

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE GOIÁS  
ESCOLA DE CIÊNCIAS EXATAS E DA COMPUTAÇÃO  
GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS DA COMPUTAÇÃO



**ESTUDO DE CASO: ESTRATÉGIA DE LUCRO NA BOLSA DE VALORES  
UTILIZANDO ALGORITMOS PREDITIVOS**

ANDRÉ FELIPE JESUS DO NASCIMENTO SILVA

GOIÂNIA

2021

ANDRÉ FELIPE JESUS DO NASCIMENTO SILVA

**ESTUDO DE CASO: ESTRATÉGIA DE LUCRO NA BOLSA DE VALORES  
UTILIZANDO ALGORITMOS PREDITIVOS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Escola de Ciências Exatas e da Computação, da Pontifícia Universidade Católica de Goiás, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Bacharel em Ciências da Computação.

Orientadora: M.sc Lucília Gomes Ribeiro

GOIÂNIA

2021

ANDRÉ FELIPE JESUS DO NASCIMENTO SILVA

**ESTUDO DE CASO: ESTRATÉGIA DE LUCRO NA BOLSA DE VALORES  
UTILIZANDO ALGORITMOS PREDITIVOS**

Este Trabalho de Conclusão de Curso julgado adequado para obtenção do título de Bacharel em Ciências da Computação, e aprovado em sua forma final pela Escola de Ciências Exatas e da Computação, da Pontifícia Universidade Católica de Goiás, em \_\_\_/\_\_\_/\_\_\_\_\_.

---

Prof. M.sc. Ludmila Reis Pinheiro dos Santos  
Coordenador de Trabalho de Conclusão de Curso

Banca Examinadora:

---

Orientadora: M.sc. Lucília Gomes Ribeiro

---

Prof. M.sc. Gustavo Siqueira Vinhal

---

Prof. M.sc. Aníbal Santos Jukemura

GOIÂNIA

2021

*Dedico este trabalho à minha família e amigos.*

## **AGRADECIMENTOS**

À Deus por me capacitar e me preparar para este feito.

À minha avó Maria de Jesus da Silva, "*In Memoriam*", por ter me incentivado aos estudos desde sempre.

À minha mãe por ter acreditado em mim no momento que eu falei que tinha conseguido a Bolsa de Estudos e assim ter me matriculado no curso, pois eu ainda era de menor idade.

À minha esposa, por ter sido sempre companheira e compreensiva nos momentos que me dediquei a confecção este trabalho e por ser a revisora dele.

Ao meu amigo Lucas Marcelino, por ter me aconselhado e incentivado a fazer este curso.

À minha queridíssima orientadora professora Lucília, por ter abraçado a ideia apresentada a ela e por ter me guiado através do desenvolvimento desse trabalho.

Ao Governo Federal por me ter concedido a bolsa de estudos.

À Pontifícia Universidade Católica de Goiás por ter me dado a oportunidade de cursar o nível superior de ensino.

*“Sobreveio, porém, a lei para que a ofensa abundasse; mas, onde o pecado abundou, superabundou a graça.”*

*Romanos 5:20*

## RESUMO

Encontrar uma forma de obter lucro na bolsa de valores tem sido uma meta de vários investidores, desde profissionais até especuladores. O movimento dos preços das ações acontecem seguindo fundamentos técnicos que precisam ser conhecidos pelos investidores para que estes possam conseguir lucrar quando o valor do investimento se valorizar. O uso de algoritmos preditivos em Inteligência Artificial se mostrou altamente eficaz em vários contextos de negócio como, por exemplo, na área da saúde para rastrear o Ácido Desoxirribonucleico (DNA) (do inglês, *Deoxyribonucleic Acid*) das várias cepas de coronavírus, no agronegócio para otimizar processos de irrigação e só pra citar mais um, na segurança pública quando utilizada para reconhecimento de imagens de criminosos procurados. No mercado financeiro ela também tem o seu lugar e pode ser utilizada para prever o movimento de tendência nos preços das ações baseado totalmente em técnicas estatísticas e algorítmicas, indicando para o investidor o que ele deve fazer em relação a uma ação.

Palavras chaves: mercado financeiro, ações, algoritmos preditivos, Inteligência Artificial, investimentos, estatística.

## **ABSTRACT**

Finding a way to make a profit on the stock market has been a goal of many investors, from professionals to speculators. The movement of stock prices happens following technical fundamentals that need to be known by investors so that they can be able to profit when the value of the investment goes up. The use of predictive algorithms in Artificial Intelligence has proven to be highly effective in various business contexts, for example, in the healthcare area to track the Deoxyribonucleic Acid (DNA) of the various strains of coronaviruses, in agribusiness for optimize irrigation processes and just to mention one more, in public security when used to recognize wanted criminal images. In the financial market it also has its place and can be used to predict the trend movement in stock prices based entirely on statistical and algorithmic techniques, indicating to the investor what he should do in relation to a stock.

Keywords: financial market, stocks, predictive algorithms, Artificial Intelligence, investments, statistics.



## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 Evolução de pessoas físicas na B3.....	15
Figura 2 Comparação do número de investidores no Brasil x EUA.....	16
Figura 3 Arquitetura interna de um ensemble.....	20
Figura 4 Método Híbrido de Eberman (2018) para previsão do movimento de ações .....	22
Figura 5 Acurácia dos algoritmos por período analisado.....	23
Figura 6 Funcionamento da bolsa de valores .....	25
Figura 7 Indicador de Bollinger aplicado na empresa Magazine Luiza S.A .....	30
Figura 8 Floresta aleatória com duas árvores de decisão.....	39
Figura 9 Exemplo de máquina de vetor de suporte .....	42
Figura 10 Hiperplano SVM.....	43
Figura 11 Representação de um neurônio biológico .....	46
Figura 12 Representação de um neurônio artificial.....	47
Figura 13 Acurácia das previsões feitas com SVM.....	53
Figura 14 Acurácia das previsões feitas com RNA .....	54
Figura 15 Acurácia dos modelos <i>ensembles de RNA</i> .....	55
Figura 16 Acurácia das previsões feitas com RF .....	55

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 Regra BB .....	31
Tabela 2 Regra RSI .....	32
Tabela 3 Regra K.....	33
Tabela 4 Regra D .....	33
Tabela 5 Exemplo de aplicação TOPSIS em ações .....	50
Tabela 6 Solução ideal positiva.....	50
Tabela 7 Solução ideal negativa.....	50
Tabela 8 Distância euclidiana de cada alternativa em relação a solução ideal positiva.....	51
Tabela 9 Distância euclidiana de cada alternativa em relação a solução ideal negativa.....	51
Tabela 10 Proximidade relativa para cada alternativa.....	52
Tabela 11 Proximidade relativa ordenada.....	52

## LISTA DE SIGLAS

BB	Bandas de <i>Bollinger</i>
BOVESPA	Bolsa de Valores do Estado de São Paulo
CVM	Companhia de Valores Mobiliários
IA	Inteligência Artificial
RF	<i>Random Forest</i>
RNA	Redes Neurais Artificiais
RSI	<i>Relative Strength Index</i>
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
TOPSIS	<i>Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution</i>

## SUMÁRIO

1 Introdução.....	15
1.1 Objetivos da pesquisa.....	17
1.2 Justificativas.....	18
1.3 Estrutura dessa pesquisa.....	18
2 Literatura Relacionada.....	20
3 O Mercado acionário	
3.1 Introdução.....	24
3.2 A bolsa de valores.....	24
3.3 Como funciona.....	24
3.4 O que é uma ação.....	26
3.5 A Hipótese de Mercado Eficiente (HME).....	26
3.5.1 Eficiência forte.....	27
3.5.2 Eficiência semiforte.....	27
3.5.3 Eficiência fraca.....	27
3.6 Análise Fundamentalista e Análise Técnica.....	27
3.7 O que é a Análise Técnica de ações.....	27
3.8 Indicadores da Análise Técnica.....	28
3.8.1 Médias móveis.....	28
3.8.2 Bandas de Bollinger.....	29
3.8.3 Regra de negócio do BB.....	30
3.8.4 Índice de Força Relativa RSI.....	31
3.8.5 Regra de negócio do RSI.....	31
3.8.6 Oscilador Estocástico.....	32

3.8.7 Regra de negócio do Oscilador Estocástico.....	32
4 Inteligência Artificial	
4.1 Introdução.....	34
4.2 O Aprendizado de Máquina.....	34
4.3 Objetivo principal de uma Máquina Aprendiz.....	35
4.4 Aprendizado Supervisionado.....	36
4.5 Aprendizado Não Supervisionado.....	36
4.6 Aprendizado Semi-Supervisionado.....	36
4.7 Aprendizado por reforço.....	37
5 Algoritmos Preditivos	
5.1 Introdução.....	38
5.2 Random Forest.....	38
5.3 Como funciona o Random Forest.....	39
5.4 O método de apoio a decisão TOPSIS.....	39
5.4.1 Como funciona o TOPSIS.....	40
5.5 Máquina de Vetor de Suporte.....	41
5.5.1 Como funciona o SVM.....	42
5.6 Redes Neurais Artificiais.....	43
5.6.1 Redes perceptron.....	44
5.6.2 Como o perceptron funciona.....	45
5.6.3 O Neurônio Artificial.....	45
5.6.4 Bias.....	47
5.6.5 Função de limiar.....	48

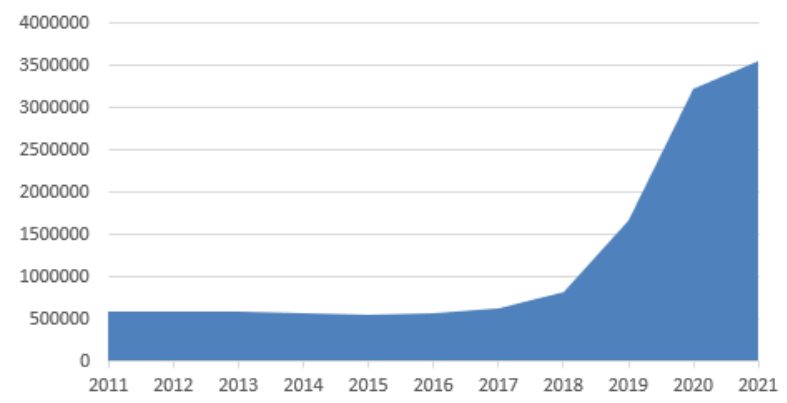
6 Estratégia proposta	
6.1 Introdução.....	49
6.2 A estratégia.....	49
6.3 Aplicação do método TOPSIS.....	50
6.4 Aplicação de algoritmos de predição.....	52
7 Conclusão	
7.1 Introdução.....	56
7.2 Contribuições.....	56
7.3 Resultados.....	56
7.4 Trabalhos futuros.....	57
Referências.....	58

## 1 INTRODUÇÃO

De acordo com pesquisa realizada pela empresa *Capital Research* em Setembro de 2020, a necessidade de um conhecimento moderado sobre o funcionamento da bolsa de valores pode ser a causa do baixo número relativo de pessoas físicas com contas ativas na B3 (empresa que detém a bolsa de valores brasileira). A bolsa de valores será explicada com maior detalhes no capítulo 2. Rodrigues (2020) mostrou que 63% não investem por falta de conhecimento necessário. Esta pesquisa mostra que o número apenas aumentou em relação à outra apresentada por Bertão (2019), onde apontava que 37% dos brasileiros não detêm conhecimento suficiente para investir. Ainda de acordo com Bertão (2019), o medo de perder tudo e a desconfiança no sistema financeiro configuram 19% e 10% respectivamente, dos mais de 40 mil entrevistados na ocasião.

Embora seja relativamente baixo, o número de investidores pessoa física no Brasil vem crescendo ano após ano. No final de 2017, esse número era em torno de 620 mil. Já no ano seguinte, esse número evoluiu para 813 mil investidores. Um crescimento de 31% em relação a quantidade anterior. Em 2019, o número de investidores individuais no Brasil saltou para 1,6 milhão, 97% a mais que o ano imediatamente anterior. O crescimento expressivo ocorreu em 2020 quando houve 98% de crescimento em relação ao ano de 2019, chegando a aproximadamente 3,2 milhões de pessoas (VITOR, 2021). No primeiro semestre do ano de 2021, a B3 já contava com 3,5 milhões de pessoas físicas com contas investidoras cadastradas (B3, 2021). O gráfico na Figura 1 mostra a evolução dos brasileiros na bolsa de valores do ano 2011 até o primeiro semestre do ano de 2021.

Figura 1: Evolução de pessoas físicas na B3.

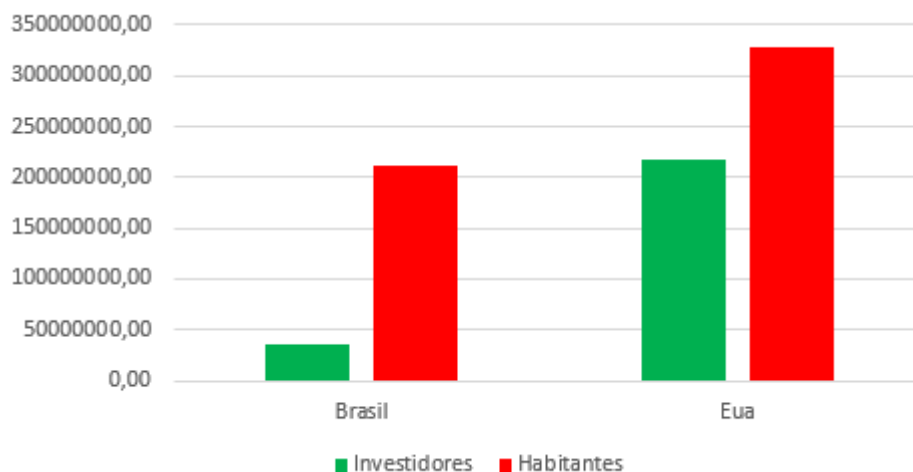


Fonte: B3 (2021)

No Brasil, o percentual de pessoas que investem na bolsa de valores é baixo. Segundo dados da Agência Brasil a população no País em 2020 era de 211.755.692 habitantes. Apenas 1,65% do total da população tem pelo menos uma conta investidora ativa na B3.

Em contrapartida, de acordo com o Departamento de Censo dos Estados Unidos da América (EUA), o número de habitantes do País é 328,2 milhões. Desses, aproximadamente 216,6 milhões são investidores pessoa física, número que representa 66% da população (VITOR, 2021). Em comparação com a maior economia mundial da atualidade, a Figura 2 mostra como os brasileiros ainda são muito imaturos quando o assunto é investimento no mercado financeiro.

Figura 2: Comparação do número de investidores no Brasil x EUA.



Fonte: Elaborado pelo autor

O mercado de ações movimenta diariamente grandes quantias. Os preços sobem e descem com um certo grau de dinamismo e não é possível saber como estará os preços das ações daqui a uma hora, um dia, um mês ou um ano. Isso se dá pela mudança constante dos preços das ações que sofrem diversas influências cotidianas como, por exemplo, as informações do noticiário, expectativa do setor econômico que a ação pertence, eventos políticos e sentimento dos investidores em relação ao ativo financeiro (SANTOS, 2020, *apud* KHAIDEM, SAHA E DEY, 2016).

Visto que o mercado acionário tem grande dinamismo, torna-se impossível prever com exatidão qual será o movimento dos preços das ações a qualquer momento no futuro. E isso justifica o medo que pelo menos 29% dos brasileiros têm de investir na bolsa de valores. Por causa do mercado financeiro ser dinâmico, não-



linear e caótico por natureza (EBERMAM, *apud* TAN; QUEK; NG, 2007), operar nele é uma atividade de risco elevado. Entretanto, de acordo com MALKIEL (2003) muitos economistas e estatísticos acreditam que o preço das ações pode ser pelo menos parcialmente previsível. Segundo eles, os preços futuros podem ser previsíveis com base nos preços passados, bem como certas métricas de avaliações fundamentalistas (SANTOS, 2020). Com base nisso, pode-se utilizar da inteligência artificial para diminuir as incertezas quanto ao movimento dos preços futuros, fazendo a previsão deles utilizando algoritmos preditivos.

Na literatura existente, algoritmos de predição tais como, as Redes Neurais Artificiais (RNAs) e Máquina de Vetores de Suporte (SVM) (do inglês, *Support Vector Machine*)), se provaram eficientes para previsão do movimento do mercado de ações. A presente pesquisa, se limita a operações no mercado de ações a curto prazo, onde uma ação será comprada em um dia e vendida no dia imediatamente posterior. A Rede Neural Artificial tem um destaque nesse tipo de previsão na maior parte dos trabalhos apresentados. O algoritmo SVM também apresentou resultados satisfatórios a curto prazo. Os próximos capítulos, apresentarão o uso desses algoritmos na literatura, alguns algoritmos preditivos e seus funcionamentos.

### **1.1 Objetivos da pesquisa**

O objetivo geral desta pesquisa é realizar uma pesquisa sobre a aplicação de algoritmos preditivos e apresentar uma estratégia de lucro na bolsa de valores investindo em ações selecionadas por um método de apoio a decisão e sua operação confirmada por estes algoritmos. A estratégia consiste em comprar uma ação e vendê-la no dia posterior visando obter lucros com a possível valorização dos papéis.

Para atingir o objetivo esperado, primeiro serão apresentados um estudo sobre como os algoritmos preditivos que são utilizados no mercado de ações. Depois, o mercado financeiro, como ele funciona e a descrição e detalhes de funcionamento dos algoritmos mais utilizados em Inteligência Artificial para predição de valores. Por último, serão mostrados detalhes sobre a estratégia que utiliza o método de decisão multicritérios, chamado TOPSIS (em inglês, *Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution*), para selecionar a ação que mais se assemelha com a ação ideal para investir. Depois que a ação tiver sido selecionada, a decisão de compra da ação deve ser confirmada por alguns algoritmos de predição.

A confirmação da compra ou não da ação ainda pode ser influenciada baseando-se em regras de negociação da análise técnica. A análise técnica consiste em verificar o comportamento de uma ação visando prever a tendência do preço, se irá subir ou descer. Existem indicadores técnicos que fazem o cálculo dessa tendência com base no histórico de preços. No decorrer deste trabalho, serão apresentadas as duas análises mais utilizadas no mercado de ações: a análise fundamentalista e a análise técnica. A análise técnica será a base para previsão do movimento do mercado, visto que ela é feita inteiramente com base em fatos históricos e numéricos.

## **1.2 Justificativas**

É oportuno realizar este estudo a fim de apresentar uma estratégia onde as pessoas possam investir e lucrar a curto prazo a partir de uma orientação informatizada baseada em técnicas matemáticas e algorítmicas. O investidor que utilizar essa estratégia precisará apenas executar as ações de compra e venda dos papéis que forem indicados. Segundo essa estratégia, nenhuma compra ou venda deve ser feita de maneira automatizada sendo toda e qualquer ação feita, obrigatoriamente, pela pessoa que a utilizar.

Dessa forma, essa pesquisa contribui para que os brasileiros possam ter confiança no mercado acionário do Brasil. Contribui também para que a população se mantenha informada sobre o funcionamento da bolsa de valores e para o crescimento de contas investidoras na bolsa de valores do País. Por consequência, contribui para que os brasileiros tenham mais uma opção de fonte de renda realizando operações de compra e venda de ações com base na análise técnica e com a ajuda da inteligência artificial.

## **1.3 Estrutura desta pesquisa**

Esta pesquisa está dividida da seguinte forma:

No capítulo 1, é apresentada a introdução que mostra resultados recentes de pesquisas realizadas com a população brasileira buscando entender o perfil de investidor de cada um. São mostrados alguns gráficos que expressam a quantidade de pessoas físicas que investem na bolsa no Brasil e os dados históricos de acordo com a bolsa B3. Também são apresentadas as justificativas e os objetivos para essa pesquisa e a estrutura do trabalho.

No capítulo 2, serão apresentados as pesquisas recentes encontradas na literatura e que abordam a questão do uso de algoritmos preditivos e bolsa de valores.

No capítulo 3, são apresentados o mercado de ações, a bolsa de valores, como ela funciona, o que é mercado balcão, pregão, o que é uma ação, Hipótese de Mercados Eficientes (HMEs), categorias de HMEs e as análises do mercado financeiro.

No capítulo 4, faz-se uma introdução a Inteligência Artificial, *Machine Learning*, tipos de aprendizado de máquina e como e onde a Inteligência Artificial está sendo utilizada atualmente.

No capítulo 5, é apresentado os algoritmos e seu funcionamento.

No capítulo 6, são apresentados os resultados recentemente obtidos em pesquisas sobre o uso de algoritmos preditivos no mercado acionário e um resumo sobre como eles são altamente promissores para comporem a estratégia que essa pesquisa visa apresentar. No capítulo 7 é feita a conclusão dessa pesquisa são discutidos os possíveis trabalhos futuros.

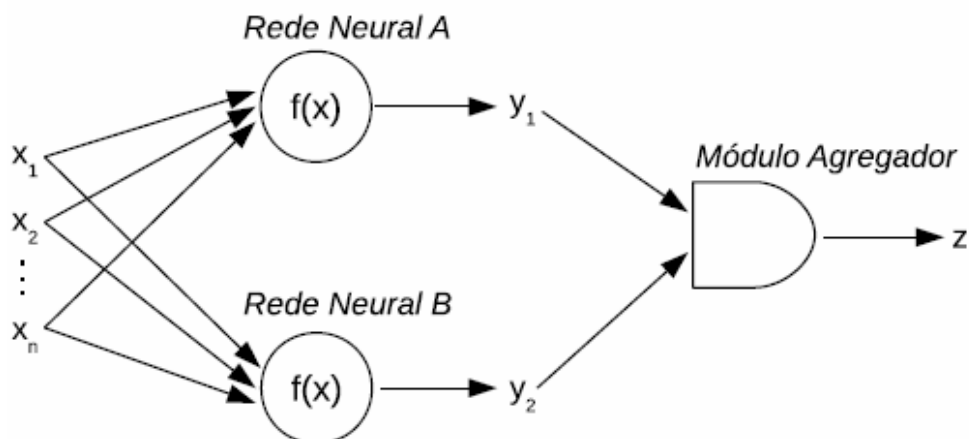
Por fim no capítulo 8, serão apresentadas as referências bibliográficas que foram usadas como base para esta pesquisa.

## 2 LITERATURA RELACIONADA

Na literatura, existem vários trabalhos que se dispuseram a prever o movimento das ações. Nos parágrafos seguintes será feito um breve resumo dos trabalhos recentemente realizados com este enfoque e que serviram de embasamento teórico para a presente pesquisa.

GIACOMEL (2016) apresentou um método algorítmico para operação na bolsa de valores baseado em *ensembles* de redes neurais. *Ensembles* (em português, conjuntos), como o próprio nome sugere são conjuntos de redes neurais que trabalham com diferentes modelos do mesmo problema. A Figura 3 mostra a arquitetura de um *ensemble*. O modelo proposto usa mais de uma Rede Neural em conjunto podendo cada uma delas receber os mesmos valores de entrada, porém, programadas para interpretar de maneira diferente e produzirem valores diferentes, mas que convergem para o mesmo resultado. A ideia é que todas as Redes Neurais dentro do conjunto, embora retornem valores diferentes, convirjam para uma mesma previsão após seus valores serem submetidos a um módulo agregador de resultados que funciona basicamente como uma porta lógica AND. Se todos os valores retornados pelas redes neurais indicarem alta ou queda no movimento de mercado, o *ensemble* fará a previsão indicada pelas Redes Neurais. Caso haja divergência na interpretação dos resultados retornado pelo *ensemble*, o modelo irá dizer que não sabe o que fazer e isso significa que não foi possível realizar uma previsão com base nos valores de entrada.

Figura 3: Arquitetura interna de um ensemble.

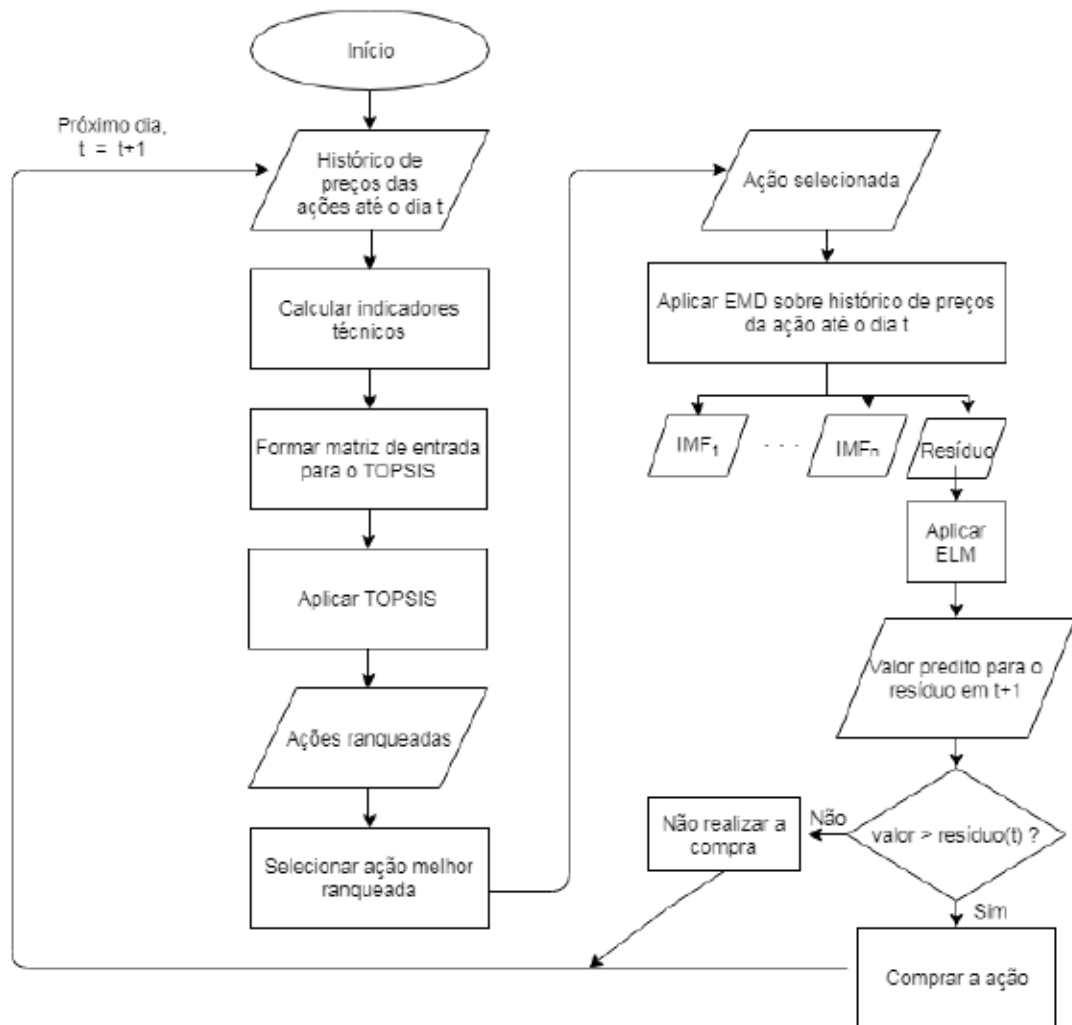


Alcantara, et al. (2018) apresentaram um estudo das técnicas de inteligência artificial para análise temporal com aplicações em robôs de investimento para otimização dos ganhos na bolsa de valores. O algoritmo utilizado foi o RNA, Rede Neural Artificial. Como produto deste estudo fizeram uma pequena aplicação para investimentos online utilizando MongoDB, Electron e React JS.

EBERMAM (2018) apresentou um modelo híbrido para negociação de ações na bolsa de valores brasileira. No trabalho de EBERMAM, foi utilizado o método de apoio a decisão TOPSIS, o mesmo apresentado no presente trabalho, para selecionar a ação mais semelhante a ideal. Ele fez uso de um algoritmo de Aprendizado de Máquina Extremo (ELM) (do inglês *Extreme Machine Learning*) para compor sua solução. No trabalho de EBERMAM, ele ainda usa os indicadores técnicos Índice de Força Relativa (RSI) (do inglês, *Relative Strength Index*), Índice de Canal de Commodities CCI e Bandas de Bollinger BB, para confirmar em duas etapas a compra da ação selecionada no método multicritério TOPSIS. Na figura 4 é mostrado um fluxograma que ilustra o funcionamento do método híbrido proposto por EBERMAN. Inicialmente é fornecido o histórico de preços de algumas ações contando  $t$  dias anteriores. Para essas ações são calculados os indicadores técnicos que serão utilizados para compor os critérios que ele utilizará no método TOPSIS. Após isso o método seleciona a melhor ação para operar no momento. Continuando a ação selecionada terá seu preço previsto pelos algoritmos EMD (do inglês *Empirical Mode Decomposition*) e ELM. Se o valor previsto for maior que o valor conhecido no dia  $t$  deve se realizar a compra da ação. Caso contrário não deve ser feito a compra.

Já Annelise et al. (2019) apresentaram um estudo de quatro algoritmos bastante utilizados na inteligência artificial para assertividade dos valores de ações. Os algoritmos apresentados foram: Árvores de Decisão, Regressão Linear Múltipla, Florestas Aleatórias e Redes Neurais Artificiais (RNA). No trabalho de Annelise *et al*, o algoritmo RNA, o mesmo que será abordado neste trabalho, apresentou mais de 60% de acurácia nas previsões de ações das empresas Ambev, Petrobrás, Vale e Banco do Brasil feitas num intervalo de três dias.

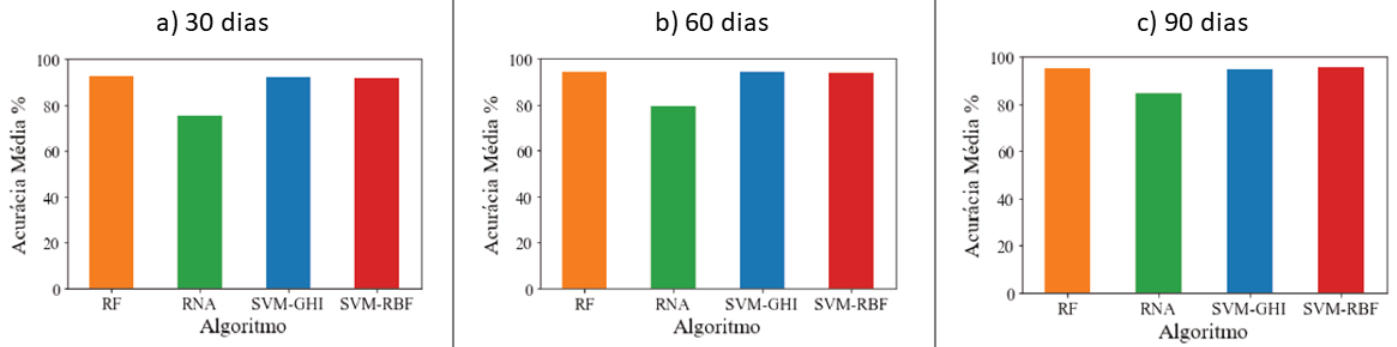
Figura 4: Método híbrido de Eberman (2018) para previsão do movimento de ações.



Fonte: EBERMAM (2018)

SANTOS (2020), mostrou a eficiência do algoritmo *Random Forest* (RF), RNA e SVM para predição de valores de ações. Historicamente, o algoritmo SVM é amplamente utilizado para classificação, mas nessa pesquisa ele foi utilizado para fazer predição que também é uma de suas aplicações mais comuns. O autor também fez uso dos indicadores técnicos RSI para treinar os modelos. Para o algoritmo SVM ele utilizou os kernels *generalized histogram intersection GHI* e *radial basis function RBF*. O primeiro se trata de uma função destinada ao reconhecimento de imagens, mas que também pode ser aplicada a uma variedade muito maior de contextos (SANTOS *apud* BOUGHORBEL; TAREL; BOUJEMAA, 2005). A Figura 5 mostra a acurácia dos algoritmos utilizados. Nela, conseguimos ver que quanto mais tempo, mais dados os algoritmos têm para realizar predição e isso permite que ele tenha maior acurácia. Observe o comportamento do RNA para os gráficos de 30, 60 e 90 dias.

Figura 5: Acurácia dos algoritmos por período analisado.



Fonte: SANTOS (2020)

## **3 O MERCADO ACIONÁRIO**

### **3.1 Introdução**

Neste capítulo serão apresentados a bolsa de valores brasileira B3, como ela funciona, o mercado de ações, mercado de balcão e o pregão. Também serão temas desse presente capítulo, a Hipótese de Mercados Eficientes e as análises que são utilizadas no mercado financeiro.

### **3.2 A Bolsa de Valores**

No Brasil, a única bolsa de valores existente é a B3, resultado da fusão entre Bovespa (Bolsa de valores do Estado de São Paulo), BM&F (Bolsa de Mercadoria & Futuros) e CETIP (Central de Custódia e Liquidação Financeira de Títulos). Todo o seu ecossistema é regulamentado e fiscalizado pela CVM - Companhia de Valores Mobiliários e pela BSM Supervisão de Mercados.

A bolsa de valores é o principal ambiente de negociação para ações de empresas do tipo S.A (Sociedade Anônima) com capital aberto. Empresas com capital aberto são aquelas que abrem seu patrimônio para o público em geral através da bolsa de valores. Dessa forma, cada ação dessa empresa colocada à venda na bolsa representa um percentual do patrimônio da empresa.

Conseqüentemente, quem compra uma ação se torna sócio acionista da empresa e tem participação em seus lucros de acordo com o percentual de ações que possui. Logo, quando essa empresa gera lucros, eles são divididos em partes relativas ao percentual de ações que cada acionista possui. Isso se chama dividendos. Quando alguém possui a maior parte das ações de uma empresa, significa que essa pessoa é um sócio majoritário dessa empresa..

### **3.3 Como Funciona**

Quando uma empresa precisa de dinheiro para expandir seus negócios ou crescer no mercado ela pode recorrer aos bancos ou linhas de créditos. Mas estas opções geralmente contêm juros elevados. Outra opção mais econômica e rentável é abrir seu capital e emitir ações para obter financiamento e atrair investidores por meio da bolsa de valores.



É na bolsa de valores que quem quer vender ações encontra quem quer comprá-las. Mas os investidores não podem operar diretamente na bolsa de valores. Para isso, existem as corretoras que fazem a intermediação entre as empresas e os investidores e estes por sua vez vendem ativos ou compram ativos para lucrar com resultados obtidos. Tudo isso acontece por meio de sistemas sofisticados e processos padronizados para assegurar transparência e liquidez ao mercado.

Ao abrir seu capital pela primeira vez, uma empresa o faz em uma Oferta Pública Inicial (IPO), (do inglês, *Initial Public Offering*) e isso se chama mercado primário. Quando todas as ações da empresa correspondente ao seu patrimônio em capital aberto já foram vendidas, então todas as operações de compra e venda dos ativos desta empresa ocorre no mercado secundário, entre os investidores. A Figura 6 mostra de forma ilustrativa o funcionamento da bolsa de valores.

Figura 6: Funcionamento da bolsa de valores



Quando um investidor realiza a compra de uma ação, ele manifesta a sua crença de que aquele seu valor irá aumentar e que depois ele poderá vender por um preço maior do que comprou, obtendo dessa maneira o lucro pela diferença. O valor de uma ação oscila o tempo todo dado a sua alta liquidez, sendo definidos pelas operações de compra e venda que estão ocorrendo durante o pregão. O pregão é o momento diário em que ocorrem as negociações de ativos na bolsa de valores. No Brasil, esse período é das 10h00 às 17h55 de segunda a sexta-feira.

### **3.4 O que é uma ação**

Uma ação representa a menor parcela do capital de uma empresa. As operações de compra e venda de ações acontecem nas bolsas de valores, mas também podem ocorrer em mercados de balcão. O mercado de balcão funciona de maneira similar a bolsa de valores, mas as ações negociadas ali são exatamente àquelas que não estão na bolsa de valores (RICO, 2021). Quando alguém compra uma ação, adquire os deveres e os direitos de um sócio. Se a empresa for registrada na CVM, suas ações podem ser negociadas publicamente na bolsa de valores.

Uma das principais vantagens em se tornar um acionista é poder ter direito de parte do lucro da empresa. Quando a empresa gera lucros ele é dividido entre os sócios em forma de dividendos proporcionais a quantidade de ações que cada um tiver.

### **3.5 A Hipótese de Mercado Eficiente (HME)**

De acordo com FAMA (1970), a hipótese de mercado eficiente sinaliza que mercados financeiros são eficientes à informação. Isso significa que os preços atuais das ações refletem totalmente todas as informações relevantes (SANTOS, 2020). Sendo assim, qualquer estratégia que busque obter retornos acima da média de mercado é inútil.

Portanto, se as informações forem refletidas imediatamente nos preços das ações, então a alteração de preço de amanhã é independente das alterações de preço atuais, ficando dependente apenas das notícias de amanhã. Sendo assim, como as informações são imprevisíveis então as mudanças de preços das ações também são imprevisíveis e aleatórias (EBERMAN 2018, *apud* MALKIEL, 2003).

A HME contém três categorias que classificam o grau da eficiência de um mercado: forte, semiforte e fraca.

### **3.5.1 Eficiência forte**

Um mercado é fortemente eficiente quando todas as informações, tanto públicas quanto privadas, são rapidamente incorporadas e refletidas pelos preços, tão logo sejam conhecidas (MASSARO, 2020). Isso quer dizer que nem mesmo as informações ocultas ou privilegiadas teriam alguma vantagem significativa de lucros.

### **3.5.2 Eficiência semiforte**

A eficiência de um mercado é “semiforte” quando todas as informações públicas são rapidamente incorporadas aos preços (MASSARO, 2020).

### **3.5.3 Eficiência fraca**

É a forma mais “flexível” de eficiência, que considera apenas as informações históricas que estão embutidas nos preços e nos volumes negociados. Novas informações que vão surgindo vão sendo incorporadas ao preço à medida que vão se tornando públicas (MASSARO, 2020).

## **3.6 Análise Fundamentalista e Análise Técnica**

Existem duas escolas de análise de ações e ativos financeiros. Uma é a análise fundamentalista que se utiliza das informações que representam a base de uma empresa, um negócio ou ativo financeiro e a outra é a análise técnica que utiliza o histórico de preços e os volumes de ações negociadas na bolsa de valores. A principal diferença está na quantidade de informações utilizadas (MASSARO, 2020).

Essa pesquisa se aprofundará na análise técnica porque ela fornece a base para que algoritmos sejam utilizados.

### **3.7 O que é a Análise Técnica de ações**

Também chamada de análise gráfica, segundo dados do *InfoMoney* (2021), a análise técnica é uma forma de prever o movimento das ações com base no histórico delas por meio de um gráfico. A análise técnica é a arte de analisar movimentos que ocorreram no passado para interpretar o presente e projetar o futuro. Portanto, resumidamente, análise técnica é o estudo dos preços ao longo do tempo. Ela é

baseada na ideia de que o comportamento dos preços é repetitivo e isso é resultado de decisões influenciadas pelo sentimento dos investidores.

Os indicadores técnicos que compõem essa análise são obtidos através de propriedades matemáticas das séries dos preços dos ativos. A análise técnica é amplamente utilizada pelos *day traders* (investidores que compram e vendem ações no mesmo dia). Isso reduz o risco de perda e aumenta as chances de sucesso, especialmente no curto e curtíssimo prazo.

Segundo os estudos realizados pelo experiente investidor americano Thomas N. Bulkowski, durante 14 anos analisando mais de 500 ações americanas, ele concluiu que utilizando a análise técnica foi possível prever entre 80% e 90% do movimento das cotações (InfoMoney, 2021).

A presente pesquisa visa propor uma estratégia para comprar uma ação no final de um dia e vendê-la ao final do dia imediatamente posterior, esperando que o valor dela tenha aumentado e com isso obter lucro com esta operação.

### **3.8 Indicadores da Análise Técnica**

Para obter lucro no curto prazo é fundamental definir estratégias e conhecer os principais indicadores da análise técnica (ou gráfica) e como eles funcionam.

#### **3.8.1 Médias móveis**

As médias móveis têm ligação com os valores médios alcançados pelos preços em determinados períodos. Geralmente são utilizadas para identificar mudanças de tendência no mercado. Ao traçar um gráfico das médias móveis, uma inclinação para cima indica tendência vigente de alta, mas quando para baixo, a tendência é de baixa. Existem dois tipos de médias móveis, a simples e a exponencial. Na primeira, após calcular o valor médio, ele é dividido com igualdade de peso entre os mais recentes e mais antigos. Já na exponencial, os valores mais recentes têm pesos maiores. A média móvel é um indicador técnico que serve como auxílio ao investidor a ter uma maior clareza nas interpretações de tendência, pois ela considera os preços mais recentes como mais importantes para o momento. Ela é usada, por exemplo, no indicador de tendência Bandas de Bollinger.

Para se obter a média móvel simples MMS é preciso realizar o somatório dos  $n$  preços de fechamento da ação que está sendo analisada e dividi-lo pelo valor de  $n$ .

$$\frac{\sum_{t=1}^n X_t}{n} \quad (1)$$

onde:

$n$  é período em dias analisados,

$t$  é o dia observado; e

$x$  é o preço da ação sendo analisada.

Já o cálculo da média móvel exponencial MME é mostrado na equação 02:

$$\alpha \sum_{i=0}^n (1 - \alpha)^i x(i + 1) \quad (2)$$

onde,

$\alpha$  é o peso atribuído aos instantes no tempo. Geralmente ele assume o valor  $\frac{2}{n+1}$ .

$n$  é período em dias analisados,

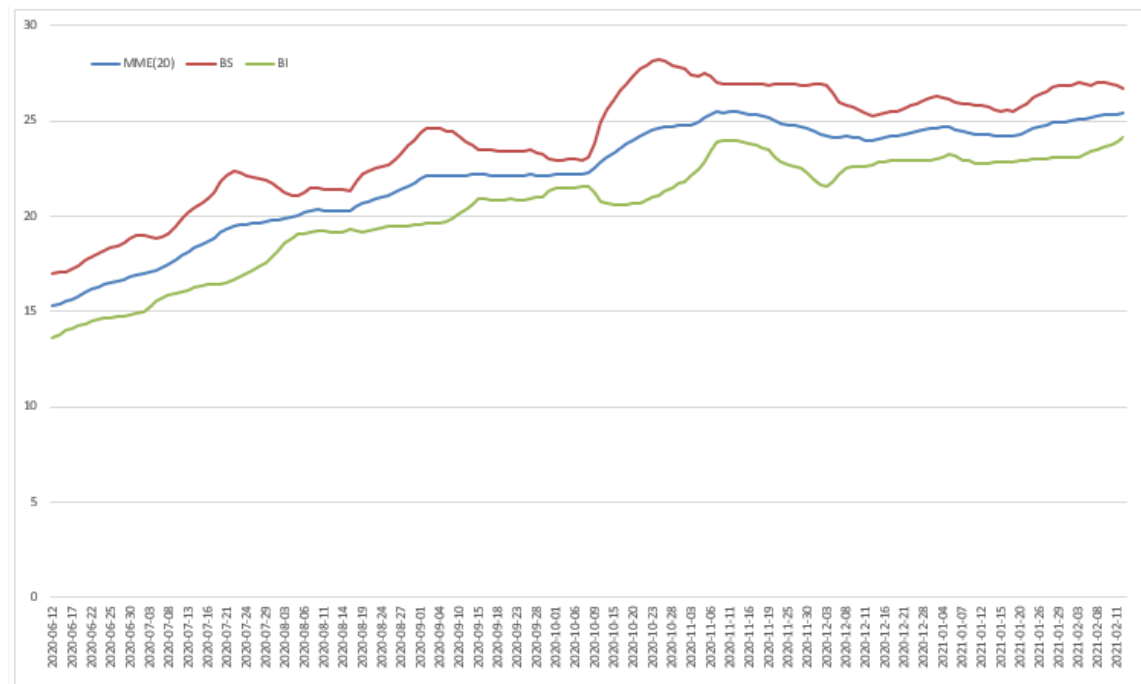
$i$  é o instante da análise; e

$x$  é o preço da ação sendo analisada.

### 3.8.2 Bandas de Bollinger

As Bandas de Bollinger foram criadas na década de 1980 por John Bollinger (EBERMAM, 2018) e servem para avaliar a oscilação nos preços das ações. Elas são um suporte para compreender a relação entre o preço atual e o preço médio de uma ação. O indicador é composto por três linhas, sendo uma superior, uma inferior e uma ao meio que indica a média móvel. As bandas podem se afastar e se aproximar da média móvel e de acordo com esse movimento, o investidor pode analisar se a volatilidade está mais alta ou mais baixa. A Figura 7 mostra um exemplo de Bandas de Bollinger para as ações da Magalu (Magazine Luiza) no período de junho de 2020 a fevereiro de 2021. Na figura podemos ver o comportamento temporal das Bandas de Bollinger sendo possível observar que elas se aproximam e se afastam da média móvel dos preços da ação.

Figura 7: Indicador de Bollinger aplicado na empresa Magazine Luiza S.A



Fonte: Elaborado pelo autor

O cálculo das linhas na Banda de Bollinger é feito de acordo com as equações 03 e 04.

$Lc = \text{Linha Central} = \text{Média Móvel} = Mn$

$$Bs = \text{Banda Superior} = Mn + 2 \sqrt{\frac{\sum(t - Mn)^2}{n}} \quad (3)$$

$$Bi = \text{Banda Inferior} = Mn - 2 \sqrt{\frac{\sum(t - Mn)^2}{n}} \quad (4)$$

onde

$n$  é o período observado,

$t$  é instante observado.

### 3.8.3 Regra de negócio do BB

Os sinais de negociação são indicados quando o preço atual da ação cruza de baixo para cima a banda inferior, indicando uma compra, ou quando cruza de cima para baixo a banda superior, indicando um sinal de venda. A regra de negociação para o indicador é mostrada na Tabela 1.

Tabela 1 – Regra BB

Condição	Sinal
Se $MM(t-1) < BBI(t-1)$ e $MM(t) > BBI(t)$	compra
Se $MM(t-1) > BBS(t-1)$ e $MM(t) < BBS(t)$	venda
nenhuma das condições acima	neutro

Fonte: EBERMAM (2018)

### 3.8.4 Índice de Força Relativa RSI

Este é um indicador de medida para as forças de compra e venda do mercado para determinadas ações. Ele oscila entre valores que vão de 0 a 100 e transmite informações sobre a velocidade na mudança dos preços. Quando os valores estão próximos ou acima de 70 ele indica que o mercado está em um momento de alta. Já números próximos ou abaixo de 30 indicam momento de baixa em relação aos preços.

O indicador foi formulado por Wilder (1978), e é calculado da de acordo com a equação 05.

$$RSIt = 100 - \frac{100}{1+RSt} \quad (5)$$

Sendo que  $RS_t$  é a força relativa:

$$RSt = \frac{media(\Delta_{pos},n)}{media(\Delta_{neg},n)} \quad (6)$$

onde  $media(\Delta_{pos},n)$  é a média das variações positivas (preço do dia  $i$  for maior do que o preço do dia  $i-1$ ) dos últimos  $n$  períodos e  $media(\Delta_{neg},n)$  é a média das variações negativas (preço do dia  $i$  for menor do que o preço do dia  $i-1$ ) dos últimos  $n$  períodos.

Os valores 70 e 30 indicam uma sobre compra e uma sobre venda respectivamente. Tais definições significam que a qualquer momento uma ação que está sobrecomprada poderá perder a força compradora e o preço começará a cair. E por outro lado uma ação que está sobrevendida poderá, a qualquer momento, perder a força vendedora e o preço começará a subir.

### 3.8.5 Regra de negócio do RSI

Existem formas diferentes para utilização deste indicador. Mas é comum que quando o indicador ultrapassar algum dos limites seja gerado um sinal de compra ou de venda (EBERMAM, 2018). A Tabela 2, mostra como é a regra na prática.

Tabela 2 – Regra RSI

Condição	Sinal
Se $RSI(t-1) < 30$ e $RSI(t) > 30$	compra
Se $RSI(t-1) > 70$ e $RSI(t) < 70$	venda
nenhuma das condições acima	neutro

Fonte: EBERMAM (2018)

### 3.8.6 Oscilador Estocástico

Este indicador técnico possui funcionamento bastante semelhante ao RSI, porém os limites utilizados são 20 e 80 em vez de 30 e 70 (EBERMAN *apud* TREUHERZ, 2008). É um indicador de momento desenvolvido por George Lane.

Este indicador técnico é um indicador de momento e serve para mostrar a relação entre o preço de fechamento de uma ação e suas máximas e mínimas diárias dentro de um período analisado. Ele é formado por duas linhas %K e %D. A curva %K é a divisão entre a diferença do preço de fechamento corrente e mínima do período considerado e a diferença entre a máxima e mínima. A curva %D é MMS da própria curva %K. O cálculo da linha %K é definida pela equação 2.7:

$$\%K_t = \frac{C_t - \min(L_t, \dots, L_{t-n})}{\max(H_t, \dots, H_{t-n}) - \min(L_t, \dots, L_{t-n})} * 100 \quad (7)$$

onde

$t$  é o dia observado,

$n$  é o período observado

$C_t$  é o preço de fechamento de uma ação,

$L_t$  é o preço mínimo; e

$H_t$  é o preço máximo

A equação 2.8 é a que define o cálculo da linha %D.

$$\%D_t = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} \%K_{t-i}}{n} \quad (8)$$



onde

$t$  é o dia observado; e

$n$  é o período observado

### 3.8.7 Regra de negócio do Oscilador Estocástico

Por serem indicadores semelhantes, a regra de negócio do RSI e do oscilador estocástico são semelhantes também. A regra para negociação da linha %K é chamada de regra K e a regra para negociação da linha %D é chamada de regra D (EBERMAN, 2018). Ambas as regras são mostradas nas Tabelas 3 e 4 respectivamente.

Tabela 3 – Regra K

Condição	Sinal
Se $\%K_{t-1} < \%D_{t-1}$ e $\%K_t > \%D_t$	compra
Se $\%K_{t-1} > \%D_{t-1}$ e $\%K_t < \%D_t$	venda
nenhuma das condições acima	neutro

Fonte: EBERMAN (2018)

Tabela 4 – Regra D

Condição	Sinal
Se $\%D_{t-1} < 20$ e $\%D_t > 20$	compra
Se $\%D_{t-1} > 80$ e $\%D_t < 80$	venda
nenhuma das condições acima	neutro

Fonte: EBERMAN (2018)

## 4. INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

### 4.1 Introdução

A Inteligência Artificial (IA) é um ramo da Ciência da Computação que se dedica a automação do comportamento inteligente. Ela deve ser baseada em princípios teóricos e aplicados sólidos neste campo (LUGER, 2013). Para Rich (1994), é o estudo de como fazer os computadores realizarem tarefas que até o momento os homens fazem melhor. Ainda uma outra definição é dada por Laurière (1990), que diz que todo problema para o qual nenhuma solução algorítmica ainda é conhecida é um problema de IA.

### 4.2 O Aprendizado de Máquina

Nascido no Dartmouth College em 1956, o aprendizado de máquina (*Machine Learning*, em inglês) é um campo onde se estudam formas de dar poder às máquinas para que elas possam "pensar" e agir por si próprias, depois de terem sido devidamente ensinadas, ou terem tido acesso a um conjunto de informações necessárias ao aprendizado sobre o qual elas estão sendo submetidas. O estudo é amplamente praticado em meios acadêmicos, industriais, medicinais, judiciais e outros. No mercado financeiro, por exemplo, o aprendizado de máquina é usado para processos como a análise de risco de contraparte, previsão do risco de falência, previsão de retornos e de lucros. Dessa forma, o investidor pode ser auxiliado por meio do uso de robôs com parâmetros pré-definidos que conseguem operar a compra e venda de ativos (TOLEDO, 2019).

O aprendizado de máquina nasceu a partir da busca pela Inteligência Artificial onde vários pesquisadores tinham interesse em dar às máquinas o poder de aprenderem sozinhas a partir dos dados. Em 1959, Arthur Samuel definiu aprendizado de máquina como o campo de estudo que dá aos computadores a habilidade de aprender sem ser explicitamente programado (MACEDO, 2017). Hoje em dia o conceito mais atual e mais difundido em meios acadêmicos está sendo o de Tom M. Mitchell (1998) que diz que um programa de computador aprende pela experiência **E**, com respeito a algum tipo de tarefa **T** e performance **P**, se sua performance **P** nas tarefas em **T**, melhoram com a experiência **E** (BARROS, 2016). Logo, a performance de uma máquina frente a alguma tarefa é tida como

$$P = T/E. \quad (9)$$

Ao contrário do pensamento difundido por leigos e dos mais radicais, a Inteligência Artificial não veio para substituir os seres humanos em suas tarefas cotidianas, mas sim para auxiliá-los nas tomadas de decisões, realizando tarefas que demandam alto esforço cognitivo e conseqüentemente levam muito tempo. Dessa forma, as atividades que demandam criatividade e análise de sentimento seriam de tarefas exclusivamente humanas, ficando o ser humano então com mais tempo e capacidade criativa.

Engenheiros desta área de estudo, produzem ferramentas de diagnóstico, prognóstico ou visualização que permitem que seus usuários humanos realizem tarefas complexas e de alta precisão. Mas para isso é necessário que a máquina aprenda sobre o ambiente em que ela virá a atuar para que assim, se torne um sistema especialista no contexto ao qual está sendo introduzido (LUGER, 2013).

São dois tipos de raciocínio em aprendizado de máquina: Indutivo e Dedutivo. O primeiro extrai regras e padrões de grandes quantidades de dados. O aprendizado de máquinas as vezes é confundido com a mineração/extração de dados que é um subcampo de aprendizado de máquina que foca em análise exploratória de dados e é conhecido como aprendizado não supervisionado que por sua vez, é uma das categorias do aprendizado de máquina, portanto, Mineração de Dados e aprendizado de máquina estão intimamente relacionados e por vezes se sobrepõe. As categorias do aprendizado de máquina são:

- Aprendizado supervisionado
- Aprendizado semi-supervisionado
- Aprendizado não-supervisionado
- Aprendizado por reforço

### **4.3 Objetivo principal de uma Máquina Aprendiz**

O objetivo principal de uma máquina no seu processo de aprendizagem é generalização. Após atingir a generalização ela irá desempenhar com precisão em novos conjuntos de dados, ainda não vistos, depois de ter sido treinado em um conjunto de treinamento. O fim para o qual existe aprendizado de máquina é reduzir o esforço humano e ajudar nas áreas em que a atuação humana é difícil ou impossível.

#### **4.4 Aprendizado Supervisionado**

Nesta categoria, a máquina irá aprender como um ser humano em sua fase colegial. Deverá ter um "professor" que irá ensinar passo a passo o que a máquina deve fazer. Com isso, o professor deverá mostrar para a máquina os valores de entrada e os valores de saída esperados. A máquina então tem o dever de encontrar a relação da entrada com a saída em busca da generalização que é o momento em que a máquina poderá dar respostas mais precisas quando for exposta a outros conjuntos de dados aos quais ela não foi treinada e não viu ainda (LUGER, 2013).

O Engenheiro de software e pesquisador de inteligência artificial do Google, o francês François de Chollet, define o aprendizado de máquina como sendo um novo paradigma de programação. No paradigma convencional, o que fornecemos para o computador são as regras mais os dados a fim de esperar uma resposta como saída. No aprendizado de máquina, damos ao computador as respostas e os dados esperando que ele nos dê as regras. Dessa forma, essas regras generalizadas poderão decidir sobre qualquer conjunto de dados de mesma categoria (LUGER, 2013).

#### **4.5 Aprendizado Não Supervisionado**

No aprendizado não supervisionado, nenhuma informação é dada para a máquina. A ela somente é fornecido os dados para a aprendizagem. Dessa maneira a máquina deve fazer suas computações e fazer por si mesma a relação entre os dados fornecidos e a resposta que ela mesma encontrou. Esse tipo de abordagem é comumente utilizado em situações em que é difícil de obter, é caro, ou ainda é totalmente desconhecido o conjunto de dados com etiquetas, ou seja, com as respostas esperadas (Honda, 2017).

#### **4.6 Aprendizado Semi-Supervisionado**

Nesta categoria encontram-se os tipos de aprendizados que são uma mescla dos dois últimos mencionados aqui. É fornecido para a máquina dados etiquetados e dados não etiquetados, para que a máquina possa aprender com eles. Muitas vezes a maioria dos dados não estão etiquetados e isso é feito para provar a capacidade da máquina de aprender sobre os dados a ela expostos com base nos poucos dados

etiquetados e na relação que ela mesma deverá encontrar entre as respostas e os dados fornecidos (Honda, 2017).

#### **4.7 Aprendizado Por Reforço**

Nesse tipo de aprendizado, trabalha-se com um princípio da psicologia chamado de behaviorismo onde cada ação tem uma recompensa ou uma punição. A máquina é colocada para trabalhar em um ambiente e nesse ambiente ela pode tomar a decisão que quiser, contudo suas decisões serão recompensadas positivamente ou serão punidas de alguma forma. Com o tempo a máquina vai optando por escolher apenas as ações que lhe retribuirão alguma recompensa, chegando assim ao resultado ótimo (Honda, 2017).

## 5. ALGORITMOS PREDITIVOS

### 5.1 Introdução

Os algoritmos estão presentes em todos os nichos de negócio. Para mercados financeiros não seria diferente. Neste capítulo serão abordados alguns dos mais utilizados algoritmos para predição ou previsão de valores e seus conceitos básicos, mas somente alguns terão maior explanação, pois, de acordo com trabalhos recentes, foram os que apresentaram melhores resultados, conforme será visto no capítulo 5.

Nas subseções seguintes serão abordados aspectos teóricos sobre o *Random Forest* (RF), o método TOPSIS, o SVM e RNAs.

### 5.2 *Random Forest*

Floresta Aleatória (do inglês, *Random Forest*) é um algoritmo de aprendizagem supervisionada utilizado para regressão e classificação. Como o próprio nome sugere, ele irá criar muitas árvores de decisão, de maneira aleatória e cada árvore será utilizada na escolha do resultado. O método foi proposto por Leo Breiman e Adele Cuttler e segundo seus idealizadores o algoritmo é computacionalmente atraente pois:

- Podem operar com regressão e classificação multiclasse;
- São relativamente rápidos para treinar e testar;
- Dependem apenas de um ou dois parâmetros de ajuste;
- Possuem estimativa embutida do erro de generalização;
- Podem ser usados para problemas de alta dimensionalidade;
- Podem ser facilmente implementados em paralelo;

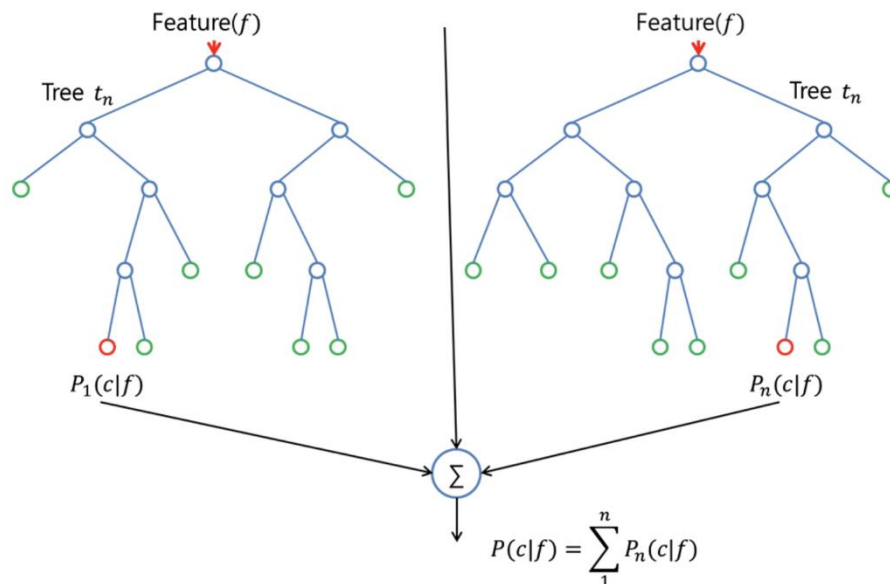
(SANTOS *apud* BREIMAN, 2001).

O RF faz parte dos métodos *ensembles* (conjuntos). Estes tipos de algoritmos possuem vários modelos de aprendizado diferentes trabalhando de maneira conjunta para gerar um único resultado. Para simplificar, ele cria várias árvores de decisão e as combinam para que encontre um resultado com maior acurácia e estabilidade (Silva, 2018). Em problemas de regressão o resultado escolhido poderá ser a média aritmética dos resultados encontrados pelo *ensemble*. Já quando é classificação os resultados pode ser a moda, ou seja, o resultado que mais apareceu como resposta de cada instância do algoritmo no *ensemble*.

### 5.3 Como funciona o *Random Forest*

Este algoritmo cria várias árvores de decisão como seu ponto de partida de funcionamento. As árvores de decisão são métodos que estabelecem regras para tomada de decisão a partir de uma estrutura bastante parecida com um fluxograma com “nós” onde cada condição deve ser verificada. Caso uma decisão seja atendida o fluxo do algoritmo segue através de um ramo, caso contrário, segue por outro ramo. E dessa maneira a árvore de decisão segue até que todos os “nós” sejam criados até a última folha, no final da árvore, que é onde existe a classificação. A Figura 8 mostra uma floresta aleatória com duas árvores de decisão.

Figura 8: Floresta aleatória com duas árvores de decisão



Fonte: Silva (2018)

### 5.4 O método de apoio a decisão TOPSIS

A técnica TOPSIS (do inglês, *Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution*), foi desenvolvida por Hwang e Yoon (1981) e é uma técnica de avaliação de performances dada as alternativas e critérios pré-estabelecidos em um número finito de alternativas e critérios. A melhor performance é aquela que mais se aproxima da solução ideal definida pelo avaliador ao mesmo tempo que também é a que mais se distancia da solução não ideal (Pacheco, 2016).

Os problemas de tomada de decisão são caracterizados por matrizes de decisão. Uma matriz de decisão é composta por alternativas e critérios ponderados de acordo com o tomador de decisão. Uma matriz de decisão pode ser descrita como se segue:

$$\begin{matrix} x_{11} & \dots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & \dots & x_{mn} \end{matrix} \quad (11)$$

onde,

$n$  são as alternativas da matriz,

$m$  são os critérios; e

$x_{ij}$  é o *score* da alternativa  $i$  diante do critério  $j$ .

Cada critério da matriz ainda possui um peso, definido pelo tomador de decisão. Então  $W$  é o conjunto de pesos  $w_i$  para cada critério  $i$ , para  $i$  variando de 1 até  $m$ . Normalmente, os critérios estabelecidos são de dois tipos, de custo e de benefício, então a solução ideal será aquela com maior benefício e menor custo e solução não ideal será a que tem menor benefício e maior custo. Para adequar este método no cenário de ações, podemos tomar como alternativas as ações e como critérios seu desempenho diante dos indicadores técnicos.

Após preencher a matriz com todos os valores de *score* para cada alternativa em relação ao critério, deve ser feita a normalização dos valores. Cada elemento da matriz deve ser normalizado conforme equação 4.2.

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \quad (12)$$

onde,  $r_{ij}$  é o elemento normalizados da matriz normalizada  $R$ . Após normalização da matriz, seus valores são ponderados pelo vetor de pesos  $W$  o que irá gerar uma nova matriz  $P$  onde cada elemento  $P_{ij} = w_j \times r_{ij}$ .

#### 5.4.1 Como funciona o TOPSIS

A primeira parte do algoritmo TOPSIS é identificar a solução ideal positiva, denominada de  $A^+$  e a solução ideal negativa chamada de  $A^-$ . Ambas as soluções são vetores definidos pelas equações 13 e 14 respectivamente.

$$p_j^+ = \begin{cases} \max(p_{ij}), & \text{se o critério for benefício} \\ \min(p_{ij}), & \text{se o critério for custo,} \end{cases} \quad (13)$$

$$p_j^- = \begin{cases} \min(p_{ij}), & \text{se o critério for benefício} \\ \max(p_{ij}), & \text{se o critério for custo,} \end{cases} \quad (14)$$



para  $i = 1, 2, \dots, m$ .

Depois, deve ser calculada para cada alternativa  $A_i$  a distância euclidiana de cada *score* para o vetor de soluções tanto ideal quanto não ideal. As equações 15 e 16 mostram as fórmulas.

$$d_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (p_j^+ - p_{ij})^2} \quad (15)$$

$$d_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (p_j^- - p_{ij})^2} \quad (16)$$

onde  $d_i^+$  é a distância da alternativa  $i$  em relação a solução ideal positiva e onde  $d_i^-$  é a distância da alternativa  $i$  em relação a solução ideal negativa.

Em terceiro lugar, deve-se calcular o coeficiente de proximidade relativa ( $\xi$ ) para cada uma das alternativas. O cálculo é descrito pela equação 17.

$$\xi = \frac{d_i^-}{d_i^+ + d_i^-} \quad (17)$$

O último passo é o mais simples. Agora, após ter calculado o índice de proximidade relativa, deve ser feita a ordenação das alternativas de acordo com seu índice. As alternativas melhor ranqueadas devem ser escolhidas, pois representam maior proximidade em relação a solução ideal.

## 5.5 Máquina de Vetor De Suporte

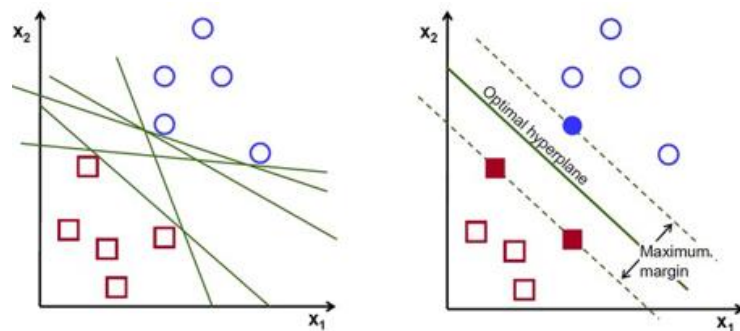
O algoritmo máquina de vetor de suporte, mais conhecido como SVM, é um algoritmo de aprendizado supervisionado que pode ser usado para problemas de classificação e regressão. Foi criado por Cortes e Vapnik (SANTOS, 2020). Ele tem a capacidade de resolver problemas após ter adquirido aprendizado na etapa de treinamento e obter com isso a generalização (JÚNIOR, 2010).

O SVM consiste em encontrar um hiperplano (reta) que melhor separa as duas classes. Vários hiperplanos podem ser escolhidos, mas a melhor escolha deve ser aquele hiperplano com margem máxima entre as instâncias de ambas as classes. Para isso, ele toma como vetor de suporte instâncias próximas entre as classes, traça uma reta entre elas e calcula a distância entre a reta e as instâncias de cada classe. O cálculo é feito até que se encontre uma distância que seja a máxima possível

entres as duas classes ao mesmo tempo, e então, traça uma reta a partir desse ponto separando as classes e assim encontrando o hiperplano ótimo.

O comportamento descrito acima é o que acontece quando as classes a serem estudadas são linearmente separáveis, como no caso deste trabalho, as tendências de alta e baixa no movimento do preço das ações. Encontrar a reta que melhor separe as classes no treinamento é importante pois ela influencia na capacidade de generalização do algoritmo. A Figura 9 mostra a esquerda várias formas como o algoritmo SVM pode separar as duas classes Quadrado Vermelho e Círculo Azul, e a direita o melhor hiperplano encontrado para separação entre as duas classes.

Figura 9: Exemplo de máquina de vetor de suporte

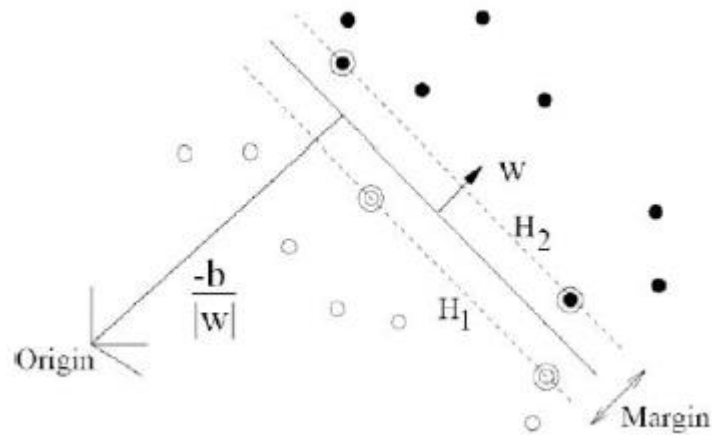


Fonte: Bishop (2018)

### 5.5.1 Como funciona o SVM

Considera-se um conjunto  $X$  de pontos de entrada  $X_i \in \mathbb{R}^N$  com  $i = 1, 2, \dots, N$ . Cada ponto  $X_i$  pertence a uma das duas classes, sendo fornecido um rótulo  $Y_i \in \{-1, 1\}$ . Supõe-se que há um hiperplano que separa os exemplos positivos dos negativos. Os pontos  $x$  sobre o hiperplano satisfazem  $w \cdot x + b = 0$ , em que  $w$  é normal (perpendicular) ao hiperplano,  $|b|/||w||$  é a distância perpendicular do hiperplano à origem e  $||w||$  é a norma Euclidiana de  $w$  (SANTOS, 2002). Veja na Figura 10 a representação deste esquema.

Figura 10: Hiperplano SVM



Fonte: SANTOS (2020)

Seja  $d^+$  a menor distância entre o hiperplano de separação e os pontos na fronteira da classe positiva (+1), e  $d^-$  a menor distância entre o hiperplano de separação e os pontos mais próximos na fronteira da classe negativa (-1). A margem do hiperplano deve ser, portanto,  $d^+ + d^-$  (SANTOS, 2002).

O algoritmo de SVM procura o hiperplano de separação com margem máxima que pode ser construído como segue. Assume-se que todos os dados de treinamento satisfazem as seguintes restrições:

$$x_i w + b \geq +1 \text{ para } y_i = +1 \quad (18)$$

$$x_i w + b \leq -1 \text{ para } y_i = -1 \quad (19)$$

Isso pode ser escrito no seguinte formato:

$$y_i(x_i w + b) - 1 \geq 0 \quad \forall i, i = 1, 2, \dots, N. \quad (20)$$

## 5.6 Redes Neurais Artificiais

Inspirados pelo processo de funcionamento do cérebro humano, vários pesquisadores tentaram simular, principalmente o processo de aprendizagem, com o intuito de criar sistemas inteligentes capazes de realizar tarefas como, por exemplo, classificação, reconhecimento de padrões e processamento de imagens. Como resultado destas pesquisas, surgiu o modelo do neurônio artificial e futuramente um

modelo com vários deste interconectados que viria a se chamar rede neural (Goodfellow, 2016).

As redes neurais artificiais são um modelo matemático originalmente proposto pelo neurofisiologista Warren McCulloch junto com o matemático Walter Pitts no ano de 1943. O modelo foi denominado de lógica limiar (em inglês, *threshold logic*). Eles escreveram um artigo explicando o funcionamento de um neurônio e modelaram uma rede neural simples utilizando circuitos elétricos. Este modelo abriu caminhos para pesquisas da rede neural tanto focada em processos biológicos no cérebro quanto em aplicações à Inteligência Artificial (Goodfellow, 2016).

Atualmente as redes neurais são definidas como uma estrutura complexa interligada por elementos de processamento simples, que possuem a capacidade de realizar operações como cálculos em paralelo, para processamento de dados e representação de conhecimento (Grubler, 2018).

### 5.6.1 Redes Perceptron

O algoritmo *perceptron* foi concebido em entre os anos 1958 e 1962 por Frank Rosenblatt e é um algoritmo de aprendizado supervisionado para um tipo de rede com uma única camada escondida. Ele propaga sinais de maneira semelhante ao que fora proposto por McCulloch-Pitts. Sua entrada  $x$  consiste em um vetor de valores reais, assim como os pesos atribuídos a cada entrada e sua saída é binária podendo ser 1 ou -1. O nível de ativação dos *perceptrons* é dado pela soma ponderada das entradas. Veja a equação 21. Os *perceptrons* usam uma função de limiar abrupta e simples. Sempre que o nível de ativação estiver acima ou igual a um determinado limiar, o valor de saída do algoritmo será 1, caso o nível de ativação esteja abaixo do limiar o valor de saída é -1. A equação 22 demonstra os valores de saída de um *perceptron* de acordo com seu nível de ativação (LUGER, 2013).

$$\sum x_i \cdot w_i \quad (21)$$

$$\begin{cases} 1 & \text{se } \sum x_i \cdot w_i \geq t \\ -1 & \text{se } \sum x_i \cdot w_i < t \end{cases} \quad (22)$$

onde,

$x$  é o vetor dos valores de entrada,

$w$  é o vetor de pesos; e

$t$  é o limiar.

### 5.6.2 Como o *perceptron* funciona

Após tentar resolver um problema um professor fornece ao algoritmo o valor desejado de saída. Se o valor desejado e o valor de saída for igual, nada precisa ser feito. Se houver um erro o *perceptron* então modifica seus pesos de modo a reduzir o erro. Para isso ele utiliza a seguinte regra. Seja  $c$  a taxa de aprendizado e  $d$  o valor de saída desejado. O algoritmo irá ajustar o peso do  $i$ -ésimo valor de entrada,  $\Delta w_i$  conforme descrito pela equação 23 (LUGER, 2013).

$$\Delta w_i = c(d - \text{sin}al(\sum x_i \cdot w_i))x_i \quad (23)$$

onde,

$\text{sin}al(\sum x_i \cdot w_i)$  é o valor de saída do perceptron (1 ou -1); e

$x_i$  é o  $i$ -ésimo valor de entrada.

Se o valor de saída for -1 e o desejado for 1, deve-se incrementar os pesos da  $i$ -ésima entrada em  $2cx_i$ . Caso o valor de saída for 1 e o desejado for -1, deve-se reduzir os pesos da  $i$ -ésima entrada em  $2cx_i$ . Esse processo produz um conjunto de pesos que reduz o erro médio sobre o conjunto de treinamento. Se existir um conjunto de pesos adequados que gere uma saída correta para todos os membros do conjunto de treinamento o perceptron irá aprendê-lo (LUGER, 2013).

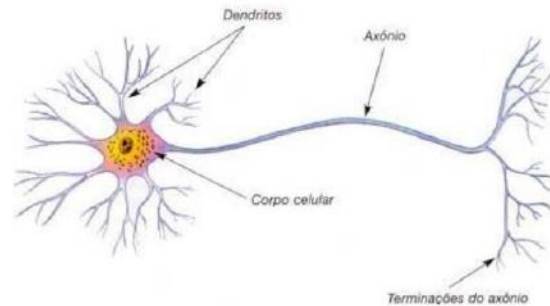
### 5.6.3 O Neurônio Artificial

O neurônio artificial é inspirado no neurônio biológico e por isso possui funcionamento semelhante.

Os neurônios biológicos possuem um corpo celular com dois tipos de ramos, os dendritos e axônios. A comunicação entre os neurônios acontece por meio dos impulsos captados pelos dendritos que são responsáveis por receber a informação e repassar para o corpo da célula através do axônio. O axônio por sua vez repassa a informação para os dendritos de outros neurônios (Grubler, 2018). Para que ocorra esse processo de comunicação entre neurônio é necessária a presença de uma região

especializada, que recebe o nome de sinapse (SANTOS, 2021). Veja na Figura 11 a representação de um neurônio biológico.

Figura 11: Representação de um neurônio biológico

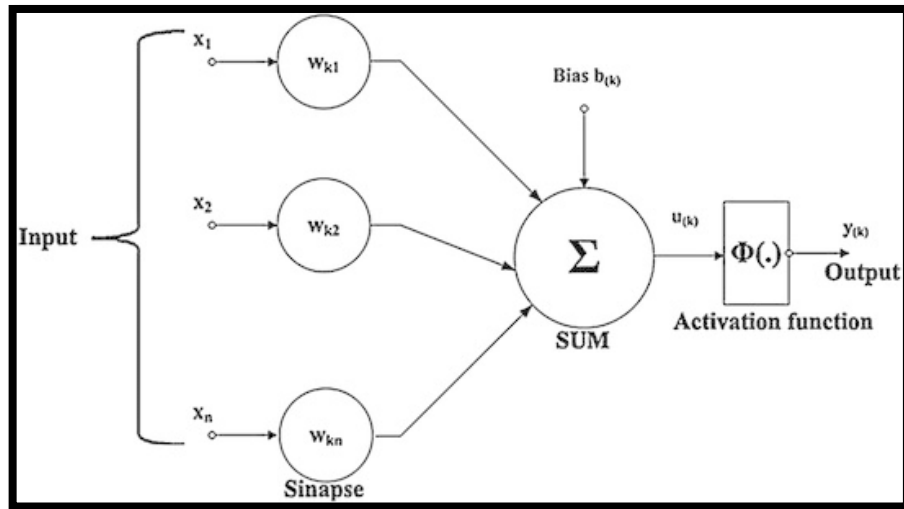


Fonte: Marinho (2017)

Os neurônios artificiais são um modelo mais simples do que o biológico e sua representação de conhecimento se baseia em conexões. Eles são a unidade mais básica de uma rede neural e são conectados por canais de comunicação que estão associados a determinado peso. Eles operam apenas com seus dados locais recebidos através das suas conexões (Grubler, 2018). A Figura 12 ilustra o modelo proposto originalmente em 1943 por McCulloch. O fluxo de funcionamento de um neurônio artificial é o seguinte:

- Os valores, simbolizados por  $x$  na Figura 12 são apresentados à entrada.
- Cada valor é multiplicado pelo peso sináptico, representado por  $w$  na Figura 12.
- É feita uma soma ponderada dos valores e à essa soma é adicionado um deslocamento linear, chamado *bias* e isso gerará um sinal.
- Este sinal passará por uma função de ativação que gerará a saída deste neurônio.

Figura 12: Representação de um neurônio artificial



Fonte: Goodfellow (2016)

Veja este exemplo.

Suponha que exista o vetor  $x$  que contém as entradas  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , onde cada entrada é ou zero ou um, o vetor  $w$  que contém os pesos  $w_1, w_2, \dots, w_n$  e um limitador  $t$ . Dessa forma o nível de atividade é dado por  $NA$ .

$$NA = x_1w_1 + x_2w_2 + \dots + x_nw_n + bias \quad (24)$$

A equação 25 simplifica a equação 24.

$$Y = \sum_{i=0}^n (x_i \cdot w_i) + bias \quad (25)$$

A saída deste neurônio será:

$$1, \text{ se } Y \geq t \quad (26)$$

$$0, \text{ se } Y < t \quad (27)$$

#### 5.6.4 Bias / Viés

O *bias* serve para aumentar a capacidade de aproximação da rede e para que o valor de saída de um neurônio não seja nulo, mesmo que todas as suas entradas sejam. Caso todos os valores de entradas no neurônio forem nulos, ao ser multiplicado pelo peso sináptico ele continuaria nulo até a função de limiar (ou de ativação) e assim produziria um valor nulo na saída e isso terminaria que o neurônio nunca aprenderia porque não teria capacidade de reajuste dos valores dos pesos (Goodfellow, 2016).

### 5.6.5 Função de limiar

A função de limiar é responsável por processar as entradas ponderadas, o valor de limiar e limitar a saída de um neurônio em um intervalo de valores. (SANTOS *apud* LABOISSIERE; FERNANDES; LAGE, 2015). As funções de limiar mais utilizadas são: sigmoideal, logística, tangente hiperbólica e unidade linear retificada, (do inglês, *Retified Linear Unit*, ReLu). Suas fórmulas matemáticas estão representadas pelas equações respectivamente.

$$f(u) = \frac{1}{1+e^{-u}} \quad (28)$$

$$f(u) = \frac{1-e^{-u}}{1+e^{-u}} \quad (29)$$

$$f(u) = \max(0, u) \quad (30)$$

Por este trabalho fazer uso de séries temporais a função de ativação mais apropriada para este tipo de dados é a sigmoideal logística, pois ela é uma função não linear assim como ocorre com os preços históricos das ações (EBERMAN, 2018).



## **6 ESTRATÉGIA PROPOSTA**

### **6.1 Introdução**

Foi visto durante o decorrer deste estudo que é baixo no Brasil o número relativo de pessoas físicas investindo na B3 bolsa de valores. Enquanto países de primeiro mundo como os EUA tem mais de 66% de sua população com contas cadastradas como investidores. Apesar disso nos últimos anos o número de investidores veio apresentando fortes altas em um percentual de quase 100% de um ano em relação ao ano anterior.

Foi visto também os motivos pelos quais os brasileiros, em sua maioria, ainda não operem em mercados financeiros. E eles são a falta de um conhecimento adequado em relação ao funcionamento da bolsa e o medo de perderem todas as suas economias e por esta razão foi oportuno a realização deste estudo.

Após realização de um estudo detalhado do mercado financeiro, da bolsa de valores, como ela funciona, Inteligência Artificial e sobre os algoritmos preditivos e seu funcionamento é hora de unir as informações e apresentar uma estratégia de lucro baseado em métodos estatísticos e algorítmicos.

### **6.2 A estratégia**

De uma maneira relativamente simples, a estratégia consiste em duas operações na bolsa de valores: comprar e vender ações. É importante frisar que as operações nunca acontecem diretamente nas bolsas de valores. Existem as corretoras financeiras que realmente operam nas bolsas realizando as ordens dadas pelo investidor.

A primeira operação será a de comprar uma ação pelo seu preço de fechamento ao final de um dia. A segunda ação será vender a ação ao final do seguinte também em seu valor de fechamento. Com isso, espera-se que o valor da ação tenha se valorizado e a operação resulte em lucro.

Apesar de simples, a operação não deve ser feita de qualquer maneira. Para isso deve ser utilizado o método de apoio a decisão TOPSIS para escolher qual ou quais ações deve-se comprar. Como foi visto no Capítulo 4, o método TOPSIS é um método de apoio a decisão que auxilia a selecionar uma alternativa mais parecida com aquela que é tido como ideal pelo tomador de decisão.

### 6.3 Aplicação do método TOPSIS

Imagine que exista como alternativas as ações de *A* a *H* como mostrado na Tabela 5 e como critérios o desempenho delas após ser calculado o indicador técnico para ponderar seus valores. A solução ideal positiva e negativa para este problema é apresentada nas Tabelas 6 e 7 respectivamente.

Tabela 5 – Exemplo de aplicação TOPSIS em ações

Alternativas	Critérios		
	RSI	Estocástico K	Estocástico D
A	47,27	91,77	89,13
B	7,58	31,48	25,33
C	17,65	52,41	54,27
D	29,47	14,29	13,08
E	49,13	10,80	19,73
F	20,93	83,62	65,12
G	17,71	44,80	42,12
H	26,38	15,09	21,71

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 6 – Solução ideal positiva

Solução Ideal positiva	
RSI	7,58
Estocástico K	10,80
Estocástico D	13,08

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 7 – Solução ideal negativa

Solução Ideal negativa	
RSI	49,13
Estocástico K	91,77
Estocástico D	89,13

Fonte: Elaborado pelo autor

Como os valores das ações foram ponderados conforme os indicadores técnicos RSI e oscilador estocástico K e D, a solução ideal positiva para compra de uma ação é aquela que apresenta o menor valor para cada critério, pois como os valores baixos representam que a ação está sobrecomprada, a qualquer momento o valor da ação poderá subir e consequentemente comprar a ação agora poderá gerar lucros no futuro. Ao contrário deste raciocínio, a solução ideal negativa é aquela que

tem o maior valor para cada critério com base no indicador técnico, pois reflete que a ação está sobrevendida e a qualquer momento seu valor poderá cair.

Após ser identificadas as soluções positivas e negativas ideais, deve ser feito o cálculo da distância euclidiana de cada alternativa em relação a solução ideal negativa e positiva. As Tabelas 8 e 9 mostram respectivamente o resultado desta operação para cada alternativa.

Tabela 8 – Distância euclidiana de cada alternativa em relação a solução ideal positiva.

Dist. Sol. Pos.	
A	117,962
B	24,03591
C	59,40886
D	22,16647
E	42,0788
F	90,49385
G	45,8469
H	21,12631

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 9 – Distância euclidiana de cada alternativa em relação a solução ideal negativa.

Dist. Sol. Neg.	
A	1,86
B	97,11707677
C	61,28147844
D	110,332536
E	106,6419284
F	37,92285063
G	73,50739691
H	104,6080365

Fonte: Elaborado pelo autor

Ainda um passo antes de escolher a ação para operar é calcular a proximidade relativa para cada alternativa. A Tabela 10 mostra o resultado.

Tabela 10 – Proximidade relativa para cada alternativa.

Proximidade relativa	
A	0,015523022
B	0,801606964
C	0,507757931
D	0,832704659
E	0,717061657
F	0,295310899
G	0,615875566
H	0,831976615

Fonte: Elaborado pelo autor

Por último, a Tabela 10 deve ser ordenada e a alternativa (ação) que melhor ficar ranqueada, essa sim, deve ser selecionada pelo método. Como é possível ver na Tabela 11, a ação 'G' deve ser selecionada por ter ficado em primeiro lugar.

Tabela 11 – Proximidade relativa ordenada.

Próximidade relativa ordenada	
G	0,832704659
H	0,831976615
B	0,801606964
E	0,717061657
G	0,615875566
C	0,507757931
F	0,295310899
E	0,015523022

Fonte: Elaborado pelo autor

Para a situação em que a meta seja vender uma determinada ação, a diferença estará apenas na definição da solução ideal que passará a ser aquela que apresente maiores valores nos critérios estabelecidos pelos indicadores técnicos aqui mostrados.

#### 6.4 Aplicação de algoritmos de predição

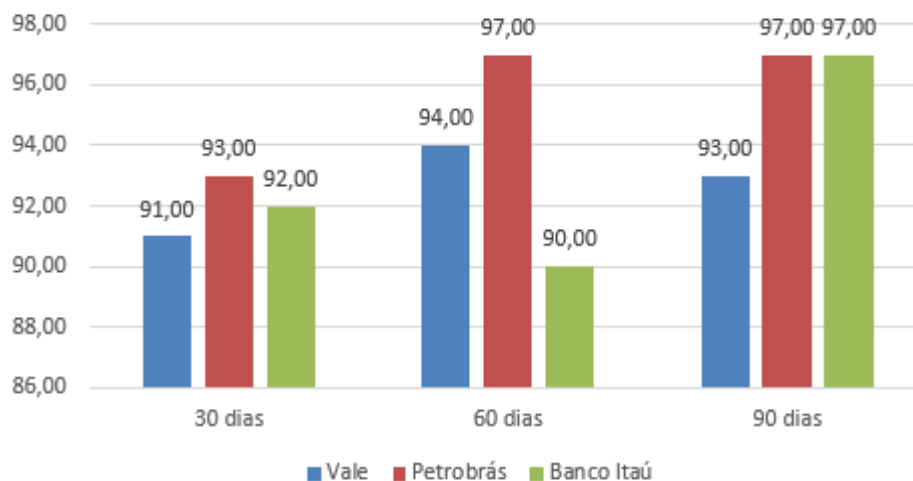
Assim que a ação tiver sido selecionada pelo método TOPSIS, pode ser feito o uso de alguns algoritmos preditivos para poder prever a tendência no movimento do preço das ações.

Como foi visto no capítulo 4, os algoritmos preditivos podem processar dados anteriores como forma de treinamento e depois que outros dados parecidos forem

expostos a esse algoritmo, ele pode fazer a predição do próximo valor. Para o cenário de ações, pode ser feita a comparação entre o último valor conhecido de uma ação com o valor predito pelo algoritmo, caso o valor predito seja maior que o último valor conhecido da ação, pode-se concluir que o algoritmo está indicando uma tendência de alta. Caso o valor previsto seja menor, o algoritmo previu uma tendência de baixa.

Estudos recentes realizados com os algoritmos preditivos apresentados no capítulo 4, apresentaram resultados satisfatórios e bastante promissores e que podem dar embasamento para estratégia proposta. Segundo SANTOS (2020), o algoritmo SVM utilizando o kernel RBF pôde prever com uma acurácia de 91% a tendência no movimento das ações da empresa Vale durante um período de previsão de 30 dias. O algoritmo se mostrou eficaz também para previsão de tendência no movimento das ações da empresa Petrobrás no mesmo período de previsão atingindo uma acurácia de 93%. Uma outra empresa, o Banco Itaú, também teve seu movimento de tendência previsto pelo SVM com kernel RBF, com 92% de assertividade para o mesmo período de 30 dias. A Figura 13 mostra em detalhes as informações acima citadas.

Figura 13: Acurácia das previsões feitas com SVM



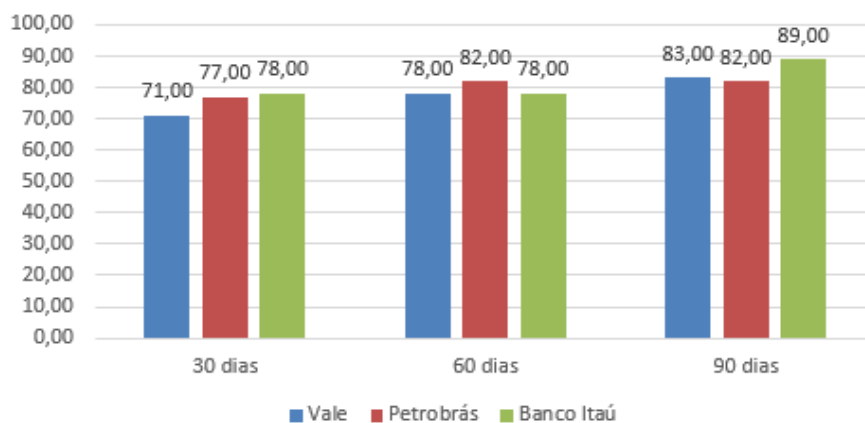
Fonte: Elaborado pelo autor. Adaptado de SANTOS (2020)

Pode-se perceber que o algoritmo SVM consegue melhorar seus resultados quando consegue ter mais dados na fase de treinamento. Como os períodos de 60 e 90 dias respectivamente tiveram mais dados para que o algoritmo aprendesse, ele conseguiu fazer a predição com um nível de acurácia maior para as mesmas ações, com exceção da ação do Banco Itaú que caiu para 90% de acurácia no período de 60 dias. Assim, pode-se concluir que o algoritmo apesar de ter uma excelente acurácia a

curto prazo, no caso de 30 dias, ele pode ser ainda melhor para aplicações a longo prazo.

As Redes Neurais Artificiais também são algoritmos de predição que estão sendo amplamente utilizado e seus resultados têm se mostrado eficazes. Ainda nos trabalhos de SANTOS (2020), os resultados apresentados para o algoritmo RNA para previsão de tendência mostraram que foi possível obter uma acurácia de 71% para as ações da Vale, 77% para as ações da Petrobrás e 78% para o Banco Itaú. Os estudos de SANTOS (2020) mostraram que apesar de satisfatórios, as Redes Neurais apresentaram eficácia menor que as Máquinas de Vetores de Suporte para previsão de tendência dos valores de ações. Veja a Figura 14.

Figura 14: Acurácia das previsões feitas com RNA



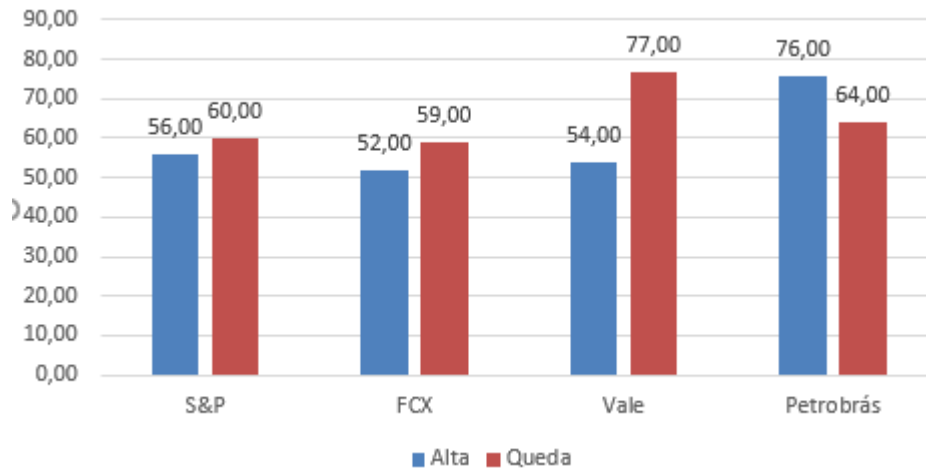
Fonte: Elaborado pelo autor. Adaptado de SANTOS (2020)

GIACOMEL (2016), mostrou em seus estudos que as redes neurais em conjunto, puderam prever corretamente 55% das ações da bolsa americana S&P quando o modelo apontou alta e 60% das previsões de queda estavam corretas para a mesma bolsa de valores. Ele também fez experimentos com seu modelo *ensemble* (conjunto) de redes neurais para ações na bolsa de valores brasileira. Para as ações da Vale, o modelo previu corretamente 54% das previsões de alta e 81% das previsões de queda. Veja Figura 15.

Ainda de acordo com SANTOS (2020), eficácia do *Random Forest* para previsão de tendência no mercado de ações. Segundo ele, o modelo teve 96% de acurácia em previsões de ações da empresa Vale, 92% para previsões na Petrobrás

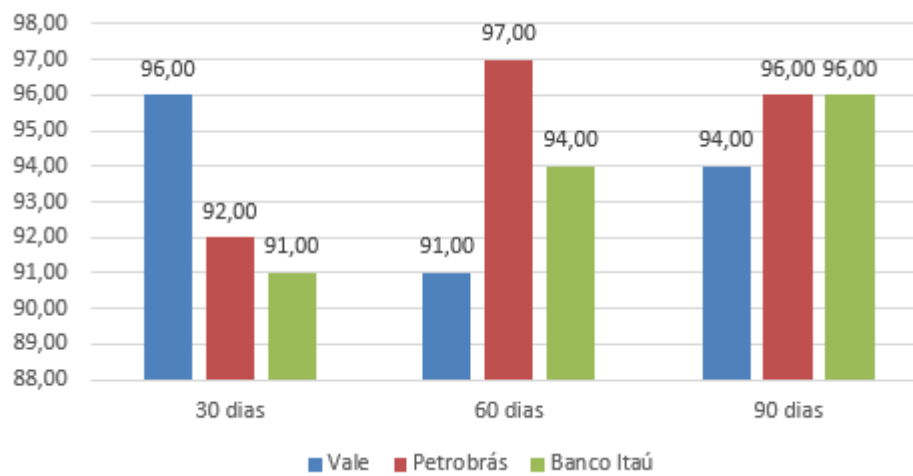
e 91% no Banco Itaú para um período de 30 dias. A Figura 16 mostra os detalhes e ainda a performance do algoritmo para períodos de 60 e 90 dias.

Figura 15: Acurácia dos modelos ensembles de RNA



Fonte: Elaborado pelo autor. Adaptado de GIACOMEL (2016)

Figura 16: Acurácia das previsões feitas com RF



Fonte: Elaborado pelo autor. Adaptado de SANTOS (2020)

## **7 CONCLUSÃO**

### **7.1 Introdução**

Foi realizada uma pesquisa sobre a aplicação de algoritmos preditivos para séries temporais como o histórico de preços das ações na bolsa de valores. Durante o decorrer dele, foi apresentado os resultados de pesquisas que mostraram o cenário atual do Brasil quanto ao número relativo de pessoas físicas com contas ativas na B3, principal bolsa de valores do Brasil. De acordo com os resultados, o cenário é de um País ainda imaturo quando o assunto é investimento.

Os algoritmos preditivos aplicados a este contexto de negócio se tornam um grande aliado do investidor pessoa física, pois ele consegue prever o movimento de tendência nos preços das ações e assim, deixa o investidor menos preocupado e mais confiante no mercado financeiro. Preocupação e desconfiança foram as principais respostas que as pesquisas obtiveram ao tentar compreender o motivo do brasileiro não investir na bolsa de valores ou em ações.

### **7.2 Contribuições**

Essa pesquisa contribuiu para desmistificar o mercado de ações e aliá-lo ao uso de Inteligência Artificial. Isso é válido pois colabora para que o número de pessoas com contas cadastradas na B3 aumente e por consequência, agindo de maneira correta e fundamentada, o brasileiro poderá ter maior controle da sua situação financeira.

Tendo a Inteligência Artificial como uma grande ferramenta de apoio a decisão com precisão e acurácia sobre humana, os seres humanos terão uma melhora em sua qualidade de vida, pois tarefas difíceis, que demandam grande esforço cognitivo ficarão por conta das máquinas e dos algoritmos e assim todo trabalho criativo e que demanda análise de sentimento poderá ser feito pelo ser humano. No contexto do mercado de ações, investidor teria a tarefa de analisar o noticiário, o cenário político e a reputação das empresas para decidir se a previsão feita pelos algoritmos pode realmente vir a se concretizar.

### **7.3 Resultados**

Essa pesquisa se prestou a informar acerca do mercado de ações e sugerir uma estratégia de lucro na bolsa com base em algoritmos preditivos. Durante seu



desenvolvimento, o objetivo de estudar a aplicação dos algoritmos preditivos no contexto de investimento em ações foi atingido com sucesso, quando foram apresentados a forma como funciona a bolsa de valores e o mercado financeiro, seus indicadores técnicos e como a Inteligência Artificial pode ser útil nesse contexto. O objetivo de sugerir uma estratégia que visa lucros com as operações também foi atingido quando ela foi apresentada no Capítulo 6.

#### **7.4 Trabalhos futuros**

Fica como trabalhos futuros a realização de uma pesquisa mais aprofundada sobre os parâmetros que influenciam na tomada de decisão do método TOPSIS. Nessa pesquisa foram escolhidos os indicadores técnicos, mas como existem vários deles, pode ser realizada uma pesquisa ainda mais explanatória sobre como eles alteram os resultados do método e como isso influencia nas previsões dos algoritmos de predição.

## REFERÊNCIAS

- BARROS, Pedro. Aprendizagem de Máquina: Supervisionada ou Não Supervisionada?. 07 de abril de 2016. Disponível em: <<https://medium.com/opensanca/aprendizagem-de-maquina-supervisionada-ou-n%C3%A3o-supervisionada-7d01f78cd80a>>. Acesso em: 27 de maio de 2021.
- BISHOP, David. Support Vector Machines (Máquinas de Vetores de Suporte). 23 de maio de 2018. Disponível em: <<https://www.infoq.com/br/articles/most-training-data-svm/>>. Acesso em: 27 de maio de 2021.
- BONFIM, Alberto. Como funciona uma regressão Linear. 18 de fevereiro de 2018. Disponível em: <<https://medium.com/data-hackers/como-funciona-uma-regress%C3%A3o-linear-f7208fa6c662>>. Acesso em: 27 de maio de 2021.
- CARVALHO SANTOS, G. Algoritmos de Machine Learning para previsão de ações da B3. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Uberlândia. Uberlândia. 2020.
- COUTINHO, B. Modelos de Predição | SVM. 2020.
- COUTINHO, Bernardo. Modelos de Predição | SVM. 21 de junho de 2020. Disponível em: <<https://medium.com/turing-talks/turing-talks-12-classifica%C3%A7%C3%A3o-por-svm-f4598094a3f1>>. Acesso em: 27 de maio de 2021.
- DUARTE, M. A. R.; Gomes, s. S.; LIMA, v. O.; FERRETO, v. S.; JÚNIOR, e. A. Estudo da Estatística de Análise Temporal com Inteligência Artificial para aplicação de investimento no auxílio dos investidores para otimização de ganhos na Bolsa de Valores de São Paulo. São Paulo, v.7, n.1. 2018.
- DOMINGUES DE ANDRADE, A e KRAUTZ, Y. Inteligência Artificial como auxílio ao investidor na tomada de decisão na bolsa de valores. Tese (Graduação em Administração) - Centro Socioeconômico, Departamento de Ciências da Administração, Universidade Federal de Santa Catarina, Santa Catarina. 2019.
- FACURE, Matheus. Introdução às Redes Neurais Artificiais. 14 de abril de 2017. Disponível em: <<https://matheusfacure.github.io/2017/03/05/ann-intro/>>. Acesso em: 27 de maio de 2021.
- GRUBLER, Murilo. Entendendo o funcionamento de uma rede neural artificial. 11 de junho de 2018. Disponível em: <<https://medium.com/brasil-ai/entendendo-o-funcionamento-de-uma-rede-neural-artificial-4463fcf44dd0>>. Acesso em: 27 de maio de 2021.
- GIACOMEL, F. dos S. Um Método Algorítmico para Operações na Bolsa de Valores Baseado em Ensembles de Redes Neurais para Modelar e Prever os Movimentos dos Mercados de Ações. Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Programa de Pós-Graduação em Computação, Porto Alegre. 2016.
- GOODFELLOW, I.; BENGIO, Y; COURVILLE, A. Deep Learning Book. Edição Ilustrada. The Mit Press. 2016.
- HONDA *et al.* Os Três Tipos de Aprendizado de Máquina. 11 de junho de 2019. Disponível em: <<https://lamfo-unb.github.io/2017/07/27/tres-tipos-am/>>. Acesso em: 27 de maio de 2021.

JÚNIOR, José R. F. Redes Neurais Recorrentes - LSTM. 27 de julho de 2017. Disponível em: <<https://medium.com/@web2ajax/redes-neurais-recorrentes-lstm-b90b720dc3f6>>. Acesso em: 27 de maio de 2021.

LUGER, G. F. Inteligência Artificial. 6ª Edição. Pearson Education. 2013.

LUZ, Felipe. Algoritmo KNN para classificação. 21 de fevereiro de 2019. Disponível em: <<https://inferir.com.br/artigos/algoritmo-knn-para-classificacao/>>. Acesso em: 27 de maio de 2021.

MACEDO, Charles Mendes. O que é Machine Learning. 06 de outubro de 2017. Disponível em: <<http://charlesmms.azurewebsites.net/2017/10/06/o-que-e-machine-learning/>>. Acesso em: 11 de junho de 2021.

MACEDO, Sanderson. O que de fato é Machine Learning. Youtube, 31 de março de 2018. Disponível em: <[https://www.youtube.com/watch?v=XGJb\\_PMzTYc](https://www.youtube.com/watch?v=XGJb_PMzTYc)>. Acesso em: 27 de maio de 2021.

MASSARO, André. Entenda a Hipótese dos Mercados Eficientes. André Massaro, 26 de setembro de 2020. Disponível em: <<https://www.andremassaro.com.br/hipotese-dos-mercados-eficientes/>>. Acesso em: 27 de maio de 2021.

MASSARO, André. O que são os “fundamentos” na Análise Fundamentalista. André Massaro, 26 de janeiro de 2020. Disponível em: <<https://www.andremassaro.com.br/fundamentos-analise-fundamentalista/>>. Acesso em: 27 de maio de 2021.

MIGUEL. Ciências Cognitivas. 17 de maio de 2017. Disponível em: <<http://trazandocamino.blogspot.com/2013/05/las-ciencias-cognitivas.html>>. Acesso em: 27 de maio de 2021.

MORAES, Danilo. Máquina de Vetores de Suporte (SVM) - Teoria. Youtube, 15 de agosto de 2020. Disponível em: <<https://www.youtube.com/watch?v=Fgd-paB7Ejc&list=LL>>. Acesso em: 27 de maio de 2021.

PACHECO, André. TOPSIS – Um algoritmo de tomadas de decisão. Computação Inteligente. 02 de agosto de 2016. Disponível em: <<http://computacaointeligente.com.br/algoritmos/TOPSIS-tomada-de-decisao/>>. Acesso em: 27 de maio de 2021.

PACIEVITCH, Thaís. Ciência Cognitiva. Info Escola. Disponível em: <<https://www.infoescola.com/psicologia/ciencias-cognitivas/>>. Acesso em: 27 de maio de 2021.

RODRIGUES, Edilma. 63% dos brasileiros não investem por falta de conhecimento. Cantarino Brasileiro, 20 de outubro de 2020. Disponível em: <<https://cantarinobrasileiro.com.br/blog/63-dos-brasileiros-nao-investem-por-falta-de-conhecimento/>>. Acesso em: 27 de maio de 2021.

ROSA, J. L. G. Fundamentos da Inteligência Artificial. Máquina Voadora DG. 2011.

SANTOS, E. dos M. Teoria e Aplicação de Support Vector Machines à Aprendizagem e Reconhecimento de Objetos Baseado na Aparência. Dissertação (mestrado) – Universidade Federal da Paraíba. Curso de Pós-Graduação em Informática, Campina Grande. 2002.

SANTOS, Vanessa dos. O que é sinapse. Brasil Escola. Disponível em: <[encurtador.com.br/fnyDV](http://encurtador.com.br/fnyDV)>. Acesso em: 27 de maio de 2021.

SILVA, Josenildo da Costa. Aprendendo em uma Floresta Aleatória. 12 de março de 2018. Disponível em: <<https://medium.com/machina-sapiens/o-algoritmo-da-floresta-aleat%C3%B3ria-3545f6babdf8>>. Acesso em: 27 de maio de 2021.

Aplicando Inteligência Artificial e Machine Learning no mercado financeiro. Valor Investe. Disponível em: <<https://valorinveste.globo.com/blogs/nefin/coluna/aplicando-inteligencia-artificial-e-machine-learning-no-mercado-financeiro.ghtml>> Acesso em: 27 mar. 2021.

Como Utilizar o Oscilador Estocástico. Bussola Investidor. Disponível em: <<https://www.bussoladoinvestidor.com.br/oscilador-estocastico/>> Acesso em: 11 jun. 2021.

Como a inteligência artificial está guiando o mercado financeiro. Info Money . Disponível em: <<https://www.infomoney.com.br/mercados/como-a-inteligencia-artificial-esta-guiando-o-mercado-financeiro/>> Acesso em: 27 mar. 2021.

Entenda como funciona o mercado de ações e a bolsa de valores. Money Times. Disponível em: <<https://www.infomoney.com.br/guias/mercado-de-acoes/#guia-o-que-e-mercado-de-acoes>> Acesso em: 13 mar. 2021.

Money Investimentos. Mercado de Balcão: Análise Técnica de ações: aprenda a interpretar gráficos e índices. InfoMoney. 21 de janeiro de 2021. Disponível em: <https://www.infomoney.com.br/guias/analise-tecnica/>>. Acesso em: 27 de maio de 2021.

SAS Insights. SAS. Machine Learning O que é e qual sua importância. 28 de março de 2019. Disponível em: <[https://www.sas.com/pt\\_br/insights/analytics/machine-learning.html](https://www.sas.com/pt_br/insights/analytics/machine-learning.html)>. Acesso em: 27 de maio de 2021.

Tecnologia Decodificada. Bloomber. Disponível em: <<https://bbgmktg.turtl.co/story/tecnologia-decodificada/>> Acesso em: 27 mar. 2021.

Time Rico. Mercado de Balcão: O que é, como funciona e quais ativos?. Riconnect. 21 de janeiro de 2021. Disponível em: <<https://riconnect.rico.com.vc/blog/mercado-de-balcao>>. Acesso em: 27 de maio de 2021.