

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
Escola de Engenharia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Paulo Azevedo Meijon Campolina

**Estratégia Automatizada de Decisão Multicritério no Mercado
Financeiro**

Belo Horizonte
2022

Paulo Azevedo Meijon Campolina

Estratégia Automatizada de Decisão Multicritério no Mercado Financeiro

Texto submetido à banca examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Minas Gerais para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Lucas S. Batista

**Belo Horizonte
2022**

C198e	<p>Campolina, Paulo Azevedo Meijon. Estratégia automatizada de decisão multicritério no mercado financeiro [recurso eletrônico] / Paulo Azevedo Meijon Campolina. - 2022. 1 recurso online (123 f. : il., color.) : pdf.</p> <p>Orientador: Lucas de Souza Batista.</p> <p>Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia.</p> <p>Apêndices: f.110-123. Bibliografia: f.103-109.</p> <p>Exigências do sistema: Adobe Acrobat Reader.</p> <p>1. Engenharia Elétrica - Teses. 2. Automação – Teses. 3. Economia – Teses. 4. Previsão Econômica – Teses. I. Batista, Lucas de Souza. II. Universidade Federal de Minas Gerais. Escola de Engenharia. III. Título.</p> <p style="text-align: right;">CDU: 621.3(043)</p>
-------	---

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
ELÉTRICA**

FOLHA DE APROVAÇÃO

"Estratégia Automatizada de Decisão Multicritério No Mercado Financeiro"

PAULO AZEVEDO MEIJON CAMPOLINA

Dissertação de Mestrado submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Aprovada em 22 de fevereiro de 2022.

Por:

Lucas de Souza
Batista:04732039600

Assinado de forma digital por
Lucas de Souza
Batista:04732039600
Dados: 2022.02.24 21:31:38 -03'00'

**Prof. Dr. Lucas de Souza Batista
DEE (UFMG) - Orientador**

ALEXANDRE PIMENTA:
79908187600

DN: C=BR, O=ICP-Brasil, OU=AC SOLUTI Multipla v5,
OU=18530917000163, OU=Presencial, OU=Certificado PF A3,
CN=ALEXANDRE PIMENTA:79908187600
Razão: Eu estou aprovando este documento
Localização:
Data: 2022-02-24 14:20:58

**Prof. Dr. Alexandre Pimenta
Polo de Inovação (IFMG)**

Cristiano Leite de
Castro:03680288603

Digitally signed by Cristiano Leite de
Castro:03680288603
Date: 2022.02.24 15:20:43 -03'00'

**Prof. Dr. Cristiano Leite de Castro
(UFMG)**

AGRADECIMENTOS

Trilhar este caminho só foi possível com o apoio, energia e força de várias pessoas, a quem dedico especialmente este projeto de vida.

Agradeço primeiramente à Deus pela vida, pelas oportunidades, por me guiar, iluminar e me dar força para alcançar meus objetivos

Agradeço ao meu orientador, Professor Lucas S. Batista, por sua dedicação, que o fez, por muitas vezes, deixar de lado seus momentos de descanso para me ajudar e me orientar. Pela sua paciência, sabendo que estava trabalhando em paralelo com o mestrado, por seu suporte e por nunca ter me desmotivado, apesar dos meus vários momentos de dúvidas e incertezas. E, principalmente, obrigado por sempre ter acreditado e depositado sua confiança em mim ao longo de todos esses anos de trabalho.

Aos professores e colegas do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da UFMG, que ampliaram meu horizonte de conhecimento, me desafiando e dando suporte, compartilhando suas experiências profissionais e pessoais. Sou grato também pela companhia nos estudos, auxílio em trabalhos e esclarecimento de dúvidas, enriquecendo a experiência do mestrado.

Por último, quero agradecer à minha família e amigos pelo apoio incondicional que me deram, especialmente aos meus pais, Lúcio e Neide, pelo apoio e incentivo em todos os momentos da minha vida, por acreditarem em mim e não medirem esforços para a concretização dos meus sonhos. Sem vocês, nada seria possível.

Por fim, o meu profundo e sincero agradecimento a todas as pessoas que contribuíram para a concretização desta dissertação, estimulando-me intelectual e emocionalmente.

RESUMO

A automatização de investimentos é um desafio desde a criação do mercado de ações. Com o desenvolvimento de ferramentas computacionais, esse sonho tem se tornado cada vez mais próximo da realidade. Nesse contexto, neste trabalho são investigadas, modeladas e aplicadas técnicas computacionais para a automatização de investimentos. Propõe-se uma ferramenta focada no *backtesting*, com estratégia de decisão baseada em múltiplos indicadores técnicos. O objetivo é estabelecer um comitê de indicadores, o qual é responsável pela tomada de decisões baseada em sinais, tais como aguardar, comprar ou vender ativos. Esta abordagem visa remover a variável humana e emocional do sistema de tomada de decisão que, segundo estudos, pode comprometer consideravelmente o processo de tomada de decisão sob condições de incerteza. Como em outras abordagens, este método foca no uso de indicadores técnicos para operações, mas diverge quanto a combinação do tipo de operação, ativo e frequência. Neste trabalho considera-se *day trade* de mini contratos futuros de índice Bovespa, com *candles* de frequência de 5 minutos. Na amostra de dados usada, que compreende de 2015 a 2021, a estratégia adotada não foi capaz de superar o modelo de referência usado, o *buy & hold*, um dos mais clássicos. Entretanto, a ferramenta proposta se mostra pertinente (i) para agilizar o processo de captura de dados, que dependendo do ativo e frequência pode se mostrar um desafio; (ii) para a análise de dados, com métricas customizadas e visualizações; (iii) e para a otimização e validação de estratégias mais complexas usando Python, as quais exigem uma maior customização, o que poderia tornar o processo muito mais complexo se fosse usado o MQL5 do Metatrader.

Palavras-chave: Automação de investimentos; indicadores técnicos; *day trade*; mini contratos futuros de índice; *backtest*.

ABSTRACT

Investment automation has been a challenge since the beginning of stock markets. With the evolution of computational power, this dream is getting closer to reality. In this context, this paper investigates, develops and applies some computational techniques to automate investments. It was proposed a backtesting tool, with strategy based on multiple technical indicators. The goal with the indicators was to create a committee, responsible for the decision-making using signals as output, such as buy, hold or sell. This approach is made in a way that removes some psychological aspects of human traders that have significant impact on the decision making process under uncertainty conditions. Similar to other approaches it uses technical indicators, however it is different from usual approaches, this method focuses on usage for day trade operation of mini future contracts of index Bovespa, with candles of 5 minutes frequency. Considering the data used, from 2015 to 2021, the strategy used was not able to overcome the reference model used, the classic buy & hold. Even though, the proposed tool seems to be relevant (i) to improve the data acquisition process, that can be challenging depending of the equity and frequency; (ii) for data analysis, with customs metrics and visualizations; (iii) and for optimization and validation of custom and complex strategies, using python, that could be more challenging to implement using MQL5 on Metatrader.

Keywords: Investment automation; technical indicators; day trade; index future mini contracts; backtest.

Lista de Figuras

1.1	Mercado de Capitais e Derivativos	16
2.1	Psicologia de mercado	28
3.1	Series não estacionárias	36
3.2	Homoscedasticidade × Heterocedasticidade	37
3.3	Exemplo de SMA e EMA com medias de 50 e 200	39
3.4	EMAs de 13 e 26, MACD 12-26-9 e Histograma.	42
3.5	Exemplo de movimento direcional (<i>Directional Movement - DM</i>)	43
3.6	Exemplo de Sistema Direcional (<i>Directional System - ADX</i>)	44
3.7	Exemplo de Indice de Força Relativa (<i>Relative Strength Index - RSI</i>)	46
3.8	Exemplo de ATR Channels	47
3.9	Exemplo de Indece de Força (<i>Force index - FI</i>)	49
4.1	Metodologia das etapas utilizadas	50
4.2	Séries de diferenças com diferentes tipos de granularidades	55
4.3	Otimização <i>Walk Forward</i>	64
4.4	Exemplo de <i>output</i> gráfico do Backtrader	70
D.1	Parametros de <i>stop</i> ao longo do tempo, para indicador ADX, com diferenças	87
D.2	Parametros de <i>stop boxplot</i> , para indicador ADX, com diferenças	87
D.3	Parametros de <i>stop</i> ao longo do tempo, para indicador MACD, com diferenças	88
D.4	Parametros de <i>stop boxplot</i> , para indicador MACD, com diferenças	88
D.5	Parametros de <i>stop</i> ao longo do tempo, para indicador RSI, com diferenças	89
D.6	Parametros de <i>stop boxplot</i> , para indicador RSI, com diferenças	89
D.7	Função objetivo (VWR) ao longo do tempo, com diferenças	90
D.8	Função objetivo (VWR) <i>boxplot</i> , com diferenças	90
D.9	Parâmetros do sinal (ADX) ótimos, ao longo do tempo, com diferenças	91
D.10	Parâmetros do sinal (ADX) <i>boxplot</i> , com diferenças	91
D.11	Parâmetros do sinal (ForceIndex) ótimos, ao longo do tempo, com diferenças	92
D.12	Parâmetros do sinal (ForceIndex) <i>boxplot</i> com diferenças	92
D.13	Parâmetros do sinal (MACD) ótimos, ao longo do tempo, com diferenças	93
D.14	Parâmetros do sinal (MACD) <i>boxplot</i> , com diferenças	93
D.15	Parâmetros do sinal (RSI) ótimos, ao longo do tempo, com diferenças	94
D.16	Parâmetros do sinal (RSI) <i>boxplot</i> , com diferenças	94

Lista de Tabelas

4.1	Data de vencimento dos principais contratos futuros negociados no Mercado BM&F	52
4.2	Mês de vencimento	53
4.3	Conjunto de regras usadas no modelo	56
4.4	Parâmetros utilizados em cada uma das regras	57
5.1	Parâmetros utilizados em cada uma das regras e sua distribuição	73
5.2	Resultados de treino	74
5.3	Resultados do teste (com os pesos do treino)	75
A.1	Horários de negociação no mercado de ações (mercado de Bolsa)	82
A.2	Horários de negociação de contratos futuros referenciados em índice e dólar	82
B.1	Principais contratos e seus respectivos códigos	84
C.1	Exemplo de ajuste diário de contrato futuro	85

Nomenclatura

ADX *Average Directional Movement Index*

AE Algoritmos Evolucionários

AF Análise Fundamentalista

ARCH *Autoregressive conditional heteroskedasticity*

ARIMA *Autoregressive Integrated Moving Average*

ARMA *Autoregressive Moving Average*

AT Análise Técnica

B3 Brasil, Bolsa Balcão

BM&FBOVESPA Bolsa de Valores, Mercados e Futuros de São Paulo

CADE Conselho Administrativo de Defesa Econômica

CCP Contraparte Central

CDB Certificado de Depósito Bancário

CDI Certificado de Depósito Interbancário

CETIP Central de Custódia e de Liquidação Financeira de Títulos

CVM Comissão de Valores Mobiliários

DMA *Direct Market Access*

ELM *Extreme Learning Machine*

EMA *Exponential Moving Average*

FI *Force Index*

FL *Fuzzy Logic*

GARCH *Generalized Autoregressive conditional heteroskedasticity*

HFT *High Frequency Trading*

MA *Moving Average*

MACD *Moving Average Convergence/Divergence*

OTC *Over The Counter*

PG *Programação Genética*

PUMA *Platform Unified Multi Asset-class*

RNA *Redes Neurais Artificiais*

ROE *Return on Equity*

RSI *Relative Strength Index*

SARIMA *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*

SMA *Moving Average*

SVM *Support Vector Machine*

VWR *Variability Weighted Return*

WMA *Weighted Moving Average*

Sumário

1	Introdução	13
1.1	Contextualização	13
1.1.1	Mercado Financeiro	13
1.1.2	Mercado Brasileiro	14
1.1.3	Mercado de Capitais - Derivativos	15
1.1.4	Mercados Futuros - Operação	17
1.2	Motivação e Justificativa	18
1.3	Objetivos	19
1.3.1	Objetivo geral	19
1.3.2	Objetivos específicos	19
1.4	Contribuições	20
1.5	Organização do Trabalho	20
2	Revisão de Literatura	22
2.1	Métodos de Mercado	22
2.1.1	Teoria de Dow	23
2.1.2	Análise Fundamentalista	24
2.1.3	Análise Técnica	25
2.2	Psicologia de Mercado	26
2.3	Trabalhos Relacionados	27
3	Fundamentação Teórica	33
3.1	Conceitos de econometria	33
3.1.1	Séries temporais	33
	Tendência	34
	Suporte e resistência	35
	Estacionariedade	35
	Heterocedasticidade	36
3.2	Indicadores Técnicos	37
3.2.1	Indicadores de Tendências	38
	Médias Móveis	39
	Média Móvel Simples	40
	Média Móvel Exponencial	40
	Média Móvel Convergente Divergente (MACD)	41
	Indicador de Movimento Direcional (ADX)	42
3.2.2	Indicadores de Momento - Osciladores	44
	Índice de Força Relativa (RSI)	45
3.2.3	Indicadores de Volatilidade	45

	Média de Amplitude de Variação (ATR)	46
3.2.4	Indicadores de Volume - Força de Mercado	47
	Force Index (FI)	48
3.3	Considerações Finais	48
4	Metodologia	50
4.1	Condições Gerais	52
	4.1.1 Minicontratos Futuros	52
	4.1.2 Seleção de Dados	53
4.2	Regras de Operação	56
4.3	Gerenciamento de Risco (<i>Stops</i>)	56
4.4	Critérios de Interesse	57
	4.4.1 VWR (<i>Variability Weighted Return</i>)	59
4.5	Backtesting	62
	4.5.1 Estratégia treino	63
	4.5.2 Estratégia teste	63
	4.5.3 Otimização <i>Walk Forward</i>	64
4.6	Backtrader	66
	4.6.1 Pontos principais	68
5	Resultados	71
5.1	Caracterização dos Dados	71
5.2	<i>Stops</i>	72
5.3	Regras de Operação	72
5.4	Resultado da Operação	74
6	Conclusão	76
6.1	Considerações Finais	76
6.2	Proposta de Continuidade	77
	Referências Bibliográficas	78
A	Horários de negociação B3	82
B	Principais contratos e respectivos códigos	84
C	Ajuste diário – exemplo	85
D	Parâmetros otimizados	86

Capítulo 1

Introdução

Este capítulo apresenta uma contextualização dos mercados financeiro, brasileiro, de capitais e futuro (Seção 1.1), aborda as razões que motivam e justificam esta dissertação (Seção 1.2), indica os objetivos estabelecidos (Seção 1.3) e contribuições alcançadas (Seção 1.4). Por fim, apresenta-se a estrutura de organização deste trabalho (Seção 1.5).

1.1 Contextualização

A seguir apresenta-se uma contextualização sobre o setor financeiro (Seção 1.1.1) e o mercado brasileiro (Seção 1.1.2), dando foco ao mercado futuro de derivativos e sua operação (Seções 1.1.3 e 1.1.4).

1.1.1 Mercado Financeiro

Mercado financeiro é o ambiente de compra e venda de ativos financeiros, sejam valores mobiliários (ações, opções, títulos etc.), câmbio (moedas estrangeiras) ou mercadorias (ouro, produtos agrícola, *commodities* etc.). Dependendo do produto em questão, ele pode ser negociado em diferentes tipos de mercados. Nessas negociações estão envolvidas diversas instituições, que facilitam a negociação e o encontro entre agentes, regulam e fiscalizam as transações e os produtos negociados.

O mercado financeiro pode ser dividido em quatro grandes mercados ([Mobiliários; 2013](#)) (vide Figura 1.1):

- **Mercado de Capitais:** O mercado de capitais é um meio de distribuição de valores mobiliários, que tem o objetivo de gerar liquidez aos títulos emitidos pelas empresas e viabilizar o seu processo de capitalização. Isto quer dizer que o objetivo é direcionar os recursos financeiros da sociedade para o comércio, a indústria e outras atividades econômicas, assim remunerando melhor o investidor. O mercado de capitais trata de títulos, ações e derivativos em bolsas de valores, sociedades corretoras e outras instituições financeiras.
- **Mercado de Crédito:** O mercado de crédito é onde são negociados os recursos de curto, médio e longo prazo para pessoas e empresas que buscam verba para capital de giro ou consumo. É o segmento do mercado financeiro em que as instituições financeiras captam recursos dos agentes superavitários e os emprestam, assumindo o risco de crédito da operação, sendo remuneradas pela diferença (*spread*) entre seu custo de captação e o que cobram dos tomadores de crédito.

- **Mercado de Câmbio:** No mercado de câmbio são negociadas as trocas de moedas estrangeiras por moeda nacional. Participam desse mercado todos os agentes econômicos que realizam transações com o exterior, ou seja, têm recebimentos ou pagamentos a realizar em moeda estrangeira.
- **Mercado Monetário:** O mercado monetário é onde são realizados os empréstimos de recursos a curtíssimo prazo, com vencimentos inferiores a um ano, em geral com prazo de um dia, como aqueles realizados entre as próprias instituições financeiras ou entre elas e o Banco Central.

Dependendo da frequência de operação de um ativo, a operação pode ser classificada em uma das quatro categorias observadas a seguir (Murphy; 1999a):

- **Buy & Hold:** Quando o prazo de finalização da operação ocorre em um horizonte de meses a anos, tem-se um *Buy & Hold*.
- **Position Trader:** Quando o prazo é de semanas a alguns meses, tem-se um *Position Trader*.
- **Swing Trade:** Em operações com um horizonte de dias, geralmente na mesma semana, tem-se um *Swing Trade*.
- **Day Trade:** Quando o início e o fim da operação ocorrem no mesmo dia. No *Day Trade* é possível destacar ainda uma subcategoria, i.e., o HFT (*High Frequency Trading*), que se baseia completamente em *trades* executados por robôs, em frações de segundos e em alta quantidade.

1.1.2 Mercado Brasileiro

A B3 é a bolsa de valores oficial do Brasil, oriunda da fusão da BM&FBOVESPA com a CETIP. Essa fusão foi aprovada pela CVM e o CADE em 2017. Com a sua integração, passou a ocupar papel de destaque entre as maiores bolsas do mundo em valor de mercado.

A bolsa brasileira atua em dois mercados organizados:

- **Mercado de bolsa:** Realiza operações de contratos padronizados, executados pela câmara de compensação (*clearing house*) da bolsa, atuando como contraparte central (CCP). Responsável pelo gerenciamento do risco, garantias e liquidação, oferecendo um mecanismo que dá garantia a ambas as partes de que o contrato seja honrado, visto que não necessariamente as duas partes se conhecem.
- **Mercado de balcão:** Também conhecido como mercado OTC, realiza operações de contratos não padronizados, como por exemplo *swaps* (contratos para troca de fluxos de caixa no futuro de acordo com uma fórmula predefinida), contratos a termo e de opções flexíveis.

No Apêndice A apresenta-se os horários de operação. No entanto, de forma geral, dependendo do ativo, a negociação deve ser feita em horários distintos do dia, observando-se os horários de funcionamento do mercado de ações na Tabela A.1. A maioria é negociada diariamente das 9h às 18h, mas alguns contratos contam com horários específicos, como observado na Tabela A.2. Por isso, se você deseja negociar ações, terá de fazer isso no

período das 9h45 às 10h (pré-abertura), das 10h às 17h (negociação), das 16h55 às 17h (*call* de fechamento) ou das 17h30 às 18h (*after market*).

O objetivo principal da bolsa é proporcionar um ambiente seguro, confiável e organizado para essas negociações. A B3 possui uma plataforma de transações eletrônicas, PUMA *Trading System*, responsável pelo processamento de negociações, derivativos, câmbio e renda fixa.

Para realizar qualquer tipo de operação no mercado financeiro normalmente é necessário estar associado a uma corretora de valores, a qual pode estar vinculada a algum banco ou não. Assim sendo, o primeiro passo para qualquer pessoa que tenha intenções de atuar no mercado de ações é criar uma conta em uma corretora de valores, que geralmente são mais competitivas que as opções disponibilizadas pelos bancos.

A B3 separa os *traders* basicamente em 2 grupos, *Desk Traders* e *DMA Traders* (*Direct Market Access*), cujos papéis são descritos a seguir:

- *Desk Traders*: Agente membro de alguma corretora vinculada com a B3.
- *DMA Traders*: Qualquer outro *trader* que não seja membro de uma corretora, mas ainda assim seja obrigado a ter uma relação de negociação e compensação (*clearing*) com uma firma aprovada pela bolsa.

Detalhes a respeito de DMA só são relevantes para HFT, o que não é o foco desta dissertação.

1.1.3 Mercado de Capitais - Derivativos

Derivativos é o nome dado à família de mercados em que operações com liquidação futura são realizadas, tornando possível a gestão do risco de preço de diversos ativos. A origem do termo “derivativos” está associado à ideia de que os preços desses contratos possuem estreita ligação, ou seja, derivam dos preços do ativo subjacente ao contrato.

Os derivativos, em geral, são negociados sob a forma de contratos padronizados, previamente especificados (quantidade, qualidade, prazo de liquidação e forma de cotação do ativo-objeto sobre os quais se efetuam as negociações), em mercados organizados ou bacão. Eles proporcionam aos agentes econômicos oportunidades para a realização de operações que viabilizem a transferência de risco das flutuações de preços de ativos e de variáveis macroeconômicas.

Derivativos podem ser usados para proteção (*hedge*), especulação ou arbitragem (Mobiários; 2013), como descritos a seguir:

- **Hedge (Proteção)**: É a operação realizada no mercado derivativo que visa fixar antecipadamente o preço de uma mercadoria ou ativo financeiro de forma a neutralizar o impacto de mudanças no nível de preços. Os *hedgers* utilizam derivativos para reduzir riscos devido a possíveis mudanças em alguma variável de mercado; é como um seguro de preço.
- **Arbitragem**: É uma estratégia de negociação que tira vantagem do fato de dois ou mais títulos terem precificação incorreta em relação aos outros. Normalmente, a diferença de preços utilizado pelo arbitrador para realizar suas operações é muito pequena, e os lucros vêm da quantidade e do volume das operações.

- **Especulação:** O especulador é um participante cujo propósito básico é obter lucro. Diferentemente dos *hedgers*, os especuladores não têm nenhuma negociação no mercado físico que necessite de proteção. A presença do especulador é fundamental no mercado futuro, pois é o mais susceptível a riscos e assim viabiliza a outra ponta da operação do *hedger*, fornecendo liquidez ao mercado.

Figura 1.1: Mercado de Capitais e Derivativos



Fonte: elaborado pelo autor

Os mercados de derivativos são quatro: a termo, futuro, de opções e de *swap* (Mobi-liários; 2013). É possível observar na Figura 1.1 como eles se localizam na estrutura de mercados de capitais. De uma forma bem sintética, tem-se o seguinte:

- **Mercado a termo:** Nesse mercado você se compromete a comprar ou vender certa quantidade de um bem (mercadoria ou ativo financeiro) por um preço fixado ainda na data de realização do negócio, para liquidação em data futura. Os contratos a termo somente são liquidados integralmente no vencimento. Em um contrato a termo, uma das partes assume a posição de compra (*long*) e a outra a de venda (*short*), sendo este um tipo de contrato muito comum para câmbio. Podem ser negociados em bolsa e no mercado de balcão.
- **Mercado futuro:** Deve-se entender o mercado futuro como uma evolução do mercado a termo. Você se compromete a comprar ou vender certa quantidade de um bem (mercadoria ou ativo financeiro) por um preço estipulado para a liquidação em data futura. A maioria dos contratos é liquidada financeiramente, mas alguns preveem liquidação física. Diferente do mercado a termo, no mercado futuro os compromissos são ajustados financeiramente às expectativas do mercado referentes ao preço futuro daquele bem, por meio do ajuste diário (mecanismo que apura perdas e ganhos). Além disso, os contratos futuros são negociados somente em bolsas.
- **Mercado de opções:** No mercado de opções, negocia-se o direito de comprar ou de vender um bem por um preço fixo numa data futura. Quem adquirir o direito deve

pagar um prêmio ao vendedor. O objeto de negociação pode ser um ativo financeiro ou uma mercadoria, negociados em pregão, com ampla transparência. Existem dois tipos de opções: de compra (*call*) e de venda (*put*). O comprador da opção, também chamado titular, sempre terá o direito do exercício, mas não obrigação de exercê-lo. O vendedor da opção, também chamado lançador, terá a obrigação do exercício caso o titular opte por exercer seu direito. Podem ser negociados em bolsa e no mercado de balcão.

- **Mercado de *swap*:** No mercado de *swap*, negocia-se a troca de rentabilidade entre dois bens (mercadorias ou ativos financeiros). Pode-se definir o contrato de *swap* como um acordo, entre duas partes, que estabelecem a troca de fluxo de caixa tendo como base a comparação da rentabilidade entre dois bens. Um exemplo é o *swap* de ouro \times taxa prefixada.

1.1.4 Mercados Futuros - Operação

Cada tipo de contrato futuro tem um código de negociação, também chamado de *ticker*; assim o investidor sabe exatamente qual contrato está negociando. O Minicontrato Futuro de Índice Bovespa é negociado através do código “WIN” e seu horário de negociação é das 9h até 18h. Na Tabela B.1 (Apêndice B) é possível observar os principais contratos e seus respectivos códigos.

Apenas dois itens podem variar na B3: o número de contratos ofertados e o preço negociado entre as partes. A negociação de contratos futuros se dá por lotes, com valores mínimos de um, cinco ou dez contratos, dependendo do grau de liquidez do mercado, sendo seu tamanho determinado pela Bolsa.

Uma das características mais interessantes dos contratos futuros é que permitem aos investidores abrir posições para aproveitar tanto da alta quanto da queda dos preços. Ninguém paga ou recebe nada quando abre posição, porém para operar um lote padrão de minicontrato de índice, o investidor precisa depositar um percentual do valor total do contrato negociado como margem de garantia. As garantias podem ser dadas em dinheiro, títulos públicos, ações, CDBs, carta de fiança, entre outros.

Para operações de *day trade*, a margem de garantia é definida pela corretora; já para as operações de mais de um dia, a margem de garantia é definida pela B3. A margem de garantia é devolvida aos investidores após o encerramento das posições. Essa é mais uma característica importante dos contratos futuros, pois os investidores podem abrir posições de valores nominais altos sem precisar desembolsar todo o valor negociado, o que viabiliza o *hedge* e permite a alavancagem.

Outra característica do contrato futuro é a liquidação diária, para cálculo das perdas e ganhos, e para isso é necessário apurar o preço de ajuste para o contrato futuro negociado. Geralmente o preço de ajuste usado é o último preço de *call* de fechamento de mercado. Porém a Bolsa adota critérios diferentes, dependendo do ativo, para o cálculo desse preço. No contrato futuro de Ibovespa, o preço de ajuste é calculado pela média aritmética ponderada dos negócios realizados nos últimos 15 minutos de negociação (17:30 às 17:45h), exceto no dia de vencimento do contrato, no qual se usa o índice de liquidação. Para os contratos futuros de dólar, no entanto, o preço de ajuste é calculado pela média aritmética das operações realizadas no intervalo entre 15:50 e 16:00h, inclusive na data do vencimento (Hull; 2016).

A dinâmica dos ajustes diários é imprescindível para a segurança do mercado e de todos os investidores, pois reduz muito o risco de crédito e possibilita que o investidor

encerre sua posição a qualquer tempo, sem precisar esperar o vencimento do contrato. Logo, o risco de não cumprimento do contrato no mercado a termo é muito maior do que nos mercados futuros, em que os prejuízos são acertados diariamente (Mobiliários; 2013). No Apêndice C apresenta-se um exemplo do ajuste diário, demonstrando porque pode ser perigoso “dormir posicionado”. O problema de “dormir posicionado” ocorre quando estamos alavancados, como é o caso dos minicontratos, e se está sujeito às oscilações da abertura.

1.2 Motivação e Justificativa

O mercado financeiro é um setor que tem grande demanda por automatização do processo de tomada de decisão, particularmente devido ao envolvimento de diversos tipos de agentes, variáveis, objetivos, incertezas e restrições. De forma geral, o mercado financeiro é analisado segundo duas vertentes principais, i.e., a técnica e a fundamentalista. A análise técnica se baseia principalmente em padrões numéricos das variações dos preços das ações, sendo mais focada no curto prazo; já a análise fundamentalista considera, por exemplo, notícias, relatórios de investidores e o cenário macroeconômico, focando assim principalmente no longo prazo. Porém, ambas apresentam muitos comportamentos difíceis de serem modelados ou estimados; e quando essas análises são executadas por um *trader*, levam em consideração o efeito psicológico e emocional, que influencia seriamente no processo de decisão. Um exemplo desse efeito é o sentimento de perda, representado pelo dobro do sentimento de ganho, o qual faz com que um *trader* se arrisque mais quando está perdendo, a fim de tentar repor as perdas (Halfeld and Torres; 2001; Kahneman; 2011).

Apesar das dificuldades relacionadas com a previsão de series financeiras, existe um constante esforço para melhorar a compreensão sobre o mercado financeiro. Além de estudos em finanças comportamentais observados em Shiller (1990); Shleifer (2000); Kahneman (2011), várias técnicas não convencionais, que aplicam estratégias computacionais ao mercado financeiro, têm questionado a teoria do mercado eficiente (Fama; 1970), demonstrando que é possível obter lucro no mercado financeiro identificando o melhor momento para comprar e vender ações (Atsalakis and Valavanis; 2009; Rather et al.; 2017; Cavalcante et al.; 2016; de Mello Assis Correia; 2017; Namatela; 2017; Pimenta; 2017).

Por outro lado, é menos comum na literatura encontrar publicações sobre estratégias focadas no *day trade* de mini contratos com granularidades de minutos, apresentando detalhes da operação, como parâmetros de *stop* e outros parâmetros que permitam a reprodução da mesma, ou disponham de uma ferramenta de *backtest* confiável. Nesse contexto, neste trabalho é proposta uma ferramenta de *backtesting* na qual são aplicados algoritmos de auxílio à tomada de decisão baseados principalmente em indicadores técnicos, com o objetivo de automatizar a tomada de decisão de compra e venda de ações, considerando o risco, custo operacional, regras, horário, características particulares do ativo utilizado, entre outros.

O termo multicritério, usado no título da dissertação, se refere aos múltiplos indicadores técnicos utilizados para obtenção de um comitê de indicadores e seus respectivos sinais (este termo não está relacionado, neste trabalho, a uma análise de decisão multicritério). Os principais indicadores técnicos investigados são ADX, RSI, Force Index e MACD, descritos na Seção 3.2. Os ativos testados consistem de mini contratos futuros de índice Bovespa (WIN), com granularidade de 5 minutos, cujos dados históricos são disponibilizados na bolsa de valores do Brasil e também por corretoras de valores. Uma melhor descrição do ativo utilizado pode ser encontrada na Seção 4.1.2. Os resultados são

contrastados com aqueles obtidos via modelos clássicos, como *Buy & Hold*, e discutidos na Seção 5.

1.3 Objetivos

Este estudo busca atender o objetivo geral e específicos descritos a seguir.

1.3.1 Objetivo geral

O objetivo desta dissertação é desenvolver ferramentas direcionadas ao mercado de capitais, principalmente para a etapa de *backtesting*, baseadas em um comitê de decisão, utilizando indicadores técnicos e que possam efetuar, automaticamente, a gestão de risco, definição de *stops* e a compra e venda de ativos financeiros, com o intuito principal de validar estratégias de acordo com uma função objetivo, obedecendo aos critérios estabelecidos pelo usuário.

O *backtest* é o teste de um modelo de operação baseado em dados históricos, cujo objetivo é estimar como seria o resultado da estratégia em um período no passado. Para que essa simulação seja a mais próxima da realidade é necessário levar em consideração vários fatores, o que traz algumas restrições.

Para que toda a modelagem proposta neste trabalho possa ser replicada, adaptada e testada, objetiva-se desenvolver um modelo de negociação para o *backtesting* e o tornar disponível online (Campolina; 2021)¹; assim será possível testar a ferramenta de forma objetiva, aplicando as regras a dados históricos do mercado, a fim de determinar a sua eficiência. Cabe destacar que, de forma geral, o *backtest* é um módulo muito negligenciado em quase todas as publicações analisadas e, claramente, merece atenção.

Outro objetivo deste trabalho é realizar uma análise exploratória dos dados referentes ao ativo financeiro utilizado. Assim sendo, são analisados diversos tipos de *tickers*, seus vários tipos de ajustes e outras particularidades deste tipo de ativo.

1.3.2 Objetivos específicos

São objetivos específicos deste trabalho, a fim de dar suporte ao entendimento do mercado e de conceitos usados na construção de um robô investidor:

- Fazer uma contextualização a respeito do mercado financeiro e da B3; e do segmento do ativo financeiro utilizado;
- Fazer uma revisão dos métodos de mercado; da psicologia no mercado financeiro; e de trabalhos relacionados com a negociação algorítmica;
- Fundamentar conceitos utilizados de econometria e indicadores técnicos;
- Selecionar, coletar e analisar os dados referentes ao ativo financeiro utilizado; para isso, são empregados o *Metatrader*² para coleta de dados e o *Python* para análise e processamento dos dados;

¹<https://github.com/paulobh/tradingsystem>

²<https://www.metatrader5.com/>

- Implementar e desenvolver ferramentas que suportem: seleção de dados e obtenção de series históricas; um modelo de operação customizável; definição de regras de operação; definição de parâmetros de *stop* automatizados; integração com a biblioteca *Backtrader*³ para infraestrutura de *backtest*; execução de *backtest*; e visualização dos resultados e das operações;
- Fazer análise dos resultados: apresentar resultados do *backtest*, considerando amostras de teste e treino; e comparar com *benckmarcks* de interesse;
- Apresentar uma discussão final e proposta de continuidade.

1.4 Contribuições

Conforme observado na revisão da literatura, os artigos investigados concentram-se principalmente na previsão das séries temporais e poucos na descrição do modelo de negociação. Neste trabalho detalha-se a forma de efetuar a compra e a venda de ações, assim como a definição automatizada de seus parâmetros de *stop*, regras de operação e gestão de risco; a ferramenta proposta utiliza restrições diárias de perdas, horários de operação e variações dos hiper-parâmetros dos indicadores técnicos; de forma geral, não se observou na literatura nenhum sistema de negociação semelhante.

A seguir são apresentadas as principais contribuições do modelo de negociação automática construído neste trabalho:

- Faz uso de mini contratos futuros de índice em operações de *day trade*
Nos trabalhos revisados não são citadas publicações usando este tipo de ativo; apenas em [Silva \(2018a\)](#) e [Dallaqua \(2019\)](#) emprega-se mini contratos futuros de dólar, que apesar de semelhantes, se diferem em alguns pontos, como a menor volatilidade.
- Realiza uma descrição completa do modelo de negociação e do *backtest*
Frequentemente na literatura, esses módulos não são discutidos, apresentam falhas, ou são apenas parcialmente definidos, o que impede sua reprodutibilidade.
- Faz uso da biblioteca *Backtrader* para auxílio na infraestrutura de negociação
De forma geral, foram pesquisadas e testadas diversas ferramentas, porém essa se mostrou mais bem documentada e customizável para a estratégia utilizada. Apesar de ser necessário um esforço para entender com usar o *framework*, o código disponibilizado pode contribuir nessa etapa, economizando tempo e fornecendo um exemplo não disponível em outros lugares.
- Emprega regras de operação e gestão de risco mais completas
A definição dessas regras se baseia em restrições diárias de perdas, horários de operação e variações dos hiper-parâmetros dos indicadores técnicos.

1.5 Organização do Trabalho

O restante deste trabalho está organizado da seguinte forma: o Capítulo 2 apresenta uma introdução à operação do mercado financeiro e tipos de operação, além de revisar

³<https://www.backtrader.com/>

trabalhos relacionados; o Capítulo 3 apresenta uma introdução aos indicadores técnicos; o Capítulo 4 discute a estratégia utilizada, *backtesting*, assim como alguns parâmetros e considerações mais relevantes; o Capítulo 5 apresenta e analisa os resultados da estratégia aplicada nos *datasets* empregados; por fim, o Capítulo 6 conclui o trabalho e aponta direções de continuidade.

Capítulo 2

Revisão de Literatura

Neste capítulo apresenta-se uma descrição dos métodos clássicos de mercado, tais como Teoria de Dow (Seção 2.1.1), análise fundamentalista (Seção 2.1.2) e análise técnica (Seção 2.1.3), essenciais a estudos relacionados ao mercado financeiro e análise de preços. Aborda-se ainda a psicologia de mercado (Seção 2.2), que tem grande impacto nas decisões dos participantes que atuam nesse mercado. Por fim, realiza-se uma revisão de trabalhos relacionados (Seção 2.3).

2.1 Métodos de Mercado

A teoria dos mercados eficientes (Fama; 1970) defende que os preços refletem todas as informações relevantes para os resultados futuros. Isto é, os preços do mercado são justos, o que não tornaria possível a compra de ativos subvalorizados ou a venda sobrevalorizada de ativos para a obtenção de lucros significativos. Nessa teoria, todos os investidores são racionais, maximizadores de lucros, têm acesso as mesmas informações e o preço reflete imediatamente qualquer novo fato relevante. Porém, é fácil perceber que existem falhas nessa teoria, como a presente assimetria de informações, ou o simples fato de que conhecimento não é igual a ação.

Uma das teorias que explica o movimento dos preços no mercado é a do *Random Walk* (Kendall and Hill; 1953), que defende que os movimentos passados não têm influência no futuro, já que o mercado funciona de forma irracional e os movimentos são imprevisíveis, seguindo um passeio aleatório. Essa teoria também pode ser encontrada em outros estudos da época como em Roberts (1959), onde se apresenta uma discussão similar considerando o índice Dow Jones. Eugene Fama (Fama; 1965) mostra várias evidências estatísticas da independência dos preços, assim como defende que a análise técnica não tem poder preditivo. Também é possível dizer que essa teoria se assemelha ao processo de Markov (Markowitz; 1959), um processo estocástico no qual o seu histórico não afeta uma variável se considerarmos um período curto de tempo, mas somente o seu valor no início do período.

Apesar de existir vários estudos que defendiam a teoria de *Random Walk*, não havia uma interpretação adequada do significado econômico disso, e alguns equivocadamente defendiam que devido a essa aleatoriedade, a teoria fundamentalista não deveria se basear nos preços e que não teria significado econômico. Porém, vários outros estudos posteriores surgiram a fim de defender a não aleatoriedade do mercado, como por exemplo em Lo and MacKinlay (1988).

Os trabalhos de Mandelbrot (1966) e Samuelson (2016) defendem que uma certa aleatoriedade deve ser esperada em mercados mais desenvolvidos. Porém, em um mercado

competitivo é improvável que ela supere o mercado todas as vezes, a não ser que tenha alguma informação privilegiada. Os preços atuais refletem as expectativas dos investidores considerando as informações disponíveis no momento. Então, se há uma expectativa de uma mudança do preço por possíveis eventos futuros, e se as expectativas dos investidores forem imparciais, essas mudanças dos preços devem ser aleatoriamente positivas ou negativas.

Outra teoria relevante é a teoria dos portfólios modernos (Markowitz; 1959), que se baseia na ideia de montar uma carteira de ativos com base nos dados passados. No entanto, é importante considerar que os preços das ações trazem embutido a variável psicológica, assim como variáveis mais voláteis ao longo do tempo, como o risco associado a uma tendência presente. Retornos passados não são garantias de retornos futuros.

2.1.1 Teoria de Dow

É possível dizer que a Teoria de Dow é um dos pilares da análise técnica, sendo até hoje muito referenciada. Essa teoria se baseia unicamente na análise da variação de preços.

Inicialmente, para medir o movimento do mercado, Dow criou em 1884 um índice baseado em 11 ativos: 9 ferroviários e 2 industriais. Em 1887 optou por separar e criar 2 índices para determinar esse movimento, um índice baseado em 12 ativos industriais e outro com 20, vinculados ao setor ferroviário. Ao longo do tempo foram adicionados mais ativos e vinculados outros setores relacionados. Um dos seus princípios defende que estes 2 indicadores devem andar alinhados, uma vez que a industrial produz os bens e a logística os entrega.

Em 1903, ano da morte de Dow, S. A. Nelson publicou um compilado desses editoriais chamado de *The ABC of Stock Speculation*, fazendo a primeira menção à “Teoria de Dow” (Nelson; 1903). Em 1922, William Peter Hamilton, sócio de Dow e sucessor no *The Wall Street Journal*, completou, organizou e formulou os princípios básicos dessa teoria (Hamilton and Dow; 1922).

A Teoria de Dow se baseia nos princípios mencionados a seguir (Murphy; 1999a):

1. O mercado tem três tendências: primárias (longas, > 1 ano); secundárias (intermediária, 3 semanas a 3 meses); e terciárias (curtas, < 3 semanas).
2. O volume acompanha a tendência.
3. Tendências primárias de alta têm três fases: acumulação; alta/subida sensível; euforia/estouro.
4. Tendências primárias de baixa tem três fases: distribuição; baixa/pânico; baixa lenta.
5. As médias descontam tudo.
6. Duas médias devem se confirmar.
7. O mercado deve se desenvolver em linha.
8. As médias devem ser calculadas com preços de fechamento (*close*).
9. A tendência será mantida até que haja sinais de reversão.

Esses princípios são melhor discutidos em [Murphy \(1999a\)](#); [de Almeida Lemos \(2017\)](#).

No entanto, várias críticas são feitas a Teoria de Dow quanto ao atraso dos sinais, dúvida gerada e falta de precisão. Devido ao atraso para confirmar o início ou o fim de uma tendência, não é possível aproveitar o primeiro e o último terço das tendências primárias. A identificação do sinal de compra ocorre assim na segunda fase do movimento, justamente onde os outros indicadores de tendência começam a identificar tendências. Como a teoria não permite antecipar quando um movimento secundário irá se tornar primário, ou um terciário, secundário, esse fato deixa o investidor na dúvida, já que somos impacientes e dependentes de algum indício da direção principal do mercado. A teoria também não contribui na identificação de tendências secundárias, privando os investidores de oportunidades significativas de ganhos.

Em resposta as críticas, Dow aparentemente não tinha interesse em usar sua teoria para antecipar a direção do mercado. Para ele, o maior valor da sua teoria era o de utilizar a direção do mercado como um barômetro das condições das empresas, reconhecendo o surgimento de grandes tendências no mercado, a capturar a porção intermediária desses movimentos.

2.1.2 Análise Fundamentalista

A Análise Fundamentalista (AF) é um dos principais instrumentos utilizados na análise de ativos financeiros, baseado na avaliação financeira, econômica e mercadológica de uma empresa e suas expectativas e projeções para o futuro, passando pela análise de governança, balanços e demonstrativos financeiros ([Martins; 2010](#)).

O principal objetivo dessa análise é comparar o preço atual com o valor presente de negócio da empresa, em que o valor presente é o valor de um montante do futuro, trazido para o momento atual. A AF ajuda a definir o “preço justo” (*target price*) para as ações, uma vez que os preços negociados muitas vezes divergem dos fundamentos das empresas, podendo estar:

- **Sobrevalorizado/ *overbought***: ações são negociadas acima do valor intrínseco justo, indicando a venda dos ativos.
- **Subvalorizado/ *oversold***: ações são negociadas abaixo do valor intrínseco justo, indicando a compra dos ativos.

A análise fundamentalista pode ser dividida em dois tipos principais, i.e., a qualitativa e a quantitativa. Os fundamentos qualitativos são mais subjetivos que os quantitativos, pois não podem ser mensurados com variáveis calculadas. Entretanto, entre analistas de mercado, não há uma preferência significativa por uma ou outra. Na análise qualitativa são estudados outros aspectos das companhias que vão além de números, mas muito relevantes e cada vez mais levados em consideração. Dentre eles temos: nível de governança corporativa; bom quadro de diretores e executivos; boa estratégia e marca forte; potencial de crescimento; entre outros.

Os fundamentalistas quantitativos se baseiam em premissas e resultados numéricos e em fórmulas matemáticas. A grande maioria dos indicadores fundamentalistas são obtidos com base nos resultados financeiros e operacionais que as empresas são obrigadas a apresentar aos investidores. Os indicadores financeiros podem ser divididos em 4 categorias: liquidez; endividamento; rentabilidade; e valor de mercado. Basicamente, os índices

de liquidez e endividamento medem o risco; os de rentabilidade o retorno; e os de valor de mercado capturam tanto o risco quanto o retorno.

Os índices de valor de mercado utilizam o preço corrente das ações e relacionam com certos valores contábeis. Dentre os índices de valor de mercado, temos a análise de balanço, número de ações, dividendos pagos, entre outros. São apresentados alguns dos principais indicadores fundamentalistas em (Graham and Sette; 2016), (Pinheiro; 2019) e (Debastiani and Russo; 2008).

Por fim, podemos concluir que existe uma defasagem entre o “valor justo” e o valor atual, visto que muitas outras variáveis não são consideradas ou mensuradas, estando os preços susceptíveis a diversos fatores, como por exemplo notícias, informações privilegiadas ou fatores emocionais, os tornando tão voláteis e dificultando certas operações. Porém nem todos podem concordar com o “preço justo” atribuído, visto que o acesso a informação não é igual para todos, assim como *traders* têm objetivos diferentes. Como as expectativas das pessoas para o futuro é o que faz os preços oscilarem, esse é um fator bem relevante. Mesmo que a projeção esteja coerente, manter a sua posição pode ser um tarefa difícil, seja pela volatilidade do mercado ou algum outro fator.

2.1.3 Análise Técnica

“Na maior parte do tempo as ações estão sujeitas a flutuações de preços irracionais e excessivas em ambas as direções como consequência de uma tendência, impregnada na maioria das pessoas, para especular ou jogar (...) abrindo caminho para a esperança, o medo e a ganância” (Graham and Sette; 2016).

A análise técnica é o estudo da ação do mercado, principalmente por meio de uso de gráficos, com o objetivo de prever as tendências futuras de preços (Murphy; 1999b). Nessa análise, acredita-se que o preço desconta tudo, sejam fatores políticos, psicológicos ou qualquer outro fator. O propósito de representar as ações em gráficos é para identificar tendências que tendem a continuar no mesmo sentido. Uma outra premissa de análise é que a história se repete, onde padrões observados no passado devem dar bons resultados no futuro, podendo ter modificações leves ou não.

A Análise Técnica (AT), diferente da Análise Fundamentalista (AF), foca apenas na movimentação dos preços e em como o mercado deve reagir no curto prazo, não analisando as causas envolvidas, e.g., relatório de investidores, governança, projeção de lucros e notícias em geral. Dentro da AT observa-se duas subdivisões, i.e., uma que utiliza reconhecimento de padrões gráficos e uma que utiliza indicadores técnicos (Elder; 1993).

A AT é como uma regra: SE algo acontecer, ENTÃO faça isso, SENÃO aquilo. São decisões adaptadas e um processo de aprendizado próprio contínuo, pois o mercado precede a análise técnica e a resposta, mas o que de fato importa é a velocidade de resposta dos investidores. Outra definição seria: a análise técnica é a interpretação da ação do mercado para antecipar os movimentos futuros dos preços.

Neste trabalho são utilizados apenas indicadores técnicos, os quais podem ser divididos em quatro categorias (Murphy; 1999a). Existem os seguidores de tendência (Seção 3.2.1), como indicadores de média móvel; osciladores (Seção 3.2.2), que monitoram a possibilidade de uma reversão dos preços, e.g., Índice de Força Relativa (RSI); indicadores de divergência (Seção 3.2.3), que indicam a possível presença de uma correção ao observar divergências do valor do indicador com o comportamento do preço, costumam utilizar o sistema de bandas, que geralmente se baseia em médias móveis e três bandas, considerando a volatilidade do ativo, e.g., Bandas de Bollinger; indicadores da força do mercado, geralmente associados

com o volume (Seção 3.2.4) e.g., *Force Index* (FI). Esse assunto será discutido com mais detalhe no Capítulo 3.

Em ambas as teorias é possível encontrar críticas, principalmente quanto a análise técnica. De forma geral, uma vez que todos conhecem os padrões de preços nessa análise, por apresentar um caráter preditivo, todos seriam capazes de acertar suas operações, até chegar um ponto em que o mercado iria se adaptar e os padrões observados não teriam mais validade, então parando de funcionar. Porém, a análise desses padrões pode ser bastante subjetiva, e os investidores podem ter outros objetivos ao investir em um ativo, pensando nos riscos, prazos, ou outros fatores (de Almeida Lemos; 2017). É preciso ter uma clara noção de que os preços são afetados pelo resultado direto da Lei da Oferta e da Procura.

2.2 Psicologia de Mercado

O estudo das finanças comportamentais surgiu no final da década de 70, possuindo como foco principal o comportamento humano frente a situações de risco. No campo da *behavioral finance*, uma das maiores e mais reconhecidas figuras da atualidade é o psicólogo Daniel Kahneman, que recebeu o prêmio nobel de economia pelos seus estudos. No seu livro, Kahneman (2011) aborda as suas principais ideias sobre a forma como a nossa mente pode ter um papel fundamental na tomada de decisões. Kahneman identifica duas formas principais com que a nossa mente toma decisões racionais:

- **Sistema 1:** O sistema 1 é relacionado com o “pensamento rápido” e está caracterizado pelas apreciações instantâneas das situações, pensamento subconsciente e pensamentos basicamente processados na amígdala do cérebro. De acordo com o sistema 1, a mente não processa cada palavra pela sua importância. Em poucas palavras é o que se poderia chamar “pensamento intuitivo”.
- **Sistema 2:** Por outro lado, o sistema 2 para Kahneman é o “pensamento lento”. Processado no córtex pré-frontal do cérebro, o sistema 2 é caracterizado pela análise mais profunda das situações. Este sistema monitora o sistema 1 sempre que surge uma situação de maior complexidade.

A aversão às perdas, segundo Kahneman (2011), é um dos pilares das Finanças Comportamentais, uma vez que afirma que o investidor considera tanto os ganhos quanto as perdas, mas não dá a ambos o mesmo valor psicológico, visto que sentem muito mais a dor emocional diante da perda do que o prazer diante de um ganho equivalente. A aversão à perda é um viés cognitivo que emerge das heurísticas, o que leva, portanto, a uma percepção irracional e subjetiva de valores. É possível entender mais sobre a dor emocional advinda das perdas quando se leva em consideração as expectativas relacionadas ao *trading*.

Assim, acreditar no mercado em termos probabilísticos isenta o operador da necessidade de estar certo para abrir uma operação vencedora. Quando não há expectativa excessiva e há neutralidade nas interpretações dos sinais do mercado, as informações deixam de assumir caráter negativo e ameaçador quando contrárias, diminuindo os danos psicológicos no indivíduo e o colocando mais perto da consistência nos ganhos.

Outro efeito importante do sistema 1 é a tendência em gerar respostas em situações onde existe ausência de informação (Kahneman; 2011). Em média, as pessoas comuns

têm poucos conhecimentos sobre mercados financeiros, e ainda assim sentem que sabem muito sobre ele. Por todas estas razões, ter um sistema automático que ajude na tomada de decisões é bem relevante, e pode evitar que o investidor cometa erros comuns, tais como: (i) comprar quando os preços estão a cair (comprar ativos mais baratos) no meio de um pânico vendedor (pânico onde os investidores vendem os títulos devido às quedas dos preços), ou (ii) vender ativos a preços desproporcionais, perto dos tetos de mercado (quando o preço dos ativos é mais elevado).

Diversos tipos de comportamento foram identificados por diferentes pesquisadores, tais como a aversão às perdas, a autoconfiança excessiva, o excesso de otimismo e as reações sobre as novidades do mercado. A partir dessas implicações, é possível identificar esses padrões de comportamento nas decisões de investimentos, buscando compreender as manifestações psicológicas por trás dos indivíduos que atuam no mercado financeiro, principalmente em mercados e modalidades mais arriscadas como as operações de curto prazo (*day trade*) em renda variável.

Como observado em um estudo sobre a bolha financeira dos anos 1990 nos Estados Unidos (Shiller; 1990), um aumento dos preços tende a gerar um novo aumento, retroalimentando esse ciclo, ganhando uma amplificação com o auxílio da mídia, internet e outros canais. Por fim, o motivo inicial do aumento tem pouco significado, e o preço final acaba não fazendo sentido, como em uma brincadeira de telefone sem fio. Essa situação é ilustrada na Figura 2.1.

A teoria de finanças comportamentais não nega que a maioria das decisões econômicas seja tomada de forma racional e deliberada. Entretanto, considera que, se não fossem levadas em consideração as decisões emocionais e automáticas, os modelos econômicos seriam falhos para explicar o funcionamento dos mercados. Nesse contexto, ela é considerada a base teórica da análise técnica (de Almeida Lemos; 2017).

2.3 Trabalhos Relacionados

Na literatura existem inúmeras publicações que investigam técnicas de inteligência computacional para resolver problemas do mercado financeiro. No entanto, são poucos os que fazem uma revisão abrangente da literatura existente sobre o assunto. A maioria das pesquisas apresentam uma discussão limitada ou enviesada, seja pelo foco em alguma aplicação financeira específica ou alguma família de algoritmos de *machine learning*. Nos trabalhos de Cavalcante et al. (2016), (Machado; 2020) e Rather et al. (2017) é feita uma revisão das principais publicações referentes a modelos de automação em aplicações financeiras.

Uma revisão de diversos métodos de inteligência computacional considerando várias aplicações no mercado financeiro é feita em Cavalcante et al. (2016). Nessa revisão foram analisadas as principais publicações entre 2009 e 2015, cobrindo: técnicas de pré-processamento e agrupamento (*clustering*) de dados financeiros; predição de movimentos futuros do mercado; mineração de informações na forma de textos; entre outros. As principais contribuições dessa revisão se baseiam na ampla cobertura do estudo, na definição de procedimentos para construção de *trading systems* inteligentes e na discussão dos principais desafios e problemas nesse campo de estudo. Entretanto, como indicado na revisão, a maioria dos estudos publicados não fornece regras para negociar no mercado ou mesmo para gerenciar riscos de investimento e a avaliação do lucro dos métodos propostos é geralmente negligenciada.

Em Rather et al. (2017) também é feita uma ampla revisão da literatura, porém com

Figura 2.1: Psicologia de mercado



Fonte: *International Herald Tribune*, 27 de Outubro de 1989. Kal, Sindicato dos cartoonistas e escritores, 1989

um destaque para modelos matemáticos antecessores aos modelos baseados em inteligência computacional. No estudo são analisados artigos relacionados a predição de preços de ações e seleção de portfólios. Para a predição de preços de ações, observa-se que estudos mais recentes, baseados em inteligência computacional, assim como modelos derivados de *deep belief networks* e *extreme learning machines*, podem produzir resultados mais precisos. No que se refere a seleção de portfólios, esta é uma área com menos atenção, da qual espera-se ainda muitos estudos em relação a predição de modelos de portfólios.

Uma análise empírica de 258 periódicos internacionais, publicados entre 2000 e 2007, elaborada por [Wuerges and Borba \(2010\)](#), abordou especificamente estratégias para negociação em bolsas de valores. Essa análise enfatizou particularmente a aplicação de Redes Neurais Artificiais (RNAs), Algoritmos Evolucionários (AEs) e Lógica Fuzzy (FL). De forma geral, indicou que RNAs representam o método mais utilizado, correspondendo a 74,81% dos artigos analisados, e que os algoritmos híbridos são bem menos frequentes, com apenas 13,57%. A preferência pelas redes neurais na área de finanças é de 73,30%

dos artigos analisados. No caso da FL, os trabalhos da área de finanças correspondem a 21,02%. Os algoritmos híbridos ainda são muito raros e sua presença é um pouco mais comum nos trabalhos de finanças, sendo utilizados em 17,05% deles.

Na linha de inteligência computacional, área com grande potencial de aplicações no mercado financeiro (Cavalcante et al.; 2016; Rather et al.; 2017), foram analisados vários trabalhos recentes (Silva; 2018b; Namatela; 2017), que se enquadram na temática de redes neurais. Estes trabalhos são discutidos a seguir.

Em Silva (2018b) foi desenvolvida uma estratégia de operação baseada nas previsões geradas por um conjunto (*ensemble*) de RNAs do tipo ELM (*Extreme Learning Machine*). O intuito principal foi verificar a sua aplicabilidade em estratégias de investimento de curto prazo (*Day Trade*). Cada RNA tem a responsabilidade de realizar previsões de tendência no retorno do preço e volume, com base em dados históricos dispostos em janelas temporais deslizantes de preço, retorno, volume e indicadores de análise técnica. A estratégia então determina os momentos de abertura e fechamento de posições, considerando os sinais das previsões das RNAs.

Uma validação do tipo *backtesting* simulado foi realizada nos ativos VALE3, ITUB4, PETR4 e BOVA11, com periodicidades variadas (1, 5, 15 e 30 minutos, 1 e 4 horas e 1 dia) durante o ano de 2017. Os resultados financeiros foram comparados com as estratégias *Buy & Hold* e aleatória, considerando-se a estratégia *RNA price* e o *Ensemble Price and Volume*.

Os resultados encontrados mostram que o uso de RNAs do tipo ELM é adequado para estratégias de operações de curto prazo. As estratégias apresentadas mostraram, em várias situações, capacidade de gerar lucro e reduzir o risco em robôs frente aos *benchmarks* e *baselines* selecionados. De forma geral, apresentaram bons índices financeiros de risco e retorno em investimentos. No entanto, não existem, até o momento, quaisquer fórmulas estabelecidas que garantam ganhos fora do padrão quando essas são submetidas a situações reais.

Nas propostas de continuidade, sugere-se executar o experimento em uma plataforma para a realização de *backtesting* com resultados mais próximos do real e completos, oferecendo relatórios de desempenho financeiro com dezenas de indicadores. Na execução do *backtesting*, entretanto, é normalmente difícil controlar, em ambientes simulados, o gerenciamento da configuração de vários tipos de *stops*, como *stop* fixo percentual e *trailing stop*.

Ainda na linha de redes neurais, em Namatela (2017) é apresentada uma estratégia de negociação automatizada que combina previsões feitas por redes neurais artificiais e preditores econométricos. Essa combinação é realizada por meio de seletores inteligentes e comitês de decisão diversos que, progressivamente no tempo, são otimizados para gerarem cenários lucrativos. Pode-se perceber, de forma geral, em relação às classes de preditores, um destaque para o GARCH e as RNAs frente a SMA, ARMA e Seletor SARIMA. Dessa forma, tem-se um forte indício de que a aplicação de métodos não lineares pode ser mais adequada às séries temporais financeiras.

Os desafios enfrentados durante as fases de testes demonstraram que certos pontos podem ser delicados neste tipo de pesquisa. Para tanto, pode-se citar, principalmente, a influência exercida por diversas variáveis como a profundidade do livro de ofertas, séries com maior granularidade (*tick by tick*), humor de mercados, valores de *spreads*, relação entre horários e liquidez dos ativos, dentre outras. Nesse trabalho foram utilizados dados diários de 10 ativos de alta liquidez na bolsa, no período de 3 anos, sendo o último ano 2013. Propõe ainda uma combinação de técnicas que modelam a volatilidade dos retor-

nos e que, para encontrar parametrizações ótimas nos métodos, tomam por mecanismo principal técnicas clássicas de inteligência artificial e otimização.

Apesar do robô investidor ter se mostrado rentável e apresentar em sua arquitetura diversos módulos com soluções para etapas importantes de um *trading system*, como negociação e gestão de riscos, outras etapas não puderam ser empreendidas. Os desafios enfrentados durante as fases de testes demonstraram que certos pontos podem ser delicados neste tipo de pesquisa.

Considerando o mercado brasileiro e o modelo de negociação de *day-trade*, ainda dentro da temática de inteligência computacional, outros trabalhos são citados, como Pimenta (2017) que faz uso de Programação Genética (PG) e Silva (2018a), que emprega Máquina de Vetores de Suporte. Estes trabalhos são discutidos a seguir.

Em Pimenta (2017) é desenvolvido um sistema inteligente para previsão de séries financeiras que utiliza programação genética aplicada ao mercado de capitais, associando também a análise técnica com uma implementação multiobjetivo. Nesse trabalho é proposto um sistema de negociação para compra e venda de ações, através de um comitê de decisão, a fim de identificar o momento das operações. Foram desenvolvidos dois sistemas de investimentos, um baseado em seleção multiobjetivo de regras por meio da combinação de regras derivadas de indicadores técnicos e outro baseado na programação genética multiobjetivo, aprimorando o sistema baseado somente em análise técnica. O sistema baseado em análise técnica se mostrou promissor, porém em períodos de crise apresentou resultados negativos, o que difere dos resultados do sistema baseado na programação genética. Nesse trabalho foram utilizadas 6 ações, em operações de *Swing Trade*, com dados diários em janelas de 2 anos e 1 ano, sendo esse último um período de crise. A proposta apresentada, que combina otimização multiobjetivo, programação genética, análise técnica, remoção de *outliers* (valores que parecem ser ou muito grandes ou muito pequenos, em comparação com o restante das observações), seleção de características e comitê de decisão é única na literatura, assim como a descrição do módulo de negociação.

Em seu trabalho, apesar de detalhar a forma de efetuar a compra e a venda de ações, que a princípio representa um sistema de negociação único na literatura, não foi desenvolvido um método automatizado para ajustar os parâmetros de *stop* para se adaptar a diferentes cenários e ativos. Por fim, apresentou-se como proposta de continuidade a execução de experimentos com *candles* de frequência menores em operação de *Day Trade*.

Já em Silva (2018a) é desenvolvido o algoritmo *Thaler*, um protótipo de robô investidor, capaz de obter uma série histórica financeira do mini contrato de dólar (WDO) com periodicidades variadas (1, 5, 15 e 30 minutos). Além disso, através de um solver que é fornecido na LIBSVM (biblioteca popular de aprendizado de máquina de código aberto), cria uma Máquina de Vetores de Suporte (SVM) para classificação de regras da venda da AT. Esse robô é capaz de realizar predição dos sinais fornecidos pelos indicadores da AT e abre posições de venda no mercado. Além disso, pode utilizar uma conta real ou uma conta demo no testador de estratégia com a ferramenta de negociação *MetaTrader5*, que é disponibilizada por diversas corretoras. O robô investidor foi capaz de garantir um rendimento financeiro considerável nos *backtests*, capaz de superar investimentos em renda fixa, como Poupança, CDI e a taxa Selic.

Esse trabalho mostra que apenas a SVM aplicada na classificação de indicadores da AT não obtém sucesso em desempenhar um bom controle de risco; além disso, não previne perda ou prejuízo financeiro ao investidor nos momentos em que a SVM não classifica corretamente os indicadores, ou em momentos em que os sinais estejam precipitados ou atrasados. Nesse trabalho também não se define de modo automático o valor de *stop*.

Afastando-se um pouco do tema de inteligência computacional, é válido mencionar outros pontos como estratégias de operação *day trade* na bolsa (Gomes; 2018); uso de *robo-advisors* no mercado brasileiro (Guterman; 2017; Dallaqua; 2019); e uso de indicadores fundamentalistas na B3 (Henrichsen; 2020). Esses trabalhos são discutidos a seguir.

Uma análise das principais estratégias utilizadas por pessoas físicas em operações *day trade* na bolsa, comparando-as com operações *Buy & Hold*, é feita em Gomes (2018). Nessa análise foram utilizadas três estratégias com maior número de adeptos, sendo o período de análise de aproximadamente 1 ano (01.06.2017 a 31.05.2018) em 20 ativos. Os resultados das estratégias apresentam diferentes taxas de acerto e retorno, dependendo do estilo de operação do *trader*. Essas estratégias, apesar de apresentarem resultados interessantes, mostraram-se negativas ao considerar os custos operacionais envolvidos (corretagem e imposto de renda) e também desempenhos inferiores quando comparadas ao modelo *Buy & Hold*.

Em Guterman (2017) busca-se responder a pergunta: o *robo-advisor*, nome pelo qual é conhecido o serviço automatizado de aconselhamento financeiro, tomará o lugar do *human-advisor*? Após definir os principais clientes desse tipo de serviço, realiza-se um apanhado da legislação pertinente e verifica-se que os *robo-advisors* ainda não cumprem todas as regras de *suitability* determinadas pela legislação, que incluem a adequação dos investimentos ao perfil do investidor, o que caracteriza uma preocupação presente na regulação dos mercados ao redor do mundo. Também são avaliados quatro *robo-advisors* brasileiros em relação ao que se espera de um *human-advisor*: Alkanza, Magnetis, Vérios e Warren. De forma geral, várias falhas básicas são encontradas nas três etapas do processo de investimento (planejamento, execução e monitoramento). Além disso, com o objetivo de tentar entender melhor o futuro dessa indústria, analisou-se conceitualmente: i) um processo de aconselhamento financeiro típico, ii) como um serviço de *robo-advisor* lida com esse processo hoje em dia e iii) como poderá lidar no futuro.

Em Dallaqua (2019) é feito um estudo no *day trading* mensurando o impacto psicológico no desempenho de um sistema de negociação financeira autônomo, dando um foco ao *design science*. Porém ele conclui que mesmo em um sistema autônomo o impacto do comportamento humano não é completamente nulo, mas contribuem para a estratégia e validação dos sistemas desenvolvidos apesar de proverem resultados inconsistentes que acaba desmotivando muitos *traders*.

Apesar de no estudo atual não serem utilizados indicadores da análise fundamentalista, dependendo do seu objetivo e da sua aplicação, esta teoria pode ser algo interessante de ser analisada, como mencionado em Henrichsen (2020). Em seu trabalho é analisada a existência de correlação entre os indicadores fundamentalistas P/L (Preço/Lucro), P/VP (Preço/Lucro) e ROE (Retorno Sobre o Patrimônio Líquido) e o preço de ações de empresas selecionadas da B3, no período 2011–2019. As dez empresas que compõem o estudo foram selecionadas através do Ibovespa, aplicados os filtros necessários, e os dados foram encontrados em sites e calculados através do Excel. Concluiu-se que existe correlação entre preço das ações e P/VP e, através do coeficiente de determinação, identificou-se o percentual do preço da ação que é explicado por este indicador. Através do teste F afirmou-se que todos os modelos, para as dez empresas, são estatisticamente significativos a 95% de confiança ou 5% de significância. Conclui-se que, para o pequeno investidor que não tem condições financeiras para contratar um serviço de planejamento financeiro, a solução do *robo-advisor* é melhor do que investir sem nenhuma orientação, desde que tenha consciência das limitações do serviço, o que é duvidoso, na melhor das hipóteses. Por outro lado, em um país como o Brasil, onde a atividade de *financial advisory* é

ainda incipiente, o advento do *robo-advisor* poderia, em tese, inibir o crescimento dessa indústria.

Tendo em vista as limitações discutidas, o objetivo desta dissertação é desenvolver uma ferramenta automatizada direcionada ao mercado de capitais. De forma geral, esta ferramenta apresenta semelhanças com os métodos propostos por Pimenta (2017); Namatela (2017); Silva (2018a), pois utiliza a AT para gerar sinais de operação, porém, com um maior destaque no *backtest*, descrição de regras, ativos e estratégias, assim como gestão do risco.

Outra contribuição refere-se aos testes destas implementações com minicontratos futuros de índice, os quais possuem algumas particularidades. Nos artigos revisados, praticamente não são citadas aplicações usando este tipo de ativo; apenas em Silva (2018a) e Dallaqua (2019) identificou-se o uso de mini contratos futuros de dólar.

Para auxiliar no *backtest*, foi utilizada a biblioteca *Backtrader*¹ para suporte à infraestrutura de negociação. Foram pesquisadas e testadas diversas ferramentas, porém essa se mostrou mais bem documentada e customizável à estratégia utilizada. Este ponto é relevante no que se refere às propostas de continuidade de diversos trabalhos que negligenciam as ferramentas de *backtest*.

¹<https://www.backtrader.com/>

Capítulo 3

Fundamentação Teórica

Este capítulo apresenta uma fundamentação teórica acerca dos métodos específicos utilizados no robô de investimento e análise dos dados. De maneira geral, são sucintamente abordados conceitos de econometria (Seção 3.1) e indicadores técnicos (Seção 3.2).

3.1 Conceitos de econometria

Desde a década de 60, técnicas de econometria, particularmente as que tentam corrigir correlações seriais nos resíduos, são utilizadas para modelar e entender dados de séries temporais. Econometria pode ser interpretada como a medição econômica ou a análise quantitativa dos fenômenos econômicos ocorridos; e se baseia no desenvolvimento paralelo da teoria e das observações, com uso de métodos de inferência adequados (Gujarati and Porter; 2011). Segundo Tintner (1968), econometria, resultado de determinada perspectiva sobre o papel da economia, consiste na aplicação da estatística matemática a dados econômicos para dar suporte empírico aos modelos formulados pela economia matemática e obter resultados numéricos. Outra definição pode ser vista em Godfrey (1964), onde é dito que a econometria pode ser definida como a ciência social em que as ferramentas da teoria econômica, da matemática e da inferência estatística são aplicadas à análise dos fenômenos econômicos.

3.1.1 Séries temporais

Como observado em Morettin and Castro Tolo (2006); Gujarati and Porter (2011), o propósito da análise de séries temporais é estudar a dinâmica, i.e., a estrutura temporal dos dados, tal como correlação, tendência ou variações sazonais. A análise de uma única sequência de dados é chamada de análise de série temporal univariada, indexada pela data de cada observação, enquanto que a análise de várias coleções de dados para a mesma sequência de períodos de tempo é chamada de análise multivariada. Na prática temos a possibilidade de infinitas observações no tempo e pegamos apenas uma amostra de tamanho finito.

Nesse sentido, entende-se que *candle*, do ponto de vista das séries temporais, nada mais é do que uma concepção imaginária para preços de fechamento, abertura, mínima e máxima em um dado momento. Por consequência, pode-se afirmar que, “dentro” de um *candle* diário (caracterizado pela coleta de cotação feita a cada 24 horas) existem inúmeros outros valores de cotações possíveis em intervalos de tempo diferentes e necessariamente menores (por exemplo, de 3 em 3 horas, de 1 em 1 hora, de 15 em 15 minutos e assim

por diante). Caso um intervalo Δt seja convencionado, ou seja, definindo-se o período dos *candles*, teremos então uma transformação da série, antes sem discretização definida para uma série discreta.

Até o momento sabe-se que métodos para predição de séries temporais são incertos e sua eficácia está diretamente ligada com o tipo de série ao qual estes são aplicados. Isso ocorre pois, seja no domínio temporal ou de frequências, modelos probabilísticos e estocásticos baseiam-se na aleatoriedade de uma variável num certo período de tempo. Logo, seu valor num próximo instante não pode ser precisamente determinado, somente estimado (Buscarioli and Emerick; 2012; Morettin and Castro Tolo; 2006). Já no âmbito das séries especificamente financeiras, estas apresentam algumas características de difícil modelagem como tendências, sazonalidade, pontos influentes (atípicos), heterocedasticidade condicional e não linearidades. Além destes fatores, embora os retornos em séries de preços não sejam sempre aderentes a uma distribuição, observa-se momentos de tendências evidentes (Morettin and Castro Tolo; 2006).

A seguir são descritos alguns conceitos relevantes de econometria, podendo também ser observados na Figura 3.1.

Tendência

Tendência é a direção na qual o mercado está se movendo (Murphy; 1999b). No entanto, os preços do mercado não se movem em linhas retas, mas por uma série de zigue-zagues. Esses zigue-zague são como uma série consecutiva de ondas com picos e vales, sendo sua direção a da tendência. Essa tendência pode ter três direções: para cima, para baixa e para o lado.

Na tendência de alta, os topos são superiores aos anteriores, assim como os vales. Na tendência de baixa, os preços alcançam topos inferiores aos anteriores, assim como os fundos. Na tendência lateral, também conhecida como zona de congestão ou *trading zone/range*, os picos e vales são horizontais, oscilando dentro de uma banda superior e uma inferior. Esse movimento lateral representa um equilíbrio do mercado entre oferta e demanda. Em uma estimativa conservadora, essa ausência de tendência representa um terço do tempo do mercado.

O objetivo do investidor é identificar essas tendências a fim de comprar barato, quando está subindo; e vender caro, quando estiver caindo, obtendo lucro. É importante saber diferenciar essa zona de congestão, pois frequentemente engana os investidores e dificulta a obtenção de lucros, necessitando de estratégias de operação diferentes. Dependendo do investidor e dos objetivos é possível explorar movimentos diferentes. Por exemplo, investidores institucionais, com grandes quantias sob gestão, pensam mais em longo prazo, não tendo muita agilidade para aproveitar as pequenas oscilações de um mercado lateral como um investidor de curto prazo.

A maioria das ferramentas e estratégias é baseada em seguidores de tendência, porém elas não performam bem em movimentos laterais; é onde a maioria dos *traders* se frustram. Normalmente, a opção mais sensata nesse cenário é ficar fora do mercado.

Além dessa classificação, é possível separar uma tendência em 3 etapas: primária (principal), secundária (intermediária) e terciária (curto prazo), as quais são descritas na Teoria de Dow (Seção 2.1.1).

Suporte e resistência

Na definição de tendência foi mencionada a presença de topos e fundos nos preços. Os fundos se referem aos suportes, sendo os pontos mais baixos do preço no qual a força de compra é grande o suficiente a ponto de superar a pressão de venda. Os suportes podem ser representados graficamente por linhas horizontais que conectam os principais fundos. Os topos se referem às resistências, nas quais os preços estão acima do preço de mercado, em que a força de venda é superior a de compra. A resistência pode ser representada por linhas horizontais que conectam alguns topos.

Ao analisar a variação dos preços, involuntariamente alguns vieses psicológicos são acionados. Se levarmos em consideração que por trás da movimentação dos preços temos os investidores, podemos inferir que esses suportes e resistências existem porque os investidores têm memórias e diversos sentimentos. A memória coletiva funciona como uma âncora, fazendo-os comprar e vender em certos níveis (Amaral; 2016). A tendência dos investidores usarem essa âncora quantitativa reforça a similaridade nos preços das ações de um dia para o outro. Outras âncoras psicológicas podem ser observadas, tais como: um marco histórico de preço alcançado; o número redondo mais próximo; ou até a variação de preços passados.

Uma característica dos seres humanos é ter um excesso de confiança em coisas que conhecem e julgar quando não entendem do assunto, sendo esta uma outra âncora psicológica. Quando os preços se movem além dos suportes e resistências, há uma quebra no excesso de confiança do investidor, provocando um efeito de manada, ou *breakout*. O emocional das pessoas é afetado nesse caso, o que pode ser observado pela rápida movimentação dos preços. Esse tipo de comportamento é observado repetidamente ao longo do tempo e não é nenhuma novidade para analistas técnicos.

Estacionariedade

Uma série temporal é estacionária quando suas características estatísticas (média, variância, autocorrelação etc.) são constantes ao longo do tempo (De Losso da Silveira Bueno; 2008). Essa característica é importante pois séries estacionárias são análogas à séries convergentes da matemática, viabilizando o uso de diversos métodos de predição.

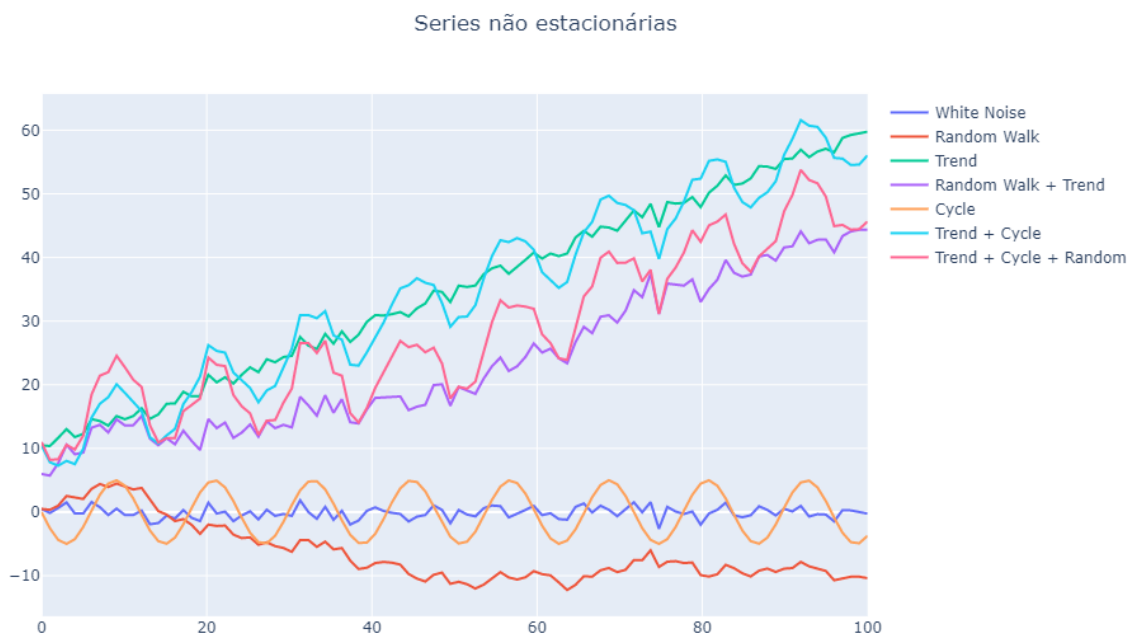
Por outro lado, séries não estacionárias podem ser divergentes, o que dificulta o seu estudo. E de fato, muitas séries são inerentemente não-estacionárias e exibem tendências, ciclos, padrões sazonais e outros comportamentos não-estacionários, como pode ser observado na Figura 3.1.

Métodos de previsão (*forecasting*) usam transformações matemáticas para “estacionarizar” uma série e fazer previsões nesta série mais bem comportada, i.e., “mais previsível” ao longo do tempo, para depois inverter as transformações e obter as previsões para a série original. Para isso são realizadas, por exemplo, diferenciações ou transformações de dados. Isto é necessário, pois somente quando a estacionariedade é constatada, os testes estatísticos envolvidos podem gerar confiança na estimação de médias e variâncias.

Algumas transformações comuns envolvem:

- **diferenciar os dados:** Dada a série Z_t , criamos a nova série $Y_t = Z_t - Z_{t-1}$, também conhecida como série de retornos ou de diferenças. Os dados diferenciados conterão um ponto a menos que os dados originais. Embora você possa diferenciar os dados mais de uma vez, uma única diferenciação é geralmente suficiente.

Figura 3.1: Series não estacionárias



Fonte: Elaborado pelo autor

- **de-trending:** Implica em ajustar uma tendência e subtraí-la. Se os dados tiverem uma tendência, podemos ajustar algum tipo de curva aos dados e depois então modelar os resíduos daquele ajuste. Desde que o propósito do ajuste seja simplesmente remover tendências de longo prazo, então um ajuste simples, tal como uma linha reta, é tipicamente usado.
- **aplicar log:** O logaritmo geralmente é usado para transformar séries que possuem valores com crescimentos exponenciais em séries com crescimentos mais lineares. Para variância não constante, aplicar o logaritmo da série (ou a raiz quadrada) pode estabilizar a variância (quadrado do desvio-padrão, relacionado a sua dispersão).
- **deflacionar:** Para comparar valores nominais em dois períodos distintos, para diminuir o efeito da variância, é preciso que tenhamos a mesma base de preços. Dada a série Z_t , criamos a nova série com os valores reais, $Y_r = Z_t \times \frac{I_k}{I_t}$, em que multiplicamos o valor nominal Z_t pela razão entre o índice de preço no período k e no período t .

As técnicas acima são dirigidas para gerarem séries com localização e escala constantes. A inspeção visual de uma série já pode indicar não-estacionariedade; basta ver se não há uma média constante e uma variância constante, ou se existe uma tendência.

Heterocedasticidade

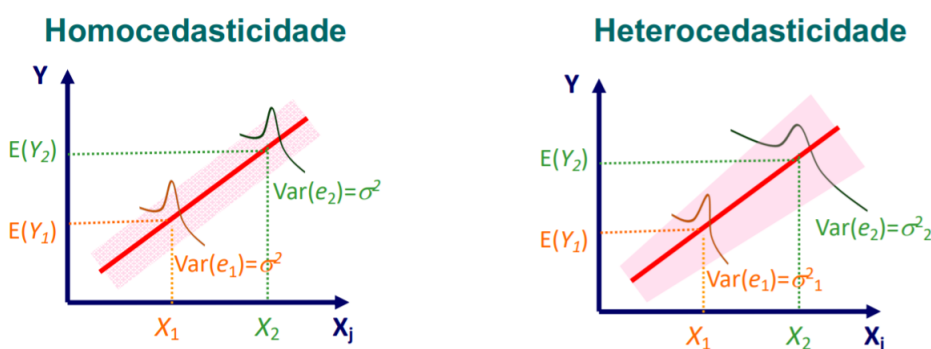
O termo “cedasticidade” significa dispersão. A homoscedasticidade em séries temporais está relacionada com a manutenção do mesmo valor de variância nos termos estocásticos

ao longo de toda a série. Pode ser observada na equação (3.1) que a variância do erro e para qualquer valor de variável explicativa X será constante. Heterocedasticidade trata do conceito inverso, ou seja, nesta, existe uma dispersão ou variância desigual ao longo do tempo (Wooldridge; 2017). Pode ser observada na equação (3.2) que a variância do erro e para qualquer valor de variável explicativa X será diferente. Esses dois conceitos podem ser melhor observados na Figura 3.2.

$$Var(e_i|X_1, X_2, \dots, X_k) = \sigma^2 \tag{3.1}$$

$$Var(e_i|X_1, X_2, \dots, X_k) = \sigma_i^2 \tag{3.2}$$

Figura 3.2: Homoscedasticidade × Heterocedasticidade



Fonte: Maia, Alexandre Gori. «Heterocedasticidade» (PDF). UNICAMP. Consultado em 4 de fevereiro de 2020

Valores extremos na amostra podem inflacionar a variabilidade em um determinado ponto do ajuste, como a variância do erro e na equação (3.3). A heterocedasticidade pode também ser devida à omissão de importantes variáveis no modelo. Por exemplo, um modelo representado pela equação (3.3) que, na verdade, deveria ser modelado como (3.4). A transformação das variáveis (por exemplo, proporção ao invés de valores absolutos) ou da forma funcional (modelo log-duplo ao invés de linear) pode eliminar a heterocedasticidade; por exemplo, a transformação da equação (3.3) para a equação (3.5).

$$Y_i = \alpha + \beta X_i + e_i \tag{3.3}$$

$$Y_i = \alpha + \beta_1 X_i + \beta_2 X_i^2 + e_i \tag{3.4}$$

$$\ln Y_i = \alpha + \beta \ln X_i + e_i \tag{3.5}$$

A heterocedasticidade pode apresentar aglomerados de volatilidade e choques. O choque é uma mudança de sentido no comportamento da variável, podendo ser positivo ou negativo, e também é chamado de inovação. Para verificar se a série apresenta heterocedasticidade condicional, pode-se aplicar o teste de Ljung-Box (uma generalização do teste de Box-Pierce) na série temporal da variável (Morettin and Castro Tolo; 2006).

3.2 Indicadores Técnicos

Um indicador técnico é uma série de dados derivados pela aplicação de fórmulas para os dados dos preços de um ativo, os quais incluem qualquer combinação de abertura, máxima, mínima ou fechamento de um período de tempo. Alguns indicadores podem

utilizar apenas o preço de fechamento, enquanto outros incorporam volume e número de contratos em aberto em suas fórmulas. Um ponto de dados é o resultado ou conjunto de resultados gerados ao inserir em uma fórmula os dados de preços. A criação de uma série temporal de pontos de dados permite a análise e comparações entre os níveis atuais e passados.

Dentre os indicadores técnicos, existem 2 principais tipos: antecedentes e atrasados. Um indicador antecedente precede os movimentos de preço, dando-lhes uma qualidade de previsão, enquanto um indicador atrasado é um indicador de confirmação, pois segue o movimento dos preços. Um indicador antecedente é geralmente utilizado quando não houver uma tendência definida, em um movimento lateral, enquanto os atrasados são mais úteis durante períodos de tendência.

Existem também dois tipos de construção de indicadores: os que possuem uma variação limitada e aqueles que não. Os que estão vinculados dentro de uma faixa são chamados de osciladores, muito comuns e populares entre os tipos de indicadores. Osciladores (seção 3.2.2), por exemplo, têm em geral uma variação entre 0 e 100 e sinalizam períodos em que o ativo está sobrecomprado (próximo de 100) ou sobrevendido (perto de zero), como é o caso do indicador de força relativa (seção 3.2.2).

Indicadores fornecem sinais de compra e venda de três maneiras principais: por meio de cruzamento das linhas de médias móveis ou das linhas de centro; por meio da divergência, quando a tendência do indicador vai para uma direção e a tendência dos preços para outra, indicando que a direção da tendência dos preços está enfraquecendo; por meio de níveis extremos de sobrecompra e sobrevenda.

Desse modo podemos dividir os indicadores em 3 grupos: indicadores de tendência (seção 3.2.1), osciladores (seção 3.2.2) e uma mistura entre esses dois (seções 3.2.3 e 3.2.4).

O grande desafio dos indicadores técnicos é que muitas vezes eles se contradizem, de modo que alguns são melhor em movimentos de tendência e outros em movimentos laterais. Como existem indicadores que são melhores para identificar cada tipo de momento, o mais interessante é selecionar um menor número de indicadores, capazes de identificar os principais tipos de comportamento e combiná-los (Elder; 2014).

3.2.1 Indicadores de Tendências

Indicadores seguidores de tendência, ou indicadores atrasados, seguem o preço da ação, de modo que raramente, ou nunca, lideram o preço de um ativo. Os indicadores de tendência funcionam melhor quando o mercado apresenta uma tendência forte, indicando pontos de entrada em operações e sua manutenção enquanto a tendência estiver presente. Assim sendo, eles acabam não performando tão bem mercados laterais ou sem tendências bem definidas.

Uma das vantagens dos indicadores de tendência é a capacidade de capturar um movimento e permanecer nele em uma mesma operação. Enquanto o movimento do ativo se mantiver, esse tipo de indicador pode ser extremamente lucrativo e simples de usar. Quanto maior a duração da tendência, menos sinais são gerados e menos operações realizadas. A principal desvantagem é quando o preço se move em uma faixa lateral de negociação, fornecendo muitos sinais falsos e vários zigue-zagues. Outra desvantagem dos indicadores de tendência é o atraso dos seus sinais. No momento em que as médias móveis cruzam, parte significativa do movimento já ocorreu, de modo que os pontos de entrada e saída da operação tardios, distorcem a relação de risco e retorno.

Médias Móveis

A média móvel, *moving average* (MA), é essencialmente um mecanismo seguidor de tendência, podendo indicar o início, término ou reversão de uma tendência. Elas não preveem a direção dos preços, mas ajudam a definir a sua direção atual, com um atraso, visto que usam dados passados. As médias móveis suavizam os dados de preços para formar um indicador de tendência. A informação mais relevante da média móvel vem da curvatura, indicando a inércia do mercado. A direção de sua inclinação indica a tendência do mercado, de modo que quando a inclinação é positiva, sugere um mercado em alta, e quando a inclinação é negativa, sugere um mercado em baixa. Existem principalmente três tipos de médias móveis: simples, exponencial e ponderada. Os indicadores de média móvel mais comuns são a média móvel simples e a exponencial, abordados a seguir.

A média móvel simples, *simple moving average* (SMA), ou média aritmética, é a mais simples e mais frequentemente utilizada, e sua principal crítica é a questão de que todos os pontos calculados têm o mesmo peso. A média móvel ponderada, *weighted moving average* (WMA), corrige a questão dos pesos e geralmente são utilizados pesos com uma relação linear, mas também é possível atribuir outra proporção aos pesos. Por ser um pouco mais complicada, *traders* costumam utilizar a média móvel exponencial em relação a ponderada. A média móvel exponencial, *exponential moving average* (EMA), é um caso particular da média móvel ponderada, que permite dar pesos maiores para dados mais recentes, utilizando um fator de ponderação. Na Figura 3.3 é possível observar os 2 tipos de médias, SMA e EMA, com períodos de 50 e 200, sendo que a EMA responde mais rápido ao dados recentes.

Figura 3.3: Exemplo de SMA e EMA com medias de 50 e 200



Elaborado pelo autor

Fonte:

Apesar de haver esse efeito de atraso, que nunca poderá ser completamente eliminado, é possível se adaptar a esse problema, como nas médias móveis exponenciais (EMA) e ponderadas (WMA), ou tentar tirar proveito do tipo de mercado em questão, que pode ser feito através de análises mais significativas, utilizando médias menores ou maiores. Assim sendo, podemos dizer que médias móveis com períodos maiores funcionam bem,

contanto que a tendência seja forte; o uso de períodos menores é mais indicado quando a tendência está no momento de reversão (de Almeida Lemos; 2017). Uma opção para contornar os problemas de usar apenas uma média móvel é utilizar mais de uma, a fim de gerar um sinal mais consistente.

Média Móvel Simples

A Média Móvel Simples, ou SMA (*Simple Moving Average*), fornece o valor médio da cotação de preço de uma ação em um determinado período, sendo que cada dado utilizado no cálculo da média terá o mesmo peso, como observado na equação (3.6). O parâmetro principal deste indicador é o número de períodos considerados para construir uma SMA, que dependendo da aplicação e associação com outros indicadores pode variar.

$$SMA(i) = \frac{\sum_{u=(i+1-w)}^i P_c(u)}{w} \quad (3.6)$$

em que:

- i = Período corrente
- w = Número de períodos
- P_c = Preço de fechamento (*close*) de uma ação em um período

As médias móveis ajudam a suavizar o preço da ação e filtram o ruído. Elas geralmente são utilizadas em associação com outros indicadores e compõem os fundamentos e estruturas para muitos outros indicadores, tais como MACD (seção 3.2.1), osciladores (seção 3.2.2), entre outros (Murphy; 1999b).

Média Móvel Exponencial

A média móvel exponencial, ou EMA (*Exponential Moving Average*), é uma extensão da SMA que pondera as observações passadas, dando maior peso aos últimos valores do cálculo. Na equação (3.7) é possível ver seus parâmetros e observar o maior peso dado aos termos mais recentes. No caso de um período de 10, o último valor teria um peso de 18.18% ($2/(10+1)$) ao invés de 10% em uma SMA.

$$EMA_w(i) = P_{close,i} \times k + EMA_w(i-1) \times (1-k) \quad (3.7)$$

em que:

- i = Período corrente
- w = Número de períodos
- $k = \frac{2}{w+1}$
- $P_{close,i}$ = Preço de fechamento de uma ação em um período i

Assim sendo, a EMA, devido ao fato de dar mais peso para valores mais recentes, se adapta mais rapidamente às mudanças do cenário atual. Do mesmo modo, ela também não sofre mudanças tão críticas quando o último valor da série é removido.

Média Móvel Convergente Divergente (MACD)

Uma versão mais avançada da média móvel é a *Moving Average Convergence/Divergence* (MACD), desenvolvida por Gerald Appel no final dos anos 1970. Consiste não de uma, mas de 3 médias móveis exponenciais (EMAs). O MACD é essencialmente uma diferença de EMAs, sendo o valor zero, o ponto onde elas se encontram. As médias móveis são indicadores seguidores de tendência atrasados, no entanto, ao calcular as diferenças, representando a taxa de variação, incorpora aspectos de impulso, apesar de ainda apresentar um pouco de atraso. Assim, transforma-se um indicador seguidor de tendência em um oscilador de *momentum* ao se utilizar a diferença de médias móveis.

Originalmente esse indicador é composto por 2 linhas, uma sólida, chamada de linha MACD (equação (3.8)), e uma pontilhada, chamada de linha de sinal (equação (3.9)). A linha MACD é obtida pela diferença das 2 médias exponenciais (EMAs) mais lentas. Essa linha responde à mudança dos preços de modo relativamente rápido. A linha de sinal amortece a linha MACD com outra EMA mais rápida. Essa linha de sinal, no entanto, responde a mudanças no preço de modo mais lento (Elder; 2014). Quando se refere a médias lentas e rápidas, nesse caso é comum se utilizar valores de 12 e 26 para lentas (linha MACD) e 9 para rápidas (linha de sinal) (Murphy; 1999b), porém podem ser modificados dependendo do analista.

$$\text{Linha MACD} = EMA_w(12) - EMA_w(26) \quad (3.8)$$

$$\text{Linha Sinal} = EMA_w(\text{Linha MACD}, 9) \quad (3.9)$$

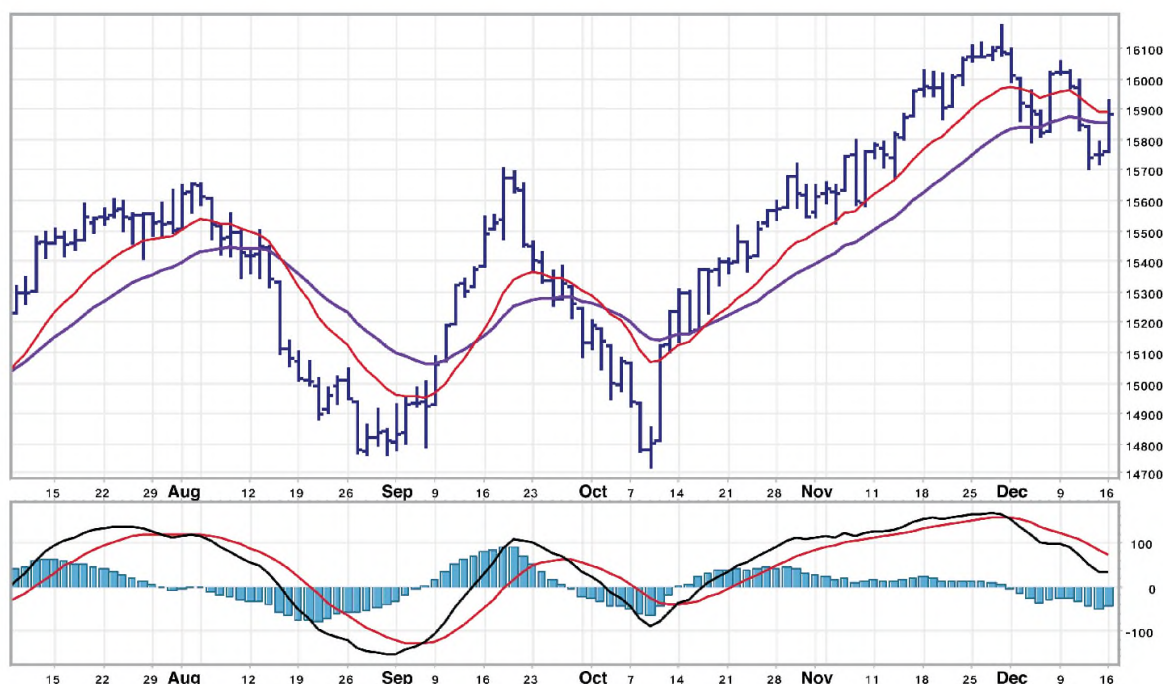
$$\text{Histograma MACD} = \text{Linha MACD} - \text{Linha Sinal} \quad (3.10)$$

Cada preço reflete o consenso do mercado do valor entre os principais participantes em um dado instante. A média móvel representa esse mesmo consenso, porém dentro de uma janela de tempo. Cruzamentos das linhas MACD e de sinal identificam mudanças do fluxo do mercado, entre otimista (*bullish*) e pessimista (*bearish*). Quando a linha MACD está acima da linha de sinal, tem-se um indicador de um mercado otimista e no caso contrário de um mercado pessimista. Usar esse cruzamento para gerar sinais de compra e venda acaba gerando menos operações e menos oscilações que sistemas baseados em médias móveis simples. Pelo fato de não ser limitado por um valor máximo ou mínimo, este indicador não é tão interessante para identificar níveis de sobrecompra e sobrevenda (de Almeida Lemos; 2017).

Uma variação do MACD é o Histograma do MACD (equação (3.10)), desenvolvido por Thomas Aspray em 1985 (Appel; 1985). Na Figura 3.4 é possível observar o preço com 2 curvas EMAs e na parte inferior a linha MACD, do Sinal e o Histograma. O histograma de MACD mede a diferença da linha de MACD e de sinal, plotado em um gráfico de barras. O histograma de MACD oscila acima e abaixo da linha zero e tem o objetivo de antecipar cruzamentos da linha MACD e de sinal. O histograma fornece um *insight* mais profundo do balanço do mercado entre *bull* e *bears*, indicando não apenas onde um ou outro está no controle, mas também seu fortalecimento ou enfraquecimento.

O histograma de MACD indica o consenso do mercado de longo e curto prazo. A linha MACD representa o mercado de curto prazo e a linha de sinal o mercado de longo prazo. A curvatura do histograma é mais representativa do que o fato de estar positiva ou não; ela indica o mercado dominante, no que se refere ao otimismo ou pessimismo.

Figura 3.4: EMAs de 13 e 26, MACD 12-26-9 e Histograma.



Fonte: (de Almeida Lemos; 2017)

Indicador de Movimento Direcional (ADX)

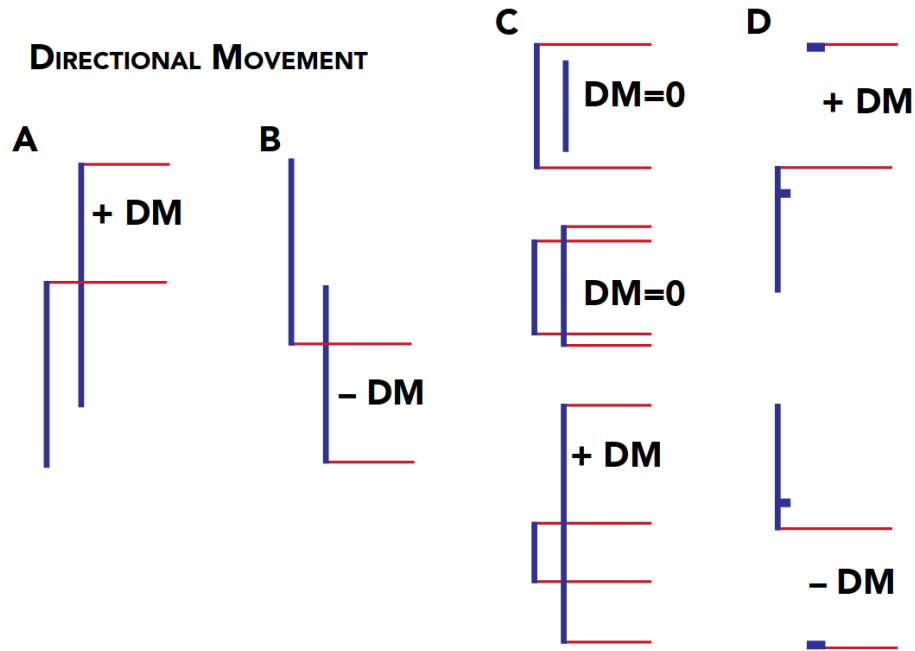
O indicador de movimento direcional, ou *Average Directional Index* (ADX), é um indicador seguidor de tendência desenvolvido por J. Welles Wilder na década de 70 (Wilder; 1978). Ele mede a movimentação direcional do preço a ponto de saber se a tendência está se movendo o suficiente para valer a pena seguir. Ajuda a identificar segmentos de tendência dentro de uma tendência principal.

O movimento direcional verifica se a variação do *candle* atual é superior ou inferior a do período anterior, além de fazer a média desses valores para uma janela de tempo. Para calcular o movimento direcional, ou *Directional Movement* (DM), é preciso comparar a variação de máximo-mínimo atual com a do *candle* anterior. O termo DM é a maior parte da variação atual, fora da variação do dia anterior. É possível encontrar quatro tipos de DM, como observado na Figura 3.5, e seu valor é sempre positivo. Os termos $+DM$ e $-DM$, definidos nas equações (3.11) e (3.12) respectivamente, se referem apenas ao fato de ser maior ou menor em relação ao período anterior; $+DM$ representa a direção de movimento positivo e $-DM$ negativo.

Outro parâmetro necessário para calcular o indicador é o *True Range* (TR), que é o intervalo de variação de preço. O TR é sempre positivo, sendo por definição o maior valor absoluto entre os três intervalos a seguir: diferença entre máxima e mínima do período atual; diferença entre máxima do período atual e fechamento do período anterior; diferença entre mínima do período atual e fechamento do período anterior.

Com o valor do TR definido, deve ser calculado o indicador direcional, ou *Directional Indicator*, definido pelos termos $+DI$ ou $-DI$, como observado nas equações (3.13) e (3.14), respectivamente; $+DI$ representa o indicador direcional positivo e $-DI$ o negativo. Ele permite comparar diferentes ativos ao expressar seu movimento direcional como uma

Figura 3.5: Exemplo de movimento direcional (*Directional Movement* - DM)



Fonte: (de Almeida Lemos; 2017)

porcentagem do seu TR. Cada DI é um número positivo, podendo ser igual a zero quando não houver movimento direcional crescente (+DI) ou decrescente (-DI).

$$+DM = high(t) - high(t - 1) \quad (3.11)$$

$$-DM = low(t) - low(t - 1) \quad (3.12)$$

$$+DI = \frac{+DM}{TR} \quad (3.13)$$

$$-DI = \frac{-DM}{TR} \quad (3.14)$$

O próximo passo para o cálculo do indicador é o cálculo dos valores amortecidos do $+DI_t$ e $-DI_t$ ao se utilizar uma média móvel (SMA), observado nas equações (3.15) e (3.16) respectivamente. No entanto, para obter uma leitura do movimento do preço, é necessário aplicar a fórmula para uma janela de tempo, a qual tenha algum sentido. Wilder sugere, dentro de uma escala diária, o período de 14 dias, como prazo ideal.

$$+DI_t = 100 \times \frac{SMA(+DI,t)}{TR_t} \quad (3.15)$$

$$-DI_t = 100 \times \frac{SMA(-DI,t)}{TR_t} \quad (3.16)$$

Neste ponto se obtém duas linhas amortecidas, ambas positivas e geralmente plotadas com cores distintas, linhas verde ($+DI_t$) e vermelha ($-DI_t$) na Figura 3.6, de modo que a relação entre elas indica uma tendência. Quando $+DI_t$ está acima de $-DI_t$, indica uma tendência positiva; o contrário indica uma tendência negativa; e o cruzamento dessas linhas é um possível gatilho de compra ou venda.

Por fim, calcula-se o valor do indicador de entrada de tendência, *Average Directional Indicator* (ADX), que indica se vale a pena seguir a tendência ou não. Na Figura 3.6 pode ser observado na parte inferior pela linha preta. O ADX mede a distância, *spread*, entre as linhas direcionais $+DI_t$ e $-DI_t$. Para o cálculo do ADX, primeiro é preciso calcular o

Directional Movement Index (DX) (equação (3.17)) e depois se calcula a média móvel do DX (equação (3.18)) para um dado período.

$$DX = 100 \times \frac{+DI_t - (-DI_t)}{+DI_t + (-DI_t)} \quad (3.17)$$

$$ADX = EMA(DX, t) \quad (3.18)$$

O ADX também mede a quantidade do movimento direcional do preço indiferente da direção; O ADX estará sempre oscilando entre 0 e 100 e quanto maior o valor de *ADX*, mais forte é a tendência. O indicador assume que em uma tendência positiva ou negativa, o ativo deve continuar atingindo máximos máximos ou mínimos mínimos; sendo assim, a distância entre as linhas DI_t aumenta e o *ADX* aumenta. Se o *ADX* cai, é indício de uma reversão de tendência ou está se tornando menos direcional, com muitas oscilações.

Figura 3.6: Exemplo de Sistema Direcional (*Directional System - ADX*)



Fonte: (de Almeida Lemos; 2017)

3.2.2 Indicadores de Momento - Osciladores

Enquanto indicadores seguidores de tendência, como linhas de MACD ou indicadores direcionais, ajudam a identificar tendências, osciladores ajudam a identificar pontos de reversão. Osciladores são indicadores antecedentes e precedem os movimentos de preço, dando-lhes uma qualidade de previsão. Dentre eles, temos RSI (*Relative Strength Index*), MACD-Histograma, Estocástico, Williams %R, entre outros.

Osciladores medem a velocidade de variações do sentimento de ganância ou medo no mercado, e mostram quando esse comportamento começa a variar. Eles ajudam a identificar níveis insustentáveis de otimismo ou pessimismo. Profissionais da área tendem a apostar contra esses desvios e apostar no retorno a estabilidade. Quando o mercado sobe e há um movimento ganancioso da massa, os profissionais começam a vender, e quando o

mercado cai, e há um sentimento em massa de medo, eles se preparam para comprar, de modo que os osciladores indicam o melhor momento para essas ações (de Almeida Lemos; 2017).

Saber quando usar um oscilador é muito relevante para um *trader*; apesar de funcionarem muito bem dentro de faixas de volatilidade, estes podem gerar sinais adiantados; dessa forma, é necessário também analisar outros tipos de indicadores como os seguidores de tendências.

Índice de Força Relativa (RSI)

O Índice de Força Relativa (IFR), ou *Relative Strength Index* (RSI), é um oscilador desenvolvido por J. Welles Wilder (Wilder; 1978). Este indicador é um dos mais empregados no mercado financeiro; usando apenas o valor do fechamento (*closing*), permite observar o enfraquecimento de tendências, rompimento de suporte ou resistência, antes mesmo da sua ocorrência. O RSI, descrito na equação (3.19), compara a magnitude da média dos ganhos em relação a média de perdas numa escala de 0 a 100. Quanto mais próximo de 100, maior é o ganho de um período do passado.

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + \frac{U_t}{D_t}} \quad (3.19)$$

O parâmetro U_t se trata da soma das cotações dos últimos t *tickers* em que a ação subiu, dividido pelo número de períodos no qual houve alta. O parâmetro D_t se trata da soma das cotações dos últimos t *tickers* em que a ação caiu, dividido pelo número de períodos no qual houve queda.

Na literatura, o RSI utiliza o período de 14 dias anteriores, mas também é comum empregar-se 9, 20 e 30 dias (Murphy; 1999b). Quanto maior o período, mais lento se torna o índice, o que pode ser bom, dependendo da característica da ação e do investidor, principalmente no caso de investimentos de longo prazo.

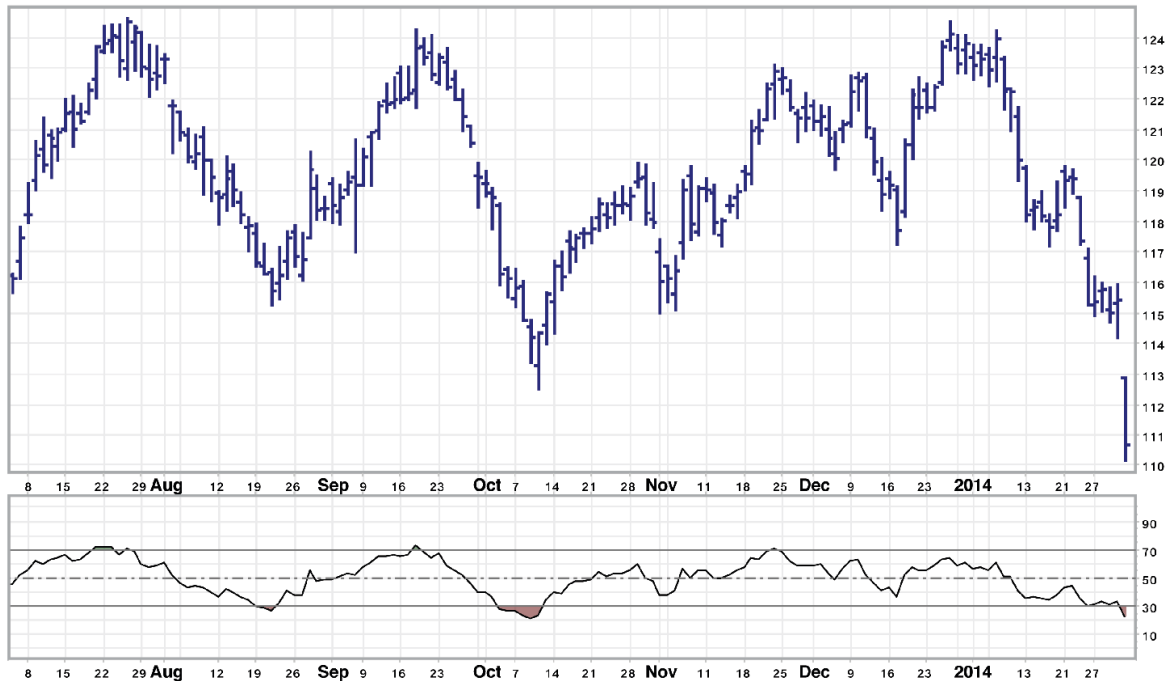
Níveis de sobrecompra e sobrevenda do RSI podem variar de mercado para mercado, de ativo para ativo e de período para período dentro dos mesmos.

O RSI observado na Figura 3.7 possui três tipos de sinais de operação: o próprio nível do indicador RSI; divergência do RSI; e rompimento de linhas de suporte ou resistência (Elder; 2014). Se o RSI fica normalmente acima de 50, indica que a ação tem apresentado mais ganhos que perdas, o que pode ser considerado no momento de investir. Normalmente se considera acima de 70 o limite no qual se aproxima de uma saturação de alta, ou sobrecompra, e abaixo de 30 o limite no qual se estará próximo de uma saturação de baixa, ou sobrevenda.

Como a maioria dos outros indicadores, o RSI deve ser analisado em conjunto com outras ferramentas para uma tomada de decisão assertiva. Ao se analisar o RSI, ocorre que a ação pode ficar bastante tempo nestes limites de sobrecompra (*overbought*) ou sobrevenda (*oversold*).

3.2.3 Indicadores de Volatilidade

Devido a incertezas de mercado, os preços das ações podem oscilar muito, de 1% a 10%, ou até mais. Dentro dos indicadores técnicos existe uma categoria que avalia essas oscilações, os indicadores de volatilidade. Esses indicadores ajudam o investidor a determinar o que esperar no comportamento dos preços de determinada ação, com base no comportamento

Figura 3.7: Exemplo de Índice de Força Relativa (*Relative Strength Index* - RSI)

Fonte: (de Almeida Lemos; 2017)

recente. Entre suas utilidades tem-se desde ajudar a determinar quais movimentos estão fora do padrão normal, até definir em qual valor um *stop-loss* deve ser posicionado. Nesse grupo de indicadores é possível encontrar alguns indicadores como: Bandas de Bollinger, Amplitude de Variação (ATR), entre outros.

Média de Amplitude de Variação (ATR)

A Média de Amplitude de Variação, também conhecida por ATR (*Average True Range*), é um indicador de volatilidade criado por J. Weller Wilder (Wilder; 1978), originalmente desenvolvido para *commodities*, que são bem mais voláteis que ações. Como ele mede a volatilidade média do ativo nos últimos n períodos, ele é um ótimo auxílio no posicionamento de *stops*. Quanto maior a volatilidade, maior o valor apresentado pelo ATR. Diferente de outros indicadores de volatilidade, que consideram apenas os valores máximos e mínimos de uma janela de tempo, ignorando outros movimentos fora dessa janela, o ATR considera o movimento entre estas janelas, apresentando um indicador mais fiel de volatilidade. Para isso, o indicador de Média de Amplitude de Variação utiliza o módulo do maior valor entre:

- o maior preço (*high*) menos o menor preço (*low*) do *candle* atual;
- o maior preço atual (*high*), menos o preço de fechamento (*close*) do *candle* anterior, valor absoluto;
- o menor preço atual (*low*), menos o preço de fechamento (*close*) do *candle* anterior, valor absoluto.

Vale destacar que o ATR não indica direção de movimento, apenas a oscilação do ativo, assim como o seu valor não é comparável entre diferentes ativos.

Figura 3.8: Exemplo de ATR Channels



Fonte: (Elder; 2014)

Um possível sinal de entrada gerado por este indicador é usar um ATR abaixo ou acima da EMA, mas este valor pode variar entre ativos, como observado na Figura 3.8. Para o *stop*, é desejável que ele seja pelo menos 1 ATR distante do seu ponto de entrada; qualquer coisa menor que isso está sujeito ao ruído do mercado. Também é possível definir o *target* como base no ATR e, dependendo da intensidade do otimismo do mercado, o seu alvo pode ser definido em um, dois ou três ATRs, ou até dividir a liquidação em 3 pontos diferentes. É extremamente raro encontrar movimentos extremos acima de três ATRs, e muito provavelmente após essa oscilação deve-se esperar uma correção.

Os canais gerados pelo ATR podem ser utilizados para outros parâmetros além dos dados de preço, como outros indicadores, a fim de identificar níveis extremos onde há uma possível reversão por exemplo, no caso de associação com o indicador *Force Index*.

3.2.4 Indicadores de Volume - Força de Mercado

Muitos *traders* de mercado focam exclusivamente nos preços dos ativos, mas apesar de serem extremamente importantes, existe mais no mercado que apenas o preço. O volume das transações adiciona uma outra dimensão valiosa para a análise de ativos. Ele representa a atividade de *traders* e investidores. Cada unidade de volume representa ações de 2 indivíduos, um que compra e um que vende um ativo.

Normalmente o gráfico de volume é posicionado abaixo do preço em forma de barras verticais com o volume total do período.

Diversos indicadores ajudam a identificar sinais de operação com base no volume. Por

exemplo, uma EMA do volume ajuda a identificar tendências, de modo que uma EMA crescente valida a atual tendência do preço, assim como uma EMA decrescente indica uma redução da tendência do preço. Este e outros indicadores baseados no volume ajudam a melhor identificar momentos para operar do que apenas as barras de volume. Dentre eles temos o Índice de Força (*Force Index* - FI), assim como o Saldo de Volume (*On-Balance Volume* - OBV).

Force Index (FI)

O Índice de Força, desenvolvido por Alexander Elder (Elder; 2014), combina preço e volume para ajudar a identificar a força dos *bulls* e *bears* em cada oscilação do mercado. Este indicador utiliza três informações: direção da variação do preço, amplitude e volume. O *Force Index* pode ser utilizado na sua forma mais simples, mas é muito mais claro se associado com uma média móvel. Por exemplo, usar uma EMA curta, de 2 períodos, ajuda a identificar o ponto de entrada e saída de uma operação e uma EMA longa, de 13 períodos, ajuda a confirmar tendências e reversões de mercado.

A força de cada movimento é definida por três fatores: direção, distância e volume. Se o preço fecha maior que o preço anterior, a força é positiva, assim como no caso contrário, e quanto maior essa mudança, maior é a força. O volume também é indício dessa força, i.e., quanto maior, maior a força do movimento.

A equação (3.20) define o índice bruto, que pode ser plotado como um histograma, porém pode ser muito confuso, sendo muito mais fácil de interpretar quando associado com algum tipo de média móvel, como observado na equação (3.21).

$$ForceIndex(t) = Volume_t \times (Close_t - Close_{t-1}) \quad (3.20)$$

$$ForceIndex(t) = Volume_t \times (EMA_{n,t} - EMA_{n,t-1}) \quad (3.21)$$

Ao se utilizar uma média móvel menor, como na Figura 3.9, é possível obter uma maior sensibilidade a mudanças de curto prazo, o que é muito útil para identificar pontos de entrada; além disso, se associado com outros indicadores, permite uma maior assertividade. Um sinal de compra pode ser identificado quando o índice for negativo dentro de uma tendência crescente.

3.3 Considerações Finais

Essa fundamentação teórica acerca dos conceitos de econometria e indicadores técnicos é essencial para a definição da estratégia utilizada no robô de investimento proposto neste trabalho. Esta estratégia permitirá, por exemplo, gerar os sinais das operações, definir os *stops* ou algum outro parâmetro de interesse. No capítulo seguinte discutimos a metodologia utilizada no robô e apresentamos sua operação e definição de parâmetros.

Figura 3.9: Exemplo de Índice de Força (*Force index* - FI)



Fonte: (Elder; 2014)

Capítulo 4

Metodologia

A estratégia apresentada neste trabalho foca na operação *day trade*, em que o ativo considerado é o mini contrato futuro. Como se trata de uma operação *day trade*, ela deve ser finalizada no mesmo dia, e por se tratar de mini contratos futuros, não é necessário possuir o valor cheio de um contrato, apenas uma pequena margem, permitindo começar esse tipo de operação sem muito capital.

Na Figura 4.1 é possível observar os principais passos para elaboração do sistema de *trading*, já o Algoritmo 1 ajuda a clarificar alguns outros pontos que podem gerar dúvidas na Figura 4.1.

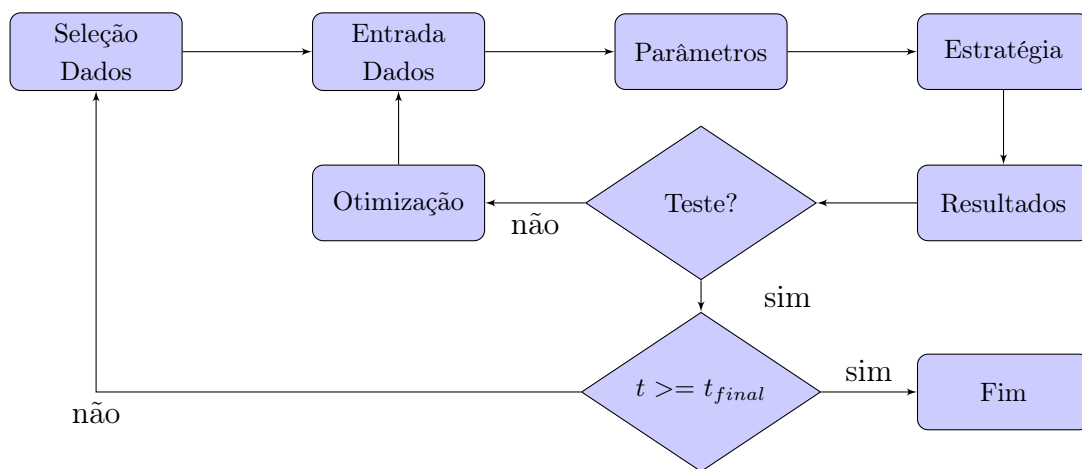


Figura 4.1: Metodologia das etapas utilizadas

Inicialmente é feita uma seleção de dados (Seção 4.1) dentro de uma janela deslizante, e dependendo se for a fase de teste ou treino será utilizada uma entrada de dados diferente. Com os dados selecionados, são populados os parâmetros iniciais para as regras de operação (Seção 4.2) e gerenciamento de risco (Seção 4.3) na fase de treino. Posteriormente na fase de teste, são utilizados os parâmetros derivados da etapa de otimização.

No bloco da estratégia, dependendo da janela de treino ou teste, é feita a definição de que estratégia utilizar, que deve gerar os sinais de operação. Os resultados são enfim gerados e armazenados ao se fazer o *backtest* utilizando os sinais definidos da estratégia.

Ao se finalizar a etapa de treino é feita uma otimização (Seção 4.5.3) considerando o critério de interesse (Seção 4.4), que será relevante para definir os parâmetros, pesos e estratégia da fase de teste.

A estratégia proposta representa um comitê de decisão que emprega regras de operação baseadas em indicadores técnicos, conforme fundamentos descritos no capítulo 3. Essas regras são definidas na Seção 4.2, as quais são ponderadas pelo desempenho obtido na fase de treinamento da ferramenta. Esse comitê deve indicar qual a próxima operação a ser realizada, i.e., comprar, vender ou aguardar, sendo que aquele sinal que possuir o melhor valor irá gerar o sinal da operação a cada instante.

Ao se efetuar uma operação de compra ou venda, pode-se observar lucro ou perda, dependendo de qual limite de preço foi atingido primeiro, i.e., *stop gain* para lucro e *stop loss* para perda. Na Seção 4.3 discute-se sobre a gestão de risco e apresenta-se a definição desses parâmetros de *stop*.

Como regras diferentes identificam comportamentos distintos, tais como movimentos longos ou rápidos, assertividades distintas, frequências variáveis, entre outros, os parâmetros de cada uma delas devem ser adequadamente ajustados. Nesse sentido, para cada valor de *stop* e para cada regra, realiza-se uma simulação no *backtest* descrito na Seção 4.5.

Diferentemente de outros tipos de sistemas de investimento, nos quais o objetivo é tentar prever com exatidão o preço da ação no futuro, o sistema desenvolvido nessa dissertação busca identificar um momento de compra ou de venda de ações. Para efetuar uma operação, seleciona-se a regra ativa com maior peso. Esse peso pode levar em consideração a maximização ou minimização de diversos fatores, como número de operações, lucro ou perda máxima diária, acumulada ou por operação, entre outros, observados na Seção 4.4. Nessa estratégia, o VWR *Variability-Weighted Return* foi utilizado para derivar os pesos para as regras (Seção 4.4.1).

Algorithm 1 Pseudo-código da metodologia

Input: dataset, signalname, timerange

Output: profit, operations, gain, loss, gainoperations, lossoperations, signal, trades

Data: Training dataset

for *SlidingWindow* in *Dataset* **do**

 SubDataset = SplitSubDatasetTrainTest(SlidingWindow, SettingsDataseSplit)

 ▷ SubDataset.DatasetTreino

for *SignalName* in *SignalsList* **do**

 LoadParamsSignal(SignalName, SettingsParams)

 StrategySingleSignal(LoadParamsSignal)

 BacktestResults(StrategySingleSignal)

 OptimizationSignalParams(BacktestResults)

 ▷ SubDataset.DatasetTeste

 LoadParamsSignal(BacktestResults, OptimizationSignalParams)

 StrategyWeightedSignals(LoadParamsSignal)

 BacktestResults(StrategyWeightedSignals)

O Algoritmo 1 é um modo diferente de representar a estrutura indicada na Figura 4.1, ajudando a complementar alguns pontos que podem gerar dúvidas. Por exemplo a “Seleção de Dados” é indicada no algoritmo pela divisão do *dataset* em janelas deslizantes (*SlidingWindow*). Depois de definir o início e o fim da janela de dados em análise é feita uma divisão entre dados de teste e treino (*SplitSubDatasetTrainTest*) na parte de “Entrada de Dados”, de acordo com uma proporção definida no arquivo de configurações (*settings*).

Quando estamos na etapa de treino, é feito para cada um dos sinais definidos no arquivo de configuração, a extração dos “Parâmetros” a serem utilizados em (*LoadParamsSignal*), que serão carregados na “Estratégia” que considera apenas uma fonte de

sinal (*StrategySingleSignal*). Em seguida é feito o *backtest* da estratégia e seu “Resultado” é armazenado (*BacktestResults*).

Na etapa de teste, é feito inicialmente uma análise dos resultados do treino e uma “Otimização” dos parâmetros e resultados observados (*OptimizationSignalParams*). Ao se definir os novos dados como “Entrada de Dados” a serem utilizados, são selecionados os sinais e “Parâmetros” (*LoadParamsSignal*) a serem utilizados na “Estratégia” que considera um comitê de indicadores (*StrategyWeightedSignals*), os quais possuem ponderações diferentes, considerando os resultados do treino. Por fim, é feito o *backtest* da estratégia considerando o *dataset* de teste, onde posteriormente são salvos os “Resultados” para eventual análise.

4.1 Condições Gerais

Nesta seção são descritos com mais clareza os tipos de dados utilizados, como foram obtidos, ajustes necessários e algumas métricas mais utilizadas para esses tipos de problemas.

4.1.1 Minicontratos Futuros

Dentro da bolsa existe uma modalidade chamada de Mercado Futuro (Seção 1.1.4), um mercado de extrema volatilidade e liquidez, no qual é possível aproveitar a oscilação de índices por meio de um contrato conhecido como Índice Futuro. Na Tabela 4.1 são apresentados os principais contratos futuros negociados na B3.

Os contratos futuros têm como principal funcionalidade o auxílio no mecanismo de *hedge*, protegendo produtores e distribuidores de *commodities* agrícolas contra oscilações prejudiciais do mercado. Com o passar do tempo, esse derivativo tornou-se o instrumento financeiro favorito de *traders*, que especulam a cotação futura de índices, moedas e outros ativos.

É possível investir no índice futuro do IBOV de duas formas, i.e., pelo contrato cheio (IND) ou pelo mini índice (WIN). O mini índice é um contrato futuro derivado do índice Bovespa, apresentando assim oscilações bem próximas. Outro tipo de contrato futuro bem conhecido é o de Dólar (DOL), que também possui mini contratos (WDO).

Tabela 4.1: Data de vencimento dos principais contratos futuros negociados no Mercado BM&F

Contrato Financeiro	Código	Vencimento
Dólar	DOL	Primeiro dia útil do mês de vencimento. Todos os meses do ano
Mini Dólar	WDO	Primeiro dia útil do mês de vencimento. Todos os meses do ano
Índice	IND	Quarta-feira mais próxima do dia 15 do mês de vencimento. Todos os meses pares do ano
Mini Índice	WIN	Quarta-feira mais próxima do dia 15 do mês de vencimento. Todos os meses pares do ano

No momento de investir, a sigla do contrato futuro de mini índice é acompanhada de uma letra e dois números, que representam o mês e o ano do vencimento do contrato, e.g., *WINM19*. Cada contrato futuro negociado no mercado possui seu próprio calendário de vencimento, como observado na Tabela 4.2.

Tabela 4.2: Mês de vencimento

F	JAN
G	FEV
H	MAR
J	ABR
K	MAI
M	JUN
N	JUL
Q	AGO
U	SET
V	OUT
X	NOV
Z	DEZ

Esse mini índice representa 20% da pontuação do índice cheio. Isso quer dizer que para cada oscilação de 1 ponto do índice, tem-se R\$ 0,20 de lucro ou prejuízo no mini índice. Algumas outras características desse produto são: variação mínima de 5 pontos; lote padrão de 1 contrato; meses de vencimentos pares, na quarta-feira mais próxima do dia 15 do mês. Na prática, a principal vantagem do mini índice é que não é necessário ter o valor do contrato cheio para poder iniciar uma operação, possibilitando uma maior acessibilidade e liquidez. Para exemplificar, no caso de se ter comprado 5 mini contratos a 100.000 pontos e os vendido a 100.200, tendo uma variação de 200 pontos, o lucro da operação será de $5 \times 200 \times R\$ 0,20 = R\$ 200,00$.

Esse produto apresenta diversas vantagens: instrumento para estratégia de proteção (*hedge*) contra exposição em renda variável; possibilidade de replicar o comportamento do índice sem ter que desembolsar o custo da transação do mercado a vista; alta liquidez; possibilidade de arbitragem entre mercados a vista, sejam ações ou ETFs (*Exchange Traded Funds*); entre outros. Uma outra vantagem da operação *day trade* é que, pelo fato de ser uma operação que precisa ser liquidada diariamente, notícias que ocorrem fora do horário de funcionamento da bolsa não afetam a sua operação em mini contratos futuros. No entanto, ao longo do dia é inevitável observar o efeito de notícias na variação dos preços de ativos. Em relação ao custo operacional, o custo por operação pode variar dependendo da corretora escolhida. Hoje em dia, é possível encontrar corretoras com taxa 0 para operações de *day trade*, como é o caso da corretora Clear do grupo XP.

Dado que podem ocorrer negociações de contratos que serão fechados em um futuro distante, assim como contratos que estão próximos do fechamento, é possível que dois tipos de contratos estejam sendo negociados ao mesmo tempo, e.g. *WING20* e *WINJ20*. Tendo isto em mente é preciso se preocupar em como considerar esse ponto ao se sobrepor os dados desses contratos para o uso na estratégia a ser desenvolvida, como será discutido na próxima Seção no que se refere aos ajustes, na seleção de dados.

4.1.2 Seleção de Dados

Os dados usados nesta dissertação foram obtidos através do *software Metatrader*, disponibilizado pela maioria das corretoras; no caso, a corretora utilizada foi a XP, do grupo XP. Os principais problemas para aquisição de séries históricas de contratos futuros estão geralmente associados com o fato de serem séries não contínuas, visto que os contratos têm vencimento a cada mês (pode variar dependendo do ativo), apresentando divergências na liquidez e volatilidade. Conforme observado em algumas corretoras, séries contínuas

dos minicontratos de índice e dólar foram disponibilizados aos clientes da Rico e da XP, com alguns tipos de ajustes, considerando contratos com vencimentos diferentes e liquidez dos ativos. É possível encontrar diversos tipos de ajustes das séries históricas nessas corretoras, tais como:

Proporcional (@ e \$) MT5|Symbol!WIN\$ WIN@. A série passada é ajustada aplicando a multiplicação por um fator que expressa a relação entre os preços de fechamento das séries no dia da rolagem da série contínua.

$$\text{Histórico}(i) = \text{Histórico}(i) \times (VencimentoB/VencimentoA) \quad (4.1)$$

As relações proporcionais entre os valores passados são mantidas, porém a diferença absoluta é escalada pelo fator de multiplicação, como observado na equação (4.1). Este método altera os valores passados para fora do *candle* do ativo, mas evita que ocorram valores negativos que podem gerar problemas para indicadores técnicos em escala logarítmica. Em geral, corretoras sugerem este método para indicadores ou análise gráfica. Para parar de gerar erros no *backtest* temos duas alternativas: arredondar os pontos para o *candle* (o que afeta a proporcionalidade) ou mudar o valor do *candle* para aceitar negócios aos preços proporcionais (a princípio mais interessante, mas gera negócios fora do *candle* ao longo do *backtest*).

Ajuste pela diferença(@D e \$D) MT5|Symbol!WIN\$D WIN@D. A série passada é ajustada aplicando a diferença entre os preços de fechamento na data de rolagem como observado na equação (4.2).

$$\text{Histórico}(i) = \text{Histórico}(i) + (VencimentoB - VencimentoA) \quad (4.2)$$

A diferença absoluta entre os valores das séries passadas é mantida, os valores continuam alinhados aos *candles*, mas ao aplicarmos diferenças absolutas sobre as séries passadas, corremos o risco de chegar a valores negativos, principalmente em séries mais longas. É indicado para o *backtest* de estratégias que operem em *timeframes* maiores que um dia.

Sem Ajuste(@N e \$N) MT5|Symbol! WIN\$N WIN@N. Os vencimentos são agrupados sem que seja efetuada nenhuma alteração nos valores, apenas agrupando-os sequencialmente. A série não é ajustada na rolagem, assim podemos ter *gaps* nos dias da rolagem que podem introduzir lucros e perdas irreais em estratégias que carreguem posições por mais de um dia, quando ocorre a rolagem. Como preserva os valores passados exatamente como ocorreram, este é o método mais indicado para análise *intraday*. É indicado para o *backtest* de estratégias que operam no *intraday*, ou para *timeframes* maiores, desde que se leve em consideração as perdas e ganhos fictícios criados pelos *gaps* das rolagens.

A diferença entre o @ e o \$ acontece nos dias em que os dois contratos futuros são negociados ao mesmo tempo. Essa diferença serve para determinar qual o contrato que será utilizado para compor os dados da série histórica.

Por exemplo, assumo o seguinte cenário. No dia 16/06/2020, temos 2 contratos sendo negociados; o *WINM20* e o *WINQ20*. Um com vencimento em 17/06/2020 e o outro em 12/08/2020, respectivamente. No dia 16/06/2020, anterior ao vencimento do primeiro contrato, tem-se o seguinte: se a série histórica for \$, ela ficará com os dados do índice

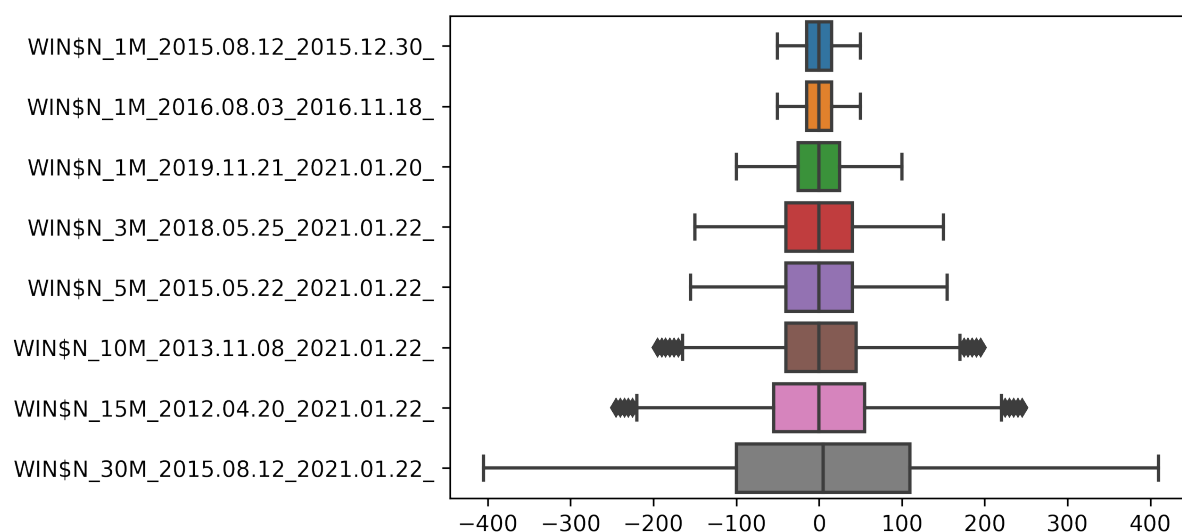
antigo *WINM20*; se a série utilizada for @, então os dados serão do novo contrato, nesse caso o *WINQ20*.

A diferença entre **N**, **D** ou nada no final das séries, refere-se a maneira em que os preços são ajustados no dia do vencimento do contrato. Cada tipo de ajuste tem suas particularidades, por isso não é prudente dizer que uma série é melhor que a outra. Para fins de *backtest* é possível, inclusive, usar as três séries históricas.

Ao se analisar os dados da corretora XP, foi possível encontrar dados com granularidade diversas a partir de 1 minuto, algumas inclusive com dados desde novembro de 2012. Os dados disponibilizados pela corretora Rico, considerando os diferentes tipos de ajustes de séries históricas, possuem diferentes datas de início: algumas têm dados desde 2010, mas a grande maioria possui dados a partir de outubro de 2014.

Devido principalmente a qualidade dos dados (falhas na serie histórica, datas iniciais disponíveis, entre outros) e a aplicação dos dados, decidiu-se utilizar nas análises o ajuste **\$N**. Esse tipo de ajuste não é afetado pela transição de séries/contratos e, como apresenta os valores exatamente como ocorreram, os mesmos são mais indicados para o *backtest* de estratégias com dados *intraday*.

Figura 4.2: Séries de diferenças com diferentes tipos de granularidades



Fonte: elaborado pelo autor

Dado o tipo de ajuste escolhido, falta fazer uma análise quanto a granularidade dos dados. Ao se analisar a série de granularidades diferentes, também é gerado o gráfico das diferenças, observado na Figura 4.2. É interessante observar como essa diferença se comporta com granularidades diferentes; quanto maior a granularidade, maior é a amplitude. Na figura é apresentada no eixo *y* os respectivos *datasets* analisados, na estrutura *{ativo}{ajuste}_{frequência}_{data inicial}_{data final}*. Também foi feito um filtro de *outliers*, utilizando os quantis 0.05 a 0.95 (aproximadamente 2 desvios padrões).

Na Figura 4.2 é válido destacar que são apresentadas três series com granularidade de 1 minuto, com dados de 2015, 2016 e uma com dados de 2019 a 2021. Dentre esses períodos, os dois primeiros apresentam menos volatilidade, já os dados mais recentes apresentam maior amplitude da serie de diferenças.

Outro ponto interessante que se pode extrair da Figura 4.2 é que a volatilidade dos dados de 3 e 5 minutos é bem semelhante, e não muito distante da frequência de 10

Tabela 4.3: Conjunto de regras usadas no modelo

Regras			
Compra		Venda	
1	$RSI_t < Threshold_{RSIbuy}$	1	$RSI_t > Threshold_{RSIsell}$
2	$MACD_{t,t1,t2} > 0$	2	$MACD_{t,t1,t2} < 0$
3	$EFI_{t1} > 0 \ \& \ EFI_{t2} > 0$ & $EFI_{t1} > EFI_{t2}$	3	$EFI_{t1} < 0 \ \& \ EFI_{t2} < 0$ & $EFI_{t1} < EFI_{t2}$
4	$ADX_t > Threshold_{ADX}$ & $ADX_t > ADXR_{t_{ADXR}}$	4	$ADX_t > Threshold_{ADX}$ & $ADX_t > ADXR_{t_{ADXR}}$

minutos. Mas quanto a esta observação é válido notar que os períodos não são os mesmos.

Após analisar os dados disponíveis, escolheu-se para as simulações o *timeframe* de 5 minutos como a menor frequência de estudo, principalmente devido ao fato de apresentar melhor qualidade com menos *gaps* de dados.

Todos os dados usados, funções para coleta no *Metatrader*, tratamento de dados, e códigos para geração de figuras estão disponíveis em [Campolina \(2021\)](#).

4.2 Regras de Operação

Traders iniciantes tentam prever o futuro, já os profissionais tentam monitorar tendências, força de alta ou baixa (*bullish* e *bearish*), assim como sua posição ([Elder; 2014](#)). Na Tabela 4.3 encontram-se as regras de compra e venda de ativos. Essas regras e parâmetros iniciais foram constituídas com base nas regras dos indicadores definidos na Seção 3.2.

A cada *candle* realiza-se o cálculo das métricas para cada regra; elas são ordenadas considerando o critério analisado e a que estiver ativa, com o maior peso, para cada instante, é responsável por indicar qual deve ser a ação tomada, i.e., comprar, vender ou aguardar. A princípio, essas regras também podem ser aplicadas a outros ativos, mas seria necessário fazer um ajuste de parâmetros. O valor de cada trade pode oscilar muito, mas com um número grande de amostras é possível observar que não costuma variar muito além da média.

Como descrito anteriormente, foram utilizadas regras com base em indicadores técnicos, sendo que cada regra possui vários tipos de parâmetros. Esses valores podem ser observados na Tabela 4.4 e têm como base a própria literatura (Seção 3.2), assim como testes efetuados durante o processo de otimização.

4.3 Gerenciamento de Risco (*Stops*)

Os *stops* servem para limitar perdas ou liquidar seus ganhos em uma operação, sendo peça essencial em estratégias executadas tanto manualmente quanto por robôs. O seu uso permite, além de maximizar ganhos, minimizar perdas e gerenciar riscos, conferindo consistência às estratégias.

A diferença entre *stop gain* e *stop loss* está nos objetivos de cada um, sendo que ambos servem como limitações das ordens. O *stop loss*, se estiver comprado na operação, executa a venda da ação quando o preço atingir o valor estipulado, menor que o valor de compra. Se estiver vendido na operação, o *stop loss* permite executar a compra do ativo quando o mesmo atingir o preço definido, maior que o preço de entrada na operação. O *stop gain*, se estiver comprado, executa a ação de venda quando o preço atingir o valor definido,

signal	variable	min	max
ADX	atrdist	0.8	1.4
ADX	atrprofit	0.8	1.4
ADX	period_adx	10.0	20.0
ADX	period_adxr	5.0	15.0
ADX	period_atr	50.0	90.0
ElderForceIndex	period_ema1	2.0	14.0
ElderForceIndex	period_ema2	15.0	25.0
MACD	atrdist	0.8	1.4
MACD	atrprofit	0.8	1.4
MACD	period_atr	50.0	80.0
MACD	period_me1	10.0	20.0
MACD	period_me2	20.0	30.0
MACD	period_signal	5.0	15.0
RSI	atrdist	0.8	1.4
RSI	atrprofit	0.8	1.4
RSI	period_atr	70.0	90.0
RSI	period_rsi	2.0	10.0
RSI	threshold_buy	0.0	20.0
RSI	threshold_sell	70.0	90.0

Tabela 4.4: Parâmetros utilizados em cada uma das regras

maior que o valor de compra. Se estiver vendido, o *stop gain* permite executar a ação de compra quando o preço atingir o valor definido, menor que o preço de entrada.

A definição do *stop loss* pode ser feita com base em diversos tipos de padrões, mas dependendo da estratégia pode ser mais interessante um a outro, assim como o perfil de risco do investidor e do comportamento do ativo. Os *stops* podem ser fixos ou móveis, *trailling stops*. Os *stops* móveis funcionam com uma ativação e um ajuste. A ativação é equivalente ao valor do *stop gain* fixo, um valor fixo ou percentual no qual a operação deve estar ganhando, e a partir desse valor o *stop* móvel é ativado. Assim que o *stop* móvel é ativado, há um ajuste dos parâmetros de *stop*. No caso de compra, se o preço cair até o *stop loss*, o ativo será vendido pelo preço limite. No entanto, se o preço atingir o *stop gain*, os valores de *stop gain* e *stop loss* são reajustados.

Neste trabalho é adotado um *stop loss* estático por operação, mas dinâmico ao longo do tempo, ou seja, para cada instante é calculado um valor diferente com base no histórico e, assim que entra em uma operação, o valor inicial é mantido até o seu fim. O *stop loss* foi obtido através da multiplicação do indicador técnico ATR (descrito na Seção 3.2.3), por uma constante, a fim de ajustar esse parâmetro aos valores atuais do ativo, assim como dar uma flexibilidade ao *stop*.

4.4 Critérios de Interesse

Ao fazer uma análise de estratégias de operações financeiras é possível utilizar vários critérios de acordo com o seu objetivo. Nos *backtests* executados, os seguintes critérios/atributos são gerados ao final de cada simulação, considerando as principais métricas de mercado:

Ganho Bruto Somatório de todas as operações que tiveram lucro.

Perda Bruta Somatório de todas as operações que tiveram prejuízo.

Lucro Líquido Total Diferença entre o ganho bruto e perda bruta.

Fator de Ganho Resultado do ganho bruto dividido pela perda bruta.

Número Total de Operações Número total de operações efetuadas, incluindo tanto compra quanto venda.

Número Total de Operações com Lucro Número total de operações efetuadas que foram liquidadas com lucro.

Número Total de Operações com Perda Número total de operações efetuadas que foram liquidadas com prejuízo.

Percentual de Acerto Percentual calculado a partir do número de operações com lucro dividido pelo número total de operações.

Percentual de Perda Percentual calculado a partir do número de operações com prejuízo dividido pelo número total de operações.

Média das Operações Ganhadoras Resultado do ganho bruto dividido pelo número de operações com lucro.

Média das Operações Perdedoras Resultado da perda bruta dividido pelo número de operações com perda.

Razão (Media das Operações Ganhadoras)/(Media das Operações Perdedoras) Resultado da média das operações ganhadoras dividido pela média das operações perdedoras.

Resultado Médio das Operações Resultado do lucro líquido total dividido pelo número total de operações.

Máximo de Operações Consecutivas com Ganho Número máximo de operações consecutivas que geraram lucro.

Máximo de Operações Consecutivas com Perda Número máximo de operações consecutivas que geraram prejuízo.

Média de *Candles* com Lucro Tempo médio de duração de cada operação com lucro (período dado em número de barras).

Média de *Candles* com Perda Tempo médio de duração de cada operação com perda (período dado em número de barras).

Máximo *Drawdown* (MDD) Pior *peak-to-valley*, isto é, fase com maior perda da estratégia desde um ponto de alta (*peak*) até um ponto de mínima (*valley*).

Retorno na Conta Resultado do lucro líquido total dividido pelo máximo *drawdown*.

Buy & Hold Diferença entre o valor de fechamento e abertura da série.

Uma observação quanto ao uso do *Buy & Hold*, e que pode gerar duvida é quanto a sua execução é que nesse caso, como nossa janela de treino e teste é de alguns dias, é possível simular a compra do ativo no início da janela de tempo e vender ao final de alguns dias. No entanto, se essa operação for feita usando o ativo de mini contrato seria necessário considerar além da diferença dos preços os ajustes diários C. Para fins de simulações não foi considerado esse ponto e apenas a diferença de preço, como se fosse feita a compra de um ativo normal como o índice Bovespa, porém utilizando o preços indicados na series de mini contratos, que apesar de serem um pouco diferentes são semelhantes, no que se refere aos valores de abertura e fechamento pelo menos.

Ao se utilizar o código apresentado em Campolina (2021)¹, é possível facilmente customizar qual função ou parâmetro será analisado. Eles são identificados como *Analyzers*² e, nos casos acima descritos, todos podem ser extraídos usando o *analyzer* ‘*TradeAnalyzer*’ que é uma ferramenta pre-pronta disponível no *framework* utilizando o Backtrader.

4.4.1 VWR (*Variability Weighted Return*)

O VWR³ é uma métrica que permite avaliar o risco da estratégia. Ele é derivado do *Sharpe Ratio*, podendo ser descrito como uma medida do retorno esperado, versus a quantidade de variabilidade no retorno, que ajuda a saber quanto a mais teria obtido de retorno se tivesse investido o capital em um ativo com um risco mínimo como o título de tesouro direto.

O *Sharpe Ratio* pode ser observado na Equação (4.6), que possui dois principais elementos: o numerador, definido na Equação (4.4), que usa a Equação (4.3) como a definição da serie de diferenças; e o denominador, definido na Equação (4.5), onde o desvio padrão nos ajuda a identificar quanto o retorno da estratégia desvia de um retorno padrão esperado médio, assim como a volatilidade do mesmo. Mais detalhes sobre este indicador podem ser encontrados em (Sharpe; 1998).

$$D_t = R_{Ft} - R_{Bt} \quad (4.3)$$

em que:

$$\begin{aligned} D_t &= \text{o retorno diferencial no período } t \\ R_{Ft} &= \text{o retorno do investimento (Fundo) no período } t \\ R_{Bt} &= \text{o retorno do investimento (Benchmark) no período } t \end{aligned}$$

$$\bar{D} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T D_t \quad (4.4)$$

em que:

$$\bar{D} = \text{o valor médio (média aritmética) dos retornos diferenciais}$$

$$\sigma_D = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (D_t - \bar{D})^2}{T - 1}} \quad (4.5)$$

¹<https://github.com/paulobh/tradingsystem>

²<https://www.backtrader.com/docu/analyzers/analyzers/>

³<https://www.backtrader.com/docu/analyzers-reference/#vwr>

em que:

σ_D = o desvio padrão dos retornos diferenciais

$$S_h = \frac{\bar{D}}{\sigma_D} \quad (4.6)$$

em que:

σ_D = o desvio padrão dos retornos diferenciais

O Índice Sharpe tem alguns problemas como:

- A média (média aritmética) dos retornos pode ser altamente enganosa;
- A variância e o desvio padrão não são analogias para o risco;
- Colocar duas medições em uma proporção pode causar distorções. Mudanças no numerador (retornos médios) movem a razão linearmente, enquanto mudanças no denominador (desvio padrão dos retornos) movem a razão hiperbolicamente. Isso leva a um viés às vezes inútil para fundos com retornos mais baixos e menor variação. Um fundo sem variabilidade de retornos, possui um Índice de Sharpe infinito, independente do retorno. Isso não ajuda na análise;
- Uma comparação com um índice pode gerar resultados enganosos, pois qualquer correlação negativa, que pode ser desejável para o investidor, aumenta a variância, diminuindo assim o Índice de Sharpe. Uma comparação com um investimento livre de risco não tem essa limitação, pois normalmente não tem variação.

Qualquer solução que encontrarmos deve realizar o seguinte:

- Usar uma descrição mais precisa dos retornos históricos do que a média aritmética simples (o numerador).
- Encontre uma caracterização de risco mais útil do que o desvio padrão dos retornos periódicos passados (o denominador).

Como os retornos logarítmicos são aditivos, a média aritmética dos retornos logarítmicos é muito mais informativa: o retorno logarítmico médio, vezes o número de sub períodos, nos informa o retorno total composto exato ao longo do período de estudo. Isso resolve o problema na análise do Índice de Sharpe indicado acima, onde os retornos aritméticos médios podem ser enganosos. Nosso numerador agora pode pontuar os fundos precisamente de acordo com os retornos compostos totais. Assim, um numerador melhorado seria a média (média aritmética) dos retornos logarítmicos

Na prática, seria útil se essa medida aparecesse em nossa métrica como a porcentagem de retorno anual mais comumente relacionada. Os investidores simplesmente não estão familiarizados com o julgamento de retornos sub periódicos, especialmente em termos logarítmicos. Por esse motivo, normalizamos nossa métrica de retorno para um retorno médio anual na Equação(4.7).

$$R_{norm} = (\exp(\bar{R}T_{ann}) - 1) \times 100 \quad (4.7)$$

em que:

R_{norm} = retorno normalizado (média do retorno logaritmo, normalizado para retorno anualizado)

\bar{R} = média do retorno logaritmo para o sub-período T

T_{ann} = número de sub períodos em um ano (mensal = 12, semanal \approx 52, diário \approx 252, etc)

Substituir retornos logarítmicos por retornos aritméticos simples é uma solução eficaz e fácil de implementar para os problemas descritos no numerador. Esse retorno normalizado deve ser muito mais útil para um investidor do que um retorno aritmético médio, sub periódico. O numerador aprimorado é esse retorno total normalizado, calculado adicionando os retornos logarítmicos sub periódicos e convertendo em um retorno anualizado.

Essa abordagem pode evitar a necessidade de um fundo de referência separado na análise. Na maioria dos casos, um fundo livre de risco serve simplesmente como uma linha de base de variabilidade zero, ou quase zero, a partir da qual se mede a variabilidade do fundo em estudo. O retorno logarítmico médio demonstra a linha de base de variabilidade zero para um fundo com o mesmo retorno total ao longo do período. Agora podemos medir a variabilidade dos retornos de um fundo em relação ao seu próprio logaritmo de retorno médio. É claro que ainda se pode comparar os retornos logarítmicos sub periódicos com os retornos logarítmicos de um *benchmark* externo, se desejado. Nesse caso, o *benchmark* para variabilidade zero é simplesmente o mesmo fundo, caso ele tenha permanecido em sua taxa logarítmica média de retorno para cada período. Esta é uma característica importante à medida que avançamos para resolver os problemas com o denominador do Ratio.

Analisando o problema do denominador, temos que o desvio padrão dos retornos nem sempre mede adequadamente a variabilidade do preço, que é o nosso objetivo. Já o desvio padrão dos diferenciais de preços fornece mais informações do que o desvio padrão dos retornos aritméticos, especialmente se for usada a variabilidade como *proxy* do risco. O quanto o preço se desvia do ideal é muito mais importante do que o retorno de um único sub período.

Outra vantagem deste método é a consistência entre sub períodos de diferentes comprimentos. Ao medir o desvio padrão dos retornos, os números são muito menores em períodos de tempo mais curtos do que em períodos mais longos. Por exemplo, o desvio padrão de um fundo usando retornos mensais será muitas vezes maior que o desvio padrão dos retornos diários. Ao medir o desvio padrão dos diferenciais de preços, a diferença nos preços nominais de um dia é semelhante em escala ao preço mensal ou anual. Assim, os números de desvio padrão são mais relacionáveis e menos dependentes da granularidade de tempo escolhida.

Agora temos um medidor mais valioso de variabilidade em relação ao risco. Mas ainda temos um problema: Mudanças no denominador movem qualquer proporção hiperbolicamente, ofuscando informações importantes. Se estruturarmos o componente de variabilidade de nossa medida para variar de 0 a 1, poderíamos usar esse componente como multiplicador de ponderação (em vez de divisor), e nossa medida reteria informações importantes sobre a Taxa de Retorno, mapeando de perto os retornos futuros esperados.

Na equação (4.8) é apresentado o VWR que depende do retorno normalizado da estratégia, da razão do desvio padrão da serie de diferenças dos preços e do risco máximo aceito pelo investidor (definido como 0.2 desvios padrões), assim como a razão de ponderação da redução da variabilidade (τ definida como 2). O retorno normalizado é definido na equação (4.7) que depende do retorno médio logarítmico, definido na equação (4.9).

Nosso novo fator (VWR) permite que o investidor escolha um desvio padrão máximo aceitável dos preços, e também escolha a taxa de variação da ponderação à medida que a variabilidade aumenta.

Este indicador tem a propriedade de obter valores constantes ao usar *timeframes* diferentes. Esse é um problema encontrado no *sharpe ratio*, no qual para *timeframes* menores, o *sharpe ratio* é menor. Isso ocorre porque o valor final é dependente do número de amostras no denominador, no qual para frequências menores estão disponíveis mais dados para um mesmo intervalo de tempo.

$$\text{VWR} = R_{norm} \left(1 - \left(\frac{\sigma_P}{\sigma_{max}} \right)^\tau \right) \quad (4.8)$$

em que:

$$\begin{aligned} 0 &\leq \sigma_P \leq \sigma_{max} \\ R_{norm} &= \text{retorno normalizado (média do retorno logaritmo, normalizado para} \\ &\quad \text{retorno anualizado)} \\ \sigma_P &= \text{desvio padrão da serie das diferenças} \\ \sigma_{max} &= \text{limite máximo } \sigma_P \text{ aceito pelo investidor} \\ \tau &= \text{razão na qual a ponderação reduz com o aumento da variabilidade} \end{aligned}$$

$$\bar{R} = \frac{R_{tot}}{T} \quad (4.9)$$

em que:

$$\begin{aligned} \bar{R} &= \text{média do retorno logaritmo para o sub-período T} \\ R_{tot} &= \ln \frac{P_T}{P_0} \text{ ou } \sum_{t=0}^T \ln \frac{P_t}{P_{t-1}} \\ P_T &= \text{Preço final} \end{aligned}$$

4.5 Backtesting

O *backtest* é o teste de um modelo de operação baseado em dados históricos, cujo objetivo é estimar como seria o resultado da estratégia em um período no passado. Para que essa simulação seja a mais próxima da realidade é necessário levar em consideração vários fatores, o que traz algumas restrições. Dependendo do tipo e da estratégia utilizada, pode ser necessário fazer algum tipo de ajuste ou normalização dos dados utilizados. A granularidade dos dados pode variar desde *candles*, onde dados são agrupados dentro de um período de tempo, perdendo alguns detalhes, até informações mais completas, *tick a tick*, contendo o *book* de ofertas. A grande quantidade de dados disponíveis gera desafios de armazenagem, recuperações e processamento.

Como mencionado anteriormente, para cada configuração de parâmetros e valor de *stop* de cada regra é feita uma simulação no *backtest*, onde se seleciona o parâmetro relacionado ao melhor valor da função objetivo utilizada, que poderia ser por exemplo o lucro.

Também é importante analisar outras métricas, além de apenas o retorno total de uma estratégia. No mesmo estudo foram apresentadas outras métricas para serem utilizadas

no *backtest*, para prever com maior eficácia o desempenho daquela estratégia no futuro. Alguns exemplos são *drawdown* máximo, percentual de *trades* com lucro e fator de lucro, descritos na Seção 4.4.

Por se tratar de uma simulação, é impossível conseguir retratar de maneira real o impacto da estratégia no mercado, que dependendo do volume negociado pode ser relevante. Vale destacar a importância de que uma estratégia apresente um desempenho adequado em diversos cenários, e não apenas em um único período testado. Ou seja, ao tentar desenvolver a melhor estratégia para um dado período, é possível que seu modelo funcione bem somente no período de teste utilizado, mas que seja ruim em outros períodos. Para evitar esse comportamento de sobre-treinamento, é muito importante se atentar à estratégia e parâmetros utilizados. Esse assunto será discutido mais na próxima seção.

É importante destacar que não foram tratados os custos operacionais e nem o fracionamento em lote das ações.

4.5.1 Estratégia treino

No Algoritmo 2 é apresentado o algoritmo de alto nível da etapa de treino, no qual é feita uma simulação para cada combinação de parâmetros de cada um dos indicadores. Toda essa infraestrutura é feita pelo Backtrader. Essa seria apenas uma abstração do que está acontecendo, com apenas alguns dos principais pontos.

A cada instante de tempo, *candle*, são feitas algumas validações iniciais como por exemplo, se excedeu limites de perdas diárias (*MaxLoss*), ou se está dentro do horário determinado (*CurrentTime*) e se está ativo em alguma operação (*status*) por exemplo.

Se não estiver ativo em alguma operação, é verificado se existe algum sinal do indicador, se sim é executada uma operação (*UpdateStatusNewOperation*), de compra ou venda dependendo do sinal, caso contrário nada é feito (*UpdateStatusNoOperation*).

Se estiver ativo em alguma operação, é verificado se atingiu algum limite de *stop* no *candle* (*TakeProfit*). Caso tenha ocorrido, a operação que estava ativa é encerrada e contabilizados os resultados (*UpdateStatusCloseOperation*), caso contrário nada é feito (*UpdateStatusNoOperation*).

4.5.2 Estratégia teste

No algoritmo 3 é apresentado o algoritmo de alto nível da etapa de teste, no qual é feita uma simulação para cada combinação de parâmetros de cada um dos indicadores calculada na etapa de treino que alimenta um comitê de indicadores para gerar o sinal de operação. Essa seria apenas uma abstração do que está acontecendo, com apenas alguns dos principais pontos.

Para o teste algumas estruturas são semelhantes as do treino, o que difere é o uso de um comitê de indicadores (*WeightedSignal*) que irá utilizar um sinal, com base nos indicadores que tenham um maior peso como referência.

Outra diferença é para quando se está ativo em uma operação e se algum sinal, de outro indicador, com peso mais significativo estiver ativo (*BetterWeightSignal*) pode influenciar na operação atual, seja encerrando (*UpdateStatusCloseOperation*) ela e começando outra (*UpdateStatusNewOperation*), ou não fazendo nada (*UpdateStatusNoOperation*).

Algorithm 2 Strategy function single signals**Input:** dataset, signalname, timerange**Output:** profit, operations, gain, loss, gainoperations, lossoperations, signal, trades**Data:** Training dataset

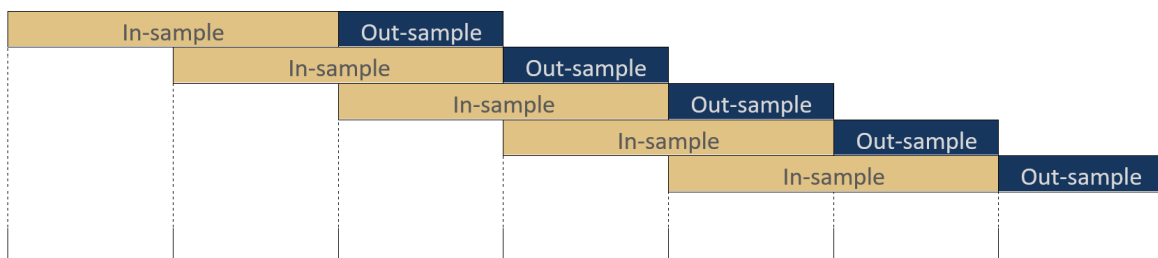
```

for index, signal in Subdataset(signal) do
  if CurrentTime(index, timerange) or TotalDailyProfit(index) < MaxLoss() then
    if status = 0 then
      UpdateStatusNoOperation(index)
    else if status ≠ 0 then
      TakeProfit(CurrentStatus(index))
      if profit ≠ 0 then
        UpdateProfit(index, profit)
      else if profit = 0 then
        UpdateProfit(index, residue)
      UpdateStatusCloseOperation(index)
    else if status = 0 then
      if signal ≠ 0 then
        UpdateStatusNewOperation(index)
      else if signal = 0 then
        UpdateStatusNoOperation(index)
    else if status ≠ 0 then
      TakeProfit(CurrentStatus(index))
      if profit ≠ 0 then
        UpdateStatusCloseOperation(index)
      else if profit = 0 then
        UpdateStatusNoOperation(index)

```

4.5.3 Otimização *Walk Forward*

Otimização *Walk Forward* (progressiva) (Kirkpatrick and Dahlquist; 2010) é um processo para testar uma estratégia de negociação, com intuito de encontrar seus parâmetros de negociação ideais em um determinado período de tempo (chamados de *in-sample* ou de treinamento, onde é feita a otimização) e verificar o desempenho desses parâmetros no período de tempo seguinte (chamado de *out-of-sample* ou validação).

Figura 4.3: Otimização *Walk Forward*

Fonte: <https://algotrading101.com/learn/walk-forward-optimization/>

Aqui estão as etapas para executar uma otimização passo a passo. Esse processo é ilustrado na Figura 4.3.

Algorithm 3 Strategy function comitê - Signals**Input:** dataset, signalname, timerange, weights**Output:** profit, operations, gain, loss, gainoperations, lossoperations, signal, trades**Data:** Testing dataset

Signals(dataset, signalname, weights)

```

for index in Subdataset(signals) do
  if CurrentTime(index, timerange) or TotalDailyProfit(index) < MaxLoss() then
    if status = 0 then
      UpdateStatusNoOperation(index)
    else if status ≠ 0 then
      TakeProfit(CurrentStatus(index))
      if profit ≠ 0 then
        UpdateProfit(index, profit)
      else if profit = 0 then
        UpdateProfit(index, residue)
      UpdateStatusCloseOperation(index)
    else if status = 0 then
      signal = WeightedSignal(index) if WeightedSignal ≠ 0 then
        UpdateStatusNewOperation(index)
      else if signal = 0 then
        UpdateStatusNoOperation(index)
    else if status ≠ 0 then
      TakeProfit(CurrentStatus(index))
      if profit ≠ 0 then
        UpdateStatusCloseOperation(index)
      else if profit = 0 then
        if BetterWeightSignal(index) then
          UpdateStatusCloseOperation(index)
          UpdateStatusNewOperation(index)
        else
          UpdateStatusNoOperation(index)

```

- Obtenha todos os dados relevantes
- Divida os dados em várias partes
- Execute uma otimização para encontrar os melhores parâmetros na primeira parte dos dados (primeiro *in-sample*)
- Aplique esses parâmetros na segunda parte dos dados (primeiro *out-of-sample*)
- Execute uma otimização para encontrar os melhores parâmetros nos próximos dados da amostra (*in-sample*)
- Aplique esses parâmetros nos próximos dados fora da amostra (*out-of-sample*)
- Repita até ter coberto todos os dados
- Colete os desempenhos de todos os dados fora da amostra (*out-of-sample*)

Foi utilizada a otimização “*walk forward*” para reduzir o *overfitting* (também conhecido como ajuste de curva ou *curve-fitting*) em nossos *backtests* e otimizações. *Overfitting*

na negociação é o processo de projetar um sistema de negociação que se adapta tão intimamente ao ruído nos dados históricos que se torna ineficaz no futuro.

Uma otimização “*walk forward*” nos força a verificar se estamos ajustando nossos parâmetros de estratégia aos sinais do passado, testando constantemente nossos parâmetros otimizados em dados fora da amostra. Vale lembrar que essa otimização não elimina o *overfitting*, podendo apenas atenuá-lo.

Muitos livros de negociação dizem que cada mercado e cada ativo negociado têm ritmos diferentes, que não existe um tamanho único para todos. Há muita literatura sobre otimização e prós e contras associados. Mas o conselho sempre aponta na mesma direção: não optimize demais.

Os *traders* inexperientes tendem a gastar muito tempo otimizando cada parâmetro em todo o conjunto de dados anteriores. Eles então passam a negociar com base nesses parâmetros “otimizados”. Geralmente, essa é uma receita para o desastre, visto que um parâmetro ótimo para o período passado pode ser péssimo para o presente. Se uma estratégia não for boa, a otimização pode acabar produzindo um resultado positivo que só é válido para o conjunto de dados testados.

Durante a otimização com os dados da amostra, procuramos os “melhores” parâmetros. Para descobrir isso, verificamos quais parâmetros maximizam ou minimizam uma determinada métrica. Essa métrica é chamada de nossa função objetivo. Por exemplo, se nossa função objetivo é o lucro geral, encontramos os parâmetros que maximizam o lucro geral da estratégia durante o período dentro da amostra.

Na maioria dos casos, queremos um critério de avaliação que tenha um elemento de recompensa e risco. Isso é chamado de métrica ajustada ao risco. Ganhar $R\$1.000$ enquanto arrisca $R\$2.000$ é pior do que ganhar $R\$500$ enquanto arrisca $R\$100$; sem usar uma métrica ajustada ao risco, seu sistema escolherá a primeira abordagem.

Alguns exemplos dessas funções objetivo ajustadas ao risco são: *Sharpe Ratio* (que é o excesso de retorno dividido pelo desvio padrão do excesso de retorno); retornos divididos por *Drawdowns* Máximos; retornos divididos pela média de *Drawdowns*; outros também podem ser observados na Seção 4.4.

O tamanho de seus dados dentro da amostra de treino (*in-sample*) deve ser grande o suficiente para prever determinado comportamento no período de teste (*out-of-sample*), mas não muito grande a ponto de incorporar muito ruído.

O princípio é que os dados de treino contêm alguma habilidade preditiva que permite prever algo nos dados de teste. Se seus dados de treino forem muito grandes, eles conterão muitos sinais falsos. Se for muito pequeno, não cobre dados suficientes para fazer previsões precisas. O tamanho e proporção depende da sua estratégia de negociação.

4.6 Backtrader

Se quiser fazer um *backtest* de uma estratégia de negociação usando Python, você pode: 1) executar seus *backtests* com bibliotecas pré-existentes; 2) construir seu próprio *backtester*; ou 3) usar uma plataforma de negociação em nuvem.

Neste trabalho será feita uma combinação da primeira e segunda opção. A opção 1 é usada porque ela faz um trabalho rápido e tudo é armazenado com segurança em seu computador local. A opção 2 é utilizada para complementar a 1, em pontos onde as soluções disponíveis atualmente não atendem às necessidades.

Usar uma biblioteca pré-existente como o *backtrader* pode economizar incontáveis horas de escrita de código para testar estratégias de mercado. Uma grande comunidade e um

fórum ativo ajuda a encontrar assistência para qualquer problema que esteja impedindo seu desenvolvimento. Além disso, a extensa documentação no site da *Backtrader* pode até levar à descoberta de um componente crucial para sua estratégia

Existem 2 bibliotecas mais populares para *backtesting*. *Backtrader*⁴ é uma delas (com 8.2 mil estrelas no github) e a outra é *Zipline*⁵ (com 14.9 mil estrelas no github, porém seu desenvolvimento e comunidade se estagnaram). Outras bibliotecas como *Pyalgotrade* (3.6 mil estrelas), *Jesse* (3.6 mil estrelas) e *Bactesting.py* (2.1 mil estrelas) também são relevantes, atendendo demandas específicas porém a biblioteca utilizada para auxiliar no *backtest* foi o *Backtrader*. É uma estrutura de código aberto que permite o teste de estratégia em dados históricos. Além disso, pode ser usada para otimizar estratégias, criar gráficos visuais e até ser usada para negociações ao vivo.

Aqui estão alguns dos pontos em que a *Backtrader* se destaca:

- ***backtesting***: O *Backtrader* remove o processo tedioso de limpar seus dados e iterar por meio deles para testar estratégias. Possui modelos integrados para uso em várias fontes de dados para tornar a importação de dados mais fácil.
- **otimização**: Ajustar alguns parâmetros às vezes pode ser a diferença entre uma estratégia lucrativa e uma não lucrativa. Depois de executar um *backtest*, a otimização é feita facilmente alterando algumas linhas de código.
- ***plot***: Nem sempre são fáceis de configurar bibliotecas de *plot* Python, especialmente na primeira vez. Um gráfico complexo pode ser criado com uma única linha de código.
- **indicadores**: A maioria dos indicadores populares já estão programados na plataforma *Backtrader*. Isso é especialmente útil se você deseja testar um indicador, mas não tem certeza de quão eficaz será. Em vez de tentar descobrir a matemática por trás do indicador e como codificá-lo, você pode testá-lo primeiro no *Backtrader*, provavelmente com uma linha de código.
- **Suporte para estratégias complexas**: A *Backtrader* foi responsável pelas várias maneiras como os *traders* abordam os mercados e tem amplo suporte.
- **Código aberto**: Você tem acesso total a todos os componentes individuais e pode desenvolvê-los, se desejar. Não há necessidade de fazer *upload* de sua estratégia para um servidor de terceiros, o que diminui as preocupações com a confidencialidade. Você não é obrigado a atualizar e lidar com alterações indesejadas, como faria com um software de uma empresa. Um bom exemplo disso é quando a *Quantopian* interrompeu a negociação ao vivo alguns anos atrás. Ela forçou muitos usuários a migrar para uma plataforma diferente, o que pode ser complicado.
- **Desenvolvimento ativo**: Esta pode ser uma área em que a *Backtrader* se destaca especialmente. A estrutura foi desenvolvida originalmente em 2015 e melhorias constantes foram feitas desde então. Alguns meses atrás, uma biblioteca de análise técnica baseada em *pandas* foi lançada para resolver problemas na estrutura *TA-Lib* popular e comumente usada. Além disso, com uma ampla base de usuários, também há um desenvolvimento ativo de terceiros.

⁴<https://www.backtrader.com/>

⁵<https://github.com/quantopian/zipline>

Porém o uso dessa biblioteca pode não ser indicado, principalmente devido aos seguintes pontos:

- **A curva de aprendizado é potencialmente íngreme:** Há muito que pode ser feito com o Backtrader, ele é muito abrangente. Mas a funcionalidade adicional pode ser vista como uma faca de dois gumes. Levará algum tempo para entender a sintaxe e a lógica usadas.
- **Compreendendo a Biblioteca:** Com base no ponto anterior, é uma boa ideia examinar o código-fonte de qualquer biblioteca para obter um melhor entendimento da estrutura.
- **Criando sua própria estrutura:** Algumas pessoas preferem ter um entendimento completo de seu software e preferem criar uma plataforma de *backtesting* por si mesmas. Na maioria dos casos, isso dará muito mais trabalho, mas há benefícios óbvios. Se você está procurando apenas ter uma ideia geral sobre uma estratégia simples, pode ser mais fácil apenas tentar iterar os dados históricos em vez de aprender a biblioteca.

O Backtrader mostra como sua estratégia pode funcionar no mercado, testando-a contra dados de preços anteriores. A funcionalidade mais básica da biblioteca é iterar por meio de dados históricos e simular a execução de negociações com base em sinais fornecidos por sua estratégia.

Ele se estende a essa funcionalidade de várias maneiras. Um “analisador” (*analyzer*, mencionado na Seção 4.4) Backtrader pode ser adicionado para fornecer estatísticas úteis.

No que diz respeito à otimização, fica claro que muito foi pensado para acelerar o teste de estratégias com diferentes parâmetros. O módulo de otimização embutido usa multiprocessamento, empregando totalmente seus múltiplos núcleos de CPU para acelerar o processo.

Por último, o Backtrader utiliza a conhecida biblioteca Matplotlib para criar gráficos no final de seu *backtest*, se desejado.

4.6.1 Pontos principais

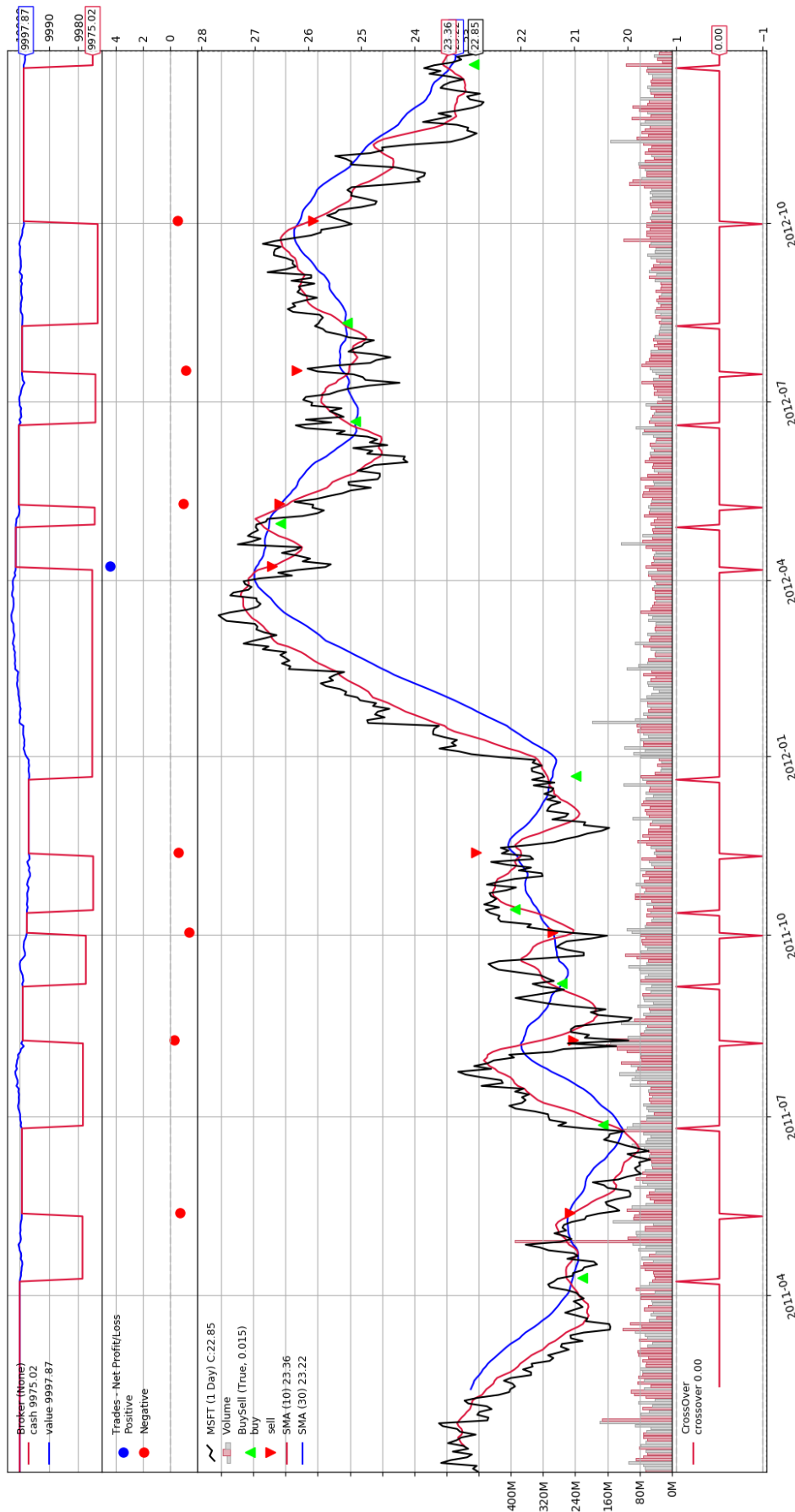
O primeiro passo para a utilizar é elaborar uma estratégia, decidindo: indicadores utilizados; lógica de entrada e saída de operações; além de outros parâmetros ajustáveis. Existem dois componentes principais para configurar seu script *Backtrader* básico. A classe de **estratégia** e o motor **cerebro**. O motor “cerebro” é o núcleo do Backtrader. Esta é a classe principal e adicionaremos nossos dados e estratégias a ela antes de eventualmente chamar o *cerebro.run()*.

Com a estratégia definida, ela deve ser adicionada no *cerebro()*, assim como a fonte de dados utilizando a função *cerebro.adddata()*, para ser executada utilizando a função *cerebro.run()* e visualizada com a função *cerebro.plot()*. O *Cerebro*, como observado acima é o ponto central da biblioteca *backtrader*, nela é feita: coleta de dados (*Data Feeds*); estratégias (*Strategies*); observadores (*observers*); análises (*analysers*); e registros (*writers*).

Ser apto a analisar a performance das suas operações é um critério chave para entender lucros, risco ou até comparar com outros modelos de referência. A função *analyzer()* ajuda nessa parte, a entender o que aconteceu ou o que está acontecendo na sua simulação.

Inicialmente todos os gráficos gerados pela biblioteca *Backtrader*, como observado na figura 4.4, apresentam três elementos: balanço financeiro; operações de negociações; e ordens de compra e venda. Esses elementos são os observadores (*observers*), presentes no submódulo *backtrader.observers()* onde podem ser customizados.

Figura 4.4: Exemplo de *output* gráfico do Backtrader



Fonte: <https://www.backtrader.com/home/helloalgotrading/>

Capítulo 5

Resultados

Nesta seção são apresentados e discutidos os resultados da aplicação da metodologia proposta nos contratos futuros de mini índice. Na Seção 5.1 é apresentada uma descrição dos *datasets* utilizados, no que se refere ao período, número de pontos e divisão de treino e teste. Os parâmetros de *stop* relacionados com o gerenciamento de risco são discutidos na Seção 5.2. Do mesmo modo são apresentados os parâmetros utilizados para as regras de operação e outros resultados associados aos indicadores e distribuição dos mesmos na Seção 5.3. Por fim, na Seção 5.4 discute-se os resultados da metodologia nos *datasets* definidos, dando destaque para as métricas utilizadas, assim como a distribuição dos resultados.

5.1 Caracterização dos Dados

Para este trabalho foi utilizado um *dataset* de contratos futuros de mini índice, descrito na seção 4.1.1, obtido pelo *Metatrader* da corretora XP, com granularidade de 5 minutos, desde maio de 2015 até janeiro de 2021. Essa amostra de dados foi uma das maiores encontradas na literatura considerando a granularidade e o tipo de ativo.

Os mini contratos futuros possuem uma data de vencimento, e.g., WINM19 (junho de 2019), e quando estão próximo do vencimento, o contrato tende a ter menos movimentação e liquidez. Nesse ponto, o próximo contrato, e.g., WINQ19 (agosto de 2019), começa a ter mais movimentação. Essa descontinuidade pode dificultar as análises históricas, que usam além dos valores de preço, o volume. Porém é possível encontrar nos *homebrokers* de corretoras, séries contínuas ajustadas desses tipos de produtos, justamente para fazer análises de séries históricas, como descrito na seção 4.1.2. Nessa mesma seção são discutidos os resultados de uma análise exploratória dos dados utilizados.

O *dataset* inicial foi dividido em *subsets*, cada um com 21 dias de dados. Esse conjunto de dados foi separado de acordo com a proporção de 80% e 20%, para o treino/validação e teste, respectivamente. O objetivo dessa divisão foi para que o período de teste ficasse próximo de uma semana. Na Seção 4.5.3 discute-se o motivo para se usar somente essas 2 separações.

Muitas vezes precisamos otimizar os hiperparâmetros de um modelo, ou ainda comparar a performance de diferentes modelos. Nesses casos separamos uma parte dos dados para validação e não usamos para treinar os modelos, mas sim para calcular seus erros nesse conjunto e modificar seus parâmetros de forma a diminuir esses erros. No entanto na abordagem utilizada essa etapa de validação se sobrepõe ao treino assim como observado em (Pimenta; 2017), (Silva; 2018a), entre outros.

5.2 Stops

Como descrito na Seção 4.3, neste trabalho é adotado um *stop loss/gain* estático por operação, mas dinâmico ao longo do tempo. Os *stops* foram obtidos através da multiplicação do indicador técnico ATR (descrito na Seção 3.2.3), por uma constante, a fim de ajustar esse parâmetro aos valores atuais do ativo, assim como dar uma flexibilidade ao *stop*.

Na Tabela 5.1 é possível ver o valor dos parâmetros ótimos usados para gerar os sinais de *stop* com base no indicador ATR. Os parâmetros em questão são: “atrdist” (usado para o *stop loss*); “atrprofit” (usado para o *stop gain*); “period_atr” (usado para calcular a EMA).

No Apêndice D, nas Figuras D.1, D.3, D.5, são representados, como variam ao longo do tempo, os parâmetros de *stop* para os sinais ADX, FI, MACD e RSI, respectivamente. Nas Figuras D.2, D.4, D.6 são representadas os mesmos resultados, porém através de um *boxplot*. Nas figuras é representado o valor dos parâmetros ótimos encontrados, tanto para o caso do teste quanto para o treino. Também é apresentada, além do teste e treino, a diferença entre os parâmetros ótimos com os dados de treino e de teste.

Vale destacar que foram otimizados os parâmetros também com os dados de teste para verificar se seria encontrada muita diferença em relação aos parâmetros de treino e teste, não influenciando os resultados em si. Nesse caso foi observado que os parâmetros de *stop* ótimos da fase de teste são menores que os valores usados de fato, considerando a fase de treino. Uma possível explicação dessa observação é que pode ter uma correlação com o tamanho das amostras usadas no treino e teste.

5.3 Regras de Operação

Como descrito anteriormente foram utilizadas regras com base em indicadores técnicos, sendo que cada regra possui vários tipos de parâmetros. Esses valores podem ser observados na Tabela 5.1 e têm como base a própria literatura (discutida na Seção 3.2), assim como testes efetuados durante o processo, cujos resultados são apresentados neste capítulo.

Em algumas regras foram feitas combinações de alguns parâmetros, com o objetivo de maximizar o efeito desses parâmetros nos resultados. No entanto, encontrar a combinação de parâmetros ótimos não é objetivo principal desta dissertação, mas sim a criação de uma ferramenta customizável para testar estratégias, definir regras de operação e parâmetros, e fazer a gestão de risco de modo automatizado.

Nas figuras D.9, D.11, D.13 e D.15 são representados, como variam ao longo do tempo, os parâmetros ótimos para os sinais ADX (seção 3.2.1), Elder Force Index (seção 3.2.4), MACD (seção 3.2.1) e RSI (seção 3.2.2), respectivamente, nos seus intervalos de dados. Nas figuras D.10, D.12, D.14 e D.16 são representadas características semelhantes, porém através de um *boxplot*. Nas figuras são apresentados os valores dos parâmetros, que obtiveram o valor da função objetivo máximo, tanto para o caso do teste quanto para o treino. Na figura também é apresentada, além do teste e treino, a diferença entre os parâmetros ótimos do treino e do teste.

Analisando os resultados das figuras é possível destacar:

- O indicador ADX, se considerarmos os melhores parâmetros observados, possui uma menor variação no treino do que no teste, mas somente para os parâmetros “period_adx” e “period_adxr”. O parâmetro “period_atr” praticamente não divergiu muito.

signal	variable	min	max	q0.25	q0.50	q0.75
ADX	atrdist	0.8	1.4	1.0	1.2	1.2
ADX	atrprofit	0.8	1.4	0.8	1.0	1.2
ADX	period_adx	10.0	20.0	10.0	10.0	10.0
ADX	period_adxr	5.0	15.0	5.0	5.0	10.0
ADX	period_atr	50.0	90.0	50.0	70.0	90.0
ElderForceIndex	period_ema1	2.0	14.0	3.5	6.0	10.0
ElderForceIndex	period_ema2	15.0	25.0	15.0	17.0	21.0
MACD	atrdist	0.8	1.4	1.0	1.2	1.2
MACD	atrprofit	0.8	1.4	0.8	1.0	1.2
MACD	period_atr	50.0	80.0	50.0	65.0	65.0
MACD	period_me1	10.0	20.0	10.0	15.0	15.0
MACD	period_me2	20.0	30.0	20.0	25.0	25.0
MACD	period_signal	5.0	15.0	5.0	10.0	10.0
RSI	atrdist	0.8	1.4	1.0	1.2	1.2
RSI	atrprofit	0.8	1.4	1.0	1.2	1.2
RSI	period_atr	70.0	90.0	70.0	70.0	80.0
RSI	period_rsi	2.0	10.0	2.0	2.0	2.0
RSI	threshold_buy	0.0	20.0	0.0	10.0	10.0
RSI	threshold_sell	70.0	90.0	70.0	80.0	80.0

Tabela 5.1: Parâmetros utilizados em cada uma das regras e sua distribuição

- o indicador FI, se considerarmos os melhores parâmetros observados, possui uma menor variação no treino do que no teste, para os seus 2 parâmetros “period_ema1” e “period_ema2”.
- o indicador MACD, se considerarmos os melhores parâmetros observados, possui uma menor variação no treino do que no teste, para os seus 4 parâmetros relacionados com período.
- o indicador RSI, se considerarmos os melhores parâmetros observados, possui uma menor variação no treino do que no teste, para os seus 2 parâmetros relacionados com período e outros 2 com limites de compra/venda.

Em geral os resultados observados indicam uma divergência dos parâmetros indicados na literatura. Uma possível explicação dessa observação é que pode existir uma correlação com a frequência dos dados, cujos tamanhos dos *candles* estão na faixa de minutos; já o referenciado na literatura é geralmente diário, o que implica em vários efeitos, como a volatilidade que é relativamente muito menor. Uma outra observação interessante é essa divergência dos parâmetros ideais encontrados para os dados de teste e treino, que parece ser contra intuitiva. Este assunto será mais evidente nos resultados da seção 5.4 e figuras localizadas no apêndice, em que se formos observar no nível mais detalhado vemos que essa diferença é pequena e existe provavelmente devido a um *overfitting* que pode variar dependendo do período ou do tamanho da série analisada, por exemplo a diferença entre a serie de treino e teste no qual o teste é menor que o treino permitindo um ajuste fino dos parâmetros.

5.4 Resultado da Operação

Na Tabela 5.2 são apresentados os resultados da simulação, para a fase de treino. Na Figura D.7 é representado, como varia ao longo do tempo, a função objetivo VWR para cada sinal. Na figura D.8 é representado algo semelhante, porém através de um *boxplot*. Na figura também é apresentada, além do teste e treino, a diferença entre as funções objetivo do treino e do teste.

Na coluna “*variable*” são apresentadas 2 funções objetivo calculadas: “**Total**”, ganho líquido em pontos que podem ser convertidos para R\$; “**VWR**”, métrica de ganho ponderado descrita na Seção 4.4.1. Nas outras colunas, “min”, “max”, “q0.25”, “q0.5” e “q0.75” representam os valores mínimos, máximos e seus respectivos quartis, para cada função objetivo de cada sinal.

A variável “Total” poderia facilmente ser substituída por um valor percentual, inclusive ela é gerada pelos *analyzers*. Mas como essa variável foi usada apenas para validar o algoritmo e estratégia, para verificar alguma inconsistência, optou-se por considerar isso em trabalhos futuros.

signal	variable	type	min	max	q0.25	q0.50	q0.75
ADX	total	train	-858.00	9564.00	1858.25	3469.50	4966.75
ADX	vwr	train	-1.07	11.86	2.33	4.31	6.17
ElderForceIndex	total	train	-6355.00	8274.00	257.50	1422.50	2929.50
ElderForceIndex	vwr	train	-7.09	10.20	0.33	1.78	3.65
MACD	total	train	-2791.00	22624.00	1114.25	2350.00	3475.25
MACD	vwr	train	-3.30	28.73	1.43	2.96	4.32
RSI	total	train	-553.00	9321.00	1681.25	2974.00	4027.25
RSI	vwr	train	-0.69	11.49	2.17	3.69	4.99

Tabela 5.2: Resultados de treino

Analisando os resultados das figuras e da Tabela 5.2 é possível destacar:

- Existe uma semelhança para um mesmo sinal nos resultados das funções objetivo “total” e “vwr”, de modo que quando um possui um valor alto o outro também.
- Para a função objetivo “total”, considerando os sinais com os parâmetros otimizados, os ganhos médios (“q0.5”) dos sinais são maiores no treino do que no teste, sendo um dos motivos devido ao fato de ter mais dias em operação.
- Se observarmos a diferença entre o máximo e mínimo para a função objetivo “total” ou “vwr”, considerando os sinais com os parâmetros otimizados, alguns indicadores apresentaram uma volatilidade muito maior na fase de treino que outros indicadores, possivelmente devido ao número de operações, parâmetros usados de *stop* e a própria estratégia do sinal.
- Ao observarmos o critério “vwr” é possível identificar uma ordem de relevância dos indicadores: ADX, RSI, MACD seguido do FI.
- Analisando a variação ao longo do tempo, observou-se um pico no início de 2020, quando começamos a identificar os efeitos da pandemia de Covid no Brasil. Nesse momento, o indicador que melhor se adaptou foi o MACD, no entanto, o sinal

signal	variable	type	min	max	q0.25	q0.50	q0.75
Signals	total	test	-4360.00	2615.00	-480.25	-27.50	777.75
Signals	vwr	test	-23.67	19.75	-3.34	-0.17	5.71
Buy&Hold	total	test	-3995.00	9680.00	-1018.75	75.00	1162.50
Buy&Hold	vwr	test	-22.00	91.22	-6.43	0.51	8.11

Tabela 5.3: Resultados do teste (com os pesos do treino)

“Signals” apresentou resultados pobres, talvez devido a inversão da curva de preços que ocorreu no período e porque os pesos e parâmetros obtidos na fase de treino não foram capazes de se adaptar a mudança.

Os resultados da otimização no treino geraram os pesos e parâmetros ótimos para cada sinal que foi utilizado nos testes do sinal “**Signals**”. O *benchmark* utilizado foi o “**Buy & Hold**”, um dos mais clássicos da literatura.

Analisando os resultados das figuras e da Tabela 5.3 é possível destacar:

- Apesar de nos dados do treino os indicadores apresentarem resultados positivos, quando se usa o Comitê de Decisão (sinal “Signals”) os resultados não são interessantes, muito inferior ao de qualquer outro sinal, não observando um efeito de complementariedade.
- Para o sinal “*Buy&Hold*”, apesar de apresentar resultados médios um pouco mais interessantes que os do sinal “Signals”, ainda são mínimos se considerarmos a sua variação. Sobre esse aspecto, o sinal “*Buy&Hold*” apresentou uma volatilidade muito maior que o “Signals”, se observarmos a diferença entre o máximo e mínimo, por exemplo.

Capítulo 6

Conclusão

6.1 Considerações Finais

Neste trabalho foi desenvolvida uma ferramenta direcionada a etapa de *backtesting* de estratégias de decisão multicritério no mercado financeiro. O termo multicritério se refere aos múltiplos indicadores técnicos utilizados para obtenção de um comitê de indicadores e seus respectivos sinais. Para que toda a modelagem apresentada possa ser replicada, adaptada e testada, o código foi disponibilizado online em [Campolina \(2021\)](#). O *backtest* é um módulo muito negligenciado em quase todas as publicações analisadas e, claramente, merece atenção.

Este trabalho apresentou uma discussão sobre o mercado financeiro, indicadores técnicos e seus tipos de operações, dando destaque para o *day trade* de mini contratos futuros de índice. Também foi feita uma revisão de métodos de mercado, psicologia de mercado, econometria, indicadores técnicos e da literatura associada com a negociação algorítmica.

Ao longo do trabalho são apresentados e discutidos os *datasets* utilizados, e como eles foram capturados, selecionados e processados. Nos resultados é possível observar os parâmetros empregados para cada regra e indicador, e os resultados gerais de treino e teste. Abordou-se também a definição de parâmetros de *stops*, o desenvolvimento e execução do algoritmo de *backtest*, e estratégia de operação proposta baseada em comitê de regras de operação.

Vale destacar que algumas propostas foram essenciais para o modelo, i.e., a definição de um *stop loss* dinâmico, estabelecimento de métricas de peso atribuídas aos indicadores, liquidação e execução de novas ordens quando um sinal com peso maior for acionado (mesmo estado já posicionado). Também é interessante ressaltar que para se obter métricas eficazes nesse tipo de operação *day trade* de mini contratos futuros de índice, as mesmas precisam ser bem avaliadas; além disso, elas se diferem muito daquelas usadas em outros tipos de operação de longo prazo, principalmente por não exigirem o valor financeiro necessário para a operação no mercado a vista.

Não foi objetivo dessa dissertação implementar o algoritmo de *backtesting* no *MetaTrader*, a fim de facilitar a implementação e reprodução do mesmo pela comunidade, visto que o Python é uma linguagem de mais fácil acesso e interpretação que o MQL5, usada no *MetaTrader*. Por consequência destas limitações, não foi pretensão deste estudo desenvolver um método algorítmico que se mostrasse perfeitamente acabado e garantidamente rentável para o mercado financeiro real, mas sim, nesta direção, desenvolver uma ferramenta que provesse suporte ao *backtest* de estratégias na aplicação de um robô investidor como o produzido.

Por fim, pode-se dizer que a predição do comportamento de ativos no mercado de capitais não é tarefa simples. A construção de sistemas automatizados de investimento é uma tarefa antes de tudo de experimentação, de busca, de tentativa e erro. O estudo nesta área de pesquisa exige um esforço grande para conhecimento interdisciplinar como estatística, finanças, econometria e computação. Também é bom ressaltar que a construção destes tipos de sistemas é ainda uma novidade, pois existem poucas publicações e disciplinas nos cursos de graduação e pós-graduação no Brasil que abordam este tema, sendo a mesma dificuldade encontrada em conteúdos que exigem uma interdisciplinaridade. Espera-se que com essa ferramenta disponibilizada, esse processo de captura de dados, validação de estratégias e análise de dados possa ser agilizado.

6.2 Proposta de Continuidade

Como proposta de continuidade, tem-se em mente a investigação de novas regras de operação, não necessariamente mais indicadores; uso de dados mais complexos, com granularidades diferentes, tais como minuto a minuto, *tick a tick*, ou considerando o *book de ofertas*; além de outros tipos de mini contratos como o Dolar. Um outro estudo pertinente trata-se da investigação de outras proporções para treino e teste, pois influenciam na ponderação dos eventos mais recentes. Tendo em vista a observação de maior relevância dos dados mais recentes, pode ser interessante a adoção de sistemas que considerem esse comportamento de forma contínua.

Também seria interessante analisar outros critérios de interesse para ponderar os objetivos, considerando as diversas variáveis relevantes, como discutido em 4.4.

O *Tape Reading*, leitura do *book* de ofertas ou Análise de Fluxo de Ordens, trata-se de uma técnica pouco difundida no meio acadêmico, mas vem se tornando popular entre os investidores com a ajuda das plataformas eletrônicas. O aprendizado desta técnica não leva em consideração a teoria, pois só com a prática é possível entender como o mercado funciona e compreender a dinâmica do *Book* de Ofertas. No entanto, a obtenção de dados para esse tipo de abordagem não é algo fácil, visto que não foi encontrado disponível para download; possivelmente seria necessário desenvolver um código para capturar esses dados, assim como o desenvolvido nesta dissertação.

Um outro elemento interessante a se considerar em estudos futuros é o uso do IRACE (López-Ibáñez et al.; 2016), que é um *framework* para configuração automática de algoritmos que considera diversos componentes algorítmicos como parâmetros categóricos a serem escolhidos. Nesse sentido, há um chamado espaço de configurações no qual o IRACE busca combinar diferentes componentes para gerar algoritmos únicos.

Referências Bibliográficas

- Amaral, R. P. d. (2016). *Comportamento dos investidores em operações daytrade*, Dissertação de pós-graduação lato sensu em finanças e mercados de capitais, Universidade Regional do Noroeste do Estado do Rio Grande Do Sul.
- Appel, G. (1985). *The moving average convergence-divergence trading method: advanced version*, Scientific Investment Systems Research Group report, Scientific Investment Systems.
URL: <https://books.google.com.br/books?id=8DUxtAEACAAJ>
- Atsalakis, G. S. and Valavanis, K. P. (2009). Surveying stock market forecasting techniques—part ii: Soft computing methods, *Expert Systems with Applications* **36**(3): 5932–5941.
- Buscariolli, B. and Emerick, J. (2012). *Econometria Com Eviews: GUIA ESSENCIAL DE CONCEITOS E APLICAÇÕES*, SAINT PAUL.
URL: <https://books.google.com.br/books?id=nhPcXwAACAAJ>
- Campolina, P. A. M. (2021). My Research Software.
URL: <https://github.com/paulobh/tradingsystem>
- Cavalcante, R. C., Brasileiro, R. C., Souza, V. L., Nobrega, J. P. and Oliveira, A. L. (2016). Computational intelligence and financial markets: A survey and future directions, *Expert Systems with Applications* **55**: 194–211.
- Dallaqua, M. F. (2019). *Sistema de apoio à decisão inteligente para day trading: contornando a racionalidade limitada e tomando boas decisões consistentemente com o uso da inteligência artificial.*, Dissertação de mestrado em engenharia de produção, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade de São Paulo.
- de Almeida Lemos, F. (2017). *Análise Técnica dos Mercados Financeiros*, Editora Saraiva.
URL: <https://books.google.com.br/books?id=uEBnDwAAQBAJ>
- De Losso da Silveira Bueno, R. (2008). *Econometria de séries temporais*, CENGAGE Learning.
URL: <https://books.google.com.br/books?id=KArnPgAACAAJ>
- de Mello Assis Correia, J. (2017). *Estudo e modelagem de uma estratégia financeira baseada na combinação de redes neurais artificiais para apoiar a tomada de decisão no mercado financeiro*, Dissertação de mestrado em modelagem matemática e computacional, Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática e Computacional, Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais.

- Debastiani, C. and Russo, F. (2008). *Avaliando Empresas, Investindo em Ações: A aplicação prática da análise fundamentalista na avaliação de empresas*, Novatec Editora.
URL: <https://books.google.com.br/books?id=jm-c9PY-QNsC>
- Elder, A. (1993). *Trading for a Living: Psychology, Trading Tactics, Money Management*, Wiley Finance, John Wiley & Sons.
URL: <https://books.google.com.br/books?id=Rc7zDwAAQBAJ>
- Elder, A. (2014). *The New Trading for a Living: Psychology, Discipline, Trading Tools and Systems, Risk Control, Trade Management*, Wiley Trading, Wiley.
URL: <https://books.google.com.br/books?id=ydY5BAAAQBAJ>
- Fama, E. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work, *Journal of Finance* **25**(2): 383–417.
- Fama, E. F. (1965). The behavior of stock-market prices, *The journal of Business* **38**(1): 34–105.
- Godfrey, M. D. (1964). Econometric theory, by arthur s. goldberger, john wiley and sons, new york, 1964, xi + 399 pp, *Naval Research Logistics Quarterly* **11**(2): 230–231.
URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/nav.3800110213>
- Gomes, I. d. O. (2018). *Estratégias para operações de day trade na b3*, Mestrado profissional em finanças e economia, FGV EESP.
- Graham, B. and Sette, L. (2016). *O investidor inteligente*, HarperCollins Brasil.
URL: <https://books.google.com.br/books?id=NYarDwAAQBAJ>
- Gujarati, D. and Porter, D. (2011). *Econometria Básica - 5.Ed.*, McGraw Hill Brasil.
URL: <https://books.google.com.br/books?id=bOLX3aXf6y0C>
- Guterman, M. (2017). Robo-advisor x human-advisor: Uma análise da automação do aconselhamento financeiro no brasil, *Concusro de Monografia em Finanças* .
URL: <https://cfasociety.org.br/wp-content/uploads/2020/08/PIF-2017-2oLUGAR.pdf>
- Halfeld, M. and Torres, F. F. L. (2001). Finanças comportamentais: aplicações no contexto brasileiro, *Revista de Administração de Empresas* **41**(2): 64–71.
- Hamilton, W. and Dow, C. (1922). *The Stock Market Barometer: A Study of Its Forecast Value Based on Charles H. Dow's Theory of the Price Movement. With an Analysis of the Market and Its History Since 1897*, The Stock Market Barometer: A Study of Its Forecast Value Based on Charles H. Dow's Theory of the Price Movement : with an Analysis of the Market and Its History Since 1897, Harper & Brothers.
URL: <https://books.google.com.br/books?id=50VMAAAIAAJ>
- Henrichsen, W. (2020). *Análise de indicadores fundamentalistas e preço de ações: um estudo multicaso na B3, no período 2011-2019*, Trabalho de conclusão do curso de ciências econômicas, Universidade Regional do Noroeste do Estado do Rio Grande do Sul - UNIJUÍ.
- Hull, J. (2016). *Opções, Futuros e Outros Derivativos*, Bookman Editora.
URL: <https://books.google.com.br/books?id=ooBFDAAAQBAJ>

- Kahneman, D. (2011). *Thinking, Fast and Slow*, Farrar, Straus and Giroux.
URL: <https://books.google.com.br/books?id=ZuKTVeERuPG8C>
- Kendall, M. G. and Hill, A. B. (1953). The analysis of economic time-series-part i: Prices, *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)* **116**(1): 11–34.
- Kirkpatrick, C. and Dahlquist, J. (2010). *Technical Analysis: The Complete Resource for Financial Market Technicians*, Pearson Education.
URL: <https://books.google.com/books?id=I5SgX5q5sQEC>
- Lo, A. W. and MacKinlay, A. C. (1988). Stock market prices do not follow random walks: Evidence from a simple specification test, *The review of financial studies* **1**(1): 41–66.
- López-Ibáñez, M., Dubois-Lacoste, J., Pérez Cáceres, L., Birattari, M. and Stützle, T. (2016). The irace package: Iterated racing for automatic algorithm configuration, *Operations Research Perspectives* **3**: 43–58.
URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2214716015300270>
- Machado, E. J. (2020). *Um arcabouço de algoritmos de aprendizado de máquina para avaliação de estratégias de investimento para o mercado de ações*, Dissertação de mestrado em modelagem matemática e computacional, Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática e Computacional, Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais.
- Mandelbrot, B. (1966). Forecasts of future prices, unbiased markets, and "martingale" models, *The Journal of Business* **39**(1): 242–255.
- Markowitz, H. (1959). *Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments*, Yale University Press.
URL: <https://books.google.com.br/books?id=LSTwAAAAQBAJ>
- Martins, L. (2010). *Aprenda A Investir: Saiba Onde E Como Aplicar Seu Dinheiro*, ATLAS.
URL: <https://books.google.com.br/books?id=EK59cgAACAAJ>
- Mobiliários, C. D. V. (2013). O mercado de valores mobiliários brasileiro, *Rio de Janeiro: CVM/SOI*.
- Morettin, P. and Castro Toloí, C. (2006). *Análise de séries temporais*, ABE - Projeto Fisher, Edgard Blucher.
URL: <https://books.google.com.br/books?id=Q7bJAAAACAAJ>
- Murphy, J. (1999a). *Technical Analysis of the Financial Markets: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications*, New York Institute of Finance Series, New York Institute of Finance.
- Murphy, J. (1999b). *Technical Analysis of the Financial Markets: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications*, Penguin Publishing Group.
URL: <https://books.google.com.br/books?id=teitAAAAQBAJ>
- Namatela, C. (2017). *Construção de um robô investidor baseado em redes neurais artificiais e preditores econométricos*, Mestrado em engenharia elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais.

- Nelson, S. (1903). *The A B C of Stock Speculation*, Nelson's Wall street library, S.A. Nelson.
URL: <https://books.google.com.br/books?id=otpKAAAAMAAJ>
- Pimenta, A. (2017). *Métodos automatizados para investimento no mercado de ações via inteligência computacional*, PhD thesis, Tese de Doutorado, Programa de Pós-Graduação, Universidade Federal de Minas Gerais.
- Pinheiro, J. (2019). *Mercado De Capitais*, ATLAS EDITORA.
URL: <https://books.google.com.br/books?id=I-0fyAEACAAJ>
- Rather, A. M., Sastry, V. and Agarwal, A. (2017). Stock market prediction and portfolio selection models: a survey, *Opsearch* **54**(3): 558–579.
- Roberts, H. V. (1959). Stock-market "patterns" and financial analysis: methodological suggestions, *The Journal of Finance* **14**(1): 1–10.
- Samuelson, P. A. (2016). Proof that properly anticipated prices fluctuate randomly, *The world scientific handbook of futures markets*, World Scientific, pp. 25–38.
- Sharpe, W. F. (1998). The sharpe ratio, *Streetwise—the Best of the Journal of Portfolio Management* pp. 169–185.
- Shiller, R. J. (1990). Market volatility and investor behavior, *The American Economic Review* **80**(2): 58–62.
- Shleifer, A. (2000). *Inefficient Markets: An Introduction to Behavioural Finance*, Clarendon Lectures in Economics, OUP Oxford.
- Silva, D. M. (2018a). *Thaler - um protótipo de robô investidor utilizando análise técnica e máquinas de vetores de suporte*, Trabalho de conclusão do curso de bacharel em ciência da computação, Instituto Federal Minas Gerais - Campus Formiga.
- Silva, R. C. E. (2018b). *Estratégias de operação automatizada em mercado financeiro baseada em previsões de redes neurais artificiais*, Dissertação de mestrado em modelagem matemática e computacional, Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática e Computacional, Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais.
- Tintner, G. (1968). *Methodology of mathematical economics and econometrics*, University of Chicago Press.
URL: <https://books.google.com.br/books?id=3G2cAQAACAAJ>
- Wilder, J. (1978). *New Concepts in Technical Trading Systems*, Trend Research.
- Wooldridge, J. (2017). *Introdução à econometria: uma abordagem moderna*, Cengage Learning.
URL: <https://books.google.com.br/books?id=3847AAAACAAJ>
- Wuerges, A. F. E. and Borba, J. A. (2010). Redes neurais, lógica nebulosa e algoritmos genéticos: aplicações e possibilidades em finanças e contabilidade, *JISTEM-Journal of Information Systems and Technology Management* **7**(1): 163–182.

Apêndice A

Horários de negociação B3

Mercado	Cancelamento de Ofertas		Pré-Abertura		Negociação		Call de Fechamento		After-Market			
	Início	Fim	Início	Fim	Início	Fim	Início	Fim	Cancelamento de Ofertas		Negociação	
									Início	Fim	Início	Fim
Mercado a vista	09:30	09:45	09:45	10:00	10:00	16:55	16:55	17:00	17:25	17:30	17:30	18:00
Fracionário	09:30	09:45	09:45	10:00	10:00	16:55	16:55	17:00	17:15	17:30	17:30	18:00
Mercado a termo	-	-	-	-	10:00	17:25	-	-	-	-	-	-
Mercado de opções	09:30	09:45	09:45	10:00	10:00	16:55	16:55	17:15	-	-	-	-
BOVESPA Mais	09:30	09:45	09:45	10:00	10:00	16:55	16:55	17:00	-	-	-	-
ETFs	09:30	09:45	09:45	10:00	10:00	16:55	16:55	17:15	-	-	-	-
Mercado de balcão	09:30	09:45	09:45	10:00	10:00	16:55	16:55	17:00	-	-	-	-
Opções sobre índice	09:30	09:45	09:45	10:00	10:00	16:50	16:50	17:15	-	-	-	-

Tabela A.1: Horários de negociação no mercado de ações (mercado de Bolsa)

Contrato	Código	Negociação normal	
		Início	Fim
Futuro de dólar comercial	FUT DOL	09:00	18:30
Rolagem de futuro de dólar comercial	FUT DR1	09:00	18:30
Futuro de mini de dólar comercial	FUT WDO	09:00	18:30
Rolagem Futuro de Mini de Dólar Comercial	FUT WD1	09:00	18:30
Futuro de Ibovespa	FUT IND	09:00	18:25
Rolagem de Futuro de Ibovespa	FUT IR1	09:00	18:05
Futuro de Ibovespa Mini	FUT WIN	09:00	18:25
Rolagem de Futuro Mini de Ibovespa	FUT WI1	09:00	18:05

Tabela A.2: Horários de negociação de contratos futuros referenciados em índice e dólar

Como fica claro por conta das nomenclaturas distintas, cada um desses horários tem um propósito diferente. Dentro do pregão existem três momentos relevantes, pré-abertura, negociação e pós negociação. A pós negociação é essencial para a conclusão das operações do dia, através da compensação, liquidação e custódia.

- **Pré-abertura:** A pré-abertura serve como uma espécie de leilão para início dos trabalhos na bolsa, no qual se determina o preço de abertura do ativo (caso o investidor queira comprá-lo ou vendê-lo). Nesse horário, então, ele pode enviar uma ordem antecipadamente, mas o negócio só será concluído quando o mercado de ações abrir. Se o investidor optar por essa pré-negociação, não poderá mais alterar o preço após o envio da ordem.

- **Negociação:** A negociação é o período em que o mercado de ações opera diariamente; as corretoras enviam ordens de compra e venda para o sistema de negociação.
- **Call de fechamento:** O call de fechamento dura apenas 5 minutos, bem ao fim do horário de negociações. O seu objetivo é receber intenções de compra e venda de ativos para determinar seu preço de fechamento. As operações fechadas dentro da negociação estendida são liquidadas em D+0, junto com as outras operações do dia.
- **After market:** Após o fechamento do mercado de ações, o *after market* funciona como um “horário extra” de negociações. Ele atende aos investidores que não conseguiram realizar suas transações durante o horário normal, como os investidores estrangeiros. As operações executadas fora do horário normal fazem parte do pregão do dia seguinte.

Apêndice B

Principais contratos e respectivos códigos

Segmento	Contrato	Código de Negociação
Ações e Índice	Índice Bovespa Índice S&P500 Futuro de Ações	IND e WIN ISP e WSP B3SAO e outros
Taxa de Juros	Taxa DI Taxa Selic Cupom Cambial de DI Cupom de IPCA	DI1 DDI OC1 DAP IAP
Moedas	Dólar dos Estados Unidos Euro Libra Esterlina Iene Japonês Iuan Chinês Outras	DOL e WDO EUR GBR JAP CNY
Commodities	Boi Gordo Milho Café Soja Açúcar Etanol	BGI CCM ICF SFI ETN

Tabela B.1: Principais contratos e seus respectivos códigos

Apêndice C

Ajuste diário – exemplo

Quando o valor do ajuste do dia é maior do que o preço de abertura da posição ou maior do que o ajuste do dia anterior, quem está posicionado na compra recebe o dinheiro correspondente ao lucro da sua posição, e quem está posicionado na venda paga o valor correspondente ao prejuízo da sua posição. Quando os preços caem e o ajuste diário é menor que o do preço de abertura da posição ou do que o ajuste do dia anterior, ocorre o contrário: quem está posicionado na venda recebe e quem está posicionado na compra paga. Isso se repete todos os dias, enquanto o investidor mantiver a sua posição comprada ou vendida em um contrato futuro.

Imagine que o investidor se posicionou na compra de um minicontrato de Futuro de Índice a R\$ 104.490,00, no dia 15. Na apuração do ajuste diário, o preço passou a ser R\$ 104.590,00. Portanto, no dia 15, o investidor comprado obteve lucro de R\$ 100,00 e o vendido, um prejuízo de R\$ 100,00. No dia 16, as posições se iniciam com o preço de fechamento do dia anterior, R\$ 104.590,00. Neste dia, após as negociações o fechamento do ajuste diário ficou em R\$ 104.700,00. Então, o investidor comprado lucrou R\$ 110,00 e o vendido perdeu R\$ 110,00. No dia 17, a apuração do ajuste diário foi de R\$ 105.000,00. Portanto, quem comprou obteve lucro de R\$ 300,00. Por sua vez, quem vendeu teve prejuízo de R\$ 300,00. Essas operações são apresentadas na Tabela C.1.

Dia	Preço Negociado	Preço de Ajuste Diário	Ajuste Diário Financeiro	
			Comprado	Vendido
15/out	104.490	104.590	R\$ 100 (104.590 - 104.490)	-R\$ 100 (104.590 - 104.490)
16/out	104.700	104.810	R\$ 110	-R\$ 110
17/out	104.700	105.000	R\$ 300	-R\$ 300
Resultado			R\$ 510	-R\$ 510

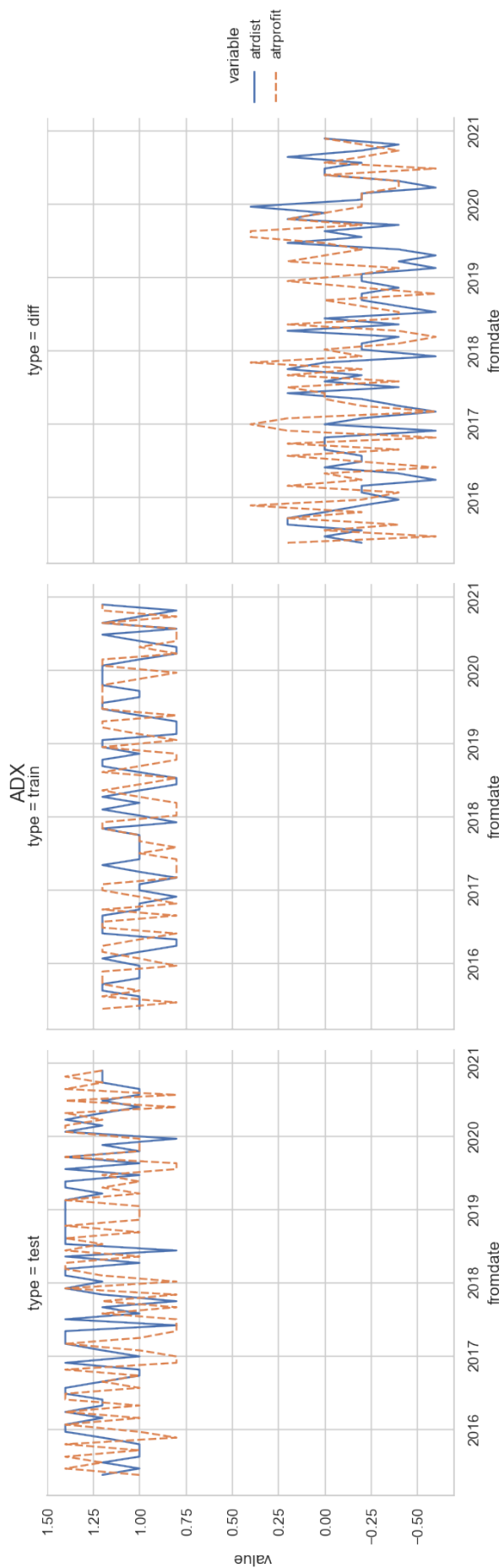
Tabela C.1: Exemplo de ajuste diário de contrato futuro

Assim sendo, no período de três dias, o investidor que se posicionou na compra lucrou um total R\$ 510,00 e o que se posicionou na venda, teve prejuízo total de R\$ 510,00. O mercado futuro permite a abertura de posições compradas e vendidas com facilidade, inclusive com a possibilidade de “dormir posicionado” sem aluguel de ações. Dessa maneira, tanto na alta como na baixa você pode ganhar. O problema de “dormir posicionado” ocorre quando estamos alavancados, como é o caso dos minicontratos, no qual está sujeito às oscilações da abertura.

Apêndice D

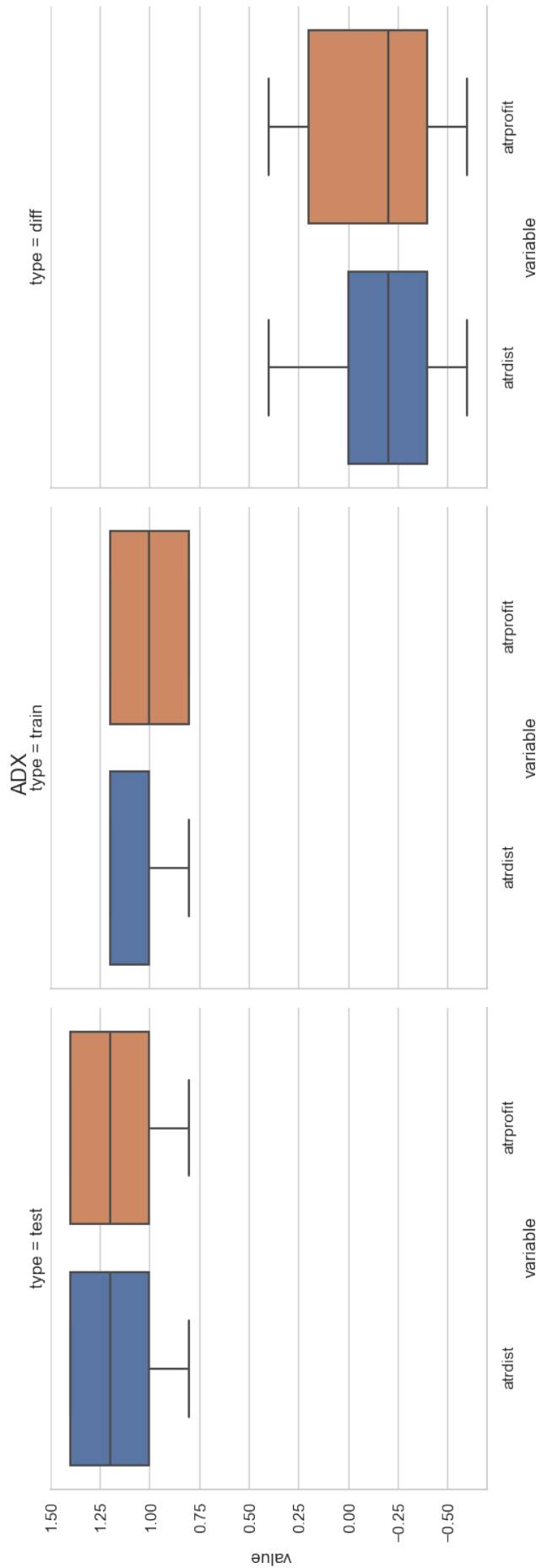
Parâmetros otimizados

Figura D.1: Parâmetros de *stop* ao longo do tempo, para indicador ADX, com diferenças



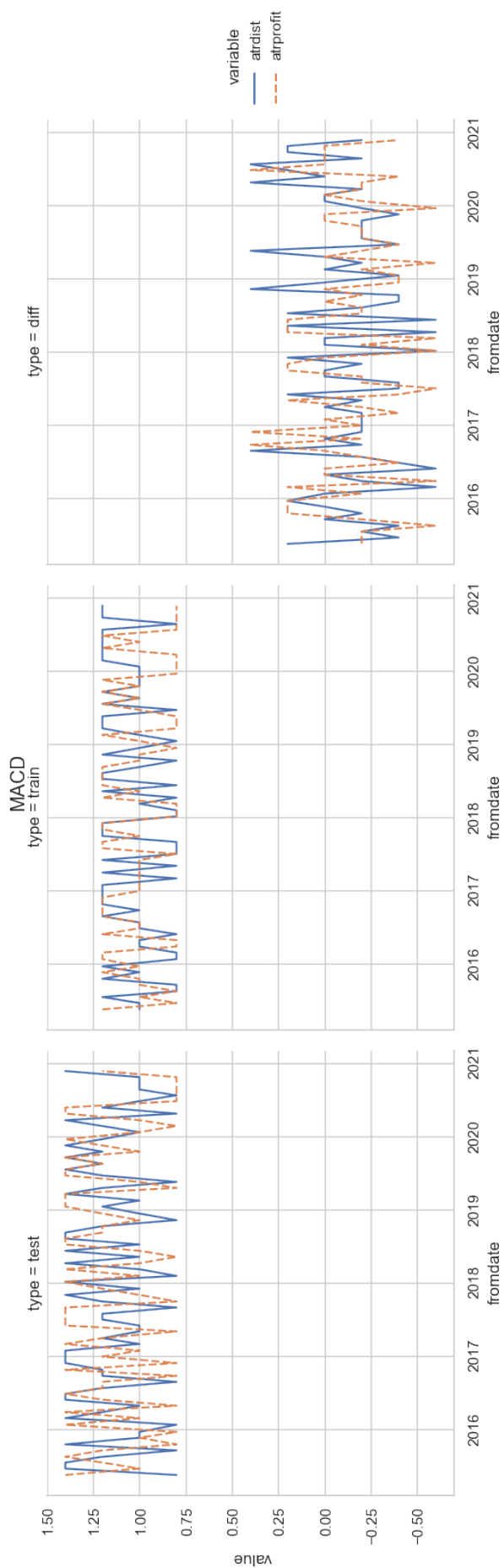
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura D.2: Parâmetros de *stop boxplot*, para indicador ADX, com diferenças



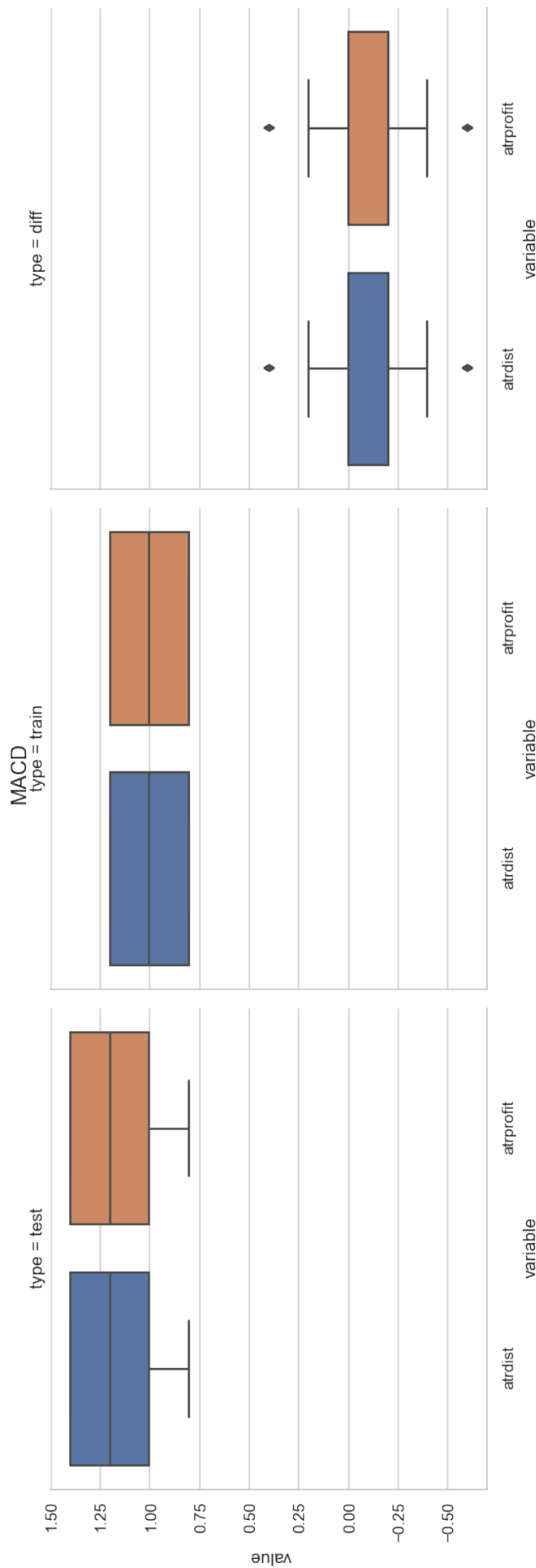
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura D.3: Parâmetros de *stop* ao longo do tempo, para indicador MACD, com diferenças



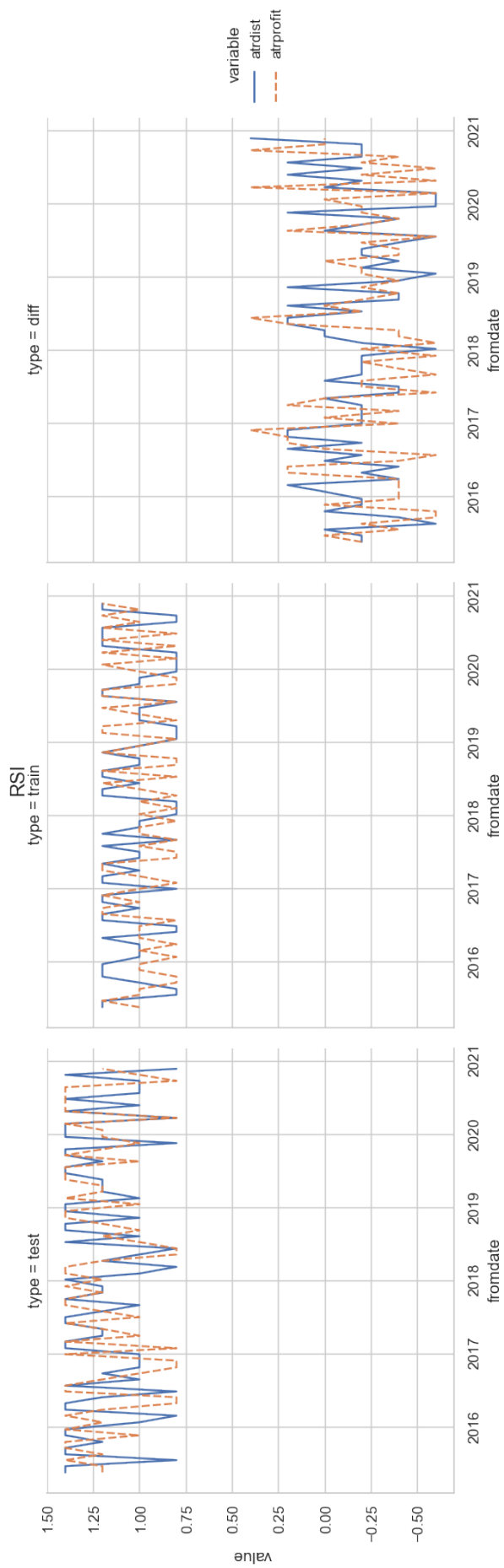
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura D.4: Parâmetros de *stop* *boxplot*, para indicador MACD, com diferenças



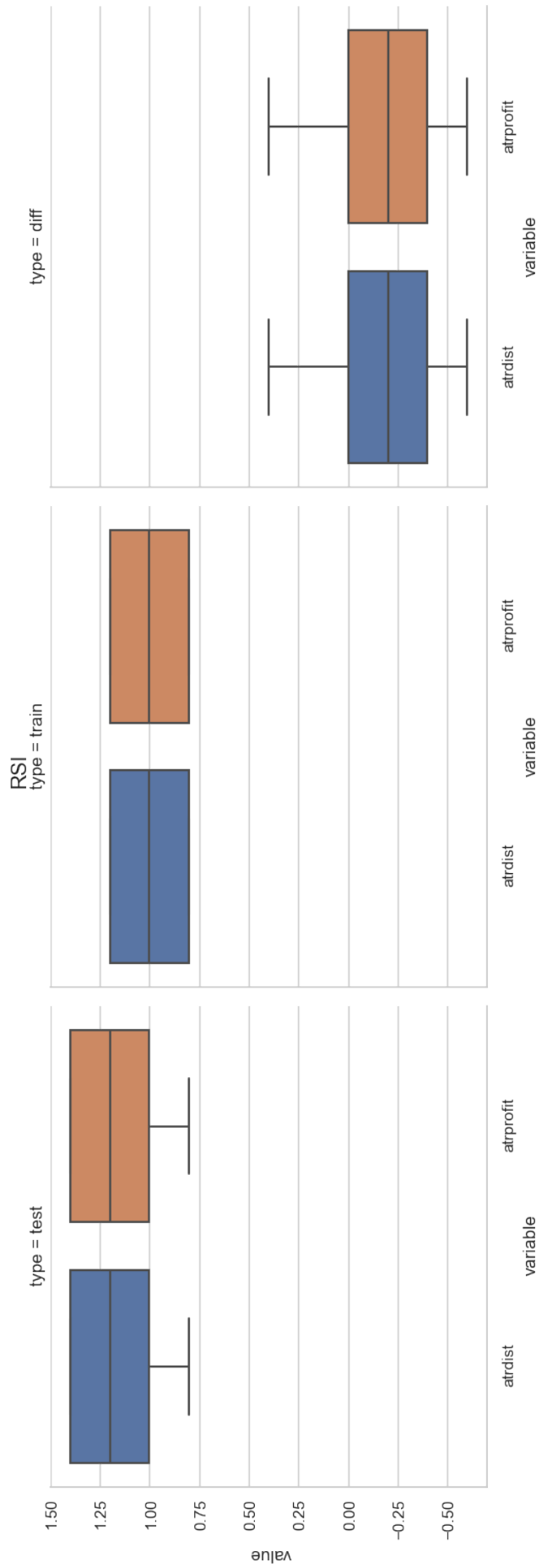
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura D.5: Parâmetros de *stop* ao longo do tempo, para indicador RSI, com diferenças



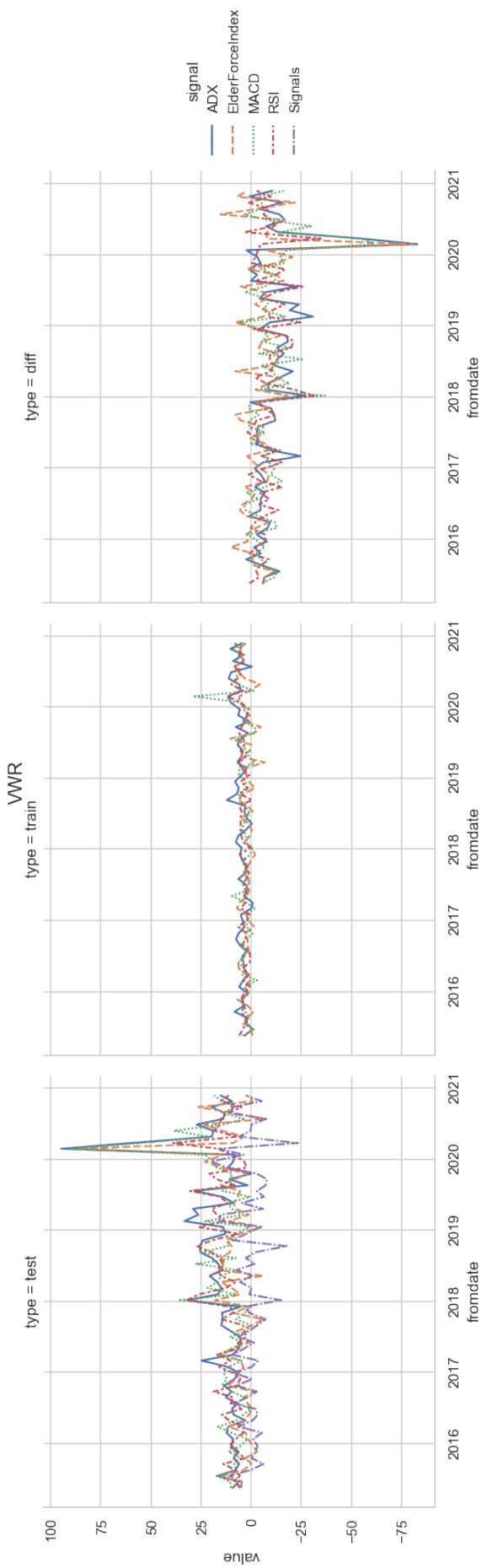
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura D.6: Parâmetros de *stop boxplot*, para indicador RSI, com diferenças



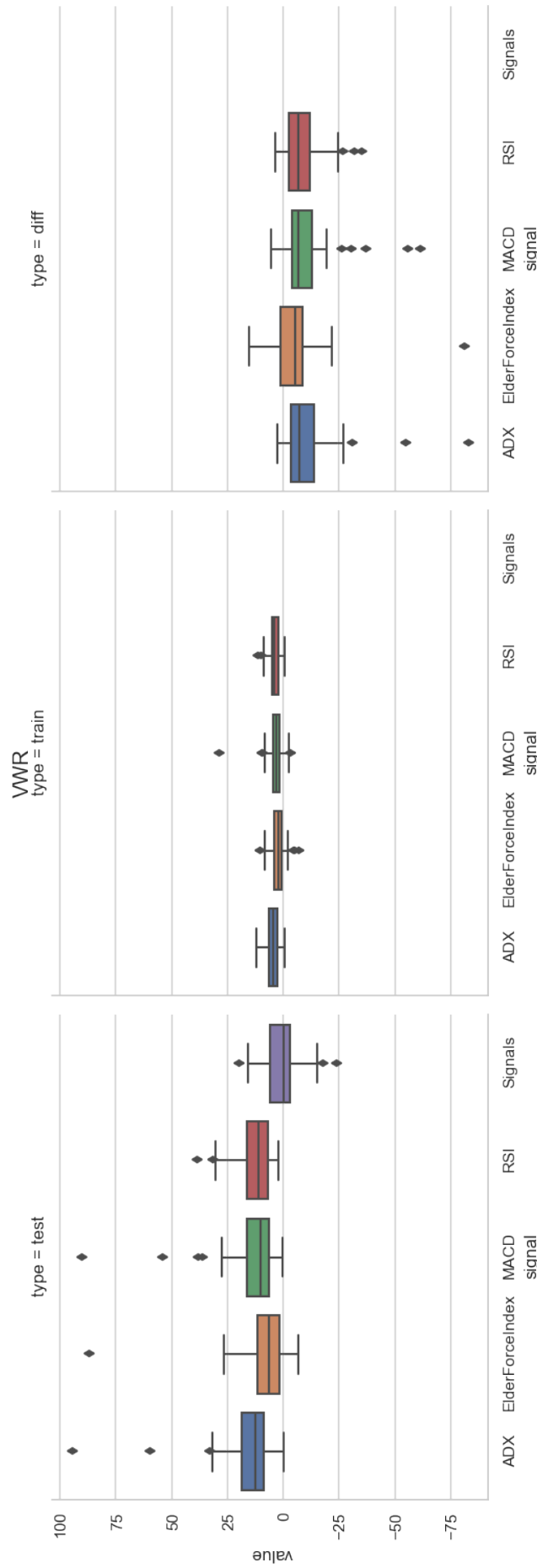
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura D.7: Função objetivo (VWR) ao longo do tempo, com diferenças



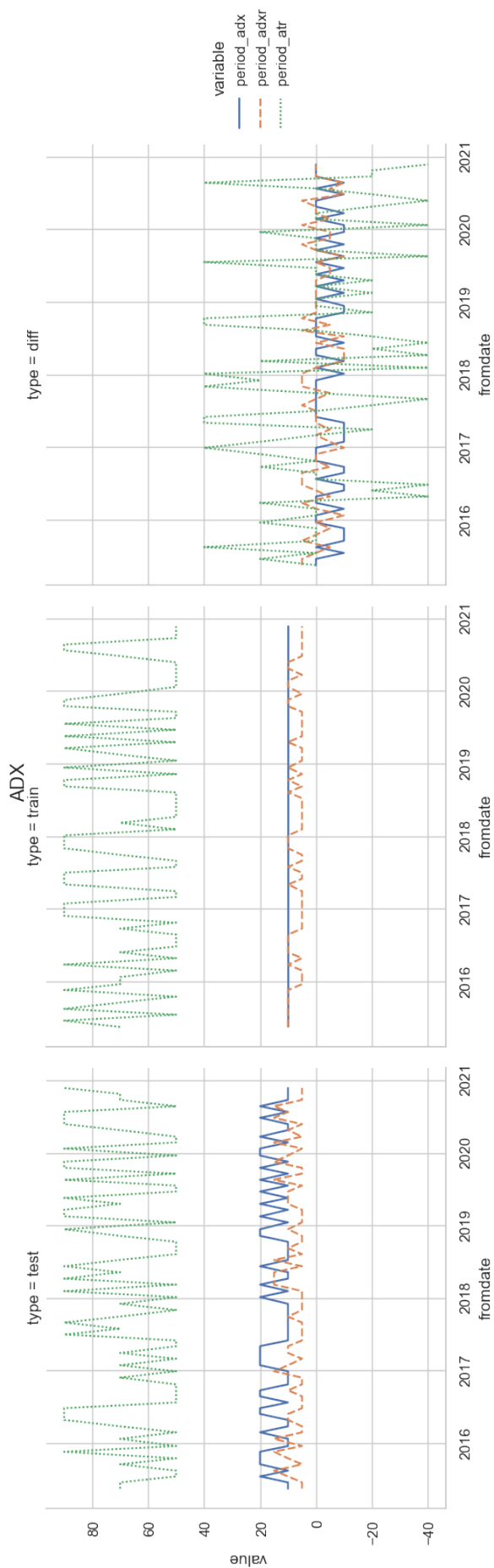
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura D.8: Função objetivo (VWR) *boxplot*, com diferenças



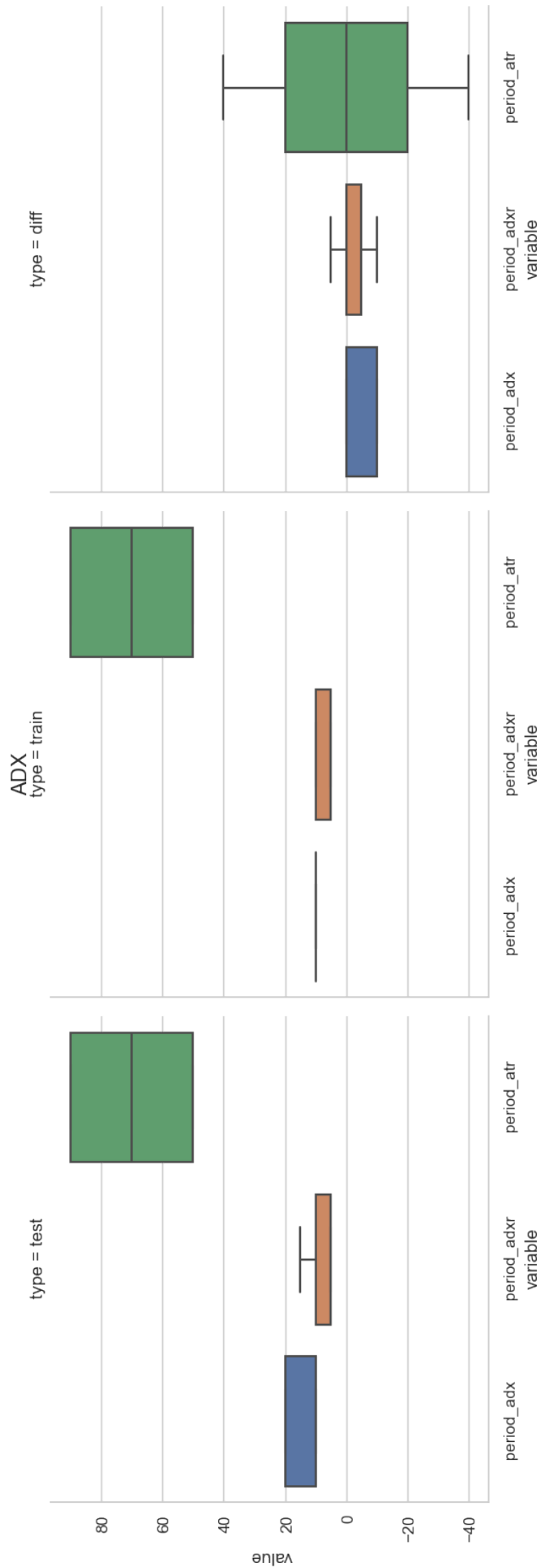
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura D.9: Parâmetros do sinal (ADX) ótimos, ao longo do tempo, com diferenças



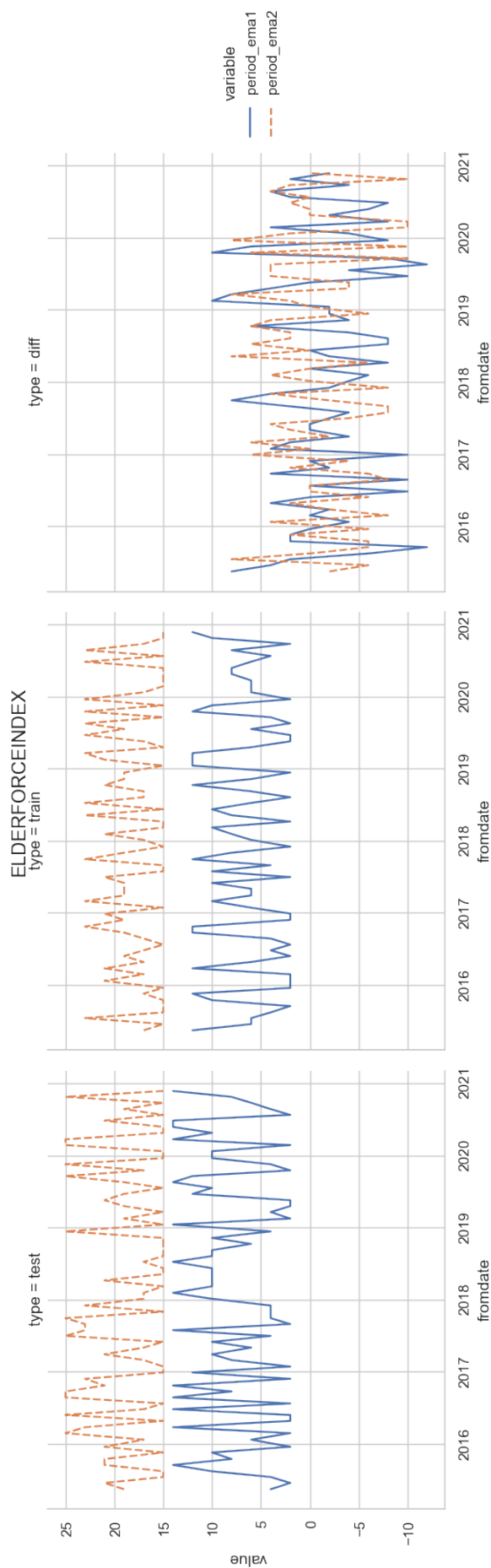
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura D.10: Parâmetros do sinal (ADX) *boxplot*, com diferenças



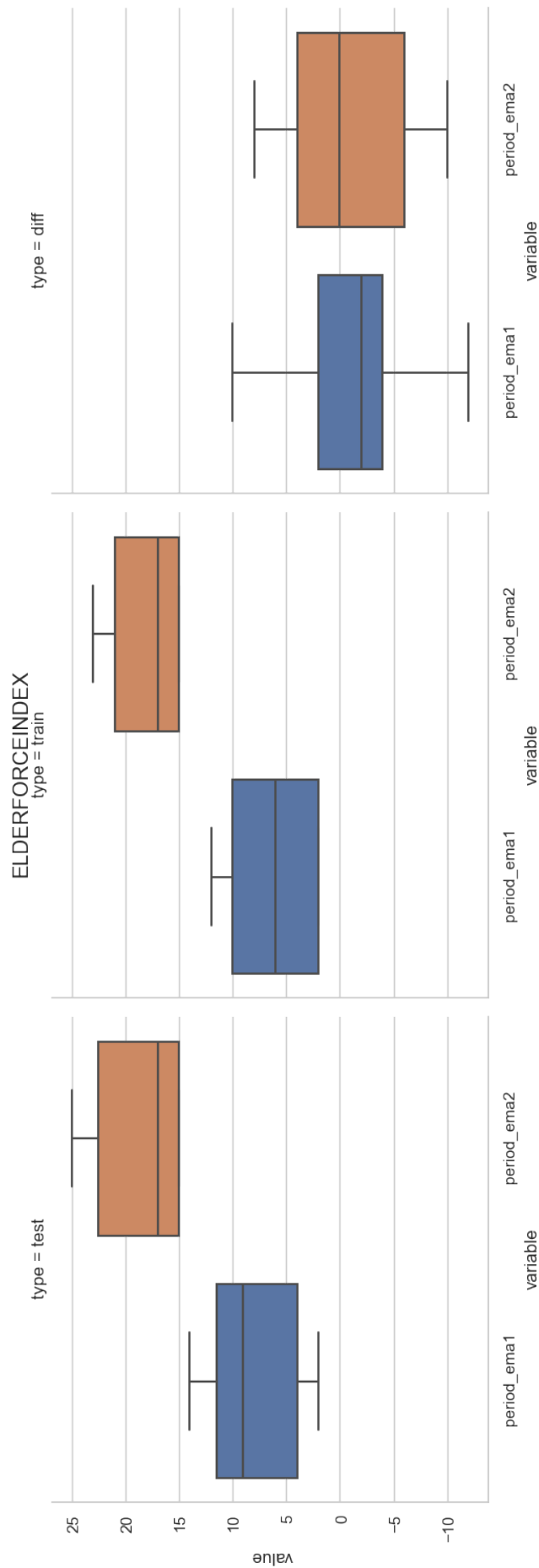
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura D.11: Parâmetros do sinal (ForceIndex) ótimos, ao longo do tempo, com diferenças



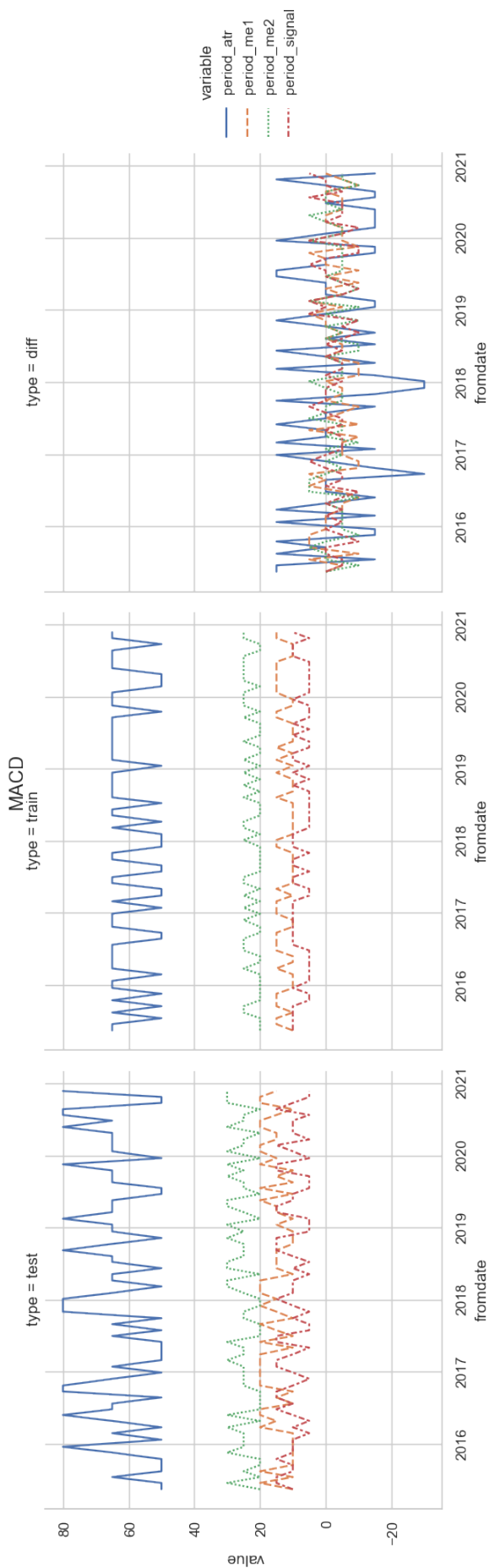
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura D.12: Parâmetros do sinal (ForceIndex) *boxplot* com diferenças



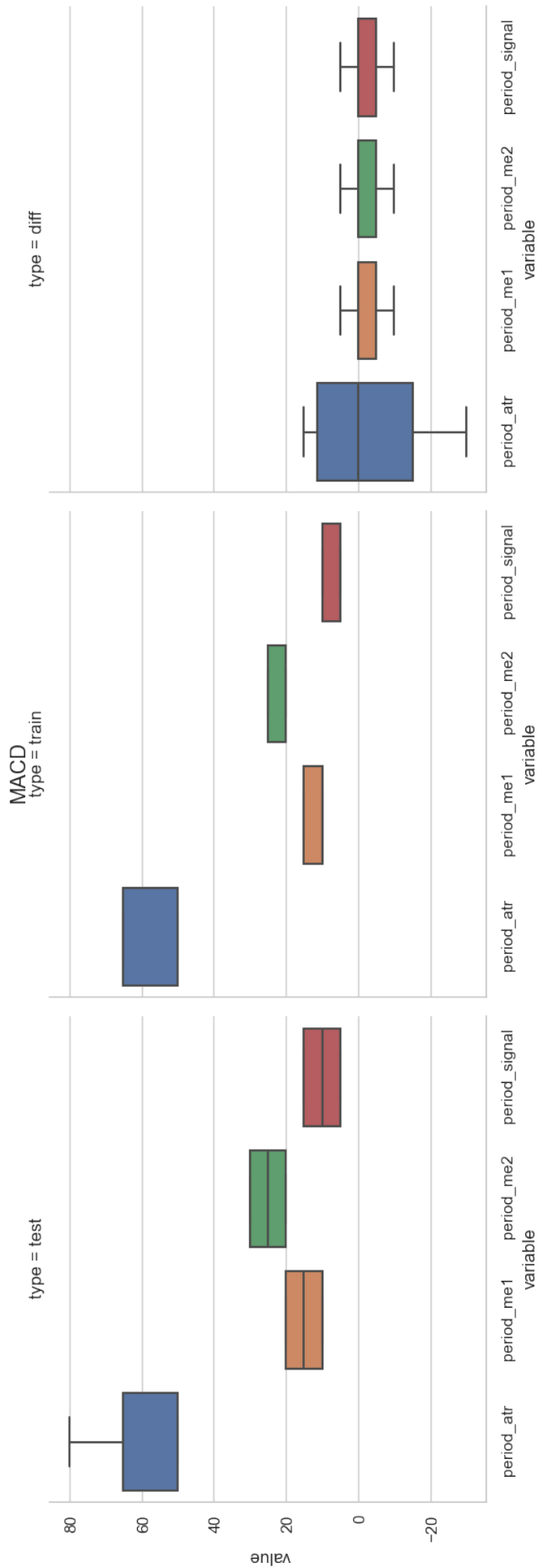
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura D.13: Parâmetros do sinal (MACD) ótimos, ao longo do tempo, com diferenças



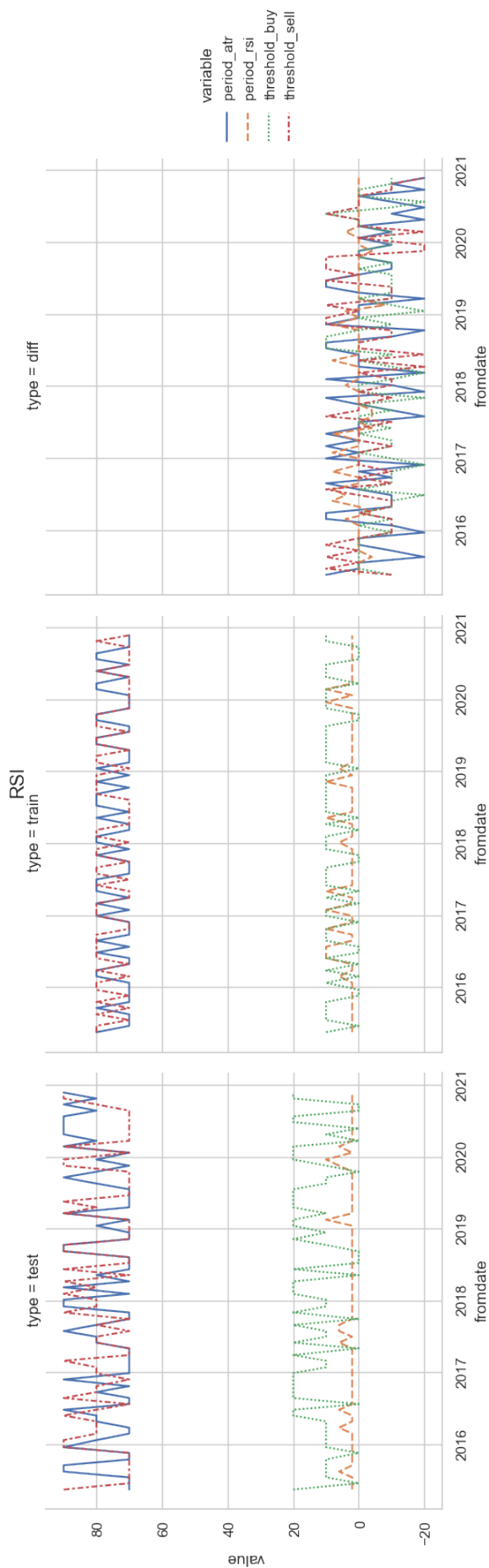
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura D.14: Parâmetros do sinal (MACD) *boxplot*, com diferenças



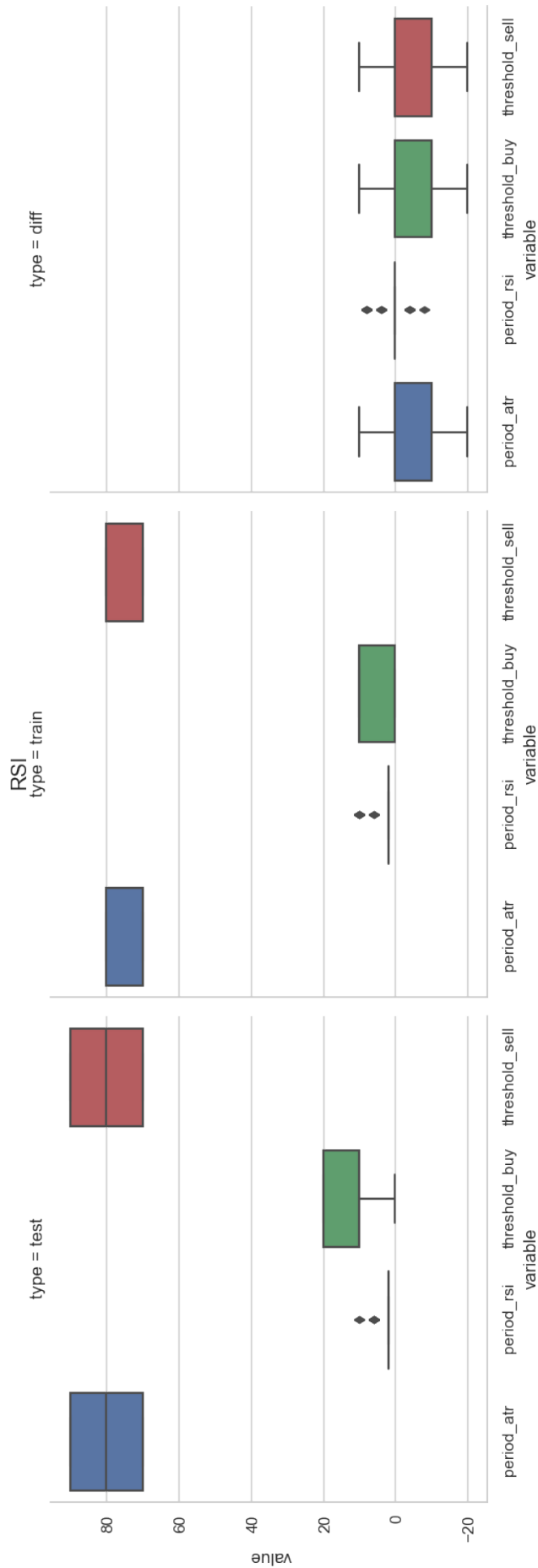
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura D.15: Parâmetros do sinal (RSI) ótimos, ao longo do tempo, com diferenças



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura D.16: Parâmetros do sinal (RSI) *boxplot*, com diferenças



Fonte: Elaborado pelo autor