

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação

Título

Ramon de Castro Ramos

Monografia - MBA em Ciência de Dados (CeMEAI)

Ramon de Castro Ramos

Título

Monografia apresentada ao Centro de Ciências Matemáticas Aplicadas à Indústria do Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo - ICMC/USP, como parte dos requisitos para obtenção do título de Especialista em Ciências de Dados.

Área de concentração: Ciências de Dados

Orientador: Prof. Dr. Adriano Kamimura Suzuki

Versão original

São Carlos
2025

É possível elaborar a ficha catalográfica em LaTeX ou incluir a fornecida pela Biblioteca. Para tanto observe a programação contida nos arquivos USPSC-modelo.tex e fichacatalografica.tex e/ou gere o arquivo fichacatalografica.pdf.

A biblioteca da sua Unidade lhe fornecerá um arquivo PDF com a ficha catalográfica definitiva, que deverá ser salvo como fichacatalografica.pdf no diretório do seu projeto.

Ramon de Castro Ramos

Title

Monograph presented to the Centro de Ciências Matemáticas Aplicadas à Indústria do Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo - ICMC/USP, as part of the requirements for obtaining the title of Specialist in Data Science.

Concentration area: Data Science

Advisor: Prof. Dr. Adriano Kamimura Suzuki

Original version

**São Carlos
2025**

Folha de aprovação em conformidade
com o padrão definido
pela Unidade.

No presente modelo consta como
folhadeaprovacao.pdf

*Dedico este trabalho aos meus pais,
por todo o amor, apoio, incentivos e sacrifícios
que me impulsionaram a trilhar o caminho que trilhei.*

AGRADECIMENTOS

Primeira frase do agradecimento

Segunda frase

Outras frases

Última frase

“Be yourself, everyone else is already taken.”

Oscar Wilde

RESUMO

RAMOS, R. C. **Título.** 2025. 61 p. Monografia (MBA em Ciências de Dados) - Centro de Ciências Matemáticas Aplicadas à Indústria, Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2025.

xxx

Palavras-chave: x. x. x. x. x. x.

ABSTRACT

RAMOS, R. C. **Title.** 2025. [61](#) p. Monograph (MBA in Data Sciences) - Centro de Ciências Matemáticas Aplicadas à Indústria, Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2025.

xxx

Keywords: x. x. x. x. x. x.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Exemplo de uma Regressão Linear simples com dados fictícios	36
Figura 2 – Exemplo de uma Árvore de Decisão com o <i>dataset Iris</i>	37
Figura 3 – Exemplo de uma <i>Random Forest</i> com o <i>dataset Iris</i>	38
Figura 4 – Esquema ilustrativo do funcionamento do <i>AdaBoost</i>	39
Figura 5 – Modelo CRISP-DM	41

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Variáveis socioeconômicas e suas referências	42
---	----

LISTA DE QUADROS

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AdaBoost	<i>Adaptive Boosting</i>
COVID-19	<i>Coronavirus Disease 2019</i> - Doença do Coronavírus 2019
CRISP-DM	<i>Cross-Industry Standard Process for Data Mining</i> - Processo de Mineiração de Dados Padrão entre Indústrias
CSV	<i>Comma-Separated Values</i> - Valores Separados por Vírgula
ENEM	Exame Nacional do Ensino Médio
Fies	Fundo de Financiamento Estudantil
INEP	Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira
ML	<i>Machine Learning</i> - Aprendizado de Máquina
ProUni	Programa Universidade Para Todos
RF	<i>Random Forest</i> - Floresta Aleatória
SISU	Sistema de Seleção Unificada
UFABC	Universidade Federal do ABC
XGBoost	<i>Extreme Gradient Boosting</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

α	<i>Alpha</i> - Primeiro caractere do alfabeto grego
β	<i>Beta</i> - Segundo caractere do alfabeto grego
ϵ	<i>Epsilon</i> - Quinto caractere do alfabeto grego
\leq	<i>Menor ou igual a</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	29
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	31
2.1	O ENEM no Cenário Educacional Brasileiro	31
2.2	Teorias sobre Desigualdades Educacionais: O Capital Cultural de Bourdieu	32
2.3	Fatores Socioeconômicos e Desempenho no ENEM	32
2.4	Características escolares e o “Efeito Escola”	33
2.5	Disparidades Regionais e a Participação no ENEM	34
2.6	Aplicações de Ciência de Dados na Análise do ENEM e resultados obtidos	34
2.7	Métodos de <i>Machine Learning</i>	35
2.7.1	Régressão Linear	35
2.7.2	Árvore de Decisão	36
2.7.3	Random Forest	37
2.7.4	Boosting	38
3	METODOLOGIA	41
3.1	Entendimento de Negócio	41
3.2	Entendimento dos Dados	42
3.2.1	Estrutura dos Dados	42
3.2.2	Definição da Variável Resposta	43
3.3	Preparação do Ambiente Python	44
3.4	Preparação dos Dados	44
3.4.1	Coleta, Leitura e Integração dos Dados	44
3.4.2	Exploração Inicial	45
3.4.3	Tratamento de Valores Ausentes	45
3.4.4	Transformação de Variáveis Categóricas	45
3.5	Análise de correlação das Variáveis Preditoras	46
3.5.1	Imputação de Valores Ausentes	46
3.6	Modelagem	46
3.6.1	Seleção de Modelos	46
3.6.2	Otimização dos Hiperparâmetros	46
3.6.3	Treino dos Modelos	47
3.6.4	Avaliação dos Modelos	47
3.7	Magnitude da Influência das Variáveis Preditoras	47

3.8	Limitações e Considerações Éticas	47
4	RESULTADOS	49
5	CONCLUSÃO	51
	REFERÊNCIAS	53
	APÊNDICES	57
	APÊNDICE A – DICIONÁRIO DE DADOS DOS MICRODADOS DO ENEM	59
	APÊNDICE B – CONFIGURAÇÃO DO AMBIENTE VIRTUAL . .	61

1 INTRODUÇÃO

O Exame Nacional do Ensino Médio (ENEM) consolidou-se, na última década, como a principal avaliação educacional do Ensino Médio no Brasil, transcendendo seu papel inicial de termômetro da qualidade da educação básica para se tornar a porta de entrada para o ensino superior em instituições públicas e privadas, através de programas como o Sistema de Seleção Unificada (SISU), o Programa Universidade Para Todos (ProUni) e o Fundo de Financiamento Estudantil (Fies). Sua relevância reside na capacidade de fornecer um panorama detalhado do desempenho dos estudantes, bem como de aspectos socioeconômicos e contextuais que permeiam o ambiente escolar e familiar dos participantes.

Apesar dos esforços contínuos para aprimorar a qualidade da educação no Brasil, persistem desafios significativos, evidenciados pelas variações no desempenho dos estudantes em avaliações de larga escala como o ENEM. A literatura acadêmica aponta para a influência de múltiplos fatores nesse desempenho, que vão desde as condições socioeconômicas das famílias até as características estruturais e pedagógicas das escolas, além das peculiaridades regionais (1). A análise estatística de microdados do ENEM entre 2021 e 2023, por exemplo, revela desigualdades estruturais marcantes entre estudantes de escolas públicas e privadas (2). A persistência dessas disparidades indica que as desigualdades educacionais no Brasil não são meramente aleatórias, mas profundamente associadas às desigualdades sociais (3).

A análise aprofundada dos microdados do ENEM, portanto, constitui uma oportunidade ímpar para desvendar a complexa interação entre os fatores socioeconômicos, as características do ambiente escolar e as peculiaridades regionais que moldam o desempenho dos estudantes. Isso permite ir além da simples constatação das disparidades, oferecendo um panorama mais claro de como um instrumento concebido para democratizar o acesso ao ensino superior pode, na prática, atuar como um espelho das desigualdades sociais estruturais e, em certos contextos, até mesmo contribuir para a sua perpetuação, um fenômeno consistentemente observado em análises de dados históricos (2). A compreensão desses mecanismos é vital para a formulação de políticas públicas que não apenas mitiguem as lacunas, mas que atuem nas causas-raiz das iniquidades educacionais.

Nesse contexto, este Trabalho de Conclusão de Curso propõe investigar e quantificar a influência dos principais fatores socioeconômicos, características da escola e particularidades regionais no desempenho dos estudantes no ENEM. A pergunta central que guia esta pesquisa é: “Quais são os principais fatores socioeconômicos, características da escola e particularidades regionais que influenciam o desempenho dos estudantes no ENEM e qual a magnitude da influência de cada um desses conjuntos de fatores nas notas dos participantes?”. O objetivo geral é utilizar os microdados do exame para fornecer *insights*

robustos sobre a qualidade da educação básica no Brasil, contribuindo para a identificação de áreas que necessitam de maior atenção e investimento. A quantificação da influência dos fatores, por meio de modelos preditivos e análise de importância de variáveis (2), é um diferencial crucial. Não se trata apenas de identificar a existência de correlações, mas de medir o grau de impacto, o que é fundamental para a formulação de políticas públicas eficazes e direcionadas.

Para tanto, buscam-se os seguintes objetivos específicos: i) Coletar, pré-processar e realizar uma análise exploratória dos microdados do ENEM (4) e do Censo Escolar (5), selecionando as variáveis relevantes; ii) Identificar padrões, tendências e correlações entre as variáveis selecionadas e o desempenho dos estudantes; iii) Aplicar técnicas de Ciência de Dados para construir modelos preditivos e determinar a importância relativa de cada grupo de fatores; e iv) Discutir os resultados obtidos, correlacionando-os com a literatura existente e extraindo dados práticos.

A relevância desta pesquisa reside na sua capacidade de oferecer uma análise quantitativa detalhada das correlações entre múltiplos fatores e o desempenho educacional, utilizando uma vasta base de dados. Os dados gerados podem servir como subsídio para educadores, formuladores de políticas públicas e pesquisadores, auxiliando na compreensão das raízes das desigualdades educacionais e na elaboração de estratégias direcionadas para a melhoria do ensino médio no país. A pesquisa não se limita a um exercício acadêmico; ela tem um potencial transformador social ao fornecer dados concretos para subsidiar políticas públicas mais justas e fortalecer a rede pública de ensino (2).

Os próximos capítulos irão apresentar a metodologia adotada neste trabalho, os resultados obtidos e a discussão desses resultados, culminando nas conclusões e recomendações para futuros trabalhos.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo estabelece o contexto teórico e empírico para o estudo, fundamentando a análise no conhecimento acadêmico existente.

2.1 O ENEM no Cenário Educacional Brasileiro

O Exame Nacional do Ensino Médio (ENEM) teve sua primeira edição em 1998, contando com a participação de aproximadamente 115 mil participantes. Na época, suas notas só eram utilizadas por 2 instituições de ensino superior, número que salta para 93 instituições no ano seguinte. A importância do ENEM cresce com o passar dos anos, alcançando a marca de mais de 1 milhão de participantes na sua quarta edição e tornando-se uma das principais formas de acesso ao ensino superior, com a criação do Programa Universidade Para Todos (ProUni) em 2005 (6).

Em 2009, com a criação do Sistema de Seleção Unificada (SISU), o ENEM foi reformulado e assume o formato que tem hoje: 180 questões objetivas divididas em 4 áreas do conhecimento e uma redação. No ano seguinte, os resultados do ENEM passaram a ser adotados pelo Fundo de Financiamento Estudantil (Fies) e em 2013, quase todas as instituições federais adotam o ENEM como critério de seleção. Duas universidade portuguesas, a Universidade de Coimbra e Universidade de Algrave, passar a usar o ENEM como critério de seleção em 2014, número que chega a 35 instituições portuguesas em 2018 (6).

É evidente que o ENEM deixa de ser apenas uma ferramenta de avaliação e transforma-se em um instrumento multifacetado que desempenha um papel central na trajetória educacional dos jovens brasileiros. Além de aferir o desempenho dos estudantes ao final do ensino médio, o ENEM serve como a principal porta de acesso ao ensino superior, sendo a base para o SISU, o ProUni e o Fies (7). Essa centralidade significa que qualquer fator que influencie o desempenho no exame tem um impacto direto e significativo nas oportunidades de acesso ao ensino superior e, consequentemente, na mobilidade social dos indivíduos.

Os microdados do ENEM, disponibilizados anualmente pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP), representam uma fonte de informação rica e valiosa para pesquisas educacionais (2). Esses dados detalhados permitem uma compreensão aprofundada dos padrões de desempenho, das características socioeconômicas dos participantes e dos contextos escolares, possibilitando análises complexas sobre as desigualdades educacionais no país.

2.2 Teorias sobre Desigualdades Educacionais: O Capital Cultural de Bourdieu

Para compreender a reprodução das desigualdades sociais no sistema educacional, a teoria do capital cultural de Pierre Bourdieu oferece um arcabouço teórico fundamental. Este argumenta que o sucesso escolar não depende apenas do mérito individual ou da capacidade cognitiva, mas também da posse de diferentes formas de capital: o econômico (posses que o indivíduo tem), o social (relacionamentos que podem ser benéficos ao indivíduo), o simbólico (prestígio/honra) e o cultural (conhecimentos reconhecidos por diplomas e títulos) (8).

O capital cultural ainda se divide em três estados: (i) o capital cultural incorporado, composto por elementos pessoais como gostos (musicais, artísticos etc.), domínio de línguas etc.; (ii) o capital cultural objetivado, composto por posses de livros e obras de arte ou acesso a museus, cinema etc.; (iii) o capital cultural instucionalizado, caracterizado por diplomas e títulos de conhecimento (8).

A acumulação de capital cultural é o que influenciará o desempenho escolar do indivíduo e futuramente seu posicionamento no mercado de trabalho. Se os dados do ENEM confirmarem a forte influência de variáveis socioeconômicas e de escolaridade parental, isso reforçará a tese da reprodução escolar das desigualdades, sugerindo que o sistema educacional, em vez de ser um equalizador, pode perpetuar as hierarquias sociais. Isso se manifesta, por exemplo, na forma como a escolaridade da mãe e a renda familiar são fatores relevantes para o desempenho e a dispersão das notas do ENEM (1).

Oliveira e Cruz (2014) argumentam que a escola ao reconhecer os alunos mais inteligentes ou aplicados, na verdade estão selecionando os alunos com o capital cultural mais diverso e amplo, o que propaga a desigualdade social ao criar os “mitos de aluno inteligente-brilhante / aluno fracassado-invisível”, fazendo com que “o próprio oprimido passa a acreditar que não é capaz de ter sucesso por características pessoais e não do sistema.”

2.3 Fatores Socioeconômicos e Desempenho no ENEM

A literatura é vasta ao associar variáveis socioeconômicas ao desempenho em avaliações de larga escala e o ENEM não é exceção. As persistentes e quantificáveis desigualdades de desempenho ligadas a fatores socioeconômicos (1) indicam que o acesso a “experiências educacionais muito mais ricas” (9) fora do ambiente escolar formal é um preditor poderoso do sucesso no ENEM. Isso sugere que a escola, por si só, pode não ser capaz de compensar totalmente essas desvantagens de origem e que o campo educacional não é nivelado desde o início.

Estudos sobre o ENEM consistentemente apontam o impacto de diversos fatores:

- **Renda Familiar:** Uma correlação positiva e significativa é observada entre a renda familiar e as notas do ENEM (1). Análises indicam que a diferença na nota de redação pode ser de até 40% entre os grupos de menor e maior renda (9).
- **Raça / Cor:** O desempenho de alunos brancos consistentemente supera o de outros grupos raciais, mesmo quando outras variáveis são controladas (1). Em média, o desempenho de alunos brancos superou o dos demais em menos de 10 pontos nas quatro provas em 2018, controlando outras variáveis (10).
- **Escolaridade dos Pais / Nível Instrucional da Mãe:** Este é um fator relevante para o desempenho e a dispersão das notas dos estudantes (1). MÃes com escolaridade a partir do ensino médio e famílias de renda alta têm um impacto positivo no desempenho (11).
- **Sexo:** Diferenças de desempenho por sexo são notadas, especialmente na prova de Matemática, com vantagem para os homens (até 36 pontos a mais) (11).
- **Idade / Atraso Escolar:** O atraso escolar associa-se negativamente ao desempenho. Alunos com pelo menos um ano de atraso escolar tiveram, em média, de 16,7 a 29,0 pontos a menos nas provas (10).

2.4 Características escolares e o “Efeito Escola”

As características das escolas também exercem influência no desempenho dos estudantes e o conceito de “efeito escola” busca mensurar a contribuição da instituição de ensino para o desempenho do aluno, além dos fatores individuais e familiares (11).

Achados relevantes incluem:

- **Dependência Administrativa (Pública vs. Privada):** Alunos de escolas privadas consistentemente superam os de escolas públicas (11). Em Matemática, a diferença pode ser de aproximadamente 83,9 pontos entre alunos de escolas privadas e estaduais (10). O estudo da UFABC, por exemplo, mostrou que em Matemática, apenas 2,9% dos estudantes da rede pública atingiram 720 pontos, contra 20% da rede privada (2).
- **Atributos Escolares:** Fatores como complexidade de gestão, média de horas-aula, número de alunos por turma, qualidade dos professores (esforço e adequação docente) e o nível socioeconômico médio da escola são importantes (11). O nível socioeconômico médio da escola e a regularidade docente destacam-se como os mais significativos, aumentando a nota em 22,7 pontos para cada nível socioeconômico e em 14,6 para cada nível de regularidade docente em escolas privadas (11).

Embora o “Efeito Escola” seja um fator, a literatura sugere que uma grande parte da explicação das notas do ENEM reside em fatores externos ao controle escolar (11). Isso significa que, embora a qualidade da escola seja importante, as disparidades socioeconômicas dos alunos e o ambiente familiar podem ter um peso ainda maior. Isso desafia a ideia de que a escola, por si só, pode reverter completamente as desigualdades de origem, apontando para a necessidade de políticas holísticas que abordem tanto os fatores intra-escolares quanto os extra-escolares.

2.5 Disparidades Regionais e a Participação no ENEM

O desempenho no ENEM também exibe variações significativas entre diferentes regiões e unidades da federação (1). As disparidades regionais não são apenas geográficas, mas refletem a heterogeneidade socioeconômica e a capacidade de resposta dos sistemas educacionais locais a crises, como a pandemia de COVID-19 (12).

O período pós-pandemia, em particular, evidenciou um agravamento das desigualdades regionais na participação e no desempenho, com quedas não homogêneas nas taxas de inscrição (13). A maior queda proporcional na taxa de inscrição ocorreu na região Sudeste, que de um pico de 63% em 2016, chegou a apenas 26% em 2021, tornando-se a região com o menor indicador naquele ano (12).

2.6 Aplicações de Ciência de Dados na Análise do ENEM e resultados obtidos

A aplicação de técnicas de Ciência de Dados e *Machine Learning* na análise dos microdados do ENEM tem se mostrado uma abordagem poderosa para aprofundar a compreensão dos fatores que influenciam o desempenho (1). Estudos têm utilizado regressão linear, árvores de decisão, *Random Forest*, *Boosting* entre outras técnicas para predição de notas e identificação de fatores relevantes (1, 3, 5, 10, 11, 14, 15).

Em seu trabalho, Melo *et al.* (1) utilizaram o método de regressão linear múltipla para modelar a média da prova objetiva, média da redação e as respectivas variâncias. Seus resultados indicam fortemente que o nível de escolaridade e profissionalização da mãe, a raça do estudante e a renda média da família são relevantes para o desempenho na prova objetiva. Ao adicionar uma componente espacial, os modelos apresentaram uma melhora, indicando que fatores regionais também influenciam o desempenho do estudante.

Moraes *et al.* (11) também aplicaram o método de regressão linear múltipla para analisar o efeito escola no desempenho em matemática, considerando variáveis como a quantidade média de alunos por turma, a média de horas-aula por dia e mais algumas variáveis que caracterizam a escola. Em sua análise exploratória, os autores identificaram as diferenças e similares entre as escolas públicas e privadas, a exemplo do nível socioeconômico médio dos alunos da escola, onde “87% das escolas privadas estão nos níveis 5 e 6, enquanto

90% das escolas públicas possui nível socioeconômico entre os níveis 3 ou 4. Assim, as escolas públicas lidam [...] com alunos com níveis socioeconômico menores.”

O nível socioeconômico médio dos alunos da escola chega “a aumentar a nota em 22,7 pontos para cada nível socioeconômico [...] nas escolas privadas e 12,3 pontos [...] nas escolas públicas.” Essa variável foi construída pelos autores e separada em 6 grupos, onde o grupo 6 reúne as escolas com os alunos de maior nível socioeconômico e o grupo 1 reúne as escolas com os alunos de menor nível socioeconômico.

Os trabalhos de conclusão de curso de Amanda Ferraz (15) e Mayra Romero (14), para este mesmo MBA, aplicaram técnicas mais robustas. Ferraz utilizou *Random Forest* e *Boosting* para prever a aprovação de participantes do ENEM no SISU para o curso de Medicina, obtendo resultados satisfatórios com Coeficiente de Correlação de Matthews superior a 0,9. Já Romero desenvolveu e comparou modelos de classificação, incluindo *Random Forest*, para identificar características socioeconômicas que indicam maior chance de o candidato atingir uma pontuação média acima de 500 pontos no ENEM. Ela concluiu que o *Random Forest* teve o melhor desempenho e que a renda familiar e o número de computadores são informações que impactam a previsibilidade do modelo.

2.7 Métodos de *Machine Learning*

Essa seção pretende apresentar, de forma não exaustiva, alguns dos métodos de *Machine Learning* utilizados em trabalhos anteriores relacionados ao tema deste trabalho. Para isso, foram usadas as referências (16–19) como base para a descrição dos métodos.

2.7.1 Regressão Linear

A Regressão Linear é um dos pilares do *Machine Learning*, sendo um método fundamental para a modelagem preditiva. Trata-se de um método paramétrico de aprendizado supervisionado que busca definir um modelo para uma relação linear entre a variável resposta e uma ou mais variáveis preditoras, tendo como objetivo central encontrar a melhor reta (ou hiperplano), em termos de erro na previsão, que descreva essa relação.

A implementação mais básica é expressa pela equação

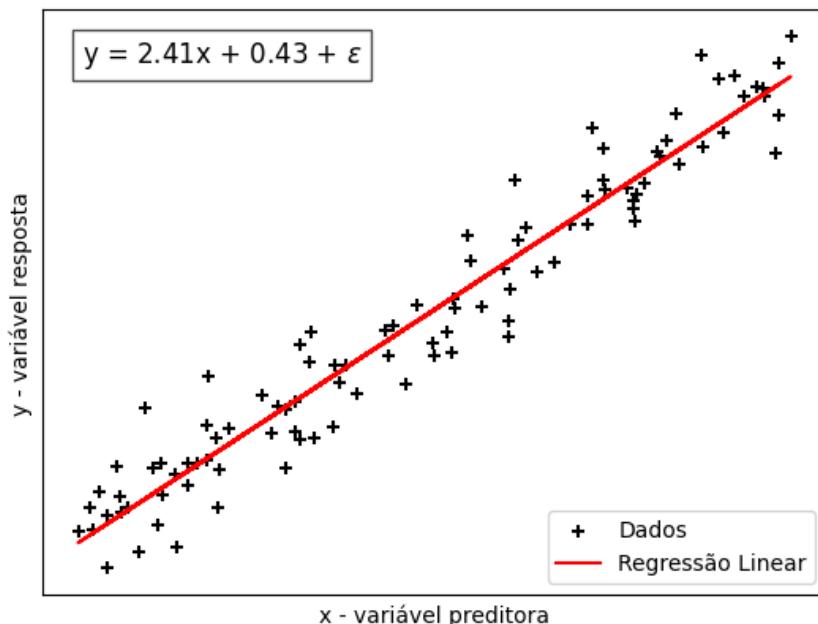
$$Y = \beta_0 + \beta_1 \times X + \epsilon \quad (2.1)$$

onde Y denota a variável resposta, X a variável preditora, β_0 o intercepto (o valor de Y quando $X = 0$), β_1 o coeficiente angular (indicando o impacto de X sobre Y) e ϵ o termo de erro. Em uma regressão múltipla, diversas variáveis independentes são consideradas, cada uma com o seu β_i correspondente.

Por trás da regressão linear, há algumas premissas adotadas, como a linearidade da relação entre X e Y , a independência dos erros, a homocedasticidade e a normalidade

dos resíduos. Essas premissas podem ser interpretadas como desvantagens do modelo de regressão linear, por restringir a sua aplicação ou até mesmo a inviabilizar a sua aplicação. Já a fácil interpretação, simplicidade e eficiência computacional são algumas das vantagens desse método, que também é muito utilizado como *benchmark* de métodos mais complexos.

Figura 1 – Exemplo de uma Regressão Linear simples com dados fictícios



Fonte: elaborado pelo autor.

2.7.2 Árvore de Decisão

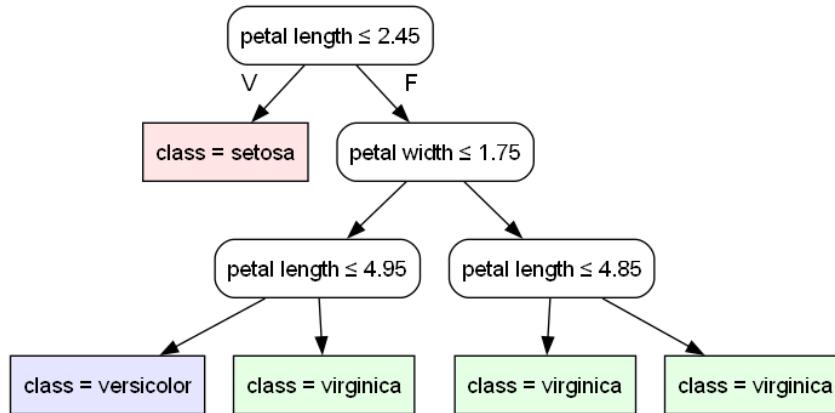
A Árvore de Decisão é um método paramétrico de aprendizado supervisionado que utiliza uma abordagem intuitiva de separação dos dados em grupos semelhantes, através de regras hierárquicas simples e de forma recursiva. Pode ser utilizado para resolver problemas de regressão, com a média da variável resposta em cada folha, ou de classificação, com a classe mais frequente em cada folha.

O processo de divisão segue uma lógica de “se-então”: se o dado de entrada tem o valor de uma variável preditora maior ou igual a um limite, então este segue pelo caminho a esquerda; se não, então este segue pelo caminho a direita. É dessa lógica que surge a analogia com árvore, já que as regras usadas para definir o modelo, podem ser representadas em um gráfico de árvore binária. A seleção das melhores divisões é feita baseada em alguma medida de impureza, como a Entropia ou o Índice de Gini.

Assim como a Regressão Linear, a Árvore de Decisão é um modelo de fácil interpretação, já que as regras de decisão são explícitas e podem ser visualizadas graficamente, é capaz de lidar com variáveis categóricas e contínuas, o que a torna versátil, não requer normalização dos dados e é robusta a outliers. No entanto, ela pode ser propensa *overfitting*.

se não aplicadas técnicas de poda e são instáveis, já que pequenas variações nos dados podem levar a grandes mudanças na estrutura da árvore.

Figura 2 – Exemplo de uma Árvore de Decisão com o *dataset Iris*



Fonte: elaborado pelo autor.

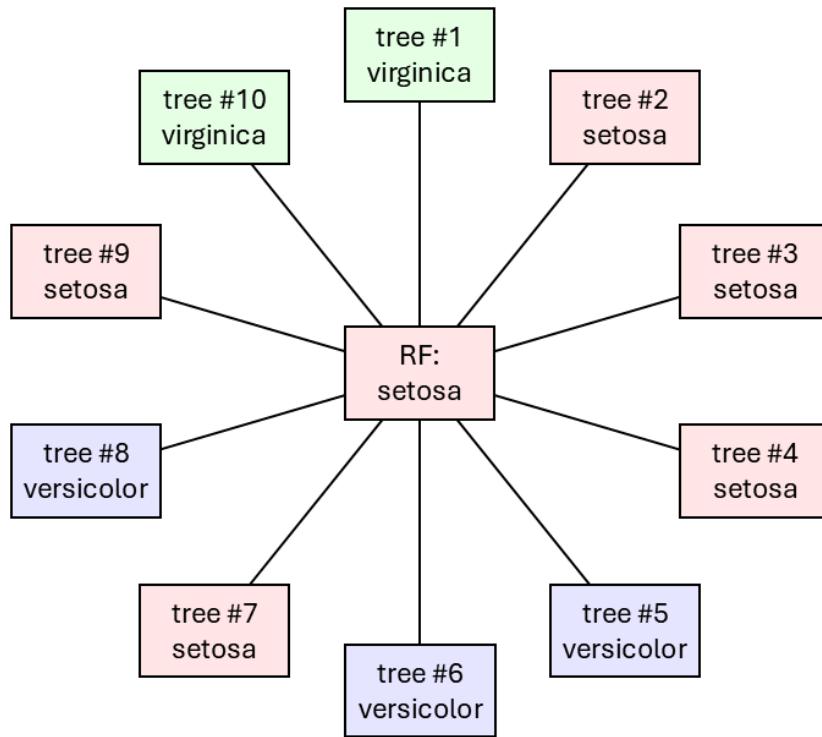
2.7.3 Random Forest

O *Random Forest* é um método derivado da Árvore de Decisão, sendo um dos algoritmos mais populares e eficazes em *Machine Learning*. Ele adota uma abordagem de *ensemble*, ou seja, combina múltiplos modelos para melhorar a precisão e a robustez das previsões. A ideia central é criar uma “floresta” de árvores de decisão, onde a decisão final é feita pela média das previsões para um problema de regressão ou pela classe mais frequente entre todas as árvores no caso de um problema de classificação.

O seu processo de construção envolve duas etapas principais: (i) a amostragem aleatória dos dados, onde cada árvore é treinada em um subconjunto diferente dos dados originais, e (ii) a seleção aleatória de variáveis em cada divisão, o que reduz a correlação entre as árvores e melhora a generalização do modelo. Essa aleatoriedade é crucial para evitar o *overfitting* e aumentar a diversidade entre as árvores.

O *Random Forest* é conhecido por sua alta precisão, capacidade de lidar com grandes conjuntos de dados e variáveis de diferentes tipos, resistência a outliers e facilidade de interpretação através da análise da importância das variáveis. No entanto, ele pode ser computacionalmente intensivo e menos interpretável do que uma única árvore de decisão, já que a combinação de múltiplas árvores torna mais difícil entender as regras subjacentes.

Figura 3 – Exemplo de uma *Random Forest* com o dataset *Iris*



Fonte: elaborado pelo autor.

2.7.4 Boosting

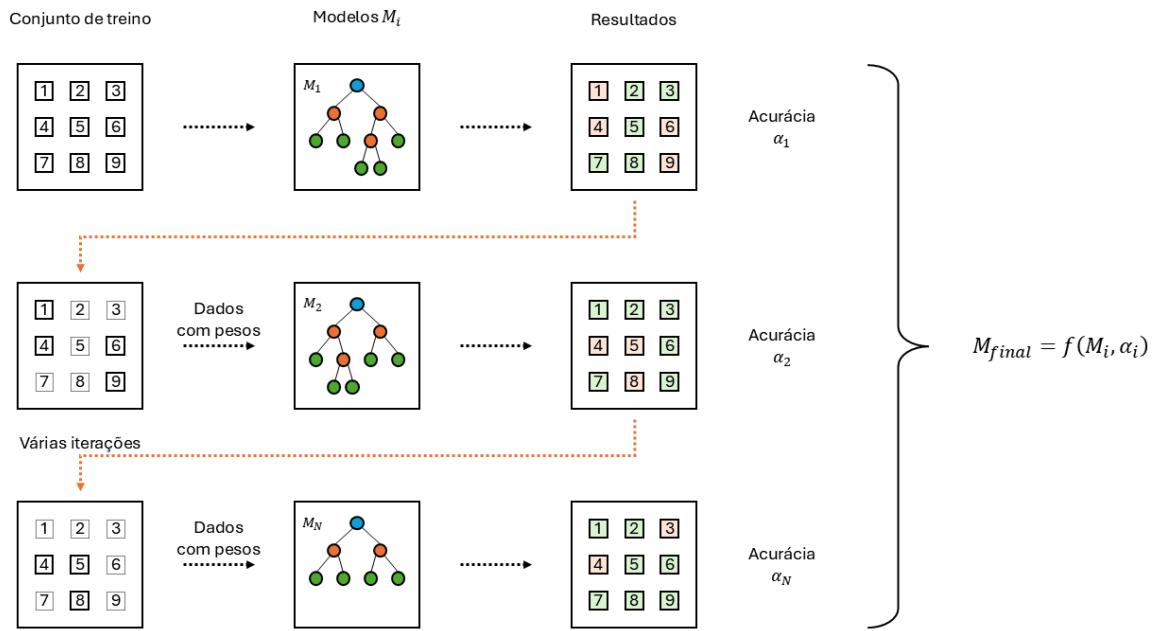
O *Boosting* é uma técnica de *ensemble*, combinando múltiplos modelos fracos para criar um modelo forte. A ideia central é treinar sequencialmente uma série de modelos, onde cada novo modelo foca em corrigir os erros cometidos pelos modelos anteriores. Alguns algoritmos populares de *Boosting* incluem o *AdaBoost*, *Gradient Boosting* e *XGBoost*.

O *AdaBoost* (*Adaptive Boosting*) é um dos primeiros algoritmos de *Boosting* e funciona aumentando o peso dos dados de treinamento que foram classificados incorretamente pelos modelos anteriores. Ao final, as previsões de todos os modelos são combinadas, ponderadas pela precisão de cada modelo.

O *Gradient Boosting* usa uma abordagem de otimização, onde cada novo modelo é treinado especificamente nos resíduos do modelo anterior, buscando minimizá-los. Os novos aprendizes são adicionados de forma iterativa e geralmente são árvores de decisão de pequeno porte.

O *XGBoost* (*Extreme Gradient Boosting*) é uma implementação otimizada do *Gradient Boosting*, que oferece melhorias significativas em termos de velocidade e desempenho, implementando técnicas de regularização (L1 e L2), tratamento de valores ausentes, paralelização e outras otimizações.

Figura 4 – Esquema ilustrativo do funcionamento do *AdaBoost*

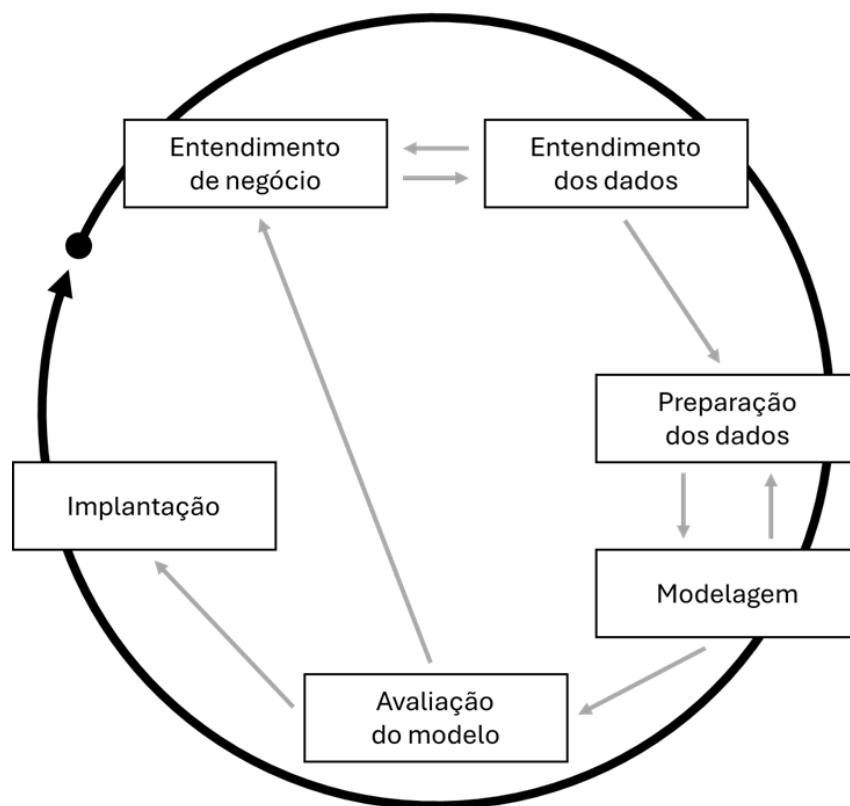


Fonte: elaborado pelo autor.

3 METODOLOGIA

Este capítulo detalha a metodologia de trabalho utilizada, apresentando o delineamento da pesquisa, da coleta e processamento dos dados e as técnicas analíticas empregadas para responder às perguntas de pesquisa. A estrutura metodológica adotada será baseada no modelo CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) (20), contendo as etapas de (i) entendimento de negócio, (ii) entendimento dos dados, (iii) preparação dos dados, (iv) modelagem, (v) avaliação e (vi) implantação.

Figura 5 – Modelo CRISP-DM



Fonte: modificado de Chapman *et al.* (20).

3.1 Entendimento de Negócio

O entendimento de negócio é a primeira etapa do modelo CRISP-DM e envolve a definição clara dos objetivos do projeto, a compreensão do contexto em que a pesquisa está inserida e a identificação das partes interessadas. O foco principal deste trabalho acadêmico será a formulação de hipóteses relacionadas aos fatores que influenciam o desempenho dos estudantes no ENEM, bem como a análise do “Efeito Escola”.

Conforme já mencionado no Capítulo 2 - Fundamentação Teórica, o ENEM é um

exame de grande relevância no contexto educacional brasileiro e compreender os fatores que impactam o desempenho dos estudantes é crucial para a formulação de políticas educacionais eficazes. Trabalhos anteriores citam algumas variáveis socioeconômicas como discriminadores de performance no ENEM. A Tabela 1 apresenta algumas dessas variáveis socioeconômicas identificadas na literatura, juntamente com suas respectivas referências.

Tabela 1 – Variáveis socioeconômicas e suas referências

Variável socioeconômica	Referência
Renda familiar	Melo <i>et al.</i> (1) Vasconcellos (9)
Raça / Cor	Melo <i>et al.</i> (1) Moraes <i>et al.</i> (11)
Sexo	Moraes <i>et al.</i> (11)
Idade / Atraso Escolar	Jaloto e Primi (10)
Administração: Pública vs. Privada	Moraes <i>et al.</i> (11) Jaloto e Primi (10) Ortega <i>et al.</i> (2)
Atributos Escolares	Moraes <i>et al.</i> (11)

Fonte: elaborado pelo autor.

Assim, para este trabalho, são formuladas as seguintes perguntas de pesquisa:

- **Pergunta 1:** Quais são os principais fatores socioeconômicos que influenciam o desempenho dos estudantes no ENEM?
- **Pergunta 2:** Qual é a magnitude da influência de cada um desses conjuntos de fatores nas notas dos participantes?

Com as perguntas de pesquisa definidas, o próximo passo é compreender os dados disponíveis para análise, conforme descrito na Seção 3.2.

3.2 Entendimento dos Dados

Nesta etapa, o foco será a coleta e compreensão dos dados disponíveis para análise. Utilizarei os microdados do ENEM como fonte principal e que são disponibilizados anualmente pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP).

3.2.1 Estrutura dos Dados

Os dados se encontram em arquivos CSV (*Comma-Separated Values*) (4), o que facilita a sua manipulação e análise. Os dados da edição de 2022 e 2023 possuem 76 variáveis

e 3,4 milhões e 3,9 milhões de observações, respectivamente, onde cada observação é um candidato que se inscreveu para realizar o exame.

O dicionário de dados também é disponibilizado e descreve detalhadamente cada variável presente no conjunto de dados. A seguir, apresento um resumo do dicionário de dados.

- **Dados do participante:** Número de inscrição mascarado, ano do exame, faixa etária, sexo, estado civil, cor/raça, nacionalidade, situação de conclusão do Ensino Médio, ano de conclusão do Ensino Médio, tipo de escola do Ensino Médio, tipo de instituição que concluiu ou concluirá o Ensino Médio e se o inscrito fez a prova como treineiro.
- **Dados da escola:** Código e nome da escola, código e sigla da Unidade da Federação, código do município, nome do município, dependência administrativa, localização e situação de funcionamento.
- **Dados do local de aplicação da prova:** Código e nome da escola onde a prova foi aplicada, código e sigla da Unidade da Federação, código do município e nome do município.
- **Dados das provas objetivas:** Presença e código do tipo de prova objetiva, nota das provas objetivas, vetor com as respostas, língua estrangeira escolhida e vetor com o gabarito.
- **Dados da redação:** Situação da redação (se o candidato apresentou fuga do tema, deixou em branco, copiou o texto motivador, entre outras), nota das cinco competências e nota final da prova de redação.
- **Dados do questionário socioeconômico:** Respostas do questionário socioeconômico aplicado aos participantes do ENEM.

A partir da interpretação do dicionário de dados, já é possível identificar diversas variáveis que podem ser utilizadas para responder às perguntas de pesquisa formuladas na Seção 3.1, assim como as variáveis resposta.

3.2.2 Definição da Variável Resposta

Para este trabalho, serão usadas as notas de cada prova objetiva do ENEM como variáveis resposta, ou seja, as variáveis que queremos prever com base nas outras variáveis disponíveis no conjunto de dados. As provas objetivas do ENEM são divididas em quatro áreas de conhecimento: (i) Ciências da Natureza, (ii) Ciências Humanas, (iii) Linguagens e Códigos e (iv) Matemática. Além disso, a prova do ENEM possui uma redação com nota própria e que também será considerada como uma variável resposta.

3.3 Preparação do Ambiente Python

Para a execução desse trabalho, foi utilizado um ambiente virtual baseado em Miniconda3 (21). Dado o volume grande de dados (mais de 7 milhões de observações, 3,1 GB), foi necessário utilizar uma GPU para acelerar o processamento dos dados e a modelagem. A GPU utilizada foi uma NVIDIA GeForce RTX 4070 Ti Super, com 16 GB de memória dedicada.

Para possibilitar essa execução, o ambiente foi especificamente configurado com o ecossistema NVIDIA CUDAX (22). Esta suíte de bibliotecas de software permite executar pipelines de Ciência de Dados e análises inteiramente na GPU, minimizando a transferência de dados entre a CPU e a GPU.

Foram utilizados seus principais componentes: `cudf` (23), uma biblioteca para manipulação de `DataFrames` na GPU análoga ao `pandas` (24), e `cuml` (25), que fornece implementações de algoritmos de *Machine Learning* acelerados por GPU, análoga ao `scikit-learn` (26). Todo o ambiente foi construído sobre a plataforma CUDA 13.0, com as bibliotecas e dependências gerenciadas diretamente pelo Conda.

O arquivo YML de configuração do ambiente virtual utilizado está disponível no Apêndice B.

3.4 Preparação dos Dados

A preparação dos dados é uma etapa crucial no processo de análise, pois envolve a limpeza, transformação e integração dos dados para torná-los adequados para a modelagem. Nesta seção, detalharei as etapas realizadas para preparar os microdados do ENEM para análise.

3.4.1 Coleta, Leitura e Integração dos Dados

A coleta dos dados foi realizada por meio do download dos arquivos CSV disponibilizados pelo INEP para as edições de 2022 e 2023 do ENEM. Os arquivos foram armazenados localmente para facilitar o acesso durante o processo de análise.

A leitura dos dados foi feita utilizando o método `read_csv`, da biblioteca `cudf`, especificando o separador como ponto e vírgula (`sep = ';'`).

Os conjuntos de dados do ENEM de 2022 e 2023 possuem o mesmo esquema, ou seja, as mesmas variáveis estão presentes em ambas as edições e com o mesmo nome. Portanto, a integração foi realizada por meio da concatenação vertical dos dois conjuntos de dados, utilizando o método `concat` da biblioteca `cudf`.

Em seguida, foi feita uma modificação no nome das variáveis para nomes que fossem mais intuitivos e de compreensão rápida do conteúdo. Essa modificação foi realizada

utilizando o método `rename`, a partir de um dicionário que mapeava os nomes originais para os novos nomes desejados.

3.4.2 Exploração Inicial

Com os dados no formato desejado, foi realizada uma exploração inicial para compreender a estrutura dos dados, identificar valores ausentes e detectar possíveis inconsistências.

Foram analisadas as cinco variáveis respostas selecionadas com a variável de presença respectiva para entender a relação de notas nulas/zero com a ausência do participante na prova. Para a nota da redação, foi utilizada a variável de presença na prova de Linguagens e Códigos, que é quando a redação é aplicada, juntamente com a variável de status da redação, que indica se a redação foi anulada ou não.

Como iremos realizar a análise considerando cada variável resposta separadamente, foram criados cinco conjuntos de dados distintos, um para cada variável resposta, a partir da análise feita anteriormente.

Foram selecionadas apenas as observações que possuem presença nas provas correspondentes e tiveram nota válida (diferente de nulo ou zero) para cada variável resposta. Para a redação, além da presença na prova, também foram removidas as observações com redações com problemas.

3.4.3 Tratamento de Valores Ausentes

Para a avaliação e tratamento de valores ausentes, foi necessário fazer um tratamento inicial para identificar os valores que representam ausência de dados em cada variável.

No conjunto de dados do ENEM, alguns valores ausentes são representados por códigos específicos, como 0. Para essas variáveis, foi feita a substituição desses códigos por `None` e os demais códigos por valores apropriados (já pensando num futuro *One-Hot Encoding*), através de um dicionário e o método `map`. Em seguida, foi utilizado o método `isnull` para identificar os valores ausentes em cada variável.

Para variáveis que apresentaram uma alta proporção de valores ausentes, foi decidido removê-las do conjunto de dados, pois a quantidade de informações perdidas poderia comprometer a análise. Para as demais variáveis, foi adotada uma estratégia específica de imputação de valores ausentes, que será detalhada na Seção 3.5.1.

3.4.4 Transformação de Variáveis Categóricas

Algumas variáveis categóricas são representadas com números inteiros, o que poderia levar os modelos de *Machine Learning* a interpretá-las como variáveis numéricas ordinais. Para evitar esse problema, foi feita a substituição dos códigos numéricos por rótulos textuais

mais descriptivos, utilizando o método `map` com um dicionário de mapeamento. Em seguida, foi aplicado o *One-Hot Encoding* para transformar essas variáveis categóricas em variáveis binárias, utilizando o método `OneHotEncoder` da biblioteca `sklearn.preprocessing`.

3.5 Análise de correlação das Variáveis Preditoras

Antes de iniciar a modelagem, foi realizada uma análise de correlação entre as variáveis preditoras para identificar possíveis multicolinearidades que poderiam afetar o desempenho dos modelos. A correlação foi avaliada utilizando a biblioteca `phik` (27) (28), que permite calcular a correlação entre variáveis categóricas e numéricas.

3.5.1 Imputação de Valores Ausentes

Para as variáveis com valores ausentes que não foram removidas, foi adotado o método de *KNN Imputer*, que utiliza a média/moda dos k vizinhos mais próximos para preencher os valores ausentes. Esse método foi escolhido por sua capacidade de preservar a distribuição dos dados e considerar a correlação entre as variáveis.

O *KNN Imputer* foi implementado utilizando a classe `KNNImputer` da biblioteca `sklearn.impute`. Para se determinar o hiperparâmetro k , foi feita uma rápida análise de sensibilidade, testando diferentes valores de k e avaliando o impacto na distribuição das variáveis imputadas e na performance dos modelos preditivos. Para cada variável a ser imputada, foi selecionado o valor de k que apresentou o melhor equilíbrio entre acurácia e estabilidade.

3.6 Modelagem

A modelagem é a etapa onde os dados preparados são utilizados para construir modelos preditivos que possam responder às perguntas de pesquisa formuladas na Seção 3.1. Nesta seção, serão detalhadas as técnicas de modelagem empregadas e os critérios utilizados para a seleção dos modelos.

3.6.1 Seleção de Modelos

Como as nossas variáveis respostas são numéricas e contínuas, estamos em um problema de regressão de aprendizado supervisionado. Assim, é preciso selecionar modelos de regressão, que são os adequados para prever variáveis contínuas. Os modelos escolhidos foram a Regressão Linear com Regularizações (como *benchmark*) e o XGBoost Regressor (29), ambos amplamente utilizados devido à sua eficácia e interpretabilidade.

3.6.2 Otimização dos Hiperparâmetros

Para otimizar o desempenho dos modelos selecionados, foi realizada uma busca em grade (*Grid Search*) para identificar os melhores hiperparâmetros. A busca foi rea-

lizada utilizando validação cruzada para garantir que os resultados fossem robustos e generalizáveis.

3.6.3 Treino dos Modelos

Definidos os hiperparâmetros ótimos, os modelos foram treinados utilizando o conjunto de dados preparado na Seção 3.4. O treinamento foi realizado em validação cruzada de cinco *folds*, utilizando a biblioteca `cuml` para se beneficiar da aceleração por GPU. Foi selecionado como modelo final aquele modelo que apresentou o melhor desempenho médio nos *folds* de validação para cada variável resposta.

3.6.4 Avaliação dos Modelos

A avaliação dos modelos foi realizada utilizando métricas de desempenho apropriadas para problemas de regressão, como a Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE) e o Coeficiente de Determinação (R^2). Essas métricas fornecem uma visão clara da precisão das previsões dos modelos em relação aos valores reais das notas do ENEM.

Também foram realizadas análises de resíduos para verificar a adequação dos modelos e identificar possíveis padrões não capturados pelas previsões, bem como a análise gráfica das previsões versus os valores reais para avaliar visualmente o desempenho dos modelos.

3.7 Magnitude da Influência das Variáveis Preditoras

Para medir o efeito de cada variável preditora nas notas do ENEM, foram utilizadas técnicas de interpretação de modelos, que permitem identificar quais variáveis têm maior impacto nas previsões dos modelos e como elas influenciam as notas dos estudantes. Entre as técnicas empregadas estão a importância das características (*feature importance*), a análise dos valores SHAP (*SHapley Additive exPlanations*) e os gráficos de dependência parcial (*partial dependence plots*).

Além disso, foi realizada uma análise de sensibilidade para avaliar como mudanças nas variáveis preditoras afetam as previsões dos modelos. Para isso, foi construída uma matriz de cenários hipotéticos, onde cada variável preditora é alterada sistematicamente enquanto as outras são mantidas constantes. As previsões resultantes foram então analisadas para quantificar o impacto de cada variável nas notas do ENEM.

3.8 Limitações e Considerações Éticas

Algumas limitações devem ser destacadas. Primeiro, apesar do grande volume de dados, a presença de vieses de seleção (por exemplo, diferença entre participantes regulares e treineiros, ou entre ausentes e presentes nas provas) pode influenciar as inferências; as

análises procuram mitigar esses efeitos, mas não os eliminam completamente. Segundo, variáveis censuradas, inconsistências de registro e códigos especiais para ausência exigiram tratamentos que podem introduzir perdas de informação.

Quanto às considerações éticas, todos os dados utilizados são microdados públicos disponibilizados pelo INEP, já anonimizados para preservar a privacidade dos participantes. Recomenda-se cautela na interpretação dos resultados para evitar conclusões simplistas sobre individualidades dos estudantes ou estigmatização de grupos e instituições.

No Capítulo 4 serão apresentados os resultados empíricos da metodologia empregada: (i) a descrição dos dados após o pré-processamento, (ii) a análise de correlação entre as variáveis preditoras, (iii) o desempenho dos modelos preditivos na previsão das notas do ENEM, e (iv) a análise da magnitude da influência das variáveis preditoras nas notas dos estudantes.

4 RESULTADOS

5 CONCLUSÃO

XX

REFERÊNCIAS

- 1 MELO, R. O. *et al.* Impacto das variáveis socioeconômicas no desempenho do ENEM: uma análise espacial e sociológica. **Revista de Administração Pública**, v. 55, n. 6, p. 1271–1294, nov./dez. 2021.
- 2 ORTEGA, A. *et al.* Análise comparativa: Escola pública x escola privada no ENEM. In: **Primeiro Hackthon de Dados pela Universidade Federal do ABC**. São Paulo: [S.l.: s.n.], 2025. Relatório.
- 3 NASCIMENTO, M. M. *et al.* Análise estatística e pluriescalar das desigualdades educacionais: aspirações científicas e desempenho de estudantes no ENEM. **Sociologias**, v. 27, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/1807-0337/e130399>.
- 4 INEP. **Microdados ENEM**. Local: Brasília, DF. [s.d.]. Disponível em: <https://www.gov.br/inep/pt-br/acesso-a-informacao/dados-abertos/microdados/enem>.
- 5 INEP. **Microdados Censo Escolar**. Local: Brasília, DF. [s.d.]. Disponível em: <https://www.gov.br/inep/pt-br/acesso-a-informacao/dados-abertos/microdados/censo-escolar>.
- 6 INEP. **Histórico do ENEM**. Disponível em: <https://www.gov.br/inep/pt-br/areas-de-atuacao/avaliacao-e-exames-educacionais/enem/historico>.
- 7 INEP. **ENEM**. Disponível em: <https://www.gov.br/inep/pt-br/areas-de-atuacao/avaliacao-e-exames-educacionais/enem>.
- 8 OLIVEIRA, L. K. S.; CRUZ, R. C. Capital cultural e educação: uma análise da obra de bordieu. In: **XIII Encontro Cearense de Historiadores da Educação - ECHE, III Encontro Nacional do Núcleo de História e Memória da Educação - ENHIME, III Simpósio Nacional de Estudos Culturais e Geoeducacionais - SINECGEO**. [S.l.: s.n.], 2014. p. 1247–1255. ISBN: 978-85-8126-065-5. Documento de evento, sem data e local de publicação explícitos.
- 9 VASCONCELLOS, F. **Resultados do ENEM refletem desigualdades comuns no país**. 2013. Disponível em: <https://oglobo.globo.com/brasil/educacao/resultados-do-enem-refletem-desigualdades-comuns-no-pais-10445682>.
- 10 JALOTO, A.; PRIMI, R. Fatores socioeconômicos associados ao desempenho no ENEM. **Em Aberto**, v. 34, n. 112, p. 125–141, dec 2021. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/357656960>.
- 11 MORAES, C. P. d. *et al.* Efeito escola a partir de indicadores educacionais: análise entre escolas públicas e privadas no ENEM. **REVISTA META: AVALIAÇÃO**, v. 14, n. 42, p. 67–93, mar 2022.
- 12 BARTHOLO, T. *et al.* **Oportunidades educacionais de estudantes concluintes do Ensino Médio: Relatório 1-Inscrição e Participação no ENEM entre 2013 e 2021**. Rio de Janeiro, 2023.

- 13 HIROMI, F. ENEM mais desigual requer atenção dos gestores. **Aprendizagem em Foco**, n. 92, oct 2023. Disponível em: <https://www.institutounibanco.org.br/boletim/enem-mais-desigual-requer-atencao-dos-gestores/>.
- 14 ROMERO, M. C. **Aplicando técnicas de Machine Learning para avaliar resultados do ENEM**. 2021. 72 p. Dissertação (Trabalho de Conclusão de Curso (MBA em Ciências de Dados)) — Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2021.
- 15 FERRAZ, A. P. **Prevendo a aprovação de um participante do ENEM no SISU para o curso de Medicina**. 2020. 70 p. Dissertação (Trabalho de Conclusão de Curso (MBA em Ciências de Dados)) — Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2020.
- 16 JAMES, G. *et al.* **An Introduction to Statistical Learning: with Applications in Python**. Boca Raton: CRC Press, 2023.
- 17 GRUS, J. **Data Science from Scratch: First Principles with Python**. 2. ed. Sebastopol, CA: O'Reilly Media, Inc., 2019.
- 18 LINDHOLM, A. *et al.* **Machine Learning: A First Course for Engineers and Scientists**. Cambridge, UK; New York, NY: Cambridge University Press, 2022.
- 19 BREIMAN, L. Random forests. **Machine Learning**, v. 45, n. 1, p. 5–32, oct 2001.
- 20 CHAPMAN, P. *et al.* **CRISP-DM 1.0: Step-by-step Data Mining Guide**. [S.l.], 2000. Disponível em: <https://mineracaodedados.wordpress.com/wp-content/uploads/2012/12/crisp-dm-1-0.pdf>.
- 21 Anaconda. **Getting started with Miniconda**. n.d. Disponível em: <https://www.anaconda.com/docs/getting-started/miniconda/main>.
- 22 NVIDIA. **CUDA-X Data Science Libraries**. n.d. Disponível em: <https://developer.nvidia.com/topics/ai/data-science/cuda-x-data-science-libraries>.
- 23 NVIDIA. **Welcome to the cuDF documentation!** n.d. Disponível em: <https://docs.rapids.ai/api/cudf/stable/>.
- 24 The pandas development team. **pandas documentation**. 2025. Disponível em: <https://pandas.pydata.org/docs/>.
- 25 NVIDIA. **Welcome to cuML's documentation!** 2023. Disponível em: <https://docs.rapids.ai/api/cuml/stable/>.
- 26 PEDREGOSA, F. *et al.* Scikit-learn: Machine learning in Python. **Journal of Machine Learning Research**, v. 12, p. 2825–2830, 2011.
- 27 KPMG Advisory N.V. **Phi_K Correlation Constant**. 2024. Disponível em: <https://phik.readthedocs.io/en/latest/>.
- 28 BAAK, M. *et al.* A new correlation coefficient between categorical, ordinal and interval variables with Pearson characteristics. **Computational Statistics and Data Analysis**, v. 152, p. 107043, 2020. ISSN 0167-9473.

29 xgboost developers. **XGBoost Tutorials**. 2025. Disponível em: <https://xgboost.readthedocs.io/en/stable/tutorials/index.html>.

APÊNDICES

APÊNDICE A – DICIONÁRIO DE DADOS DOS MICRODADOS DO ENEM

APÊNDICE B – CONFIGURAÇÃO DO AMBIENTE VIRTUAL