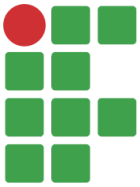


INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DA PARAÍBA
CAMPUS CAMPINA GRANDE

CURSO SUPERIOR DE BACHARELADO EM ENGENHARIA DE COMPUTAÇÃO

Pâmella Vitória Gomes Farias

Evasão de alunos: Uma análise de dados de discentes dos cursos de TI do IFPB.

Campina Grande

2025

Pâmella Vitória Gomes Farias

Evasão de alunos: Uma análise de dados de discentes dos cursos de TI do IFPB.

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Bacharelado em Engenharia de Computação, do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba Campus Campina Grande, em cumprimento às exigências parciais para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Computação.

Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba
Campus Campina Grande

Orientador(a): David Candeia Medeiros Maia

Coorientador(a): Alysson Filgueira Milanez

Campina Grande
2025

Catalogação na fonte:
Ficha catalográfica elaborada por Gustavo César Nogueira da Costa - CRB 15/479

F222e Farias, Pâmella Vitória Gomes
Evasão de alunos: uma análise de dados de discentes dos cursos de TI do IFPB / Pâmella Vitória Gomes Farias. - Campina Grande, 2025.
28 f. : il.

Trabalho de Conclusão de Curso (Curso Superior de Engenharia de Computação) - Instituto Federal da Paraíba, 2025.
Orientador: Prof. Dr. David Candeia Medeiros Maia.
Coorientador: Prof. Dr. Alysson Filgueira Milanez.

1. Engenharia de computação 2. Evasão escolar 3. Mineração de dados 4. Aprendizado de máquina I. Maia, David Candeia Medeiros II. Milanez, Alysson Filgueira III.Título.

CDU 37.01

Pâmella Vitória Gomes Farias

Evasão de alunos: Uma análise de dados de discentes dos cursos de TI do IFPB.

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Bacharelado em Engenharia de Computação, do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba Campus Campina Grande, em cumprimento às exigências parciais para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Computação.

Trabalho aprovado. Campina Grande, 17 de Fevereiro de 2025:

_____

David Candeia Medeiros Maia

_____

Alysson Filgueira Milanez

_____

Paulo Ribeiro Lins Júnior

_____

Anderson Fabiano Batista Ferreira da Costa

Campina Grande

17 de Fevereiro de 2025

Agradecimentos

A realização deste trabalho só foi possível graças ao apoio de muitas pessoas, às quais expresso minha gratidão.

Primeiramente, ao meu orientador David Candeia Medeiros Maia, por sua paciência, dedicação e pelos conhecimentos compartilhados ao longo da minha graduação. Ao meu coorientador Alysson Filgueira Milanez, pelo trabalho conjunto, pelas orientações contínuas e pelo aprendizado transmitido durante o desenvolvimento deste estudo.

À minha família, em especial aos meus pais, Ivonete Gomes de Lima e Marcos Antônio Farias da Silva por todo amor, educação e apoio incondicional, que foram fundamentais para minha formação. Ao meu esposo Fernando Kennedy Lopes Barbosa, pela parceria, compreensão, incentivo diário e por estar sempre ao meu lado nos momentos desafiadores diários.

Agradeço também ao Instituto Federal da Paraíba Campus Campina Grande, pela estrutura e ambiente de aprendizado que proporcionaram minha formação acadêmica.

A todos que, de alguma forma, contribuíram para a concretização deste trabalho, o meu sincero agradecimento.

Evasão de alunos: Uma análise de dados de discentes dos cursos de TI do IFPB.

Pâmella V. Gomes Farias[1], David C. Medeiros Maia[2], Alysson F. Milanez[3]

[1,2]Instituto Federal da Paraíba – (IFPB) – Campina Grande – PB - Brasil

[3]Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA) – Mossoró – RN – Brasil

Resumo. *Este trabalho visa investigar os perfis de alunos que evadiram dos cursos de TI do IFPB, mediante a utilização de ferramentas de mineração de dados e aprendizado de máquina. O estudo segue uma abordagem quantitativa, baseada na coleta e análise de dados de alunos do IFPB extraídos da plataforma SUAP. Inicialmente, é realizada uma análise exploratória para identificar as variáveis envolvidas e a necessidade de limpeza e tratamento dos dados. Em seguida, um modelo preditivo é desenvolvido a partir dos resultados gerados pela Análise de Componentes Principais (PCA) e do Feature Importance com Árvore de decisão. Os resultados revelam insights importantes sobre os padrões de evasão nos cursos de Engenharia de Computação e Telemática, destacando a importância de fatores como o tipo de escola anterior e o estado de origem dos alunos.*

Palavras-chave: *evasão, análise de dados, modelo preditivo, aprendizado de máquina.*

Abstract. *This study investigates the profiles of students who dropped out of IT courses at IFPB using data mining and machine learning techniques. A quantitative approach is adopted, based on data collection and analysis of student records from the SUAP platform. Initially, an exploratory analysis is conducted to identify relevant variables and assess the need for data cleaning and preprocessing. Subsequently, a predictive model is developed using Principal Component Analysis (PCA) and Feature Importance with Decision Trees. The results provide valuable insights into dropout patterns in Computer Engineering and Telematics courses, highlighting the significance of factors such as previous school type and students' home state.*

Keywords: *dropout, data analysis, predictive model, machine learning.*

1. Introdução

Nos últimos anos, principalmente após a pandemia da Covid-19, o abandono escolar no ensino superior tem se configurado como uma das dificuldades enfrentadas pelas instituições de ensino, ao gerar impactos negativos que atrapalham o sucesso das instituições e dos alunos que as frequentam. De acordo com Ramos *et al.* (2024), observou-se que ocorreu um aumento do número de pesquisas sobre o tema de evasão durante e após a pandemia, demonstrando uma maior preocupação acerca do mesmo.

De acordo com Bezerra (2024), a evasão tem influência direta de diversos fatores, sejam eles acadêmicos, pessoais ou econômicos, tornando imprescindível que as instituições de ensino identifiquem esses elementos com o intuito de criar estratégias de mitigação assertivas.

Dentre as várias abordagens existentes que podem conseguir identificar esse problema, a análise de dados tem se mostrado poderosa, por ser uma ferramenta que permite detectar os padrões e fatores associados à evasão, bem como desenvolver modelos preditivos que auxiliem as instituições na identificação de problemas e com isso na adoção de estratégias para auxiliar na redução do índice de evasão.

Segundo Vescovi (2020), a análise preditiva pode ser utilizada de forma ética com sucesso na retenção de estudantes. Esse tipo de análise consegue auxiliar as instituições na tomada de decisões baseadas em dados, de forma que seja atingida a melhora da experiência e desempenho acadêmico dos alunos.

Alguns trabalhos foram desenvolvidos na instituição em torno da problemática de evasão, mas esses trabalhos não chegaram a realizar a modelagem e criação de modelos preditivos para evasão.

O presente trabalho tem como objetivo principal explorar a utilização de técnicas de mineração e análise de dados, e também o aprendizado de máquina para identificar os principais padrões associados com a evasão de alunos dos cursos de Engenharia de Computação e Telemática do Instituto Federal da Paraíba (IFPB) campus Campina Grande, com o intuito de entender as motivações por trás da evasão acadêmica e, assim, gerar modelos preditivos, que sejam capazes de, com base nas variáveis investigadas, predizer se o aluno tem potencial de evadir ou não.

O trabalho foi organizado da seguinte forma: a Seção 2 discute os referenciais que foram o suporte teórico relacionado ao tema; na Seção 3 estão os trabalhos relacionados desenvolvidos sobre o tema de evasão no IFPB; a Seção 4 aborda a metodologia de como o trabalho foi desenvolvido; na Seção 5 temos os resultados e as discussões encontradas acerca da evasão escolar; por fim, na Seção 6 temos as considerações finais a respeito da pesquisa desenvolvida.

2. Referencial Teórico

Esta seção apresenta os conceitos da mineração de dados, análise exploratória de dados e aprendizado de máquina, e como esses pontos são úteis para analisar dados de evasão de alunos e criar um modelo explicativo da situação, além da definição, impactos e causas da evasão detectados em outros trabalhos.

2.1. Mineração de dados

De acordo com Côrtes *et al*., (2002) a mineração de dados com o passar dos anos tem se tornado cada vez mais popular, sendo utilizada como uma ferramenta assertiva para a descoberta de padrões e tendências, conseguindo detectar informações que possam guiar decisões.

A mineração de dados consiste na extração ou mineração do conhecimento de grandes volumes de dados, que segundo Fayyard (1996) ela é uma parte importante do *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) que permite identificar informações válidas a respeito dos dados a partir da detecção de padrões nos mesmos.

Segundo Falcão (2023) a mineração de dados educacionais consegue apoiar e dar suporte nas decisões educacionais, porém de uma forma que seja para complementar a percepção humana sobre a situação.

2.2. Análise Exploratória dos Dados

Segundo Tukey (1977), "A análise exploratória dos dados é trabalho de detetive, procurando pistas e evidências; análise confirmatória de dados é trabalho judicial ou quase-judicial, que analisa, avalia e julga as provas e as evidências".

Na realização de análise exploratória de dados o maior objetivo é capturar, a partir dos dados, o máximo de informação que seja possível, de forma que posteriormente sejam

confirmadas através de uma inferência estatística, utilizando-se na captura de informações os métodos que possibilitem um estudo detalhado dos dados, antes que seja necessário adaptá-los (Medri, 2011).

De acordo com Kotu e Deshpande (2018), para iniciar o processo de preparação de dados é necessária uma análise detalhada que possibilite compreender melhor o conjunto de dados, sua estrutura, distribuição de valores, presença de *outliers* e relações internas entre as variáveis do conjunto.

2.3. Aprendizado de máquina

A ciência da programação de computadores que ocorre de maneira que os mesmos possam aprender com os dados é a aprendizagem de máquina (Géron, 2021). Ainda segundo Géron (2021), a classificação dos sistemas de aprendizado de máquina ocorre segundo a quantidade e o tipo de supervisão que irão receber no decorrer do treinamento, e a partir disso podem ser classificados dentre as categorias de aprendizado de máquina, como, por exemplo, o aprendizado supervisionado e não supervisionado.

De acordo com Monard *et al*. (2003), o aprendizado supervisionado é categorizado quando o conjunto de treinamento é fornecido e para ele tem um rótulo conhecido que é referente a saída do sistema, já o aprendizado não supervisionado não possui esse tipo de rótulo e ocorre realizando agrupamentos com o conjunto de dados.

2.4. Evasão de alunos

A evasão ou abandono dos estudos sem finalização, por parte do aluno, representa uma das maiores problemáticas enfrentadas pelo Ensino Superior do Brasil, sendo uma enorme perda para todos os envolvidos no processo de ensino, inclusive para o país (Lobo, 2012).

Segundo o instituto Semesp (2024), a taxa de evasão dos alunos no ensino superior entre 2018 e 2022 ultrapassou 57,2%, que pode ser explicada por diversas motivações, sendo uma delas o déficit de aprendizagem na educação básica dos estudantes.

Além disso, a evasão tem o poder de gerar impactos significativos na economia do país, pois pode gerar comprometimento do desenvolvimento do mesmo, causado pela redução da mão de obra qualificada. Os fatores socioeconômicos também são responsáveis por agravar o problema de evasão, mantendo esse ciclo e atenuando as desigualdades

existentes Rosa *et al*. (2023). De acordo com Sousa (2015) ocorre um rendimento inferior e maior propensão a evadir, por parte de alunos que tenham uma menor renda, pois estes necessitam cooperar financeiramente com a família, e estão mais sujeitos a problemas acadêmicos.

Segundo Bardagi *et al*. (2012), a evasão também pode ser capaz de refletir a insatisfação dos alunos com o ensino superior, dessa forma ainda ocorrem alguns fenômenos em crescimento como o abandono e trancamento de matrículas. Já Dutra et al. (2022) indica que o desempenho dos alunos é diretamente influenciado por diversos fatores como a nota, idade, cota e ano de ingresso do aluno.

De acordo com Furtado *et al*. (2012), tem se tornado mais comum nas universidades privadas de todo o mundo, a evasão universitária, e esse fator ocorre sem se relacionar com as especificidades socioeconômicas e culturais dos países, e também apesar das diferenças entre as instituições de ensino, o que entra em desacordo com as ideias encontradas por outros autores citados anteriormente e indica a necessidade de realizar estudos mais aprofundados sobre as motivações que levam à evasão escolar, para compreender melhor os fatores envolvidos e desenvolver estratégias mais eficazes de enfrentamento do problema.

3. Trabalhos Relacionados

Esta seção apresenta outros trabalhos desenvolvidos no âmbito do IFPB que abordam a temática de evasão de alunos.

3.1. Evasão escolar em cursos superiores da área de TI: um estudo de caso no IFPB Campina Grande

O trabalho realizado por Elias *et al*. (2023) aborda um estudo realizado através de uma análise dos dados do SUAP, e também aplicação e avaliação de questionários com alunos e ex-alunos para permitir encontrar relações com evasão. De acordo com esse trabalho, o abandono do curso por parte dos alunos, pode ser decorrente do perfil socioeconômico e acadêmico dos mesmos.

3.2. Análise dos fatores de evasão dos alunos dos cursos técnicos da área de informática no ifpb campus campina grande

No estudo feito por De Sousa (2022), questionários foram aplicados a alunos dos cursos técnicos de TI para entender os fatores motivacionais que levaram à evasão. A pesquisa também incluiu uma análise dos dados do SUAP para identificar padrões que indicassem a transferência de alunos para o ensino superior, de acordo com o segundo questionário aplicado na pesquisa caracterizado como (QP2), as causas que mais contribuíram com a evasão foi o não atendimento de expectativas dos alunos, o estado emocional, problemas familiares e ou pessoais e a falta de auxílio financeiro, e também se destacam fatores de evasão influenciados pelo perfil dos alunos.

3.3. Classificação de estudantes com potencial à evasão: aplicando mineração de dados no contexto de cursos técnicos subsequentes do IFPB

O trabalho de DUTRA *et al*. (2022) foca na predição da evasão nos cursos técnicos subsequentes do IFPB Campus Cajazeiras. Para isso, foram utilizadas técnicas de mineração de dados, permitindo identificar perfis de alunos com maior risco de desistência. A classificação realizada foi capaz de identificar a partir dos algoritmos com uma taxa de acerto superior a 80% que a evasão escolar é mais influenciada pelo número de períodos cursados, e que a distância geométrica que o aluno percorre até chegar no Campus não foi preponderante para evasão.

Dessa forma, os trabalhos citados fornecem uma base para a presente pesquisa, reforçando a relevância da aplicação de métodos de análise de dados e aprendizado de máquina na compreensão da evasão escolar. O presente estudo busca expandir as abordagens já realizadas, propondo a análise de dados, aplicação de seleção de *features* e

treinamento de modelos de classificação para a identificação de padrões de evasão, nos cursos superiores de TI do IFPB campus Campina Grande.

4. Metodologia

Este trabalho tem o intuito de coletar e analisar dados de discentes do IFPB de forma que sejam investigadas as motivações relacionadas à evasão, como meio de se alcançar esse objetivo, foi realizada uma pesquisa quantitativa que, de acordo com Creswell (2017), ocorre relacionando variáveis para responder questões específicas, baseando-se em teorias para formular hipóteses que predizem relações entre essas variáveis.

Após isso, o trabalho ainda objetiva realizar o treinamento de modelos que sejam capazes de realizar a predição do potencial de evasão dos alunos dos cursos superiores de TI do IFPB campus Campina Grande.

4.1. Estudos e Levantamento do Estado da Arte

Nessa etapa, foram realizadas coletas de informações a partir de leituras de artigos científicos que abordavam temas como *smart campus*, evasão de alunos e modelos preditivos. O objetivo principal foi identificar como esses estudos foram conduzidos, as abordagens utilizadas e os resultados encontrados, de modo a servir como base para a concepção do estudo e orientar a realização da pesquisa.

Também foram conduzidos estudos acerca dos temas relacionados com aprendizado de máquina, como modelos de classificação, regressão, aprendizado supervisionado, não supervisionado e aprendizado federado, buscando aprimorar os conhecimentos necessários ao desenvolvimento da pesquisa e à aplicação dos métodos preditivos.

4.2. Pré-Processamento de Dados

A primeira etapa do pré-processamento consistiu na coleta dos dados de alunos, esses dados foram extraídos da plataforma SUAP[1] (Sistema Unificado de Administração Pública), através de um relatório gerado pela mesma que é emitido para usuários que possuem permissão. As informações extraídas a partir dos dados se tratavam dos alunos, componentes curriculares, registros no diário, curso de referência e período letivo.

[1] Disponível em: https://suap.ifpb.edu.br. Acesso em 01 Mar. 2024

Com o intuito de entender a estrutura e o significado das variáveis, além de identificar a necessidade de limpeza e tratamento dos dados, posteriormente à coleta, com o auxílio das bibliotecas do Python[2], numpy, pandas, matplotlib e sklearn, foi elaborado um dicionário de dados que especifica o nome, o conteúdo de cada coluna e o tipo de dados. Com base no dicionário de dados, foram definidas as colunas que se tratavam de situações de alunos e possíveis candidatas a serem a variável alvo (*target*) do estudo, ou seja, a coluna que indicasse que o aluno evadiu do curso.

A Tabela 1 contém as colunas que se referem a situação no conjunto de dados.

Tabela 1 – Situações nos dados

Coluna de Situação	Definição	Tipo de Dado
(Aluno) Situacao sistemica	Situação sistêmica do aluno	object
(Aluno) Situacao no ultimo periodo	Situação do aluno no último período fechado	object
(Periodo) Situacao	Situação do período em si	object
(Diario) Situacao	Situação no diário da disciplina referente	object
(Aluno) Situacao no curso	Situação geral do aluno no curso	object

Fonte: Autoria Própria

Ao longo do desenvolvimento desta etapa, foram realizados alguns passos para permitir o desenvolvimento do estudo, alguns deles foram:

1. Categorização de outras situações como evadido, para permitir identificar corretamente todas as situações referentes a evasão de curso;
2. Exclusão de dados referentes a alunos do nível médio, por não se tratarem do objeto de estudo;
3. Remoção de colunas com valores nulos ou que não seriam utilizadas na análise, para garantir melhor desempenho;
4. Conversão da idade dos alunos para um valor numérico inteiro, os valores estavam como relative delta;

[2] https://www.python.org Acesso em 10 Dez. 2024

5. Focalização somente nos estados para análises futuras, separando-os entre alunos da Paraíba e de fora do estado;
6. Padronização da coluna que contém o sexo dos alunos, pois estava com formas maiúsculas e minúsculas para as mesmas categorias;
7. Divisão da variável "faixa de renda" em somente duas categorias, que determina se o aluno é de baixa renda ou não;
8. Transformação das variáveis de cor e raça para formato numérico, conforme a ordem alfabética, dispensar a necessidade futura de conversão de categórico para numérico.

A Tabela 2 se refere às situações existentes categorizadas como situações de evasão, construída com base na definição de evasão de curso de Andifes et al. (1996) que a caracteriza como sendo a situação que ocorre quando há o desligamento do estudante do curso superior, que pode ocorrer devido aos mais diversos fatores, ou seja, quando há abandono, desistência, transferência ou reopção, além da exclusão por parte da instituição.

Tabela 2 – Situações categorizadas como evadido

Situação existente	Situação categorizada
Cancelado voluntariamente	Evadido
Cancelado compulsoriamente	Evadido
Afastado	Evadido
Transferido internamente	Evadido

Fonte: Autoria Própria

A limpeza dos dados permitiu a criação de gráficos e tabelas com o intuito de visualizar as informações, de forma que os alunos foram separados conforme o curso de referencia (Engenharia de Computação ou Telemática), por serem os dois cursos superiores de TI do IFPB Campus Campina Grande, o objeto do presente trabalho, conforme os anos e períodos letivos de matrícula.

Para cada período e ano letivo de matrícula dos alunos foi gerada uma tabela contendo a quantidade de alunos em cada situação, também foram gerados gráficos de contagem dos alunos matriculados em cada ano e período letivo para cada curso e em cada característica de interesse como estado, sexo, tipo de escola anterior.

4.3. Análise dos dados

Após a limpeza e análise exploratória dos dados, passou-se para a análise propriamente dita, que teve como principal objetivo obter informações relacionadas à evasão dos alunos. Inicialmente, foram calculados os percentuais de evasão para cada curso. A partir dessa análise inicial, os percentuais de evasão foram analisados em diferentes grupos de interesse, que incluíram estado de origem, sexo e tipo de escola anterior dos alunos.

4.4. Seleção de *Features*

Para correlacionar os dados existentes com a evasão de alunos, foi necessário o uso de métodos específicos de seleção de *features* que são o PCA e o *feature importance* utilizando a árvore de decisão. No entanto, antes de aplicar esses métodos, os dados ainda precisavam de um treinamento adicional, que foi a realização da transformação de variáveis categóricas em representações numéricas por meio do método pd.get_dummies[3], sendo necessário devido ao fato de estar sendo gerada uma única base de dados para treinamento de cada curso e o método preditivo de classificação *MLP classifier* necessitar de dados numéricos para a execução, após isso os dados também foram normalizados, com o intuito de garantir que estivessem em um intervalo mais apropriado.

Com o intuito de identificar as variáveis que apresentavam maior correlação com a evasão, foram aplicados dois métodos: a análise de componentes principais (PCA) e o *feature importance* utilizando uma árvore de decisão. O PCA, segundo Zimmermann *et al*. (2008), pode ser considerado uma ferramenta poderosa para a compressão da correlação dos dados, permitindo a redução da dimensionalidade dos mesmos para facilitar a visualização da correlação. Enquanto o *Feature Importance*, de acordo com Breiman (2001), permite indicar a relevância das variáveis para a previsão de modelos, no caso do presente estudo as bases utilizadas para o treinamento de modelos foram as geradas a partir do *feature importance* utilizando a árvore de decisão.

4.5. Treinamento de modelos

A partir do resultado do *Feature Importance* utilizando a Árvore de Decisão foram obtidas as 20 colunas com maior influência na evasão dos alunos e essas foram utilizadas para o

[3] https://pandas.pydata.org/docs/reference/api/pandas.get_dummies.html Acesso em 05 Abr. 2024

treinamento de modelos. Inicialmente os dados foram separados para isolar a variável alvo ‘Aluno_Evadido’.

Os dados também foram divididos utilizando uma abordagem comum nos materiais de estudo, através do train_test_split[4], determinando 80% para treino e 20% para teste, após isso os dados também foram divididos utilizando a técnica de validação cruzada com k-folds = 5, por ser um método de validação cruzada abordado nos materiais estudados, sendo realizado separando os dados em cinco partes, contendo quatro para treinamento e uma para teste, sem repetição. Em seguida, os dados foram divididos novamente através da validação cruzada com parâmetro de repetição para três vezes.

A Tabela 3 compreende os modelos de classificação treinados, escolhidos por serem alguns métodos padrões visualizados durante a fase de estudos sobre aprendizado de máquina, sendo eles: Árvore de decisão, KNN e MLPClassifier, na tabela também estão os respectivos parâmetros utilizados para cada um dos modelos.

Tabela 3 – Modelos Treinados

Modelo	Parâmetro
Árvore de decisão 1	Entropy
KNN 1	Euclidean, k=7
Árvore de decisão 2	Max Depth=4
KNN 2	Manhattan, k=5
MLPClassifier	3-2 layers

Fonte: Autoria Própria

5. Resultados e Análise

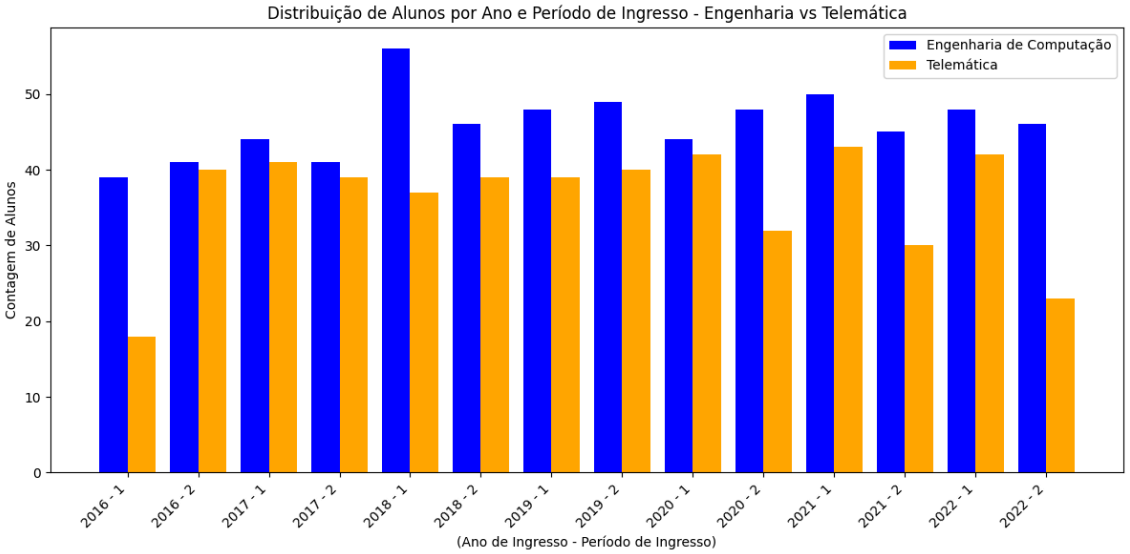
Esta seção, traz os resultados encontrados a partir do estudo realizado com os dados coletados de alunos do IFPB. Os resultados encontrados são seguidos das discussões das implicações dos mesmos.

A Figura 1 apresenta os resultados da contagem da quantidade de alunos matriculados nos diferentes anos e períodos letivos, abrangendo desde 2016.1 até 2022.2, nos cursos de Engenharia da Computação e Telemática. A análise dessa visualização

[4] https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.model_selection.train_test_split.html

permite compreender a evolução do número de estudantes ao longo dos anos, evidenciando possíveis tendências e variações na procura pelos cursos.

Figura 1 – Contagem Total de Alunos nos Curso de Engenharia de Computação e Telemática por Ano e Período de Ingresso



Fonte: Autoria Própria

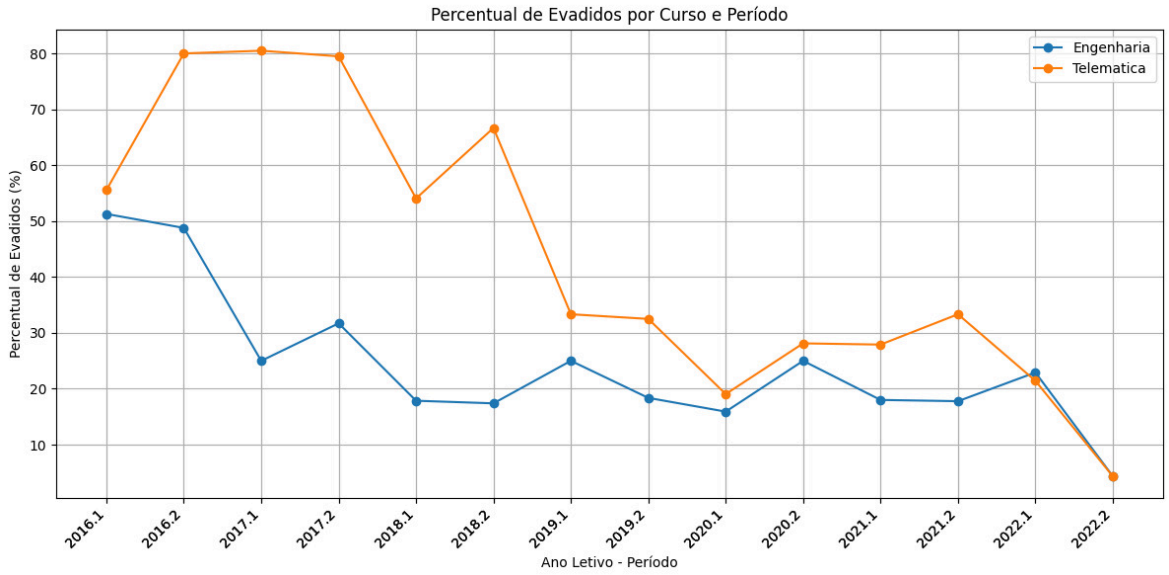
Com os resultados do gráfico, nota-se que para o curso de Engenharia da Computação o menor número de matrículas ocorreu no período 2016.1 que se refere ao período de início do curso, com aproximadamente 39 alunos matriculados, o pico de matrículas para o curso foi registrado em 2018.1, quando o curso alcançou cerca de 60 alunos. Esse crescimento pode estar relacionado ao aumento do interesse pela área de TI, e também a um maior conhecimento sobre o curso no âmbito do Estado. Após esse período, a quantidade de alunos matriculados sofreu algumas oscilações entre os períodos subsequentes, mas manteve as quantidades de alunos matriculados sempre maiores que 40.

Considerando o recorte de tempo entre 2016.1 e 2022.2, verificamos que a quantidade de alunos matriculados no curso de Telemática variou significativamente ao longo dos anos. Em 2016.1, o número de estudantes era de somente 18, enquanto em 2021.1 houve um crescimento expressivo, atingindo 42 matrículas. Esse aumento pode estar diretamente relacionado com o surgimento de um maior interesse pela área de Tecnologia da Informação (TI), ocorrido devido à pandemia da Covid-19.

Com isso, o gráfico não somente evidencia as oscilações no número de alunos matriculados ao longo dos anos, como também sugere possíveis correlações com fatores externos, como a valorização do setor de TI e mudanças na dinâmica do ensino superior.

A Figura 2 apresenta os resultados referentes ao percentual de alunos evadidos nos cursos de Engenharia da Computação e Telemática ao longo dos períodos no recorte de tempo analisado. Essa visualização permite compreender a distribuição da evasão entre os dois cursos e identificar padrões ao longo do tempo.

Figura 2 – Percentual de Evadidos por Curso e Período

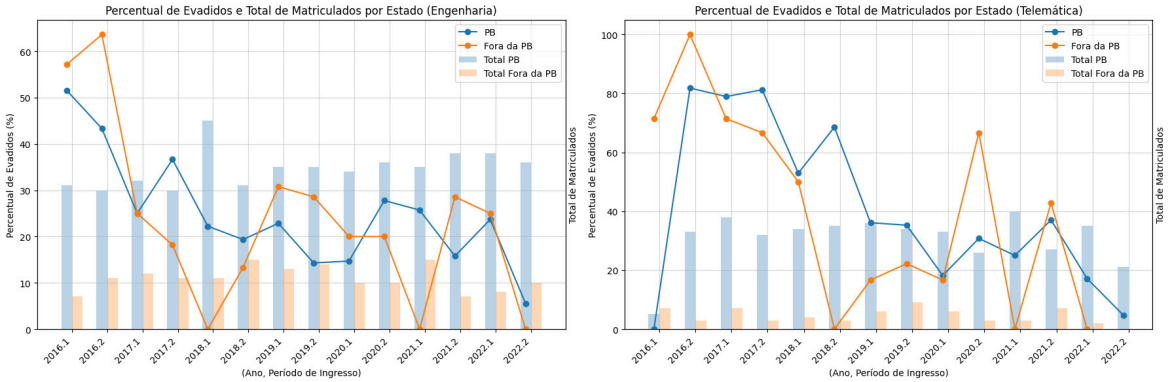


Fonte: Autoria Própria

Com base nos resultados do gráfico é possível identificar, que na maioria dos períodos estudados os maiores percentuais de evasão identificados se referem ao curso de Telemática, com exceção somente do período 2022.1 em que o percentual de evasão no dos alunos matriculados no curso de Engenharia da Computação foi maior, e do período 2022.2 que os percentuais de evasão entre os alunos matriculados dos dois cursos foram aproximadamente iguais.

A Figura 3 compreende os resultados referentes ao percentual de evasão dos dois cursos ao longo do tempo, agrupados conforme o estado de origem dos alunos.

Figura 3 – Percentual de Evadidos e Total de Matriculados para cada curso agrupado por estado de origem



Fonte: Autoria Própria

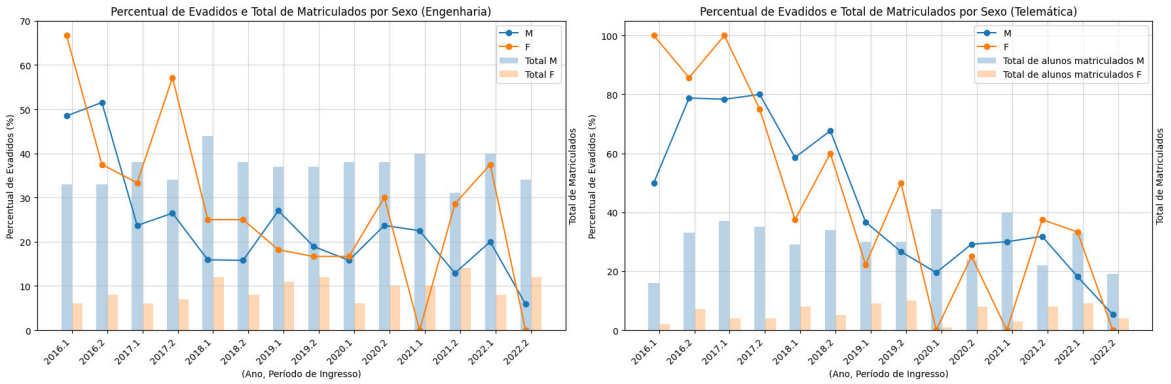
A análise do gráfico revelou que o estado de origem dos alunos não teve uma influência significativa sobre a evasão nos cursos analisados. No entanto, um ponto de destaque foi o aumento expressivo do percentual de evasão em ambos os cursos para os alunos matriculados no período 2021.2 principalmente para o curso de Engenharia de Computação, mas isso também acontece para o curso de Telemática. Esse crescimento pode estar diretamente associado ao impacto causado pelo retorno das aulas presenciais após o início da pandemia de Covid-19 por parte dos alunos que ingressaram no período letivo em questão.

Um dos possíveis fatores que contribuíram para esse aumento pode ter sido a dificuldade enfrentada por alunos de outros estados que se matricularam neste período na perspectiva de fazer o curso na modalidade remota, necessitarem realizar o curso no formato presencial no campus Campina Grande e não conseguiram cumprir com essa exigência.

Dessa forma, os dados reforçam a importância de políticas institucionais que facilitem a transição entre os formatos de ensino, garantindo maior suporte aos estudantes, especialmente àqueles que precisam se deslocar de outros estados para frequentar as aulas presenciais.

A Figura 4 aborda os resultados relativos ao percentual de alunos evadidos agrupados segundo o sexo, ano e período letivo para os dois cursos de TI.

Figura 4 – Percentual de Evadidos e Total de Matriculados para cada curso agrupado por sexo



Fonte: Autoria Própria

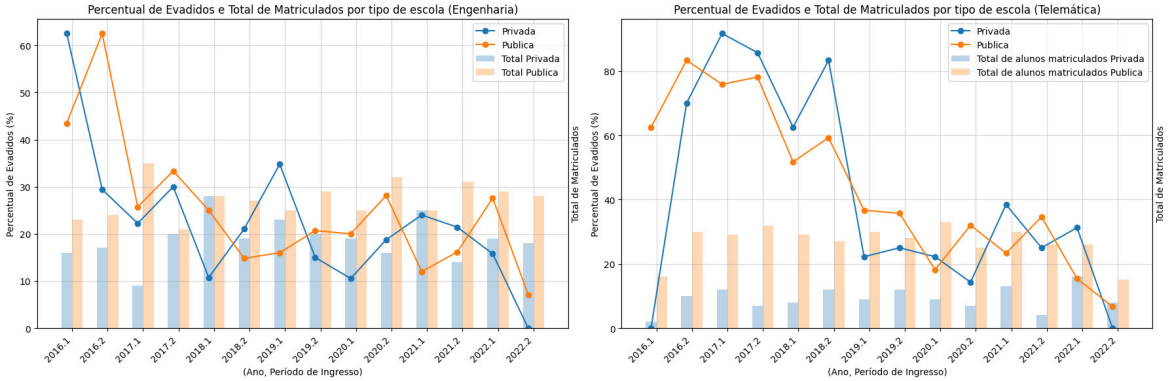
A análise do gráfico revelou um padrão distinto de evasão entre os cursos de Engenharia da Computação e Telemática com relação ao sexo dos alunos, que tem variações e não ocorre com uma padronização ao longo do tempo de um grupo que mais evade. No curso de Engenharia da Computação, o percentual de evasão foi maior entre as alunas do sexo feminino em 8 dos 14 períodos analisados, e isso ocorre de forma contrária para o curso de Telemática, a evasão maior para os alunos do sexo masculino em 8 dos 14 períodos analisados.

Esse comportamento pode estar relacionado a diversos fatores, como desafios específicos enfrentados por alunas em cursos tradicionalmente dominados por homens, dificuldades na adaptação ao ambiente acadêmico, ou até mesmo a falta de representatividade feminina.

Porém a evasão do sexo masculino pode indicar outros desafios, como o ingresso precoce no mercado de trabalho e necessidade da busca por oportunidades profissionais antes da conclusão do curso.

A Figura 5 apresenta o percentual de evasão para os dois cursos para cada ano e período letivo agrupado por tipo de escola anterior.

Figura 5 – Percentual de Evadidos e Total de Matriculados para cada curso agrupado por tipo de escola anterior



Fonte: Autoria Própria

A análise dos gráficos revelou que, para ambos os cursos, o percentual de evasão foi maior entre os alunos oriundos de escolas públicas em comparação com aqueles que estudaram em escolas privadas, porém para o curso de Telemática esse percentual foi mais equiparado entre as duas categorias. Esse padrão pode estar associado a diversos fatores, como diferenças no nível de preparação acadêmica, dificuldades socioeconômicas, necessidade de conciliar os estudos com o trabalho e acesso limitado a recursos educacionais complementares.

Após o processo realizado anteriormente de identificação individualizada de variáveis que influenciaram no percentual de evasão dos alunos ao longo dos anos e períodos letivos, também foram utilizados algoritmos que consumiram todas as variáveis do conjunto de dados, e indicaram as mais influentes na evasão, culminando nas tabelas 4 e 5 e nas figuras 6 e 7 abaixo que trazem os resultados da redução de *features* realizada através do PCA e da árvore de decisão.

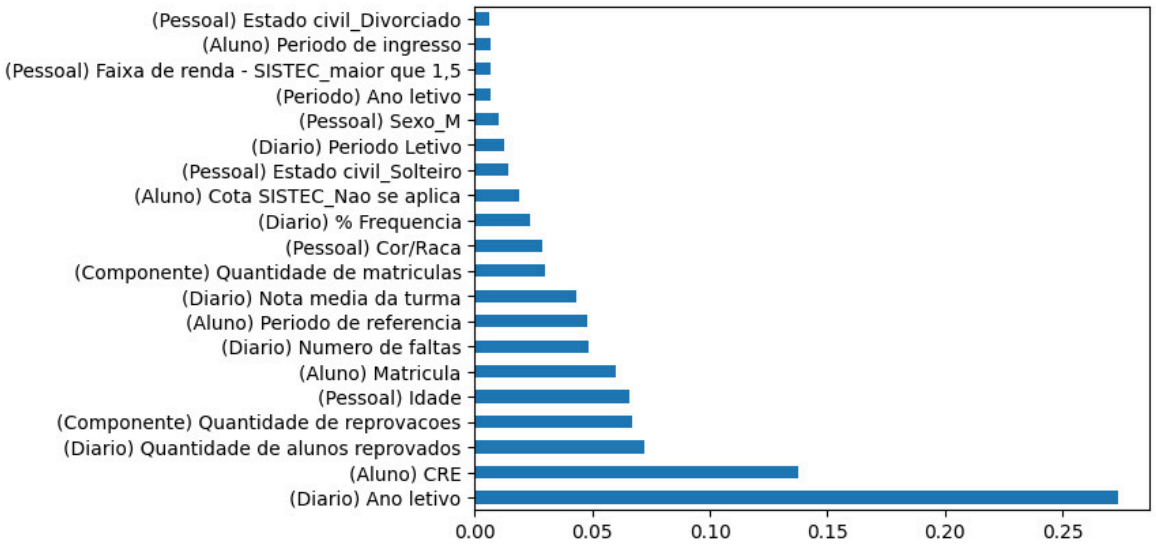
Tabela 4 – PCA para o curso de Engenharia de Computação

As 5 variáveis mais fortes em PC 1: ['(Aluno) Cota SISTEC_Nao se aplica', '(Aluno) Cota SISTEC_Escola Publica', '(Escola anterior) Tipo_Publica', '(Aluno) Ano de ingresso', '(Aluno) Matricula']
As 5 variáveis mais fortes em PC 2: ['(Aluno) CRE', '(Diario) Ano letivo', '(Periodo) Ano letivo', '(Diario) Periodo Letivo', '(Pessoal) Estado_PB']
As 5 variáveis mais fortes em PC 3: ['(Pessoal) Estado_PB', '(Pessoal) Estado_Fora da PB', '(Aluno) Ano de ingresso', '(Aluno) Matricula', '(Escola anterior) Tipo_Publica']
As 5 variáveis mais fortes em PC 4: ['(Aluno) Periodo de ingresso', '(Diario) Periodo Letivo', '(Aluno) Periodo de referencia', '(Aluno) CRE', '(Pessoal) Estado civil_Solteiro']
As 5 variáveis mais fortes em PC 5: ['(Diario) Periodo Letivo', '(Aluno) Periodo de referencia', '(Aluno) Ano de ingresso', '(Aluno) Matricula', '(Pessoal) Estado_PB']

Fonte: Autoria Própria

Ficou perceptível, com base no PCA gerado na tabela 4, a importância de algumas variáveis analisadas anteriormente como tipo de escola anterior, ano e período de ingresso, estado de origem do aluno e alguns não avaliados como o CRE do aluno.

Figura 6 – Feature Importance com Árvore de Decisão para o curso de Engenharia de Computação



Fonte: Autoria Própria

A partir da análise do *Feature Importance* com Árvore de Decisão, foi ressaltada a importância de algumas variáveis analisadas anteriormente como tipo de escola anterior,

ano e período de ingresso, estado de origem do aluno e sexo, e alguns não avaliados como idade e CRE do aluno.

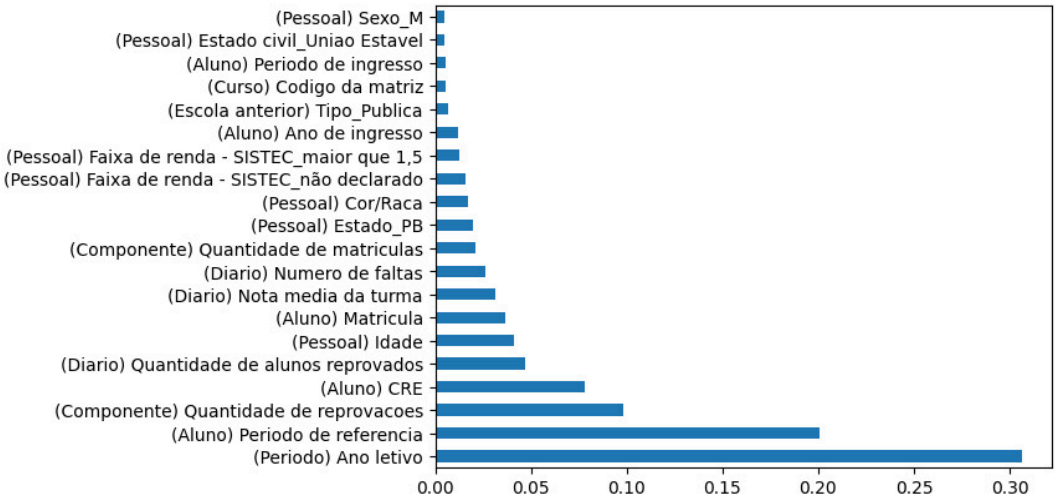
Tabela 5 – PCA para o curso de Telemática

As 5 variáveis mais fortes em PC 1: ['(Curso) Codigo da matriz', '(Aluno) Matricula', '(Pessoal) Estado_PB', '(Aluno) Cota SISTEC_Nao se aplica', '(Pessoal) Estado civil_Solteiro']
As 5 variáveis mais fortes em PC 2: ['(Aluno) Cota SISTEC_Nao se aplica', '(Aluno) Cota SISTEC_Escola Publica', '(Escola anterior) Tipo_Publica', '(Aluno) Periodo de referencia', '(Curso) Codigo da matriz']
As 5 variáveis mais fortes em PC 3: ['(Aluno) Periodo de ingresso', '(Diario) Periodo Letivo', '(Pessoal) Faixa de renda - SISTEC_não declarado', '(Aluno) CRE', '(Aluno) Periodo de referencia']
As 5 variáveis mais fortes em PC 4: ['(Diario) Periodo Letivo', '(Pessoal) Estado civil_Solteiro', '(Aluno) Periodo de referencia', '(Aluno) CRE', '(Pessoal) Estado civil_Casado']
As 5 variáveis mais fortes em PC 5: ['(Pessoal) Estado civil_Solteiro', '(Diario) Periodo Letivo', '(Pessoal) Estado_PB', '(Pessoal) Estado civil_Casado', '(Pessoal) Estado_Fora da PB']

Fonte: Autoria Própria

Através do PCA gerado contido na tabela 5, foi possível detectar a importância de algumas variáveis analisadas anteriormente como tipo de escola anterior, ano e período de ingresso, estado de origem do aluno e alguns não avaliados como o estado civil do aluno, % de frequência.

Figura 7 – Feature Importance com Árvore de Decisão para o curso de Telemática



Fonte: Autoria Própria

Partindo dos resultados obtidos através do *Feature Importance* com Árvore de Decisão, se destacou a importância de algumas variáveis analisadas anteriormente como ano e período de ingresso, tipo de escola anterior, estado de origem do aluno e sexo, e alguns não avaliados como idade, cor ou raça e CRE do aluno.

Na Tabela 6, estão os resultados dos modelos que foram treinados para o curso de Engenharia de Computação, com os dados separados através do *train_test_split* possibilitando avaliar o desempenho de cada um deles.

Tabela 6 – Resultado dos modelos treinados para o curso de Engenharia de Computação

	Acurácia (%)	IC(%)	*Precision (%)*	IC(%)	*Recall (%)*	IC(%)
Árvore de Decisão 1	80,6	73,8-87,4	80,0	73,6-87,3	81,0	73,8-87,4
KNN 1	76,7	69,4-84,0	74,0	66,3-81,4	77,0	69,4-84,0
Árvore de Decisão 2	80,6	73,8-87,4	85,0	78,3-90,8	81,0	73,8-87,4
KNN 2	76,7	69,4-84,0	74,0	66,8-81,8	77,0	69,4-84,0
MLPClassifier	79,8	72,9-86,8	78,0	70,9-85,2	80,0	72,9-86,8

Fonte: Autoria Própria

Conforme a Tabela 6, as Árvores de Decisão 1 e 2 tiveram a maior acurácia (80,6%), além de maior recall e um intervalo de confiança razoável, enquanto o KNN 2 teve 80,8% de valor de acurácia, dessa forma os dois modelos atingiram um bom equilíbrio entre precisão e recall, e são os mais adequados entre os 5 treinados.

A Tabela 7 contém os resultados obtidos através dos modelos treinados a partir dos dados gerados através da validação cruzada com 3 repetições para o curso de Engenharia de Computação.

Tabela 7 – Resultado dos modelos treinados a partir da validação cruzada com 3 repetições para o curso de Engenharia de computação

	Acurácia Média (%)	IC(%)	*Precision* (%)	IC(%)	*Recall* (%)	IC(%)
Árvore de Decisão 1	78,3	76,3-80,3	53,3	49,0-57,5	52,3	47,8-56,9
KNN 1	78,4	77,3-79,6	57,4	52,1-62,7	35,6	31,2-39,9
Árvore de Decisão 2	77,5	75,8-79,1	55,0	49,2-60,8	32,3	27,5-37,0
KNN 2	79,2	77,6-80,7	60,3	53,2-67,4	37,9	33,7-42,2
MLPClassifier	76,8	75,3-78,4	36,2	24,7-47,7	34,2	23,4-45,0

Fonte: Autoria Própria

Dos resultados obtidos a partir da Tabela 7, para os modelos treinados com os dados obtidos da validação cruzada com 3 repetições, ficou perceptível que O KNN 2 é o melhor modelo, pois apresenta a maior acurácia 79,2%, maior precisão 60,3% e um recall razoável de 37,9%.

Esse modelo é eficaz na identificação correta das amostras e assim consegue reduzir os falsos positivos, garantindo um bom equilíbrio entre as classificações de evasão positivas e as negativas.

Na Tabela 8 estão os resultados gerados através dos modelos treinados com os dados divididos usando o *train_test_split* para os dados referentes aos alunos do curso de Telemática.

Tabela 8 – Resultado dos modelos treinados para o curso de Telemática

	Acurácia Média (%)	IC(%)	*Precision* (%)	IC(%)	*Recall* (%)	IC(%)
Árvore de Decisão 1	79,2	71,9-86,4	79,0	72,1-86,6	79,0	71,9-86,4
KNN 1	77,5	70,0-85,0	78,0	70,1-85,0	78,0	70,0-85,0
Árvore de Decisão 2	75,0	67,3-82,8	80,0	73,0-87,3	75,0	67,3-82,75
KNN 2	80,8	73,8-87,8	81,0	74,1-88,1	81,0	73,8-87,9
MLPClassifier	75,8	68,2-83,5	76,0	68,1-83,5	76,0	68,2-83,5

Fonte: Autoria Própria

Partindo dos resultados da tabela 8 o KNN 2 oferece alta acurácia, alta precisão e alto recall, fazendo previsões corretas e identificando a maioria dos casos de evasão, com pouco risco de falhar em casos importantes, porém o modelo de Árvore de Decisão 2, também tem uma precisão alta, embora com recall um pouco menor, dessa foma tendo também bons resultados no treinamento.

Na Tabela 9 estão os resultados obtidos a partir dos modelos treinados com os dados obtidos a partir da validação cruzada com 3 repetições para o curso de Telemática.

Tabela 9 – Resultado dos modelos treinados usando validação cruzada com 3 repetições para o curso de Telemática

	Acurácia Média (%)	IC(%)	*Precision* (%)	IC(%)	*Recall* (%)	IC(%)
Árvore de Decisão 1	80,4	79,1-81,7	78,7	76,0-81,3	78,3	76,7-80,0
KNN 1	74,6	72,7-76,4	72,7	69,7-75,6	71,4	67,9-74,9
Árvore de Decisão 2	81,3	79,9-82,6	90,7	87,7-93,8	66,8	62,7-70,9
KNN 2	77,9	76,2-79,7	77,2	75,2-79,2	73,8	70,5-77,1
MLPClassifier	78,6	75,3-81,8	78,0	73,7-82,4	75,8	70,5-81,2

Fonte: Autoria Própria

Com base nos resultados contidos na Tabela 9 ficou expressivo que a Árvore de decisão 1 tem o melhor desempenho, com alta acurácia, precisão e recall, porém o KNN 2 tem maior precisão, dessa forma ambos obtiveram bom desempenho, garantindo robustez e estabilidade nos resultados.

6. Considerações Finais

O presente trabalho apresentou que a evasão de alunos pode ocorrer devido à associação de diversos fatores, não somente em detrimento de uma causa isolada, implicando na necessidade de observação por parte das instituições dos dados dos alunos, com o intuito de direcionar quais são os conjuntos de fatores de maior influência no percentual de alunos evadidos.

Os percentuais de evasão detectados indicam fatores claros de variáveis como o estado de origem, sexo e tipo de escola anterior do aluno, que conseguem afetar consideravelmente a escolha da evasão por parte dos alunos, indicando para a instituição pontos que devem ser estudados e melhorados para mitigar a evasão de alunos.

Analisando de maneira integral todas as variáveis do conjunto de dados, a seleção de *features* foi realizada de duas maneiras no trabalho, através dos métodos de PCA e *Feature Importance* com Árvore de Decisão, demonstrando a limitação do PCA para o nosso problema, por não apontar diretamente as variáveis com maior correlação com a evasão, e sim os principais componentes agrupados, dessa forma o modelo de Feature Importance com Árvore de Decisão se destacou de maneira positiva por ter seus resultados com uma interpretação mais clara. Porém, ambos trazem variáveis interessantes que influenciam na evasão e que não foram avaliadas anteriormente, como o CRE e a idade do aluno.

Dos modelos treinados para o curso de Engenharia de Computação os que tiveram um maior desempenho foram a Árvore de decisão 1 e o KNN 2, quando o conjunto de dados foi dividido com o train_test_split, já para a validação cruzada com 3 repetições o modelo com melhor desempenho foi o KNN 2, também com um bom intervalo de confiança, com isso o KNN 2 pode ser considerado o mais adequado para o curso de Engenharia de Computação.

Entre todos os modelos treinados para o curso de Telemática os que atingiram maior desempenho foram a Árvore de decisão 2 e KNN 2 quando o conjunto de dados foi dividido com o train_test_split, já para a validação cruzada com 3 repetições os modelos com melhor desempenho foram a Árvore de decisão 1 e o KNN 2, dessa forma o KNN 2, pode ser considerado o mais adequado para as o conjunto de dados do curso de Telemática.

Caso se deseje ir mais longe, em trabalhos futuros outros algoritmos de aprendizado supervisionado de máquina poderão ser aplicados com o intuito de melhorar a previsão da evasão de alunos, como redes neurais, florestas aleatórias e modelos baseados em séries temporais. Além disso, técnicas de aprendizado não supervisionado como a clusterização poderão ser utilizadas para identificar perfis de aluno que tenham maior risco de evasão, possibilitando a implementação de medidas ainda mais.

Outra linha de pesquisa futura pode envolver a realização de entrevistas e questionários com alunos que evadiram, a fim de compreender em maior profundidade os fatores que contribuíram para essa decisão. A coleta de dados qualitativos poderá complementar a análise quantitativa, permitindo uma visão mais abrangente das dificuldades enfrentadas pelos estudantes e possibilitando o desenvolvimento de políticas institucionais mais eficazes.

Essas iniciativas visam não somente prever a evasão com maior precisão, mas também permitir o desenvolvimento de estratégias concretas por parte da instituição com o intuito de mitigar esse problema, promovendo um ambiente educacional mais inclusivo, acessível e eficiente para todos os estudantes.

Referências

ANDIFES, ANDIFES et al. Diplomação, retenção e evasão nos cursos de graduação em instituições de ensino superior públicas: resumo do relatório apresentado a ANDIFES, ABRUEM e SESu/MEC pela Comissão Especial. **Avaliação: Revista da Avaliação da Educação Superior**, v. 1, n. 2, 1996.

BARDAGI, Marucia Patta; HUTZ, Claudio Simon. Rotina acadêmica e relação com colegas e professores: impacto na evasão universitária. **Psico**, v. 43, n. 2, p. 5, 2012.

BEZERRA, Vanessa da Silva et al. Fatores determinantes para evasão e permanência de estudantes no ensino superior. 2024.

BREIMAN, Leo. Random forests. **Machine learning**, v. 45, p. 5-32, 2001.

CRESWELL, John W.; CRESWELL, J. David. **Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches**. Sage publications, 2017.

DA COSTA CÔRTES, Sérgio; PORCARO, Rosa Maria; LIFSCHITZ, Sérgio. **Mineração de dados-funcionalidades, técnicas e abordagens**. PUC, 2002.

DE SOUSA, Maelly KV et al. Análise dos fatores de evasao dos alunos dos cursos técnicos da área de informática no ifpb campus campina grande. In: **Workshop sobre Educação em Computação (WEI)**. SBC, 2022. p. 369-380.

DUTRA, Janderson Ferreira; DE SOUZA, João Paulo Lopes; DE SOUZA FERNANDES, Damires Yluska. Classificação de estudantes com potencial à evasão: aplicando mineração de dados no contexto de cursos técnicos subsequentes do IFPB. **Revista Principia**, v. 59, n. 3, p. 1009-1027, 2022.

ELIAS, Rayanne Kelly Marcelino Barros; LUCENA, Iasmin Santos. **Evasão escolar em cursos superiores da área de TI: um estudo de caso no IFPB Campina Grande**. 2023. Trabalho de Conclusão de Curso.

FALCÃO, Adair Perdomo et al. Mineração de Dados Educacionais para a predição da evasão de alunos do ensino superior: Estudo de caso na Universidade Federal da Fronteira Sul-Campus Realeza. 2023.

FAYYARD, U. From data mining to knowledge discovery in databases. **AI magazine**, 1996.

FURTADO, Vanessa Viégas Alves; ALVES, Tiago Wickstrom. Fatores determinantes da evasão universitária: Uma análise com alunos da UNISINOS. **Contextus: Revista Contemporânea de economia e gestão**, v. 21, n. 20, p. 6, 2023.

GERON, Aurelien. **Mãos à obra: aprendizado de máquina com Scikit-Learn, Keras & Tensorflow**. Alta Books, 2021.

KOTU, Vijay; DESHPANDE, Bala. **Data science: concepts and practice**. Morgan Kaufmann, 2018.

LOBO, M. B. C. M. Panorama da evasão no ensino superior brasileiro: aspectos gerais das causas e soluções. **Associação Brasileira de Mantenedoras de Ensino Superior. Cadernos**, v. 25, n. 14, 2012.

MONARD, Maria Carolina; BARANAUSKAS, José Augusto. Conceitos sobre aprendizado de máquina. **Sistemas inteligentes-Fundamentos e aplicações**, v. 1, n. 1, p. 32, 2003.

MEDRI, Waldir. Análise exploratória de dados. **Londrina: Universidade Estadual de Londrina**, v. 8, n. 8, p. 151-170, 2011.

RAMOS, Hellen Costa; DA COSTA, Stella Regina Reis; DE AZEVEDO LEÃO, Diogo. UM ESTUDO COMPARATIVO DA LITERATURA SOBRE EVASÃO NO ENSINO SUPERIOR ANTES, DURANTE E APÓS A PANDEMIA DE COVID. **Revista Contemporânea**, v. 4, n. 4, p. e4095-e4095, 2024.

ROSA, Maria Camila; DA SILVA, Poliana Ribeiro Santos; NOVAES, Humberto Vilanova Brandão. Evasão escolar: o impacto. **LIBERTAS: Revista de Ciênciais Sociais Aplicadas**, v. 13, n. 1, 2023.

SEMESP – Sindicato das Mantenedoras de Ensino Superior. *Mapa do Ensino Superior no Brasil 2024*. São Paulo: SEMESP, 2024. Disponível em: https://www.semesp.org.br/wp-content/uploads/2024/04/mapa-do-ensino-superior-no-brasil-2024.pdf. Acesso em: 05 jan. 2025.

SOUSA, José Nailton Martins de; TABOSA, Francisco José; SIMONSASSI, Andrei. Principais fatores que impactam na reprovação e evasão dos alunos dos cursos tecnológicos no instituto federal de ciência e tecnologia do Ceará. **XI Encontro de Economia do Ceará-IPECE**, 2015.

TUKEY, John Wilder et al. **Exploratory data analysis**. Reading, MA: Addison-wesley, 1977.

VESCOVI, Paulo Victor da Silva. Análise preditiva na detecção de evasão de alunos no ensino superior privado brasileiro: abordagem de algoritmos de aprendizado de máquina, com base nas perspectivas acadêmicas, financeiras, geográficas e socioeconômicas. 2020.

ZIMMERMANN, Ciro Maurício; GUIMARÃES, Orliney Maciel; PERALTA-ZAMORA, Patricio Guillermo. Avaliação da qualidade do corpo hídrico do rio Tibagi na região de Ponta Grossa utilizando análise de componentes principais (PCA). **Química Nova**, v. 31, p. 1727-1732, 2008.

INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DA PARAÍBA
Campus Campina Grande - Código INEP: 25137409
R. Tranqüilino Coelho Lemos, 671, Dinamérica, CEP 58432-300, Campina Grande (PB)
CNPJ: 10.783.898/0003-37 - Telefone: (83) 2102.6200

Documento Digitalizado Restrito

Versão Final do TCC

Assunto:	Versão Final do TCC
Assinado por:	Pamela Farias
Tipo do Documento:	Anexo
Situação:	Finalizado
Nível de Acesso:	Restrito
Hipótese Legal:	Informação Pessoal (Art. 31 da Lei no 12.527/2011)
Tipo do Conferência:	Cópia Simples

Documento assinado eletronicamente por:

- **Pamella Vitória Gomes Farias**, **ALUNO (202021250032) DE BACHARELADO EM ENGENHARIA DE COMPUTAÇÃO - CAMPINA GRANDE**, em 18/03/2025 21:27:30.

Este documento foi armazenado no SUAP em 18/03/2025. 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: 1424729
Código de Autenticação: 4806e56e61