribuir para a memorização de eventos passados de destaque, desconsiderando eventos comuns (e.g. <i>day trader</i> passa a focar em movimentos incomuns, desconsiderando movimentos rotineiros e, pior, avaliando os mesmos movimentos de forma diferente em dias diferentes)
Heurística de Representatividade	Em situações de incerteza, “pessoas contam com a heurística de representatividade, na qual as probabilidades são avaliadas em função do grau em que [um evento] A é representativo de [um evento] B, isto é, em função do grau em que A se assemelha a B. Por exemplo, quando A é altamente representativo de B, a probabilidade de que A seja originado de B é julgada alta. Por outro lado, se A não é similar a B, a probabilidade de que A seja originado de B é julgada baixa” (TVERSKY; KAHNEMAN, 1974, p. 1124, tradução nossa)	Tversky e Kahneman (1974, p. 1124)	Reconhecer padrões equivocadamente (e.g. <i>day trader</i> reconhece um padrão de forma equivocada ao associar por semelhança uma observação atual, pontual e restrita a um padrão técnico) ¹¹

¹¹ A substituição de atributos ajuda a explicar e se assemelha à heurística de representatividade. Entretanto, enquanto a heurística de representatividade aplica-se à tomada de decisão sob incerteza, a substituição de atributos tem aplicação mais genérica.

Fenômeno	Descrição	Referência(s)	Implicação
Heurística de Disponibilidade	Em situações de incerteza, “pessoas avaliam [...] a probabilidade de um evento por meio da facilidade com a qual casos ou ocorrências podem ser lembrados. Por exemplo, alguém pode avaliar o risco de infarto entre pessoas de meia idade por meio da recordação de tais ocorrências entre os seus conhecidos” (TVERSKY; KAHNEMAN, 1974, p. 1127, tradução nossa)	Tversky e Kahneman (1974, p. 1127)	Ignorar probabilidades reais e avaliar probabilidades futuras equivocadamente (e.g. <i>day trader</i> entra em uma operação desfavorável estatisticamente ao contar com a lembrança de um evento pontual passado)
Heurísticas de Ajuste e Ancoragem	Em situações de incerteza, “pessoas fazem estimativas a partir de um valor inicial que é ajustado para resultar na resposta final. O valor inicial, ou ponto de partida, pode ser sugerido pela formulação do problema ou pode ser o resultado de um cálculo parcial. Em ambos os casos, ajustes são tipicamente insuficientes” (TVERSKY; KAHNEMAN, 1974, p. 1129, tradução nossa)	Tversky e Kahneman (1974, p. 1129)	Realizar estimativas a partir de uma informação inicial e isolada (e.g. <i>day trader</i> estima os movimentos futuros do dia em função de uma informação pontual observada no dia anterior, como um movimento de preços acentuado, por exemplo)

Fonte: produção nossa.

Os fenômenos do quadro 5 ilustram e evidenciam a atividade do sistema 1 (ver quadro 4) na tomada de decisão, contribuindo para explicar o comportamento dos investidores. Nessa linha, Lo, Repin e Steenbarger (2005, p. 358) destacam que, no mercado financeiro, um ambiente de tomada de decisão sob incerteza, as decisões de negociação e, conseqüentemente, os movimentos dos preços são afetados pelos

comportamentos dos investidores que, por sua vez, são influenciados por fatores improváveis como o brilho do sol da manhã (HIRSHLEIFER; SHUMWAY, 2003, p. 1028-1029) e a duração da luz do dia (KAMSTRA; KRAMER; LEVI, 2003, p. 324). De acordo, Elder (1993, p. 3, tradução nossa) defende que “os sentimentos de milhares de operadores se fundem dentro de marés psicológicas gigantes que movimentam os mercados”. E, no contexto particular do *day trading*, verifica-se ainda que o sistema 1 se manifesta intensamente por meio das emoções (LO; REPIN, 2002, p. 332).

Ou seja, o problema da tomada de decisão dos *day traders* técnicos é caracterizado não somente pelo caos e complexidade dos processos de tomada de decisão e suas características (e.g. pela incerteza, pela dificuldade de aplicação sistemática das metodologias de decisão e pela visão incompleta dos agentes), mas também pelas limitações da racionalidade dos agentes tomadores de decisão e pelos fenômenos que as evidenciam (e.g. heurísticas, ilusões visuais e emoções).

A partir do exposto nos parágrafos anteriores e nos quadros 3, 4 e 5, é possível aprofundar a caracterização do problema da tomada de decisão no *day trading*. A figura 11 aprofunda a caracterização do problema.

Figura 11 – Problema de pesquisa: complexidade, caos e racionalidade

Fonte: produção nossa.

Adicionalmente, constata-se que as características do problema da tomada de decisão dos *day traders* técnicos (ver itens iii e iv da figura 11) se apresentam como obstáculos a serem contornados para que boas decisões sejam tomadas e, conseqüentemente, os resultados sejam conquistados. Em um estudo clínico sobre o desempenho dos *day traders*, por exemplo, Lo, Repin e Steenbarger (2005, p. 352, tradução nossa), “encontram uma conexão clara entre reatividade emocional e desempenho [...], ou melhor,] uma correlação negativa entre comportamento de negociação bem-sucedido e reatividade emocional”. Ou seja, quanto mais intensa a reação emocional, pior o desempenho. Nas palavras de Elder (1993, p. 39-40, tradução nossa), “reações emocionais são um luxo que não se pode dispor [...e] decisões emocionais são letais nos mercados”. Em outras palavras, verifica-se que a manifestação do sistema 1 (intuição) não somente é presente na atividade dos *day traders* como prejudica os resultados desses agentes. A figura 12, assim, apresenta as características do problema de pesquisa como barreiras a serem contornadas para que o desempenho dos *day traders* técnicos não seja prejudicado.

Figura 12 – Problema de pesquisa: barreiras para o desempenho consistente

Fonte: produção nossa.

Em resumo, embora a análise técnica forneça metodologias para a tomada de decisão (ver quadro 2 e figura 8) e seja considerada – ao lado da fundamentalista – a

principal (OLIVEIRA; NOBRE; ZÁRATE, 2013, p. 7597) e mais influente escola (MARTINEZ et al., 2009, p. 2007), verifica-se que (i) os processos gerais de tomada de decisão quase sempre são complexos e caóticos e que (ii) os agentes tomadores de decisão são racionalmente limitados e frequentemente agem de forma intuitiva. Assim, constata-se não ser sempre possível tomar a melhor decisão (i.e. a decisão globalmente ótima entre todas as opções disponíveis) e, conseqüentemente, que uma decisão satisfatória deve ser almejada (SIMON, 1997, p. 126-127; p. 322-328).

Em outras palavras, tanto o caos e a complexidade dos processos de tomada de decisão como os limites da racionalidade humana se apresentam como obstáculos no caminho dos *day traders*, dificultando a tomada de boas decisões, prejudicando a obtenção de resultados positivos e ameaçando a sobrevivência profissional desses agentes. Visto isso, torna-se pertinente apresentar os principais artefatos propostos na literatura com o objetivo de apoiar as decisões no mercado financeiro, assunto da seção 2.3 INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL NO MERCADO FINANCEIRO.

2.3 INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL NO MERCADO FINANCEIRO

A solução proposta por esta pesquisa reside no campo da inteligência computacional¹². Nas últimas décadas, na literatura desse campo, diversos estudos vêm sendo apresentados com o objetivo de apoiar as decisões dos investidores no mercado financeiro. Conforme relata Cavalcante et al. (2016, p. 194, tradução nossa), “pesquisadores têm tentado desenvolver métodos computacionais inteligentes e algoritmos para apoiar a tomada de decisão em diferentes segmentos do mercado financeiro”. Cavalcante et al. (2016, p. 206) classificam estudos publicados de 2009 a 2015 conforme: (i) seus principais objetivos, (ii) seus campos de aplicação, (iii) as variáveis de entrada dos métodos propostos e (iv) a presença/ausência de regras de negociação. O quadro 6, em ordem crescente de frequência, contabiliza os estudos de acordo com (i) seus principais objetivos.

¹² Nas palavras de Poole, Mackworth e Goebel (1998, p. 1, tradução nossa), “inteligência computacional é o estudo do *design* de agentes inteligentes. Um agente é algo que atua em algum ambiente [...]. Um agente inteligente é um sistema que atua de forma inteligente: o que faz é apropriado para suas circunstâncias e objetivos, é flexível em ambientes e objetivos mutantes, aprende da experiência, e faz escolhas apropriadas [...]. Inteligência artificial (IA) é o nome estabelecido para o campo que definimos como inteligência computacional (IC)”. Neste trabalho, portanto, Inteligência Artificial (IA) e Inteligência Computacional (IC) são tratadas como sinônimos e a nomenclatura “agente” é empregada superficialmente (e.g. desconsidera-se, por exemplo, metodologias de classificação para os agentes da Inteligência Artificial).

Quadro 6 – Classificação dos estudos segundo seus principais objetivos

Objetivo	Estudo(s)	Freq.
Detecção de outliers	Qu et al. (2009); Grané e Veiga (2010); Grané e Veiga (2014)	3 5,26%
Agrupamento	Huang e Tsai (2009); Zhou, Li e Ma (2009); Urso et al. (2013); Aghabozorgi e Teh (2014)	4 7,02%
Eliminação de ruído	Lu, Lee e Chiu (2009); Lu (2010); Dai, Wu e Lu (2012); Kao et al. (2013)	4 7,02%
Segmentação	Li, Deng e Luo (2009); Yin, Si e Gong (2011); Si e Yin (2013); Tsinaslanidis e Kugiumtzis (2014)	4 7,02%
Seleção de atributos	Huang e Tsai (2009); Lee (2009); Tsai e Hsiao (2010); Wang et al. (2011); Brasileiro et al. (2013); Lin et al. (2014)	6 10,53%
Previsão	Ghazali et al. (2009); Hsu et al. (2009); Liang et al. (2009); Mahdi, Hussain e Jumeily (2009); Majhi, Panda e Sahoo (2009); Martinez et al. (2009); Yang et al. (2009); Chen (2010); Dhar, Mukherjee e Ghoshal (2010); Kayal (2010); Neto et al. (2010); Salam, Kader e Wahed (2010); Teixeira e Oliveira (2010); Vanstone e Finnie (2010); Wu e Shahidehpour (2010); Bao et al. (2011); González et al. (2011); Groth e Muntermann (2011); Jasemi, Kimiagari e Memariani (2011); Kara, Boyacioglu e Baykan (2011); Oliveira, Nobre e Zárate (2011); Hsieh, Hsiao e Yeh (2012); Huang, C., Huang, L. e Han (2012); Huang (2012); Liu e Wang (2012); Ruiz et al. (2012); Schumaker et al. (2012); Vanstone, Finnie e Hahn (2012); Wang, B., Huang e Wang, X. (2012); Evans, Pappas e Xhafa (2013); Lasfer, Baz e Zualkernan (2013); Liang et al. (2013); Shahpazov, Veleve e Doukovska (2013); Ticknor (2013); Zhu e Wei (2013); Cheng e Wei (2014)	36 63,16%

Fonte: adaptado de Cavalcante et al. (2016, p. 206, tradução nossa).

Do quadro 6, nota-se que os objetivos principais dos estudos se resumem (i) ao pré-processamento das bases de dados (i.e. detecção de outliers, agrupamento, eliminação de ruídos, segmentação e seleção de atributos) e (ii) à previsão dos movimentos futuros dos mercados. Articulando os principais objetivos dos estudos (ver quadro 6) com o processo de tomada de decisão dos day traders técnicos (ver figura 8), destaca-se uma primeira importante lacuna nessa literatura (L1): a maioria dos estudos publicados não trata do problema da tomada de decisão de forma sistêmica; ao contrário, preocupam-se principal e quase que exclusivamente com a previsão dos movimentos futuros dos mercados (i.e. apenas com as etapas 2 e 3 do processo de tomada de decisão – ver figura 8).

Já o quadro 7 contabiliza os estudos segundo (iii) seus campos de aplicação, ainda em ordem crescente de frequência.

Quadro 7 – Classificação dos estudos segundo seus campos de aplicação

Aplicação	Estudo(s)	Freq.
Índices futuros	Huang e Tsai (2009)	1 1,69%
Preços de carbono	Zhu e Wei (2013)	1 1,69%
Preços de eletricidade	Wu e Shahidehpour (2010)	1 1,69%
Preços de opções	Liang et al. (2009)	1 1,69%
Preços de petróleo bruto	Bao et al. (2011)	1 1,69%
Risco de mercado	Groth e Muntermann (2011)	1 1,69%

Aplicação	Estudo(s)	Freq.
Estresse financeiro	Hsieh, Hsiao e Yeh (2012); Lin et al. (2014)	2 3,39%
Taxas de câmbio	Ghazali et al. (2009); Mahdi, Hussain e Jumeily (2009); Majhi, Panda e Sahoo (2009); Kayal (2010); Evans, Pappas e Xhafa (2013); Urso et al. (2013); Tsinaslanidis e Kugiumtzis (2014)	7 11,86%
Índices de ações	Hsu et al. (2009); Lee (2009); Li, Deng e Luo (2009); Lu, Lee e Chiu (2009); Yang et al. (2009); Chen (2010); Dhar, Mukherjee e Ghoshal (2010); Grané e Veiga (2010); Lu (2010); Vanstone e Finnie (2010); González et al. (2011); Kara, Boyacioglu e Baykan (2011); Wang et al. (2011); Dai, Wu e Lu (2012); Huang, C., Huang, L. e Han (2012); Liu e Wang (2012); Kao et al. (2013); Liang et al. (2013); Lasfer, Baz e Zualkernan (2013); Shahpazov, Velez e Doukovska (2013); Si e Yin (2013); Grané e Veiga (2014)	22 37,29%
Preços de ações	Li, Deng e Luo (2009); Qu et al. (2009); Martinez et al. (2009); Zhou, Li e Ma (2009); Neto et al. (2010); Salam, Kader e Wahed (2010); Teixeira e Oliveira (2010); Tsai e Hsiao (2010); Jasemi, Kimiagari e Memariani (2011); Oliveira, Nobre e Zárate (2011); Yin, Si e Gong (2011); Huang (2012); Ruiz et al. (2012); Schumaker et al. (2012); Vanstone, Finnie e Hahn (2012); Wang, B., Huang e Wang, X. (2012); Brasileiro et al. (2013); Kao et al. (2013); Ticknor (2013); Aghabozorgi e Teh (2014); Cheng e Wei (2014); Tsinaslanidis e Kugiumtzis (2014)	22 37,29%

Fonte: adaptado de Cavalcante et al. (2016, p. 206, tradução nossa).

Do quadro 7, constata-se a diversidade dos campos de aplicação. Entretanto, evidenciam-se majoritariamente as aplicações nos mercados de ações (preços de ações: 37,3% e índices de ações: 37,3%; total: 74,6%) e, minoritariamente, nos mercados futuros (índices futuros: 1,7%). Confrontando os campos de aplicação dos estudos (ver quadro 8) com os diversos ativos negociados no mercado de capitais brasileiro (ver figura 4), destaca-se uma segunda importante lacuna nessa literatura (L2): a maioria dos estudos publicados se aplica aos mercados de ações, deixando outros mercados (e.g. o mercado futuro de derivativos) inexplorados; e, até os limites

da revisão realizada nesta pesquisa, ainda falta um estudo aplicado ao mercado de contratos futuros brasileiro.

No quadro 8, por sua vez, também em ordem crescente de frequência, os estudos são contabilizados de acordo com (iii) as variáveis de entrada dos métodos propostos.

Quadro 8 – Classificação dos estudos segundo as variáveis de entrada

Variáveis	Estudo(s)	Freq.
Informações da <i>web</i>	Liang et al. (2013)	1 1,75%
Relatórios financeiros	Wang, B., Huang e Wang, X. (2012)	1 1,75%
Tweets	Ruiz et al. (2012)	1 1,75%
Notícias financeiras	Groth e Muntermann (2011); Schumaker et al. (2012)	2 3,51%
Fundamentalistas	Tsai e Hsiao (2010); Hsieh, Hsiao e Yeh (2012); Huang (2012); Vanstone, Finnie e Hahn (2012); Lin et al. (2014)	5 8,77%

Variáveis	Estudo(s)	Freq.
Técnicas	Ghazali et al. (2009); Hsu et al. (2009); Huang e Tsai (2009); Lee (2009); Li, Deng e Luo (2009); Liang et al. (2009); Lu, Lee e Chiu (2009); Mahdi, Hussain e Jumeily (2009); Majhi, Panda e Sahoo (2009); Martinez et al. (2009); Qu et al. (2009); Yang et al. (2009); Zhou, Li e Ma (2009); Chen (2010); Dhar, Mukherjee e Ghoshal (2010); Grané e Veiga (2010); Kayal (2010); Lu (2010); Neto et al. (2010); Salam, Kader e Wahed (2010); Teixeira e Oliveira (2010); Vanstone e Finnie (2010); Wu e Shahidehpour (2010); Bao et al. (2011); González et al. (2011); Jasemi, Kimiagari e Memariani (2011); Kara, Boyacioglu e Baykan (2011); Oliveira, Nobre e Zárate (2011); Wang et al. (2011); Yin, Si e Gong (2011); Dai, Wu e Lu (2012); Huang, C., Huang, L. e Han (2012); Liu e Wang (2012); Ruiz et al. (2012); Brasileiro et al. (2013); Evans, Pappas e Xhafa (2013); Kao et al. (2013); Lasfer, Baz e Zualkernan (2013); Si e Yin (2013); Shahpazov, Veleve e Doukovska (2013); Ticknor (2013); Urso et al. (2013); Zhu e Wei (2013); Aghabozorgi e Teh (2014); Cheng e Wei (2014); Grané e Veiga (2014); Tsinaslanidis e Kugiumtzis (2014)	47 82,46%

Fonte: adaptado de Cavalcante et al. (2016, p. 206, tradução nossa).

Do quadro 8, verifica-se que os estudos utilizam majoritariamente as variáveis técnicas como variáveis de entrada para os métodos que propõem (82,46%). Essa constatação confirma a importância e a utilização da análise técnica não apenas entre os tomadores de decisão dos mercados financeiros (ver figura 7 e notas de rodapé 6 e 7), mas também entre os profissionais da academia.

O quadro 9, por fim, contabiliza os estudos segundo (iv) a presença/ausência de regras de negociação.

Quadro 9 – Classificação dos estudos segundo a presença de regras

Regras	Estudo(s)	Freq.
Presente	Li, Deng e Luo (2009); Mahdi, Hussain e Jumeily (2009); Martinez et al. (2009); Teixeira e Oliveira (2010); Vanstone e Finnie (2010); González et al. (2011); Huang (2012); Ruiz et al. (2012); Vanstone, Finnie e Hahn (2012); Brasileiro et al. (2013); Evans, Pappas e Xhafa (2013);	11 19,64%
Ausente	Ghazali et al. (2009); Hsu et al. (2009); Huang e Tsai (2009); Lee (2009); Liang et al. (2009); Lu, Lee e Chiu (2009); Majhi, Panda e Sahoo (2009); Qu et al. (2009); Yang et al. (2009); Zhou, Li e Ma (2009); Chen (2010); Dhar, Mukherjee e Ghoshal (2010); Grané e Veiga (2010); Kayal (2010); Lu (2010); Neto et al. (2010); Salam, Kader e Wahed (2010); Tsai e Hsiao (2010); Wu e Shahidehpour (2010); Bao et al. (2011); Groth e Muntermann (2011); Jasemi, Kimiagari e Memariani (2011); Kara, Boyacioglu e Baykan (2011); Oliveira, Nobre e Zárate (2011); Wang et al. (2011); Yin, Si e Gong (2011); Dai, Wu e Lu (2012); Huang, C., Huang, L. e Han (2012); Hsieh, Hsiao e Yeh (2012); Liu e Wang (2012); Schumaker et al. (2012); Wang, B., Huang e Wang, X. (2012); Kao et al. (2013); Liang et al. (2013); Lasfer, Baz e Zuolkernan (2013); Si e Yin (2013); Shahpazov, Velez e Doukovska (2013); Ticknor (2013); Urso et al. (2013); Zhu e Wei (2013); Lin et al. (2014); Aghabozorgi e Teh (2014); Cheng e Wei (2014); Grané e Veiga (2014); Tsinaslanidis e Kugiumtzis (2014)	45 80,36%

Fonte: adaptado de Cavalcante et al. (2016, p. 206, tradução nossa).

Do quadro 9, destaca-se a ausência da proposição de regras de negociação na maioria dos estudos publicados (80,4%). Nas palavras de Cavalcante et al. (2016, p. 205, tradução nossa), revela-se uma terceira importante lacuna nessa literatura (L3): a maioria dos estudos publicados “não fornece regras para negociar no mercado ou mesmo para gerenciar riscos de investimento”.

Os autores observam, ainda, que “a avaliação do lucro dos métodos propostos [...] é geralmente negligenciada” (CAVALCANTE et al., 2016, p. 205). E, além disso, mesmo que algumas publicações sejam dedicadas ao desenvolvimento de sistemas de negociação automatizados, nota-se que as simulações frequentemente realizadas para avaliar o desempenho dos sistemas propostos costumam ignorar a influência do

comportamento humano na tomada de decisão e, conseqüentemente, nos resultados obtidos. Assim constitui-se uma quarta importante lacuna (L4): a maioria dos estudos publicados negligencia a avaliação do lucro dos métodos propostos e desconsidera os impactos do comportamento humano na avaliação do desempenho.

Por fim, observa-se que as principais técnicas empregadas nos estudos (i.e. redes neurais artificiais, *support vector machines*, algoritmos genéticos, técnicas de mineração de texto, etc.) (CAVALCANTE et al., 2016, p. 199-205) compreendem apenas uma parte do conjunto de tecnologias do campo da inteligência artificial, que é apresentado na figura 13, que podem ser ainda exploradas. Assim, revela-se uma quinta importante lacuna (L5): a maioria dos estudos publicados emprega técnicas de redes neurais artificiais, *support vector machines* e algoritmos genéticos, deixando espaço para explorar as demais tecnologias do campo da inteligência artificial (e.g. sistemas especialistas e programação automática).

Figura 13 – A árvore da inteligência artificial

Fonte: adaptado de Turban, Aronson e Liang (2005, p. 545, tradução nossa).

Em resumo, a partir do exposto nos parágrafos deste capítulo, apresenta-se no quadro 10 as principais lacunas observadas na literatura e, para cada uma delas, as contribuições propostas por esta pesquisa.

Quadro 10 – Principais lacunas da literatura e contribuições desta pesquisa

Lacuna (L)	Contribuição
L1 – A maioria dos estudos publicados não trata do problema da tomada de decisão de forma sistêmica; ao contrário, preocupam-se principal e quase que exclusivamente com a previsão dos movimentos futuros do mercado (i.e. apenas com as etapas 2 e 3 do processo de tomada de decisão do day trader técnico – ver figura 8)	Nesta pesquisa apresenta-se um sistema de apoio à decisão inteligente construído de forma completa (i.e. apoiando o tomador de decisão em todas as etapas do processo – ver figura 8)
L2 – A maioria dos estudos publicados se aplica aos mercados de ações, deixando outros mercados (e.g. o mercado futuro de derivativos) inexplorados; e, até os limites da revisão realizada nesta pesquisa, ainda falta um estudo aplicado ao mercado de contratos futuros brasileiro	Neste trabalho apresenta-se uma aplicação para o mercado de contratos futuros (de dólar) brasileiro
L3 – A maioria dos estudos publicados “não fornece regras para negociar no mercado ou mesmo para gerenciar riscos de investimento” (CAVALCANTE et al., 2016, p. 205, tradução nossa)	Neste estudo fornece-se regras tanto para negociar no mercado como para gerenciar os riscos de investimento (uma vez que se busca apoiar o tomador de decisão em todo o processo de tomada de decisão – ver lacuna L1)
L4 – A maioria dos estudos publicados negligencia a avaliação do lucro dos métodos propostos e desconsidera os impactos do comportamento humano na avaliação do desempenho	Nesta pesquisa avalia-se o lucro do artefato proposto considerando: (a) restrições reais de mercado (e.g. margens, custos e impostos) e (b) limites da racionalidade do agente tomador de decisão (ver quadro 5)

Lacuna (L)	Contribuição
<p>L5 – A maioria dos estudos publicados emprega técnicas de redes neurais artificiais, <i>support vector machines</i> e algoritmos genéticos, deixando espaço para explorar as demais tecnologias do campo da inteligência artificial (e.g. sistemas especialistas e programação automática)</p>	<p>Neste trabalho constrói-se um artefato (classificado como Sistema de Apoio à Decisão Inteligente, ou <i>Intelligent Decision Support System, IDSS</i>) com tecnologia híbrida. Isso porque o artefato é composto por sistemas especialistas principais que: fazem uso de aprendizado de máquina por meio de processos para treinamentos de parâmetros; e empregam programação automática para execução de decisões</p>

Fonte: produção nossa.

Assim, encerra-se a fundamentação teórica desta pesquisa. Vale mencionar que, parte da teoria justificativa para a construção do artefato é apresentada nos capítulos seguintes. Em seguida, o capítulo 3 MÉTODOS DE PESQUISA detalha os métodos, seus requisitos e as etapas adotadas para a construção e avaliação do sistema de apoio à decisão inteligente (*Intelligent Decision Support System – IDSS*) proposto.

3 MÉTODOS DE PESQUISA

Este capítulo apresenta os métodos e as etapas empregadas para alcançar os objetivos de pesquisa. Para isso, observa as instruções de Gregor e Hevner (2013, p.350, tradução nossa) que estabelecem que:

Para o trabalho em *design science*, a abordagem específica adotada deve ser explicada, com referência às autoridades existentes (e.g. HEVNER et al., 2004; NUNAMAKER; CHEN; PURDIN, 1990; PEFERS et al., 2008; SEIN et al., 2011). Lógicas claras para a seleção dos métodos de *design* (construção e avaliação) apropriados ao projeto de pesquisa devem ser fornecidas. Rigor de pesquisa é o objetivo que orienta a seleção dos métodos.

Com essas instruções, o capítulo três se divide em três seções. A primeira (3.1 *DESIGN SCIENCE RESEARCH*) resgata a questão e os objetivos desta pesquisa e explica a abordagem metodológica adotada. A segunda (3.2 *DELINEAMENTO DA PESQUISA*) detalha e justifica as etapas empregadas para atingir os objetivos, bem como apresenta os critérios de qualificação observados nesta pesquisa. E a terceira (3.3 *HIPÓTESE*) apresenta a hipótese verificada neste estudo.

3.1 *DESIGN SCIENCE RESEARCH*

Dois paradigmas caracterizam grande parte da pesquisa na área de sistemas de informação: *behavioral science* e *design science*. O paradigma *behavioral science* busca desenvolver e verificar teorias que explicam ou predizem o comportamento humano [...]. O paradigma *design science* busca ampliar as limitações das capacidades humanas [...] através da criação de artefatos novos e inovadores. Ambos paradigmas são fundamentais para a área de SI (HEVNER et al., 2004, p. 75, tradução nossa).

Considerando o parágrafo anterior – e tendo também em mente a questão (i.e. *como contornar os limites da racionalidade humana para consistentemente tomar boas decisões*¹³ e, assim, obter resultados livres de vieses no mercado de capitais brasileiro?) e os objetivos (i.e. *medir o impacto do comportamento no desempenho de sistemas de negociação autônomos através da construção e avaliação de um sistema de apoio à decisão inteligente*) deste trabalho –, destaca-se que esta pesquisa é

¹³ Definição importante: o termo “boas decisões” é utilizado nesta pesquisa como referência às decisões livres de vieses comportamentais, ou seja, “boas decisões” não são necessariamente as decisões que levem a resultados financeiros positivos, mas que não sofreram desvios causados pelo comportamento humano. Uma “boa decisão” pode ser, por exemplo, uma decisão real que reflita o que foi anteriormente planejado.

caracterizada principalmente pelo paradigma *design science*. Esse paradigma, segundo Hevner et al. (2004, p. 76, tradução nossa):

Tem suas raízes na engenharia e nas ciências do artificial (SIMON, 1996). É fundamentalmente um paradigma de solução de problemas. Busca criar inovações que definem as ideias, práticas, capacidades técnicas e produtos através dos quais a análise, o projeto, a implementação, a gestão e o uso de sistemas de informação podem ser efetivamente e eficientemente realizados (DENNING, 1997; TSICHRITZIS, 1998). Tais artefatos não estão isentos das leis naturais ou teorias comportamentais. Ao contrário, suas criações dependem das teorias [...] existentes que são aplicadas, testadas, modificadas e ampliadas através da experiência, criatividade, intuição e capacidades de solução de problemas do pesquisador (MARKUS; MAJCHRZAK; GASSER, 2002; WALLS; WIDMEYER; SAWY, 1992).

Ou seja, *design science* e *behavioral science* são paradigmas complementares (MARCH; SMITH, 1995, p. 251). Assim, ainda nas palavras de Hevner et al. (2004, p. 75, tradução nossa), destaca-se que, “no paradigma *design science*, conhecimento e entendimento de um domínio de problema e sua solução são alcançados através da construção e aplicação do artefato”. Nessa linha, diferencia-se a pesquisa em *design* das atividades rotineiras de *design*:

Um problema que deve ser endereçado na pesquisa em *design science* é a diferenciação do *design* rotineiro ou construção de sistemas da pesquisa em *design*. A diferença está na natureza dos problemas e soluções. *Design* rotineiro consiste na aplicação do conhecimento existente para problemas organizacionais, tais como a construção de um sistema de informação de marketing ou finanças usando artefatos [...] existentes na base de conhecimento. Por outro lado, a pesquisa em *design science* endereça problemas importantes não resolvidos ou problemas resolvidos de uma forma mais eficaz ou eficiente. A diferença chave entre *design* de rotina e pesquisa em *design* é a clara identificação de uma contribuição para o arquivo da base de conhecimento de fundamentos e metodologias (HEVNER et al., 2004, p. 81, tradução nossa).

Em outras palavras, não se trata apenas de construir e aplicar um artefato qualquer (e.g. constructos, modelos, métodos ou instanciações); em *design science*, é necessário que a construção e a aplicação de um artefato inovador contribuam com a produção de conhecimento e entendimento sobre o problema e sua solução (i.e. com novos fundamentos e metodologias) e, para isso, as teorias comportamentais (i.e. desenvolvidas e verificadas no paradigma *behavioral science*) são necessárias. Portanto, ambos paradigmas são essenciais para o desenvolvimento da pesquisa em sistemas de informação.

Isso posto, Hevner et al. (2004) apresentam um *framework* genérico para a condução, avaliação e apresentação de uma pesquisa em *design science*. Esse *framework* é apresentado na figura 14 e norteia a condução desta pesquisa.

Figura 14 – *Framework* de pesquisa em sistemas de informação

Fonte: Hevner et al. (2004, p. 80, tradução nossa).

Em síntese, o *framework* de pesquisa em sistemas de informação (ver figura 14) combina ambos os paradigmas *behavioral* e *design science* para a aplicação da pesquisa no ambiente apropriado e para a geração de contribuições para a base de conhecimento. Nas palavras de Hevner et al. (2004, p. 79-81, tradução nossa), esse *framework* é explicado da seguinte forma:

O ambiente define a área do problema (SIMON, 1996) na qual reside o fenômeno de interesse. [...] esse ambiente é composto por pessoas, (negócios) organizações e suas tecnologias existentes ou planejadas (SILVER; MARKUS; BEATH, 1995). Nele estão as metas, tarefas, problemas e oportunidades que definem as necessidades de negócio [...]. Estruturar atividades de pesquisa para endereçar necessidades de negócio garante relevância à pesquisa [ver coluna *Ambiente* na figura 14].

Dada uma necessidade de negócio, a pesquisa [...] é conduzida em duas fases complementares. [1] *Behavioral science* endereça a pesquisa através do *desenvolvimento* e da *justificação* de teorias que explicam ou predizem fenômenos relacionados com a necessidade de negócio identificada. [2] *Design science* endereça a pesquisa através da *construção* e *avaliação* de artefatos projetados para atender as necessidades de negócio identificadas. O objetivo da pesquisa em

behavioral science é a verdade. O objetivo da pesquisa em *design science* é a utilidade. Como discutido [...], verdade e utilidade são inseparáveis. A verdade informa o *design* e a utilidade informa a teoria. Um artefato pode ter utilidade por causa de alguma verdade ainda não descoberta. Uma teoria ainda pode ser desenvolvida ao ponto onde sua verdade pode ser incorporada no *design* [ver coluna *Pesquisa em SI* na figura 14].

A base de conhecimento fornece insumos para a pesquisa [...]. A base de conhecimento é composta por fundamentos e metodologias. Pesquisas prévias e resultados [...] fornecem teorias fundamentais, *frameworks*, instrumentos, constructos, modelos, métodos e instanciações utilizados na fase *desenvolver/construir*. Metodologias fornecem diretrizes utilizadas na fase *justificar/avaliar*. Rigor é obtido por meio da aplicação adequada dos fundamentos e das metodologias existentes. Em *behavioral science*, metodologias são tipicamente enraizadas na coleta de dados e nas técnicas de análises empíricas. Em *design science*, métodos matemáticos e computacionais são utilizados primariamente para avaliar a qualidade e eficácia de artefatos [ver coluna *Base de conhecimento* na figura 14]

Uma vez explicada a abordagem específica adotada neste trabalho, aplica-se o *framework* de pesquisa em sistemas de informação (ver figura 14) no contexto desta pesquisa. A figura 15 representa essa aplicação.

Figura 15 – *Framework* de pesquisa em sistemas de informação aplicado

Fonte: adaptado de Hevner et al. (2004, p. 80, tradução nossa).

Em resumo, o ambiente desta pesquisa é composto pelos *day traders* técnicos, seu processo de tomada de decisão e pelas tecnologias disponíveis. Nesse ambiente observa-se a necessidade de desempenho consistente. Assim, esta pesquisa consiste na construção e avaliação de um sistema de apoio à decisão. A construção desse sistema, por sua vez, se baseia nas teorias do movimento aleatório, do movimento não aleatório e de probabilidades; já sua avaliação se baseia na metodologia de construção e avaliação de sistemas de negociação financeira. Este trabalho, então, contribui com o desempenho dos *day traders*, à medida que gera utilidade para a tomada de decisão; e com as metodologias de pesquisa, à medida que aperfeiçoa o processo de construção e avaliação de sistemas de negociação financeira, que, por sua vez, é apresentado na seção 3.2 DELINEAMENTO DA PESQUISA.

3.2 DELINEAMENTO DA PESQUISA

Como mencionado, adota-se nesta pesquisa o processo metodológico para construção e avaliação de sistemas de negociação financeira proposto por Cavalcante et al. (2016, p. 199). A escolha desse processo metodológico (ver figura 2 e quadro 11) se dá por três motivos principais: (i) suas etapas se adequam aos objetivos desta pesquisa, visto que se destinam exclusivamente à construção de sistemas de negociação financeira; (ii) o processo é fruto de uma extensa revisão bibliográfica e, com rigor, destina-se a contribuir com o preenchimento das lacunas da literatura; e (iii) sua abordagem segue o princípio de que os sistemas precisam ser construídos e avaliados de maneira completa, para que sejam eficazes teórica e praticamente.

Assim, é executado nas seis etapas seguintes: (i) preparo dos dados, (ii) definição do algoritmo, (iii) treinamento, (iv) avaliação da previsão, (v) estratégia de negociação e (vi) avaliação financeira (ver figura 2). O quadro 11 descreve e detalha como cada uma dessas etapas é executada neste trabalho.

Quadro 11 – Detalhamento das etapas para construção e avaliação do artefato

Etapa (E)	Descrição	Detalhamento
E1 – Preparo dos dados	A etapa 1 “consiste no preparo dos dados para o processo de aprendizagem. As atividades principais nesta etapa são [definição das variáveis de entrada, definição das variáveis de saída,] aquisição, pré-processamento, normalização e estruturação dos dados, o que significa a definição dos grupos de dados de treinamento e de teste” (CAVALCANTE et al., 2016, p. 198, tradução nossa).	<p>Variáveis de entrada: preços e horários de negociação do ativo (quantitativas) (para todas as iterações)</p> <p>Variáveis de saída: orientação do especialista (i.e. aguardar, comprar ou vender) (qualitativas) (para todas as iterações)</p> <p>Aquisição: preços de 5 em 5 minutos (para as iterações inicial e intermediária) e diários (para a iteração final) extraídos da B3 por meio do terminal de negociação MetaTrader 5</p> <p>Pré-processamento e normalização: utilização de dados brutos manipulados e organizados (para todas as iterações)</p> <p>Estruturação (grupos de treinamento): ano de 2018 (para a iteração inicial), ano de 2018 e 1º quadrimestre de 2019 (para a iteração intermediária), e anos de 2015, 2016, 2017, 2018 e 1º semestre de 2019 (para iteração final)</p> <p>Estruturação (grupos de teste): 1º trimestre de 2019 (para a iteração inicial), maio de 2019 (para a iteração intermediária) e julho de 2019 (para a iteração final)</p>

Etapa (E)	Descrição	Detalhamento
E2 – Definição do algoritmo	A etapa 2 “consiste na definição do método computacional <i>soft</i> a ser utilizado para modelagem e previsão dos dados e na definição da arquitetura do método” (CAVALCANTE et al., 2016, p. 198, tradução nossa)	Método computacional <i>soft</i>: regressão linear simples ¹⁴ (para as iterações inicial e intermediária) e diferença entre os preços de fechamento e abertura do dia anterior (para a iteração final)
E3 – Treinamento	A etapa 3 “consiste na seleção do algoritmo de treinamento, no ajuste dos parâmetros de treinamento e na execução do procedimento de treinamento para criar um modelo de dados aprendidos” (CAVALCANTE et al., 2016, p. 198, tradução nossa)	Algoritmo e parâmetros de treinamento: treinamento realizado através de simulações no grupo de treinamento para definição dos parâmetros (para todas as iterações) Procedimento de treinamento: atualização periódica do grupo de treinamento para reavaliação dos parâmetros (para todas as iterações)
E4 – Avaliação da previsão	A etapa 4 “consiste na definição das métricas de avaliação e na medição da precisão dos resultados obtidos da execução do método de treinamento no grupo de dados de teste” (CAVALCANTE et al., 2016, p. 198, tradução nossa)	Métrica de avaliação da precisão das previsões: taxa % de acerto ¹⁵ (para todas as iterações)

¹⁴ Nesta pesquisa, o método de regressão linear é aplicado de maneira *soft*. Mais detalhes sobre a aplicação do método são apresentados nos capítulos seguintes.

¹⁵ Nas iterações inicial e intermediária, a taxa de acerto é atrelada a um objetivo pré-definido fixo (e.g. 5 pontos), tendo em vista que a variável de saída é qualitativa. Já na iteração final, a taxa de acerto é definida pelo resultado obtido no dia. Mais detalhes sobre a avaliação da previsão são apresentados adiante.

Etapa (E)	Descrição	Detalhamento
E5 – Estratégia de negociação	<p>A etapa 5 “precisa implementar três características principais. A primeira delas consiste em um grupo de regras que especificam quando entrar e sair das operações [...]. A segunda característica [...] é um mecanismo de controle de riscos que é um grupo de regras que protegem o dinheiro investido, tais como ordens de <i>stop-loss</i> [...]. A terceira característica é o mecanismo de gestão financeira, que gerencia o tamanho da posição (i.e. o total de recursos a serem utilizados em uma operação considerando o total de capital disponível e o risco envolvido em um negócio)” (CAVALCANTE et al., 2016, p. 198, tradução nossa)</p>	<p>Grupo de regras: entradas de acordo com previsões (para todas as iterações), saídas por objetivo atingido, fim do horário de negociação ou <i>stop loss</i> financeiro (para as iterações inicial e intermediária) e saídas às 17:25 ou por <i>stop loss</i> financeiro (para a iteração final)</p> <p>Mecanismo de controle de riscos: <i>stop loss</i> financeiro igual ao capital disponível para negociação (i.e. fôlego ou capital de risco) (para todas as iterações)</p> <p>Mecanismo de gestão financeira: lote inicial mínimo de 1 minicontrato para reduzir risco máximo (para todas as iterações) e regras de aproximação de preços para aumento da posição em função do movimento adverso (para as iterações inicial e intermediária)</p>

Etapa (E)	Descrição	Detalhamento
E6 – Avaliação financeira	A etapa 6 “consiste na avaliação do desempenho do sistema de negociação em termos da realização de lucros em um mercado real. Essa é uma fase importante, uma vez que essa avaliação dá garantias de que o método especialista de negociação proposto é capaz de produzir lucros em um mercado de uma forma autônoma” (CAVALCANTE et al., 2016, p. 198-199, tradução nossa)	Avaliação do desempenho: realizada em duas etapas: (i) simulações com dados reais no grupo de testes (para todas as iterações) e (ii) experimento controlado com operações reais por meio de um sistema de negociação automatizado no grupo de testes ¹⁶ (para todas as iterações)

Fonte: adaptado de Cavalcante et al. (2016, p. 199, tradução nossa).

Além dessas etapas (ver figura 2 e quadro 11), é importante destacar que, para que seja eficaz, esta pesquisa observa os requisitos de pesquisa em *design-science* elencados por Hevner et al. (2004, p. 83). O quadro 12 detalha esses requisitos e explica como cada um deles é atendido nesta pesquisa.

Quadro 12 – Atendimento desta pesquisa aos requisitos de qualificação

Requisito (R)	Descrição	Atendimento
R1 – <i>Design</i> como um artefato	A pesquisa em <i>design science</i> deve produzir um artefato viável na forma de um constructo, um modelo, um método ou uma instanciação	Esta pesquisa produz um artefato viável na forma de uma instanciação (i.e. um sistema de apoio à decisão inteligente)
R2 – Relevância do problema	O objetivo da pesquisa em <i>design science</i> é desenvolver soluções baseadas em tecnologia para problemas de negócio relevantes e importantes	Esta pesquisa desenvolve uma solução para o problema da consistência operacional no <i>day trading</i> , elemento fundamental para a sobrevivência profissional dos agentes (i.e. <i>day traders</i>)

¹⁶ Essa estratégia tem o objetivo de demonstrar que os métodos de avaliação produzem resultados diferentes à medida que se aumenta a dose de realidade do modelo, contribuindo para refinar o processo metodológico (ver figura 2 e quadro 11).

Requisito (R)	Descrição	Atendimento
R3 – Avaliação do <i>design</i>	A utilidade, qualidade e eficácia de um artefato projetado deve ser rigorosamente demonstrada por meio de métodos de avaliação bem executados	Esta pesquisa avalia o desempenho do artefato projetado por meio de <i>simulações</i> com dados reais e, também, por meio de <i>experimentos controlados</i> reais no ambiente de negociação
R4 – Contribuições de pesquisa	Uma pesquisa em <i>design science</i> efetiva deve fornecer contribuições claras e verificáveis nas áreas de artefatos de <i>design</i> , fundamentos de <i>design</i> e/ou metodologias de <i>design</i>	Esta pesquisa fornece três contribuições principais: (i) apresenta um artefato capaz de produzir resultados financeiros líquidos positivos; (ii) demonstra a necessidade de se avaliar o desempenho dos artefatos propostos em ambientes reais de negociação e (iii) propõe melhorias para o processo metodológico de construção e avaliação de sistemas autônomos de negociação financeira
R5 – Rigor de pesquisa	A pesquisa em <i>design science</i> se apoia na aplicação de métodos rigorosos tanto na construção como na avaliação do artefato projetado	Esta pesquisa se apoia no processo metodológico para construção e avaliação de sistemas de negociação financeira proposto por Cavalcante et al. (2016, p. 199)
R6 – <i>Design</i> como um processo de busca	A busca por um artefato efetivo requer a utilização de meios disponíveis para alcançar os fins desejados respeitando as leis/regras no ambiente do problema	Esta pesquisa chega no artefato final após um processo de construção iterativo que considera regras do ambiente real de negociação (e.g. custos, impostos, margens de garantia, etc.)
R7 – Comunicação da pesquisa	A pesquisa em <i>design science</i> deve ser apresentada de forma eficaz tanto para audiências orientadas à tecnologia	A apresentação desta pesquisa segue as recomendações de Gregor e Hevner (2013) para a comunicação da pesquisa em <i>design science</i>

Requisito (R)	Descrição	Atendimento
	como para audiências orientadas à gestão	

Fonte: adaptado de Hevner et al. (2004, p. 83, tradução nossa).

Delineada a pesquisa e destacados os critérios de qualificação empregados, prossegue-se ao detalhamento da hipótese, assunto da seção 3.3 HIPÓTESE.

3.3 HIPÓTESE

Através das etapas (ver figura 2 e quadro 11) e requisitos (ver quadros 1 e 12), atinge-se os objetivos específicos e geral estabelecidos (ver seção 1.4). E, de forma consequente, verifica-se a hipótese inicial de que, no *day trading*, é possível contornar os limites da racionalidade com a aplicação de um sistema de apoio à decisão inteligente.

Em outras palavras, para verificar a hipótese inicial, compara-se o desempenho normativo planejado (obtido das simulações) com o desempenho descritivo real (obtido dos experimentos controlados) do sistema. Dessa comparação, então, são constatadas eventuais diferenças e levantados os motivos (i.e. motivos humanos ou não). Por fim, uma vez constatada qualquer diferença no desempenho proveniente de ação humana (i.e. influenciada por algum viés comportamental), refuta-se a hipótese inicial. Caso contrário, valida-se.

A comparação entre desempenho descritivo real e desempenho normativo planejado como estratégia para validar a hipótese deste trabalho (i.e. para medir a influência do comportamento humano) se inspira no modelo de dois-sistemas para autocontrole proposto por Thaler em 1980 (PFEIFER, 2018, p. 55). Esse modelo se fundamenta no conceito de autocontrole que, nas palavras de Thaler (1980, p. 55, tradução nossa), “sugere a existência de um controlador e um controlado”, dado que os indivíduos “são inconsistentes ao longo do tempo”. Assim, Thaler (1980, p. 55, tradução nossa), propõe que o indivíduo seja “modelado como uma organização com um planejador e uma série de executores [...] porque as preferências momentâneas dos executores são sempre míopes em relação a dos planejadores” e, ainda, defende que, “já que as preferências dos planejadores são consistentes ao longo do tempo, faz sentido ao planejador adotar regras para governar o comportamento do executor”.

Sendo assim, este estudo apresenta um sistema para substituir a função de execução que originalmente é realizada pelo *day trader*. Ou seja, invés de planejar e executar o processo, o indivíduo passa apenas a planejar e o sistema a executar. A figura 16 ilustra a estratégia adotada na construção desta pesquisa para validação da hipótese inicial.

Figura 16 – Funções do *day trader* e do sistema proposto

Fonte: produção nossa.

A figura 16 contrasta as situações inicial (i.e. sem a aplicação do sistema e, portanto, sujeita a vieses comportamentais) e final (i.e. com a aplicação do sistema e, por hipótese, livre de vieses comportamentais). Inicialmente, é responsabilidade do mesmo indivíduo (i.e. do *day trader*) planejar e executar a atividade. E, finalmente, é função do indivíduo apenas planejar e do sistema executar. Assim, para a situação final, espera-se a ausência da influência do comportamento humano no desempenho real e, conseqüentemente, que a consistência do planejador seja verificada também para o executor. Então, por fim, mede-se na situação final (i.e. ver figura 16 (b)) a diferença entre o desempenho normativo planejado e o desempenho descritivo real, validando ou refutando a hipótese inicial. O capítulo 4 DESCRIÇÃO DO ARTEFATO, em seguida, descreve o artefato e seu processo de construção e avaliação.

4 DESCRIÇÃO DO ARTEFATO

As seções deste capítulo descrevem o artefato construído neste trabalho. Para isso, são organizadas segundo as recomendações de Gregor e Hevner (2013, p.350-351, tradução nossa) que definem que:

Essa seção se diferencia profundamente de trabalhos que adotam o formato típico de um trabalho empírico da ciência comportamental (BEM, 2003). Várias seções podem ser necessárias e provavelmente ocuparão a maior parte do texto. O formato pode variar mas deve incluir, pelo menos, a descrição do artefato e, talvez, o processo de busca (desenvolvimento) do *design* que levou à descoberta do artefato projetado. Apresentar esse processo pode ajudar a demonstrar credibilidade. Por exemplo, o processo de busca poderia descrever um projeto iterativo com estágios intermediários de testes, onde testes e avaliações são elucidativos, parte do processo de desenvolvimento, e é provável que inclua testes básicos de validação com dados de teste, cenários, e experimentação simples. É provável haver uma variedade de formas pelas quais o conteúdo nesta seção é apresentado e diferentes práticas de projeto dependendo do tipo de artefato e do fruto da pesquisa. O formato para apresentar um artefato de “produto de TI” de ciência da computação/*software* será diferente daquele usado com um “artefato sócio técnico” de SI onde uma intervenção em um sistema social (comunidade ou organização) terá ocorrido (NIEDERMAN; MARCH, 2012).

Dadas essas recomendações, o capítulo quatro se divide em duas seções. A primeira (4.1 *DESIGN* COMO UM PRODUTO: SISTEMA DE APOIO À DECISÃO) descreve o artefato e cada um dos seus componentes. A segunda (4.2 *DESIGN* COMO UM PROCESSO: CONSTRUÇÃO E AVALIAÇÃO) descreve o processo e as etapas para construção e avaliação do artefato.

Nota-se que o *IDSS* final é resultado de três iterações de desenvolvimento. Assim, as seções seguintes se preocupam também com as descrições do sistema em cada uma dessas iterações, destacando cada modificação implementada até a produção do artefato final.

4.1 *DESIGN* COMO UM PRODUTO: SISTEMA DE APOIO À DECISÃO

Esta pesquisa propõe um sistema de apoio à decisão para *day trading*. De acordo com Turban, Aronson e Liang (2005, p. 15, tradução nossa), o termo sistema de apoio à decisão (i.e. *decision support system* – *DSS*, em inglês) é utilizado:

[...] como um termo guarda-chuva para descrever qualquer sistema computadorizado que apoie a tomada de decisão em uma

organização. Uma organização pode ter um sistema de gestão do conhecimento para orientar seu pessoal na solução de problemas, pode ter sistemas de apoio à decisão separados para *marketing*, finanças e contabilidade, um sistema de gestão da cadeia de suprimentos [...] para produção e diversos sistemas especialistas para diagnósticos de reparo de produtos e *help desks*. [O termo] *DSS* engloba todos eles.

Assim, sob o guarda-chuva do *DSS* proposto nesta pesquisa – e para propor um artefato completo (i.e. que apoie o *day trader* em todas as etapas do processo de decisão) –, apresentam-se três sistemas especialistas¹⁷: (a) gestor financeiro, (b) consultor e (c) operador especialista. A figura 17 representa a composição do artefato nesses três sistemas especialistas.

Figura 17 – Composição do artefato proposto

Fonte: produção nossa.

¹⁷ “Quando uma organização tem uma decisão complexa a tomar ou um problema a resolver, ela frequentemente se volta a especialistas em busca de conselhos. Os especialistas que ela seleciona possuem conhecimento específico e experiência no campo do problema. Eles são conscientes das alternativas, das chances de sucesso e dos benefícios e custos que o negócio pode incorrer [...]. Sistemas especialistas procuram imitar as habilidades de solução de problemas de especialistas humanos. Tipicamente, um sistema especialista é um pacote de *softwares* de tomada de decisão ou de solução de problemas capaz de alcançar um nível de desempenho comparável – ou até superior – ao de um especialista humano em algum problema específico e usualmente restrito. A ideia básica por trás de um sistema especialista com uma tecnologia aplicada da inteligência artificial, é simples. A especialidade é transferida do especialista para o computador. Esse conhecimento é, então, armazenado no computador e usuários utilizam o computador para conselhos específicos de acordo com a necessidade. O sistema especialista recebe os fatos e podem fazer inferências e chegar a conclusões específicas. Então, como um consultor humano, aconselha [...] e explica, se necessário, a lógica por trás do conselho” (TURBAN; ARONSON; LIANG, 2005, p. 23-24, tradução nossa).

Cada sistema especialista (ver figura 17) desempenha seus respectivos papéis no processo de tomada de decisão do *day trader* técnico (ver figura 8). O quadro 13 associa as etapas do processo de tomada de decisão aos sistemas especialistas que compõem o artefato e descreve os principais papéis de cada sistema em cada etapa.

Quadro 13 – Papéis dos sistemas especialistas no processo de decisão

Etapa (E)	Sistema	Papel (P)
E1 – <i>Day trader</i> aplica dinheiro na corretora	(a) Gestor financeiro	P1 – Determinar o valor financeiro a ser aplicado para negociação (i.e. saldo em risco) e o tamanho do lote (i.e. quantidade de contratos) inicial da operação
E2 – <i>Day trader</i> observa o mercado	(b) Consultor	P2 – Observar o mercado, determinar o tipo de operação (i.e. de compra ou venda) a ser iniciada e determinar quando entrar na operação
E3 – <i>Day trader</i> entra na operação	(c) Operador	P3 – Receber as recomendações do gestor financeiro (i.e. a quantidade de contratos) e do consultor (i.e. compra ou venda) e entrar na operação
E4 – Mercado movimenta o preço	(c) Operador	P4 – Observar o movimento do mercado e reagir apropriadamente para que os resultados financeiros diários líquidos sejam positivos (meta do <i>IDSS</i>)
E5 – <i>Day trader</i> sai da operação	(c) Operador	P5 – Observar o movimento do mercado e sair da operação nos casos de objetivo atingido, término do horário de negociação ou <i>stop loss</i> financeiro
E6 – <i>Day trader</i> apura os resultados	(a) Gestor financeiro	P6 – Receber informações das operações diárias do operador (i.e. saldo e lucro) e determinar se o lucro do dia deve (ou não) ser resgatado

Fonte: produção nossa.

Nos tópicos seguintes cada um desses sistemas é apresentado ao longo de cada iteração de desenvolvimento da pesquisa. Primeiro, o tópico 4.1.1 Iteração inicial descreve a versão inicial do artefato. Em seguida, o tópico 4.1.2 Iteração intermediária apresenta e justifica as modificações implementadas na versão inicial para a iteração intermediária. Por fim, o tópico 4.1.3 Iteração final descreve e explica as modificações implementadas na versão intermediária para a iteração final de desenvolvimento.

4.1.1 Iteração inicial

Este tópico descreve a versão inicial de cada sistema especialista e, para isso, divide-se nos seguintes itens: 4.1.1.1 Gestor financeiro especialista, 4.1.1.2 Consultor especialista e 4.1.1.3 Operador especialista, onde são apresentadas as teorias que sustentam cada sistema e detalhadas as formas pelas quais eles operam.

O primeiro item, 4.1.1.1 Gestor financeiro especialista, trata de descrever o primeiro componente do *IDSS* (ver figura 17).

4.1.1.1 Gestor financeiro especialista

Dos papéis dos sistemas especialistas no processo de decisão (ver quadro 13), nota-se que o gestor financeiro especialista tem por função principal determinar o valor financeiro a ser aplicado para negociação (i.e. o saldo em risco), o lote inicial de cada operação (i.e. a quantidade inicial de contratos) e se os lucros diários devem (ou não) ser resgatados (ver papéis P1 e P6 no quadro 13). Ou seja, esse especialista é responsável por manter um nível de risco adequado às operações e proteger os lucros, contribuindo com a consistência operacional do *IDSS*¹⁸.

Dessa forma, as seguintes regras são adotadas nesse sistema: (i) até o período de retorno (i.e. *payback*)¹⁹, investir o mínimo necessário; e (ii) depois do *payback*²⁰, aumentar o lote inicial proporcionalmente ao saldo em risco. Vale destacar que as definições do saldo em risco e do lote inicial dependem de uma análise de aprendizado na base histórica de dados (i.e. no grupo de treinamento). Essa análise é esclarecida posteriormente neste trabalho.

Isso posto, para concluir a descrição desse sistema, apresenta-se a figura 18, que descreve as regras de funcionamento do gestor financeiro especialista.

¹⁸ Neste trabalho, entende-se por um sistema consistente aquele capaz de ganhar mais do que perder em um período de testes. Nota-se que o sistema se torna consistente a partir do momento que retorna o capital investido.

¹⁹ A lógica (i) é estabelecida para reduzir o risco (i.e. reduzir a perda, caso ela aconteça antes do *payback*) e para reduzir o *payback* (i.e. garantir que a consistência operacional seja alcançada o mais cedo possível).

²⁰ A lógica (ii) é estabelecida para aumentar gradativamente a eficiência do sistema.

Figura 18 – Regras do gestor financeiro especialista

Fonte: produção nossa.

Uma vez apresentado o sistema (a) gestor financeiro especialista, descreve-se no item 4.1.1.2 Consultor especialista o segundo componente do *IDSS* (ver figura 17).

4.1.1.2 Consultor especialista

Dos papéis dos sistemas especialistas no processo de decisão (ver quadro 13), nota-se que o consultor tem por funções principais monitorar os preços, determinar o tipo da operação de entrada (i.e. de compra ou venda) e determinar o momento de entrar na operação (ver papel P2 no quadro 13). Em outras palavras, esse especialista é responsável por observar os movimentos dos preços e indicar suas direções futuras prováveis, ou seja, por realizar previsões.

O fundamento que sustenta a lógica do sistema consultor reside nas teorias de movimento dos preços dos mercados. Da literatura sobre o mercado de capitais, destacam-se duas teorias principais sobre a forma como os preços se movimentam: a teoria do movimento aleatório (MALKIEL, 2007; e outros) e a teoria do movimento não aleatório (LO; MACKINLAY, 1999; e outros). Ambas divergem sobre a forma como os preços se movimentam nos mercados financeiros, mas convergem no seguinte ponto: movimentos descendentes são precedidos por movimentos ascendentes e movimentos ascendentes são precedidos por movimentos descendentes – embora, para uma das teorias, os movimentos sejam descritos por comportamentos aleatórios

e, para outra, sejam descritos por tendências de alta e de baixa. A figura 19 ilustra a convergência das teorias.

Figura 19 – Ponto de convergência das teorias do movimento dos preços

Fonte: produção nossa.

A figura 19 apresenta dois gráficos da cotação do contrato futuro de dólar em duas datas distintas. Enquanto a figura 19 (a) apresenta uma forte tendência de alta com comportamento linear e proporcional (representado por setas para cima e para baixo), a figura 19 (b) apresenta diversos movimentos aleatórios de alta e de baixa (também representados por setas para cima e para baixo). Dessa ilustração, nota-se que movimentos ascendentes precedem movimentos descendentes e vice-versa. Essa é a convergência das teorias dos movimentos dos preços que se constitui no conhecimento especialista embutido no sistema consultor.

Sendo assim, é importante explicar que a tradução do ponto de convergência das teorias (i.e. do conhecimento) para o consultor especialista (i.e. no sistema), nesta pesquisa, acontece por meio do método de regressão linear simples²¹ e de lógicas para entrada nas operações. Para esclarecer, apresenta-se a figura 20. A figura 20 ilustra o funcionamento do consultor especialista.

²¹ Esse método é adotado pois, por definição, os coeficientes de inclinação que antecedem os movimentos ascendentes são sempre menores do que os coeficientes que sucedem esses movimentos – o mesmo serve para os movimentos descendentes (i.e. os coeficientes de inclinação que antecedem os movimentos descendentes são sempre maiores do que os coeficientes que sucedem esses movimentos). Assim, gera-se orientações de compra ou venda a partir da observação dos preços, do cálculo dos coeficientes e da comparação de coeficientes calculados com coeficientes históricos.

Figura 20 – Indicações de compra e venda do consultor especialista

Fonte: produção nossa.

A figura 20 ilustra o funcionamento do consultor especialista em duas situações de um mesmo dia para um único ativo. Inicialmente, o sistema monitora os preços e, à medida que são formados, calcula o coeficiente de inclinação da reta que mais se aproxima dos preços observados (e.g. na figura 20 (a), às dez horas, esse coeficiente vale - 0,7747 e na figura 20 (b), às doze horas, esse coeficiente vale + 0,6146). Depois de calculado, o consultor compara o valor do coeficiente com valores de referência provenientes de uma base de dados históricos (i.e. valores máximo e mínimo de todas as inclinações já observadas no fim de cada dia). Então, em função do resultado dessa comparação, o especialista indica a entrada em uma operação de compra ou venda (e.g. seja o valor de referência igual a - 0,50 para compra e + 0,50 para venda; nesse caso, o sistema indica uma compra às dez horas, pois o coeficiente calculado está em - 0,77, e uma venda às doze horas, pois o coeficiente calculado está em + 0,61; caso o coeficiente calculado esteja entre - 0,50 e + 0,50, nenhuma operação é indicada)²². A figura 21 descreve, por fim, as regras de funcionamento do consultor.

²² Como mencionado, tais valores provêm de uma base de dados históricos e são, na verdade, os valores máximo e mínimo de todas as inclinações já observadas no fim de cada dia. Em outras palavras, nesse exemplo, um dia passado nunca fechou com coeficientes de inclinação menores do que - 0,50 ou maiores do que + 0,50. Ou seja, todas as inclinações de fechamento já observadas no passado residem entre - 0,50 e + 0,50. Assim, justifica-se comprar nos momentos em que o coeficiente calculado estiver abaixo de - 0,50 (ver figura 20(a)) e vender quando estiver acima de + 0,50 (ver figura 20(b)). Isso porque se o coeficiente observado é menor do que - 0,50 ou maior do que + 0,50 e, no passado, nunca um dia terminou com coeficientes fora desse intervalo, faz sentido esperar um movimento de correção próximo. Portanto, verifica-se que o cálculo em tempo real dos coeficientes de inclinação serve de gatilho e visa contribuir com a entrada em operações com alta probabilidade de acerto.

Figura 21 – Regras do consultor especialista

Fonte: produção nossa.

Apresentado o sistema (b) consultor especialista, descreve-se no item 4.1.1.3 Operador especialista o terceiro componente do *IDSS* (ver figura 17).

4.1.1.3 Operador especialista

Dos papéis dos sistemas especialistas no processo de decisão (ver quadro 13), nota-se que o operador especialista tem por funções principais entrar na operação, reagir apropriadamente para que os resultados financeiros diários líquidos sejam positivos (i.e. cumprir com a principal meta do *IDSS*) e, por fim, encerrar as operações nos casos de objetivo atingido, término do horário de negociação ou *stop loss* (ver papéis P3, P4 e P5 no quadro 13). Em outras palavras o operador especialista é responsável por realizar as operações. Destaca-se a importância desse sistema tendo em vista as lacunas da literatura (ver L1 e L3 no quadro 10).

O fundamento que sustenta a lógica do sistema operador reside na teoria de probabilidades (i.e. probabilidades de dois eventos sucessivos ou simultâneos). Em resumo, nota-se que a probabilidade de eventos sucessivos é sempre menor do que a probabilidade de um evento único. Por exemplo, a probabilidade de duas quedas consecutivas de 5 pontos é sempre menor que a probabilidade de uma única queda de 5 pontos. As tabelas 1 e 2 ilustram os cálculos de probabilidades em eventos sucessivos para processos aleatórios e processos não-aleatórios, respectivamente. Elas ajudam a demonstrar a principal implicação dessa teoria para este trabalho: quando o número de eventos sucessivos (n) tende ao infinito, a probabilidade dos eventos sucessivos (p_s) tende a zero.

Tabela 1 – Simulação de probabilidade em eventos aleatórios sucessivos

Evento (n)	Probabilidade de n (p_{evento})	Probabilidade sucessiva de n (ps_{evento})
1	0,50	0,500
2	0,50	0,250
3	0,50	0,125
4	0,50	0,066
5	0,50	0,031
6	0,50	0,016
7	0,50	0,008
8	0,50	0,004

Fonte: produção nossa.

Da tabela 1, observa-se que, a partir da oitava sucessão (i.e. quando $n \geq 8$), a probabilidade sucessiva (ps) de n , na prática, passa a valer zero, sendo n um evento qualquer (e.g. a queda de 5 pontos na cotação do minicontrato futuro de dólar) de probabilidade p constante (e.g. 50%). Sendo assim, arranjar uma sequência de oito ou mais operações sucessivas (i.e. dividir a quantidade de contratos de cada operação adequadamente), em um processo aleatório (i.e. onde p seja sempre de 50%), deve estatisticamente garantir que o resultado combinado das operações seja positivo (i.e. deve garantir a meta proposta para o *IDSS*) em até oito eventos seguidos. O gráfico 2 ilustra os resultados da simulação de probabilidade em eventos aleatórios sucessivos descrita na tabela 1.

Gráfico 2 – Simulação de probabilidade em eventos aleatórios sucessivos

Fonte: Produção nossa.

A tabela 2, por sua vez, apresenta os mesmos cálculos, mas para um processo não-aleatório (i.e. onde a probabilidade p seja constante, mas seja maior do que 50% (e.g. 75%).

Tabela 2 – Simulação de probabilidade em eventos não-aleatórios sucessivos

Evento (n)	Probabilidade de n (p_{evento})	Probabilidade sucessiva de n (ps_{evento})
1	0,75	0,750
2	0,75	0,563
3	0,75	0,422
4	0,75	0,316
5	0,75	0,237
6	0,75	0,179
7	0,75	0,133
8	0,75	0,100
9	0,75	0,075
10	0,75	0,056
11	0,75	0,042

Evento (n)	Probabilidade de n (p_{evento})	Probabilidade sucessiva de n (ps_{evento})
12	0,75	0,032
13	0,75	0,024
14	0,75	0,018
15	0,75	0,013
16	0,75	0,010
17	0,75	0,008
18	0,75	0,006
19	0,75	0,004

Fonte: produção nossa.

Na tabela 2, assim como na tabela 1, a probabilidade sucessiva de n, na prática, também passa a valer zero. Contudo, porque o processo não é aleatório (e.g. uma tendência de baixa forte e persistente), a probabilidade sucessiva de n passa a ser praticamente zero apenas a partir da décima nona sucessão. Portanto, em um processo não-aleatório, arranjar uma sequência de dezenove ou mais operações deve garantir que o resultado combinado das operações seja positivo em até dezenove eventos sucessivos. O gráfico 3 apresenta a simulação de probabilidade em eventos não-aleatórios sucessivos descrita na tabela 2.

Gráfico 3 – Simulação de probabilidade em eventos não-aleatórios sucessivos

Fonte: Produção nossa.

É importante notar que, para simplificar, as tabelas 1 e 2 e seus respectivos gráficos 2 e 3 tratam os eventos simulados como eventos independentes. Isso posto, torna-se oportuno ilustrar o funcionamento do sistema operador. A figura 22 ilustra o funcionamento desse sistema em uma situação diária para o minicontrato de dólar futuro. A figura 22 apresenta o arranjo de uma sequência de operações sucessivas para garantir que o resultado combinado final seja positivo.

Figura 22 – Ilustração de operações diárias do operador especialista

Fonte: produção nossa.

Para concluir a descrição desse sistema especialista, apresenta-se a figura 23. A figura 23 descreve as regras embutidas no operador²³.

²³ A figura 23 apresenta apenas regras para operações de compra. As regras para operações de venda empregam a lógica de forma invertida (e.g. no lugar de “novo preço é maior ou igual a: preço médio mais primeiro objetivo?”, emprega “novo preço é menor ou igual a: preço médio menos primeiro objetivo?”; no lugar de “novo preço é maior ou igual a: preço médio mais segundo objetivo?”, emprega “novo preço é menor ou igual a: preço médio menos segundo objetivo?”; etc.).

Figura 23 – Regras do operador especialista

Fonte: produção nossa.

Apresentado o terceiro componente do *IDSS*, conclui-se a descrição do *design* sob a perspectiva do produto em sua versão inicial. Após a iteração inicial, uma modificação é implementada e dá origem à versão intermediária do sistema. O tópico 4.1.2 Iteração intermediária descreve essa mudança.

4.1.2 Iteração intermediária

Este tópico apresenta a modificação implementada na versão inicial do *IDSS* para a iteração intermediária, mais especificamente no componente (c) operador. Vale notar que, para essa segunda iteração, os componentes (a) gestor financeiro e (b) consultor permanecem inalterados. A versão intermediária do artefato, portanto, é constituída da versão inicial alterada pela modificação descrita no item 4.1.2.1 Operador especialista intermediário.

4.1.2.1 Operador especialista intermediário

Dos resultados da iteração inicial verifica-se uma oportunidade de melhoria para o operador especialista. Em sua versão inicial, a cada 5 minutos esse sistema compara o novo preço ao preço médio de abertura da posição. Se a diferença modular entre ambos for maior do que uma distância de reação somada a um segundo objetivo, o operador adiciona contratos à posição para aproximar seu preço médio de abertura do novo preço (ver etapa “Novo preço é menor ou igual a: preço médio - (distância de reação + segundo objetivo)?” na figura 23). Essa regra permite ao sistema manter o preço médio de abertura das posições sempre a uma distância mínima dos novos preços observados a cada 5 minutos. Isso porque quanto mais próximo o preço médio de abertura da posição estiver dos novos preços, maior a probabilidade de se alcançar o resultado diário positivo.

Para ilustrar, recupera-se o exemplo da figura 22. Nele, uma primeira compra é realizada às 9:20 pois se espera que o movimento seguinte seja ascendente. Os próximos movimentos (i.e. observados às 9:30, às 9:40 e às 9:50), contudo, são descendentes. Assim, a versão inicial do operador especialista adiciona contratos à posição às 9:30, às 9:40 e às 9:50, aproximando o preço médio de abertura da posição dos novos preços. Porque essa aproximação acontece é possível fechar as operações com resultado diário positivo já no primeiro movimento ascendente do dia (i.e. às 10:10). Se o operador não reagisse aos movimentos descendentes aproximando os preços, só seria possível, nesse exemplo, fechar as operações com resultado positivo às 10:30 e, para isso, uma sucessão improvável de movimentos ascendentes se faria necessária. Assim, verifica-se que a regra de aproximação dos preços contribui para aumentar a probabilidade de se obter resultados diários positivos.

Todavia, a regra de aproximação dos preços exige que mais contratos sejam adicionados à posição até que o primeiro movimento favorável aconteça (i.e. o primeiro movimento descendente de n pontos para uma posição aberta de venda ou o primeiro movimento ascendente de n pontos para uma posição aberta de compra). Se esse movimento favorável demorar para acontecer, uma quantidade significativa de contratos é adicionada à posição, elevando o *drawdown* máximo das operações, ou seja, aumentando o risco da operação e exigindo mais capital do investidor. A figura 24 ilustra esse fenômeno em uma situação diária de compra em que o primeiro movimento ascendente só acontece às 11:00.

Figura 24 – Evolução do risco em função da regra de aproximação de preços

Fonte: produção nossa.

Da figura 24 nota-se que o movimento ascendente esperado apenas ocorre após 8 movimentos descendentes seguidos. Enquanto os movimentos descendentes persistem, a versão inicial do operador segue adicionando contratos à posição (i.e. 1 contrato é adicionado às 9:35, mais 2 às 9:40, 3 às 10:20, outros 2 às 10:25, mais 5 às 10:30, outros 11 às 10:45, 45 às 10:50 e mais 132 às 10:55). Nesse exemplo, é preciso ter um saldo em risco de, pelo menos, R\$ 12.205 em conta para obter uma receita de R\$ 2.055. Ou seja, se o investidor possui menos de R\$ 12.205 em conta, todo seu saldo, nesse caso, é perdido até às 11:00. Portanto, a regra de aproximação de preços aumenta sobremaneira o risco da operação no *day trading*²⁴.

Sendo assim, com o objetivo de reduzir a quantidade de contratos adicionados às posições, ainda sem abrir mão da regra de aproximação dos preços, implementa-se uma alteração no sistema operador. Em sua versão intermediária, a aproximação dos preços se dá em função do preço da última entrada e não em função do preço médio de abertura da posição. Em outras palavras, na versão intermediária, a cada 5 minutos o operador compara o novo preço ao preço da última entrada. Se a diferença modular entre ambos for maior do que uma distância de reação somada a um segundo

²⁴ Se um investidor possuir capital ilimitado para operar, esse fenômeno deixa de ser um problema. Todavia, investidores possuem disponibilidade restrita de capital de risco. Ainda assim, vale notar que quanto mais capital possuir um investidor, maior a probabilidade de obter sucesso com esse sistema.

objetivo, o operador adiciona contratos à posição para aproximar seu preço médio de abertura do novo preço. A figura 25 descreve as regras embutidas na versão intermediária do sistema operador especialista. A alteração em relação às regras do operador especialista inicial (ver figura 23) é destacada em negrito.

Figura 25 – Regras do operador especialista intermediário

Fonte: produção nossa.

Com essa modificação, reduz-se a quantidade de capital de risco necessário às operações. Ou seja, diminui-se o risco sem deixar de lado por completo o benefício da regra de aproximação dos preços que, como mencionado, consiste no aumento da probabilidade de se alcançar resultados diários positivos. A figura 26 ilustra o funcionamento do operador especialista intermediário na mesma situação diária em que o primeiro movimento ascendente só acontece às 11:00 (contrastar com figura 24).

Figura 26 – Ilustração de operações diárias do operador intermediário

Operador especialista intermediário em funcionamento
 (Gráfico de 5 minutos do WDO@N em 24/01/2018)

Fonte: produção nossa.

Da figura 26 nota-se que o operador intermediário alcança o resultado diário positivo com 104 contratos, enquanto a versão inicial o faz com 202 contratos (ver figura 24). Em outras palavras, nesse exemplo, o operador intermediário alcança o resultado diário positivo com um risco menor, ou seja, com um *drawdown* máximo de R\$ 6.265, contra um *drawdown* máximo de R\$ 12.205 alcançado pelo operador inicial (ver figura 24)²⁵.

Assim, conclui-se a descrição do *design* sob a perspectiva do produto em sua versão intermediária. Em seguida, outras modificações são implementadas para a iteração final. O tópico 4.1.3 Iteração final descreve essas mudanças.

4.1.3 Iteração final

Este tópico apresenta as modificações implementadas na versão intermediária do *IDSS* para a iteração final, mais especificamente nos componentes (b) consultor e (c) operador. Vale notar que, para essa última iteração, o componente (a) gestor financeiro permanece inalterado. Assim, observa-se que a versão intermediária

²⁵ Posteriormente, neste trabalho, verifica-se que nem sempre o operador intermediário alcança riscos mais baixos do que os mesmos alcançados pelo operador inicial.

alterada pelas modificações apresentadas nos itens 4.1.3.1 Consultor especialista final e 4.1.3.2 Operador especialista final constitui a versão final do *IDSS*.

4.1.3.1 Consultor especialista final

Dos resultados das iterações anteriores nota-se uma oportunidade de melhoria para o consultor especialista. Em suas versões anteriores, a cada 5 minutos esse sistema calcula o coeficiente de inclinação da reta que mais se aproxima dos preços observados. Se o valor calculado for menor do que um valor de referência de compra ou maior do que um valor de referência de venda, o consultor indica uma operação. Observa-se que a reta – e, portanto, sua inclinação – é definida durante o pregão. Sendo assim, cada cálculo de 5 minutos é realizado com um número diferente de observações (e.g. o coeficiente de inclinação das 9:05 é calculado com duas observações, isto é, com os preços observados às 9:00 e 9:05, já o coeficiente das 9:10 é calculado com três observações, ou seja, com os preços observados às 9:00, 9:05 e 9:10, e o coeficiente das 17:55, por sua vez, é calculado com 108 observações, quer dizer, com os preços observados às 9:00, 9:05, ... e 17:55). Esse modelo permite identificar movimentos ascendentes e descendentes com inclinações improváveis de se sustentar até o fim do pregão e, a partir disso, tomar as decisões de compra e venda (ver figura 20).

Contudo, conforme observado, quando o cálculo do coeficiente de inclinação é realizado em tempo real, a quantidade de observações utilizada em cada instante varia (e.g. são utilizadas duas observações no cálculo das 9:05, três no das 9:10, quatro no das 9:15, ...). E quanto menos observações são utilizadas, mais sensível o coeficiente se torna às variações de preço (e.g. uma variação de 5 pontos às 9:05 produz um impacto mais significativo na inclinação da reta do que uma mesma variação às 16:30). A figura 27 ilustra a sensibilidade do coeficiente de inclinação da reta, quando calculado em tempo real, em diferentes momentos de um mesmo dia.

Figura 27 – Sensibilidade do coeficiente calculado em tempo real

Fonte: produção nossa.

Da figura 27 nota-se que mesmas variações produzem impactos diferentes no coeficiente de inclinação calculado em tempo real. Nessa ilustração, uma variação descendente de 5 pontos acontece às 9:05 e produz um impacto de 5,0 no coeficiente calculado. Mais tarde, às 13:30, uma nova variação descendente de 5 pontos ocorre, mas causa um impacto de 0,01. Ou seja, quanto mais observações são utilizadas no cálculo, menos sensível se torna o coeficiente de inclinação às variações de preço. Portanto, quando o coeficiente é calculado em tempo real, verifica-se um desequilíbrio nas orientações do consultor. Isto é, praticamente todas as operações são indicadas pela manhã. Assim, o sistema se torna vulnerável à possibilidade de entrar, por exemplo, cedo demais nas operações em função de variações de preços matinais insuficientemente significantes.

Isso posto, com o objetivo de equilibrar as orientações do consultor especialista implementa-se uma modificação. Em sua versão final, o consultor calcula o coeficiente de inclinação a partir de dados do dia anterior e não em tempo real. Isso permite que todas as orientações sejam dadas a partir de uma base de observações comum. Além disso, diferentemente das versões anteriores que empregam o método de regressão linear simples ao gráfico de 5 minutos em tempo real, a versão final emprega a diferença entre os preços de fechamento e de abertura do dia anterior para medir a

inclinação da reta. A figura 28 contrasta os cálculos da inclinação dos consultores especialistas em suas versões anteriores e final.

Figura 28 – Diferentes cálculos de inclinação nos consultores especialistas

Fonte: produção nossa.

Com essa modificação, as orientações de compra e venda deixam de ser geradas em tempo real (i.e. em D) e passam a ser geradas após o fechamento do pregão do dia anterior (i.e. em D - 1). Além disso, as referências para entrar nas operações deixam de ser os valores máximo e mínimo de todas as inclinações já observadas no fim de cada dia e passam a ser determinadas a partir de uma análise de aprendizado na base histórica de dados (i.e. no grupo de treinamento). Essa análise é esclarecida posteriormente neste trabalho.

Assim, constitui-se a versão final do consultor especialista. Em seguida, para concluir a descrição da versão final do *IDSS*, o item 4.1.3.2 Operador especialista final descreve uma última modificação.

4.1.3.2 Operador especialista final

Dos resultados das iterações anteriores observa-se uma nova oportunidade de melhoria para o operador especialista. Em suas versões anteriores, esse sistema emprega regras de aproximação de preços (ver figuras 23 e 25) para aumentar a probabilidade de obter resultados diários positivos. No entanto, mesmo depois da última modificação e da consequente redução geral no risco, verifica-se que empregar regras de aproximação de preços provoca desequilíbrio significativo nos resultados

financeiros globais. Em outras palavras, torna-se necessário ganhar muitas vezes para compensar uma única perda. Isso porque, os ganhos – apesar de numerosos – são significativamente menores do que as perdas – apesar de quase inexistentes. Ou seja, empregar regras de aproximação de preços exige aumentar progressivamente a quantidade de contratos nas situações adversas. Assim, quando as operações são bem-sucedidas, ganha-se pouco com poucos contratos; quando são malsucedidas, perde-se muito com muitos contratos. Esse fenômeno, portanto, revela que (i) a regra de aproximação de preços prejudica sobremaneira o resultado global do sistema e (ii) o equilíbrio entre lucros e perdas é tão importante quanto o mesmo entre erros e acertos.

Sendo assim, com os objetivos de proteger o resultado global do sistema e de equilibrar lucros e perdas, implementa-se uma modificação. Em sua versão final, o operador simplesmente entra na operação às 9:00 e sai às 17:25. Ou seja, remove-se as regras de aproximação de preços e seus consequentes benefícios e malefícios. A figura 29 descreve as regras embutidas na versão final do operador especialista (contrastar com figuras 23 e 25).

Figura 29 – Regras do operador especialista final

Fonte: produção nossa.

Com essa modificação, embora ausentes a regra de aproximação dos preços e seu consequente benefício sobre a probabilidade de alcançar resultados diários positivos, reduz-se ainda mais o risco, ou seja, diminui-se ainda mais a quantidade de capital necessário às operações, equilibrando os resultados globais do *IDSS*. Vale destacar que os capítulos seguintes discorrem com maior profundidade sobre esse importante equilíbrio. A figura 30 ilustra o funcionamento do operador especialista final em 24/01/2018 (contrastar com figuras 24 e 26).

Figura 30 – Ilustração de operação diária do operador final

Fonte: produção nossa.

Da figura 30 verifica-se que o operador final exige R\$ 45 para realizar a operação, contra R\$ 12.205 exigidos pela versão inicial (ver figura 24) e R\$ 6.265 pela versão intermediária (ver figura 26). Além disso, ainda que o consultor final gerasse uma orientação de compra e o operador final tivesse prejuízo, o *drawdown* máximo observado nesse exemplo seria de R\$ 760. Ou seja, o risco ainda assim seria menor. Destaca-se, contudo, que as decisões de implementar uma alteração em qualquer componente do *IDSS* são tomadas nesta pesquisa em função dos resultados globais observados durante as iterações. Ou seja, todos os exemplos apresentados até aqui têm função meramente ilustrativa para facilitar a compreensão do desenvolvimento do sistema. Assim, constitui-se a versão final do *IDSS*.

Para resumir os conteúdos apresentados nesta seção e, assim, concluir a descrição do *design* sob a perspectiva do produto, apresenta-se o quadro 14. O quadro 14 destaca as diferenças entre os componentes do *IDSS* em cada iteração de desenvolvimento.

Quadro 14 – Versões do *IDSS* por componente e iteração de desenvolvimento

Componente	Iteração		
	Inicial	Intermediária	Final
(a) Gestor financeiro	Versão base	Versão base	Versão base
(b) Consultor	Versão base	Versão base	(i) Enquanto as versões anteriores empregam o método de regressão

Componente	Iteração		
	Inicial	Intermediária	Final
			linear simples (ver figura 20) sobre as observações em tempo real, a versão final emprega o método da diferença entre os preços de abertura e fechamento do dia anterior (ver figura 28)
(c) Operador	Versão base	(ii) Enquanto a versão inicial compara os novos preços ao preço médio de abertura da posição (ver figura 23), a versão intermediária comprara os novos preços ao preço da última entrada (ver figura 25)	(iii) Diferentemente das versões anteriores (ver figuras 23 e 25), a versão final não emprega regras de aproximações dos preços (ver figura 29)

Fonte: produção nossa.

Assim, encerra-se a descrição do *design* sob a perspectiva do produto e de seus componentes. Em seguida, a seção 4.2 *DESIGN COMO UM PROCESSO: CONSTRUÇÃO E AVALIAÇÃO* descreve o *design* sob a perspectiva do processo e de suas etapas.

4.2 *DESIGN* COMO UM PROCESSO: CONSTRUÇÃO E AVALIAÇÃO

Esta seção descreve o *design* sob a perspectiva do processo. Analogamente à seção anterior, as etapas do processo são descritas ao longo de cada iteração de desenvolvimento. Assim, enquanto o tópico 4.2.1 Iterações inicial e intermediária descreve as etapas para construção das versões inicial e intermediária do *IDSS*, o tópico 4.2.2 Iteração final descreve e justifica as alterações implementadas em cada uma das etapas para a versão final.

4.2.1 Iterações inicial e intermediária

Este tópico apresenta o processo e as etapas para construção das versões inicial e intermediária do *IDSS*²⁶. Para isso, divide-se nos itens 4.2.1.1 Preparo dos dados, 4.2.1.2 Definição do algoritmo, 4.2.1.3 Treinamento, 4.2.1.4 Avaliação da previsão, 4.2.1.5 Estratégia de negociação e 4.2.1.6 Avaliação financeira, ou seja, nas etapas do processo metodológico proposto por Cavalcante (2016, p. 199) (ver quadro 11).

4.2.1.1 Preparo dos dados

A primeira etapa do *design* é o preparo dos dados. Do detalhamento das etapas para construção e avaliação do artefato (ver quadro 11), nota-se que o preparo dos dados envolve: (i) definição de variáveis de entrada, (ii) definição das variáveis de saída, (iii) aquisição, (iv) pré-processamento e normalização, e (v) estruturação dos dados.

Neste trabalho, depois de definidas as variáveis de entrada (i.e. preços e horários de negociação) e de saída (i.e. orientações qualitativas para compra e venda), extrai-se os dados históricos da bolsa de valores através do terminal de negociação MetaTrader 5 (METATRADER 5, 2018), com a utilização de uma conta pessoal na corretora XP Investimentos (XP INVESTIMENTOS, 2018). Para isso, primeiro, no terminal MetaTrader 5, o ativo desejado (i.e. WDO@N) é selecionado e incluído no gráfico de 5 minutos. Em seguida, através dos comandos “arquivo” e “salvar”, os dados são exportados do terminal para um arquivo de extensão “csv”. Por último, através do programa Microsoft Excel (EXCEL, 2018), os dados são organizados em tabelas. A tabela 3 ilustra a manipulação dos dados de 02/01/2018.

Tabela 3 – Exemplo de aquisição dos preços de abertura a cada de 5 minutos

Data	Horário	Instante (x)	Preço (y)
02-01-18	9:00	1	3,306.0
02-01-18	9:05	2	3,296.5

²⁶ O processo para a construção e avaliação da versão inicial é o mesmo para a construção da versão intermediária. Em outras palavras, a alteração implementada na versão inicial para a iteração intermediária (ver item 4.1.2.1 Operador especialista intermediário) não demandou modificações no processo. Apenas as alterações para a iteração final exigiram modificações no processo.

Data	Horário	Instante (x)	Preço (y)
02-01-18	9:10	3	3,302.0
[...]	[...]	[...]	[...]
02-01-18	17:45	106	3,274.0
02-01-18	17:50	107	3,274.0
02-01-18	17:55	108	3,273.0

Fonte: produção nossa.

Assim, tabelas são geradas (uma para cada pregão) e estruturadas em duas bases distintas: (i) o grupo de treinamento (onde são realizadas as simulações para definição dos parâmetros) e (ii) o grupo de teste (onde é realizada a avaliação de desempenho do sistema). Os pregões que compõem cada um dos grupos de cada iteração são apresentados no quadro 11.

Uma vez preparados os dados, define-se o algoritmo do sistema de previsão, segunda etapa do *design* e assunto do item 4.2.1.2 Definição do algoritmo.

4.2.1.2 Definição do algoritmo

A segunda etapa do *design* é a definição do algoritmo. Do detalhamento das etapas para construção e avaliação do artefato (ver quadro 11), observa-se que a definição do algoritmo consiste na definição do método computacional *soft* a ser utilizado para modelagem e previsão.

Nesta pesquisa, adota-se o método de regressão linear simples. Para as iterações inicial e intermediária, a aplicação do método acontece no Microsoft Excel (EXCEL, 2018) através da função “INCLINAÇÃO (known_ys, known_xs)” empregada às colunas “Instante (x)” e “Preço (y)” (ver tabela 3)²⁷. Essa função, por sua vez, produz os coeficientes de inclinação das retas que mais se aproximam dos preços observados. A tabela 4 ilustra a aplicação do método para geração dos coeficientes de inclinação sobre os dados da tabela 3.

²⁷ Detalhes sobre o método, incluindo suas equações, são encontrados em Rawlings, Pentula e Dickey (1932), capítulo 1.

Tabela 4 – Exemplo de aplicação do método de regressão linear simples

Data	Horário	Instante (x)	Preço (y)	Coeficiente de inclinação (a)
02-01-18	9:00	1	3,306.0	0.00
02-01-18	9:05	2	3,296.5	- 9.50
02-01-18	9:10	3	3,302.0	- 2.00
[...]	[...]	[...]	[...]	[...]
02-01-18	17:45	106	3,274.0	- 0.24
02-01-18	17:50	107	3,274.0	- 0.24
02-01-18	17:55	108	3,273.0	- 0.23

Fonte: produção nossa.

Dessa aplicação, destaca-se a maneira *soft* de se empregar o método de regressão linear simples (ver figura 20) ao produzir parâmetros de observação para comparação e geração posterior eventual de orientações de compra e venda. Ou seja, não se aplica o método da forma *hard* buscando prever os preços futuros a partir da equação linear gerada pelo método²⁸.

Uma vez definido o algoritmo de previsão, realiza-se o treinamento, terceira etapa do *design* e assunto do item 4.2.1.3 Treinamento.

4.2.1.3 Treinamento

A terceira etapa do *design* é o treinamento. Do detalhamento das etapas para construção e avaliação do artefato (ver quadro 11), observa-se que a terceira etapa consiste na seleção do algoritmo de treinamento, no ajuste dos parâmetros e na execução do procedimento de treinamento.

Neste estudo, o algoritmo de treinamento é, na verdade, um processo de simulação realizado nos dados do grupo de treinamento. Primeiro, aplica-se o método de regressão linear simples em todos os pregões do grupo de treinamento. Em seguida, constrói-se uma tabela com os parâmetros observados às 17:55 de cada pregão. A tabela 5 ilustra a construção dessa tabela para janeiro de 2018.

²⁸ Em função das lacunas da literatura (ver quadro 10), este estudo não se concentra na eficiência do método de previsão; ao contrário, se preocupa com o desenvolvimento de regras de negociação.

Tabela 5 – Exemplo de tabela de treinamento no primeiro mês

Data	Horário	Coeficiente de inclinação (a)
02-01-18	17:55	- 0.23
03-01-18	17:55	- 0.16
04-01-18	17:55	- 0.05
[...]	[...]	[...]
29-01-18	17:55	- 0.01
30-01-18	17:55	+ 0.32
31-01-18	17:55	+ 0.36

Fonte: produção nossa.

A partir da tabela de treinamento, gera-se um histograma de referência. O gráfico 4 ilustra o histograma de referência com os dados da tabela 5.

Gráfico 4 – Exemplo de histograma de referência no primeiro mês

Fonte: Produção nossa.

Do gráfico 4, verifica-se que os dados seguem uma distribuição normal de probabilidades. Essa distribuição, por sua vez, é utilizada para definir os coeficientes de referência a *posteriori* utilizados pelo sistema consultor para enviar orientações de

compra e venda. A figura 31 ilustra a distribuição normal de probabilidades formada a partir do histograma do gráfico 4.

Figura 31 – Distribuição normal dos parâmetros de previsão

Fonte: produção nossa.

Por fim, da figura 31 são determinadas as regiões de compra (i.e. região (a), quando $a \leq -0,6$) e de venda (i.e. região (c), quando $a \geq +0,6$) para os pregões do grupo de teste, concluindo o treinamento dos parâmetros de previsão. Nota-se que esse treinamento deve ser realizado diariamente após o fechamento dos pregões com a atualização dos dados históricos, ou seja, com a atualização da tabela de treinamento (ver tabela 5), do histograma de referência (ver gráfico 4) e da distribuição de probabilidades (ver figura 31). Assim, os parâmetros se mantêm atualizados e, quando necessário, são ajustados caracterizando o aprendizado do sistema.

Uma vez realizado o treinamento, avalia-se a previsão, quarta etapa do processo de *design* e assunto do item 4.2.1.4 Avaliação da previsão.

4.2.1.4 Avaliação da previsão

A quarta etapa do *design* é a avaliação da previsão. Do detalhamento das etapas para construção e avaliação do artefato (ver quadro 11), observa-se que a avaliação da previsão consiste na definição das métricas de avaliação e na medição da precisão dos resultados.

Neste trabalho, adota-se a taxa de acerto % como métrica de avaliação das previsões. Nota-se que as variáveis de saída geradas pelo modelo de previsão são qualitativas (característica de sistemas especialistas) e buscam prever a direção dos próximos movimentos dos preços. Assim, um acerto é contabilizado sempre que um objetivo fixo pré-definido é atingido (e.g. seja o objetivo pré-definido em n pontos; se o consultor especialista indicar uma compra, contabiliza-se um acerto somente se o próximo movimento de n pontos for positivo; se o próximo movimento for negativo, por outro lado, contabiliza-se um erro). A figura 32 ilustra as avaliações para duas previsões distintas (i.e. um acerto e um erro) a partir de um objetivo fixo pré-definido, por exemplo, em 4 pontos.

Figura 32 – Exemplos de avaliação da previsão

Fonte: produção nossa.

A figura 32 ilustra o processo de avaliação da previsão a partir de um objetivo fixo pré-determinado de 4 pontos. A figura 32 (a) ilustra um acerto na previsão pois o movimento de 4 pontos seguinte à previsão se dá no sentido previsto. Já a figura 32 (b) ilustra um erro na previsão pois o movimento seguinte de 4 pontos acontece no sentido oposto à previsão. Assim, contabiliza-se um acerto para o dia 05/01/2018 e um erro para o dia 08/01/2018. Se o grupo de treinamento fosse composto apenas por essas duas datas, a taxa de acerto das previsões do sistema valeria 50%.

Uma vez avaliada a previsão, implementa-se a estratégia de negociação, quinta etapa do *design* e assunto do tópico 4.2.1.5 Estratégia de negociação.

4.2.1.5 Estratégia de negociação

A quinta etapa do *design* é a estratégia de negociação. Do detalhamento das etapas para construção e avaliação do artefato (ver quadro 11), observa-se que a quinta etapa deve implementar três características. São elas: (i) um grupo de regras para entrar e sair das operações, (ii) um mecanismo de controle de riscos e (iii) um mecanismo de gestão financeira.

Assim, esta pesquisa propõe para as versões inicial e intermediária do *IDSS*: (i) entradas conforme algoritmo de previsão e saídas por objetivo atingido, *stop loss* financeiro ou término do horário de negociação; (ii) *stop loss* financeiro igual ao capital disponível para negociação (i.e. igual ao saldo em risco)²⁹; e (iii) lote inicial mínimo (i.e. de 1 minicontrato) e aumento no número de contratos em função das regras de aproximação dos preços (ver figuras 23 e 25).

É importante observar que os parâmetros da estratégia de negociação (i.e. o lote inicial, a distância de reação e os objetivos um e dois) (ver figuras 23 e 25) são interdependentes. Isto é, (a) quanto maior lote inicial, maior o *stop loss* financeiro, (b) quanto menor a distância de reação, maior o *stop loss* financeiro e (c) quanto maiores os objetivos, maior o *stop loss* financeiro. Além disso, cada parâmetro tem impacto direto na avaliação financeira porque determina o sucesso das operações.

Isso posto, os parâmetros da estratégia de negociação são definidos por meio de um processo iterativo de simulações no grupo de treinamento (não confundir com o treinamento dos parâmetros de previsão). O objetivo desse novo treinamento é definir uma combinação comum para as variáveis da estratégia de negociação (i.e. objetivo um, objetivo dois e distância de reação – ver figuras 23 e 25)³⁰ que minimize o *stop loss* financeiro (i.e. o risco da estratégia) e, ao mesmo tempo, garanta resultados diários líquidos positivos.

²⁹ Nessa estratégia, quanto maior o capital disponível para negociação, maior a probabilidade de se obter resultados diários líquidos positivos (i.e. de atingir a meta proposta ao artefato); por outro lado, maior o período de retorno (i.e. *payback*) e, quanto maior o *payback*, mais tempo leva para se atingir a consistência. Assim, entre os objetivos da estratégia de negociação está: determinar um capital de risco que seja grande o suficiente para garantir os resultados positivos e pequeno o suficiente para minimizar o *payback*.

³⁰ Para simplificar, adota-se o valor de um minicontrato para a variável lote inicial, visto que quanto maior o lote inicial, maior o *stop loss* financeiro; e adota-se o valor de meio ponto para o segundo objetivo, tendo em vista a necessidade de “sair assim que possível”, uma vez que o segundo objetivo, ou objetivo de contingência, é utilizado apenas em situações de erro na previsão.

Dito isso, o treinamento da estratégia de negociação ocorre nas seguintes etapas de forma cíclica até que uma combinação satisfatória seja alcançada: (i) gerar combinação aleatória, (ii) simular combinação em todo o grupo de treinamento, (iii) analisar data com pior resultado (i.e. com a maior perda máxima), (iv) verificar possibilidade de melhoria (i.e. redução da perda máxima) e (v) gerar nova combinação. A figura 33 retrata o processo cíclico para parametrização da estratégia de negociação.

Figura 33 – Processo cíclico de parametrização da estratégia

Fonte: produção nossa.

Para ilustrar, sejam dados (a) coeficiente de inclinação de referência igual a 1,50 (conforme definido hipoteticamente pelo treinamento das previsões), (b) lote inicial de 1 minicontrato (conforme definido inicialmente), (c) segundo objetivo de 0,50 pontos (i.e. o mínimo possível para aumentar a probabilidade de se obter resultados positivos em situações adversas), (d) grupo de treinamento composto pelos pregões de 02/01/2018, 03/01/2018, 04/01/2018 e 05/01/2018, e (e) uma combinação inicial aleatória (e.g. primeiro objetivo de 10 pontos e distância de reação de 5 pontos). Com esses dados, executa-se o processo cíclico para parametrização da estratégia (ver figura 33). A tabela 6 apresenta os resultados ilustrativos desse treinamento.

Tabela 6 – Exemplo de parametrização da estratégia de negociação

Ciclo	Data	Primeiro objetivo	Distância de reação	Perda máxima
1	02/01/2018	10 pontos	5 pontos	R\$ 1.430
1	03/01/2018	10 pontos	5 pontos	R\$ 0
1	04/01/2018	10 pontos	5 pontos	R\$ 100
1	05/01/2018	10 pontos	5 pontos	R\$ 110
→ Melhoria para 02/01/2018: alteração do primeiro objetivo para 5,0 pontos				
2	02/01/2018	5 pontos	5 pontos	R\$ 55
2	03/01/2018	5 pontos	5 pontos	R\$ 0
2	04/01/2018	5 pontos	5 pontos	R\$ 55
2	05/01/2018	5 pontos	5 pontos	R\$ 110
→ Melhoria para 05/01/2018: alteração da distância de reação para 7,0 pontos				
3	02/01/2018	5 pontos	7 pontos	R\$ 75
3	03/01/2018	5 pontos	7 pontos	R\$ 0
3	04/01/2018	5 pontos	7 pontos	R\$ 75
3	05/01/2018	5 pontos	7 pontos	R\$ 75
→ Melhoria para 05/01/2018: objetivo para 4,0 pontos e distância para 6,0 pontos				
4	02/01/2018	4 pontos	6 pontos	R\$ 65
4	03/01/2018	4 pontos	6 pontos	R\$ 0
4	04/01/2018	4 pontos	6 pontos	R\$ 65
4	05/01/2018	4 pontos	6 pontos	R\$ 65

Fonte: produção nossa.

Da tabela 6, portanto, definem-se os parâmetros da estratégia de negociação. Nesse exemplo, os parâmetros definidos valem:

- (a) coeficiente de inclinação de referência de 1,5 pontos por instante;
- (b) lote inicial de 1 minicontrato;
- (c) primeiro objetivo de 4 pontos;
- (d) segundo objetivo de 0,5 pontos;
- (e) distância de reação de 6 pontos;
- (f) stop loss financeiro de R\$ 65.

Uma vez implementada a estratégia de negociação, avalia-se o desempenho financeiro, sexta etapa do *design* e assunto do tópico 4.2.1.6 Avaliação financeira.

4.2.1.6 Avaliação financeira

A sexta etapa do *design* é a avaliação financeira. Do detalhamento das etapas para construção e avaliação do artefato (ver quadro 11), observa-se que a avaliação financeira consiste em avaliar o desempenho do sistema em termos da realização de lucros em um mercado real.

Neste estudo, a avaliação do desempenho é realizada, primeiro, por meio de simulações com dados reais no programa Microsoft Excel (EXCEL, 2018) e, segundo, por meio de experimentos controlados (i.e. operações reais no mercado com um sistema automático de negociação) pelo *software* MetaTrader 5 (METATRADER 5, 2018). O processo de avaliação, por sua vez, consiste basicamente em aplicar nos grupos de teste os parâmetros aprendidos dos grupos de treinamento (i.e. ver etapas 4.2.3 Treinamento e 4.2.5 Estratégia de negociação), coletar os resultados e avaliar a consistência do artefato³¹.

Destaca-se que a consistência do artefato depende tanto das quantidades de operações negativas e positivas, quanto de seus prejuízos e lucros respectivos. Em outras palavras, é possível ser consistente tanto acertando poucas vezes (e.g. com um sistema que acerta 10 em 100 pregões e obtém lucro de R\$ 100 em cada acerto e prejuízo de R\$ 10 em cada erro), como ganhando pouco (e.g. com um sistema que acerta 90 em 100 pregões e obtém lucro de R\$ 10 em cada acerto e prejuízo de R\$ 80 em cada erro). Portanto, verifica-se que um sistema consistente deve ser capaz de cruzar um certo ponto de equilíbrio numa espécie de espectro que vai desde o pior sistema possível (i.e. aquele inconsistente que nunca ganha e sempre perde muito) ao melhor (i.e. aquele consistente que nunca perde e sempre ganha muito). A figura 34 ilustra esse espectro, denominado neste trabalho de espectro do desempenho.

³¹ Nesta pesquisa, a avaliação financeira considera os resultados operacionais líquidos (i.e. desconta das receitas, primeiro, os custos médios de R\$ 1,75 por contrato operado e, segundo, os impostos de 20% sobre o lucro diário). Vale notar, contudo, que eventuais impactos positivos no fluxo de caixa, provenientes tanto do pagamento mensal dos impostos (via DARFs), como de eventuais abatimentos de prejuízos passados (permitidos pela legislação tributária local), foram desconsiderados.

Figura 34 – Espectro do desempenho

Fonte: produção nossa.

Isso posto, para determinar a posição de um sistema no espectro (ver figura 34) e, por fim, avaliar o desempenho do *IDSS* apresentado neste estudo, propõe-se o *Indicador de Consistência para Day Trading* (ICDT). A equação 1 define o ICDT.

Equação 1 – Indicador de consistência para *day trading* (ICDT)

$$ICDT = \left(\frac{\text{dias positivos}}{\text{dias totais}} \right) \times \frac{|\text{média dos lucros}|}{|\text{média dos lucros}| + |\text{média dos prejuízos}|} - \left(\frac{\text{dias negativos}}{\text{dias totais}} \right) \times \frac{|\text{média dos prejuízos}|}{|\text{média dos lucros}| + |\text{média dos prejuízos}|}$$

Fonte: Produção nossa.

Através do ICDT (ver equação 1), transforma-se o espectro do desempenho (ver figura 34) em uma espécie de régua para medição de desempenho de sistemas de negociação financeira. A figura 35 retrata a régua para medição do desempenho.

Figura 35 – Régua para medição do desempenho

Fonte: produção nossa.

Da figura 35, nota-se, primeiro, que o ICDT reside entre o intervalo de 100% negativo (i.e. o pior sistema possível) e 100% positivo (i.e. o melhor sistema possível) e, segundo, que enquanto sistemas consistentes apresentam ICDT positivo, sistemas inconsistentes apresentam ICDT negativo. Para esclarecer, apresenta-se a tabela 7. A tabela 7 hipoteticamente apresenta um relatório de operações para dois sistemas diferentes (e.g. sistemas 1 e 2) em cinco pregões de uma mesma semana fictícia.

Tabela 7 – Dados para aplicação do ICDT

Dia da semana	Sistema	Resultado líquido
Segunda	1	+ R\$ 2.500
	2	- R\$ 10.000
Terça	1	- R\$ 100
	2	- R\$ 2.500
Quarta	1	- R\$ 50
	2	+ R\$ 500
Quinta	1	- R\$ 750
	2	+ R\$ 2.000
Sexta	1	+ R\$ 1.250
	2	+ R\$ 125

Fonte: produção nossa.

Da tabela 7, para o sistema 1, calcula-se 2 dias positivos, 3 dias negativos, média dos lucros de 1.875 reais e média dos prejuízos de menos 300 reais, ou seja, um ICDT positivo de 26,2%. Já para o sistema 2, calcula-se 3 dias positivos, 2 dias negativos, média dos lucros de 875 reais e média dos prejuízos de menos 6.250 reais, ou seja, um ICDT negativo de 27,7%. Portanto, avalia-se o desempenho do sistema 1 como consistente e o do sistema 2 como inconsistente. A figura 36 posiciona os sistemas 1 e 2 na régua para medição do desempenho (ver figura 35).

Figura 36 – Avaliação de desempenho ilustrativa

Fonte: produção nossa.

Ainda a partir do ICDT (ver equação 1), nota-se ser possível classificar os sistemas não somente em sistemas inconsistentes ou consistentes, mas também em quadrantes de desempenho (i.e. em sistemas que relativamente acertam muito e ganham muito (Q1), que acertam pouco e ganham muito (Q2), que acertam pouco e ganham pouco (Q3) ou que acertam muito e ganham pouco (Q4)). A figura 37 retrata os quadrantes de desempenho.

Figura 37 – Quadrantes de desempenho

Fonte: produção nossa.

Da figura 37, observa-se ser possível enquadrar os sistemas conforme seus desempenhos. Assim, permite-se avaliar criticamente os sistemas de negociação financeira e, em função dos quadrantes de desempenho, indicar possíveis melhorias

(e.g. sugere-se para os sistemas enquadrados em Q2 e Q3 o aperfeiçoamento de seus modelos de previsão porque acertam relativamente pouco e, para os sistemas enquadrados em Q3 e Q4, sugere-se a melhoria de suas regras de negociação pois quando acertam ganham relativamente pouco). Por fim, para esclarecer, ainda com os dados da tabela 7, posiciona-se os sistemas 1 e 2 (ver tabela 7 e figura 36) nos quadrantes do desempenho (ver figura 37). A figura 38 ilustra o enquadramento dos sistemas ilustrativos 1 e 2.

Figura 38 – Classificação ilustrativa com base no desempenho

Fonte: produção nossa.

Da figura 38, constata-se que o sistema consistente 1 se localiza em Q2 e que o sistema inconsistente 2 se localiza em Q4. Portanto, sugere-se aperfeiçoamento do modelo de previsão para o sistema 1 e o aperfeiçoamento das regras de negociação para o sistema 2.

Assim, conclui-se a descrição do *design* sob a perspectiva do processo para as versões inicial e intermediária do artefato. Em seguida, o tópico 4.2.2 Iteração final apresenta as alterações implementadas nesse processo para a versão final do *IDSS*.

4.2.2 Iteração final

Este tópico descreve e justifica as alterações implementadas no processo de *design* para a versão final do *IDSS*. Para isso, divide-se nos itens 4.2.2.1 Preparo dos

dados final, 4.2.2.2 Definição do algoritmo final, 4.2.2.3 Treinamento final, 4.2.2.4 Avaliação da previsão final e 4.2.2.5 Estratégia de negociação final. Vale observar que as modificações implementadas para a versão final (ver tópico 4.1.3 Iteração final) não demandam alterações para a última etapa do processo de *design*, que permanece inalterada (ver item 4.2.1.6 Avaliação financeira). Isso posto, a seguir, o item 4.2.2.1 Preparo dos dados final descreve as modificações para a primeira etapa do processo.

4.2.2.1 Preparo dos dados final

Das modificações implementadas no produto para a iteração final, verifica-se que enquanto as versões inicial e intermediária do consultor especialista empregam o método de regressão linear simples sobre as observações em tempo real, a versão final emprega o método da diferença entre os preços de abertura e fechamento diários do último pregão (ver item i do quadro 14).

Essa modificação, por sua vez, demanda uma alteração na etapa de preparo dos dados (i.e. invés de se coletar os preços de abertura a cada 5 minutos, extrai-se os preços de abertura e fechamento diários). A tabela 8 ilustra as novas manipulação e organização dos dados de 15/12/2017 a 02/01/2018 (contrastar com tabela 3).

Tabela 8 – Exemplo de aquisição dos preços diários de abertura e fechamento

Data	Preço de abertura (y1)	Preço de fechamento (y2)
15-12-17	3,340.0	3,298.0
18-12-17	3,301.5	3,295.0
19-12-17	3,300.5	3,292.5
20-12-17	3,291.0	3,300.0
21-12-17	3,297.0	3,310.5
22-12-17	3,306.5	3,337.5
26-12-17	3,330.0	3,310.0
27-12-17	3,303.0	3,315.5
28-12-17	3,320.5	3,329.0
02-01-18	3,306.0	3,270.5

Fonte: produção nossa.

Ou seja, para a iteração final, a tabela 8 substitui a tabela 3 e, assim, constitui-se a versão final da etapa de preparo dos dados. Em seguida, o tópico 4.2.2.2 Definição do algoritmo final descreve a modificação necessária à segunda etapa do processo de *design*.

4.2.2.2 Definição do algoritmo final

Das modificações implementadas no produto para a iteração final, verifica-se que enquanto as versões inicial e intermediária do consultor especialista empregam o método de regressão linear simples sobre as observações em tempo real, a versão final emprega o método da diferença entre os preços de abertura e fechamento diários do último pregão (ver item i do quadro 14).

Essa modificação, por sua vez, demanda uma alteração na etapa de definição do algoritmo (i.e. invés de se calcular o coeficiente de inclinação das retas que mais se aproximam dos preços observados de 5 em 5 minutos, aplica-se a diferença entre os preços de abertura e fechamento diários do pregão anterior). A tabela 9 ilustra a aplicação do novo método para geração das diferenças sobre os dados da tabela 8 (contrastar com tabela 4).

Tabela 9 – Exemplo de aplicação do método das diferenças

Data	Preço de abertura (y1)	Preço de fechamento (y2)	Delta (y2 – y1)
15-12-17	3,340.0	3,298.0	-42.0
18-12-17	3,301.5	3,295.0	-6.5
19-12-17	3,300.5	3,292.5	-8.0
20-12-17	3,291.0	3,300.0	9.0
21-12-17	3,297.0	3,310.5	13.5
22-12-17	3,306.5	3,337.5	31.0
26-12-17	3,330.0	3,310.0	-20.0
27-12-17	3,303.0	3,315.5	12.5
28-12-17	3,320.5	3,329.0	8.5
02-01-18	3,306.0	3,270.5	-35.5

Fonte: produção nossa.

Em outras palavras, para a iteração final, a tabela 9 substitui a tabela 4 e, assim, constitui-se a versão final da etapa de definição do algoritmo. Em seguida, o tópico 4.2.2.3 Treinamento final descreve a modificação demandada à terceira etapa do *design*.

4.2.2.3 Treinamento final

Das modificações implementadas no produto para a iteração final, verifica-se que enquanto as versões inicial e intermediária do consultor especialista empregam o método de regressão linear simples sobre as observações em tempo real, a versão final emprega o método da diferença entre os preços diários de abertura e fechamento do último pregão (ver item i do quadro 14).

Essa modificação, por sua vez, demanda três alterações principais no algoritmo de treinamento. Primeiro, com a descontinuidade do método de regressão em tempo real, a tabela de treinamento (ver tabela 5) deixa de existir. Assim, o novo histograma de referência passa a ser gerado diretamente dos dados do grupo de treinamento, ou seja, da tabela 9. O gráfico 5 ilustra o novo histograma de referência com os dados da tabela 9 no período de 02/10/2017 a 02/01/2018 (contrastar com gráfico 4).

Gráfico 5 – Exemplo do novo histograma de referência

Fonte: Produção nossa.

Segundo, com a substituição do histograma de referência (i.e. do gráfico 4 pelo gráfico 5), altera-se consequentemente a distribuição normal de probabilidades derivada desse histograma. Para ilustrar, a figura 39 retrata a nova distribuição normal de probabilidades.

Figura 39 – Distribuição normal dos novos parâmetros de previsão

Fonte: produção nossa.

Terceiro, com a alteração dos parâmetros de previsão (i.e. dos valores máximo e mínimo de todas as inclinações já observadas no fim de cada dia pela diferença entre os preços diários de fechamento e abertura do último pregão), faz-se necessário determinar valores para o parâmetro Δ . Para isso, simulações em todos os pregões do grupo de treinamento, para todos os valores possíveis de Δ (i.e. $\Delta = 0$, $\Delta = 0,5$, $\Delta = 1$, ..., e $\Delta = 139,5$), são realizadas. A simulação que finalmente apresentar o melhor resultado, portanto, determina Δ . Para esclarecer, apresenta-se a tabela 10. A tabela 10 ilustra resultados de simulações hipotéticas em um grupo de treinamento com 1.100 pregões, para três valores de Δ (i.e. $\Delta = 0$, $\Delta = 1$ e $\Delta = 2$).

Tabela 10 – Treinamento ilustrativo para iteração final

Δ	Drawdown máximo	Resultado líquido	ROI	Simulações
0	R\$ 7.500	R\$ 19.900	265%	1.097 em 1.100 pregões
1	R\$ 7.600	R\$ 19.000	250%	1.075 em 1.100 pregões
2	R\$ 7.800	R\$ 16.800	214%	1.050 em 1.100 pregões

Fonte: produção nossa.

Da tabela 10, observa-se que o melhor resultado (i.e. resultado líquido de R\$ 19.900) é alcançado quando $\Delta = 0$. Ou seja, a soma dos resultados líquidos dos 1.097 pregões simulados com $\Delta = 0$ vale R\$ 19.900. Portanto, nessa ilustração o valor definido para o parâmetro Δ , que determina as regiões de compra e venda, é zero.

Assim, constitui-se a versão final da etapa de treinamento. Em seguida, o tópico 4.2.2.4 Avaliação da previsão final descreve a modificação demandada à quarta etapa do processo de *design*.

4.2.2.4 Avaliação da previsão final

Das modificações implementadas no produto para a iteração final, verifica-se que enquanto as versões inicial e intermediária do consultor especialista empregam o método de regressão linear simples sobre as observações em tempo real, a versão final emprega o método da diferença entre os preços diários de abertura e fechamento do último pregão (ver item i do quadro 14). Além disso, constata-se que ao contrário das versões anteriores, a versão final não emprega no operador especialista regras de aproximações dos preços (ver item iii do quadro 14).

Essas modificações, por sua vez, demandam uma alteração na etapa de avaliação da previsão (i.e. invés de se computar um acerto sempre que um objetivo fixo pré-definido é atingido – ver figura 32 –, contabiliza-se um acerto sempre que uma operação for lucrativa – ver figura 30). É importante notar que tanto os objetivos fixos pré-definidos como as distâncias de reação inexistem na versão final do operador, pois faziam parte das regras de aproximações dos preços empregadas nas iterações inicial e intermediária.

Assim, constitui-se a versão final da etapa de avaliação da previsão. A seguir, o tópico 4.2.2.5 Estratégia de negociação final descreve a última modificação para o processo de *design*.

4.2.2.5 Estratégia de negociação final

Das modificações implementadas no produto para a iteração final, verifica-se que diferentemente das versões anteriores, a versão final não emprega no operador especialista regras de aproximações dos preços (ver item iii do quadro 14).

Essa modificação, por sua vez, simplifica a etapa de estratégia de negociação de forma significativa. Primeiro, com o descarte dos objetivos pré-definidos, as saídas passam a acontecer somente por término do horário de negociação ou – muito provavelmente – por *stop loss* financeiro. Segundo, com a eliminação das regras de aproximações dos preços, o tamanho do lote se mantém fixo em um minicontrato, ou seja, o aumento do número de contratos em função das antigas regras deixa de ser praticado. Por fim, com a simplificação das regras operacionais (contrastar figuras 23, 25 e 29), os parâmetros da estratégia (i.e. objetivos e distância de reação) deixam de existir, dispensando o processo cíclico de parametrização da estratégia (ver figura 33). Assim, constitui-se a versão final do processo de *design*.

Para resumir os conteúdos apresentados nesta seção e concluir a descrição do *design* sob a perspectiva do processo, apresenta-se o quadro 15. O quadro 15 destaca as diferenças entre as etapas do processo de *design* em cada iteração de desenvolvimento.

Quadro 15 – Versões do processo por etapa e iteração de desenvolvimento

Etapa (E)	Iteração		
	Inicial	Intermediária	Final
E1 – Preparo dos dados	Versão base	Versão base	(i) Enquanto as versões anteriores adquirem os preços de abertura a cada 5 minutos (ver tabela 3), a versão final obtém os preços de abertura e fechamento diários (ver tabela 8)
E2 – Definição do algoritmo	Versão base	Versão base	(ii) Enquanto as versões anteriores calculam o coeficiente de inclinação das retas que mais se aproximam dos preços observados de 5 em 5 minutos (ver tabela 4), a versão final calcula a diferença entre os preços de abertura e fechamento diários do pregão anterior (ver tabela 9)

Etapa (E)	Iteração		
	Inicial	Intermediária	Final
E3 – Treinamento	Versão base	Versão base	(iii) Enquanto as versões anteriores utilizam os valores máximo e mínimo de todas as inclinações já observadas ao final de cada pregão como parâmetros de previsão, a versão final emprega o parâmetro Δ para gerar orientações de compra e venda
E4 – Avaliação da previsão	Versão base	Versão base	(iv) Enquanto as versões anteriores computam acertos para as previsões sempre que um objetivo fixo pré-definido é atingido (ver figura 32), a versão final contabiliza acertos para as previsões sempre que as operações forem lucrativas (ver figura 30)
E5 – Estratégia de negociação	Versão base	Versão base	(v) Diferentemente das versões anteriores, a versão final dispensa o processo cíclico de parametrização da estratégia (ver figura 33), uma vez que tanto as regras de aproximação dos preços como seus parâmetros são suprimidos para a iteração final
E6 – Avaliação financeira	Versão base	Versão base	Versão base

Fonte: produção nossa.

Assim, encerra-se a descrição do *design* e, portanto, o capítulo 4 DESCRIÇÃO DO ARTEFATO. Em seguida, o capítulo 5 AVALIAÇÃO discorre sobre o desempenho do *IDSS*, ou seja, apresenta os resultados da pesquisa.

5 AVALIAÇÃO

Este capítulo avalia o desempenho do artefato construído neste trabalho. Para isso, apresenta-se conforme as seguintes sugestões de Gregor e Hevner (2013, p. 351, tradução nossa):

O artefato é avaliado em termos de critérios que podem incluir validade, utilidade, qualidade e eficácia. Validade significa que o artefato funciona e faz o que se propõe a fazer; que é confiável em termos operacionais para alcançar seus objetivos. O critério de utilidade avalia se o alcance de metas tem valor fora do ambiente de desenvolvimento. Uma avaliação rigorosa do *design* pode ser obtida por meio de muitas técnicas potenciais, como análises, estudos de caso, experimentos ou simulações (HEVNER et al., 2004) e avaliações naturalísticas (CARLSSON, 2010). Outras fontes de métodos de avaliação incluem Heje, Baskerville and Venable (2008) e Sein et al. (2011). Qualquer evidência do valor do artefato deve ser fornecida: por exemplo, testes finais em estudos de caso ou experimentos, revisão de especialistas, simulações, estatísticas de uso para sistemas implementados e evidências de impacto no campo. É importante notar que algum grau de flexibilidade pode ser permitido no julgamento do grau de avaliação que é necessário quando novas contribuições de pesquisa em *Design Science* são feitas – particularmente com artefatos muito novos, uma “prova de conceito” pode ser suficiente. Quando um pesquisador gasta um esforço significativo no desenvolvimento de um artefato em um projeto, muitas vezes com muitos testes explicativos, o teste final não deve necessariamente ser tão completo ou tão aprofundado quanto a avaliação em um projeto de pesquisa comportamental em que o artefato foi desenvolvido por outra pessoa.

Observadas essas recomendações, este capítulo se divide em três seções. As seções 5.1 ITERAÇÃO INICIAL, 5.2 ITERAÇÃO INTERMEDIÁRIA e 5.3 ITERAÇÃO FINAL exibem as definições de parâmetros e avaliações de desempenho para cada iteração de desenvolvimento. Adicionalmente, a seção 5.3 ITERAÇÃO FINAL discorre sobre o desempenho do artefato finalmente proposto à luz dos critérios de avaliação de pesquisas em *design science* (i.e. validade, utilidade, qualidade e eficácia).

5.1 ITERAÇÃO INICIAL

Esta seção apresenta a avaliação do desempenho para a versão inicial do *IDSS*. Para isso, divide-se nos tópicos 5.1.1 Parametrização inicial, onde são definidos os parâmetros do sistema, e 5.1.2 Avaliação inicial, onde é avaliado o desempenho do *IDSS*.

5.1.1 Parametrização inicial

Neste tópico, define-se os parâmetros da versão inicial *IDSS*. A definição de parâmetros acontece no grupo de treinamento que, para a iteração inicial, inclui os 244 pregões completos de 2018 (ver etapa E1 do quadro 11).

Após as etapas de preparo dos dados (ver item 4.2.1.1) e definição do algoritmo (ver item 4.2.1.2), realiza-se o treinamento (ver item 4.2.1.3). A etapa de treinamento tem como objetivo principal definir o parâmetro de previsão a , ou melhor, definir as regiões de compra e venda (ver figura 31). Para isso, constrói-se o histograma de referência. O gráfico 6 apresenta o histograma de referência para a iteração inicial.

Gráfico 6 – Histograma de referência para iteração inicial

Fonte: Produção nossa.

Do gráfico 6, são determinados tanto os valores mínimo, médio e máximo para o parâmetro de previsão a (i.e. a mínimo = - 1,4, a médio = 0,0, e a máximo = + 1,2), quanto a distribuição normal de probabilidades. A figura 40 apresenta a distribuição normal de probabilidades produzida para a iteração inicial.

Figura 40 – Distribuição de probabilidades para iteração inicial

Fonte: produção nossa.

Da figura 40, são determinadas as regiões de compra (i.e. região (a), quando $a \leq -1,5$) e venda (i.e. região (c), quando $a \geq +1,5$). Determinadas as regiões de compra e venda, avalia-se a previsão (ver item 4.2.1.4). A tabela 11 apresenta os resultados da avaliação da previsão para a iteração inicial.

Tabela 11 – Avaliação da previsão para iteração inicial

Primeiro objetivo	Previsões corretas	Previsões incorretas	Total de previsões	Taxa de acerto
1,0 ponto	157	130	287	55%
2,0 pontos	152	135	287	53%
3,0 pontos	145	142	287	51%
4,0 pontos	150	137	287	52%
5,0 pontos	154	133	287	54%

Fonte: produção nossa.

A tabela 11 apresenta a taxa de acerto das previsões em função do primeiro objetivo (e.g. para um primeiro objetivo de 1,0 ponto, a taxa de acerto das previsões vale 55% – ver linha 1 da tabela 11). O primeiro objetivo, por sua vez, é definido na etapa de estratégia de negociação (ver item 4.2.1.5), por meio do processo cíclico de parametrização da estratégia (ver figura 33). A tabela 12 apresenta os resultados da parametrização da estratégia de negociação para a iteração inicial.

Tabela 12 – Parametrização da estratégia para iteração inicial

Ciclo	Primeiro objetivo	Distância de reação	1ª Perda máxima	2ª Perda máxima
→ Início				
1	4,0 pontos	4,0 pontos	R\$ 6.699.750	R\$ 38.565
→ Melhoria para o ciclo 1: alterar distância de reação para 5,0 pontos				
2	4,0 pontos	5,0 pontos	R\$ 1.378.615	R\$ 18.315
→ Melhoria para o ciclo 2: alterar distância de reação para 6,0 pontos				
3	4,0 pontos	6,0 pontos	R\$ 301.690	R\$ 9.345
→ Melhoria para o ciclo 3: alterar distância de reação para 7,0 pontos				
4	4,0 pontos	7,0 pontos	R\$ 127.250	R\$ 66.175
→ Melhoria para o ciclo 4: alterar distância de reação para 8,0 pontos				
5	4,0 pontos	8,0 pontos	R\$ 74.720	R\$ 37.165
→ Melhoria para o ciclo 5: alterar distância de reação para 9,0 pontos				
6	4,0 pontos	9,0 pontos	R\$ 38.570	R\$ 24.085
→ Fim				

Fonte: produção nossa.

Da tabela 12, define-se primeiro objetivo em 4,0 pontos e distância de reação em 6,0 pontos (i.e. pela configuração que apresenta menor perda máxima). Nessa configuração, é preciso investir pelo menos R\$ 9.345 para que a versão inicial do *IDSS* apresente resultados financeiros maiores ou iguais a zero em 243 pregões, e menores que zero em 1 pregão (ver ciclo 3 da tabela 12). Por fim, para ratificar a definição dos parâmetros (i.e. coeficiente de inclinação $a = 1,5$, primeiro objetivo = 4,0 pontos, segundo objetivo = 0,5 ponto e distância de reação = 6,0 pontos), realiza-se a avaliação financeira (ver item 4.2.1.6). A tabela 13 apresenta os resultados da avaliação financeira para ratificação dos parâmetros iniciais.

Tabela 13 – Ratificação dos parâmetros iniciais

Variável	Valor
dias positivos	228 dias
dias totais	229 dias
média dos lucros	R\$ 136,43
média dos prejuízos	R\$ 10.000,00
ICDT	+ 0,91%

Fonte: produção nossa.

Da tabela 13, verifica-se que o *IDSS* inicial teria operado em 229 dos 244 pregões do grupo de treinamento. Em 228 dias, teria gerado um lucro médio de R\$ 136,43 por dia. E, em 1 dia, teria gerado um prejuízo de R\$ 10.000. Apresentaria, assim, um ICDT de + 0,91% (ver equação 1). A figura 41 posiciona o *IDSS* inicial na régua para medição do desempenho (ver figura 35).

Figura 41 – Avaliação no grupo de treinamento (*Excel*)

Fonte: produção nossa.

Da figura 41, constata-se a consistência do *IDSS* no grupo de treinamento e, portanto, ratifica-se a definição dos parâmetros a serem empregados no grupo de teste. O tópico 5.1.2 Avaliação inicial, então, avalia o desempenho do *IDSS* inicial em seu respectivo grupo de teste.

5.1.2 Avaliação inicial

Neste tópico, avalia-se o desempenho da versão inicial do *IDSS*. A avaliação de desempenho acontece no grupo de teste que, para a iteração inicial, inclui os 55 pregões completos de 02/01/2019 a 25/03/2019 (ver etapa E1 do quadro 11).

Após parametrização inicial e execução das operações, realiza-se a avaliação financeira (ver item 4.2.1.6). A tabela 14 apresenta os resultados da avaliação financeira no grupo de teste (contrastar com tabela 13).

Tabela 14 – Avaliação financeira para iteração inicial

Variável	Valor das simulações no <i>Excel</i>	Valor dos experimentos no MetaTrader 5
dias positivos	48	46
dias totais	49	47
média dos lucros	R\$ 81,62	R\$ 85,31
média dos prejuízos	R\$ 10.000	R\$ 10.000 ³²
ICDT	- 1,23%	- 1,28%

Fonte: produção nossa.

Da tabela 14, verifica-se um ICDT negativo de 1,23% para as simulações e um ICDT negativo de 1,28% para os experimentos. A figura 42 posiciona o *IDSS* inicial na régua para medição do desempenho (contrastar com figura 41).

Figura 42 – Avaliação inicial no grupo de teste (*Excel* e *MT5*)

Fonte: produção nossa.

Da figura 42, verifica-se que o resultado das simulações (i.e. ICDT = - 1,23%) é diferente do resultado dos experimentos (i.e. ICDT = - 1,28%) no mesmo grupo de testes. Ou seja, o desempenho prescritivo planejado é superior ao descritivo real. O gráfico 7 classifica os motivos que explicam essa diferença³³.

³² Não houve experimento controlado em 25/03/2019 (i.e. data do prejuízo). Por isso, foi utilizado nesse cálculo o valor do stop de R\$ 10.000.

³³ Diferentemente da avaliação financeira, que utiliza o lucro, a análise das diferenças utiliza a receita. Além disso, desconsidera o pregão de 25/03/2019 pois não houve experimento controlado nessa data.

Gráfico 7 – Análise das diferenças na receita para iteração inicial

Fonte: produção nossa.

Do gráfico 7, nota-se que as diferenças entre as receitas das simulações e as receitas dos experimentos são explicadas por dois grupos de fatores. O primeiro compreende fatores relacionados à máquina (i.e. escorregamentos de preço e ordens não executadas). Já o segundo compreende fatores relacionados ao ser humano (i.e. erros na anexação diária do algoritmo no software). Enquanto os fatores relacionados à máquina são responsáveis por um desvio positivo de R\$ 270, os relacionados ao ser humano respondem por um desvio negativo de R\$ 375. Portanto, verifica-se na iteração inicial uma diferença negativa de R\$ 105 entre o desempenho normativo planejado e desempenho descritivo real.

Finalmente, constata-se, ainda da figura 42, a inconsistência do *IDSS* no grupo de teste, motivando as alterações implementadas para a iteração intermediária. A seção 5.2 *ITERAÇÃO INTERMEDIÁRIA* avalia o desempenho da versão intermediária do *IDSS*.

5.2 ITERAÇÃO INTERMEDIÁRIA

Esta seção apresenta a avaliação do desempenho para a versão intermediária do *IDSS*. Para isso, divide-se nos tópicos 5.2.1 Parametrização intermediária, onde são definidos os parâmetros do sistema, e 5.2.2 Avaliação intermediária, onde é avaliado o desempenho do *IDSS*.

5.2.1 Parametrização intermediária

Neste tópico, define-se os parâmetros da versão intermediária do *IDSS*. A definição de parâmetros acontece no grupo de treinamento que, para a iteração intermediária, inclui os 324 pregões completos de 2018 e do primeiro quadrimestre de 2019 (ver etapa E1 do quadro 11).

Após as etapas de preparo dos dados (ver item 4.2.1.1) e definição do algoritmo (ver item 4.2.1.2), realiza-se o treinamento (ver item 4.2.1.3). A etapa de treinamento tem como objetivo principal definir o parâmetro de previsão a , ou melhor, definir as regiões de compra e venda (ver figura 31). Para isso, constrói-se o histograma de referência. O gráfico 8 apresenta o histograma de referência para a iteração intermediária.

Gráfico 8 – Histograma de referência para iteração intermediária

Fonte: Produção nossa.

Do gráfico 8, são determinados tanto os valores mínimo, médio e máximo para o parâmetro de previsão a (i.e. $a_{\text{mínimo}} = -1,4$, $a_{\text{médio}} = 0,0$, e $a_{\text{máximo}} = +1,2$), quanto a distribuição normal de probabilidades. A figura 43 apresenta a distribuição normal de probabilidades produzida para a iteração intermediária.

Figura 43 – Distribuição de probabilidades para iteração intermediária

Fonte: produção nossa.

Da figura 43, são determinadas as regiões de compra (i.e. região (a), quando $a \leq -1,5$) e venda (i.e. região (c), quando $a \geq +1,5$). Nota-se que não há diferença entre as regiões determinadas para as iterações inicial e intermediária (ver figura 40). Consequentemente, não há diferença para avaliação da previsão (ver tabela 11). Isso posto, prossegue-se para a etapa de estratégia de negociação (ver item 4.2.1.5). A tabela 15 apresenta os resultados da parametrização da estratégia de negociação para a iteração intermediária.

Tabela 15 – Parametrização da estratégia para iteração intermediária

Ciclo	Primeiro objetivo	Distância de reação	1ª Perda máxima	2ª Perda máxima
→ Início				
1	4,0 pontos	4,0 pontos	R\$ 1.557.310	R\$ 27.405
→ Melhoria para o ciclo 1: alterar distância de reação para 5,0 pontos				
2	4,0 pontos	5,0 pontos	R\$ 197.070	R\$ 76.435
→ Melhoria para o ciclo 2: alterar distância de reação para 6,0 pontos				
3	4,0 pontos	6,0 pontos	R\$ 90.120	R\$ 8.205

Ciclo	Primeiro objetivo	Distância de reação	1ª Perda máxima	2ª Perda máxima
→ Fim				

Fonte: produção nossa.

Da tabela 15, define-se primeiro objetivo em 4,0 pontos e distância de reação em 6,0 pontos (i.e. pela configuração que apresenta menor perda máxima). Nessa configuração, é preciso investir pelo menos R\$ 8.205 para que a versão intermediária do *IDSS* apresente resultados financeiros maiores ou iguais a zero em 322 pregões, e menores que zero em 2 pregões (ver ciclo 3 da tabela 15). Por fim, para ratificar a definição dos parâmetros (i.e. coeficiente de inclinação $a = 1,5$, primeiro objetivo = 4,0 pontos, segundo objetivo = 0,5 ponto e distância de reação = 6,0 pontos), realiza-se a avaliação financeira (ver item 4.2.1.6). A tabela 16 apresenta os resultados da avaliação financeira para ratificação dos parâmetros intermediários.

Tabela 16 – Ratificação dos parâmetros intermediários

Variável	Valor
dias positivos	300 dias
dias totais	302 dias
média dos lucros	R\$ 114,86
média dos prejuízos	R\$ 4.601,00
ICDT	+ 1,77%

Fonte: produção nossa.

Da tabela 13, verifica-se que o *IDSS* intermediário teria operado em 302 dos 324 pregões do grupo de treinamento. Em 300 dias, teria gerado um lucro médio de R\$ 114,86 por dia. E, em 2 dias, teria gerado um prejuízo médio de R\$ 4.601 por dia. Apresentaria, assim, um ICDT de + 1,77% (ver equação 1). A figura 44 posiciona o *IDSS* intermediário na régua para medição do desempenho.

Figura 44 – Avaliação intermediária no grupo de treinamento (*Excel*)

Fonte: produção nossa.

Da figura 44, constata-se a consistência do *IDSS* no grupo de treinamento e, portanto, ratifica-se a definição dos parâmetros a serem empregados no grupo de teste. O tópico 5.2.2 Avaliação intermediária, em seguida, avalia o desempenho do *IDSS* intermediário em seu respectivo grupo de teste.

5.2.2 Avaliação intermediária

Neste tópico, avalia-se o desempenho da versão intermediária do artefato. A avaliação de desempenho acontece no grupo de teste que, para a iteração intermediária, inclui os 20 pregões completos de 02/05/2019 a 29/05/2019 (ver etapa E1 do quadro 11).

Após parametrização intermediária e execução das operações, realiza-se a avaliação financeira (ver item 4.2.1.6). A tabela 17 apresenta os resultados da avaliação financeira no grupo de teste (contrastar com tabela 16).

Tabela 17 – Avaliação financeira para iteração intermediária

Variável	Valor das simulações no <i>Excel</i>	Valor dos experimentos no <i>MetaTrader 5</i>
dias positivos	18	14
dias totais	19	15
média dos lucros	R\$ 113,50	R\$ 142,51
média dos prejuízos	R\$ 9.000,00	R\$ 9.338,52
ICDT	- 4,02%	- 5,16%

Fonte: produção nossa.

Da tabela 17, verifica-se um ICDT negativo de 4,02% para as simulações e um ICDT negativo de 5,16% para os experimentos. A figura 45 posiciona o sistema intermediário na régua para medição do desempenho (contrastar com figura 44).

Figura 45 – Avaliação intermediária no grupo de teste (*Excel* e *MT5*)

Fonte: produção nossa.

Da figura 45, verifica-se que o resultado das simulações (i.e. ICDT = - 4,02%) é diferente do resultado dos experimentos (i.e. ICDT = - 5,16%) no mesmo grupo de testes. Ou seja, o desempenho prescritivo planejado é superior ao descritivo real. O gráfico 9 classifica os motivos que explicam essa diferença³⁴.

³⁴ Diferentemente da avaliação financeira, que utiliza o lucro, a análise das diferenças utiliza a receita. Além disso, desconsidera o pregão de 23/05/2019 pois não houve experimento controlado nessa data.

Gráfico 9 – Análise das diferenças na receita para iteração intermediária

Fonte: produção nossa.

Do gráfico 9, nota-se que as diferenças entre as receitas das simulações e as receitas dos experimentos são explicadas por dois grupos de fatores. O primeiro compreende fatores relacionados à máquina (i.e. escorregamentos de preço, ordens não executadas e arredondamentos). Já o segundo compreende fatores relacionados ao ser humano (i.e. erros na anexação diária do algoritmo no software). Enquanto os fatores relacionados à máquina são responsáveis por um desvio negativo de R\$ 970, os mesmos relacionados ao ser humano respondem por um desvio negativo de R\$ 50. Portanto, verifica-se na iteração intermediária uma diferença negativa de R\$ 1.020 entre o desempenho normativo planejado e desempenho descritivo real.

Por fim, ainda da figura 45, constata-se a inconsistência do artefato no grupo de teste e, portanto, motivam-se as alterações implementadas para a iteração final. A seção 5.3 ITERAÇÃO FINAL avalia o desempenho da versão final do *IDSS*.

5.3 ITERAÇÃO FINAL

Esta seção apresenta a avaliação do desempenho para a versão final do *IDSS*. Para isso, divide-se nos tópicos 5.3.1 Parametrização final, onde são definidos os

parâmetros do sistema, e 5.3.2 Avaliação final, onde é avaliado o desempenho do *IDSS*. Adicionalmente, avalia a versão final em termos dos critérios de validade, utilidade, qualidade e eficácia.

5.3.1 Parametrização final

Neste tópico, define-se os parâmetros da versão final do *IDSS*. A definição de parâmetros acontece no grupo de treinamento que, para a iteração final, compreende os 1.100 pregões de 05/01/2015 a 18/06/2019.

Após as etapas de preparo dos dados final (ver item 4.2.2.1) e definição do algoritmo final (ver item 4.2.2.2), realiza-se o treinamento final (ver item 4.2.2.3). A etapa de treinamento tem como objetivo principal definir o parâmetro de previsão Δ , ou melhor, definir as regiões de compra e venda (ver figura 39). Para isso, constrói-se o histograma de referência. O gráfico 10 apresenta o histograma de referência para a iteração final.

Gráfico 10 – Histograma de referência para iteração final

Fonte: Produção nossa.

Do gráfico 10 deriva a nova distribuição normal de probabilidades. A figura 46 apresenta a distribuição normal de probabilidades produzida para a iteração final.

Figura 46 – Distribuição de probabilidades para iteração final

Fonte: produção nossa.

Em seguida, define-se Δ . Para isso, realiza-se as simulações em todos os pregões do grupo de treinamento, para todos os valores possíveis de Δ (ver tabela 10). A tabela 18 apresenta o treinamento para a iteração final.

Tabela 18 – Treinamento para iteração final

Δ	Drawdown máximo	Resultado líquido	ROI	Simulações
0	R\$ 12.688,25	- R\$ 10.656,95	-84%	1.097 em 1.100 pregões
1	R\$ 13.211,80	- R\$ 10.869,65	-82%	1.075 em 1.100 pregões
2	R\$ 14.577,15	- R\$ 12.348,15	-85%	1.050 em 1.100 pregões
[...]	[...]	[...]	[...]	[...]
17	R\$ 6.530,90	R\$ 4.110,45	63%	636 em 1.100 pregões
18	R\$ 6.530,90	R\$ 4.088,45	63%	613 em 1.100 pregões
19	R\$ 6.319,15	R\$ 6.128,00	97%	589 em 1.100 pregões
[...]	[...]	[...]	[...]	[...]
54,5	R\$ 1.626,60	R\$ 10.226,40	629%	105 em 1.100 pregões
[...]	[...]	[...]	[...]	[...]
100	R\$ 354,90	R\$ 4.027,40	1.135%	13 em 1.100 pregões
101	R\$ 91,75	R\$ 4.330,55	4.720%	11 em 1.100 pregões

Δ	Drawdown máximo	Resultado líquido	ROI	Simulações
102	R\$ 91,75	R\$ 4.330,55	4.720%	11 em 1.100 pregões
[...]	[...]	[...]	[...]	[...]
137	R\$ 86,75	R\$ 3.107,65	3.582%	5 em 1.100 pregões
138	R\$ 86,75	R\$ 3.107,65	3.582%	5 em 1.100 pregões
139	R\$ 86,75	R\$ 3.107,65	3.582%	5 em 1.100 pregões

Fonte: produção nossa.

Da tabela 18, observa-se que o melhor resultado (i.e. resultado líquido de R\$ 10.226,40) é obtido quando $\Delta = 54,5$ (ver linha 9 da tabela 18). Portanto, o valor que deve determinar as regiões de compra e venda (ver figura 46) é 54,5. Contudo, visto que nessa configuração são realizadas apenas 105 simulações em 1.100 pregões, emprega-se um novo valor para Δ (i.e. $\Delta = 19$) arbitrariamente para as próximas etapas. Isso porque, com $\Delta = 19$, são realizadas 589 simulações em 1.100 pregões. Assim, passa-se a ter mais dados para compor o grupo de teste da pesquisa. Por fim, executa-se a avaliação da previsão (ver item 4.2.2.4). A tabela 19 apresenta os resultados da avaliação da previsão para a iteração final.

Tabela 19 – Avaliação da previsão para iteração final

Δ	Previsões corretas	Previsões incorretas	Total de previsões	Taxa de acerto
19	325	264	589	55%

Fonte: produção nossa.

Da tabela 19, verifica-se que a taxa de acerto das previsões, quando $\Delta = 19$, vale 55%. Em seguida, para ratificar a definição do parâmetro (i.e. $\Delta = 19$), realiza-se a avaliação financeira (ver item 4.2.1.6). A tabela 20 apresenta os resultados da avaliação financeira para ratificação do parâmetro final.

Tabela 20 – Ratificação do parâmetro final

Variável	Valor
dias positivos	325
dias totais	589
média dos lucros	R\$ 243,09
média dos prejuízos	R\$ 276,05

Variável	Valor
ICDT	+ 2,00%

Fonte: produção nossa.

Da tabela 20, verifica-se que o *IDSS* final teria operado em 589 dos 1.100 pregões do grupo de treinamento. Em 325 dias, teria gerado um lucro médio de R\$ 243,09 por dia. E, em 264 dias, teria gerado um prejuízo médio de R\$ 276,05 por dia. Apresentaria, assim, um ICDT de + 2,00% (ver equação 1). A figura 47 posiciona o *IDSS* final na régua para medição do desempenho.

Figura 47 – Avaliação final no grupo de treinamento (*Excel*)

Fonte: produção nossa.

Da figura 47, constata-se a consistência do *IDSS* no grupo de treinamento e, portanto, ratifica-se a definição do parâmetro a ser empregado no grupo de teste. O tópico 5.2.2 Avaliação final avalia o desempenho do *IDSS* final em seu respectivo grupo de teste.

5.3.2 Avaliação final

Neste tópico, avalia-se o desempenho da versão final do *IDSS*. A avaliação de desempenho acontece no grupo de teste que, para a iteração final, inclui os 22 pregões completos de 01/07/2019 a 31/07/2019 (ver etapa E1 do quadro 11).

Após parametrização final e execução das operações, realiza-se a avaliação financeira (ver item 4.2.1.6). A tabela 21 apresenta os resultados da avaliação financeira no grupo de teste (contrastar com tabela 20).

Tabela 21 – Avaliação financeira para iteração final

Variável	Valor das simulações no <i>Excel</i>	Valor dos experimentos no MetaTrader 5
dias positivos	4	2
dias totais	8	6
média dos lucros	R\$ 139,30	R\$ 148,50
média dos prejuízos	R\$ 79,25	R\$ 70,63
ICDT	+ 13,79%	+ 1,10%

Fonte: produção nossa.

Da tabela 21, verifica-se um ICDT positivo de 13,79% para as simulações e um ICDT positivo de 1,10% para os experimentos. A figura 48 posiciona o *IDSS* final na régua para medição do desempenho (contrastar com figura 47).

Figura 48 – Avaliação final no grupo de teste (*Excel* e *MT5*)

Fonte: produção nossa.

Da figura 48, verifica-se que o resultado das simulações (i.e. ICDT = 13,79%) é diferente do resultado dos experimentos (i.e. ICDT = 1,10%) no mesmo grupo de testes. Ou seja, o desempenho prescritivo planejado é superior ao descritivo real. O gráfico 11 classifica os motivos que explicam essa diferença³⁵.

³⁵ Diferentemente da avaliação financeira, que utiliza o lucro, a análise das diferenças utiliza a receita.

Gráfico 11 – Análise das diferenças na receita para iteração final

Fonte: produção nossa.

Do gráfico 11, nota-se que as diferenças entre as receitas das simulações e as receitas dos experimentos são explicadas por dois grupos de fatores. O primeiro compreende fatores relacionados à máquina (i.e. escorregamentos de preço e falta de conexão com a internet). Já o segundo compreende fatores relacionados ao ser humano (i.e. erros na anexação diária do algoritmo no software). Enquanto os fatores relacionados à máquina são responsáveis por um desvio negativo de R\$ 155, os mesmos relacionados ao ser humano respondem por um desvio negativo de R\$ 140. Portanto, verifica-se na iteração intermediária uma diferença negativa de R\$ 295 em receita entre o desempenho normativo planejado e desempenho descritivo real.

Ainda da figura 48, constata-se a consistência do *IDSS* no grupo de teste, tanto para a simulação como para o experimento. Por fim, para concluir este capítulo, o quadro 16 avalia a versão final do *IDSS* à luz dos critérios de avaliação da pesquisa em *design science*.

Quadro 16 – Avaliação final por critérios

Critério (C)	Avaliação
C1 – Validade	Em termos do critério de validade, constata-se que a versão final do artefato faz o que se propõe a fazer, mas também que é preciso aumentar sua confiabilidade em termos operacionais para alcançar seus objetivos. Ou seja, o artefato apoia o tomador de decisão de forma sistêmica (i.e. em todo o processo de negociação, envolvendo as decisões tomadas antes, durante e depois de cada operação) (ver seção 1.4). Contudo, os resultados planejados se mostram superiores aos executados (ver figura 48). Além disso, embora um período de teste mensal seja insuficiente para constatar a consistência longo prazo, pode-se observar a consistência da versão final do <i>IDSS</i> tanto para a simulação (i.e. para o desempenho normativo planejado), como para o experimento (i.e. para o desempenho descritivo real).
C2 – Utilidade	Em termos do critério de utilidade, é possível argumentar que o alcance das metas fora do ambiente de desenvolvimento (i.e. em outros ativos do mesmo mercado ou em outros mercados) também é real. Embora este trabalho tenha se desenvolvido da aplicação em um único ativo, o sistema empregado para negociação dos demais ativos e até em outros mercados é o mesmo (i.e. MetaTrader 5), e o <i>IDSS</i> proposto funciona exclusivamente com base nas movimentações de preços. A adaptação é, portanto, simples. Assim, recomenda-se que novos grupos de treinamento sejam construídos com outros ativos e em outros mercados para testar a utilidade do sistema.
C3 – Qualidade	Em termos do critério da qualidade, nota-se espaço para melhoria do <i>IDSS</i> . Essa observação resulta da diferença entre os resultados obtidos do experimento (i.e. ICDT = + 1,10%) e os resultados obtidos da simulação (i.e. ICDT = + 13,79%). Essa diferença (ver tabela 21, figura 48 e gráfico 11) revela a necessidade de melhoria na qualidade do produto. Ou seja, é preciso aproximar os resultados executados dos planejados. Portanto, recomenda-se (i) a utilização de uma máquina virtual dedicada às operações, para eliminar possíveis perdas de conexão com a internet e suprimir a necessidade de anexar o algoritmo diariamente no <i>software</i> e, conseqüentemente, os desvios do grupo de fatores humano (i.e. erros na anexação diária do algoritmo no software), bem como (ii) o uso de um provedor de liquidez para reduzir os desvios causados por escorregamentos de preço.

Critério (C)	Avaliação
C4 – Eficácia	Em termos do critério da eficácia, verifica-se que o artefato contribui para reduzir a influência do comportamento humano nos resultados obtidos, uma vez que se nota a ausência os fenômenos que influenciam a tomada de decisão (ver quadro 5) no desempenho. Em outras palavras, empregar um sistema de negociação autônomo, no <i>day trading</i> , é uma estratégia eficaz para contornar os limites da racionalidade. Essa constatação, que valida a hipótese inicial desta pesquisa, é discutida com maior profundidade nas próximas páginas.

Fonte: produção nossa.

Assim, encerra-se a avaliação do *design* e, portanto, o capítulo 5 AVALIAÇÃO. Em seguida, o capítulo 6 DISCUSSÃO discorre sobre as generalidades da pesquisa.

6 DISCUSSÃO

Os próximos parágrafos discutem este trabalho. Para isso, são apresentados conforme as seguintes orientações de Gregor e Hevner (2013, p. 351, tradução nossa):

Bem (2003) diz que esta seção deveria resgatar as generalidades tanto quanto possível. Um resumo do que foi aprendido poderia ser fornecido através da expressão do conhecimento de projeto obtido em termos da estrutura da teoria de projeto especificada por Gregor e Jones (2007), como no exemplo fornecido por Moody (2009). Para alguns tipos de artefatos, particularmente o tipo “produto de TI”, frequentemente visto na ciência da computação, essa identificação explícita da teoria pode não ser necessária para o público alvo. Além disso, com artefatos sócio técnicos em SI, quando o *design* é complexo em termos do tamanho do artefato e do número de componentes (sociais e técnicos), a extração explícita de princípios de *design* pode ser necessária. Essa extração/identificação dos principais princípios de *design* descobertos/inventados durante o projeto pode ser difícil e um diário de projeto pode ajudar com essa reflexão (SPRADLEY, 1979). Nesta seção, uma reivindicação deve ser reiterada pela novidade do artefato ou teoria. Deve ficar claro para o leitor que a “lacuna de pesquisa” foi alcançada através de evidências convincentes.

Isso posto, este capítulo discute esta pesquisa sob três perspectivas: sistemas de informação, tomada de decisão e finanças. Assim, divide-se nas seguintes seções: 6.1 SISTEMAS DE INFORMAÇÃO, 6.2 TOMADA DE DECISÃO e 6.3 FINANÇAS.

6.1 SISTEMAS DE INFORMAÇÃO

Sob a perspectiva de sistemas de informação, há considerações a serem levantadas tanto do lado do ambiente, como do lado da base de conhecimento (ver figura 15). Enquanto do lado do ambiente destacam-se as adaptações necessárias à implementação do artefato (ver figura 16), do lado do conhecimento sugere-se melhorias para o processo de construção e avaliação de sistemas autônomos de negociação (ver figura 2 e quadro 11).

Primeiro, entre as adaptações no ambiente, enfatiza-se a necessidade de se separar a função de planejamento da função de execução (ver figura 16). Ou seja, uma alternativa para reduzir a influência do comportamento humano nos resultados do *day trading* é mover o *day trader* de uma posição operacional para uma posição estratégica. Em outras palavras, fica a cargo do ser humano planejar o processo de

tomada de decisão (ver figura 8) e a cargo do artefato executá-lo. Essa mudança, por sua vez, pode exigir adaptações secundárias (e.g. a troca do sistema de negociação corrente, a aquisição de conhecimento sobre programação, a prática de coletar dados e a criatividade para validar estratégias). Entretanto, apesar dessas adaptações, transpor o ser humano de uma posição operacional para uma posição estratégica pode resultar em benefícios adicionais importantes (e.g. operações bem pensadas e planejadas, resultados livres de vieses comportamentais e, portanto, fieis ao planejamento, múltiplas operações com múltiplos ativos em múltiplos mercados nos mesmos instantes, diversificação e, como consequência, redução dos riscos). Assim, torna-se possível para um *day trader* individual autônomo administrar inúmeros artefatos operadores e, para uma instituição, tornar-se independente dos seus operadores humanos³⁶.

Segundo, entre as melhorias para o processo metodológico, inicialmente, reafirma-se a importância de conceber e testar sistemas de forma completa, ou seja, fornecendo regras para negociar no mercado e gerenciar os riscos dos investimentos, uma vez que os resultados no *day trading* não dependem apenas de bons métodos e sistemas de previsão de preços, mas também de regras de negociação adequadas e da supressão dos vieses comportamentais (ver lacunas L1 e L3 do quadro 10). Então, propõe-se três melhorias para o processo de construção e avaliação de sistemas autônomos de negociação financeira (ver figura 2 e quadro 11): (M1) Incluir uma etapa de treinamento entre as etapas de “estratégia de negociação” e “avaliação financeira”, com o objetivo de ajustar os parâmetros da estratégia de negociação (i.e. treinar para definir investimentos, *stops*, quantidades...); (M2) Na etapa de “avaliação financeira”, avaliar o artefato em ambiente real de negociação, para produzir resultados práticos válidos; e (M3) Ainda na etapa de “avaliação financeira”, empregar os métodos de avaliação ICDT (ver equação 1) e os Quadrantes de Desempenho (ver figura 37), com o objetivo de avaliar o desempenho do sistema e direcionar melhorias, permitindo comparar o desempenho do artefato com o de outros operadores, estratégias e sistemas. Assim, estende-se o excelente trabalho de Cavalcante et al. (2016). A figura 49 apresenta o processo de construção e avaliação de sistemas autônomos de negociação financeira sugerido (contrastar com figura 2).

³⁶ Se, de um lado, separar as funções de planejamento e execução, pode resultar em benefícios, de outro, à medida que o humano deixa de operar, a execução perde em termos dos fenômenos que as máquinas não conseguem (ainda) imitar (e.g. intuição e criatividade).

Figura 49 – Processo metodológico sugerido

Fonte: produção nossa.

Para ilustrar, a figura 50 enquadra o artefato proposto neste trabalho, segundo seu desempenho no mercado brasileiro de minicontratos futuros de dólar (ver lacuna L2 do quadro 10), avaliado por meio do ICDT e analisado através do Quadrantes de Desempenho.

Figura 50 – Análise de desempenho do IDSS final

Fonte: produção nossa.

Da figura 50 observa-se que o artefato se localiza entre os quadrantes Q2 e Q1. Conclui-se, assim, ser preciso melhorar o sistema de previsão desse artefato para que seu desempenho se direcione ao Q1 (ver figura 37 e lacuna L4 do quadro 10).

Assim, encerra-se a discussão sob a perspectiva de sistemas de informação. A seção 6.2 TOMADA DE DECISÃO, em seguida, dá continuidade à discussão, mas, agora, sob a perspectiva da tomada de decisão.

6.2 TOMADA DE DECISÃO

Agora, sob a perspectiva da tomada de decisão, há ponderações a serem apresentadas sobre as formas pelas quais o artefato pode contribuir, primeiro, em termos da complexidade dos processos de tomada de decisão (ver quadro 3), segundo, em termos dos três sistemas cognitivos (ver quadro 4) e, terceiro, em termos dos vieses comportamentais (ver quadro 5).

Primeiro, em termos da complexidade dos processos de tomada de decisão (ver quadro 3), defende-se que a implementação do artefato proposto neste trabalho pode contribuir para estruturar o problema da tomada de decisão. Ou seja, quando o *day trader* é encarregado de executar seu próprio planejamento durante o pregão, o problema da tomada de decisão é classificado como semiestruturado, pois as operações são conhecidas mas há fatores e critérios variáveis que podem influir nos resultados (e.g. os vieses comportamentais). Agora, quando está a cargo do artefato executar as operações planejadas pelo profissional, os fatores e critérios variáveis são reduzidos e o problema da decisão passa, assim, a ser classificado como estruturado. Portanto, a complexidade do processo de tomada de decisão, que passa a ser bem definido e repetitivo, nesse caso, é reduzida, nas palavras de Shimizu (2001, p. 31), Turban, Aronson e Liang (2005, p. 13, tradução nossa), de “baixa” para “nenhuma”.

Segundo, em termos dos três sistemas cognitivos (ver quadro 4), discute-se que a implementação do artefato permite expandir as capacidades de execução do operador. Em outras palavras, quando as operações são executadas pelo *day trader*, o modelo dos três sistemas cognitivos entra em jogo e a decisão pode ser tomada de forma intuitiva (Sistema 1) ou racional (Sistema 2). Se tomada intuitivamente, há influência emocional. Para ser tomada racionalmente, requer-se tempo e esforço. Por outro lado, quando as operações são executadas pelo artefato, a tomada de decisão acontece de forma rápida, sem requerer esforço e sem a influência das emoções. Ou seja, a aplicação do *IDSS* permite agregar os benefícios dos sistemas 1 e 2 e, de forma resumida, torna-se possível obter decisões racionais rapidamente. Portanto, racionaliza-se a tomada de decisão no *day trading*.

Terceiro, em termos dos vieses comportamentais (ver quadro 5), argumenta-se que é possível reduzir e até eliminar o impacto dos vieses comportamentais na tomada de decisão (i.e. valida-se a hipótese inicial). Nos resultados, destaca-se a ausência dos fenômenos comportamentais como autocontrole, excesso de confiança, dependência referencial, aversão à perda, enquadramento, substituição de atributos, efeito certeza, efeito isolamento, heurísticas de representatividade, disponibilidade, de ajuste e ancoragem. Embora sempre haja a possibilidade de interferência humana no funcionamento do sistema autônomo, neste trabalho, essa possibilidade se mostrou ausente. Ainda, ressalva-se que os desvios constatados e associados ao ser humano (ver gráficos 7, 9 e 11) se resumem a erros observados no processo diário de anexação do artefato no *MetaTrader 5*. Portanto, defende-se que, com a utilização de uma máquina exclusivamente dedicada e a consequente eliminação desse processo diário, os erros humanos podem ser eliminados definitivamente.

Assim, encerra-se a discussão sob a perspectiva da tomada de decisão. Em seguida, a seção 6.3 FINANÇAS dá continuidade à discussão, mas, agora, sob a perspectiva de finanças.

6.3 FINANÇAS

Por fim, sob a perspectiva de finanças, levantam-se algumas considerações sobre desempenho e consistência, e discute-se sobre como ambos devem ser interpretados neste estudo. Primeiro, debate-se sobre a garantia de resultados futuros. Segundo, sobre os métodos de avaliação financeira. E, terceiro, sobre os tempos de análise.

A primeira consideração a ser levantada é a de que resultados passados não garantem resultados futuros. Essa constatação pode ser observada da comparação entre os resultados obtidos nos grupos de treinamento (i.e. os resultados passados) e os resultados obtidos nos respectivos grupos de testes (i.e. os resultados futuros). Em todas as iterações os resultados passados foram positivos, ou seja, foi possível ganhar mais do que perder no período analisado (ver figuras 41, 44 e 47). Contudo, apenas na iteração final os resultados futuros foram positivos (ver figuras 42, 45 e 48). Dessa forma, embora possa fazer sentido analisar estratégias em períodos passados e avaliar o desempenho antes de implementá-las em ambientes futuros, é importante ponderar que as análises de dados passados (i.e. os *backtests*) servem de referência

e para aprendizado, mas não garantem o desempenho futuro. Entretanto, vale notar que os mercados de contratos e minicontratos futuros com vencimentos escolhidos para campo de aplicação desta pesquisa apresentam característica de “soma zero” ou de “soma negativa” (ver nota de rodapé 4). Portanto, não há que se discutir sobre a possibilidade de ganhar dinheiro no day trading. A possibilidade de ganhar existe tanto quanto a possibilidade de perder. Assim, a discussão que se deve encaminhar não é sobre se é possível – ou não – ganhar dinheiro nessa atividade; e sim sobre como é possível ganhar dinheiro nessa atividade.

A segunda observação a ser debatida é a de que o desempenho de um artefato deve ser avaliado em ambientes reais de negociação, pois o planejamento se mostrou otimista em relação à execução. Essa consideração pode ser verificada da comparação entre os resultados obtidos por meio das simulações (i.e. do desempenho prescritivo planejado) e os resultados obtidos dos experimentos (i.e. do desempenho descritivo real). Em todas as iterações, os resultados obtidos das simulações são financeiramente superiores aos resultados obtidos dos experimentos (ver figuras 42, 45 e 48). Assim, defende-se que as simulações servem de referência e para aprendizado, mas não para avaliação de desempenho financeiro.

A terceira ponderação importante de ser discutida se refere aos períodos de treinamentos e testes. Alguns questionamentos são levantados (e.g. quanto tempo é suficiente para treinar um artefato antes de implementar? Um ano, como na iteração inicial? Um ano e quatro meses, como na iteração intermediária? Ou quatro anos e meio, como na iteração final? Ainda, quanto tempo é suficiente para dizer que um sistema é – ou não é – financeiramente consistente? Três meses, como na iteração inicial? Ou um mês, como nas iterações intermediária e final?). Observa-se que tais questionamentos são claramente importantes tanto para um desenvolvimento sólido da base de conhecimento da literatura, como para o alcance dos objetivos práticos no ambiente organizacional.

Assim, encerra-se a discussão da pesquisa e, conseqüentemente, o capítulo 6 DISCUSSÃO. Em seguida, o capítulo 7 CONCLUSÕES fecha este trabalho.

7 CONCLUSÕES

Os parágrafos finais concluem, neste capítulo, esta dissertação. Para isso, orientam-se pelas as sugestões de Gregor e Hevner (2013, p. 351, tradução nossa) que prescrevem que:

Esta seção pode começar com parágrafos conclusivos que reafirmam as descobertas importantes do trabalho. Os principais destaques do trabalho devem ser reiterados – a declaração de vitória.

Em três iterações este trabalho constrói um sistema de apoio à decisão inteligente para *day trading* de forma completa, que apoia o tomador de decisão em todas as etapas da tomada de decisão. Regras tanto para negociar no mercado como para gerenciar os riscos de investimento são fornecidas. Igualmente, é proposta uma metodologia para avaliação de desempenho que, por sua vez, primeiro, permite, comparar o desempenho de operadores, estratégias e sistemas de *day trading*, e segundo, direciona à melhoria no desenvolvimento. Em seguida, o artefato é testado no mercado brasileiro de minicontratos futuros de dólar e seu desempenho é avaliado, com o objetivo de medir a influência do comportamento na tomada de decisão. Depois, valida-se a hipótese inicial, demonstrando uma forma real pela qual os vieses da racionalidade podem ser contornados no *day trading*, e ratificando que o impacto comportamental no desempenho não é completamente nulo, mesmo com a aplicação de um sistema autônomo de negociação financeira. Por fim, como contribuições ficam, primeiro, as sugestões de melhoria para o processo metodológico de construção e avaliação de sistemas autônomos de negociação financeira e, segundo, um sistema de negociação autônomo consistente (observadas as dimensões temporais de 1.100 pregões em treinamento e 22 pregões em teste).

REFERÊNCIAS

Artigos

AGHABOZORGI, S.; TEH, Y. W. Stock market co-movement assessment using a three-phase clustering method. **Expert Systems with Applications**, v. 41, n. 4, p. 1301-1314, 2014.

BAO, Y.; YANG, Y.; XIONG, T.; ZHANG, J. A comparative study of multi-step-ahead prediction for crude oil price with support vector regression. In: 2011 FOURTH INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON COMPUTER SCIENCES AND OPTIMIZATION, 2011, Yunnan. **Proceedings...** Yunnan: IEEE, 2011, p. 598-602.

BARBER, B. M.; LEE, Y. T.; LIU, Y. J.; ODEAN, T.; ZHANG, K. **Do day traders rationally learn about their ability?** Califórnia, 2017. Disponível em: <<https://faculty.haas.berkeley.edu/odean/papers/Day%20Traders/Day%20Trading%20and%20Learning%20110217.pdf>>. Acesso em: 17 jun. 2018.

BRASILEIRO, R. C.; SOUZA, V. L. F.; FERNANDES, B. J. T.; OLIVEIRA, A. L. I. Automatic method for stock trading combining technical analysis and the artificial bee colony algorithm. In: 2013 IEEE CONGRESS ON EVOLUTIONARY COMPUTATION, 2013, Cancun. **Proceedings...** Cancun: IEEE, 2013, p. 1810-1817.

BROGAARD, J.; HENDERSHOTT, T.; RIORDAN, R. High-frequency trading and price discovery. **The Review of Financial Studies**, v. 27, n. 8, p. 2267-2306, 2014.

CAVALCANTE, R. C.; BRASILEIRO, R. C.; SOUZA, V. L. P.; NOBREGA, J. P.; OLIVEIRA, A. L. I. Computational intelligence and financial markets: a survey and future directions. **Expert Systems with Applications**, v. 55, p. 194-211, 2016.

CHANG, P. C.; LIU, C. H. A TSK type fuzzy rule based system for stock price prediction. **Expert Systems with Applications**, v. 34, n. 1, p. 135-144, 2016.

CHANG, P. C.; FAN, C. Y. A hybrid system integrating a wavelet and tsk fuzzy rules for stock price forecasting. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)**, v. 38, n. 6, p. 802-815, 2008.

CHAVARNAKUL, T.; ENKE, DAVID. Intelligent technical analysis based equivolume charting for stock trading using neural networks. **Expert Systems with Applications**, v. 34, n. 2, p. 1004-1017, 2008.

CHEN, J. SVM application of financial time series forecasting using empirical technical indicators. In: 2010 INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION, NETWORKING AND AUTOMATION (ICINA), 2010, Kunming. **Proceedings...** Kunming: IEEE, 2010, p. 77-81.

CHENG, C. H.; WEI, L. Y. A novel time-series model based on empirical mode decomposition for forecasting TAIEX. **Economic Modelling**, v. 36, p. 136-141, 2014.

DAI, W.; WU, J. Y.; LU, C. J. Combining nonlinear independent component analysis and neural network for the prediction of Asian stock market indexes. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 4, p. 4444-4452, 2012.

DENNING, P. J. A new social contract for research. **Communications of the ACM**, v. 40, n. 2, p. 132-134, 1997.

DHAR, S.; MUKHERJEE, T.; GHOSHAL, A. K. Performance evaluation of neural network approach in financial prediction: evidence from Indian market. In: 2010 INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMMUNICATION AND COMPUTATIONAL INTELLIGENCE (INCOCCI), 2010, Erode. **Proceedings...** Erode: IEEE, 2010, p. 597-602.

EVANS, C.; PAPPAS, K.; XHAFA, F. Utilizing artificial neural networks and genetic algorithms to build an algo-trading model for intra-day foreign exchange speculation. **Mathematical and Computer Modeling**, v. 58, n. 5-6, p. 1249-1266, 2013.

GHAZALI, R.; HUSSAIN, A. J.; NAWI, N. M. MOHAMAD, B. Non-stationary and stationary prediction of financial time series using dynamic ridge polynomial neural network. **Neurocomputing**, v. 72, n. 10-12, p. 2359-2367, 2009.

GODFREY, M. D.; GRANGER, C. W.; MORGENSTERN, O. The random walk hypothesis of stock market behavior. **Kyklos**, v. 17, n. 1, p. 1-30, 1964.

GONZÁLEZ, A. R.; CRESPO, A. G.; PALACIOS, R. C.; IGLESIAS, F. G.; BERBÍS, J. M. G. CAST: using neural networks to improve trading systems based on technical analysis by means of the RSI financial indicator. **Expert Systems with Applications**, v. 38, n. 9, p. 11489-11500, 2011.

GRANÉ, A.; VEIGA, H. Outliers, GARCH-type models and risk measures: a comparison of several approaches. **Journal of Empirical Finance**, v. 26, p. 26-40, 2014.

GRANÉ, A.; VEIGA, H. Wavelet-based detection of outliers in financial time series. **Computational Statistics and Data Analysis**, v. 54, n. 11, p. 2580-2593, 2010.

GREGOR, S.; HEVNER, A. R. Positioning and presenting design science research for maximum impact. **MIS Quarterly**, v. 37, n. 2, p. 337-355, 2013.

GREGOR, S.; JONES, D. The anatomy of a design theory. **Journal of the Association of Information Systems**, v. 8, n. 3, p. 312-335, 2007.

GROTH, S. S.; MUNTERMANN, J. An intraday market risk management approach based on textual analysis. **Decision Support Systems**, v. 50, n. 4, p. 680-691, 2011.

HEJE, J. P.; BASKERVILLE, R.; VENABLE, J. R. Strategies for design science research evaluation. In: EUROPEAN CONFERENCE ON INFORMATION SYSTEMS (ECIS), 2008, Galway. **Proceedings...** Galway: AIS, 2008, paper 87.

HEVNER, A. R.; MARCH, S. T.; PARK, J.; RAM, S. Design science in information systems research. **MIS Quarterly**, v. 28, n. 1, p. 75-105, 2004.

HIRSHLEIFER, D.; SHUMWAY, T. Good day sunshine: stock returns and the weather. **The Journal of Finance**, v. 58, n. 3, p. 1009-1032, 2003.

HISIEH, T. J.; HSIAO, H. F.; YEH, W. C. Mining financial distress trend data using penalty guided support vector machines based on hybrid of particle swarm optimization and artificial bee colony algorithm. **Neurocomputing**, v. 82, p. 196-206, 2012.

HSU, S. H.; HSIEH, J. J. P. A.; CHIH, T. C.; HSU, K. C. A two-stage architecture for stock price forecasting by integrating self-organizing map and support vector regression. **Expert Systems with Applications**, v. 36, n. 4, p. 7947-7951, 2009.

HUANG, C.; HUANG, L. L.; HAN, T. T. Financial time series forecasting based on wavelet kernel support vector machine. In: 2012 8TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON NATURAL COMPUTATION, 2012, Chongqing. **Proceedings...** Chongqing: IEEE, 2012, p. 79-83.

HUANG, C. F. A hybrid stock selection model using genetic algorithms and support vector regression. **Applied Soft Computing**, v. 12, n. 2, p. 807-818, 2012.

HUANG, C. L.; TSAI, C. Y. A hybrid SOFM-SVR with a filter-based feature selection for stock market forecasting. **Expert Systems with Applications**, v. 36, n. 1, part 1, p. 1529-1539, 2009.

JASEMI, M.; KIMIAGARI, A. M.; MEMARIANI, A. A modern neural network model to do stock market timing on the basis of the ancient investment technique of Japanese candlestick. **Expert Systems with Applications**, v. 38, n. 4, p. 3884-3890, 2011.

KAHNEMAN, D. Maps of bounded rationality: psychology for behavioral economics. **The American Economic Review**, v. 93, n. 5, p. 1449-1475, 2003.

KAHNEMAN, D.; TVERSKY, A. Prospect theory: an analysis of decision under risk. **Econometrica**, v. 47, n. 2, p. 263-292, 1979.

KAMSTRA, M. J.; KRAMER, L. A.; LEVI, M. D. Winter blues: a sad stock market cycle. **The American Economic Review**, v. 93, n. 1, p. 324-343, 2003.

KAO, L. J.; CHIU, C. C.; LU, C. J. YANG, J. L. Integration of nonlinear independent component analysis and support vector regression for stock price forecasting. **Neurocomputing**, v. 99, p. 534-542, 2013.

KARA, Y.; BOYACIOGLU, M. A.; BAYKAN, O, K. Predicting direction of stock price index movement using artificial neural networks and support vector machines: the sample of the Istanbul stock exchange. **Expert Systems with Applications**, v. 38, n. 5, p. 5311-5319, 2011.

KAYAL, A. A neural networks filtering mechanism for foreign exchange trading signals. In: 2010 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT COMPUTING

AND INTELLIGENT SYSTEMS, 2010, Xiamen. **Proceedings...** Xiamen: IEEE, 2010, p. 159-167.

KIRILENKO, A. A.; LO, A. W. Moore's law versus Murphy's law: algorithmic trading and its discontents. **Journal of Economic Perspectives**, v. 27, n. 2, p. 51-72, 2013.

LASFER, A.; BAZ, H. E.; ZUALKERNAN, I. Neural Network design parameters for forecasting financial time series. In: 2013 5TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON MODELING, SIMULATION AND APPLIED OPTIMIZATION (ICMSAO), 2013, Hammamet. **Proceedings...** Hammamet: IEEE, 2013, p. 1-4.

LEE, M. C. Using support vector machine with a hybrid feature selection method to the stock trend prediction. **Expert Systems with Applications**, v. 36, n. 8, p. 10896-10904, 2009.

LI, X.; DENG, Z.; LUO, J. Trading strategy design in financial investment through a turning points prediction scheme. **Expert Systems with Applications**, v. 36, n. 4, 7818-7826, 2009.

LIANG, X.; CHEN, R. C.; HE, Y.; CHEN, Y. Associating stock prices with web financial information time series based on support vector regression. **Neurocomputing**, v. 115, p. 142-149, 2013.

LIANG, X.; ZHANG, H.; XIAO, J.; CHEN, Y. Improving option price forecasts with neural networks and support vector regressions. **Neurocomputing**, v. 72, n. 13-15, p. 3055-3065, 2009.

LIN, F.; LIANG, D.; YEH, C. C.; HUANG, J. C. Novel feature selection methods to financial distress prediction. **Expert Systems with Applications**, v. 41, n. 5, p. 2472-2483, 2014.

LIU, F.; WANG, J. Fluctuation prediction of stock market index by Legendre neural network with random time strength function. **Neurocomputing**, v. 83, p. 12-21, 2012.

LO, A. W.; REPIN, D. V. The psychophysiology of real-time financial risk processing. **Journal of Cognitive Neuroscience**, v. 14, no. 3, p. 323-339, 2002.

LO, A. W.; REPIN, D. V.; STEENBARGER, B. N. Fear and greed in financial markets: a clinical study of day-traders. **The American Economic Review**, v. 95, no. 2, p. 352-359, 2005.

LU, C. J. Integrating independent component analysis-based denoising scheme with neural network for stock price prediction. **Expert Systems with Applications**, v. 37, n. 10, p. 7056-7064, 2010.

LU, C. J.; LEE, T. S.; CHIU, C. C. Financial time series forecasting using independent component analysis and support vector regression. **Decision Support Systems**, v. 47, n. 2, p. 115-125, 2009.

LUI, Y. H.; MOLE, D. The use of fundamental and technical analyses by foreign exchange dealers: Hong Kong evidence. **Journal of International Money and Finance**, v. 17, n. 3, p. 535-545, 1998.

MAHDI, A. A.; HUSSAIN, A. J.; JUMEILY, D. A. Adaptive neural network model using the immune system for financial time series forecasting. In: 1ST INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTATIONAL INTELLIGENCE, MODELLING AND SIMULATION, 2009, Brno. **Proceedings...** Brno: IEEE, 2009, p. 104-109.

MAJHI, R.; PANDA, G.; SAHOO, G. Efficient prediction of exchange rates with low complexity artificial neural network models. **Expert Systems with Applications**, v. 36, n. 1, p. 181-189, 2009.

MARCH, S. T.; SMITH, G. F. Design and natural science research on information technology. **Decision Support Systems**, v. 15, n. 4, p. 251-266, 1995.

MARKUS, M. L.; MAJCHRZAK, A.; GASSER, L. A design theory for systems that support emergent knowledge processes. **MIS Quarterly**, v. 26, n. 3, p. 179-212, 2002.

MARTINEZ, L. C.; HORA, D. N.; PALOTTI, J. R. D.; MEIRA, W.; PAPPA, G. L. From an artificial neural network to a stock market day-trading system: a case study on the BM&F BOVESPA. In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON NEURAL NETWORKS, 2009, Atlanta. **Proceedings...** Atlanta: IEEE, 2009, p. 2006-2013.

MCKENNEY, J. L.; KEEN, P. G. W. How manager's mind work. **Harvard Business Review**, p. 79-90, 1974.

MOODY, D. The "physics" of notations: toward a scientific basis for constructing visual notations in software engineering. **IEEE Transactions on Software Engineering**, v. 35, n. 6, 2009.

NETO, M. C. A.; TAVARES, G.; ALVES, V. M. O.; CAVALCANTI, G. D. C.; REN, T. I. Improving financial time series prediction using exogenous series and neural networks committees. In: THE 2010 INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON NEURAL NETWORKS (IJCNN), 2010, Barcelona. **Proceedings...** Barcelona: IEEE, 2010, p. 1-8.

NIEDERMAN, F.; MARCH, S. T. Design science and the accumulation of knowledge in the information systems discipline. **ACM Transactions on Management Information Systems**, v. 3, n. 1, 2012,

NUNAMAKER, J. F.; CHEN, M.; PURDIN, T. D. M. Systems development in information systems research. **Journal of Management Information Systems**, v. 7, n. 3, p. 89-106, 1990.

OLIVEIRA, F. A.; NOBRE, C. N.; ZÁRATE, L. E. Applying artificial neural networks to prediction of stock price and improvement of the directional prediction index: case study of PETR4, Petrobras, Brazil. **Expert Systems with Applications**, v. 40, n. 18, p. 7596-7606, 2013.

OLIVEIRA, F. A.; ZÁRATE, L. E.; REIS, M. A.; NOBRE, C. N. The use of artificial neural networks in the analysis and prediction of stock prices. In: 2011 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS, 2011, Anchorage. **Proceedings...** Anchorage: IEEE, 2011, p. 2151-2155.

PEFFERS, K.; TUUNANEN, T.; ROTHENBERGER, M. A.; CHATTERJEE, S. A design science methodology for information systems research. **Journal of Management Information Systems**, v. 24, n. 3, p. 45-77, 2008.

QU, J. L.; QIN, W.; SAI, Y.; FENG, Y. M. A nonparametric outlier detection method for financial data. In: 2009 INTERNATIONAL CONFERENCE ON MANAGEMENT SCIENCE AND ENGINEERING, 2009, Moscow. **Proceedings...** Moscow: IEEE, 2009, p. 1442-1447.

RUIZ, E. J.; HRISTIDIS, V.; CASTILLO, C.; GIONIS, A.; JAIMES, A. Correlating financial time series with micro-blogging activity. In: FIFTH ACM INTERNATIONAL CONFERENCE ON WEB SEARCH AND DATA MINING, 2012, Seattle. **Proceedings...** Seattle: ACM, 2012, p. 513-522.

SALAM, M. E. A.; KADER, H. M. A.; WAHED, W. F. A. Comparative study between differential evolution and particle swarm optimization algorithms in training of feed-forward neural network for stock price prediction. In: 2010 THE 7TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATICS AND SYSTEMS (INFOS), 2010, Cairo. **Proceedings...** Cairo: IEEE, 2010, p. 1-8.

SAMUELSON, P. A. Proof that properly anticipated prices fluctuate randomly. **IMR-Industrial Management Review**, v. 6, n. 2, p. 41-49, 1965.

SI, Y. W.; YIN, J. OBST-based segmentation approach to financial time series. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 26, n. 10, p. 2581-2596, 2013.

SILVER, M. S.; MARKUS, M. L.; BEATH, C. M. The information technology interaction model: a foundation for the MBA core course. **MIS Quarterly**, v. 19, n. 3, p. 361-390, 1995.

SEIN, M. K.; HENFRIDSSON, O.; PURAO, S.; ROSSI, M.; LINDGREN, R. Action design research. **MIS Quarterly**, v. 35, n. 4, p. 37-56, 2011.

SCHUMAKER, R. P.; ZHANG, Y.; HUANG, C. N.; CHEN, H. Evaluating sentiment in financial news articles. **Decision Support Systems**, v. 53, n. 3, p. 458-464, 2012.

SHAHPAZOV, V. L.; VELEV, V. B.; DOUKOVSKA, L. A. Design and application of artificial neural networks for predicting the values of indexes on the Bulgarian stock market. In: 2013 SIGNAL PROCESSING SYMPOSIUM (SPS), 2013, Serock. **Proceedings...** Serock: IEEE, 2013, p. 1-6.

TEIXEIRA, L. A.; OLIVEIRA, A. L. I. A method for automatic stock trading combining technical analysis and nearest neighbor classification. **Expert Systems with Applications**, v. 37, n. 10, p. 6885-6890, 2010.

THALER, R. H. Behavioral economics: past, present, and future. **The American Economic Review**, v. 106, n. 7, p. 1577-1600, 2016.

THALER, R. H. Toward a positive theory of consumer choice. **Journal of Economic Behavior and Organization**, vol. 1, n. 1, p. 39-60, 1980

TICKNOR, J. L. A bayesian regularized artificial neural network for stock market forecasting. **Expert Systems with Application**, v. 40, n. 14, p. 5501-5506, 2013.

TSAI, C. F.; HSIAO, Y. C. Combining multiple feature selection methods for stock prediction: union, intersection, and multi-intersection approaches. **Decision Support Systems**, v. 50, n. 1, p. 258-269, 2010.

TSINASLANIDIS, P. E.; KUGIUMTZIS, D. A prediction scheme using perceptually important points and dynamic time warping. **Expert Systems with Applications**, v. 41, n. 15, p. 6848-6860, 2014.

TVERSKY, A.; KAHNEMAN, D. Judgement under uncertainty: heuristics and biases. **Science**, New Series, v. 185, n. 4157, p. 1124-1131, 1974.

URSO, P. D.; CAPPELLI, C.; LALLO, D. D.; MASSARI, R. Clustering of financial time series. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 392, n. 9, p. 2114-2129, 2013.

VANSTONE, B.; FINNIE, G. An empirical methodology for developing stockmarket trading systems using artificial neural networks. **Expert Systems with Applications**, v. 36, n. 3, p. 6668-6680, 2009.

VANSTONE, B.; FINNIE, G. Enhancing stockmarket trading performance with ANNs. **Expert Systems with Applications**, v. 37, n. 9, p. 6602-6610, 2010.

VANSTONE, B.; FINNIE, G.; HAHN, T. Creating trading systems with fundamental variables and neural networks: the Aby case study. **Mathematics and Computers in Simulation**, v. 86, p. 78-91, 2012.

WALLS, J. G.; WIDMEYER, G. R.; SAWY, O. A. E. Building an information system design theory for vigilant EIS. **Information Systems Research**, v. 3, n. 1, p. 36-59, 1992.

WANG, B.; HUANG, H.; WANG, X. A novel text mining approach to financial time series forecasting. **Neurocomputing**, v. 83, p. 136-145, 2012.

WANG, J. Z.; WANG, J. J.; ZHANG, Z. G.; GUO, S. P. Forecasting stock indices with back propagation neural network. **Expert Systems with Applications**, v. 38, n. 11, p. 14346-14355, 2011.

WENG, B.; AHMED, M. A.; MEGAHEM, F. M. Stock market one-day ahead movement prediction using disparate data sources. **Expert Systems with Applications**, v. 79, p. 153-163, 2017.

WU, L.; SHAHIDEHPOUR, M. A hybrid model for day-ahead price forecasting. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 25, n. 3, p. 1519-1530, 2010.

YANG, H.; HUANG, K.; KING, I.; LYU, M. R. Localized support vector regression for time series prediction. **Neurocomputing**, v. 72, n. 10-12, p. 2659-2669, 2009.

YIN, J.; SI, Y. W.; GONG, Z. Financial time series segmentation based on turning points. In: 2011 INTERNATIONAL CONFERENCE ON SYSTEM SCIENCE AND ENGINEERING, 2011, Macao. **Proceedings...** Macao: IEEE, 2011, 394-399.

ZHOU, D.; LI, J.; MA, W. Clustering based on LLE for financial multivariate time series. In: 2009 INTERNATIONAL CONFERENCE ON MANAGEMENT AND SERVICE SCIENCE, 2009, Wuhan. **Proceedings...** Wuhan: IEEE, 2009, p. 1-4.

ZHU, B.; WEI, Y. Carbon price forecasting with a novel hybrid ARIMA and least squares support vector machines methodology. **Omega**, v. 41, n. 3, p. 517-524, 2013.

Bases de dados

BRASIL BOLSA BALCÃO (B3): base de dados históricos de pessoas físicas, 2018a. Disponível em: <http://www.bmfbovespa.com.br/pt_br/servicos/market-data/consultas/historico-pessoas-fisicas/>. Acesso em: 15 jun. 2018.

BRASIL BOLSA BALCÃO (B3): boletim diário de 07/08/2018, 2018b. Disponível em: <http://bvmf.bmfbovespa.com.br/download/BOLETINSDIARIOS/boletimdiario_20180807.pdf>. Acesso em: 08 ago. 2018.

Dissertações, teses e trabalhos acadêmicos

CHAPEI, M. M. **Competição entre mercados de bolsas de valores: benefícios e desafios da fragmentação de mercado**. 2016. 52 f. Monografia (Pós-graduação Latu Sensu em Direito dos Mercados Financeiro e de Capitais – LLM) – Insper, São Paulo, 2016.

PFEIFER, F. F. **A história da economia comportamental: evolução e ruptura**. 2018. 90 f. Monografia (Graduação em Economia) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2018.

Livros

BÍBLIA, A. T. Eclesiastes. In BÍBLIA. Português. **A Bíblia Sagrada**. Tradução de João Ferreira de Almeida. Barueri: Sociedade Bíblica do Brasil, 1969, p. 646.

BEM, D. J. Writing the empirical journal article. In: DARLEY, J. M.; ZANNA, M. P.; ROEDIGER, H. L. **The compleat academic: a practical guide for the beginning social scientist**. Washington: American Psychological Association, 2003.

CARLSSON, S. A. Design science research in information systems: a critical realist approach. In: HEVNER, A.; CHATTERJEE, S. **Design research in information systems**. New York: Springer Publishing, 2010, cap. 15.

COMISSÃO DE VALORES MOBILIÁRIOS (CVM). **O mercado de valores mobiliários brasileiro**. Rio de Janeiro: Comissão de Valores Mobiliários, 2014.

DOOB, J. L. **Stochastic processes**. New York: Wiley, 1953.

ELDER, A. **Trading for a living: psychology, trading tactics, money management**. New York: John Wiley & Sons, 1993.

FORTUNA, E. **Mercado financeiro: produtos e serviços**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2008.

KAHNEMAN, D.; FREDERICK, S. Representativeness revisited: attribute substitution in intuitive judgement. In: GILOVICH, T.; GRIFFIN, D.; KAHNEMAN, D. **Heuristics and biases: the psychology of intuitive thought**. New York: Cambridge University Press, 2002, cap. 2, p. 49-81.

LEMONS, F.; CARDOSO, C. **Análise técnica clássica: com as mais recentes estratégias da Expo Trader Brasil**. São Paulo: Saraiva, 2010.

LO, A. W.; MACKINLAY, A. C. **A non-random walk down wall street**. New Jersey: Princeton University Press, 1999.

LOGUE, A. C. **Day trading for dummies**. Indianapolis: Wiley Publishing, 2008.

MALKIEL, B. G. **A random walk down wall street: the time-tested strategy for successful investing**. New York: W. W. Norton & Company, 2007.

MURPHY, J. J. **Technical analysis of the financial markets: a comprehensive guide to trading methods and applications**. New York: New York Institute of Finance, 1999.

PINDYCK, R. S.; RUBINFELD, D. L. **Microeconomia**. São Paulo: Prentice Hall, 2002.

POOLE, D.; MACKWORTH, A.; GOEBEL, R. **Computational intelligence: a logical approach**. New York: Oxford University Press, 1998.

RAWLINGS, J. O.; PENTULA, S. G.; DICKEY, D. A. **Applied regression analysis: a research tool**. New York: Springer, 1932.

SEXTON, R. L. **Microeconomics**. New Jersey: Prentice Hall, 1995.

SHIMIZU, T. **Decisão nas organizações: introdução aos problemas de decisão encontrados nas organizações e nos sistemas de apoio à decisão**. São Paulo: Atlas, 2001.

SIMON, H. A. **Administrative behavior: a study of decision-making processes in administrative organizations**. New York: The Free Press, 1997.

SIMON, H. A. **The sciences of the artificial**. Cambridge: MIT Press, 1996.

SMITH, A. **An inquiry into the nature and causes of the wealth of nations**. London: W. Strahan; and T. Cadell, in the Strand, 1759.

SMITH, A. **The theory of moral sentiments**. London: A. Millar, in the Strand; And A. Kincaid and J. Bell, in Edinburgh, 1759.

SPRADLEY, J. P. **The ethnographic interview**. New York: Holt Rinehart and Winston, 1979.

TURBAN, E.; ARONSON, J. E.; LIANG, T. P. **Decision support systems and intelligent systems**. New Jersey: Prentice Hall, 2005.

TSICHRITZIS, D. The dynamics of innovation. In: DENNING, P. J.; METCALFE, R. M. **Beyond calculation: the next fifty years of computing**. New York: Copernicus Books, 1998, p. 259-265.

Leis

BRASIL. Lei nº 6.385, de 7 de dezembro de 1976. Dispõe sobre o mercado de valores mobiliários e cria a Comissão de Valores Mobiliários. **Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil**, Brasília, DF, 9 dez. 1976. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/Ccivil_03/leis/L6385.htm>. Acesso em: 1 ago. 2018.

Websites

ÁGORA. **Ágora Corretora de Títulos e Valores Mobiliários**, 2018. Disponível em: <<https://www.agorainvest.com.br/index.html>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

ALFA. **Alfa Corretora de Câmbio e Valores Mobiliários**, 2018. Disponível em: <<https://bancoalfa.com.br/sobrealfa/home/alfacorretoradecambioevaloresmobiliarios.ashx>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

AMARIL. **Amaril Franklin Corretora de Títulos e Valores**, 2018. Disponível em: <<http://www.amarilfranklin.com.br/>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

ARAGÃO, M. BM&F se despede do pregão viva-voz. **O Estado de São Paulo**, 20 jun. 2009. Disponível em: <<http://economia.estadao.com.br/noticias/geral,bmef-se-despede-do-pregao-viva-voz,390521>>. Acesso em: 20 mai. 2018.

ASSOCIAÇÃO DOS ANALISTAS E PROFISSIONAIS DE INVESTIMENTO DO MERCADO DE CAPITAIS (APIMEC). Sobre o CNPI: como obter. **Apimec**, 2015. Disponível em: <http://www.apimec.com.br/Apimec/show.aspx?id_canal=502&id_materia=1408#co_moobter>. Acesso em: 15 ago. 2018.

ATIVA. **Ativa Investimentos Corretora de Títulos, Câmbio e Valores**, 2018. Disponível em: <<https://www.ativainvestimentos.com.br/>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

BANRISUL. **Banrisul Corretora de Valores Mobiliários e Câmbio**, 2018. Disponível em: <<http://www.banrisulcorretora.com.br/>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

BRADESCO. **Bradesco Corretora de Títulos e Valores Mobiliários**, 2018. Disponível em: <<https://www.bradesco.corretora.com.br/SiteBradescoCorretora>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

BRASIL PLURAL. **Brasil Plural Corretora de Câmbio, Títulos e Valores Mobiliários**, 2018. Disponível em: <<http://brasilpluralcorretora.com/bd>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

BTG PACTUAL. **BTG Pactual Corretora de Títulos e Valores Mobiliários**, 2018. Disponível em: <<https://www.btgpactualdigital.com/?cmpid=c12:m01:btgpactual:banner::direita>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

CLEAR. **XP Investimentos Corretora de Câmbio, Títulos e Valores Mobiliários**, 2018. Disponível em: <<https://www.clear.com.br/site>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

COINVALORES. **Coinvalores Corretora de Câmbio e Valores Mobiliários**, 2018. Disponível em: <<http://www.coinvalores.com.br/>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

CONCÓRDIA. **Concórdia Corretora de Valores Mobiliários, Câmbio e Commodities**, 2018. Disponível em: <<http://www.concordia.com.br/>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

DEMARCO, A. E. A gritaria acabou: do pregão viva voz à negociação eletrônica. **Brasil Bolsa Balcão**, 18 mar. 2016. Disponível em: <<http://vemprabolsa.com.br/2016/03/18/gritaria-acabou-do-pregao-viva-voz-negociacao-eletronica/>>. Acesso em: 20 mai. 2018.

EASYNVEST. **Easynvest Título Corretora de Valores**, 2018. Disponível em: <<https://www.easynvest.com.br/>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

ELITE. **Elite Corretora de Câmbio e Valores Mobiliários**, 2018. Disponível em: <<http://eliteinvestimentos.com.br/>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

EXCEL. **Microsoft Excel**, 2018. Disponível em: <<https://products.office.com/pt-br/excel>>. Acesso em: 30 out. 2018.

FATOR. **Fator Corretora de Valores**, 2018. Disponível em: <http://www.fatorcorretora.com.br/corretora_valores>. Acesso em: 31 mai. 2018.

GERAL. **Corretora Geral de Valores e Câmbio**, 2018. Disponível em: <<http://www.geralinvestimentos.com.br/>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

H COMMCOR. **H Commcor Distribuidora de Títulos e Valores Mobiliários**, 2018. Disponível em: <<https://www.commcor.com.br/site/>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

ICAP. **Icap do Brasil Corretora de Títulos e Valores Mobiliários**, 2018. Disponível em: <<https://www.mycap.com.br/home>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

INFOMONEY. Mercado de ações: conheça mais sobre as várias categorias de investidores. **Infomoney**, 12 set. 2006. Disponível em: <<https://www.infomoney.com.br/educacao/guias/noticia/568447/mercado-acoes-conheca-mais-sobre-varias-categorias-investidores>>. Acesso em: 08 ago. 2018.

ITAÚ. **Itaú Corretora de Valores**, 2018. Disponível em: <<http://www.itaucorretora.com.br/>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

LEITE, P. Melancolia marca últimos dias do pregão viva-voz na bolsa de mercadorias. **G1**, 28 jun. 2009. Disponível em: <http://g1.globo.com/Noticias/Economia_Negocios/0,,MUL1209525-9356,00-MELANCOLIA+MARCA+ULTIMOS+DIAS+DO+PREGAO+VIVAVOZ+NA+BOLSA+D+E+MERCADORIAS.html>. Acesso em: 20 mai. 2018.

MERCANTIL. **Mercantil do Brasil Corretora Câmbio, Títulos e Valores Mobiliários**, 2018. Disponível em: <<https://mercantildobrasil.com.br/CorretoraValores/Paginas/Corretora-de-Valores.aspx>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

METATRADER 5. **MetaQuotes Software Corporation**, 2018. Disponível em: <<https://www.metatrader5.com/pt>>. Acesso em: 30 out. 2018.

MIRAE. **Mirae Asset Wealth Management (Brazil) Corretora de Câmbio, Títulos e Valores Mobiliários**, 2018. Disponível em: <<https://corretora.miraeasset.com.br/>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

MODAL. **Modal Distribuidora de Títulos e Valores Mobiliários**, 2018. Disponível em: <<https://www.modalmais.com.br/>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

NOVA FUTURA. **Nova Futura Corretora de Títulos e Valores Mobiliários**, 2018. Disponível em: <<https://www.novafutura.com.br/>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

PLANNER. **Planner Corretora de Valores**, 2018. Disponível em: <<http://www.planner.com.br/>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

RICO. **XP Investimentos Corretora de Câmbio, Títulos e Valores Mobiliários**, 2018. Disponível em: <<https://www.rico.com.vc/>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

SAFRA. **J. Safra Corretora de Valores e Câmbio**, 2018. Disponível em: <<http://www.safracorretora.com.br/>>.

SANTANTER. **Santander Corretora de Câmbio e Valores Mobiliários**, 2018. Disponível em:

<<http://www.santandercorretora.com.br/portal/wps/script/templates/GCMRequest.do?page=8487>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

SOLIDUS. **Solidus Corretora de Câmbio e Valores Mobiliários**, 2018. Disponível em: <<http://www.solidus.com.br/>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

SPINELLI. **Spinelli Corretora de Valores Mobiliários e Câmbio**, 2018. Disponível em: <<https://spinelli.com.br/>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

TERRA. **Terra Investimentos Distribuidora de Títulos e Valores Mobiliários**, 2018. Disponível em: <<http://www.terrainvestimentos.com.br/>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

UNILETRA. **Uniletra Corretora de Câmbio, Títulos e Valores Mobiliários**, 2018. Disponível em: <<https://uniletra.com.br/novo/>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

WALPIRES. **Walpires Corretora de Câmbio, Títulos e Valores Mobiliários**, 2018. Disponível em: <<https://www.walpires.com.br/>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

XP INVESTIMENTOS. **XP Investimentos Corretora de Câmbio, Títulos e Valores Mobiliários**, 2018. Disponível em: <<https://www.xpi.com.br/>>. Acesso em: 31 mai. 2018.