



UEPB

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DA PARAÍBA
CAMPUS I - CAMPINA GRANDE
CENTRO DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA
CURSO DE GRADUAÇÃO EM BACHARELADO EM ESTATÍSTICA**

THUENNE BARROS DE OLIVEIRA

**CRIAÇÃO DE APLICATIVO WEB, UTILIZANDO STREAMLIT, PARA
AVALIAÇÃO DE AÇÕES DA B3**

**CAMPINA GRANDE - PB
2024**

THUENNE BARROS DE OLIVEIRA

**CRIAÇÃO DE APLICATIVO WEB, UTILIZANDO STREAMLIT, PARA
AVALIAÇÃO DE AÇÕES DA B3**

Trabalho de Conclusão de Curso (Artigo) apresentado ao curso de Bacharelado em Estatística do Departamento de Estatística do Centro de Ciências e Tecnologia da Universidade Estadual da Paraíba, como requisito parcial à obtenção do título de bacharel em Estatística.

Orientador: Prof. Tiago Almeida de Oliveira
Coorientador: Profa. Débora de Sousa Cordeiro

**CAMPINA GRANDE - PB
2024**

É expressamente proibido a comercialização deste documento, tanto na forma impressa como eletrônica. Sua reprodução total ou parcial é permitida exclusivamente para fins acadêmicos e científicos, desde que na reprodução figure a identificação do autor, título, instituição e ano do trabalho.

O48c Oliveira, Thuenne Barros de.
Criação de aplicativo web, utilizando streamlit, para avaliação de ações da B3 [manuscrito] / Thuenne Barros de Oliveira. - 2024.
29 p. : il. colorido.

Digitado.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Estatística) - Universidade Estadual da Paraíba, Centro de Ciências e Tecnologia, 2024.

"Orientação : Prof. Dr. Tiago Almeida de Oliveira , Departamento de Estatística - CCT. "

1. Streamlit. 2. Investidores. 3. Séries temporais. 4. Aprendizado de máquina. 5. Bolsa de valores. I. Título

21. ed. CDD 519.5

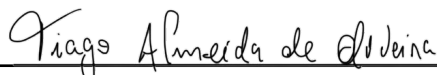
THUENNE BARROS DE OLIVEIRA

CRIAÇÃO DE APLICATIVO WEB, UTILIZANDO STREAMLIT, PARA AVALIAÇÃO DE
AÇÕES DA B3.

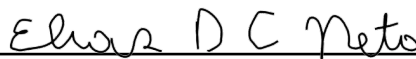
Trabalho de Conclusão de Curso (Artigo) apresentado ao curso de Bacharelado em Estatística do Departamento de Estatística do Centro de Ciências e Tecnologia da Universidade Estadual da Paraíba, como requisito parcial à obtenção do título de bacharel em Estatística.

Trabalho aprovado em 27 de Março de 2024.

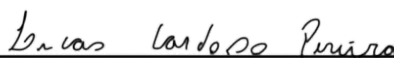
BANCA EXAMINADORA



Prof. Dr. Tiago Almeida de Oliveira
(Orientador)
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)



Prof. Dr. Elias Dias Coelho Neto
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)



Prof. Lucas Cardoso Pereira
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)

A minha família, pela dedicação, companheirismo e amizade, DEDICO.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Página inicial do Aplicativo.	16
Figura 2 – Histórico de Preço da Ação.	21
Figura 3 – Histórico do Volume de Negociações.	21
Figura 4 – Resumo das Variações e Análise Fundamentalista.	22
Figura 5 – Melhor Modelo ARIMA.	23
Figura 6 – Gráfico da Divisão em Treino e Teste.	23
Figura 7 – Gráfico da Previsão no Teste	24
Figura 8 – Gráfico de Previsão dos próximos meses.	24
Figura 9 – Gráfico de Diagnóstico.	25

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	7
2	BOLSA DE VALORES	7
2.1	Importância da análise de dados para investidores e traders	8
3	MATERIAIS E MÉTODOS	9
3.1	Machine Learning	9
3.1.1	<i>KNN (K-Nearest Neighbors)</i>	10
3.1.2	<i>Regressão Linear</i>	11
3.1.3	<i>Séries Temporais</i>	11
3.1.3.1	<i>Modelo Arima</i>	13
4	DASHBOARD DE TENDÊNCIAS DAS AÇÕES	13
4.1	Streamlit para Avaliação de Ações	14
4.2	Algoritmo do Streamlit	15
4.3	Contribuição e Benefícios do Aplicativo Web	15
5	APLICATIVO TTED 1.0	16
5.1	Análise Fundamentalista	17
5.1.1	<i>Principais indicadores da Análise Fundamentalista</i>	17
5.1.1.1	<i>Preço sobre o lucro da Ação</i>	17
5.1.1.2	<i>Retorno sobre o Patrimônio</i>	17
5.1.1.3	<i>Preço e Valor Patrimonial</i>	18
5.1.1.4	<i>Retorno sobre o Capital Investido</i>	18
5.1.1.5	<i>Relação Preço e Vendas</i>	18
5.1.1.6	<i>Margem Líquida</i>	19
5.1.1.7	<i>Dividend Yield</i>	19
5.1.1.8	<i>Dívida Bruta sobre Patimônio Líquido</i>	19
5.1.1.9	<i>Valor da Empresa sobre Lucro Antes de Juros, Impostos, Depreciação e Amortização</i>	20
5.1.1.10	<i>Patrimônio Líquido</i>	20
6	RESULTADOS E DISCUSSÕES	20
7	CONCLUSÃO	26
	REFERÊNCIAS	27
	AGRADECIMENTOS	29

CRIAÇÃO DE APLICATIVO WEB, UTILIZANDO STREAMLIT, PARA AVALIAÇÃO DE AÇÕES DA B3

Thuenne Barros de Oliveira*

Tiago Almeida de Oliveira†

RESUMO

Este trabalho tem como objetivo desenvolver um aplicativo *web* interativo para avaliação de ações da Bolsa de Valores do Brasil (B3), com ênfase em análises precisas e em tempo real. Utilizando o *Streamlit*, o trabalho se concentra na criação de funcionalidades específicas para o mercado financeiro, permitindo que investidores e *traders* acessem informações cruciais sobre os ativos listados na B3. A abordagem moderna e tecnológica do *Streamlit* proporcionou uma experiência ágil e eficiente no desenvolvimento do aplicativo. A personalização dos recursos permitiu que os usuários ajustassem parâmetros e personalizassem suas análises de acordo com suas habilidades. Além disso, a inclusão de indicadores técnicos fortaleceu as estratégias de negociação dos investidores, fornecendo *insights* valiosos sobre o desempenho dos ativos. A comparação de ativos possibilitou a análise da relação entre os ativos listados na B3, auxiliando na diversificação de carteira. Com alertas personalizados, os investidores podem reagir rapidamente a eventos relevantes no mercado, mantendo-se informados e preparados para tomar decisões oportunas. Em resumo o objetivo deste trabalho é utilizar análises de dados para entender como as ações na Bolsa de Valores se comportam e prever possíveis tendências futuras. Isso será feito através do uso de técnicas avançadas, como Séries Temporais e algoritmos de Aprendizado de Máquina, combinadas com a plataforma interativa *Streamlit*. Nesse sentido o aplicativo *TTED*_{1.0} fornece uma experiência rápida, única e intuitiva aos investidores, facilitando a tomada de decisões.

Palavras-chaves: Streamlit; investidores; B3; séries temporais; aprendizado de máquina.

ABSTRACT

This work aims to develop an interactive web application for evaluating shares on the Brazilian Stock Exchange (B3), with an emphasis on accurate and real-time analysis. Using Streamlit, the work focuses on creating specific functionalities for the financial market, allowing investors and traders to access crucial information about assets listed on B3. Streamlit's modern and technological approach provided an agile and efficient experience in application development. Feature customization allowed users to adjust parameters and personalize their analysis according to their skills. Additionally, the inclusion of technical indicators has strengthened investors' trading strategies by providing valuable insights into asset performance. The comparison of assets made it possible to analyze the relationship between assets listed on B3, helping to diversify the portfolio. With personalized alerts, investors can quickly react to relevant market events, staying informed and prepared to make timely decisions. In summary, the objective of this work is to use data analysis to understand how shares on the Stock Exchange behave and predict possible future trends. This will be done through the use of advanced techniques, such as Time Series and Machine Learning algorithms, combined with the Streamlit interactive platform. In this

* Thuenne Barros, Depto Estatística, UEPB, Campina Grande, PB, thuenneba@gmail.com

† Prof. Tiago Almeida de Oliveira, Depto Estatística, UEPB, Campina Grande, PB, tado-live@servidor.uepb.edu.br

sense, the $TTED_{1.0}$ application provides a quick, unique and intuitive experience for investors, facilitating decision making.

Keywords: Streamlit; investors; B3; time series; machine learning.

1 INTRODUÇÃO

No cenário financeiro global, a Bolsa de Valores destaca-se como mercado crucial para investidores que buscam oportunidades de crescimento e maximização de ativos. A era da digitalização e ampla disponibilidade de dados impulsionaram uma transformação sem precedentes no mundo dos investimentos. Nesse contexto, a análise de dados emerge como uma ferramenta essencial, oferecendo *insights* valiosos para decisões bem sucedidas no mercado de ações (GOMES, 1997).

Segundo Freitas (2006), Mercado de Ações é o ambiente onde ocorre a compra e venda de ações de empresas. Nesse cenário, investidores, sejam eles indivíduos ou grandes empresas, realizam transações por meio da B3 (Bolsa de Valores do Brasil), uma instituição financeira que facilita a operação ao disponibilizar a infraestrutura essencial para as negociações.

A escolha do *Streamlit* como plataforma para o aplicativo *web* se deve à sua capacidade de transformar análises complexas de dados em visualizações interativas e amigáveis ao usuário. Por meio do *Streamlit*, é viabilizada a construção de *dashboards* dinâmicos e de fácil acesso, permitindo que investidores e *traders* possam acompanhar as tendências das ações ao longo do tempo de maneira prática e rápida. (VITAL; BETECEL, 2023)

Este estudo se concentra na aplicação da análise de dados na Bolsa de Valores, visando avaliar o comportamento das ações e prever tendências futuras. Utilizando técnicas como Séries Temporais e algoritmo de Aprendizado de Máquina, junto ao *framework Streamlit*, propõe-se um aplicativo *web* interativo.

O objetivo deste trabalho é o de apresentar o aplicativo $TTED_{1.0}$ que tem por finalidade mostrar visualizações interativas, práticas e rápidas de análises complexas da Bolsa de Valores e dá alerta aos seus usuários para negociarem oportunidades lucrativas. Por fim, espera-se que este trabalho contribua para o avanço das análises de dados no contexto financeiro e inspire investidores a adotarem abordagens mais tecnológicas e inteligentes na busca por oportunidades lucrativas na Bolsa de Valores.

Nos próximos capítulos será apresentado o embasamento teórico, detalhando conceitos fundamentais sobre Séries Temporais, Análises de Dados e o funcionamento do *Streamlit*. No capítulo 6, será ilustrado o funcionamento do aplicativo $TTED_{1.0}$ utilizando os fundamentos teóricos abordados para analisar a evolução dos preços das ações da Ambev na B3, seguidas pelas conclusões, no capítulo 7, acerca dos resultados desenvolvidos ao longo do estudo.

2 BOLSA DE VALORES

Para Debastiani (2008), a Bolsa de Valores é um elemento crucial no sistema financeiro, compreender suas mudanças e movimentos é um desafio para investidores e analistas. O mercado financeiro é influenciado por diversos fatores complexos, portanto, entender o comportamento das ações é essencial para tomar decisões estratégicas. Nesse sentido, a análise de dados tem se mostrado uma ferramenta valiosa, fornecendo informações

úteis que podem melhorar o desempenho dos investimentos.

A Bolsa de Valores é onde são negociadas ações e outros instrumentos financeiros emitidos por empresas de capital aberto. Qualquer investidor ou instituição pode operar na bolsa, que no Brasil é chamada de B3. Além de ser um mercado de negociação, a bolsa também tem o papel de orientar e fiscalizar seus membros. Esse ambiente de negociação é benéfico para empresas de todos os tamanhos, já que a compra e venda de títulos financeiros proporciona condições para crescimento e impulsiona a economia do país (SANDRONI, 2016).

A análise de comportamento e tendências das ações na Bolsa de Valores abrange um vasto campo de estudo, que engloba desde a compreensão do histórico de preços até a antecipação de possíveis movimentos futuros. Por meio do exame minucioso dos dados passados, é possível identificar padrões que podem indicar oportunidades lucrativas ou riscos. Essa análise é especialmente relevante em um mercado volátil, em que a capacidade de prever tendências se torna um diferencial competitivo.

A disponibilidade cada vez maior de dados financeiros e o avanço das técnicas de análise tornam possível a aplicação de métodos sofisticados para compreender o comportamento das ações. A análise de Séries Temporais, por exemplo, é uma abordagem crucial para identificar tendências a partir de dados sequenciais e ordenados cronologicamente. Ao reconhecer flutuações periódicas ou padrões cíclicos, os investidores podem tomar decisões mais embasadas.

Nesse sentido, esse trabalho tem o intuito apresentar uma abordagem abrangente sobre a análise de comportamento e tendências das ações da Bolsa de Valores, com foco na aplicação de técnicas de análise de dados para compreender o mercado financeiro de forma mais completa e assertiva. Além disso, será explorado o uso do *Streamlit* como ferramenta para criar um aplicativo *web* interativo que permite aos investidores visualizarem as tendências das ações ao longo do tempo e realizarem suas análises de maneira mais eficiente e acessível.

Ao final deste estudo, espera-se contribuir para a compreensão das complexidades do mercado de ações e demonstrar como a análise de dados pode ser uma valiosa ferramenta para auxiliar investidores e profissionais do mercado financeiro a tomarem decisões mais embasadas e precisas. Por meio dessa análise mais profunda e tecnologicamente orientada, os investidores poderão se sentir mais confiantes ao navegar pelo mundo volátil dos mercados de capitais, vislumbrando oportunidades de crescimento e maximização de seus investimentos.

2.1 Importância da análise de dados para investidores e traders

Investidor é a pessoa que aplica seu dinheiro visando obter algum retorno, lucro e, com isso, um aumento do seu patrimônio. Existem diversos perfis de investidores e eles são classificados, geralmente, em três grandes grupos: conservador, moderado e agressivo. As empresas procuram, através de uma série de perguntas, identificar o perfil do investidor para sugerir possíveis investimentos, principalmente quando a pessoa está começando a adentrar no “mundo do mercado financeiro” (RICO, 2022).

Em um cenário financeiro cada vez mais complexo e interconectado, a análise de dados surge como uma ferramenta indispensável para investidores e *traders* (investidor do mercado financeiro que busca ganhar dinheiro com operações de curto prazo) que buscam obter uma vantagem competitiva nos mercados. A total disponibilidade de dados financeiros em tempo real e histórico oferece um imenso potencial para compreender o

comportamento dos ativos e identificar padrões ocultos que poderiam passar despercebidos em uma análise tradicional.

Nesse sentido, a análise de dados contribui para a construção de modelos preditivos e sistemas automatizados de negociação, que auxiliam *traders* na execução de estratégias decididas em algoritmos. Essa abordagem baseada em dados permite identificar oportunidades de curto prazo, reagir a mudanças rápidas no mercado e executar com maior agilidade, evitando erros decorrentes de decisões emocionais.

Para Graham (2016), o objetivo da análise de ações é avaliar se um ativo é suficientemente sólido ao ponto de justificar sua compra para fins de investimento. A análise de dados fornece informações valiosas que permitem aos investidores tomar decisões mais fortes e estratégicas. Ao examinar uma ampla gama de indicadores, métricas e dados macroeconômicos, é possível compreender o contexto do mercado e avaliar o desempenho passado dos ativos, fundamentando escolhas futuras de investimento. A capacidade de interpretar e extrair informações dos dados é um fator crítico para quem deseja maximizar retornos e gerenciar riscos de forma eficiente.

A análise de dados também desempenha um papel fundamental na identificação de tendências de mercado e em segmentos específicos através das técnicas de Séries Temporais. Com dados detalhados, os investidores podem analisar o desempenho de diferentes setores e empresas, identificando oportunidades de crescimento em setores emergentes ou protegendo-se contra possíveis volatilidades em áreas mais sensíveis.

Em suma, a análise de dados é uma combinação inestimável para investidores e *traders* que buscam compreender a complexidade do mercado financeiro e tomar decisões com base em informações precisas e atualizadas. A capacidade de explorar e interpretar os dados em tempo real, combinada com o uso de tecnologias avançadas, proporcionam uma vantagem competitiva significativa em um ambiente de negociação cada vez mais dinâmico e desafiador. Atualmente lidamos com enormes volumes de dados em tempo real, muitas vezes complexos e desorganizados. O *Machine Learning* é uma ferramenta valiosa para lidar com esse tipo de desafio. Por meio dela é possível extrair informações, identificar padrões e tomar decisões significativas a partir desses dados, sendo útil na transformação de grandes massas de dados em informações úteis e acionáveis.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 Machine Learning

Machine Learning ou Aprendizado de Máquina é um campo da inteligência artificial (IA) que se concentra no desenvolvimento de algoritmos e modelos estatísticos que capacitam os sistemas de computador a realizar tarefas sem instruções diretas. Em vez disso, esses sistemas aprendem com padrões e inferências presentes nos dados. Ao processar grandes volumes de dados históricos, os algoritmos de *Machine Learning* identificam padrões significativos, permitindo que os sistemas façam previsões mais precisas com base em novos conjuntos de dados de entrada (AMORIM; BARONE; MANSUR, 2008).

Ainda de acordo com Amorim, Barone e Mansur (2008), pode-se considerar o algoritmo de *Machine Learning* em três partes:

1. Processo de Decisão: fazem previsões ou classificações com base em dados de entrada, produzindo estimativas sobre padrões nos dados.
2. Função de Erro: Avalia a capacidade de previsão do modelo, comparando as previsões com os valores reais dos dados conhecidos.
3. Otimização do Modelo: O modelo é ajustado para reduzir a discrepância entre

as previsões e os valores reais dos dados de treinamento. O algoritmo continua a ajustar o modelo até que atinja um nível satisfatório de precisão.

Existem vários tipos de algoritmos de *Machine Learning*, incluindo: *Machine Learning* supervisionado, *Machine Learning* não supervisionado; Aprendizado semissupervisionado; *Machine learning* de reforço. Para esse estudo, o algoritmo utilizado foi o de modelo supervisionado. Os algoritmos de aprendizado supervisionado são assim chamados porque o treinamento do modelo é orientado por rótulos ou classes fornecidas para cada amostra de dados no conjunto de treinamento. Esses algoritmos são predominantemente preditivos, pois sua principal função é fazer inferências nos dados para gerar previsões ou identificar tendências, permitindo assim obter informações que podem não estar diretamente disponíveis nos dados originais (CORCOVIA; ALVES, 2019).

O Aprendizado de Máquina e as Séries Temporais estão relacionados e são utilizados frequentemente para análise e previsões. A combinação dessas técnicas permite obter resultados e extrair informações importantes para a tomada de decisões. Algoritmos de *Machine Learning* via Regressão Linear e modelos ARIMA que são empregados para fazer previsões sobre valores futuros em séries temporais. Esses modelos analisam os padrões nos dados históricos para realizar previsões mais precisas sobre como a série temporal se comportará no futuro.

3.1.1 KNN (K-Nearest Neighbors)

KNN, ou K-Vizinhos Mais Próximos do inglês *K-Nearest Neighbors*, é um algoritmo de aprendizado de máquina supervisionado usado para classificação e regressão. O princípio básico do KNN é classificar ou prever novos pontos de dados com base na proximidade com os pontos de dados existentes no espaço de características.

De acordo com Pinto e Castro (2020), o método *K-Nearest Neighbors* (KNN) armazena todas as amostras de treinamento no espaço de acordo com suas métricas sem processamento ou cálculo prévio. Quando o modelo recebe um novo objeto para ser previsto, ele coloca esse novo objeto nesse mesmo espaço, novamente de acordo com as métricas. O modelo então faz previsões de acordo com os vizinhos mais próximos do novo objeto. Geralmente, a previsão é o rótulo que ocorre com mais frequência entre esses K vizinhos. Em suma, o KNN é um algoritmo que classifica todas as estatísticas disponíveis com base em uma medida de similaridade. Cada conjunto de dados de treinamento consiste em um conjunto de vetores e rótulos de classe associados a cada vetor.

O algoritmo de classificação é realizado de acordo com as seguintes etapas:

1. Calcular a distância (geralmente euclidiana, ver Cruz (2022)) entre um caso x_i e todos os casos de treinamento T;
2. Selecionar os k vizinhos mais próximos;
3. Os x_i casos são classificados com a classe mais frequente entre os k vizinhos mais próximos. Também é possível usar a distância dos vizinhos para ponderar a decisão de classificação.

Nesse estudo, o método *K-Nearest Neighbors* (KNN) será usado na previsão de ações considerando a proximidade entre pontos de dados históricos de ações. Ele prevê o comportamento futuro com base em como a ação se comportou em situações semelhantes do passado.

3.1.2 Regressão Linear

A Análise de Regressão estuda a relação entre uma variável ou característica em função de uma ou mais variáveis, em que a de interesse chama-se variável resposta ou dependente, enquanto as que são utilizadas para explicar um dado fenômeno denominam-se independentes ou explicativas. Essa relação é representada por um modelo estatístico, ou seja, por uma equação que associa a variável dependente com a(as) variáveis independentes. Se essa relação é linear e envolve apenas uma variável independente, é chamada de Modelo de Regressão Linear Simples. Se várias variáveis independentes são incluídas, o modelo é chamado de Modelo de Regressão Linear Múltipla (HENRIQUES, 2011).

Para Rodrigues (2012), o Modelo de Regressão Linear Simples define-se como a relação linear entre a variável dependente (Y) e uma variável independente (X). A equação representativa do modelo de Regressão Linear Simples é dado por:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \epsilon, \quad (1)$$

em que:

Y representa a variável dependente ou resposta;

X a variável independente ou preditora;

β_0 e β_1 parâmetros desconhecidos do modelo (a estimar);

ϵ é uma variável aleatória que correspondem ao erro (variável que permite explicar a variabilidade existente em X e que não é explicada por Y).

Enquanto a Regressão Linear Múltipla envolve duas ou mais variáveis independentes, e sua equação é dada por:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k + \epsilon. \quad (2)$$

A Regressão Linear é utilizada no aplicativo *web* para prever ações devido à sua simplicidade e facilidade de implementação. Ela oferece uma abordagem direta para entender as relações entre variáveis independentes (como fatores econômicos, desempenho da empresa, etc.) e o preço das ações, o que pode fornecer *insights* iniciais para os investidores.

3.1.3 Séries Temporais

A previsão de preços das ações é uma tarefa complexa e fundamental para investidores e *traders* que buscam maximizar seus retornos e minimizar riscos no mercado financeiro. Nesse contexto, as Séries Temporais surgem como uma abordagem poderosa e amplamente utilizada para analisar o comportamento histórico dos preços das ações e, com base nessa análise, antecipar tendências futuras.

De acordo com Corrar e Theóphilo (2004), uma Série Temporal consiste em observações sequenciais de uma variável ao longo do tempo, geralmente expressas numericamente e coletadas em intervalos regulares. A estrutura da série é determinada pela disponibilidade dos dados, e o analista deve garantir que as observações sejam registradas em intervalos de tempo uniformes para obter uma Série Temporal discreta.

Uma das principais vantagens das Séries Temporais é a capacidade de considerar a dependência temporal dos dados. Isso significa que as observações estão relacionadas com as anteriores, permitindo que, nesse estudo, a análise leve em conta a trajetória histórica dos preços das ações. Essa característica é especialmente relevante no mercado financeiro,

no qual os preços são influenciados por eventos passados e reagem a mudanças em padrões históricos.

Uma Série Temporal pode ser representada como uma sequência de dados y_t , em que t representa o tempo e y_t é o valor observado no tempo t . Algebricamente uma Série Temporal pode ser descrita como:

$$y_t = f(t) + \epsilon_t \quad (3)$$

em que:

y_t é a observação no tempo t ;

$f(t)$ é a tendência, que pode ser uma função determinística ou estocástica que descreve a evolução média dos dados ao longo do tempo;

ϵ_t é o erro ou termo de erro, que representa a componente estocástica da série temporal, ou seja, as flutuações aleatórias em torno da tendência.

Segundo Morettin e Toloi (2018), para a compreensão do comportamento das Séries Temporais é necessário ter conhecimento sobre estes componentes característicos: sazonalidade, tendência, ciclo e erro aleatório. Assim, quanto a tais componentes, pode-se elencar:

- Tendência

Uma tendência é um padrão consistente e contínuo de longo prazo, que pode ser uma subida ou descida prolongada ao longo de um período estendido. É a parte da série temporal que representa variações suaves e persistentes observadas ao longo de um período de tempo prolongado (FISCHER, 1982).

- Variações cíclicas

São variações que exibem movimentos regulares em relação à linha ou curva de tendência. Essas oscilações se referem a mudanças de longo prazo, ocorrendo ao longo de períodos de um ano ou mais. Os ciclos podem ou não ser periódicos, ou seja, podem ou não seguir padrões semelhantes após intervalos de tempo iguais. Por exemplo, eventos como eleições políticas, guerras, condições econômicas ou pressões psicológicas podem influenciar esses ciclos (CORRAR; THEÓPHILO, 2004).

- Variações sazonais

São flutuações que se repetem regularmente dentro de um período de tempo relativamente curto. Embora o termo anual sugira que essas flutuações ocorram ao longo de um ano, relacionadas às estações do ano, na verdade elas podem ocorrer em qualquer intervalo de curto prazo, como diário, horário, semanal, trimestral, entre outros (FISCHER, 1982).

- Variações irregulares ou erro aleatório

Refere-se não apenas aos movimentos esporádicos causados por eventos imprevisíveis e aleatórios, como desastres naturais, mas também ao conjunto de todos os movimentos na série que não puderam ser identificados em seus outros componentes. Isso ocorre porque não seguem nenhuma lei comportamental que possa ser descrita de maneira determinística por meio de relações matemáticas exclusivamente funcionais (FISCHER, 1982).

Dessa forma, para realizar uma previsão de preços das ações usando Séries Temporais, diversas técnicas e modelos estatísticos podem ser aplicados. Entre eles, destacam-se o

modelo de média móvel, o método de suavização exponencial e o popular modelo ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average). Cada abordagem possui suas particularidades e é escolhida com base nas características dos dados e dos padrões observados. O modelo ARIMA foi o escolhido para esse estudo para modelar ações devido a sua eficácia em capturar padrões temporais, flexível o suficiente para lidar com diferentes comportamentos de séries temporais, e seus parâmetros têm interpretações claras, facilitando a compreensão dos fatores que influenciam as previsões.

3.1.3.1 Modelo Arima

ARIMA é uma abreviação para "*Auto Regressive Integrated Moving Average*", que combina modelos de auto-regressão, média móvel e diferenciação (PAULO, 2021). O modelo pode ser descrito da seguinte maneira:

$$y = c + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \epsilon_{t-q} + \epsilon_t, \quad (4)$$

no qual ϵ_t é o ruído branco, ϕ_p , os coeficientes autoregressivos, θ_q , os coeficientes de média móvel, y_t , os dados sobre os quais o ARIMA é aplicado e c , uma constante que determina a tendência da série. Isso caracteriza um modelo ARIMA(p, d, q), com:

- p representa a ordem da parte auto-regressiva,
- d indica o grau de diferenciação inicial,
- q refere-se à ordem da parte de média móvel.

Os Modelos Autoregressivos ARIMA são frequentemente usados para a previsão de preços de ações e outros indicadores financeiros. Esses modelos são capazes de capturar as características temporais dos dados e realizar projeções futuras com base nos padrões observados no passado (TIBULO; TIBULO, 2014). Os modelos ARIMA são subdivididos em quatro categorias: (i) Modelos Autorregressivos AR(p), que modelam as estruturas de autocorrelação da variável em relação a valores passados; (ii) Modelos de Médias Móveis MA(q), que incluem a estrutura de autocorrelação relacionada aos erros de previsão anteriores; (iii) Modelos Autorregressivos e de Médias Móveis ARMA(p, q); e (iv) Modelos Autorregressivos Integrados e de Média Móvel ARIMA(p, d, q), que usam diferenciações para tornar a série estacionária.

4 DASHBOARD DE TENDÊNCIAS DAS AÇÕES

No dinâmico e acelerado mercado financeiro, a busca por ferramentas inovadoras para analisar e compreender as tendências das ações é uma constante. Nesse contexto, o *Streamlit* se destaca como uma abordagem poderosa e moderna para criar um *Dashboard* interativo e visualmente envolvente, que permite aos investidores explorar as oscilações do mercado ao longo do tempo.

Kuniyosh (2022) destaca a necessidade crítica de criar ferramentas que auxiliem na tomada de decisões ágeis ao analisar os valores das ações. Isso é crucial para maximizar os ganhos e minimizar as perdas.

Para desenvolver um *Dashboard* de Tendências das Ações, é fundamental escolher a plataforma adequada. Diversas opções estão disponíveis, porém a utilizada neste estudo foi o *framework Streamlit*. Após a escolha da plataforma, é necessária a aquisição e preparação dos dados das ações. É essencial utilizar fontes encorajadas e reforçadas para garantir que os dados estejam precisos e alinhados com as últimas movimentações do mercado.

Imagine um cenário em que investidores e traders tenham acesso imediato a um *Dashboard* interativo que apresenta, de forma intuitiva, os movimentos e flutuações dos preços das ações ao longo do tempo. Com o *Streamlit*, isso se torna realidade. Através de gráficos dinâmicos, indicadores de desempenho e filtros personalizáveis, os usuários podem navegar pelo *Dashboard* e visualizar as tendências de forma envolvente e informativa.

A interatividade é um componente-chave do *Dashboard* de Tendências das Ações, permitindo que os usuários personalizem a visualização dos dados e explorem diferentes perspectivas. Através de *widgets* e filtros, os investidores podem ajustar parâmetros, selecionar ativos específicos e até mesmo comparar o desempenho de diferentes empresas ou setores.

O *Dashboard* de Tendências das Ações é uma ferramenta técnica que capacita os investidores a explorar e analisar o mercado financeiro de forma aprofundada e interativa. Através da combinação de dados em tempo real, visualização inteligente e interatividade, essa abordagem tecnológica oferece *insights* valiosos e permite que os investidores tomem decisões embasadas e estratégicas no cenário dinâmico e competitivo da Bolsa de Valores.

4.1 Streamlit para Avaliação de Ações

Streamlit é uma ferramenta de programação em Python Core Team (2019) que transformou a forma como cientistas de dados e desenvolvedores criam aplicativos *web*. Ao unir recursos avançados de visualização com a facilidade da linguagem Python Core Team (2019), o *Streamlit* possibilita a construção de aplicativos *web* em questão de minutos, agilizando significativamente o processo que costumava levar dias ou até semanas.

No contexto da crescente digitalização e da revolução tecnológica, a busca por soluções interativas e acessíveis tem tido cada vez mais destaque. Na área financeira, mais especificamente na avaliação de ações, a plataforma *Streamlit* tem se destacado como uma abordagem inovadora e eficiente para criar aplicativos *web* interativos. *Streamlit* é uma ferramenta que permite aos analistas e investidores desenvolverem aplicativos *web* interativos de maneira rápida e simples, sem a necessidade de conhecimentos avançados em programação. Com sua interface intuitiva e amigável, é possível criar *dashboards* dinâmicos que facilitam a visualização e interpretação de dados financeiros, tornando a avaliação de ações mais acessível para investidores de diferentes níveis de expertise.

Segundo Vital e Betecel (2023), o *Streamlit* é uma ferramenta essencial para o desenvolvimento ágil de *dashboards* e aplicativos interativos de dados, tornando o processo de prototipagem mais fácil. Sua maior vantagem reside na simplicidade de uso. Dentre outras vantagens do *Streamlit* pode-se citar a sua capacidade de conectar diretamente com linguagens de programação populares para análise de dados, como Python Core Team (2019). Além disso, a interatividade fornecida pelo *Streamlit* possibilita a exploração de diferentes cenários e variáveis financeiras, permitindo que os usuários alterem parâmetros e visualizem imediatamente os resultados. Isso torna a experiência mais personalizada e adaptada às necessidades específicas de cada investidor, proporcionando *insights* únicos e relevantes.

Além disso, o *Streamlit* permite a integração de gráficos interativos e visualizações dinâmicas, tornando a análise de ações mais envolvente e atrativa. A representação visual dos dados possibilita uma compreensão mais rápida e clara das tendências e padrões financeiros, facilitando a identificação de oportunidades de investimento.

Em suma, o aplicativo desenvolvido emerge como uma abordagem internacional e interativa para avaliação de ações no mercado financeiro. Com sua facilidade de uso, interatividade, visualização de dados e compartilhamento de aplicativos, a plataforma

oferece uma experiência única e acessível para investidores que buscam compreender melhor o comportamento das ações e tomar decisões impactantes em seus investimentos.

4.2 Algoritmo do Streamlit

O *Streamlit* é um *framework* (conjunto de abordagens, instrumentos ou ideias estabelecidas previamente, empregadas para solucionar desafios específicos dentro de um projeto) de código aberto que permite aos analistas e desenvolvedores criar aplicativos *web* interativos de forma rápida e simples, sem a necessidade de conhecimentos avançados em programação. Essa plataforma cruzada é especialmente útil no contexto da Bolsa de Valores, em que a análise ágil e precisa de dados financeiros é fundamental para tomadas de decisões controladas e estratégicas.

Para utilizar o *Streamlit* na avaliação das ações da Bolsa de Valores, o primeiro passo é preparar o ambiente de desenvolvimento. Isso envolve a instalação do Python Core Team (2019), uma linguagem de programação com suporte nativo ao *Streamlit*, e a criação de um ambiente virtual para garantir a independência do projeto em relação ao sistema operacional.

Com o ambiente configurado, o analista pode explorar uma vasta biblioteca de ferramentas do *Streamlit* para criar um aplicativo *web* interativo. O desenvolvimento do aplicativo é realizado por meio de um código Python Core Team (2019), no qual é possível importar as bibliotecas de análise de dados, como Pandas e NumPy [Para detalhes ver team (2020) e Harris et al. (2020)], para manipular e processar os dados financeiros das ações.

O próximo passo é criar as visualizações e gráficos que permitirão aos usuários explorar os dados das ações de forma intuitiva e eficiente. O *Streamlit* oferece diversos *widgets*, como sliders, botões e menus suspensos, que podem ser utilizados para ajustar parâmetros e personalizar a análise dos dados de acordo com as influências do usuário.

Uma vez que, o *Streamlit* permite a integração de gráficos dinâmicos e visualizações interativas que facilitam a compreensão dos padrões e tendências das ações, gráficos de linhas, barras, área e dispersão podem ser incorporados ao aplicativo, enriquecendo a análise e tornando-a mais envolvente.

A interatividade é uma das principais características do *Streamlit*, e é fundamental na avaliação das ações da Bolsa de Valores. Com a interatividade, os investidores podem ajustar parâmetros, experimentar diferentes cenários e visualizar instantaneamente os resultados, permitindo uma análise mais detalhada e personalizada dos dados financeiros.

O *Streamlit* é uma ferramenta técnica altamente vantajosa na avaliação das ações da Bolsa de Valores. Com sua facilidade de uso, interatividade, visualização de dados e compartilhamento de aplicativos, o *framework* proporciona uma experiência aprimorada de análise de dados financeiros, capacitando investidores a tomar decisões mais embasadas e estratégicas no ambiente dinâmico do mercado de ações.

4.3 Contribuição e Benefícios do Aplicativo Web

Os benefícios do aplicativo *web* são notáveis e desempenham um papel fundamental no cenário científico e tecnológico. Com sua abordagem moderna e sofisticada, essa ferramenta oferece uma série de vantagens que podem auxiliar na tomada de decisões. Pontuamos alguns dos principais benefícios:

1. **Acessibilidade e Disponibilidade:** O aplicativo *web* pode ser acessado através de qualquer dispositivo conectados à internet, proporcionando flexibilidade no acesso a informações cruciais a qualquer hora e lugar.

2. **Interatividade e Personalização:** Os usuários podem personalizar visualizações e análises de acordo com suas necessidades, permitindo informações mais profundas e relevantes.

3. **Visualização Inteligente de Dados:** Com recursos como gráficos interativos, tabelas dinâmicas e mapas de calor, o aplicativo facilita a compreensão de padrões complexos e tendências, simplificando a tomada de decisões.

4. **Integração de Dados em Tempo Real:** A integração de dados atualizados em tempo real oferece uma visão precisa do cenário em estudo.

5. **Compartilhamento e Colaboração:** Facilita o compartilhamento de análise, promovendo colaboração e troca de conhecimento entre os usuários.

6. **Facilidade de Uso:** Com a interface amigável, o aplicativo é acessível mesmo para aqueles sem conhecimentos avançados em programação.

5 APLICATIVO TTED 1.0

O aplicativo *Web* desenvolvido neste estudo tem como principal objetivo aplicar a Ciência de Dados no mercado financeiro para auxiliar na tomada de decisões. A princípio o aplicativo se encontra dividido da seguinte forma: *Home*, *Overview* e *Forecast*, conforme serão apresentados nas Figuras 1-9, a seguir.

Figura 1 – Página inicial do Aplicativo.



Fonte: Elaborada pela autora, 2024.

De acordo com a Figura 1, pode ser observado que a *Home* trata-se da aba inicial do aplicativo, onde os usuários obtêm uma visão geral do mesmo. O destaque desta aba é o *link* que fornece acesso aos *tickers* de cada ação listada na B3, permitindo aos usuários acessar facilmente informações específicas sobre cada ação. Em *Overview*, os usuários poderão visualizar o desempenho de uma ação ao longo do tempo, sendo possível analisar tendências históricas e padrões de comportamento da ação. Já na aba *Forecast* é apresentada toda a análise estatística da ação sobre estudo, a partir de uma das modelagens

consideradas que melhor performar a ação, para então prever o comportamento futuro das ações. Geralmente, o horizonte de previsão máximo é de 60 dias, pois previsões a longo prazo podem ser menos precisas devido à volatilidade do mercado.

Essas são as abas principais do aplicativo, cada uma fornecendo funcionalidades específicas para os usuários analisarem o desempenho das ações da B3 ao longo do tempo e fazerem previsões sobre seu comportamento futuro. O aplicativo visa aplicar a ciência de dados no mercado financeiro para auxiliar na tomada de decisões.

5.1 Análise Fundamentalista

A análise fundamentalista é uma abordagem para avaliar oportunidades de investimento através da análise de informações obtidas das próprias empresas, bem como da compreensão do contexto macroeconômico e das condições do setor em que a empresa está inserida. Isso inclui examinar as demonstrações financeiras passadas da empresa e fazer previsões sobre seu desempenho futuro. O objetivo principal da análise fundamentalista é determinar o valor intrínseco de uma empresa, ou seja, o valor que ela realmente possui com base em seus fundamentos econômicos e operacionais. Isso ajuda a embasar decisões de investimento, buscando identificar empresas que estão subvalorizadas em relação ao seu verdadeiro potencial de lucro futuro (CORRETORA, 2015).

De acordo com Rosselli (2023), ao realizar uma análise fundamentalista, é importante observar diferentes tipos de indicadores. Esses indicadores oferecem informações sobre diversos aspectos da empresa, como sua estrutura financeira, eficiência operacional e capacidade de geração de lucros. A seguir, serão expostos os indicadores que foram utilizados nesse estudo.

5.1.1 Principais indicadores da Análise Fundamentalista

5.1.1.1 Preço sobre o lucro da Ação

O P/L, ou Preço/Lucro, é uma métrica que compara o preço atual de uma ação com o lucro por ação da empresa. Essa relação ajuda os investidores a entenderem quanto estão pagando por cada unidade dos lucros gerados pela empresa (REIS et al., 2020). Calcula-se da seguinte forma:

$$P/L = \frac{\text{Cotação da Ação}}{\text{Lucro por Ação}}. \quad (5)$$

Essa métrica é usada pelos investidores para determinar se uma ação está cara ou barata em relação aos seus lucros. Geralmente, um P/L mais alto pode indicar que o mercado está disposto a pagar um preço premium pela empresa em relação aos seus lucros atuais, o que pode sugerir expectativas otimistas de crescimento futuro. Por outro lado, um P/L mais baixo pode indicar que a ação pode estar subvalorizada em relação aos seus lucros, o que poderia representar uma oportunidade de compra para os investidores.

5.1.1.2 Retorno sobre o Patrimônio

ROE é uma sigla americana para *Return on Equity*, em português Retorno sobre o Patrimônio Líquido. É uma métrica financeira que avalia a capacidade de uma empresa em gerar lucro em relação ao seu patrimônio líquido. Esta métrica mede a eficiência com que a empresa utiliza o capital dos acionistas para gerar lucro (ROSSELLI, 2023). Podemos calcular da seguinte forma:

$$ROE = \frac{\text{Lucro Líquido}}{\text{Patrimônio Líquido}}. \quad (6)$$

Uma alta taxa de ROE geralmente é considerada positiva, pois indica que a empresa está gerando um bom retorno para os acionistas em relação ao capital investido.

5.1.1.3 Preço e Valor Patrimonial

É um indicador financeiro que relaciona o preço atual de uma ação com o seu valor contábil por ação, o qual é também conhecido como valor patrimonial por ação. Essencialmente, o P/VP é calculado dividindo o preço de mercado da ação pelo valor do patrimônio líquido atribuído a cada ação (DEBASTIANI; RUSSO, 2008).

A fórmula utilizada é:

$$P/VP = \frac{\text{Preço da ação}}{\text{Valor Patrimonial por Ação}}. \quad (7)$$

É uma ferramenta que os investidores utilizam para avaliar se uma ação está sendo negociada abaixo ou acima do seu valor contábil. Se o P/VP estiver abaixo de 1, indica que a ação pode estar subvalorizada em relação ao seu valor patrimonial, o que pode representar uma oportunidade de compra. Por outro lado, se o P/VP estiver acima de 1, isso sugere que a ação pode estar sendo negociada a um prêmio em relação ao seu valor patrimonial, o que pode indicar que a ação está cara.

5.1.1.4 Retorno sobre o Capital Investido

ROIC, ou Retorno sobre o Capital Investido, é uma métrica que avalia o quanto eficientemente uma empresa utiliza o capital investido para gerar lucro operacional. Em suma, o ROIC indica o retorno que a empresa gera em relação ao dinheiro que foi investido nela. É uma medida-chave da eficiência financeira e da capacidade de geração de lucro de uma empresa (AMORIM, 2021).

O cálculo é feito da seguinte maneira:

$$ROIC = \frac{\text{Lucro Operacional Líquido}}{\text{Capital Investido Total}}. \quad (8)$$

Um ROIC mais alto significa que a empresa está obtendo um retorno mais substancial em relação ao capital que foi investido nela. Isso é visto de forma positiva, pois sugere que a empresa está usando seus recursos de forma eficiente e eficaz, maximizando o retorno sobre o investimento para os acionistas e outros investidores.

5.1.1.5 Relação Preço e Vendas

É uma métrica que compara o preço atual da ação de uma empresa com sua receita total por ação. Isso permite que os investidores avaliem quanto estão pagando pelo faturamento total gerado pela empresa por cada ação que possuem. O PSR ajuda a entender a relação entre o preço da ação e a capacidade da empresa de gerar receita, fornecendo uma medida do valor relativo da empresa em relação às suas vendas.

$$PSR = \frac{\text{Preço da Ação}}{\text{Vendas por Ação}}. \quad (9)$$

Um PSR mais baixo sugere que os investidores estão pagando menos pelo faturamento total da empresa, o que pode indicar que a empresa está subvalorizada em relação às suas vendas. Por outro lado, um PSR mais alto indica que os investidores estão pagando mais em relação à receita da empresa, sugerindo que a empresa pode estar sobrevalorizada em relação à sua capacidade de gerar receita. Então, pode-se dizer que o PSR ajuda a avaliar se o preço da ação está alinhado com a capacidade da empresa de gerar vendas.

5.1.1.6 Margem Líquida

A Margem Líquida é uma métrica financeira que mede a lucratividade de uma empresa, representando a proporção do lucro líquido em relação à sua receita total. É uma medida importante da lucratividade de uma empresa, indicando a eficiência com que ela opera e gera lucro a partir de suas atividades comerciais. Quanto mais alta a margem líquida, mais eficaz é a empresa em transformar suas vendas em lucro líquido (ROSSELLI, 2023).

Podemos calcular da seguinte forma:

$$\text{Margem Líquida} = \frac{\text{Lucro Líquido}}{\text{Receita Total}} \times 100\%. \quad (10)$$

5.1.1.7 Dividend Yield

Dividend Yield é uma métrica que mostra a porcentagem do dividendo pago por uma empresa em relação ao preço atual de sua ação. Essencialmente, ele indica o retorno em dividendos que um investidor pode esperar receber com base no preço atual da ação. Um *Dividend Yield* mais alto é geralmente considerado mais atrativo para investidores que buscam renda, enquanto um *Dividend Yield* mais baixo pode sugerir que a empresa está reinvestindo uma parte maior de seus lucros para crescimento futuro. Em resumo, o *Dividend Yield* oferece uma medida do retorno de dividendos potencial em relação ao preço da ação (ROSSELLI, 2023).

$$\text{Dividend Yield} = \frac{\text{Dividendo por Ação}}{\text{Preço da Ação}} \times 100\%. \quad (11)$$

5.1.1.8 Dívida Bruta sobre Patrimônio Líquido

A relação Dívida Bruta sobre Patrimônio Líquido é uma medida financeira que compara a quantidade total de dívidas que uma empresa possui com o valor do seu patrimônio líquido. Essa métrica é utilizada para avaliar o nível de alavancagem financeira da empresa e sua habilidade de honrar seus compromissos de dívida. É uma métrica importante para avaliar a saúde financeira e a solidez da estrutura de capital de uma empresa.

$$\text{Dív.Brut/Patrimônio} = \frac{\text{Dívid Total}}{\text{Patrimônio Líquido}}. \quad (12)$$

Uma relação mais alta indica que a empresa está mais alavancada, o que significa que ela tem mais dívidas em relação ao seu patrimônio líquido. Isso pode ser considerado arriscado, pois a empresa pode enfrentar dificuldades para pagar suas dívidas, especialmente em tempos de dificuldades financeiras.

Por outro lado, uma relação mais baixa sugere que a empresa tem uma estrutura de capital mais conservadora, com menos dívidas em relação ao seu patrimônio líquido. Isso pode indicar uma posição financeira mais sólida e menor risco de inadimplência.

5.1.1.9 Valor da Empresa sobre Lucro Antes de Juros, Impostos, Depreciação e Amortização

O EV/EBITDA (*Enterprise Value to Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation, and Amortization*) send, em português Valor da Empresa sobre Lucro Antes de Juros, Impostos, Depreciação e Amortização, é uma medida financeira que avalia o valor de uma empresa em comparação com sua capacidade de gerar lucro operacional, sem considerar efeitos financeiros, impostos e outros fatores não relacionados à operação principal do negócio. Essa métrica fornece uma visão do valor da empresa em relação à sua lucratividade operacional, permitindo comparações entre empresas de diferentes tamanhos e setores.

$$EV/EBITDA = \frac{\text{Valor da Empresa}}{EBITDA}. \quad (13)$$

Um valor mais baixo pode indicar que a empresa está subvalorizada em relação ao seu potencial de geração de lucros, enquanto um valor mais alto pode indicar que a empresa está sobrevalorizada.

5.1.1.10 Patrimônio Líquido

Patrimônio Líquido é a diferença entre o que a empresa possui (ativos) e o que ela deve (passivos) em um determinado momento. É uma representação do valor líquido dos interesses dos acionistas na empresa. É uma parte fundamental do balanço patrimonial de uma empresa, refletindo sua saúde financeira e o valor que pertence aos acionistas após todas as obrigações serem pagas.

$$\text{Patrimônio Líquido} = \frac{\text{Ativos Totais}}{\text{Passivos Totais}}. \quad (14)$$

Os ativos totais incluem todos os recursos e propriedades possuídos pela empresa, enquanto os passivos totais representam todas as suas obrigações e dívidas. O Patrimônio Líquido é a parte residual dos ativos da empresa que pertence aos seus acionistas após a liquidação de todos os passivos.

Esta é uma métrica crítica da saúde financeira de uma empresa. Um Patrimônio Líquido positivo sugere que a empresa possui mais ativos do que dívidas, o que é visto como uma situação financeira robusta. Por outro lado, um Patrimônio Líquido negativo indica que a empresa tem mais dívidas do que ativos, sinalizando possíveis dificuldades financeiras. Em resumo, o Patrimônio Líquido é um indicador-chave para avaliar a estabilidade financeira de uma empresa.

6 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Aqui será exposto a funcionalidade do Aplicativo Web, com o intuito de mostrar a estrutura do mesmo, considerando ações da AMBEV (ABEV3). A escolha desta empresa se dá por a mesma ter se tornado nacionalmente conhecida, principalmente durante a pandemia, nas lives de entretenimento como umas das patrocinadoras, uma vez que é uma empresa do setor de bebidas, sendo conhecida pela diversidade de cervejas e refrigerantes.

Nesse sentido, foi considerado todo o historico de preços de ações da mesma, não fazendo recorte de tempo, até os dias atuais.

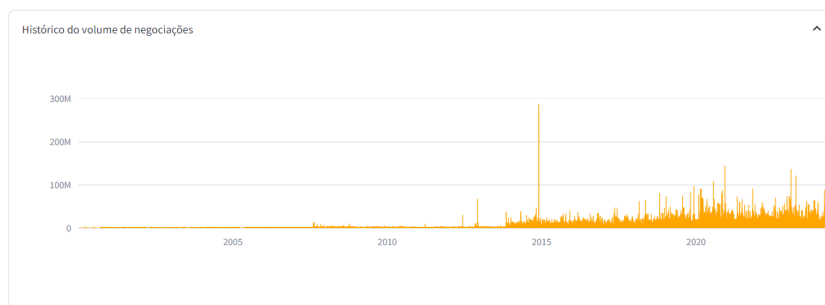
Figura 2 – Histórico de Preço da Ação.



Fonte: Elaborada pela autora, 2024.

Inicialmente, pode se observar, por meio da Figura 2, que o preço da ação da AMBEV teve uma crescente até meados de 2018, posteriormente, havendo uma queda no valor da ação, saindo da faixa dos R\$ 24,00 para aproximadamente R\$ 13,00 atualmente.

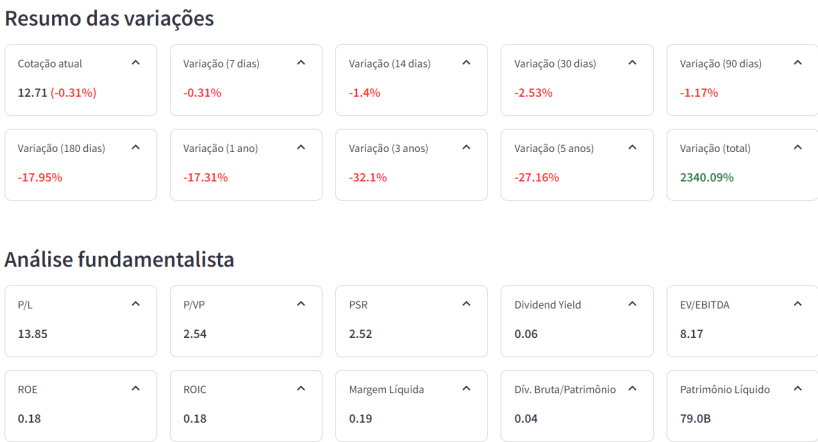
Figura 3 – Histórico do Volume de Negociações.



Fonte: Elaborada pela autora, 2024.

De acordo com a Figura 3, por sua vez, é notável o interesse nas ações da AMBEV a partir de 2015, dado o volume de negociações da mesma. Essa ascensão em nove anos pode ser justificada pelo investimento em torno de 1,4 bilhões no Brasil da maior fabricante mundial de cerveja. (JÚNIOR; JÚNIOR; GALINARI, 2014)

Figura 4 – Resumo das Variações e Análise Fundamentalista.



Fonte: Elaborada pela autora, 2024.

No que se refere a Figura 4, no resumo das variações, podemos perceber que, desde que a ação começou a ser negociada na bolsa, ela teve uma variação de cerca de 2 340%, entretanto nos últimos 5 anos as variações vêm sendo negativa, seguindo uma tendência de baixa ao longo do tempo. Quanto a Análise fundamentalista pode-se dizer que:

- P/L (Preço/Lucro): O P/L de 13.85 indica que o preço atual das ações da Ambev está 13.85 vezes o lucro por ação. Isso sugere que os investidores estão dispostos a pagar um múltiplo relativamente alto pelos lucros da empresa. Um P/L mais baixo pode indicar que a empresa está subvalorizada em relação aos seus lucros.
- ROE (Return on Equity): O ROE de 0.18 (ou 18%) indica que a Ambev está gerando um retorno de 18% sobre o patrimônio líquido que é de 79 bilhões. Isso sugere que a empresa é eficiente em utilizar o capital dos acionistas para gerar lucro.
- P/VP (Preço/Valor Patrimonial): O P/VP de 2.54 indica que o mercado está disposto a pagar 2.54 vezes o valor patrimonial da empresa por suas ações. Um P/VP mais alto pode sugerir que o mercado está atribuindo um prêmio ao potencial de crescimento futuro da empresa.
- ROIC (Return on Invested Capital): O ROIC de 0.18 (ou 18%) indica que a Ambev está gerando um retorno de 18% sobre o capital investido. Isso sugere que a empresa está utilizando eficientemente seu capital para gerar lucro.
- PSR (Preço sobre Receita Líquida): O PSR de 2.52 indica que o mercado está disposto a pagar 2.52 vezes a receita líquida da Ambev por suas ações. Isso pode indicar que o mercado está otimista em relação à capacidade da empresa de gerar receita.
- Margem Líquida: A margem líquida de 0.19 (ou 19%) indica que a Ambev está convertendo 19% de sua receita em lucro líquido. Uma margem líquida mais alta é geralmente vista como positiva, pois significa que a empresa é eficiente em gerar lucro a partir de suas vendas.
- Dividend Yield: O Dividend Yield de 0.06 (ou 6%) indica que a Ambev está pagando um dividendo correspondente a 6% do preço atual de suas ações. Isso pode atrair investidores que procuram renda estável.
- Dív. Bruta/Patrimônio: O Dívida Bruta/Patrimônio de 0.04 indica que a Ambev tem uma dívida bruta equivalente a 4% de seu patrimônio líquido. Um baixo índice de endividamento pode indicar uma situação financeira saudável.
- EV/EBITDA (Enterprise Value/EBITDA): O EV/EBITDA de 8.17 indica que o

mercado está disposto a pagar 8.17 vezes o EBITDA da Ambev para adquirir a empresa. Isso pode indicar que o mercado está avaliando a empresa com base em seu potencial de geração de caixa operacional. Apesar da empresa ter bons indicadores fundamentalistas, isso não está se refletindo diretamente no preço de suas ações, uma vez que há uma tendência de baixa do mesmo.

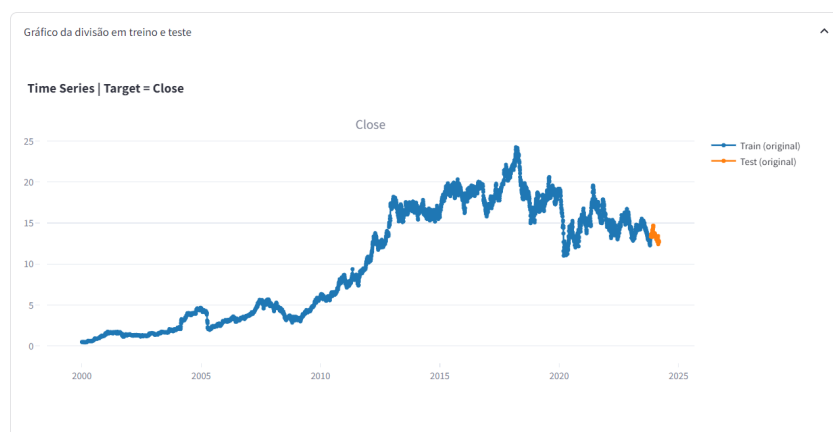
Figura 5 – Melhor Modelo ARIMA.



Fonte: Elaborada pela autora, 2024.

Por meio da Figura 5, podemos perceber que o modelo que melhor ajustou os dados da AMBEV, foi o modelo ARIMA. Isso se justifica pelas métricas de qualidade em relação ao preço das ações serem melhor permormadas pelo ARIMA, uma vez que, dentre todas as métricas de qualidade de ajuste há valores próximos de zero, o que sugere uma modelagem acertiva do ARIMA quanto a evolução dos preços das ações da AMBEV em relação as demais modelagens consideradas. Quanto a quantidade de componentes autorregressivos, de média móveis e/ou diferenciações que o modelo de melhor ajuste conterà, serão expostas, posteriormente, na análise de diagnóstico e resíduos do mesmo, sugestões de tais componentes para o modelo final.

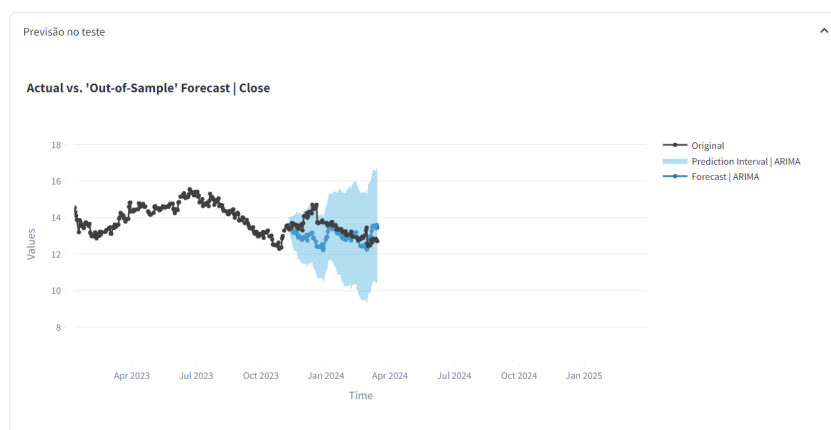
Figura 6 – Gráfico da Divisão em Treino e Teste.



Fonte: Elaborada pela autora, 2024.

Na Figura 6 o gráfico apenas ilustra quais dados foram utilizados para treinar o modelo, isto é, até que ano foram considerados os preços das ações para treino, representados pela parte em azul, e quais anos foram considerados para testar a performance do modelo ajustado, exibidos na parte em laranja.

Figura 7 – Gráfico da Previsão no Teste



Fonte: Elaborada pela autora, 2024.

Uma vez ajustado, aos preços das ações, um modelo ARIMA de série temporal, pode-se observar, na Figura 7, os valores reais do preço da ação (em preto) e os valores estimados com base no modelo de *Machine Learning* ajustado, ARIMA (em azul). Podemos perceber que o modelo consegue estimar bem a tendência do preço ao longo do tempo, apesar do erro maior de estimação por volta do mês de dezembro de 2023, que pode ser justificada pela alta inesperada nos preços das ações da companhia neste período. Nesse sentido, podemos concluir que, para esta ação, temos resultados razoavelmente bons de predição, uma vez que, é possível captar diversas oscilações de preços ao longo dos anos.

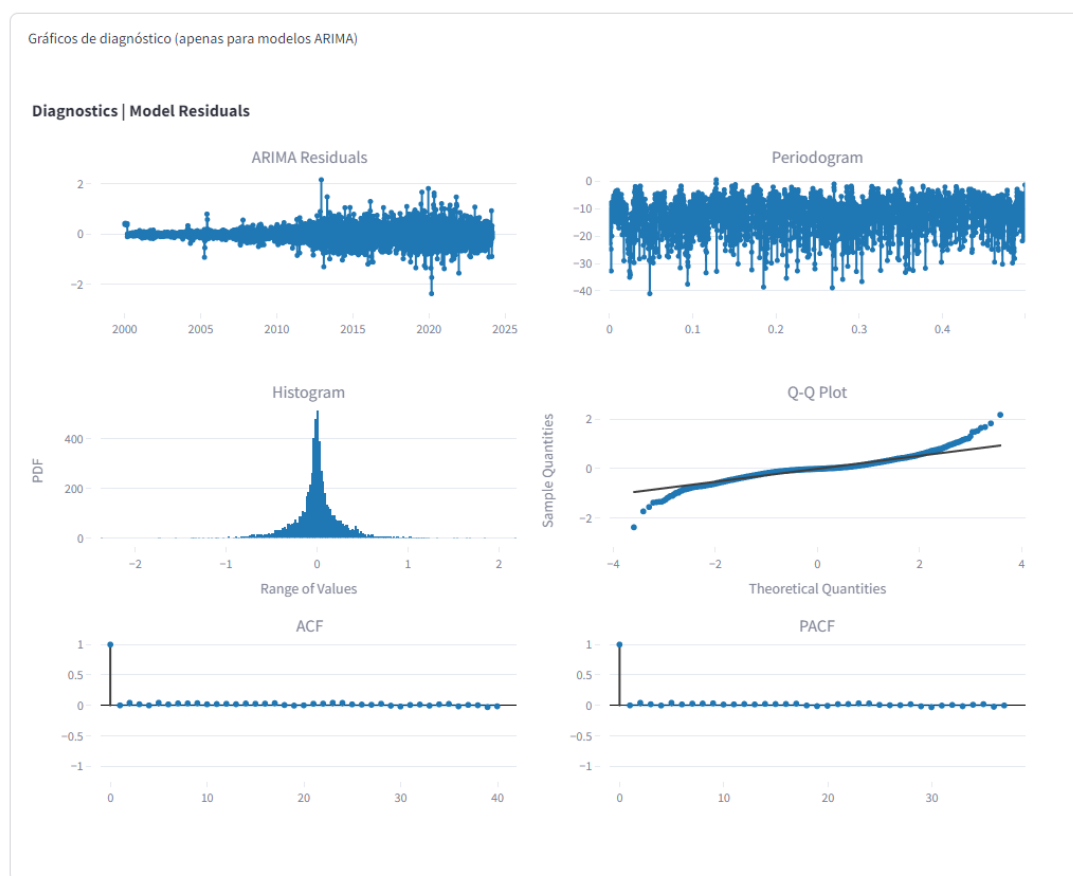
Figura 8 – Gráfico de Previsão dos próximos meses.



Fonte: Elaborada pela autora, 2024.

De acordo com o gráfico na Figura 8, são apresentados os preços das ações com flutuações do início da companhia na B3 até os dias atuais, e realizadas previsões acerca destes preços para 2 meses, em que pode-se perceber uma leve tendência de baixa no valor da ação ao longo dos próximos 60 dias, o que se mostra não ser um bom negócio investir atualmente na compra de ações da Ambev, atualmente.

Figura 9 – Gráfico de Diagnóstico.



Fonte: Elaborada pela autora, 2024.

Uma vez que a evolução dos preços das ações da AMBEV foi melhor captado pelo modelo ARIMA, ou seja, teve um melhor ajuste pelo modelo de séries temporais ARIMA, são apresentados na Figura 9, apenas para performances desta modelagem, o diagnóstico e análise de resíduos. As medidas aqui expostas embasam as interpretações realizadas, anteriormente, acerca dos preços das ações da AMBEV. Nesse sentido, pode-se observar no lado superior esquerdo, os resíduos do modelo entre -2 e 2, indicando em resumo, que resíduos dentro do intervalo de -2 a 2 desvios padrão evidenciam que o modelo está se ajustando adequadamente preços das ações da AMBEV e que as previsões do modelo estão dentro do esperado, com base nas suposições de distribuição normal dos resíduos. No entanto, é importante considerar outros aspectos do modelo, como a autocorrelação dos resíduos e a adequação geral do ajuste.

De acordo com o periodograma, lado superior direito, observa-se que a evolução dos preços das ações possui um comportamento aleatório, o que configura indícios de série estacionária. O Histograma e qq-plot corroboram com as interpretações anteriores acerca dos resíduos do modelo.

Com relação aos gráficos de ACF (*Autocorrelation Function*) e PACF (*Partial Autocorrelation Function*), lado inferior esquerdo e inferior direito, respectivamente, como tanto o gráfico ACF quanto o PACF, para a série temporal de preços das ações da AMBEV, mostraram apenas um *lag* significativo fora do intervalo de confiança (ou seja, acima de zero), isso sugere que a série temporal pode ter um comportamento de tendência linear, assim como o modelo captura bem a estrutura dos preços das ações. Nesse sentido, como

houve apenas um *lag* significativo no gráfico ACF, há autocorrelação apenas em um período de tempo, sugerindo que o preço atual da série temporal está correlacionado com o preço imediatamente anterior, mas não com preços das ações mais distantes no tempo. Sendo, então, consistente com a presença de um termo autoregressivo de ordem 1 (AR(1)) no modelo ARIMA, no qual o preço da ação atual é linearmente dependente do preço anterior, mas não de valores anteriores a ele.

Da mesma forma, se houver apenas um *lag* significativo no gráfico PACF, isso sugere que há uma correlação direta entre o preço atual e o preço anterior, após remover a influência de todos os outros preços intermediários, sendo consistente com a presença de um único termo autoregressivo significativo no modelo ARIMA, novamente indicando um possível modelo AR(1). Portanto, a presença de apenas um *lag* significativo nos gráficos ACF e PACF sugere que um modelo ARIMA simples, como ARIMA(1,0,0) ou ARIMA(1,0,1), pode ser apropriado para modelar a série temporal de preços das ações da Ambev. No entanto, é sempre recomendável realizar testes adicionais, como o teste de estacionariedade e a análise dos resíduos do modelo, para confirmar a adequação do modelo selecionado se os resultados expostos pelo aplicativo forem utilizados para objetivos além da tomada de decisões quanto investir nas ações da B3.

7 CONCLUSÃO

Utilizando as Análises de Dados para examinar o desempenho das ações na Bolsa de Valores, antecipar tendências potenciais no futuro, empregando técnicas avançadas, como Séries Temporais e algoritmos de Aprendizado de Máquina, juntamente com a plataforma interativa *Streamlit*, o objetivo desse estudo é desenvolver um aplicativo *web* que ofereça uma experiência ágil e intuitiva.

A análise abrangente realizada neste estudo sobre o desempenho das ações da AMBEV revela uma série de conclusões importantes. O histórico de preços das ações apresentou uma trajetória ascendente até meados de 2018, seguida por uma tendência de declínio significativo, saindo de aproximadamente R\$ 24,00 para cerca de R\$ 13,00 na atualidade. Paralelamente, o volume de negociações parece não ter correlação direta com essas variações de preços, como demonstrado nos gráficos.

Observando as variações históricas dos preços das ações, desde seu início na bolsa, notamos um aumento expressivo de cerca de 2340%, mas nos últimos cinco anos, essas variações têm sido predominantemente negativas, indicando uma tendência de baixa contínua.

A análise fundamentalista revela que, apesar dos bons indicadores, como P/L, ROE, ROIC e outros, não houve uma correspondência direta desses indicadores com o preço das ações, sugerindo uma desconexão entre os fundamentos da empresa e seu desempenho no mercado de ações.

Os modelos de machine learning aplicados apresentaram resultados promissores na previsão dos preços das ações da AMBEV, com uma capacidade notável de acompanhar as tendências ao longo do tempo. No entanto, observou-se um erro de estimação mais significativo em determinados períodos, o que pode indicar limitações no modelo ou flutuações imprevistas no mercado.

A projeção futura indica uma leve tendência de baixa nos próximos 60 dias, sugerindo que investir na compra de ações da Ambev atualmente pode não ser uma decisão favorável.

Portanto, com base nos resultados obtidos, concluímos que, embora os modelos de previsão demonstrem uma capacidade razoável de acompanhar as tendências históricas, a análise conjunta dos fundamentos da empresa e do comportamento do mercado indica

um cenário desafiador para os investidores. É essencial considerar cuidadosamente essas informações ao tomar decisões de investimento, pois os dados sugerem uma possível continuidade da tendência de baixa no preço das ações da Ambev no curto prazo.

Para trabalhos futuros serão implementadas no aplicativo funções que permitam analisar as características das demais modelagens que não performaram tão bem a ação sob estudo, a fim de possibilitar ao usuário verificar as análises das demais performances. Além disso espera-se adicionar, no caso da modelagem ARIMA, funções que permitam o usuário alterar os componentes da série e verificar o ajuste à evolução dos preços de uma dada ação sob estudo.

REFERÊNCIAS

AMORIM, A. L. L. Uma análise fundamentalista do grupo soma. *Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Ciências Econômicas)-Instituto de Economia, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro*, 2021. Citado na página 18.

AMORIM, M. J.; BARONE, D.; MANSUR, A. U. Técnicas de aprendizado de máquina aplicadas na previsão de evasão acadêmica. In: SN. *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)*. [S.l.], 2008. v. 1, n. 1, p. 666–674. Citado na página 9.

CORCOVIA, L. O.; ALVES, R. S. Aprendizagem de máquina e mineração de dados: avaliação de métodos de aprendizagem. *Revista Interface Tecnológica*, v. 16, n. 1, p. 90–101, 2019. Citado na página 10.

CORRAR, L.; THEÓPHILO, C. R. Pesquisa operacional para decisão em contabilidade e administração: contabilometria. 2004. Citado 2 vezes nas páginas 11 e 12.

CORRETORA, C. B. Apostila de análise fundamentalista. *Bradesco Corretora*, 2015. Citado na página 17.

CRUZ, Y. A. L. d. Classificação de imagens multiespectrais da mão utilizando análise por componentes principais e knn. Pontifícia Universidade Católica de Goiás, 2022. Citado na página 10.

DEBASTIANI, C. A. *Análise Técnica de Ações: identificando oportunidades de compra e venda*. [S.l.]: Novatec Editora, 2008. Citado na página 7.

DEBASTIANI, C. A.; RUSSO, F. A. *Avaliando empresas, investindo em ações: a aplicação prática da análise fundamentalista na avaliação de empresas*. [S.l.]: Novatec Editora, 2008. Citado na página 18.

FISCHER, S. *Séries Univariantes de Tempo-Metodologia de box & jenkins*. [S.l.]: Fundação de Economia e Estatística, 1982. Citado na página 12.

FREITAS, W. N. de. *Sobre o Comportamento Endógeno do Mercado de Ações: Simulações e Experimentos*. Tese (Doutorado) — PUC–Rio, 2006. Citado na página 7.

GOMES, F. R. A bolsa de valores brasileira como fonte de informações financeiras. *Perspectivas em ciência da informação*, v. 2, n. 2, 1997. Citado na página 7.

- GRAHAM, B. *O investidor inteligente*. [S.l.]: HarperCollins Brasil, 2016. Citado na página 9.
- HARRIS, C. R. et al. Array programming with NumPy. *Nature*, Springer Science and Business Media LLC, v. 585, n. 7825, p. 357–362, set. 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2>>. Citado na página 15.
- HENRIQUES, C. Análise de regressão linear simples e múltipla. *Departamento de Matemática. Escola Superior de Tecnologia de Viseu. Portugal*, 2011. Citado na página 11.
- JÚNIOR, J. R. T.; JÚNIOR, O. C.; GALINARI, R. Panorama setorial 2015-2018: bebidas. Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social, 2014. Citado na página 21.
- KUNIYOSH, A. Previsão de comportamento de ações com machine learning em python. 2022. Citado na página 13.
- MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. *Análise de séries temporais: modelos lineares univariados*. [S.l.]: Editora Blucher, 2018. Citado na página 12.
- PAULO, J. d. F. Análise de incidentes de segurança usando séries temporais e modelos arima. Universidade Federal de Uberlândia, 2021. Citado na página 13.
- PINTO, V. M. M.; CASTRO, C. L. de. Uma proposta de correção de dados ruidosos via k-nearest neighbours. In: *Congresso Brasileiro de Automática-CBA*. [S.l.: s.n.], 2020. v. 2, n. 1. Citado na página 10.
- Python Core Team. *Python: A dynamic, open source programming language*. [S.l.], 2019. Disponível em: <<https://www.python.org/>>. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 15.
- REIS, L. V. B. et al. Análise fundamentalista aplicada as ações negociadas na bolsa de valores brasileira. Universidade Federal de Uberlândia, 2020. Citado na página 17.
- RICO, T. d. Perfil do investidor. 2022. Citado na página 8.
- RODRIGUES, S. C. A. *Modelo de regressão linear e suas aplicações*. Tese (Doutorado) — Universidade da Beira Interior, 2012. Citado na página 11.
- ROSSELLI, M. d. B. Análise fundamentalista com estudo de caso. Universidade Estadual Paulista (Unesp), 2023. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 19.
- SANDRONI, P. *Dicionário de economia do século XXI*. [S.l.]: Editora Record, 2016. Citado na página 8.
- TEAM, T. pandas development. *pandas-dev/pandas: Pandas*. Zenodo, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.5281/zenodo.3509134>>. Citado na página 15.
- TIBULO, C.; TIBULO, V. D. C. Previsão do preço do milho, através de séries temporais. *Scientia Plena*, v. 10, n. 10, 2014. Citado na página 13.
- VITAL, J.; BETECEL, E. Construindo dashboards e data apps com streamlit. 2023. Citado 2 vezes nas páginas 7 e 14.

AGRADECIMENTOS

Aqui expresso minha profunda gratidão a todas as pessoas que contribuíram para este momento significativo em minha vida. Em primeiro lugar, agradeço a Deus, cujo apoio constante tem sido minha rocha em todos os momentos, e por me permitir chegar a este ciclo de conclusão. Aos meus pais, Raimundo e Ivonete, que desde o início sonharam com este dia e me apoiaram incansavelmente. Ao meu esposo, William, e aos meus filhos, Gabriel e Miguel, que são verdadeiros tesouros em minha vida e fontes de inspiração diária. A minha irmã, Thuanne, que sempre esteve ao meu lado, oferecendo orientação, apoio e conselhos valiosos.

Agradeço também às minhas colegas de jornada na universidade, Renata e Rafa, pela amizade sincera e pelo apoio mútuo que tornaram nossa trajetória mais leve e gratificante. Não posso deixar de mencionar meus colegas de viagem, Thaty e Jailton, cuja amizade foi um presente inestimável durante minha jornada acadêmica, e espero que nossa ligação perdure por muitos anos.

A todas as minhas clientes, que além de clientes se tornaram amigas, confidentes e ouvintes dedicadas, meu profundo agradecimento por seu apoio constante e motivação ao longo deste caminho. Em especial, agradeço à minha cliente que se tornou uma grande amiga, Val, cujos conselhos sábios e incentivo constante foram fundamentais para minha jornada.

Aos meus orientadores, Tiago e Débora, devo uma imensa gratidão pela paciência, orientação e por tornarem possível a realização deste sonho. Ao mestre Ednário, cuja contribuição foi fundamental para o sucesso deste projeto, também expresso meu sincero agradecimento.

Por fim, dedico uma palavra especial à minha amada avó Hilda, que embora não esteja mais entre nós, sempre desejou este momento com fervor. Agora compreendo sua pressa em ver isso realizado, e tenho certeza de que você está olhando por mim lá de cima, meu eterno amor.