



OTIMIZAÇÃO DE ESTRATÉGIA DE ANÁLISE GRÁFICA DE AÇÕES PARA APLICAÇÃO EM BOLSA DE VALORES

Trabalho de Conclusão de Curso

Engenharia da Computação

Murilo Campanhol Stodolni
Orientador: Prof. Dr. Daniel Augusto Ribeiro Chaves



**Universidade de Pernambuco
Escola Politécnica de Pernambuco
Graduação em Engenharia de Computação**

MURILO CAMPANHOL STODOLNI

**OTIMIZAÇÃO DE ESTRATÉGIA DE
ANÁLISE GRÁFICA DE AÇÕES PARA
APLICAÇÃO EM BOLSA DE VALORES**

Monografia apresentada como requisito parcial para obtenção do diploma de Bacharel em Engenharia de Computação pela Escola Politécnica de Pernambuco – Universidade de Pernambuco.

Recife, outubro de 2022.

Stodolni, Murilo Campanhol

Otimização de estratégia de análise gráfica de ações para aplicação em bolsa de valores / Murilo Campanhol Stodolni - Recife, 2022.

xiii 59 f. : il. ; 29 cm.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia de Computação) Universidade de Pernambuco, Escola Politécnica de Pernambuco local, ano

Orientador (a): Prof. Dr. Daniel Augusto Ribeiro Chavez.

Inclui referências.

1. Mercado de ações. 2. Otimização por enxame de partículas. 3. Séries temporais. I. Título. II. Orientador (Chaves, Daniel Augusto Ribeiro). III. Universidade de Pernambuco.

MONOGRAFIA DE FINAL DE CURSO

Avaliação Final (para o presidente da banca)*

No dia 31/10/2022, às 14h00min, reuniu-se para deliberar sobre a defesa da monografia de conclusão de curso do(a) discente **MURILO CAMPANHOL STODOLNI**, orientado(a) pelo(a) professor(a) **DANIEL AUGUSTO RIBEIRO CHAVES**, sob título OTIMIZAÇÃO DE ESTRATÉGIA DE ANÁLISE GRÁFICA DE AÇÕES PARA APLICAÇÃO EM BOLSA DE VALORES, a banca composta pelos professores:

SÉRGIO MURILO MACIEL FERNANDES (PRESIDENTE)

DANIEL AUGUSTO RIBEIRO CHAVES (ORIENTADOR)

Após a apresentação da monografia e discussão entre os membros da Banca, a mesma foi considerada:

Aprovada Aprovada com Restrições* Reprovada

e foi-lhe atribuída nota: 10 (DEZ)

*(Obrigatório o preenchimento do campo abaixo com comentários para o autor)

O(A) discente terá 2 dias para entrega da versão final da monografia a contar da data deste documento.

AVALIADOR 1: Prof (a) **SÉRGIO MURILO MACIEL FERNANDES**

AVALIADOR 2: Prof (a) **DANIEL AUGUSTO RIBEIRO CHAVES**

AVALIADOR 3: Prof (a)

* Este documento deverá ser encadernado juntamente com a monografia em versão final.

Agradecimentos

Gostaria de agradecer primeiramente a Deus, pelo dom da vida e por ter me concedido a oportunidade de morar em Recife e me formar na Graduação de Engenharia da Computação.

Aos meus pais, Verginia Stodolni e Mauro Stodolni, pelo exemplo de vida e caráter de cada um, pela educação exemplar que tive, pelos ensinamentos, aprendizados ao longo da vida e pela oportunidade de me apoiarem durante a graduação. Além deles, não poderia deixar de agradecer ao meu irmão, Miguel Stodolni, que sempre me ajudou e esteve ao meu lado em todo esse processo.

Gostaria de fazer um agradecimento especial a minha namorada, Mylena Alves, que será minha futura noiva assim que esse trabalho for entregue. Que esteve comigo desde a escolha do curso, em todos os momentos da faculdade e também no final, na elaboração deste trabalho.

Aos amigos adquiridos durante a graduação, que tenho a certeza que serão para a vida toda, em especial Matheus Albert, Matheus Phelipe, Michael Cavalcanti, Nilton Vieira, Pedro Cunha, Richard Jeremias e Selton Guedes. Tenho a certeza que não teria concluído a graduação com tanto êxito sem a presença deles. Além de todos os professores da POLI que tive o prazer de conhecer e ser aluno, em especial ao professor Daniel Chaves, que foi meu orientador e me ajudou em todos os momentos, desde o entendimento do trabalho até os últimos detalhes.

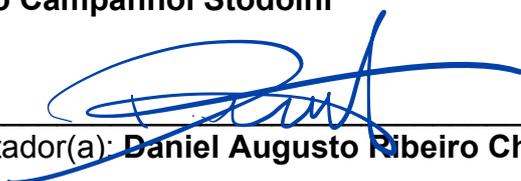
Autorização de publicação de PFC

Eu, **Murilo Campanhol Stodolni** autor(a) do projeto de final de curso intitulado: **OTIMIZAÇÃO DE ESTRATÉGIA DE ANÁLISE GRÁFICA DE AÇÕES PARA APLICAÇÃO EM BOLSA DE VALORES**; autorizo a publicação de seu conteúdo na internet nos portais da Escola Politécnica de Pernambuco e Universidade de Pernambuco.

O conteúdo do projeto de final de curso é de responsabilidade do autor.



Murilo Campanhol Stodolni



Orientador(a): **Daniel Augusto Ribeiro Chaves**

Coorientador(a):



Prof, de TCC: **Daniel Augusto Ribeiro Chaves**

Data: 31/10/2022

Resumo

É notória a ascensão do número de investidores que têm ingressado no mercado da bolsa de valores. Em vista disso, é razoável pensar que estudos de previsão de séries temporais financeiras têm sido cada vez mais difundidos na literatura. Esse trabalho tem a finalidade de otimizar os coeficientes de uma função analítica para identificar um valor de compra (*start*) e venda (*stop*) mais lucrativos de uma ação da bolsa de valores. O algoritmo otimização por enxame de partículas é usado neste trabalho para otimizar essa função, permitindo que o investidor configure em seu *home broker* o valor de *start* e o valor de *stop*, para que a ordem de compra e de venda sejam realizadas, respectivamente. A função é treinada anualmente entre os anos de 2017 a 2021. O lucro gerado por sua aplicação é avaliado nos anos subsequentes até outubro de 2022. Utilizando-se a metodologia proposta ao índice Ibovespa foi possível obter um lucro de até 130 pontos percentuais acima da valorização do Ibovespa no mesmo período.

Palavras-chave: Mercado de ações; Bolsa de valores; Investimento; Otimização por enxame de partículas; Séries temporais.

Abstract

The rise in the number of investors who have entered the stock exchange market is notorious. In view of this, it is reasonable to think that financial time series forecasting studies have been increasingly widespread in the literature. This work aims to optimize the coefficients of an analytical function to identify the most profitable purchase (start) and sale (stop) value of a stock on the stock exchange. The particle swarm optimization algorithm is used in this work to optimize this function, allowing the investor to configure the start value and the stop value in his home broker, so that the buy and sell orders are carried out, respectively. The function is trained annually between 2017 and 2021. The profit generated by its application is evaluated in subsequent years until October 2022. Using the methodology proposed for the Ibovespa index, it was possible to obtain a profit of up to 130 percentage points above the appreciation of the Ibovespa in the same period.

Keywords: Stock market; Stock Exchange; Investment; Particle swarm optimization; Time series.

Lista de Figuras

Figura 1 - Gráfico Ibovespa 2018 - 2022	17
Figura 2 - Principais tipos de gráficos	20
Figura 3 - Gráfico de <i>candlestick</i> da Ibovespa em agosto de 2022	21
Figura 4 - Representação dos <i>candles</i> de alta e baixa	22
Figura 5 - Principais padrões de alta e de baixa	23
Figura 6: Representação dos gaps de alta e baixa, respectivamente	25
Figura 7: Ibovespa Média Móvel de abertura e fechamento	30
Figura 8: Aproximação de uma função com série de Taylor	32
Figura 9: Expansão em série da função seno	33
Figura 10: Expansão em série da função cosseno	33
Figura 11: Elementos que influenciam a movimentação de uma partícula em duas dimensões	36
Figura 12: Arquitetura do algoritmo de otimização completo	40
Figura 13: Divisão dos coeficientes utilizados pelo PSO para otimização	41
Figura 14: Arquitetura do PSO	42
Figura 15: Arquitetura da expansão em série de potência	43
Figura 16: Função referente a média móvel de <i>start</i> e <i>stop</i>	45
Figura 17: Representação gráfica da função de compra e venda de ações	46
Figura 18: Função referente ao número de operações possíveis	46
Figura 19: Lucro máximo (<i>gbest</i>) com 3 mil iterações	48
Figura 20: Lucro máximo (<i>gbest</i>) com 2 mil iterações	49

Lista de Tabelas

Tabela 1: Parâmetros do PSO	49
Tabela 2: Anos de treinamento e anos de teste (aplicação)	50
Tabela 3: Resultados obtidos com o algoritmo	52
Tabela 4: Médias móveis de compra e venda e fatiamento do investimento inicial de cada ano	53

Lista de Símbolos e/ou Siglas

ANBIMA - Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiros e de Capitais

B3 - Brasil, Bolsa, Balcão

Bacen- Banco Central do Brasil

BB - Banco do Brasil

BM&F - Bolsa de Mercadorias & Futuros

BNDES - Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social

Bovespa - Bolsa de Valores do Estado de São Paulo

CEF - Caixa Econômica Federal

CMN - Conselho Monetário Nacional

CVM - Comissão de Valores Mobiliários

EDO - Equações Diferenciais Ordinárias

Euronext - European New Exchange Technology

MACD - Moving Average Convergence-Divergence

NASDAQ - National Association of Securities Dealers Automated Quotations

NYSE - New York Stock Exchange

PSO - Particle Swarm Optimization

RSI - Relative Strength Index

SFN - Sistema Financeiro Nacional

SSE - Shanghai Stock Exchange

TSE - Tokyo Stock Exchange

Sumário

1.	Introdução	12
2.	Fundamentação Teórica	13
2.1	O mercado financeiro	14
2.1.1	Renda fixa e renda variável	15
2.1.2	Empresas de capital aberto	15
2.1.3	Bolsa de valores	16
2.1.4	Compra e venda de ações	18
2.1.5	Análise dos preços	19
2.1.5.1	Preço de abertura	19
2.1.5.2	Preço de fechamento	19
2.1.5.3	Preço de máximo	19
2.1.5.4	Preço de mínimo	19
2.1.5.5	Volume	19
2.1.6	Gráfico de velas ou candlesticks	20
2.1.7	<i>GAP's</i>	24
2.1.8	Home broker	25
2.1.9	Regra de <i>start</i> e <i>stop</i>	26
2.1.9.1	<i>Stop loss</i>	26
2.1.9.2	<i>Stop gain</i>	26
2.1.9.3	<i>Stop móvel</i>	26
2.1.9.4	<i>Stop simultâneo</i>	27
2.2	Análise fundamentalista e técnica	27
2.3	Análise séries temporais	29
2.3.1	Média móvel	30
2.4	Expansão em série de potência	31
2.4.1.	Série de Taylor e Maclaurin	31
2.5	Otimização por enxame de partículas	34
2.1	Características do PSO usadas neste trabalho	37
3.	Ferramental de programação utilizado	38

3.1	Python	38
3.1.1.	Biblioteca Pandas (DataFrame)	39
3.1.2.	Biblioteca yFinance	39
3.1.3.	Biblioteca Numpy	39
4.	Apresentação da proposta	40
4.1	Proposta para utilização do PSO para maximização de lucros na negociação de ativos	40
4.2	Expansão em série de potência	43
4.3	Média Móvel	44
4.4	Compra e venda de ações	45
5.	Resultados	47
5.1	Preparação dos dados da série histórica a serem usados nas simulações	47
5.1.1.	Base de dados	47
5.1.2.	Normalização e tratamento dos dados	47
5.2	Metodologia do experimento	48
5.3	Resultados	51
6.	Conclusão	54
7.	Referências	55

1. Introdução

O hábito de poupar não é novidade, segundo o estudo Raio X do Investidor Brasileiro, da Anbima, a Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiros e de Capitais. A caderneta de poupança ficou no topo da lista dos investimentos realizados pelos brasileiros em 2021 (ANBIMA, 2021). Poupar é essencial para o bem-estar financeiro e contribui para a tranquilidade financeira das famílias a longo prazo.

Apenas poupar nem sempre é o suficiente, visto que o dinheiro se desvaloriza ao longo do tempo (FRANKEL, 1985). Por isso, muitas pessoas investem buscando rentabilizá-lo para manter o poder de compra. Investindo, é possível aumentar o patrimônio pessoal e familiar. Nesse ponto, surge um importante questionamento para a tomada de decisão da vida financeira: onde investir?

Existem diversos tipos de investimentos financeiros que podem ser feitos, eles podendo ser divididos em renda fixa e renda variável. A renda fixa pré define um valor de rendimento no ato do investimento na maioria das vezes, enquanto a renda variável não garante um rendimento no ato do investimento (GOMES, 2019). A principal vantagem de se investir em renda fixa é que os riscos são pequenos, porém, eles existem, pois pode ocorrer que o emissor deixe de cumprir a obrigação ou haja falência da empresa emissora, ou ainda se torne inviável se os juros e a inflação caírem (SIQUEIRA, 2010). Entretanto, os riscos são muito menores se comparados aos investimentos em renda variável, onde não existe previsibilidade de ganhos, podendo ser positivos ou negativos.

Dessa maneira, investidores e operadores da bolsa de valores trabalham tentando prever de alguma maneira a próxima oscilação, seja ela positiva ou negativa (ATSALAKIS, 2011). Existem vários tipos de análises para prever as tendências do mercado, porém, duas delas são as que mais se destacam: a análise fundamentalista e a análise técnica (SCHWAGER, 1984).

Na análise fundamentalista, acredita-se que o custo das ações de um ativo é determinado por fatores econômicos e pelo desempenho financeiro da instituição. As flutuações são corrigidas pelo mercado no decorrer do tempo, pois o preço cobrado por uma ação é sempre justo, segundo as premissas da análise fundamentalista.

O objetivo principal da Escola Fundamentalista é reduzir a “imponderabilidade” natural do valor de um ativo. Ela busca, através de projeções individuais de futuro ou comparações com os ativos já existentes, atingir um valor justo para o objeto em questão (Póvoa, 2007).

Por outro lado, a análise técnica, também conhecida como Análise Gráfica de ações, é uma ferramenta utilizada pelos investidores como estudo dos preços e de seus volumes (GAMBA, 2019). Ela baseia-se na utilização do histórico dos valores das ações para analisar o comportamento do ativo. Uma premissa da análise técnica é que há repetição no histórico dos preços das ações (MURPHY, 1999), ou seja, é possível identificar certos padrões no histórico de cotações de ativos. Por meio desse método, os pontos de compra e venda podem ser definidos antes da realização da compra ou venda de uma determinada ação.

Algumas estratégias básicas da análise técnica são: médias móveis, o índice de força relativa (Relative Strength Index - RSI), indicador William's %R, estocástico e o indicador de Média Móvel Convergência-Divergência (Moving Average Convergence-Divergence - MACD). Entretanto, não se sabe qual a melhor estratégia da análise técnica e se ela existe. Esse questionamento poderá ser respondido no decorrer deste trabalho.

A aplicação da análise de séries temporais está ligada com a análise de preços de ativos da bolsa de valores. Segundo Keogh (2002), uma série temporal é uma coleção de observações feitas sequencialmente ao longo do tempo. Os valores das séries utilizadas neste trabalho serão inicialmente preços de início, fechamento, máximo e mínimo.

Boa parte das abordagens envolvendo Ciência de Dados e Inteligência Computacional para resolver problemas em análise da bolsa de valores tentam resolver por meio da análise técnica, buscando reconhecer padrões de preços passados para inferir o preço futuro (LIMA JUNIOR, 2013).

Dessa forma, é possível generalizar uma função através de uma expansão em série. Este trabalho irá se utilizar dessa premissa para generalizar uma função a qual nos forneça uma função que descreva a melhor curva de compra e venda de uma ação na bolsa de valores.

2. Fundamentação Teórica

Para a realização deste trabalho, alguns conceitos de mercado financeiro, técnicas de análise da bolsa de valores, séries temporais e conceitos matemáticos utilizados são apresentados e discutidos neste capítulo.

2.1 O mercado financeiro

O mercado financeiro é composto pelo conjunto de instituições e instrumentos financeiros que formam o Sistema Financeiro Nacional (SFN) e possibilita a transferência de recursos dos ofertantes aos compradores criando condições de liquidez no mercado (ANDREZO; LIMA, 1999, p.3). É o ambiente no qual o dinheiro é administrado, intermediado, oferecido e procurado, por meio de sistemas que servem como canais de comunicação. O SFN é dividido entre o subsistema normativo e o subsistema de intermediação.

Segundo, Assaf Neto (2015, p.43) os órgãos do subsistema normativo são responsáveis pelo funcionamento do mercado financeiro e de suas instituições, fiscalizando e regulamentando suas atividades por meio, principalmente, do Conselho Monetário Nacional (CMN) e do Banco Central do Brasil (Bacen). A Comissão de Valores Mobiliários (CVM) é um órgão normativo de apoio do sistema financeiro, atuando mais especificamente no controle e fiscalização do mercado de valores mobiliários.

O subsistema de intermediação é formado por várias instituições classificadas como bancárias e não bancárias, de acordo com a capacidade que apresentam de multiplicar a moeda, instituições auxiliares do mercado, instituições definidas como não financeiras e o Sistema Brasileiro de Poupança e Empréstimos (Assaf Neto, 2015, p.51).

2.1.1 Renda fixa e renda variável

As alternativas de investimento disponíveis no mercado são classificadas em renda fixa e renda variável (SILVA, 2020). A renda fixa é o tipo de investimento no qual a rentabilidade é previsível, oferecendo um menor risco ao investidor (BRITO, 2022). Segundo o Banco do Brasil (2021), os títulos de renda fixa se caracterizam por apresentar regras definidas de remuneração. Portanto, seu rendimento é conhecido previamente (juro prefixado) ou atrelados a indexadores (taxa de câmbio ou de inflação, taxa de juros, etc.). Os preços dos ativos não variam tanto quanto na renda variável, logo, o risco de perder dinheiro com esses papéis é pequeno (BRITO, 2022).

Por outro lado, a renda variável é constituída por ativos que não têm previsibilidade de ganho, ou seja, ao investir em um papel dessa categoria, o investidor não sabe quanto vai ganhar, pois os ativos podem oscilar no sentido de aumentar ou diminuir o seu valor (POLIDORIO, 2016). Essa imprevisibilidade acontece porque esses papéis são diretamente impactados por questões econômicas e políticas, sem contar o desempenho da companhia ou sociedade anônima que esses papéis representam. A principal vantagem da renda variável em relação à renda fixa é a possibilidade de retornos maiores (POLIDORIO, 2016).

Os investimentos em renda variável são de alto risco, tendo em vista sua volatilidade. A volatilidade é um conceito bem definido no escopo do mercado financeiro: variação, ao longo do tempo, da variância condicional de uma série temporal” (FILHO; FERNANDES; BAIDYA, 1993).

2.1.2 Empresas de capital aberto

Cavalcante *et al.* (2005, p. 165) destacam que a abertura de capital significa emitir ações para o público que poderão ser transacionadas em bolsa de valores e nos mercados organizados. As empresas que passaram por esse processo são chamadas de companhias de capital aberto. O valor total da empresa é dividido em várias partes, “pequenos pedaços” que são disponibilizados para venda. O investidor que compra essas pequenas partes se torna acionista da empresa. Alguns exemplos de empresas brasileiras de capital aberto são a Petrobras, Vale e Itaúsa. Os

acionistas se tornam sócios e possuem participação nos lucros e nas dívidas, conforme a quantidade de ações compradas.

Para que a empresa abra seu capital, é preciso atender aos requisitos na CVM e Lei das das Sociedades por Ações, lei que rege as sociedades anônimas no Brasil. Além disso, a empresa que abrir seu capital precisa passar por rigorosos processos de controle e auditoria. Ao abrir o capital, as empresas conseguem financiar suas atividades e investir na expansão empregando o montante financeiro obtido na venda de suas ações. Portanto, é um método eficiente para viabilizar a expansão do empreendimento.

2.1.3 Bolsa de valores

Quando um país possui várias empresas de capital aberto, é necessário que haja um lugar comum para que suas ações (ou ativos) sejam negociadas: a bolsa de valores (PASSOS, 2018). As bolsas de valores são instituições administradoras de mercados e constituem-se como sociedades anônimas ou como sociedades civis sem fins lucrativos, nas quais o principal objetivo é:

Manter o local adequado ao encontro de seus membros e a realização, entre eles, de transações de compra e venda de títulos e valores mobiliários, em mercado livre e aberto, especialmente organizado e fiscalizado por seus membros e pela autoridade monetária. (CAVALCANTE; MISUMI; RUDGE, 2009).

Entre as bolsas mundiais, a B3 ocupava o quinto lugar como maior instituição em 2021, com um valor de mercado superior a 13 bilhões de dólares (ISMAR, 2021).

Todos os dias são executadas milhares de operações de compra e venda de ações, porém existem certas ações que são negociadas em quantidade muito maior do que as outras e, logo, exercem muito mais influência sobre o desempenho coletivo do mercado. O Ibovespa é o principal indicador de desempenho das ações negociadas na B3 e reúne as empresas mais importantes do mercado de capitais brasileiro (B3, 2022). É o mais conhecido índice do mercado de capitais do Brasil. Representa o valor atual de uma carteira de ações hipotética, constituída em 4 de junho de 1968. A carteira hipotética “é integrada pelas ações que, em conjunto, representam 80% do volume transacionado à vista nos 12 meses anteriores à

formação da carteira” (CAVALCANTE; MISUMI; RUDGE, 2009, p. 62-63). Por meio desse índice é possível observar a tendência do mercado. Quando o Ibovespa sobe é sinal que o mercado como um todo apresenta bons resultados. O contrário também acontece com a queda, mostrando uma descendente do mercado.

O índice Ibovespa é calculado em tempo real, “considerando instantaneamente os preços de todos os negócios efetuados no mercado à vista (lote padrão), com ações componentes de sua carteira” (PINHEIRO, 2008, p. 200) é reavaliada a cada quatro meses. A Figura 1 mostra o gráfico do Ibovespa entre os anos de 2018 e 2022.

Figura 1 - Gráfico Ibovespa 2018 - 2022



Fonte: www.b3.com.br

Assim como o Brasil, outros países também possuem suas próprias bolsas de valores e, conseqüentemente, seus índices de desempenho. Como por exemplo:

- New York Stock Exchange (NYSE), sediada em Nova York.
- National Association of Securities Dealers Automated Quotations (NASDAQ), também sediada em Nova York.
- Shanghai Stock Exchange (SSE), sediada em Xangai.
- European New Exchange Technology (Euronext), sediada em Amsterdã (Holanda).
- Tokyo Stock Exchange (TSE), sediada em Tóquio (Japão).

2.1.4 Compra e venda de ações

As transações com ações de empresas só podem ser realizadas durante o período do dia em que a bolsa de valores está aberta, mais conhecido como pregão. Para executar suas ordens de compra e venda de ações no pregão, o investidor precisa da intermediação de uma corretora. Existem mais de 80 instituições autorizadas pela própria B3. Dependendo da corretora, pode ser cobrado taxas de corretagem, que trata-se de um valor cobrado a cada vez que o investidor compra ou vende uma ação, podendo ser fixo ou um percentual sobre a operação.

Segundo Rodrigo Nardoni (2022), vice-presidente de Tecnologia e Segurança Cibernética da B3, existem 3 etapas para a compra e venda de ações:

- **Pré-negociação**

O investidor faz a oferta de compra ou venda do ativo, informando o valor de cada ação e a quantidade que deseja negociar, confirmando o envio da ordem através da sua corretora. Antes que todo o processo se inicie, é feita uma avaliação de risco chamada de Clearing, que permite analisar continuamente o risco dos clientes e das operações, com geração de cenários e de preços.

- **Negociação**

Quando a ordem de um investidor é enviada da corretora para a B3, é feita uma verificação no livro de ofertas, ferramenta que apresenta todas as ações negociadas no mercado, se alguém está vendendo aquele volume de ações pelo preço indicado. Se o sistema identificar que de fato existe uma oferta disponível para aquela demanda, a B3 confirma para a corretora a ordem de compra.

- **Pós-negociação**

Novamente o processo passa pelo Clearing e o ambiente de pós-negociação da B3, onde ocorre a avaliação de risco, alocação do negócio e liquidação financeira. É nesse momento que será verificado se o vendedor possui as ações e se o comprador possui o valor correspondente à compra de todas as ações. Após a confirmação, é feita a transferência da titularidade, garantindo que o comprador receba a ação e o vendedor, o valor combinado. Este ciclo de liquidação dura dois dias no mercado brasileiro.

2.1.5 Análise dos preços

Ao final do pregão, é comum entre os investidores analisar o preço final da ação. Porém, apenas o preço final não mostra como a ação se comportou ao longo do dia inteiro de pregão, visto que durante esse período diversas transações de compra e venda podem ter acontecido. Portanto, é normal que haja uma variação para cima e/ou para baixo durante todo o dia até o fechamento. As métricas de preços utilizadas por investidores mais especializados para realizar uma avaliação mais profunda do preço de uma ação são as seguintes (DEBASTIANI, 2007):

2.1.5.1 Preço de abertura

Preço da ação no momento da abertura do pregão. Pode não ser igual ao valor de fechamento do dia anterior, visto que podem ocorrer *gaps*, tema a ser abordado na Seção 2.1.7.

2.1.5.2 Preço de fechamento

Representa o valor da última negociação realizada no pregão. É a métrica mais conhecida e utilizada na análise do mercado.

2.1.5.3 Preço de máximo

É o preço máximo que uma ação foi negociada em determinado período. Como o preço de uma ação pode variar durante o período, o preço máximo pode ser ou não o valor de fechamento.

2.1.5.4 Preço de mínimo

Ao contrário do preço máximo, mostra o menor valor pelo qual a ação foi negociada durante um determinado período.

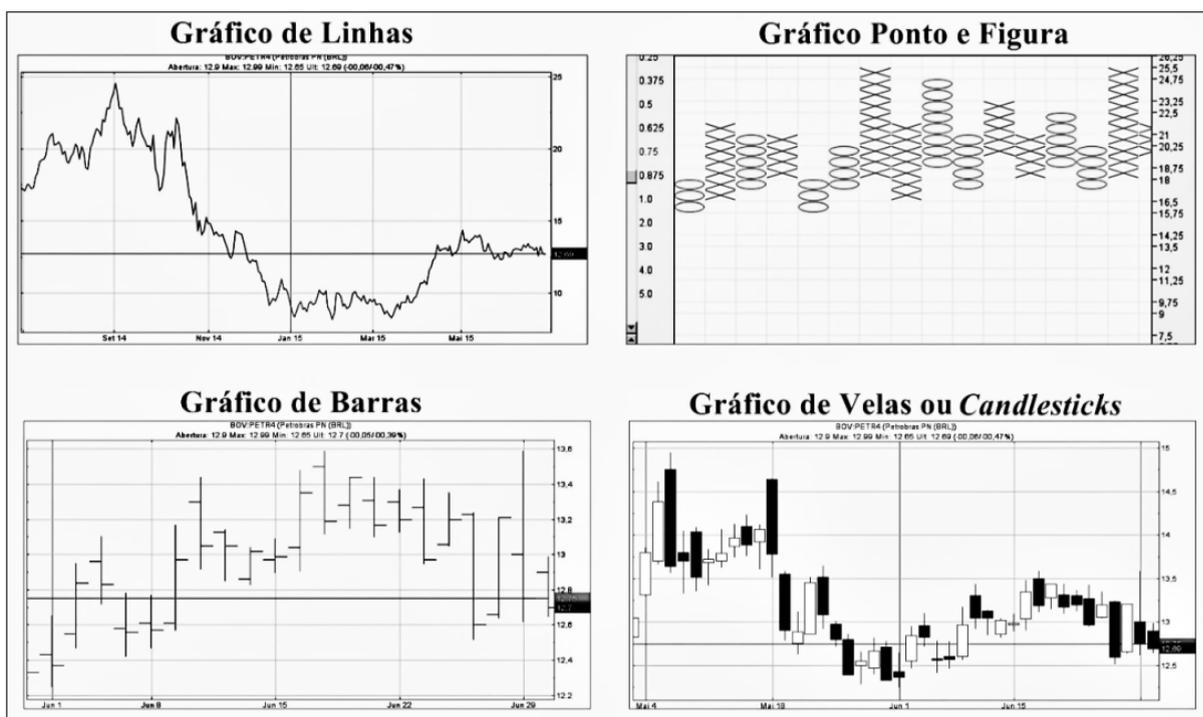
2.1.5.5 Volume

É a soma do valor envolvido em todas as transações de compra e venda de uma ação realizadas ao longo de um período. O volume por si só não permite deduções sobre o comportamento do mercado, mas a análise de seu histórico permite identificar o início ou o final de tendências.

2.1.6 Gráfico de velas ou *candlesticks*

Uma das formas de analisar ações é por meio de gráficos, que são formados pelo histórico de preços das ações e conseguem demonstrar o desempenho do mercado. Segundo Carvalho *et al.* (2008), os principais tipos de gráficos utilizados no estudo da análise técnica são: o gráfico de linhas, o gráfico de ponto e figura, o gráfico de barras e o gráfico de velas ou *candlesticks*. Na Figura 2 é possível visualizar todos os gráficos citados:

Figura 2 - Principais tipos de gráficos.



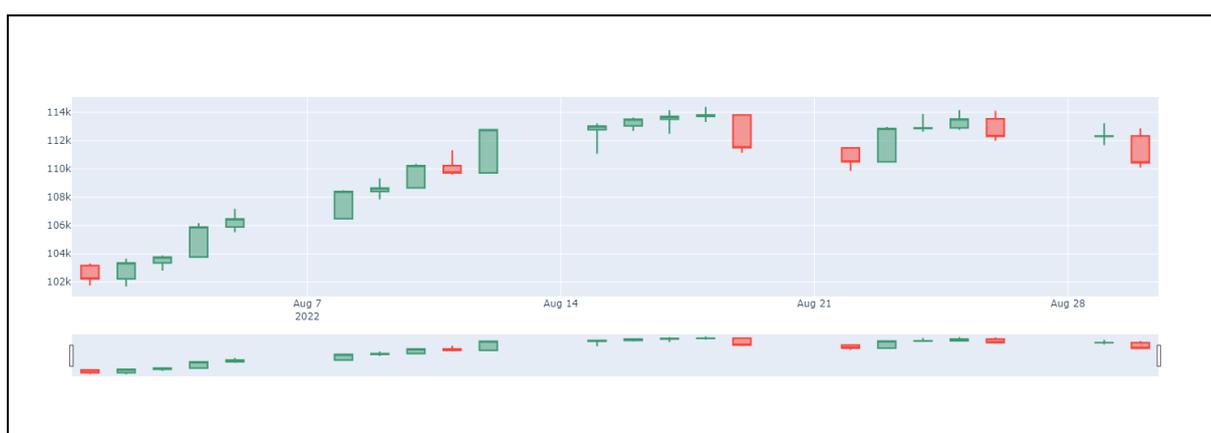
Fonte: CRUZ (2018)

A história conta que a análise por meio dos gráficos de *candlesticks* surgiu no Japão, entre o século XVII e XVIII, como uma forma de fazer previsões para a cotação do arroz, nas antigas bolsas de Osaka. Apesar de ser uma técnica muito antiga, o gráfico de *candlesticks* é bastante difundido na análise de ações. Prado (2013) considera como um meio de captura dos movimentos dos preços, ou seja, é uma ferramenta que auxilia o investidor no processo de tomada de decisões na compra e venda no mercado de ações.

Para Nison (1991), o gráfico de *candlestick*, ou, simplesmente, *candle*, é essencial para identificar as tendências de preços de uma determinada ação, por

conta da precisão, clareza e riqueza de informações apresentadas, levando em consideração a forma como é preenchido e o visual colorido. O gráfico de *candle*, também conhecido como gráfico de velas, envolve os quatro preços padrões do mercado de ações que foram apresentados na Seção 2.1.5: o preço de abertura, de fechamento, de máximo e mínimo de um determinado ativo durante um certo período de tempo. Na Figura 3 é mostrado o gráfico de *candlestick* do Ibovespa.

Figura 3 - Gráfico de *candlestick* da Ibovespa em agosto de 2022



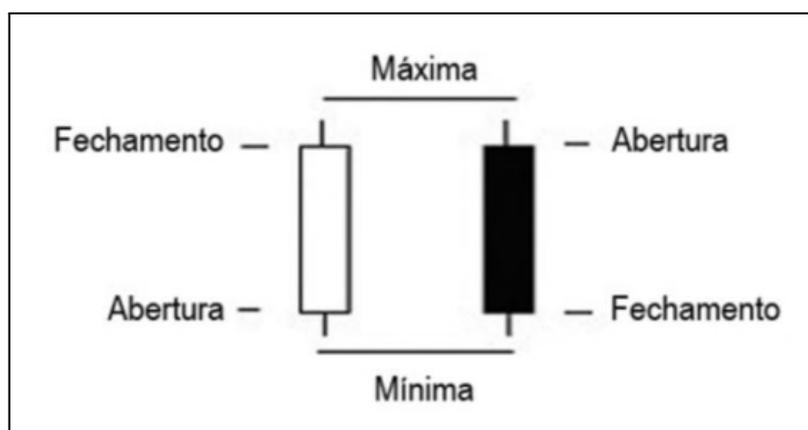
Fonte: O autor

No gráfico de velas, o eixo das ordenadas representa o preço da ação e o eixo da abscissa a linha do tempo. Os *candles* podem ser representados em diversos períodos de tempo, desse modo, os valores informados por aquele *candle* se referem ao período estipulado, que pode ser 1 minuto, 5 minutos, 30 minutos, 1 hora, 1 dia, 1 mês, 6 meses, 1 ano, entre outros. Independente de qual seja o período de tempo, se o corpo do candle estiver preto, é sinal de que o preço da ação caiu, caso esteja branco, é sinal de que houve uma variação positiva no preço da ação. Portanto, em um candle de alta, a parte de baixo do corpo representa o preço de abertura e a parte de cima o preço de fechamento, em um candle de baixa, o contrário acontece, a parte de cima representa o preço de abertura e a parte de baixo o preço de fechamento.

Originalmente, os gráficos de candlestick utilizam as cores preta e branca para representar que houve uma queda ou um aumento nos preços das ações durante o período de tempo, respectivamente. Outras cores também podem ser usadas, como o vermelho para a queda e o verde para o aumento. As linhas

verticais que ficam acima e abaixo do “corpo” são chamadas de “sombra”, significando que durante aquele período do pregão, o preço da ação variou para cima ou para baixo do seu preço de abertura ou fechamento (DEBASTIANI, 2007; BARROSO, 2012). A Figura 4 exemplifica visualmente a representação dos *candles* de alta e baixa.

Figura 4 - Representação dos *candles* de alta e baixa



Fonte: ABE, Marcos (2018)

Um conjunto de candles pode formar padrões/tendências para prever a variação do preço de um determinado ativo, que pode ser positiva ou negativa. A variação positiva prevê um aumento do preço da ação, sugerindo um momento favorável para compra por parte do investidor. Por outro lado, a variação negativa prevê uma desvalorização no preço da ação, alertando o investidor para uma possível venda do ativo, reduzindo o risco de prejuízo de uma ação que esteja em sua carteira. (MURPHY, 1999).

A formação de tendência pode ocorrer de forma contínua, ou seja, indicando que a tendência continua na direção atual, ou na forma de reversão, que revela uma mudança de sentido. Segundo Nison (1991), um sinal de reversão não necessariamente indica a inversão do preço do ativo, mas aponta que a tendência identificada, caso seja de alta ou de baixa do preço, é propensa a ocorrer em um momento próximo.

Steven Nison foi o pioneiro na análise técnica no ocidente, em 1991, apresentando diversos padrões de reversão de tendência no preço do ativo. Por

volta de 50 padrões foram citados por Nison (1991), e segundo ele, todos os padrões têm mais de 50% de capacidade para prever o comportamento dos preços no mercado de ações. Na Figura 5 abaixo são mostrados os principais padrões de alta e de baixa, segundo Prado (2013).

Figura 5 - Principais padrões de alta e de baixa

Padrões de Alta	Padrões de Baixa
<p>Martelo</p> 	<p>Enforcado</p> 
<p>Martelo Invertido</p> 	<p>Estrela Cadente</p> 
<p>Engolfo de Alta</p> 	<p>Engolfo de Baixa</p> 
<p>Harami de Alta</p> 	<p>Harami de Baixa</p> 
<p>Estrela da Manhã</p> 	<p>Estrela da Noite</p> 
<p>Bebê Abandonado de Alta</p> 	<p>Bebê Abandonado de Baixa</p> 
<p>One White Soldier (Soldado Branco)</p> 	<p>One Black Crow (Corvo Preto)</p> 
<p>Piercing Pattern (Linha de Perfuração)</p> 	<p>Dark Cloud Cover (Nuvem Negra)</p> 

Fonte: Prado (2013)

Após a apresentação de Nison das técnicas aos investidores do mercado de ações, diversos autores iniciaram pesquisas a fim de comprovar a eficiência da técnica. Goo, Chen e Chang (2007), utilizaram-se da estratégia de análise técnica por meio do gráfico de candlestick em 25 ações das principais bolsa de valores de Taiwan e concluíram que os padrões de reversão de candles podem, de fato, contribuir com os investidores do mercado de ações, obtendo retorno sobre os investimentos em um curto período de tempo.

Por outro lado, Marshall, Young e Rose (2006) perceberam que utilizando a metodologia *bootstrap*, a estratégia por meio dos gráficos de *candlestick* não obteve retorno para o índice *Dow Jones*, não fornecendo informações confiáveis aos analistas técnicos de ações. Além disso, Prado (2013) também constatou, na análise de 10 ações da bolsa de valores do Brasil (B3), que os padrões não possibilitam a previsão do comportamento futuro das ações, por esse motivo, é preciso adaptar os padrões para o mercado que se deseja utilizar.

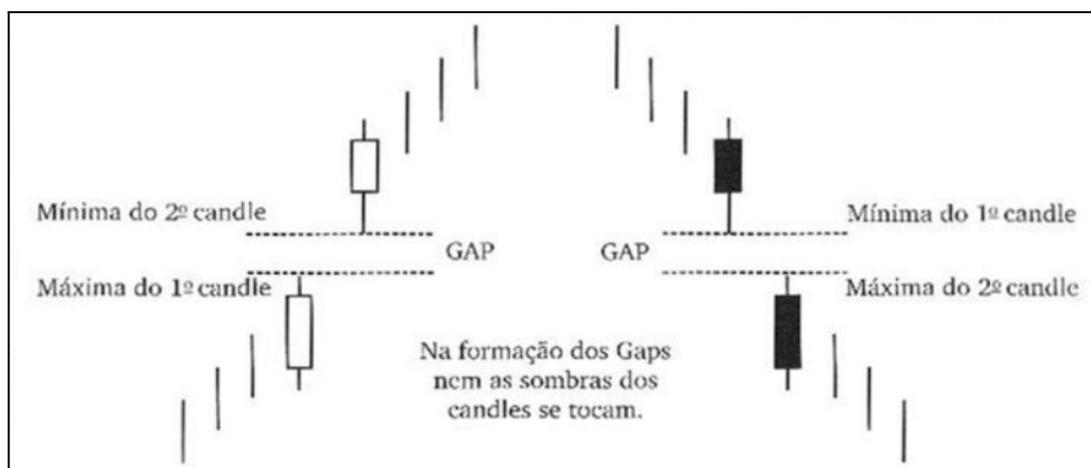
Podemos observar, portanto, que existem divergências quando o assunto é a eficiência dos padrões de reversão de tendência no preço do ativo.

2.1.7 GAP's

Ao observar o gráfico de candlestick, muitas vezes é possível observar uma diferença de preços entre o fechamento e a abertura subsequente, o chamado GAP, que pode ser de alta ou de baixa.

O gap de alta se dá na existência de uma lacuna entre a máxima de uma barra e a mínima da barra imediatamente à frente. Por outro lado, o gap de baixa acontecerá entre a máxima de uma barra e a mínima anterior. Portanto, os gaps são representados graficamente por um espaço vazio como é mostrado na Figura 6 (ABE, 2018). Na análise através do gráfico de candle, onde existe o corpo e a sombra, e o gap se dá apenas entre o corpo, dizemos que ocorreu um gap de corpo. Portanto, o gap completo se dá quando existe um espaço vazio entre as sombras.

Figura 6: Representação dos gaps de alta e baixa, respectivamente



Fonte: Tabajara, 2010.

Tendo em mente o gráfico de *candlestick*, os gaps podem ocorrer em qualquer período de análise, acontecendo com mais frequência no intraday e no diário. Portanto, quanto maior o período, menor as chances de se verificar *gaps* (ABE, 2018).

Ainda segundo ABE (2018), dependendo do motivo pelo qual o *gap* é formado pode levar semanas, meses e até anos até o seu fechamento. Chama-se de “fechamento do *gap*” quando os valores negociados no mercado retornam para o valor do intervalo (Rico, 2022).

2.1.8 Home broker

Segundo Pinheiro e Gomes (2005), o *Home Broker* é um canal de comunicação entre os investidores e as Sociedades Corretoras credenciadas. Nada mais é do que um sistema de negociação eletrônica de ações que permite ao investidor fazer operações de compra e venda de ações por meio do site ou aplicativo da corretora que o cliente esteja cadastrado. Para a realização da operação por parte do investidor, é necessário que ele seja cliente de uma corretora que possua o *Home Broker*, que é interligado com o sistema de negociação da Bolsa. Essa corretora fará a intermediação (em segundos) entre a ordem emitida e o ambiente do pregão eletrônico (sistema Mega bolsa), no qual a transação é efetivada. Com isso, o investidor consegue enviar as ordens de compra e venda com praticidade e rapidez por meio de qualquer computador com acesso a internet.

2.1.9 Regra de *start* e *stop*

As regras de início, do inglês *start*, e parada, do inglês *stop*, são utilizadas pelos investidores da bolsa de valores. Essas regras são utilizadas para assegurar que os prejuízos fiquem dentro de uma margem previsível de lucro e/ou prejuízo.

A regra de *start*, é uma regra utilizada para realizar de forma automatizada a ordem de compra de um determinado ativo. Um exemplo de utilização é quando a ação está em baixa e uma reversão para cima é identificada quando um determinado valor é atingido. O processo é realizado normalmente com o envio por parte da corretora de uma ordem no valor de compra no valor estipulado.

A regra de *stop*, é utilizada para realizar a venda de um determinado ativo e existem 4 possibilidades: *stop loss*, *stop gain*, *stop móvel* e *stop simultâneo*.

2.1.9.1 *Stop loss*

O *stop loss* é um limitador de prejuízo para o investidor. Com ele é possível definir quanto o investidor está disposto a perder, caso o ativo venha a cair ao longo do tempo. Para que o *stop loss* seja utilizado, é preciso informar o preço do gatilho e o preço de venda. Quando o preço atingir o gatilho, a corretora irá enviar uma ordem de venda no valor do preço da venda.

2.1.9.2 *Stop gain*

O investidor irá definir qual o valor de ganho é interessante para aquele ativo, ou seja, essa ferramenta possibilita ao investidor definir previamente quanto seria interessante ter de rendimento. Porém, é possível que ao longo do tempo esse preço positivo definido no *stop gain* não seja atingido.

2.1.9.3 *Stop móvel*

Define um *stop* que varia positivamente junto com a variação do ativo. Ou seja, o investidor define um *stop loss* variável, fazendo com que o *stop* suba proporcionalmente junto com a subida do ativo e permaneça parado caso o ativo venha a descer.

2.1.9.4 Stop simultâneo

É a junção do *stop loss* e do *stop gain* juntos, ou seja, o investidor deixa definido qual o máximo de prejuízo aceita para um determinado ativo e qual o lucro máximo que faz sentido para a venda da ação.

2.2 Análise fundamentalista e técnica

As análises fundamentalista e técnica são muito utilizadas por analistas e investidores no mercado financeiro como forma de suporte na tomada de decisões nos investimentos. Nesse contexto, na análise fundamentalista é feito um estudo da situação financeira e das perspectivas de uma empresa, com a finalidade de avaliar diferentes alternativas de investimento. Já na análise técnica é realizado o estudo dos movimentos do mercado por meio de gráficos, mostrando a variação do preço dos ativos da bolsa de valores, com o objetivo de prever as movimentações futuras.

A análise fundamentalista é focada na análise dos principais fundamentos econômicos e financeiros de uma empresa e adota a hipótese da existência de um valor intrínseco ou real para cada ativo (Assaf Neto, 2015). Para Lemes Junior (2002), o objetivo principal da análise fundamentalista é identificar os motivos que influenciam na variação dos preços das ações com o propósito de identificar se o preço praticado pelo mercado, dadas as circunstâncias do momento, está acima (sobreavaliado) ou abaixo (subavaliado) do valor intrínseco ou real do ativo.

Para Thomsset (1998), além das informações financeiras da empresa, devem ser avaliados aspectos de oferta e demanda, força do setor na qual a empresa está inserida e a sua capacidade gerencial. Além disso, o potencial de crescimento e de geração de valor de um determinado ativo. Da mesma forma, Quirin (2000) destaca que a comparação entre o preço do mercado do ativo e o seu valor intrínseco, que quer dizer o preço justo por aquela ação, levando em consideração os fundamentos da empresa, permite a verificação do potencial de geração de valor ou de risco da perda de valor do ativo.

Por outro lado, segundo Murphy (1999), a análise técnica estuda os movimentos do mercado, principalmente pelo uso de gráficos, para prever futuras tendências no preço, principalmente por meio do preço e volume. Lemos e Costa

(1997) ressaltam que os preços das ações tendem a oscilar longe de seu valor real por longos períodos, mostrando a importância de aspectos psicológicos nas oscilações dos preços. Para Bodie (2000), a oscilação é a razão da existência da análise técnica, que busca prevê-la com o intuito de tomar posições de compra e de venda que resultem em lucro.

As duas técnicas apresentam diferenças entre si. Enquanto a análise fundamentalista estuda as causas do movimento dos preços, ou seja, as razões e as variáveis afetadas, num determinado movimento do preço, a análise técnica estuda o seu efeito, que é tudo que se quer ou precisa saber, já que as razões ou causas do movimento dos preços são desnecessárias, dado que estão embutidas no preço de mercado.

Noronha (2015) descreve que embora ambas as técnicas tenham como objetivo a predição da direção dos preços, as análises são diferentes na forma de avaliação. A análise fundamentalista estuda as causas do movimento do preço, sendo de fundamental importância entender o motivo que levou aos efeitos visualizados no preço. Nessa análise é preciso trabalhar com os dados econômico-financeiros aliados às perspectivas para os cenários micro e macroeconômicos. A análise técnica estuda os seus efeitos, que são os principais pontos que se necessita descobrir, sendo desnecessárias as razões pelas quais os preços se movimentam. Essa técnica se utiliza dos dados dos preços e volumes, através de gráficos e indicadores estatísticos.

Murphy (1986) define a análise técnica como um estudo indireto da análise fundamentalista. Afirma que a única diferença entre elas é que a análise técnica estuda os efeitos da oferta e demanda sobre os preços, enquanto a fundamentalista estuda as causas dos movimentos dos preços.

2.3 Análise séries temporais

Uma série temporal nada mais é do que uma sequência de dados ordenada cronologicamente (anual, mensal, diária, horária, etc) (GARCIA, 2000). O que distingue as séries temporais de outros tipos de dados estatísticos é que neste caso a ordem das observações é crucial, uma vez que neste tipo de dados as observações vizinhas são dependentes (EHLERS, 2007).

Para Bento (1993), existem quatro objetivos principais no estudo de séries temporais:

- **Descrição:** É a primeira etapa a ser realizada. Consiste em analisar graficamente a série com respeito ao tempo e a consequente procura de valores como: máximos, mínimos, pontos discrepantes, etc. De posse dessas informações, é possível fazer cálculos de indicadores como: média aritmética, variância, distância média entre máximos ou mínimos locais, etc.
- **Explicação:** Consiste na construção de modelos que permitam tentar explicar a evolução de uma série temporal a partir da variação de uma outra série, sendo um caso importante o das funções de transferência, que permitem explicar uma “série de saída” como função de uma ou mais “séries de entrada”.
- **Previsão:** Consiste em prever valores futuros a partir de valores passados. Destacam-se dois métodos de previsão. O primeiro são os métodos multivariáveis que procuram relacionar a série com outras séries a partir de modelos. O segundo são os métodos invariáveis, onde a previsão tem unicamente como base os valores atuais e passados da própria série.
- **Controle:** Uma série como o resultado de um processo pode dar informações úteis sobre o próprio processo, podendo manter o controle sobre ele. Pode-se considerar como exemplo, uma linha de produção onde são definidos valores limites para algumas características dos artigos produzidos. Caso os valores se mantenham nos limites estabelecidos, admite-se uma situação de controle. Caso contrário o processo é parado para detecção e correção dos fatores que originaram o comportamento anômalo.

A grande vantagem de se utilizar as séries temporais para a previsão e análise é a possibilidade de observar os dados sem a necessidade de saber ou conhecer os motivos que afetaram o seu comportamento. Portanto, a análise de séries temporais expressa a aplicação de modelos matemáticos e estatísticos nos dados, com o objetivo de quantificar e compreender o fenômeno da variação temporal. Para De Oliveira (2007), na análise de séries temporais é preciso analisar o passado, tentando extrair informações relevantes e predizer o futuro, tentando por meio da análise dos dados construir um modelo que seja capaz de antever a evolução futura da série temporal.

2.3.1 Média móvel

Matsura (2007) descreve o cálculo da média móvel simples aritmética, sendo feita pela soma dos preços dividido pela quantidade de dias conforme Equação 1.

$$MM(n) = \frac{\text{preço}(1) + \text{preço}(2) + \dots + \text{preço}(n)}{\text{Número de dias } (n)} \quad (1)$$

As médias serão expressas de acordo com o período selecionado, minutos, horas, dias, semanas, meses etc. As médias também podem variar quanto à estatística desejada, as mais utilizadas são as médias exponenciais, as quais ponderam de forma diferente os dias mais próximos dos dias mais distantes. Na Figura 7 é possível observar a média móvel de 20 dias em um gráfico de *candles* da bolsa de valores, a linha amarela corresponde aos valores de abertura e a azul aos valores de fechamento.

Figura 7: Ibovespa Média Móvel de abertura e fechamento.



Fonte: TradingView.com

Além das médias móveis simples, existem médias que atribuem pesos diferentes para cada preço. Matsura (2007) descreve como sendo as médias ponderadas e exponenciais. A média móvel ponderada dá maior relevância aos preços mais recentes e menor importância aos preços mais antigos. Já a média móvel exponencial atribui um peso que cresce de forma exponencial do mais antigo para o mais recente.

2.4 Expansão em série de potência

Equações Diferenciais Ordinárias (EDO) lineares de segunda ordem com coeficientes constantes podem ser resolvidas analiticamente e a solução pode ser expressa em termos de funções elementares, como exponenciais, senos e cossenos. Para EDO com coeficientes variáveis, normalmente a solução envolve funções mais complexas, como as funções de Bessel, polinômios de Legendre e funções hipergeométricas. Existem diferentes métodos para a obtenção destas soluções, sendo o mais simples o método de solução por séries de potência, sendo que neste caso a solução será na forma de uma série como é mostrada na Equação 2.

$$y(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + a_3x^3 + \dots \quad (2)$$

Este tipo de função é chamado de série de potência pois representa um polinômio de ordem n . O método de solução por série de potência é bastante versátil e pode ser utilizado para obter a solução de praticamente qualquer EDO linear, de qualquer ordem. Por isso, este método é muito empregado por softwares para a resolução de EDO's (PEREIRA, 2011).

2.4.1. Série de Taylor e Maclaurin

A série de Taylor é utilizada para o estudo de métodos numéricos por fornecer um meio de aproximar uma função $f(x)$ por um polinômio de grau mais simples nas proximidades de um ponto de interesse. Isso permite manipular o polinômio (integrar, derivar, entre outros) ao invés de manipular a função em si, resultando numa simplificação dos cálculos em troca de uma perda de precisão aceitável.

Considere $f(x)$ uma função que possua todas as suas derivadas no ponto $x = x_0$. O teorema de Taylor define que é possível escrever a função $f(x)$ como uma série de potência infinita na Equação 3.

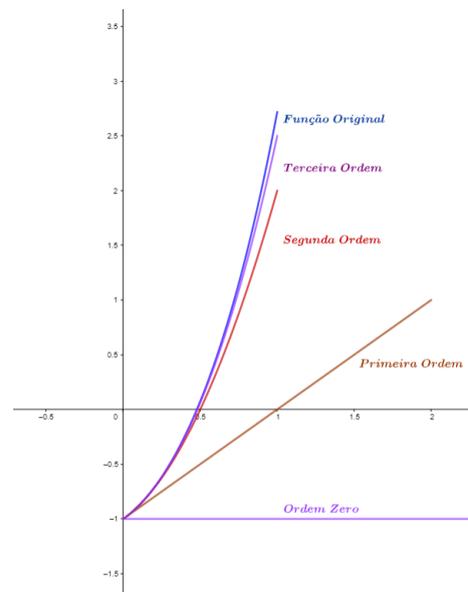
$$f(x) = f(x_0) + \frac{f'(x_0)}{1!} (x - x_0) + \frac{f''(x_0)}{2!} (x - x_0)^2 + \dots + \frac{f^{(n)}(x_0)}{n!} (x - x_0)^n + \dots \quad (3)$$

Para um x_0 , os primeiros $n + 1$ termos da série formam um polinômio de grau n como é mostrado na Equação 4.

$$P_n(x) = f(x_0) + \frac{f'(x_0)}{1!} (x - x_0) + \frac{f''(x_0)}{2!} (x - x_0)^2 + \dots + \frac{f^{(n)}(x_0)}{n!} (x - x_0)^n. \quad (4)$$

O polinômio $P_n(x)$ é chamado de polinômio de Taylor de grau n , que é obtido a partir da parada da série de Taylor no termo de ordem n . A Figura 8 mostra a aproximação de uma função em $x_0 = 0$ com um polinômio de terceira ordem.

Figura 8: Aproximação de uma função com série de Taylor



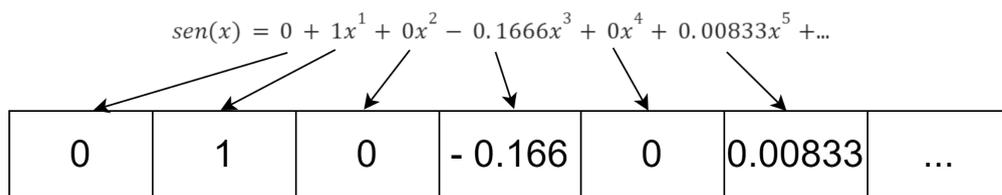
Fonte: ECT / UFRN

Quando a série de Taylor é centrada em zero ($x_0 = 0$) recebe o nome de série de Maclaurin, cuja expansão é mostrada na Equação 5.

$$M_n(x) = f(0) + \frac{f'(0)}{1!} (x) + \frac{f''(0)}{2!} (x)^2 + \dots + \frac{f^{(n)}(0)}{n!} (x)^n. \quad (5)$$

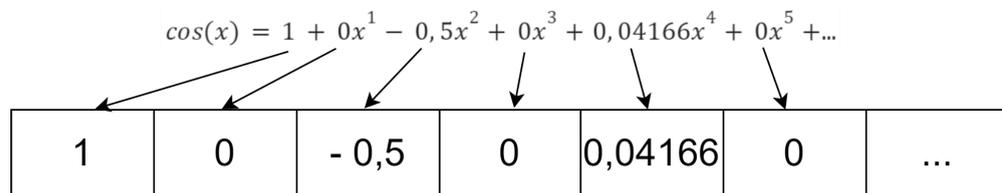
As funções seno e cosseno podem ser descritas através da expansão em série como é mostrado nas Figuras 9 e 10.

Figura 9: Expansão em série da função seno



Fonte: O autor

Figura 10: Expansão em série da função cosseno



Fonte: O autor

É possível observar que a estrutura da função é a mesma em ambos os casos, o que muda são exatamente os coeficientes utilizados para descrever a função. Esses coeficientes serão otimizados através do algoritmo de enxame de partículas na Seção 2.5. A metodologia utilizada para descobrir os melhores coeficientes que descrevem a função de compra e venda de uma ação é mostrada na Seção 4.2.

2.5 Otimização por enxame de partículas

A otimização por enxame de partículas (PSO), do inglês *Particle Swarm Optimization*, é um procedimento de otimização estocástica inspirado em princípios de cooperação e comportamento em sociedade de enxames, cardume de peixes e bandos de pássaros. Nestes casos, cada indivíduo representa uma entidade única e todos se movimentam harmonicamente no espaço através da influência mútua de cada indivíduo e do grupo como um todo. O PSO foi proposto por Kennedy e Eberhart (1995) e rapidamente se popularizou como um otimizador global devido sua eficiência e custo computacional baixo (Coello e Reyes-Serra, 2006). O PSO utiliza poucas funções matemáticas para realizar o procedimento de busca e otimização para obtenção de uma solução em um espaço N-dimensional.

Na técnica computacional PSO, agentes ou partículas se movimentam em um espaço de busca multidimensional que representa o universo de soluções para um determinado problema (Kennedy, 2001). A movimentação de cada partícula é definida pela memória da própria partícula e também pela influência de todo o grupo.

As partículas são estruturas simples, possuindo o seu valor de adequação atual (*fitness*), sua velocidade, sua posição atual e o seu melhor valor *fitness* encontrado até o momento. Em relação ao *fitness*, o componente cognitivo representa a melhor solução encontrada pela partícula (*best particle solution - pbest*), o componente social representa a melhor solução encontrada pelo enxame (*best global solution - gbest*) (Kennedy, 2001).

A cada iteração, as partículas são inseridas em um processo evolutivo onde definem o seu novo posicionamento no espaço de busca. Desta maneira, a cada iteração, são definidos novos valores de *pbest* e *gbest* que passam a influenciar o movimento das partículas na próxima iteração. Como o PSO se caracteriza como um método de busca heurística baseado na população, é preciso garantir a manutenção da diversidade do enxame durante o processo evolutivo. Essa diversidade é fundamental para garantir que o espaço de busca seja explorado o mais eficientemente possível. Há situações em que o *pbest* representa um ponto no espaço com bom valor *fitness* e está distante da localização do *gbest*, que representa outra boa resposta. Neste caso, observa-se a diversidade do enxame. Porém, há situações onde o *pbest* e o *gbest* se referem a partículas muito próximas,

levando o enxame a ficar preso em um mínimo ou máximo local, uma região limitada do espaço de busca.

A movimentação da i -ésima partícula é definida pela Equação 6, em que a próxima posição no espaço de busca (X_i^{t+1}) é atualizada de acordo com sua posição atual e a sua velocidade v_i^t .

$$X_i^{t+1} = X_i^t + v_i^t \quad (6)$$

Sendo v_i^t definido de acordo com a Equação 7.

$$V_i^{t+1} = w \cdot v_i^t + c_1 \cdot r_1 \cdot \Delta_{pbest} + c_2 \cdot r_2 \cdot \Delta_{gbest} \quad (7)$$

Onde Δ_{pbest} e Δ_{gbest} são definidos pelas Equações 8 e 9, respectivamente, assim:

$$\Delta_{pbest} = pbest_{indivi} - p_{atual} \quad (8)$$

e

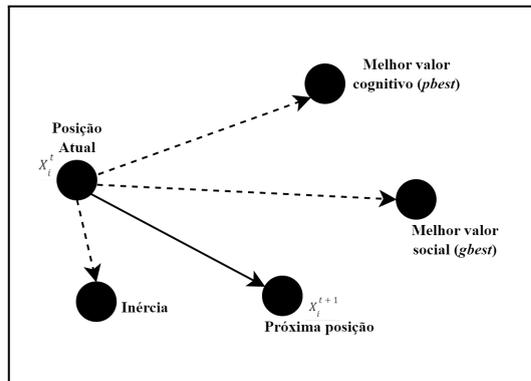
$$\Delta_{gbest} = gbest - p_{atual}, \quad (9)$$

em que w é a constante de inércia da partícula, v_i^t é a sua posição atual, r_1 e r_2 números reais gerados aleatoriamente no intervalo de 0 a 1, c_1 e c_2 são os pesos do $pbest$ e $gbest$, respectivamente e Δ_{pbest} e Δ_{gbest} representam as distâncias entre a posição atual da partícula e $pbest$ e entre a posição atual da partícula e o $gbest$. Dessa maneira, a velocidade é o fator de atualização da partícula, sendo diretamente proporcional à distância entre o $pbest$ e o $gbest$. Portanto, a medida que as iterações forem realizadas, as partículas tendem a ser atraídas para a região do $pbest$ ou $gbest$.

Por meio da velocidade (Equação 4) é possível ponderar os graus de busca local e global da partícula. Valores mais altos de velocidade estimulam a busca global, por outro lado, valores menores estimulam a busca local. Portanto, valores muito altos para a velocidade não são os ideais, uma vez que, no primeiro caso,

regiões do espaço de busca podem ser desconsideradas e, no segundo caso, a busca se torna exaustiva. Ao considerar um espaço de busca com duas dimensões, é possível observar os elementos que influenciam a movimentação da partícula na Figura 11.

Figura 11: Elementos que influenciam a movimentação de uma partícula em duas dimensões



Fonte: O autor

Segundo Eberhart (2001), o PSO deve funcionar da seguinte forma:

1. Iniciar as partículas com posições e velocidades aleatórias no espaço n-dimensional.
2. Para cada partícula, calcula-se o valor *fitness* em função das N dimensões.
3. Comparar o valor *fitness* da partícula. Se o valor atual for melhor que o *pbest* da última iteração, atualizar o valor *fitness* e a localização do *pbest* com os valores da partícula atual.
4. Alterar a velocidade e posição da partícula utilizando os valores da sua posição atual, velocidade e os componentes cognitivo e social.
5. Repetir os passos a partir do item 2 até atingir o critério, seja ele um valor esperado ou um número máximo de iterações.

2.1 Características do PSO usadas neste trabalho

Segundo proposto por XIN et al. (2009), o PSO foi implementado utilizando o decaimento linear para o valor do coeficiente de inércia w . Os autores realizaram diversos experimentos e comprovaram que um decaimento linear entre 0,9 e 0,4 acarreta em resultados satisfatórios. O decaimento linear mostrado na Equação 10 é utilizado na atualização da velocidade da partícula a cada iteração como mostrado na Equação 7:

$$w = (w_{max} - w_{min}) \cdot (i_{max} - i) / i_{max} + w_{min}, \quad (10)$$

onde w_{max} é o valor máximo do coeficiente de inércia, w_{min} o valor mínimo, i_{max} a quantidade máxima de iterações e i o valor da iteração atual.

O valor das constantes de aceleração foi definido como $c_1 = c_2 = 2$, seguindo a adesão desse valor por diversos trabalhos da literatura (Bansal et al., 2011; Xin et al., 2009; Zhao & Li, 2020). O tamanho do enxame foi definido com base na análise realizada por Piotrowski et al., (2020) por meio de diversos trabalhos da literatura. Eles observaram que os criadores do PSO, autores e pesquisadores das variações do algoritmo, utilizaram em seus experimentos bem sucedidos o enxame com 30 partículas.

3. Ferramental de programação utilizado

Neste capítulo são apresentados os materiais utilizados para a elaboração desse trabalho, como principal ferramenta foi utilizado de tecnologias para a elaboração do código fonte.

3.1 Python

O Python tem uma sintaxe clara e concisa que favorece a legibilidade do código-fonte, tornando a linguagem mais produtiva. A linguagem inclui diversas estruturas de alto nível (listas, dicionários, data/hora, complexos e outras) e uma vasta coleção de módulos prontos para uso, além de frameworks de terceiros que podem ser adicionados.

Essa linguagem de programação está sendo utilizada cada vez mais em aplicações científicas tradicionalmente dominadas por R, MATLAB, SAS, entre outras (MCKINNEY, 2010). Python é uma linguagem ideal para a análise de dados e documentos, cresceu em larga escala principalmente por conta do seu código conciso e compreensível, exigindo menos tempo e esforço para escrever comparado a outras linguagens de programação (JINDAL, 2021).

Também inclui recursos encontrados em outras linguagens modernas, tais como geradores, introspecção, persistência, metaclasses e unidades de teste. Multiparadigma, a linguagem suporta programação modular e funcional, além da orientação a objetos. Mesmo os tipos básicos no Python são objetos. A linguagem é interpretada através de *bytecode* pela máquina virtual Python, tornando o código portátil. Com isso é possível compilar aplicações em uma plataforma e rodar em outros sistemas ou executar direto no código-fonte.

3.1.1. Biblioteca Pandas (DataFrame)

Para Wes McKinney, criador da biblioteca, o nome Pandas é derivado de *panel data* (dados em painel), um termo para conjuntos de dados estruturados. A ideia de criar a biblioteca surgiu devido à falta de uma ferramenta de processamento de dados de alto desempenho, com recursos flexíveis de manipulação de planilhas e de banco de dados relacionais. Pandas é uma biblioteca para manipulação e análise de dados, escrita em Python. Com ela é possível explorar dados facilmente por meio da leitura, manipulação, agrupamento e criação de gráficos em poucos passos.

As duas principais estruturas de dados contidas no Pandas são *Series* e *DataFrames*. Uma *Serie* é uma matriz unidimensional que contém uma sequência de valores que apresentam uma indexação (que podem ser numéricos inteiros ou rótulos), muito parecida com uma única coluna no Excel. Já o *DataFrame*, utilizado nesse trabalho, é uma estrutura tabular, podendo ser comparada a uma planilha do Excel, onde linhas e colunas apresentam informações.

As principais vantagens da utilização do *DataFrame* nesse trabalho são:

- Facilidade na utilização da biblioteca;
- Manipulações custosas com poucos comandos;
- Uso de operações entre tabelas;
- Informações facilmente indexadas pelo tempo (séries temporais).

3.1.2. Biblioteca yFinance

Utilizada para a extração da base histórica de um ativo na bolsa de valores, de autoria do Yahoo (YFINANCE, 2022), é uma ferramenta de código aberto que usa as APIs públicas do Yahoo Finance e destina-se a fins educacionais e de pesquisa.

3.1.3. Biblioteca Numpy

NumPy é um pacote do Python que suporta operações com vetores e matrizes e é essencial para a computação científica. Permite trabalhar com arranjos, vetores e matrizes de N dimensões, com eficiência.

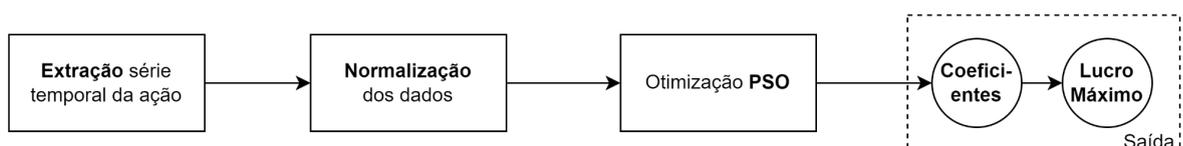
4. Apresentação da proposta

O objetivo deste capítulo é apresentar uma proposta para otimizar os coeficientes de uma função analítica para identificar um valor de compra (*start*) e venda (*stop*) mais lucrativos de uma ação da bolsa de valores. Este trabalho tem a finalidade de otimizar os coeficientes de uma função analítica para identificar um valor de compra (*start*) e venda (*stop*) mais lucrativos de uma ação da bolsa de valores.

4.1 Proposta para utilização do PSO para maximização de lucros na negociação de ativos

A Figura 12 mostra uma visão geral do processo aplicado. Inicialmente, os valores de abertura, fechamento, máximo e mínimo de um determinado ativo são extraídos da biblioteca *yfinance* (YFINANCE, 2022). Em seguida, os dados serão normalizados por meio da razão entre o valor do ativo e o dobro do maior valor do período. O processo de otimização é então realizado pelo PSO e acontece em três etapas. Inicialmente, a expansão em série de potência é realizada com os coeficientes disponibilizados pelo PSO e os valores da ação. Em seguida, as médias móveis dos valores de compra e venda do período são calculadas através de um dos coeficientes disponibilizados pelo PSO. Ao final é feita uma varredura pelo período realizando a compra e venda da ação através dos valores da média móvel como pode ser visto na Seção 4.3. O lucro obtido com a aplicação da estratégia usando os coeficientes passados pelo PSO é retornado.

Figura 12: Arquitetura do algoritmo de otimização completo



Fonte: O autor

A normalização é realizada para dimensionar os valores diários do ativo alvo para que fiquem em uma escala/intervalo menor. Neste trabalho, esse intervalo será de 0,0 a 1,0. Sua principal função é trazer informações que estejam em escalas diferentes para a mesma escala. Existem diversos tipos de normalização tais como escala decimal, normalização Mín-Máx, normalização de pontuação z, entre outras.

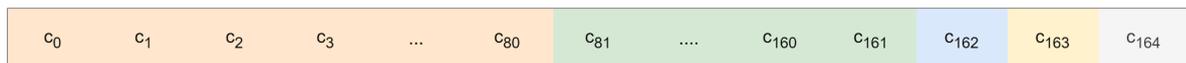
No escopo deste trabalho, a normalização tem duas funcionalidades: adequar os valores de qualquer ativo alvo ao modelo matemático usado que é baseado em séries de potência e trazer ativos com níveis de preços diferentes para uma mesma escala, tornando a proposta apresentada funcional, independente do ativo alvo. As normalizações deste trabalho foram feitas por meio da Mín-Máx, conforme mostra a Equação 11:

$$v' = \frac{v - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} (\max(i) - \min(i)) + \min(i), \quad (11)$$

sendo v' o valor normalizado, v o valor real, $\max(x)$ e $\min(x)$ correspondem ao valor máximo e mínimo da escala real e $\max(i)$ e $\min(i)$ correspondem ao intervalo na escala normalizada.

Os coeficientes disponibilizados pelo PSO para otimização são mostrados na Figura 13. Eles são divididos em 5 partes. Em laranja e verde são mostrados os coeficientes utilizados para a expansão em série para a compra (*start*) e venda (*stop*) da ação, respectivamente (Seção 4.2). As posições mostradas em azul e amarelo são utilizadas para a média móvel de compra e venda, respectivamente (Seção 4.3). Por último, o último coeficiente é utilizado para o fatiamento do valor de investimento (Seção 4.4).

Figura 13: Divisão dos coeficientes utilizados pelo PSO para otimização

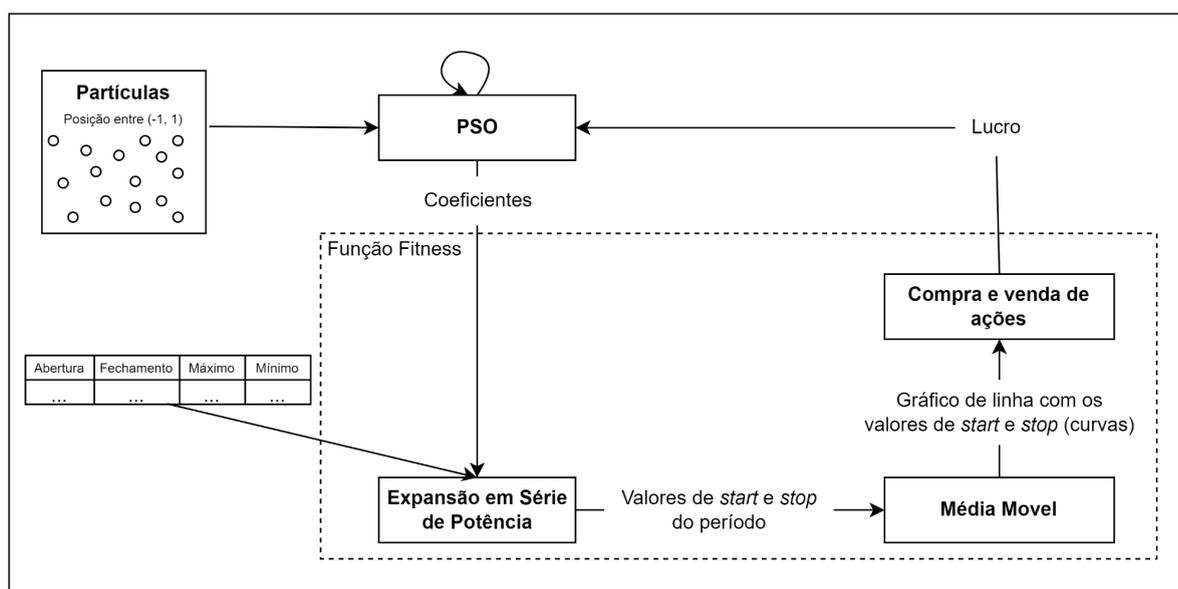


Fonte: O autor

A Figura 14 mostra a estratégia proposta neste trabalho e sua otimização usando o PSO. A função *fitness* a ser otimizada pelo PSO é composta por três módulos. O primeiro módulo consiste na expansão em série de potência, que tem como entrada os coeficientes disponibilizados pelo PSO e a tabela de valores diários

normalizados do ativo alvo em todo o período. Esse módulo tem como saída uma lista com os valores de *start* e *stop* para cada dia, dentro da janela de análise da estratégia. O segundo módulo consiste no cálculo da média móvel desses valores. De posse dos valores da média móvel de *start* e *stop*, o terceiro módulo é responsável por percorrer todo o período, realizando a compra quando o valor do ativo romper para cima a curva de *start* e processando a venda sempre que o valor do ativo romper para baixo a curva de *stop*. O lucro total auferido é retornado para o PSO, que o usa como retorno da função *fitness* (função alvo de maximização). Esse ciclo é feito por cada partícula do PSO em cada iteração.

Figura 14: Arquitetura do PSO



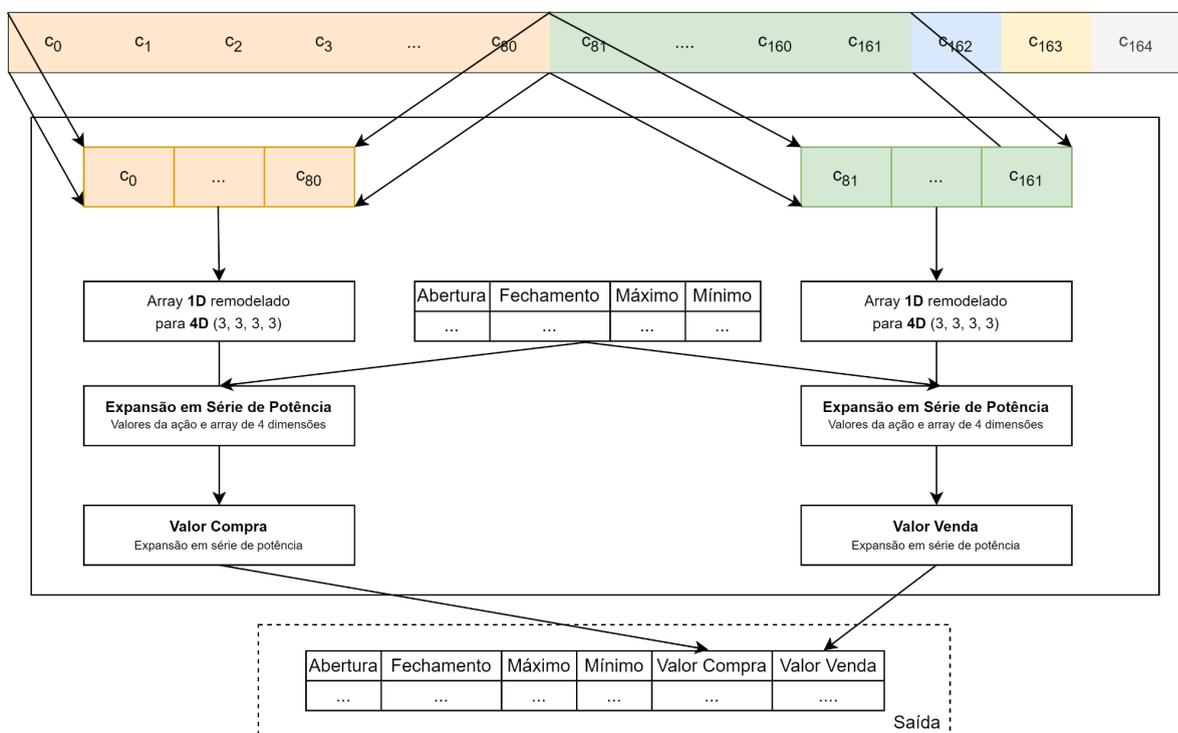
Fonte: O autor

As posições das partículas do PSO estão limitadas no intervalo de -1 a 1. Essas posições são usadas como coeficiente da expansão em uma série de potências que está detalhada na Seção 2.4. O enxame inicial de partículas é distribuído aleatoriamente no espaço de busca e o PSO usado neste trabalho tem como critério de parada um certo número pré-estabelecido de iterações. Os três modos usados para o cálculo da função *fitness*, mostrados na Figura 14, são detalhados a seguir nas Seções 4.2, 4.3 e 4.4.

4.2 Expansão em série de potência

O primeiro módulo da função *fitness* tem como entrada os coeficientes fornecidos pelo PSO e o *dataframe* com os valores da ação no instante de tempo sob análise. Nessa etapa, são utilizados 162 coeficientes gerados pelo PSO. Os 81 primeiros elementos são aplicados na expansão em série de potência que é usada para definir a função que é usada para calcular o preço de *start*. Os 81 elementos seguintes são utilizados com a mesma finalidade, porém para o cálculo do valor de venda (*stop*). A Figura 15 mostra o funcionamento dessa parte da função. A expansão é realizada para uma função de 4 variáveis (máximo, mínimo, abertura e fechamento), sendo necessário dividir os coeficientes em 4 dimensões, uma dimensão para cada valor. Portanto, 81 coeficientes resultam em uma matriz de 4 dimensões com 3 elementos cada, sendo esse o valor mínimo para ter uma relação minimamente não linear.

Figura 15: Arquitetura da expansão em série de potência



Fonte: O autor

A Equação 12 mostra como é feita a expansão em série de potência e explica a necessidade de 4 dimensões.

$$f(\textit{abertura}, \textit{fechamento}, \textit{máximo}, \textit{mínimo}) =$$

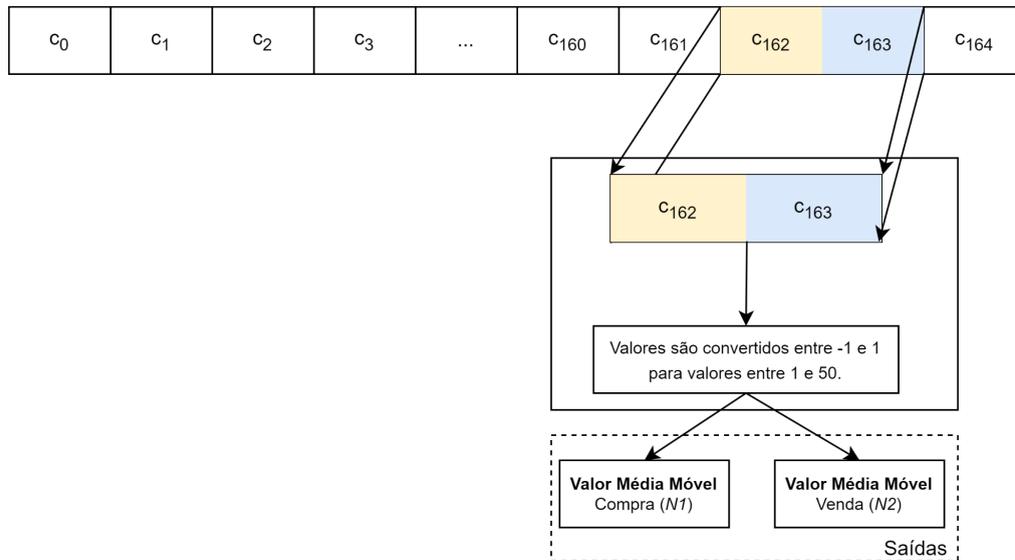
$$= \sum_{j=0}^2 \sum_{k=0}^2 \sum_{l=0}^2 \sum_{m=0}^2 = c_{jklm} \cdot \textit{abertura}^j \cdot \textit{fechamento}^k \cdot \textit{máximo}^l \cdot \textit{mínimo}^m \quad (12)$$

Sendo c os coeficientes, e os valores de *abertura*, *fechamento*, *máximo* e *mínimo* da ação no dia. É importante ressaltar que, quanto maior o número de coeficientes, maior será a quantidade de expoentes considerados na expansão da função e, conseqüentemente, mais precisa será a expansão. Esse trabalho se utilizou de 81 coeficientes por função em virtude do tempo de processamento computacional.

4.3 Média Móvel

Para Dehner (1995), qualquer média resulta em uma configuração visualmente da tendência expressa nos gráficos. As sinalizações se dão quando os preços evoluem acima da média móvel. A sinalização básica é a compra do ativo. Quanto mais curta for a média móvel, maior será o número de cruzamento entre barras de preço e a média móvel.

As funções encontradas na Seção 4.1 usando a Equação 9 encontraram valores de *start* e de *stop* para cada instante de tempo analisado (diário, por exemplo). As médias móveis de N períodos desses valores instantâneos são então construídas. Usa-se o valor $N1$ para a construção da média móvel de *start* e $N2$ para a de *stop*. Valores de $N1$ e $N2$ também são encontrados pelo PSO. O antepenúltimo e penúltimo coeficiente da partícula do PSO para definição de $N1$ e $N2$, conforme mostrado na Figura 16.

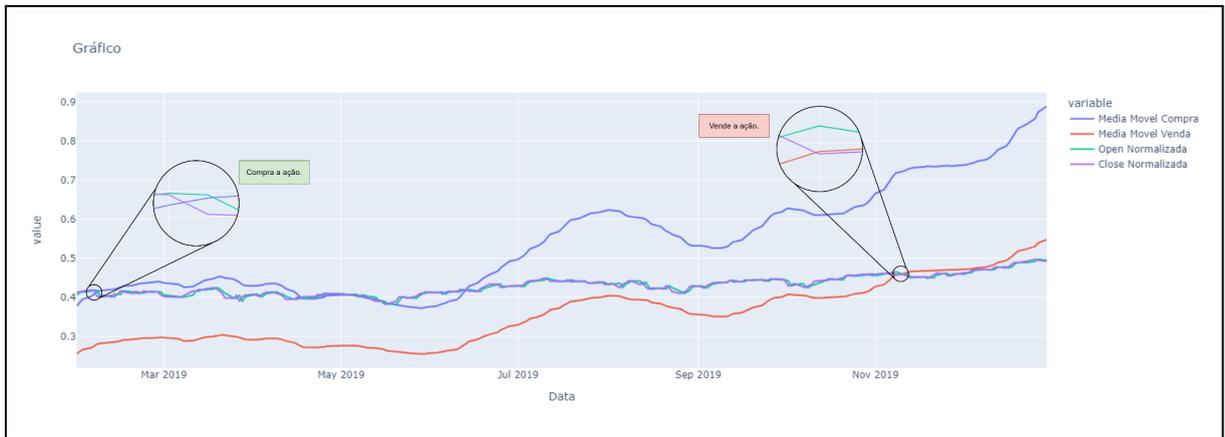
Figura 16: Função referente a média móvel de *start* e *stop*

Fonte: O autor

4.4 Compra e venda de ações

Esse módulo tem como entrada as curvas de *start* e *stop* normalizadas através da média móvel. É realizada uma varredura por todo o período identificando pontos de compra e venda da ação. Algumas condições precisam ser colocadas nessa função para que o PSO aprenda e obtenha bons resultados. Essas regras são apresentadas na Seção 5.2. A principal condição para que a compra ou venda seja efetivada é garantir que o valor de *start* e *stop* esteja dentro do *candle*. Outra condição é assegurar que a curva do *start* esteja acima da curva de *stop*. Logo, para que a compra ou venda seja realizada, a curva de *start* precisa estar acima da curva de *stop*. A Figura 17 demonstra exatamente o funcionamento da varredura no período.

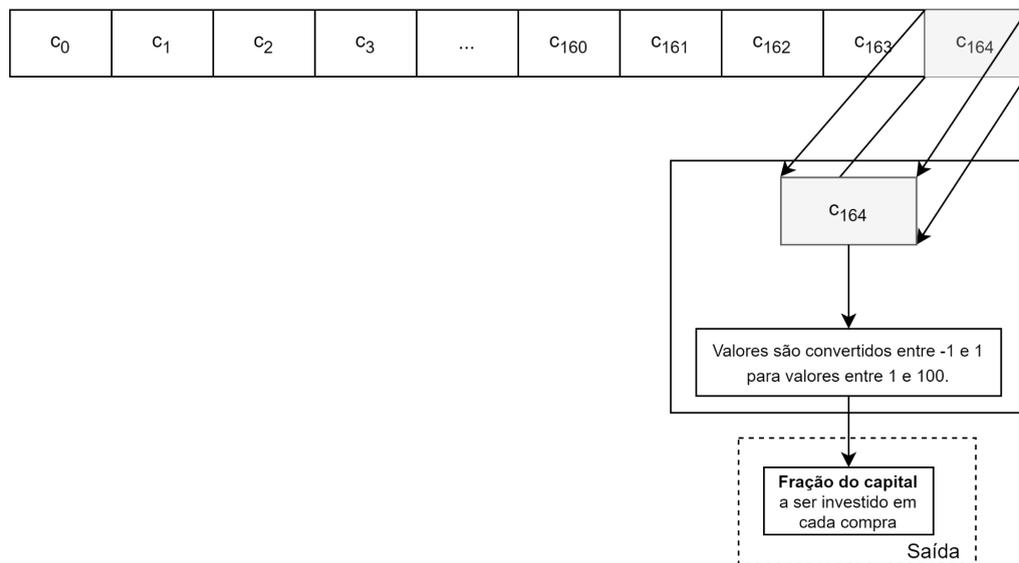
Figura 17: Representação gráfica da função de compra e venda de ações



Fonte: O autor

Para que existam transações de compra e venda, é preciso definir qual o capital será investido em cada transação. O último elemento dos coeficientes encontrado pelo PSO é otimizado para descobrir qual o melhor fracionamento do valor total a ser investido em cada operação. Por meio desse coeficiente será possível maximizar o lucro através da divisão do investimento em várias transações. A Figura 18 mostra a arquitetura.

Figura 18: Função referente ao número de operações possíveis.



Fonte: O autor

5. Resultados

Nesta Seção serão apresentados resultados obtidos pelo algoritmo proposto, que busca uma função analítica capaz de fornecer indicadores numéricos que possam ser usados para sinalizar pontos de compra e venda de ações na bolsa de valores.

5.1 Preparação dos dados da série histórica a serem usados nas simulações

Esta Seção descreve o processo de preparação dos dados para avaliação do algoritmo proposto. A Seção 5.1.1 mostra todas as séries temporais escolhidas para treinamento e o período de testes, além de mostrar os tratamentos feitos no conjunto de dados. A Seção 5.1.2 descreve todas as normalizações e tratamento dos dados ao longo do trabalho.

5.1.1. Base de dados

Os dados utilizados nos experimentos são séries temporais da bolsa de valores que foram obtidas da biblioteca *yFinance*. Por questões de limitações da versão gratuita da biblioteca, o período escolhido foi de um ano com *candles* diários, ou seja, os valores de abertura, fechamento, máximo e mínimo são de um dia. Os anos escolhidos para treinamento e testes foram de 2017 até outubro de 2022.

Tanto para o treinamento, quanto para os testes, foi escolhido o índice Ibovespa (IBOV), por reunir os principais ativos negociados na bolsa de valores e por ser o mais importante indicador do desempenho médio das cotações das ações negociadas na B3. O IBOV constitui um índice que representa a média do mercado brasileiro.

5.1.2. Normalização e tratamento dos dados

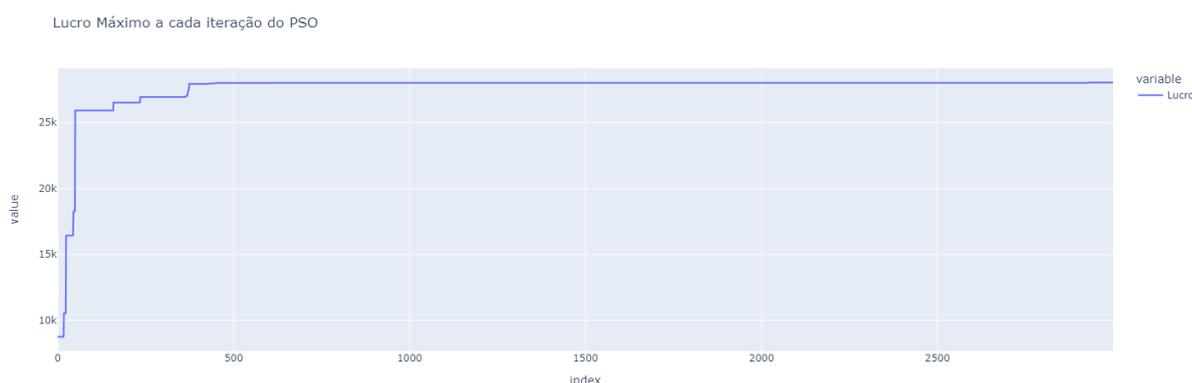
Todos os coeficientes são compostos por números reais que variam de -1 a 1. Por esse motivo todos os valores precisam ser normalizados antes do início do processo.

As regras de negociação de ações, mostradas na Seção 4.3, são baseadas no uso de uma média móvel de $N1$ e $N2$ períodos. Sendo assim, a média móvel só pode ser calculada a partir do dia $\max(N1, N2)$ da série histórica.

5.2 Metodologia do experimento

Inicialmente, foi necessário estudar a convergência do PSO para verificar quantas iterações são necessárias para que haja convergência do PSO. A Figura 19 mostra o *gbest* (máximo lucro auferido detectado pelo algoritmo) encontrado pelo PSO a cada iteração. É possível observar que o valor convergiu para o máximo próximo a iteração 500.

Figura 19: Lucro máximo (*gbest*) com 3 mil iterações no ano de 2017



Fonte: O autor

Em uma análise comparativa entre as Figuras 19 e 20, observou-se que na Figura 19, correspondente ao ano 2017, a convergência para o lucro máximo ocorreu próxima a iteração 500. Já na Figura 20, correspondente ao ano de 2019, a convergência ocorreu próxima a iteração 1200. Em um algoritmo de meta heurística, como é o caso do PSO, a convergência pode ocorrer com mais ou menos iterações. Na maioria dos casos quanto mais iterações, maiores são as chances de se chegar no máximo da função. Para diminuir o tempo necessário para a realização dos experimentos, decidiu-se obter os resultados utilizando 500 iterações. Diante desses dois resultados apresentados nas figuras em questão, esse número de iterações sugere realizar os experimentos com resultados promissores e lucrativos em um curto espaço de tempo.

Figura 20: Lucro máximo (*gbest*) com 2 mil iterações no ano de 2019

Fonte: O autor

Os valores dos parâmetros do PSO utilizado neste trabalho estão presentes na Tabela 1. O detalhamento do PSO utilizado neste trabalho está descrito na Seção 2.1.

Tabela 1: Parâmetros do PSO

Parâmetro	Valor
w_{max}	0,9
w_{min}	0,4
c_1	2
c_2	2
Tamanho do enxame	30
Iterações	500

Fonte: O autor

Por meio do *home broker*, o investidor pode realizar diariamente várias compras e vendas da mesma ação. Em cada operação é possível escolher a quantidade de ações que se deseja movimentar. Para que esse comportamento fosse reproduzido, foi preciso tomar algumas decisões:

- Como todos os testes foram realizados em *candles* diários, o algoritmo não pode comprar e vender o ativo no mesmo dia.
- O valor de investimento total ao longo dos testes foi de R\$ 100.000,00, visto que o índice Ibovespa gira em torno da casa das centenas de milhares. O algoritmo tem R\$ 100.000,00 para investir na compra e venda de ações durante o período de tempo. Nesse caso, não é

necessário que esse valor seja utilizado de uma só vez, um dos coeficientes do PSO é responsável por escolher qual é a melhor divisão. O valor de investimento poderá ser dividido em até 100 partes para que até 100 operações sejam realizadas. Após se esgotarem o número de operações, é preciso vender um lote de ações compradas para que uma nova compra seja realizada.

- Para que o sinal de compra (*start*) seja disparado, é necessário que a curva de *start* esteja entre o valor máximo e mínimo do *candle*. Além disso, a curva de compra precisa estar acima da curva de venda (*stop*).
- Para que o sinal de venda (*stop*) seja disparado, basta que a curva de venda esteja dentro do intervalo de mínimo e máximo do *candle*.
- No mercado fracionário, é possível comprar ações fora do lote completo. Normalmente o valor do lote é dividido por 100, mas também podem ser fracionados por 10 ou 1000, a depender da empresa. Como o índice Ibovespa tem um valor considerável, o mercado fracionário do algoritmo será de 100.

O treinamento foi realizado ano a ano de 2017 a 2021. Os parâmetros otimizados encontrados pelo PSO para cada ano são travados e aplicados todos os anos subsequentes até outubro de 2022 conforme mostra a tabela 2. Por exemplo, a primeira linha da tabela indica que o PSO otimizou os parâmetros da estratégia proposta para obtenção de lucro máximo no ano de 2017. De posse desses parâmetros otimizados para o ano de 2017 a estratégia foi aplicada aos anos de 2018, 2019 e assim por diante para aliar o caráter de generalização conseguido pela metodologia proposta.

Tabela 2: Anos de treinamento e anos de teste (aplicação)

		Aplicação				
Treinamento	2017	2018	2019	2020	2021	Até Out/2022
	2018		2019	2020	2021	Até Out/2022
	2019			2020	2021	Até Out/2022
	2020				2021	Até Out/2022
	2021					Até Out/2022

Fonte: O autor

5.3 Resultados

A tabela 3 se refere aos resultados obtidos por meio do algoritmo proposto. Cada linha representa um ano de treinamento do algoritmo. A primeira linha mostra os resultados obtidos para o lucro quando a otimização realizada pelo PSO é feita usando os dados do ano de 2017. A segunda linha mostra os resultados para o lucro quando a otimização usa os dados do ano de 2018, e assim sucessivamente até o ano de 2021. A linha de cada ano é subdividida em duas linhas, na primeira (cor verde) correspondente aos resultados obtidos pelo algoritmo, enquanto na segunda (cor laranja) apresenta o resultado da valorização ou desvalorização do Ibovespa equivalente em cada ano. Nas colunas são apresentados lucros/perdas obtidos pela aplicação do algoritmo proposto no ano que rotula a coluna. Em cada ano existem duas sub-colunas, a primeira se refere ao lucro logrado em reais e a segunda ao lucro obtido em percentual.

A primeira coluna preenchida de cada linha da tabela 3, há uma correspondência entre o ano mostrado na linha e o ano mostrado na coluna, ou seja, quando os dados da série histórica de um determinado ano são usados tanto para otimizar o procedimento proposto quanto para calcular o lucro/perda no período. É possível observar que, no ano de 2017, foi obtido um lucro de aproximadamente 1 ponto percentual acima da valorização do Ibovespa (24,39% contra 23,60%). No ano de 2018 foi atingido pela proposta, um lucro superior a 15 pontos percentuais (27,57% contra 12,68%, seguindo a mesma sequência nos anos seguintes. Assim, quando os dados da série histórica de um ano são usados ao mesmo tempo para otimizar o algoritmo proposto quanto para calcular o ganho obtido pelo mesmo, foi obtido um lucro superior ao Ibovespa em todos os anos, exceção feita ao ano de 2019 no qual a valorização do Ibovespa foi ligeiramente superior ao encontrado pelo algoritmo (22,57% contra 26,65%). Ainda analisando esses casos, percebe-se que a menor diferença entre o lucro auferido pelo algoritmo proposto e a valorização do Ibovespa aconteceu no ano de 2018 (27,57% contra 12,68%). Enquanto, a maior é observada no ano de 2020 (63,53% contra 1,36%).

A segunda coluna preenchida de cada linha da tabela 3, mostra os resultados obtidos quando a série histórica usada para avaliação do lucro ou perda é a série referente ao ano subsequente ao ano usado para otimizar os resultados de lucro ou perda, ou seja, em um ano cuja série não foi otimizada pelo PSO. Nessa comparação é possível observar que o algoritmo obteve lucro superior ao da valorização do Ibovespa em todos os anos analisados, exceto no ano de 2022. Nesses experimentos, o algoritmo proposto obteve maior lucro que o índice Ibovespa em todos os anos investigados, exceto no ano de 2022, no qual o lucro obtido pelo algoritmo proposto foi 0%, enquanto o lucro obtido pelo Ibovespa no período foi de 12,01%. O maior ganho em relação ao Ibovespa foi de 18 pontos percentuais (otimização feita no ano de 2019 e aplicação no ano de 2020) e no menor foi de 5 pontos percentuais (otimização feita no ano de 2018 e aplicação no ano de 2019).

A partir da terceira coluna de cada linha da tabela 3 o processo se repete. Os valores encontrados no treinamento do algoritmo são aplicados em todos os anos subsequentes até outubro de 2022.

Tabela 3: Resultados obtidos com o algoritmo

		Aplicação											
		2017		2018		2019		2020		2021		Até Out/2022	
Treinamento	2017	R\$ 24.393,23	24,39%	R\$ 22.855,42	22,86%	R\$ 7.353,57	7,35%	R\$ 25.619,89	25,62%	R\$ 0,00	0,00%	R\$ 13.523,32	13,52%
		R\$ 23.599,83	23,60%	R\$ 12.682,86	12,68%	R\$ 26.648,03	26,65%	R\$ 1.358,46	1,36%	-R\$ 12.079,05	-12,08%	R\$ 10.928,96	10,93%
	2018			R\$ 27.567,22	27,57%	R\$ 31.990,47	31,99%	R\$ 40.633,61	40,63%	R\$ 0,00	0,00%	R\$ 0,00	0,00%
				R\$ 12.682,86	12,68%	R\$ 26.648,03	26,65%	R\$ 1.358,46	1,36%	-R\$ 12.079,05	-12,08%	R\$ 10.928,96	10,93%
	2019					R\$ 22.570,33	22,57%	R\$ 19.272,71	19,27%	R\$ 0,00	0,00%	R\$ 0,00	0,00%
						R\$ 26.648,03	26,65%	R\$ 1.358,46	1,36%	-R\$ 12.079,05	-12,08%	R\$ 10.928,96	10,93%
	2020							R\$ 63.525,13	63,53%	R\$ 0,00	0,00%	R\$ 0,00	0,00%
								R\$ 1.358,46	1,36%	-R\$ 12.079,05	-12,08%	R\$ 10.928,96	10,93%
	2021									R\$ 19.108,98	19,11%	R\$ 0,00	0,00%
										-R\$ 12.079,05	-12,08%	R\$ 10.928,96	10,93%

Fonte: O autor

Como comentado nas Seções 4.3 e 4.4, o PSO também é utilizado para otimizar as médias móveis para o cálculo das curvas de compra e de venda, bem como o percentual de aplicação de capital a cada nova compra. Na tabela 4 são apresentados esses resultados. Na primeira coluna são mostrados os valores otimizados encontrados pelo PSO das médias móveis de *start*, em azul, e das médias móveis de *stop*, em amarelo, para cada ano. Na segunda coluna é apresentado o resultado da otimização do percentual de aplicação de capital a cada nova compra.

Tabela 4: Médias móveis de compra e venda e fatiamento do investimento inicial de cada ano

	Média Móvel	Fatias Investimento Inicial
2017	32	100%
	36	
2018	7	100%
	7	
2019	7	20%
	7	
2020	1	100%
	50	
2021	2	100%
	2	

Fonte: O autor

6. Conclusão

Neste trabalho foi desenvolvido um algoritmo capaz de generalizar uma função com a finalidade de otimizar os coeficientes de uma função analítica para identificar um valor de compra (*start*) e venda (*stop*) mais lucrativos de uma ação da bolsa de valores. Para que o objetivo fosse alcançado, foram utilizadas técnicas de expansão em série, otimização por enxame de partículas, média móvel e técnicas de compra e venda de ações na bolsa de valores.

Através dos resultados foi possível obter lucro acima da valorização do índice Ibovespa em 65% dos casos. Dentre eles, o que apresentou maior rentabilidade obteve um ganho acima de 60%, mostrando que o algoritmo pode encontrar o momento mais vantajoso de compra e venda oferecendo, portanto, uma maior lucratividade para o investidor. Logo, o objetivo principal do trabalho foi alcançado, evidenciando que é possível diminuir os riscos ao usar o conhecimento humano, através do uso de técnicas mais assertivas e de algoritmos especializados na bolsa de valores.

É importante salientar que o número de iterações utilizados neste trabalho teve relação com o curto espaço de tempo para a implementação do projeto. O algoritmo pode e deve ser utilizado com um número maior de iterações para otimizar ainda mais o lucro. Apesar disso, foi possível obter resultados satisfatórios.

Mesmo obtendo bons resultados, ainda é possível citar alguns tópicos que podem ser aprimorados e adicionados ao algoritmo em trabalhos futuros:

- Fazer testes e comparações com índices de outras bolsas de valores.
- Paralelizar o algoritmo para diminuir o tempo de processamento.
- Adicionar mais coeficientes para que o PSO possa otimiza-los. Alguns desses coeficientes podem ser: o volume de transações, custo das operações (corretagem e tributação), número de ações compradas em uma transação, porcentagem de perda aceitável para uma determinada transação, entre outros.

Referências

ABE, Marcos. **Manual de análise técnica: essência e estratégias avançadas: tudo o que um investidor precisa saber para prosperar na Bolsa de valores até em tempos de crise.** Novatec Editora, 2018.

ANDREZO, Andrea Fernandes; LIMA, Iran Siqueira. **Mercado Financeiro: Aspectos Históricos e Conceituais.** Porto Alegre: Guazzelli, 1999.

ASSAF NETO, Alexandre. **Mercado financeiro.** 13. ed. São Paulo: Atlas, 2015.

ATSALAKIS, George S.; DIMITRAKAKIS, Emmanouil M.; ZOPOUNIDIS, Constantinos D. Elliott Wave Theory and neuro-fuzzy systems, in stock market prediction: The WASP system. **Expert Systems with Applications**, v. 38, n. 8, p. 9196-9206, 2011.

BANCO DO BRASIL. **Renda fixa.** Disponível em:

<http://www.bb.com.br/docs/pub/voce/dwn/rendafixa5.pdf>. Acesso em: 17 de agosto de 2022.

B3 atinge 5 milhões de contas de investidores em renda variável em janeiro.

B3, 2022. Disponível em:

https://www.b3.com.br/pt_br/noticias/5-milhoes-de-contas-de-investidores.htm .

Acesso em: 15 de agosto de 2022.

B3. **Ibovespa B3.** Disponível em:

https://www.b3.com.br/pt_br/market-data-e-indices/indices/indices-amplos/ibovespa.htm. Acesso em: 05 de setembro de 2022.

Bansal, J., Singh, P., Saraswat, M., Verma, A., Jadon, S., & Abraham, A. (2011).

Inertia Weight Strategies in Particle Swarm Optimization. 2011 Third World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing, Salamanca, Spain.

BARROSO, B. C.; HANAOKA, G. P.; PAIVA, F. D.; CARDOSO, R. T. **Uma ferramenta computacional eficiente para identificação de melhores gatilhos de compra e venda de ativos financeiros.** Em: ENCONTRO NACIONAL DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL, 9, 2012, Curitiba.

Bento J.F. Murteira, Daniel A. Müller, K. Feridun Turkman, **Análise de Sucessões Cronológicas,** McGraw-Hill de Portugal, 1993.

BODIE, Z.; KANE, A.; MARCUS, A. **Fundamentos de investimento.** Porto Alegre, 2000.

BRITO, Osias. **Descomplicando os investimentos pessoais.** Saraiva Educação SA, 2022.

CARVALHO, L. G. P.; COSTA JUNIOR, N. C. A.; GOULART, M. A. O. **Análise técnica versus hipótese dos mercados eficientes: um estudo utilizando o indicador MACD.** Revista Alcance, Univali, v. 15, n. 03, p. 398-416, set-dez. 2008.

CAVALCANTE, Francisco; MISUMI, Jorge Y.; RUDGE, Luiz Fernando. **Mercado de capitais: o que é, como funciona.** 5. reimpr. Rio de Janeiro: Elsevier, 2005.

CAVALCANTE, Francisco; MISUMI, Jorge Y.; RUDGE, Luiz Fernando. **Mercado de capitais: o que é, como funciona.** 7. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2009.

COELLO, C. A. C. e Reyes-Serra, M. (2006). **Multiobjective particle swarm optimizers: a survey of the state-of-the-art**, International Journal of Computational Intelligence Research, 2(3): 287- 308.

CRUZ, Marcela Mendonça; DE OLIVEIRA NETO, Odilon José. **Eficiência dos principais Padrões Baixistas de Candlesticks no Mercado de Ações Brasileiro.** RAGC, v. 6, n. 26, 2018.

DE OLIVEIRA, Pedro Carvalho. **Séries Temporais: Analisar o Passado, Predizer o Futuro.** 2007.

DEBASTIANI, C. A. **Candlestick: um método para ampliar lucros na Bolsa de Valores.** São Paulo: Novatec Editora, 2007.

DEHNER, Paulo. **Análise Técnica, Indicadores e Candlestick.** Rio-São Paulo: Suma, 1998.

EBERHART, R.C. e Shi, Y. (2001) **Particle swarm optimization: developments, applications and resources.** Proc. Congress on Evolutionary Computation, 1, pp. 81-86.

EHLERS, Ricardo S. **Análise de séries temporais.** Laboratório de Estatística e Geoinformação. Universidade Federal do Paraná, v. 1, p. 1-118, 2007.

FRANKEL, Jeffrey A. **International capital mobility and crowding out in the US economy: imperfect integration of financial markets or of goods markets?.** National Bureau of Economic Research, 1985.

FILHO, A. L. F.; FERNANDES, CAC; BAIDYA, T. **Medidas de Volatilidade para Opções.** XXV sbpo/sobrapo, n. 1, p. 18.

GITMAN, Laurence J. **Princípios de administração financeira.** São Paulo: HERBRA, 1997.

GAMBA, Thainá. **Tendência de preço das ações, estudada a partir das escolas técnica/gráfica e fundamentalista: divergências entre ambas a partir de um estudo da WEG S/A.**

GARCIA, César Alexandre Fernandes Mendes. **Análise de séries temporais com recurso a técnicas de bases de dados.** 2000.

GOO, Y. J.; CHEN, D. H.; CHANG, Y. W. **The application of japanese candlestick trading strategies in Taiwan**. Investment Management and Financial Innovations, v. 4, 2007.

GOMES, Augusto Dantas. **Avaliação do conhecimento de graduandos da UFRN sobre investimentos**. 2019. Trabalho de Conclusão de Curso. Universidade Federal do Rio Grande do Norte.

ISMAR, Bruno. **Quais as diferenças entre B3, Bovespa e Ibovespa?** Disponível em:
<https://renovainvest.com.br/blog/quais-as-diferencas-entre-b3-bovespa-e-ibovespa/>

JINDAL, Alekh et al. Magpie: **Python at speed and scale using cloud backends**. In: CIDR. 2021.

KENNEDY, J. e Eberhart, R. C. (1995). **Particle swarm optimization, Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks**. Perth, Australia, pp. 1942-1948.

KENNEDY, J. e Eberhart, R.C. (2001) **Swarm Intelligence**. Morgan Kauffmann, San Francisco.

KEOGH, E. J. **A Tutorial on Indexing and Mining Time Series Data**. Gramado, Brazil. The XVII Brazilian Symposium on Databases, 2002.

PASSOS, Ademir. **Investindo na Bolsa de Valores: O que você precisa saber antes de investir**. Novatec Editora, 2018.

PINHEIRO, Juliano Lima. **Mercado de capitais: fundamentos e técnicas**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2008.

POLIDORIO, S.G; MELO, F.I. **Investimentos em renda fixa e renda variável**. 2016.

PÓVOA, Alexandre. Valuation - **Como Precificar Ações**. São Paulo: Globo, 2007.

PRADO, H. A.; FERNEDA, E.; MORAIS, L. C. R.; LUIZ, A. J. B.; MATSURA, E. **On the effectiveness of candlestick chart analysis for the Brazilian stock market**. Procedia Computer Science, v. 22, 2013.

Raio X do investidor brasileiro 4a edição. ANBIMA, 2022. Disponível em:
https://www.anbima.com.br/pt_br/especial/raio-x-do-investidor-2021.htm. Acesso em: 15 de agosto de 2022.

Rico. **Dicionário de Finanças**. Disponível em:

<https://www.rico.com.br/aprenda/dicionario-de-financas/>. Acesso em: 12 de setembro de 2022.

SCHWAGER, J. D. **A complete guide to the futures markets: fundamental analysis, technical analysis, trading, spreads, and options.** [S.l.]: John Wiley & Sons, 1984.

SILVA, Ivan Fonseca Carvalho. **Análise de investimento financeiro entre universitários em renda fixa e variável na cidade de São Luís-Ma.** 2020.

Total de investidores pessoa física cresceu 43% no primeiro semestre, mostra estudo da B3. B3, 2021. Disponível em:
https://www.b3.com.br/pt_br/noticias/porcentagem-de-investidores-pessoa-fisica-cresce-na-b3.htm. Acesso em: 15 de agosto de 2022.

ESTADÃO. **Bolsas pelo mundo: veja as mais importantes e como negociar nelas.** Disponível em:
<https://investidor.estadao.com.br/educacao-financeira/bolsas-mundo-importantes-como-negociar>. Acesso em: 06 de setembro de 2022.

LEMOS JUNIOR, A. B.; RIGO, C. M.; CHEROBIM, A. P. M. S. **Administração financeira: princípios, fundamentos e práticas brasileiras.** Rio de Janeiro, 2022.

LEMOS, M.; COSTA JR., N.; **O efeito de sobre-reação a curto prazo no mercado de capitais brasileiro.** Rio de Janeiro, 1997.

LIMA JUNIOR, Manoel Marcondes de Oliveira et al. **PROPOSTA DE UM MODELO DE PREDIÇÃO DA BOLSA DE VALORES USANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA.** 2013.

MARSHALL, B. R.; YOUNG, M. R.; ROSE, L. C. **Candlestick technical trading strategies: can they create value for investors?** Journal of Banking & Finance, v. 30, 2006.

MATSURA, Eduardo. **Comprar ou Vender? Como investir na Bolsa utilizando Análise Gráfica.** São Paulo, 2007.

MCKINNEY, Wes et al. **Data structures for statistical computing in python.** In: Proceedings of the 9th Python in Science Conference. 2010. p. 51-56.

MURPHY, J. **Technical Analysis of the Financial Markets.** New York Institute of Finance, 1986.

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

NARDONI, Rodrigo. **Como funciona a tecnologia da bolsa de valores?** Disponível em:
<https://investnews.com.br/colunistas/conexao-b3/como-funciona-a-tecnologia-da-bolsa-de-valores/>. Acesso em: 03 de outubro de 2022.

NISON, S. **Japanese candlestick charting techniques: a contemporary guide to the ancient investment techniques of the far East.** New York: Penguin, 1991.

NORONHA, M. **Análise técnica: teorias, ferramentas, estratégias.** Rio de Janeiro. Editec, 2015.

PEREIRA, Clicia Geovana Alves. **Equações diferenciais ordinárias de primeira ordem.** 2011.

Piotrowski, A., Napiorkowski, J., & Piotrowska, A. (2020). **Population Size in Particle Swarm Optimization.** *Swarm and Evolutionary Computation.*

TABAJARA, Pimenta Junior; Lima, Fabiano Guasti. **Aprenda a usar análise técnica para investir em ações.** 1 ed. Ribeirão Preto, SP, 2010.

THOMSETT, M. C. *Mastering fundamental analysis: how to spot trends and pick winning stocks using fundamental analysis.* Dearborn Financial Publishing, 1998.

Xin, J., Chen, G., & Hai, Y. (2009). **A Particle Swarm Optimizer with Multi-stage Linearly-Decreasing Inertia Weight.** 2009 International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization, Sanya, China.

YFINANCE. **Yahoo! Finance's API Documentation.** Disponível em: <https://pypi.org/project/yfinance/>. Acesso em: 27 de junho de 2022.

Zhao, Q., & Li, C. (2020). **Two-Stage Multi-Swarm Particle Swarm Optimizer for Unconstrained and Constrained Global Optimization.**