

Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba

Campus Campina Grande

Coordenação do Curso Superior de Tecnologia em Telemática

**APLICAÇÃO DE ALGORITMOS DE
APRENDIZAGEM DE MÁQUINA PARA
PREDIÇÃO DOS PREÇOS DAS AÇÕES DA
PETROBRAS**

KELVI HENRIQUE CUNHA

Orientador: Prof. Dr. Igor Barbosa da Costa

Campina Grande, agosto de 2022

©Kelvi Henrique Cunha



Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba

Campus Campina Grande

Coordenação do Curso Superior de Tecnologia em Telemática

C972a Cunha, Kelvi Henrique.

Aplicação de algoritmos de aprendizagem de máquina para predição dos preços das ações da petrobras. / Kelvi Henrique Cunha. - Campina Grande, 2022.

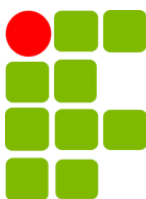
35f. : il.

Trabalho de Conclusão de Curso (Curso Superior em Tecnologia em Telemática) - Instituto Federal da Paraíba, 2022.

Orientador: Prof. Dr. Igor Barbosa da Costa.

1. Aprendizado de máquina. 2. Algoritmo. 3. Mercado financeiro - análise de metadados I. Costa, Igor Barbosa da II. Título.

CDU 004.42:336.7



Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba
Campus Campina Grande
Coordenação do Cursos Superior de Tecnologia em Telemática

APLICAÇÃO DE ALGORITMOS DE APRENDIZAGEM DE MÁQUINA PARA PREDIÇÃO DOS PREÇOS DAS AÇÕES DA PETROBRAS

KELVI HENRIQUE CUNHA

Monografia apresentada à Coordenação do
Curso de Telemática do IFPB - Campus Campina
Grande, como requisito parcial para conclusão do
curso de Tecnologia em Telemática.

Orientador: Prof. Dr. Igor Barbosa da Costa

Campina Grande, agosto de 2022

APLICAÇÃO DE ALGORITMOS DE APRENDIZAGEM DE MÁQUINA PARA PREDIÇÃO DOS PREÇOS DAS AÇÕES DA PETROBRAS

KELVI HENRIQUE CUNHA

Prof. Dr. Igor Barbosa da Costa
Orientador

Prof. Dr. Emanuel Dantas Filho
Membro da Banca

Prof. Me. Danyllo Wagner Albuquerque
Membro da Banca

Campina Grande, Paraíba, Brasil
Agosto/2022

Dedico este trabalho a todos que fizeram parte da minha trajetória, onde houveram vários contratempos incluindo a pandemia, porém não desisti e consegui chegar até o final do curso com maestria e fazendo o possível para finalizá-lo.

"O sucesso é a soma de pequenos esforços repetidos dia após dia".

Robert Collier

Agradecimentos

Queria agradecer primeiramente a Deus e secundamente a minha família por todo o apoio do mundo. Minha mãe Kely Cristina Henrique Silva e minha outra mãe Luzia Henrique de Oliveira (avó) que sempre me incentivaram a nunca desistir e sempre perguntavam "e a faculdade". Meus irmãos que sempre me apoiaram. Minha esposa que rotineiramente me dava motivos para estudar. Meus amigos que começaram o curso firme e forte e alguns saíram para trilhar outros caminhos. Um agradecimento especial para Talison Kennedy Oliveira Costae a seu pai "Seu Gutemberg", pois me deram muita força no começo do curso. A todos os meus professores do IFPB ao longo da minha trajetória, tenho muito carinho por todos. Em especial a professora Márcia Gardênia Lustosa Pires que atuou de forma fundamental para minha vida acadêmica e meu desenvolvimento em projetos, só tenho a agradecer. Ao professor Igor Barbosa da Costa que se dispôs em me orientar no trabalho de conclusão de curso.

Resumo

Atualmente o mercado financeiro vem ganhando grande crescimento com a entrada de bancos famosos atuando como corretores de investimentos, sendo possível várias pessoas investir na bolsa de valores (B3) do seu próprio celular e de maneira simplificada. A compra e venda de ativos por investidores e profissionais é constante visando obter lucros em suas negociações. Assim, o uso de aprendizado de máquina (AM) está cada vez mais comum para auxiliar nas tomadas de decisões. Os dados do presente trabalho foram extraídos do site da bolsa de valores brasileira, sendo necessário usar uma plataforma de compilação de códigos e desenvolvimento do trabalho, sendo assim, levando em conta sua simplicidade por conter código aberto e ser possível executar várias vezes os testes, utilizou-se o Jupyter Notebook. A linguagem de programação Python foi selecionada, pois quando se trata de aprendizado de máquina tem uma ótima performance para predição de valores e suas bibliotecas (conjunto de dados já existentes) facilitam o desenvolvimento de projetos dos mais variáveis possíveis. Realizando a análise dos algoritmos foi possível constatar que o de Regressão Linear obteve melhores resultados em ambos os testes executados, assim sendo possível visualizar também de forma gráfica.

Palavras-chave: Aprendizado de Máquina (AM), Mercado Financeiro (MF), Algoritmo, Previsão..

Abstract

Currently the financial market has been gaining great growth with the entry of famous banks acting as investment brokers, making it possible for several people to invest in the stock exchange (B3) from their own cell phone and in a simplified way. The buying and selling of assets by investors and professionals is constant, aiming to obtain profits in their negotiations. Thus, the use of machine learning (ML) is increasingly common to assist in decision making. The data for the present work was extracted from the Brazilian stock market's website, and it was necessary to use a platform for code compilation and development of the work, so, taking into account its simplicity for containing open source code and being able to run the tests several times, the Jupyter Notebook was used. The Python programming language was selected, because when it comes to machine learning it has a great performance for values prediction and its libraries (existing data sets) facilitate the development of the most variable projects possible. Performing the analysis of the algorithms it was possible to verify that the Linear Regression algorithm obtained better results in both tests executed, thus also being possible to visualize it graphically.

Keywords: Machine Learning (ML), Financial Market (MF), Algorithm, Forecasting.

Sumário

Lista de Abreviaturas	xi
Lista de Figuras	xii
Lista de Tabelas	xiii
1 Introdução	1
1.1 Problemática	2
1.2 Objetivos	2
1.3 Metodologia	3
1.4 Relevância e Contribuições	3
1.5 Estrutura do Documento	3
2 Fundamentação Teórica	5
2.1 Aprendizado de Máquina	5
2.1.1 Aprendizagem Supervisionada	6
2.2 Comportamento da Bolsa de Valores brasileira	6
2.3 Volume de Negócios	7
2.4 Preço de um ativo	8
2.5 Média móvel simples	8
3 Metodologia	9
3.1 Ferramenta e Linguem Utilizadas	9
3.2 Pré-Processamento dos Dados	10
3.3 Movimentação dos dados no tempo	10
3.4 Movimentação dos dados no tempo	11
3.5 Escolhendo as Melhores Colunas	12
3.6 Normalização dos Dados	12
3.7 Divisão dos Elementos de Treinamento e Testes	12
4 Resultados Obtidos	13
4.1 Resultados do Grupo de Teste 1	13
4.1.1 Predição da Regressão Linear (RL)	13

4.1.2	Predição da Rede Neural (RN).....	14
4.2	Resultados do Grupo de Teste 2.....	15
4.2.1	Predição da Regressão Linear (RL).....	15
4.2.2	Predição da Rede Neural (RN).....	16
4.3	Comparação entre o GT1 e o GT2.....	16
5	Considerações Finais	19
	Referências Bibliográficas	20

Lista de Abreviaturas

AM	<i>Aprendizado de Máquina</i>
B3	<i>Bolsa de Valores Brasileira</i>
PETR3	<i>Ação da Petrobras</i>
GT1	<i>Grupo de Teste 1</i>
GT2	<i>Grupo de Teste 2</i>
RL	<i>Regressão Linear</i>
RN	<i>Redes Neurais</i>

Lista de Figuras

3.1	Dados extraídos (Feito pelo autor)	10
3.2	Dados da Petrobras selecionados (Feito pelo autor).....	10
3.3	Dados ajustados (Feito pelo autor).....	11
3.4	Dados deslocados no tempo (Feito pelo autor).....	11
3.5	Médias móveis incluídas (Feito pelo autor)	11
3.6	Pesos atribuídos nas colunas numéricas (Feito pelo autor).....	12
3.7	Dados normalizados entre 0 e 1 (Feito pelo autor)	12
4.1	Gráfico de comparação real vs previsão [Crédito direto do autor, 2022].....	16

Lista de Tabelas

4.1 Tabela dos Valores Reais vs Valores Previstos [Crédito direto do autor, 2022].	14
4.2 Gráfico dos valores reais vs valores previstos obtidos no GT1 [Crédito direto do autor, 2022].....	14
4.3 Tabela dos Valores Reais vs Valores Previstos [Crédito direto do autor, 2022].	15
4.2 Tabela dos Valores Reais vs Valores Previstos [Crédito direto do autor, 2022].	17
4.3 Tabela dos Valores Reais vs Valores Previstos [Crédito direto do autor, 2022].	18

Capítulo 1

Introdução

O mercado financeiro cresceu bastante no cenário brasileiro na última década impulsionado pela integração da tecnologia na sociedade que trouxe novos desafios para analistas e investidores. Com o desenvolvimento tecnológico é possível identificar mudanças no modo de operar na sociedade como um todo, sendo notório o desenvolvimento em áreas científicas, como por exemplo, nas telecomunicações, internet das coisas, no aprendizado de máquina e entre outras.

No contexto brasileiro, tem-se atualmente a bolsa de valores brasileira (B3)¹ que comanda o mercado de negociações, sendo a única bolsa de valores disponível no país. A B3 é a 8ª bolsa de valores do mundo e a maior da América Latina. Esse número se define pela capitalização que é comercializada no cenário da bolsa, sendo a soma dos valores negociados das empresas (Kinvo, 2022). Segundo Páscoa (2018), é possível categorizar os investidores da bolsa de valores brasileira em estrangeiros (52,1%), instituições (25,7%) e pessoas físicas (15,9%). Esses três segmentos somados representam 93% de participação no mercado², o que representa uma alta concentração para estes três públicos.

Dentro das movimentações de ações na B3 temos a compra e venda de ativos da Petrobras (PETR3), uma das empresas com maior volume de negociação na bolsa. Segundo Pavan (2022), a Petrobras é a empresa com maior receita listada na bolsa de valores do Brasil fechando o ano de 2021 com R\$ 452 bilhões. A compra e venda de ativos (ação da empresa) é uma atividade que na maioria das vezes é desenvolvida por *traders*, negociadores que buscam ganhar dinheiro em um curto período com a compra e venda de ações da bolsa de valores (Modalmis, 2022). Assim, segundo Alves (2022), esses profissionais visam comprar ativos na bolsa, tem como objetivo oportunidades que geram ganhos monetários em determinados períodos de tempo. Segundo Portogente (2020), a técnica utilizada para operar na bolsa faz total diferença, já que as negociações podem acontecer em segundos.

¹https://www.b3.com.br/pt_br/b3/institucional/que-mos-os/

²Dados atualizados até 31/10/2021 segundo a B3

Desse modo, utilizar métodos de aprendizado de máquina (AM) para auxiliar nas tomadas de decisões dos profissionais do mercado financeiro se tornou cada vez mais importante, pois é possível realizar o processamento de grandes volumes de dados, além de conseguir executar previsões nos preços das ações. Como modelos preditivos podem obter resultados variados, o presente trabalho propõe-se comparar diferentes abordagens no aprendizado de máquina quanto a previsão de valores, fazendo o uso da técnica de Regressão Linear³ e de uma Rede Neural Simples⁴ para previsão dos preços dos ativos da Petrobrás (PETR3). Importante ressaltar que o atual trabalho não é indicativo de investimento, tendo em vista as variações do mercado e outras diretrizes, podemos classificá-lo como mais um estudo munido de informações para auxiliar profissionais da área dos investimentos ou da computação.

1.1 Problemática

O problema de pesquisa abordado nesta pesquisa levou em consideração trabalhos, sites, blogs e informações sobre o assunto já disponíveis referentes às áreas de investimentos e computação, sendo assim, foi verificado que por se tratar de um tema de alta relevância acadêmica e mundial, pode-se dizer que é um assunto recente, desse modo, estudos e levantamentos ainda estão em constante desenvolvimento. O aprendizado de máquina (AM) tem sido bem recorrente para auxílio em diversas áreas da sociedade, visto que pode oferecer resultados fantásticos quando se trata de melhorias de processos ou relacionar variáveis para prever informações importantes. Sendo assim, a problemática de pesquisa do presente trabalho deriva de uma comparação entre diferentes técnicas de aprendizado de máquina para previsão dos preços das Ações da Petrobrás (PETR3).

1.2 Objetivos

O presente trabalho tem o objetivo geral de comparar técnicas de **aprendizagem de máquina** para previsão de preço de ações da Petrobras (PETR3) na bolsa de valores brasileira (B3). Para alcançar esse objetivo geral foram definidos os seguintes objetivos específicos:

- Realizar a preparação de uma base de dados coletados a partir do site da B3;
- Realizar o pré-processamento dos dados coletados;
- Extrair novos atributos a partir dos dados coletados (*feature engineering*);
- Comparar as acurácias de diferentes classificadores na atividade de previsão.

³https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.linear_model.LinearRegression.html

⁴https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neural_network.MLPRegressor.html

1.3 Metodologia

Este estudo tem como objetivo a comparação entre técnicas de AM. Para isso, foi usado o Jupyter Notebook⁵ como a ferramenta principal de desenvolvimento tornando possível aplicar as técnicas da linguagem Python⁶, além de associar as bibliotecas necessárias para realizar as predições de valores de ativos da Petrobrás (PETR3). Os dados foram extraídos do site da B3⁷, sendo necessário realizar um prévio processamento dos mesmos, pois sempre é importante verificar se existem oportunidades a serem supridas durante a fase de processamento, como por exemplos, a exclusão de dados faltantes, verificar se os valores ali dispostos estão com as casas decimais corretas, entre outros. Logo após o processamento e realização de todos os ajustes é necessário mapear a divisão dos elementos em treinamento e testes, assim foi definido que seria realizado treinamento com dados disponíveis do ano de 2016 até ano de 2019. O conjunto de testes foi dividido em dois grupos, que são: grupo de teste 1 (GT1) foi considerado o ano de 2020 e o grupo de teste 2 (GT2) foi considerado o ano de 2021.

1.4 Relevância e Contribuições

Com o alto número de investimentos na bolsa de valores, os profissionais da área e até mesmo iniciantes realizam negociações fazendo o uso de técnicas de investimentos e levando em consideração as tecnologias existentes. Assim, o tema vem ganhando relevância e a aplicação de aprendizado de máquina vem se tornando uma técnica crucial para o estudo e auxílio destas tomadas de decisões, visto que as decisões humanas muitas vezes são por impulsos, portanto, ferramentas para auxiliar tornam essas decisões mais conscientes.

O presente trabalho pretende contribuir significativamente para a comunidade da área de computação e de investimento, uma vez que o aprendizado de máquina relacionado ao mercado financeiro vem sendo bastante discutido atualmente. Com intuito de fornecer um portfólio para futuros e investidores ou estudantes que buscam conhecimento, vai fazer-se o uso de AM para previsão dos preços de ações da PETR3.

1.5 Estrutura do Documento

O atual trabalho foi dividido em 5 capítulos para melhor desenvolvimento dos tópicos a serem tratados.

⁵<https://docs.jupyter.org/en/latest/>

⁶<https://docs.python.org/3/>

⁷https://www.b3.com.br/pt_br/marketdataeindices/servicosde-dados/market-data/historico/mercado-avista/serieshistoricas/

Capítulo 2 trata de conceitos fundamentais para entendimento dos principais assuntos do trabalho, sendo assim possível que o leitor possa compreender o tema trabalhado sem o conhecimento específico do assunto.

O Capítulo 3 é detalhada a metodologia, desde a explicação sobre a extração de dados, respectivas explicações sobre tratamentos dos dados manipulados e ferramentas usadas para aplicação da linguagem de programação escolhida.

No capítulo 4 é exposto os resultados obtidos, uma vez que o presente trabalho pretende realizar a comparação de técnicas de aprendizado de máquina, será importante dividir o capítulo 4 em informações referente ao GT1 e informações pertinentes ao GT2. Após esta reflexão dos resultados ali presente é hora de cruzar as principais informações com objetivo de verificar qual teve o melhor desempenho comparando resultados numéricos e gráficos de valores, assim, um subcapítulo será especificado para tal finalidade.

Encerrando este trabalho, o Capítulo 5 com as considerações finais, vai ser apresentada as conclusões do trabalho e as oportunidades de trabalhos futuros.

Capítulo 2

Fundamentação Teórica

Este capítulo vai expor conceitos importantes para compreensão do que foi proposto no trabalho, sendo possível obter uma melhor perspectiva sobre os tópicos da metodologia empregada. Em suma, trata-se de assuntos de aprendizagem de máquina e suas categorias, bolsa de valores, conhecimento sobre indicadores importantes na bolsa, dentre outros.

2.1 Aprendizado de Máquina

Cantarino Brasileiro (2020) define aprendizagem de máquina (AM) como sendo uma das diversas técnicas existentes na ciência de dados envolvendo a área da matemática para conseguir resultados desejados mais próximos do real possível. Xiao *et al.* 2014Xiao, (2013, p. 99–100) cita que o aprendizado de máquina busca compreender padrões nos dados de entrada, levando em consideração uma etapa chamada de “treinamento”, sendo possível realizar previsões futuras. Páscoa (2018), relata que o aprendizado de máquina vem ganhando grandes dimensões globais e isso se decorre da imensa produção de dados relacionados ao mundo tecnológico atual. Desse modo, com a grande quantidade de dados produzidos são necessárias técnicas para tornar possível que esses dados sejam processados de forma adequada.

Segundo Catarino Brasileiro (2020), o modo que essas instituições fornecem o serviço para o cliente pode sofrer alterações com o passar do tempo. E cita que é possível utilizar o aprendizado de máquina para reformular a automação de processos, de modo a possibilitar agilidade nos processos e agilidade de atividades; uso de robô consultores nas instituições financeiras, onde são responsáveis por analisar os dados de cada cliente entregando o portfólio que mais se adequa ao seu estilo de investimento.

Generalizando o conceito de AM pode-se mapear o algoritmo como funções que tem como objetivo traçar relacionamentos entre os dados de entrada e dessa forma conseguir realizar o treinamento para obter saídas pressupostas. Pode-se dividir o AM em dois grupos: Aprendizado Supervisionado e Aprendizado Não-Supervisionado (ANS). Segundo (Luxburg, 2011),

no primeiro grupo é citado os algoritmos que irão utilizar rótulos já de conhecimentos para relacionar os dados de entrada com o atributo alvo. Utilizando X para entrada e Y para saída, tem como foco aprender a função $f: X \rightarrow Y$. O problema apresentado neste trabalho se enquadra no escopo da aprendizagem supervisionada.

2.1.1 Aprendizagem Supervisionada

Esse tipo de técnica é um dos tipos de aprendizagens que quando é preciso categorizar ele tem como objetivo localizar características para predição, pois relaciona dados de saída com valores disponibilizados de entradas conhecidas. Segundo Fortuna (2020), as saídas dos dados são rotuladas, dependendo de sua classificação. Em seguida é realizada a tentativa de previsão do algoritmo por meio da rotulação de saída com na entrada fornecida. Segundo Carmo (2013), o AS tem dados de treinamento e estes dados possuem características capazes de inferir uma função. O conjunto será dado pela entrada que tem valor próprio e a saída que vai ser o valor esperado, assim de acordo com o treinamento o algoritmo tem a possibilidade de se modelar à medida que seja treinado.

Geralmente são classificados como possuindo duas categorias na aprendizagem supervisionada (AS), que são elas: algoritmos de classificação, onde a rotulação deve ser devidamente um seleção de rótulos pré-definidos e a regressão, no qual os valores da saída podem assumir um valor contínuo para uma entrada específica. Segundo Prates (2015), no contexto de algoritmos de regressão podemos citar exemplos de aplicações na área de análises temporais, levando em considerações mais específicas os campos de finanças e meteorologia, pois esse tipo de modelo pretendem mapear o comportamento das variáveis X a medida de oscilações da variável Y.

2.2 Comportamento da Bolsa de Valores brasileira

Dentre alguns acontecimentos legais no Brasil nos anos 60, temos um acontecimento enriquecedor para o mercado de investimento, com foco na Resolução nº 39, na data 20 de outubro de 1966, o Banco Central realiza a regulamentação onde expõe todo funcionamento, comportamento e organização desses ambientes. Nesse contexto, temos as seguintes ponderações segundo o Banco Central do Brasil:

citação

Segundo Galvão (2006), pode-se entenderem sua definição, como sendo elementos que fazem a mediação entre as negociações e profissionais que auxiliam no processo, sendo possível realizar transferências entre agentes que possuem capital sobrando para aqueles que precisam de capital. Assim, altas movimentações acontecem rotineiramente e nesse contexto, temos a

entrada da bolsa de valores brasileira (B3), com a demanda de investimentos tanto estrangeiros quanto nacional o que possibilita o seu elevado fluxo de movimentação de ações. Para que seja possível orientar os profissionais do mercado financeiro, existem indicadores-chaves para construir planos para tomadas de decisões no dia a dia. Segundo Lemos (2016, p. 158), define que “um indicador técnico é uma série de dados que são derivados pela aplicação de uma fórmula para os dados dos preços de um título, os quais incluem qualquer combinação da abertura, máxima, mínima ou fechamento de um período de tempo”.

No aspecto da B3 é notório diferentes negociações que acontecem diariamente, podemos citar a negociação de ativos, sendo eles, renda variáveis, ouro, renda fixa públicos e as ações da Petrobras (PETR3) que está incluída dentre as mais de 400 empresas listadas. Com uma das maiores taxas de liquidez da bolsa, a PETR3 é uma empresa com um dos maiores potenciais de produção de petróleo e gás do mundo e além disso, possui capital aberto, ou seja, tem forte impacto na economia do Brasil. As ações da Petrobras tem algumas vantagens que podemos citar, que são elas: alta liquidez (Toro, 2022), ou seja, o investimento pode ser negociado com facilidade sem perdas significativas no mercado; acionistas podem receber parcelas dos lucros da empresa; além do que foi comentado tem a forte influência da companhia em todo mercado mundial, uma vez que está envolvida em um mercado importante para economia do país. Nesse contexto é possível relatar sobre o volume de negócios que acontecem no ambiente da bolsa de valores, tópico que será discutido logo em seguida.

2.3 Volume de Negócios

Trata-se da quantidade de um bem ou serviço de uma empresa comercializado durante um período de tempo específico, sendo possível calcular o valor total que foi comercializado em um intervalo de tempo que foi definido. Podemos definir como sendo a quantidade de movimentações realizada com uma ação ou título na bolsa de valores levando em conta determinado período de tempo, quase sempre é considerado o período de um dia (Advisor, 2022). O conceito de volume de negócios se trata da quantidade de ativos que foram comprados e vendidos em um certo intervalo de tempo, sendo possível realizar análises que levem entender e compreender as tendências do mercado (SmartBot, 2020). Em uma terceira definição temos a de Vieira (2018), que indica que o volume é uma técnica analisada geralmente de forma gráfica utilizada por profissionais da área para verificar como está se movimentando o preço das ações, se as tendências estão altas ou baixas.

Dependendo da ação, caso ela seja bem vista com uma boa liquidez de mercado (resgatar a ação em qualquer momento sem grandes perdas), tem-se várias comercializações na bolsa de valores a depender da quantidade de negócios realizados. É possível citar um exemplo direto, o valor da ação da PETR3 é de R\$ 34,88, caso seja comercializado 20 milhões de ações durante o dia X, o volume total da ação naquele intervalo de tempo foi de R\$ 697,6

bilhões (Nelógica [2018?]), analisando sem um prévio conhecimento parece um valor alto para uma ação, mas é necessário o acompanhamento do indicador para melhores resultados.

2.4 Preço de um ativo

Como alguns outros indicadores, o preço de uma ação é um indicador fundamentalista essencial para os investidores que apostam no mundo das finanças. Segundo, Reis (2021), além de se tratar de um indicador fundamentalista, é responsável por constatar quando é considerada de forma monetária um negócio em relação a seus ativos, sejam eles ações ou derivados. Assim, podemos entender que conseguimos mensurar que o preço determina se a ação está com alto potencial no mercado ou simplesmente seu preço está abaixo do que deveria, tornando mais propícia sua negociação. Ativos são fontes dos investimentos na bolsa mediante a valores definidos via contato, além disso, estes investimento é passível de prover renda que consequentemente pode aumentar o patrimônio do seu investidor (BTGpactual, 2018). Como exemplo podemos citar os preços de ativos das ações que geralmente são mais conhecidas, assim como a ação da PETR3¹ presente na B3, a qual será trabalhada neste trabalho.

2.5 Média móvel simples

A média móvel geralmente é calculada de maneira simplificada geralmente utilizando o preço de fechamento, sendo assim, é o cálculo do preço médio do título tendo como base algum período. Segundo, Abe (2009), é possível prever o preço de um ativo levando em consideração sua tendência se está alta ou baixa, ou seja, se manterá o fluxo ou se vai inverter para o fluxo oposto.

Capítulo 3

Metodologia

Esta Seção descreve os procedimentos seguidos para realização do trabalho, destacando as ferramentas que foram utilizadas, a etapa de pré-processamento e os dados que foram trabalhados, por fim vai descrever como os dados foram divididos, levando em conta o treinamento (2016-2019) e os testes (GT1 - 2020)/(GT2 - 2021). A justificativa de escolha deste intervalo de tempo baseia-se durante o período de pandemia, importante ressaltar que, não foram levados em consideração parâmetro de erro, bem como acontecimentos que poderiam interferir nos resultados.

O tipo de pesquisa utilizado foi o método descritivo com objetivo de prever os preços de ações da B3 de modo a desenvolver simplificada a comparação entre os algoritmos utilizados e suas associações aos fluxos de tomadas de decisões no mercado financeiro. Além desse método, o presente trabalho buscou compreender por meio de uma rápida exploração de conceitos chaves na busca de construir insumos relevantes para investidores ou estudantes em busca do melhor entendimento do tema.

3.1 Ferramenta e Linguagem Utilizadas

Para o desenvolvimento deste trabalho utilizou-se o Jupyter notebook, plataforma que vem adquirindo espaço entre os programadores na execução de diversas linguagens de programação, pois seu ambiente oferece largo suporte para conexão local e online (Buscapé 2021). A linguagem de programação utilizada foi o Python, forte integrante quando se trata de aprendizado de máquinas, pois suas bibliotecas apresentam vasta estrutura para objetivos propostos atualmente, sendo possível sanar quase todo problema de aprendizado de máquina atualmente (data Science Academy, 2020). Como exemplo podemos citar a biblioteca Scikit-Learning, onde sua construção possui código aberto, sendo muito poderosa para predição de dados, além disso é importante citar que sua estrutura é baseada em bibliotecas bastante usadas, que são elas: NumPy e Matplotlib (Didática Tech, [2018?]).

3.2 Pré-Processamento dos Dados

Os dados foram coletados da plataforma da B3, logo após a extração é realizada uma concatenação, pois os dados são distribuídos por anos, assim as informações foram agrupadas e distribuídas em suas devidas colunas correspondentes. Após realizado o processo descrito anteriormente, é necessário a montagem do data frame¹, como mostra na Tabela 3.1:

	data_pregão	sigla_ac	nome_ac	preço_abert	preço_max	preço_min	preço_fechamento	qtd_negocios	volume_negocios
0	2016-01-04	AAPL34	APPLE	4150.0	4220.0	4150.0	4208.0	12500.0	5.266440e+07
1	2016-01-04	ABCB4	ABC BRASIL	820.0	828.0	766.0	813.0	148000.0	1.197056e+08
2	2016-01-04	ABEV3	AMBEV S/A	1773.0	1773.0	1721.0	1721.0	13206900.0	2.291329e+10
3	2016-01-04	ABTT34	ABBOTT	4320.0	4320.0	4320.0	4320.0	2500.0	1.080000e+07
4	2016-01-04	AGRO3	BRASILAGRO	1103.0	1103.0	1094.0	1095.0	46700.0	5.135050e+07
5	2016-01-04	ALPA3	ALPARGATAS	950.0	950.0	950.0	950.0	1900.0	1.805000e+06
6	2016-01-04	ALPA4	ALPARGATAS	707.0	714.0	687.0	707.0	152000.0	1.064436e+08
7	2016-01-04	ALSC3	ALIANSC	1073.0	1094.0	1049.0	1078.0	592000.0	6.368407e+08
8	2016-01-04	ALUP11	ALUPAR	1300.0	1300.0	1215.0	1215.0	140300.0	1.746080e+08
9	2016-01-04	AMAR3	LOJAS MARISA	480.0	503.0	449.0	474.0	84300.0	3.952990e+07

Tabela 3.1: *Dados extraídos (Feito pelo autor).*

Logo após a montagem da base de dados se faz necessário separar a ação alvo do trabalho, assim quando realizado temos uma nova distribuição dos dados como mostra a Tabela 3.2:

	data_pregão	sigla_ac	nome_ac	preço_abert	preço_max	preço_min	preço_fechamento	qtd_negocios	volume_negocios
214	2016-01-04	PETR3	PETROBRAS	831.0	896.0	831.0	867.0	16912500.0	1.470957e+10
502	2016-01-05	PETR3	PETROBRAS	873.0	889.0	835.0	845.0	9146500.0	7.772142e+09
791	2016-01-06	PETR3	PETROBRAS	822.0	825.0	806.0	806.0	9908400.0	8.068729e+09
1081	2016-01-07	PETR3	PETROBRAS	772.0	807.0	765.0	783.0	10777500.0	8.455388e+09
1379	2016-01-08	PETR3	PETROBRAS	800.0	804.0	768.0	786.0	10759800.0	8.440612e+09
1695	2016-01-11	PETR3	PETROBRAS	789.0	789.0	752.0	758.0	8459800.0	6.481178e+09
2004	2016-01-12	PETR3	PETROBRAS	762.0	764.0	683.0	700.0	15797700.0	1.118538e+10
2323	2016-01-13	PETR3	PETROBRAS	718.0	728.0	680.0	680.0	14299300.0	1.001166e+10
2642	2016-01-14	PETR3	PETROBRAS	680.0	728.0	660.0	723.0	14608000.0	1.029642e+10
2960	2016-01-15	PETR3	PETROBRAS	694.0	704.0	661.0	671.0	16477400.0	1.120452e+10

Tabela 3.2: *Dados da Petrobras selecionados (Feito pelo autor).*

Foram feitas análises iniciais onde foi constatado que seria necessário realizar uma divisão dos valores por 100, visto que o modo que quando exportados não atendiam os requisitos desejados, pois estavam com uma casa decimal a mais. Então, é possível visualizar a nova divisão na Tabela 3.3:

3.3 Movimentação dos dados no tempo

Se tratando de previsão referente a valores, é necessário o remanejamento de alguns dados no tempo, ou seja, é sempre importante quando é tentado realizar uma previsão de

¹<https://pandas.pydata.org/docs/reference/api/pandas.DataFrame.html>

	data_pregão	sigla_ac	nome_ac	preço_abert	preço_max	preço_min	preço_fechamento	qtd_negocios	volume_negocios
214	2016-01-04	PETR3	PETROBRAS	8.31	8.96	8.31	8.67	16912500.0	1.470957e+10
502	2016-01-05	PETR3	PETROBRAS	8.73	8.89	8.35	8.45	9146500.0	7.772142e+09
791	2016-01-06	PETR3	PETROBRAS	8.22	8.25	8.06	8.06	9908400.0	8.068729e+09
1081	2016-01-07	PETR3	PETROBRAS	7.72	8.07	7.65	7.83	10777500.0	8.455388e+09
1379	2016-01-08	PETR3	PETROBRAS	8.00	8.04	7.68	7.86	10759800.0	8.440612e+09
1695	2016-01-11	PETR3	PETROBRAS	7.89	7.89	7.52	7.58	8459800.0	6.481178e+09
2004	2016-01-12	PETR3	PETROBRAS	7.62	7.64	6.83	7.00	15797700.0	1.118538e+10
2323	2016-01-13	PETR3	PETROBRAS	7.18	7.28	6.80	6.80	14299300.0	1.001166e+10
2642	2016-01-14	PETR3	PETROBRAS	6.80	7.28	6.60	7.23	14608000.0	1.029642e+10
2960	2016-01-15	PETR3	PETROBRAS	6.94	7.04	6.61	6.71	16477400.0	1.120452e+10

Tabela 3.3: *Dados ajustados (Feito pelo autor).*

determinado item, o deslocamento dos dados trabalhados se tornando mais propícios a re - sultados próximos ao real. A Tabela 3.4 mostra justamente o preço de fechamento da ação movimentado um (1) dia para frente:

	data_pregão	sigla_ac	nome_ac	preço_abert	preço_max	preço_min	preço_fechamento	qtd_negocios	volume_negocios
214	2016-01-04	PETR3	PETROBRAS	8.31	8.96	8.31	8.45	16912500.0	1.470957e+10
502	2016-01-05	PETR3	PETROBRAS	8.73	8.89	8.35	8.06	9146500.0	7.772142e+09
791	2016-01-06	PETR3	PETROBRAS	8.22	8.25	8.06	7.83	9908400.0	8.068729e+09
1081	2016-01-07	PETR3	PETROBRAS	7.72	8.07	7.65	7.86	10777500.0	8.455388e+09
1379	2016-01-08	PETR3	PETROBRAS	8.00	8.04	7.68	7.58	10759800.0	8.440612e+09

Tabela 3.4: *Dados deslocados no tempo (Feito pelo autor).*

3.4 Definindo coluna de média móvel

Quando se trata de previsão de valores como explicado em um capítulo anterior, a média móvel tem alto impacto nessas previsões de valores, uma vez que é calculada usando refe - rência o preço de fechamento (item alvo da previsão). Assim, com o objetivo de previsões muito próximas aos números reais, foi criado colunas duas respectivamente referentes a média móveis de 5 dias e 21 dias para melhor exatidão, como mostra a Tabela 3.5:

	data_pregão	sigla_ac	nome_ac	preço_abert	preço_max	preço_min	preço_fechamento	qtd_negocios	volume_negocios	m5d	m21d
214	2016-01-04	PETR3	PETROBRAS	8.31	8.96	8.31	8.67	16912500.0	1.470957e+10	NaN	NaN
502	2016-01-05	PETR3	PETROBRAS	8.73	8.89	8.35	8.45	9146500.0	7.772142e+09	NaN	NaN
791	2016-01-06	PETR3	PETROBRAS	8.22	8.25	8.06	8.06	9908400.0	8.068729e+09	NaN	NaN
1081	2016-01-07	PETR3	PETROBRAS	7.72	8.07	7.65	7.83	10777500.0	8.455388e+09	NaN	NaN
1379	2016-01-08	PETR3	PETROBRAS	8.00	8.04	7.68	7.86	10759800.0	8.440612e+09	8.174	NaN
1695	2016-01-11	PETR3	PETROBRAS	7.89	7.89	7.52	7.58	8459800.0	6.481178e+09	7.956	NaN
2004	2016-01-12	PETR3	PETROBRAS	7.62	7.64	6.83	7.00	15797700.0	1.118538e+10	7.666	NaN

Tabela 3.5: *Médias móveis incluídas (Feito pelo autor).*

Os valores das médias serão mostrados em suas datas previstas, por exemplo, a média de 5 dias só vai ser calculada na data exata do 5º dia, como é possível constatar na Tabela 3.6. Como forma de tratativa posterior os dados nulos gerados foram retirados, visto que poderiam impactar no resultado final do trabalho.

3.5 Escolhendo as Melhores Colunas

Para realizar a escolha das melhores colunas para treinamento do algoritmo, vai ser utilizado o método `SelectKBest`, onde é passado os valores das colunas e ele indica quais obtiveram os melhores resultados, isto é, atribuindo pesos as *features* e identificando quais colunas tem melhores correlações, como mostra na Figura 3.1:

```

Melhores colunas:
{'volume_negocios': 68.45676630311999, 'm5d': 66.19668304608221, 'qtd_negocios': 60.2276208100118, 'm21d': 1.2029764109986567}

```

Figura 3.1: Pesos atribuídos nas colunas numéricas (Feito pelo autor).

A média móvel de 21 dias não obteve um desempenho tão bom quando levada em comparação às outras colunas, ou seja, não possuía uma correlação próxima às demais segundo o método utilizado, assim para não impactar no treinamento do modelo foi retirada.

3.6 Normalização dos Dados

O balanceamento dos dados é necessário para que o algoritmo não compreenda que valores maiores que outros são devidamente melhores, assim a normalização ajuda no equilíbrio desses valores. O método utilizado foi o `MinMaxScaler`², importante biblioteca python para análise de dados onde coloca os valores entre 0 e 1, como ilustrada a seguir na Figura 3.2:

```

[[ 0.01808318  0.00888889  0.09205815  0.01552425  0.01146927]
 [ 0.00976492  0.00555556  0.10894894  0.01865841  0.00877061]
 [ 0.03435805  0.01037037  0.19606554  0.03854963  0.00989505]
 ...
 [ 0.91066908  0.90592593  0.12290195  0.12453866  0.9083958 ]
 [ 0.91934901  0.93407407  0.05107078  0.05433664  0.91484258]
 [ 0.91464738  0.92481481  0.0758919  0.07839301  0.91941529]]

```

Figura 3.2: Dados normalizados entre 0 e 1 (Feito pelo autor).

3.7 Divisão dos Elementos de Treinamento e Testes

A divisão do conjunto de dados foi dado pela seguinte estratégia: treinamento e dois grupos de testes. Os dados de treinamento foram usados para treinar o modelo possibilitando os ajustes e conhecimento do algoritmo na tomada de decisão na predição de valores na bolsa de valores, enquanto os grupos de testes foram usados para comparar as duas técnicas do aprendizado de máquina (RL e RN). Podemos definir a divisão como sendo de 2016 até 2019 para treinamento e dois conjuntos de testes foram implantados que seria o teste um (1) 2020 e o teste dois (2) 2021. Os resultados já comentados serão apresentados no próximo tópico.

²<https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.preprocessing.MinMaxScaler.html>

Capítulo 4

Resultados Obtidos

No atual capítulo serão mensurados os resultados obtidos usando a divisão dos dados mencionados anteriormente, sendo possível prever os preços de ativos fazendo uso do aprendizado de máquina. É possível visualizar em seguida, os valores da acurácia, gráfico da comparação entre os valores de ativos reais e os da previsão, além de exibir tabelas com os valores reais e os previstos lado a lado. Os dados de referências dos dois testes abrigam informações em suas colunas como quantidade de negócios do mercado financeiro, volume de negócios, média móvel referente a 5 dias e o preço de fechamento da B3.

4.1 Resultados do Grupo de Teste 1

4.1.1 Predição da Regressão Linear (RL)

O grupo teste 1 foi realizado com 249 entradas e foi obtido a acurácia de 96.63%, importante ressaltar que, não foi levado em consideração parâmetros de erros ou até mesmo fatores que podem impactar nesse valor. Após verificar a acurácia do modelo, logo em seguida é possível realizar a previsão do preço dos ativos como mostra a Tabela 4.1:

Em algumas datas específicas é possível verificar que os valores são muito próximos aos reais, uma vez que temos acurácia 96,63%. Logo em é importante realizar uma análise gráfica na Figura 4.1 para verificar os valores previstos.

Após a visualização do gráfico é possível identificar as tendências do mercado, ou seja, mesmo os valores previstos um pouco discrepantes dos reais, mas acompanha o ritmo da bolsa, em outras palavras se o valor dos ativos estiverem baixo o preço previsto tende a ficar baixo e caso o preço real aumente o valor previsto vai subir consequentemente.

	real	previsão
data_pregão		
2020-12-30	NaN	28.898411
2021-01-29	27.33	27.702480
2021-02-12	28.50	28.181580
2021-01-04	29.50	29.435891
2021-01-15	28.81	29.073785
...
2021-12-22	30.22	30.162965
2021-12-23	30.44	30.432775
2021-12-27	31.04	30.691821
2021-12-28	31.06	31.315963
2021-12-29	30.95	31.052160

Tabela 4.1: Tabela dos Valores Reais vs Valores Previstos [Crédito direto do autor, 2022].

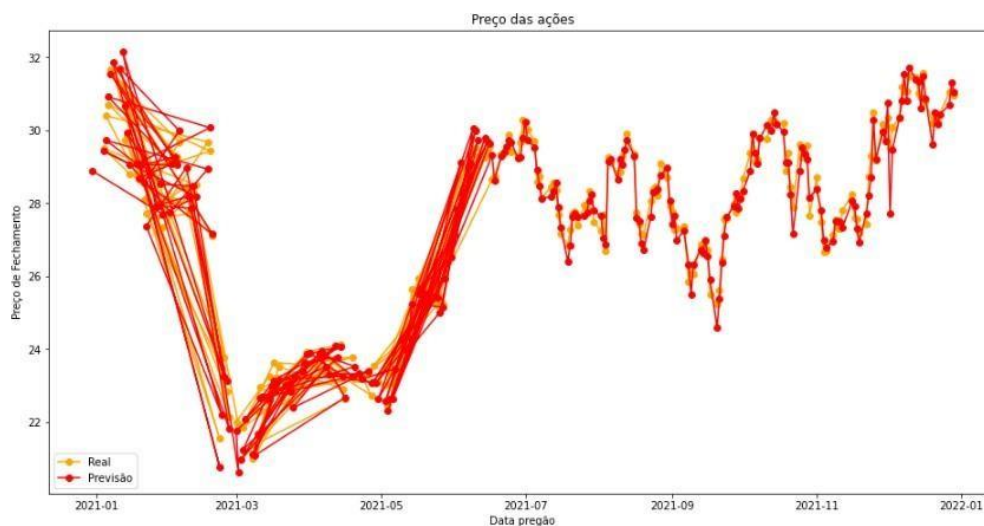


Figura 4.1: Gráfico dos valores reais vs valores previstos obtidos no GTI [Crédito direto do autor, 2022].

4.1.2 Predição da Rede Neural (RN)

Utilizando uma rede neural simples, sem adotar parâmetros para a mesma, foi obtido o resultado de 95.88%. Comparado ao modelo de regressão linear é visível que sua desempenho foi abaixo do valor obtido, não sendo tão proveitoso para fins exploratórios, uma vez que,

quanto maior a acurácia melhor teremos aproveitamento nas previsões.

4.2 Resultados do Grupo de Teste 2

4.2.1 Predição da Regressão Linear (RL)

O GT2 foi utilizado dados “pós pandemia” (2021), com 189 para teste foi possível obter resultado de 61,88%. Após verificar a assertividade do algoritmo vamos visualizar sua previsão como exibido na Tabela 4.2 abaixo:

	real	previsão
data_pregão		
2021-12-15	NaN	30.615309
2021-12-16	31.56	31.472277
2021-12-17	30.79	30.877300
2021-12-20	30.20	29.613423
2021-12-21	30.34	30.487464
2021-12-22	30.22	30.162965
2021-12-23	30.44	30.432775
2021-12-27	31.04	30.691821
2021-12-28	31.06	31.315963
2021-12-29	30.95	31.052160

Tabela 4.2: Tabela dos Valores Reais vs Valores Previstos [Crédito direto do autor, 2022].

Mesmo com a acurácia deste experimento inferior ao anterior, constata-se que em algumas datas o preço se aproxima muito do real. Após essa verificação é importante visualizar de forma gráfica na Figura 4.2 abaixo:

Observa-se nesse segundo teste que ocorreram maiores disparidades nos valores, já que sua acurácia obteve um desempenho distante do 100%.



Figura 4.2: Gráfico de comparação real vs previsão [Crédito direto do autor, 2022].

4.2.2 Predição da Rede Neural (RN)

A RN nesse grupo de teste teve um desempenho muito próximo ao modelo de regressão linear, porém desempenhou abaixo do que o outro algoritmo com um resultado de 60,95%

4.3 Comparação entre o GT1 e o GT2

Com objetivo de realizar uma comparação entre os grupos de testes foram utilizados os mesmos dados no treinamento para ambos e além disso os modelos de AM foram os mesmos, assim os resultados obtidos foram serão comparados em seguida.

GT1: No grupo de teste um (1) teve-se os seguintes resultados, primeiramente a acurácia obteve o valor de 96,63% e em seguida é possível visualizar os valores reais vs os valores previstos para a data em questão que serão mostrados na Tabela 4.3:

GT2: Enquanto no grupo de teste dois (2) houve um desempenho inferior quando comparado ao GT1, a seguir podemos verificar que a sua acurácia obteve-se um desempenho de 61,88%. Assim, logo em seguida observar os valores previstos na Tabela 4.4.

Em suma, é possível notar que o grupo de teste um (1) obteve melhores resultados em seus valores de acurácia quando comparados ao grupo de teste dois (2), tornando aparentemente melhor em relação ao desempenho.

	real	previsão
data_pregão		
2020-12-30	NaN	28.898411
2021-01-29	27.33	27.702480
2021-02-12	28.50	28.181580
2021-01-04	29.50	29.435891
2021-01-15	28.81	29.073785
...
2021-12-22	30.22	30.162965
2021-12-23	30.44	30.432775
2021-12-27	31.04	30.691821
2021-12-28	31.06	31.315963
2021-12-29	30.95	31.052160

Figura 4.3: Tabela dos Valores Reais vs Valores Previstos [Crédito direto do autor, 2022].

	real	previsão
data_pregão		
2021-12-15	NaN	30.615309
2021-12-16	31.56	31.472277
2021-12-17	30.79	30.877300
2021-12-20	30.20	29.613423
2021-12-21	30.34	30.487464
2021-12-22	30.22	30.162965
2021-12-23	30.44	30.432775
2021-12-27	31.04	30.691821
2021-12-28	31.06	31.315963
2021-12-29	30.95	31.052160

Figura 4.4: Tabela dos Valores Reais vs Valores Previstos [Crédito direto do autor, 2022].

Capítulo 5

Considerações Finais

A predição de valores dos ativos da PETR3 foram realizadas com sucesso, o que foi possível visualizar tanto na forma de tabela quanto na forma gráfica os valores dos preços reais vs os valores previstos dos ativos. O método utilizado foi a de comparação dos algoritmos empregados, onde foi possível realizar a comparação de formas já citadas. A obtenção e tratamento dos dados foram realizados de forma estratégicas, onde durante a fase de pré processamento foram realizados alguns mecanismos para equilibrar e organizá-los. Sendo possível verificar que a estratégia do GT1 se tornou mais assertiva.

É possível identificar várias possibilidades quando se trata da manipulação de dados para previsões de valores. Foram utilizadas duas estratégias neste trabalho, porém a partir desses conceitos é possível fazer uso de outras ferramentas e de uma base de dados mais robustos, deixando indícios de novos trabalhos. Uma oportunidade para trabalhos futuros seria adotar um parâmetro de erro, sendo possível verificar se o algoritmo de fato está com um desempenho aceitável ou os dados exibidos são ilusórios.

Referências Bibliográficas

[Runrun.it, 2017] Runrun.it. *Avanço da tecnologia nos últimos 10 anos: de casa ao trabalho*. 2022. Disponível em: <<https://blog.runrun.it/avanco-da-tecnologia/:text=O%20avanço%20da%20tecnologia%20tem,e%20máquinas%20ensinadas%20a%20pensar>>.

[Kinvo, 2022] KINVO. *Bolsas mundiais: 8 principais mercados que vale a pena conhecer*. 2022. Disponível em: <<https://kinvo.com.br/conteudo/artigos/bolsas-mundiais/>>.

[Pavan, 2022] ISTOÉ. *Lista aponta quais as empresas mais valiosas do Brasil na Bolsa*. 2022. Disponível em: <<https://www.istoedinheiro.com.br/lista-aponta-quais-as-empresas-mais-valiosas-do-brasil-na-bolsa/>>.

[Modalmais, 2022] Modalmais. *Trader: como ser um trader de sucesso*. 2022. Disponível em: <<https://www.modalmais.com.br/blog/o-que-e-trader/>>.

[Alves, J., 2022] E+B Educação. *Entenda o que é trader e quais são os perfis*. 2022. Disponível em: <<https://www.educamaisbrasil.com.br/educacao/carreira/entenda-o-que-e-trader-e-quais-sao-os-perfis>>.

[Portogente, 2020] Redação Portogente. Educação. *7 dicas para ter sucesso sendo um trader*. 2020. Disponível em: <<https://portogente.com.br/noticias/transporte-logistica/113778-7-dicas-para-ter-sucesso-sendo-um-trader>>.

[CANTARINO BRASILEIRO, 2022] CANTARINO BRASILEIRO. *4 aplicações práticas do machine learning no setor financeiro*. 2020. Disponível em: <<https://cantarinobrasileiro.com.br/blog/4-aplicacoes-praticas-do-machine-learning-no-setor-financeiro/>>.

[Xiao *et al.* 2014] XIAO, Y. *et al.* Ensemble anns-pso-ga approach for day-ahead stock exchange prices forecasting. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, Taylor & Francis, v. 7, n. 2, p. 272–290, 2014. 5

[Páscoa 2018] PÁSCOA, M. I. F. *Os desafios da Machine Learning: Aplicação ao Mercado Financeiro*. Tese (Doutorado) — Universidade de Coimbra, 2018.

[CANTARINO BRASILEIRO, 2022] CANTARINO BRASILEIRO. *4 aplicações práticas do machine learning no setor financeiro*. 2020. Disponível em: <<https://cantarinobrasileiro.com.br/blog/4-aplicacoes-praticas-do-machine-learning-no-setor-financeiro/>>.

[Luxburg e Schölkopf, 2011] LUXBURG, U. V.; SCHÖLKOPF, B. Statistical learning theory: Models, concepts, and results. In: Handbook of the History of Logic. [S.l.]: Elsevier, 2011. v. 10, p. 651–706.

[Fontana] FONTANA, É. Introdução aos algoritmos de aprendizagem supervisionada.

[Carmo 2013] CARMO, F. B. do. Transformando o problema de filtragem colaborativa em aprendizado de máquina supervisionado. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2013.

[Prates, W., R, 2022] Prates, W., R. *4 Aprendizado de máquina: supervisionado e não supervisionado*. 2018. Disponível em: <<https://cienciaenegocios.com/aprendizado-de-maquina-supervisionado-e-nao-supervisionado/>>.

[Banco Central, 1966] RESOLUÇÃO Nº 39, O BANCO CENTRAL DA REPÚBLICA DO BRASIL. Documento normativo revogado pela Resolução 922, de 15/05/1984.. 1966.

[GALVÃO e RIBEIRO, 2006] GALVÃO, A.; RIBEIRO, É. Mercado financeiro: uma abordagem prática dos principais produtos e serviços. Rio de, 2006.

[LE MOS 2017] LEMOS, F. A. C. D. A. Análise técnica dos mercados financeiros. [S.l.]: Saraiva Educação SA, 2017.

[The Capital Advisor., 2022] The Capital Advisor. *Volume de Negócios*. 2022. Disponível em: <<https://comoinvestir.thecap.com.br/volume-de-negocios>>.

[SmarttBot, 2020] The Capital Advisor. *aprenda a analisar esse indicador e potencialize seus trades*. 2020. Disponível em: <<https://smarttbot.com/trader/volume-indicador/>>.

[DVinvest, 2020] DVinvest. *Volume – Monitore o rastro dos grandes investidores*. 2018. Disponível em: <<https://dvinvest.com.br/aprenda/blog/volume-monitore-o-rastro-dos-grandes-investidores>>.

[Chagas, L., 2018?.] Nelogica. *Volume – Qual é a importância do volume para operar na bolsa de valores?*. 2018. Disponível em: <<https://blog.nelogica.com.br/qual-e-a-importancia-do-volume-para-operar-na-bolsa-de-valores/>>.

[ToroBlog, 2022.] ToroBlog. *Volume – Guia completo: como comprar ações da Petrobras?*. 2022. Disponível em: <<https://blog.toroinvestimentos.com.br/bolsa/como-comprar-acoes-da-petrobras#:~:text=As%20ações%20da%20Petrobras%20possuem,empresa%20em%20forma%20de%20dividendos.atualizado>>.

[Reis, T., 2021] Reis, T. *P/Ativo: entenda o que é e para que serve esse indicador fundamentalista*. 2021. Disponível em: <<https://www.sun0.com.br/artigos/p-ativo/>>.

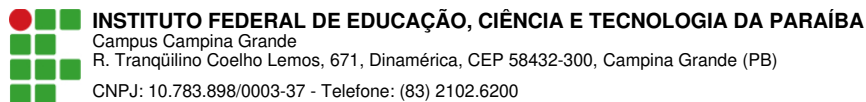
[Nubank., 2020] Nubank. *O que é esse tal pregão da Bolsa de Valores*. 2020. Disponível em: <<https://blog.nubank.com.br/pegao-bolsa-de-valores-o-que-e/>>.

[Abe 2018] ABE, M. 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. [S.l.]: Novatec Editora, 2018

[ToroBlog, 2022.] ToroBlog. *Média Móvel: aprenda o que é e como utilizar esse indicador*. 2022. Disponível em: <<https://blog.toroinvestimentos.com.br/trading/med-ia-movel#:~:text=Pessoas%20interessadas%20em%20tendências%20de,com%20100%20períodos%20ou%20mais>>.

[Buscapé, 2022.] Buscapé Redação. *Jupyter Notebook: o que é e como usar*. 2021. Disponível em: <<https://www.buscape.com.br/pc-computador/conteudo/jupyter-notebook-o-que-e-como-usar>>.

[Didática Tech, 2019?.] Didática Tech. *A biblioteca scikit-learn – Python: o que é, para que serve*. 2019?. Disponível em: < <https://didatica.tech/a-biblioteca-scikit-learn-pyhton-para-machine-learning/>>.



Documento Digitalizado Restrito

Trabalho de conclusão de curso - Kelvi

Assunto: Trabalho de conclusão de curso - Kelvi
Assinado por: Kelvi Cunha
Tipo do Documento: Dissertação
Situação: Finalizado
Nível de Acesso: Restrito
Hipótese Legal: Direito Autoral (Art. 24, III, da Lei no 9.610/1998)
Tipo do Conferência: Cópia Simples

Documento assinado eletronicamente por:

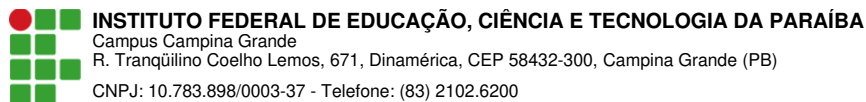
- **Kelvi Henrique Cunha, ALUNO (201811210015) DE TECNOLOGIA EM TELEMÁTICA - CAMPINA GRANDE**, em 28/09/2022 19:24:43.

Este documento foi armazenado no SUAP em 28/09/2022. Para comprovar sua integridade, faça a leitura do QRCode ao lado ou acesse <https://suap.ifpb.edu.br/verificar-documento-externo/> e forneça os dados abaixo:

Código Verificador: 637268

Código de Autenticação: 78646d04cd





Documento Digitalizado Restrito

Entrega de TCC

Assunto: Entrega de TCC
Assinado por: Kelvi Cunha
Tipo do Documento: Dissertação
Situação: Finalizado
Nível de Acesso: Restrito
Hipótese Legal: Direito Autoral (Art. 24, III, da Lei no 9.610/1998)
Tipo do Conferência: Cópia Simples

Documento assinado eletronicamente por:

- **Kelvi Henrique Cunha, ALUNO (201811210015) DE TECNOLOGIA EM TELEMÁTICA - CAMPINA GRANDE**, em 03/10/2022 11:03:57.

Este documento foi armazenado no SUAP em 03/10/2022. Para comprovar sua integridade, faça a leitura do QRCode ao lado ou acesse <https://suap.ifpb.edu.br/verificar-documento-externo/> e forneça os dados abaixo:

Código Verificador: 639367

Código de Autenticação: 0280c414b4

