



**Universidade de Brasília**  
**Departamento de Estatística**

**Aplicação de modelo de regressão multinível em avaliação educacional**

**Renan Luiz da Silva Nascimento**

Projeto apresentado para o Departamento  
de Estatística da Universidade de Brasília  
como parte dos requisitos necessários para  
obtenção do grau de Bacharel em Es-  
tatística.

**Brasília**  
**2025**

**Renan Luiz da Silva Nascimento**

**Aplicação de modelo de regressão multinível em avaliação educacional**

Orientador: Luís Gustavo do Amaral Vinha

Projeto apresentado para o Departamento de Estatística da Universidade de Brasília como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Bacharel em Estatística.

**Brasília  
2025**

## Resumo

O presente estudo investiga a influência de variáveis institucionais no desempenho médio dos cursos no ENADE, utilizando a modelagem multinível como principal ferramenta de análise. A motivação central do trabalho surge das limitações do Indicador de Diferença entre os Desempenhos Observado e Esperado (IDD), que, apesar de ser amplamente utilizado pelo INEP para avaliar a qualidade dos cursos superiores, não leva em consideração a estrutura hierárquica dos dados educacionais. Ao tratar os cursos e os alunos como níveis distintos de análise, a modelagem multinível permite capturar de forma mais precisa os efeitos institucionais, evitando distorções que podem surgir ao considerar apenas médias agregadas.

Com base nos dados disponibilizados pelo INEP, o estudo utiliza um modelo multinível para investigar de que forma características institucionais podem estar associadas ao desempenho acadêmico dos cursos superiores. A análise revela padrões relevantes, sugerindo que determinados aspectos institucionais e estruturais exercem influência sobre os resultados obtidos no ENADE. Além disso, os achados ressaltam a importância de considerar a complexidade do sistema educacional ao avaliar a qualidade do ensino, uma vez que diferentes fatores podem interagir de maneira não trivial. O uso da modelagem multinível se mostra adequado para captar essas nuances, oferecendo uma visão mais detalhada sobre as relações entre variáveis institucionais e desempenho acadêmico, contribuindo para uma compreensão mais aprofundada do cenário educacional no Brasil.

# Sumário

<b>1 Introdução . . . . .</b>	5
<b>2 Referencial Teórico . . . . .</b>	7
2.1 Modelo de Regressão Multinível . . . . .	7
2.2 Construção do Modelo . . . . .	9
2.3 Estimação dos Parâmetros do Modelo Multinível . . . . .	10
2.4 Seleção do Modelo . . . . .	10
2.5 Análise de Resíduos . . . . .	11
2.6 Valor Agregado . . . . .	11
<b>3 Metodologia . . . . .</b>	12
3.1 Instrumentos . . . . .	12
3.2 Banco de dados . . . . .	12
3.3 Análise de dados . . . . .	14
<b>4 Resultados . . . . .</b>	16
4.1 Análise Descritiva . . . . .	16
4.1.1 Desempenho no ENADE . . . . .	16
4.1.2 ENADE vs ENEM . . . . .	17
4.1.3 Relação das médias dos cursos no ENADE com variáveis do nível curso . . . . .	18
4.2 Análise Multinível . . . . .	22
4.3 Valor Agregado . . . . .	29
<b>5 Conclusão . . . . .</b>	30
<b>6 Referências . . . . .</b>	32

## 1 Introdução

Na era da informação e do conhecimento, a educação é um pilar fundamental para o desenvolvimento social e econômico. Desde os tempos antigos, a busca pelo conhecimento tem sido essencial para o progresso da humanidade, pois não apenas nos capacita a adquirir habilidades e competências, mas também nos permite compreender melhor o mundo ao nosso redor. Com a evolução tecnológica e as constantes mudanças no cenário global, o papel do ensino superior tornou-se ainda mais importante.

O ensino superior não é apenas uma extensão do ensino básico, mas um ambiente que promove a pesquisa, a inovação e o pensamento crítico. A educação superior não apenas contribui para o crescimento econômico, mas também promove a inclusão social, a inovação e o progresso cultural (SILVA, 2024). As instituições de ensino superior, como universidades e faculdades, são essenciais para a formação de profissionais qualificados e para a produção de conhecimento que impulsiona o progresso social e econômico. Além disso, o ensino superior desafia os indivíduos a explorar novas ideias, a questionar o status quo e a desenvolver habilidades que são essenciais para enfrentar os desafios do mundo contemporâneo.

A importância do ensino superior vai muito além do simples processo de formação de indivíduos bem-informados e habilidosos. Nesse contexto, a avaliação educacional emerge como uma ferramenta essencial para medir e aprimorar a eficácia do processo de ensino. Mais do que simplesmente atribuir notas, a avaliação formativa desempenha um papel central ao enfatizar a interação pedagógica e a comunicação entre professores e alunos. Como destacado por Black e Wiliam (BLACK; WILIAM, 1998), o feedback está no centro desse processo, sendo um componente indispensável para uma nova visão da ação educacional. Além disso, a avaliação auxilia as instituições de ensino superior a identificar áreas de aprimoramento, promovendo mudanças positivas nos currículos e métodos pedagógicos. Ao garantir a qualidade do ensino superior, a avaliação identifica padrões de excelência e áreas de intervenção, assegurando que os alunos recebam uma educação de alta qualidade.

Existem diversos sistemas de avaliação educacional em diferentes níveis e modalidades de ensino, como o Exame Nacional do Ensino Médio (ENEM) que tem o objetivo de avaliar o desempenho dos estudantes que concluíram o ensino médio, sendo utilizado como critério de seleção para ingresso em instituições de ensino superior, outro importante instrumento é o Exame Nacional de Desempenho dos Estudantes (Enade), que avalia o rendimento dos concluintes dos cursos de graduação em relação aos conteúdos programáticos previstos nas diretrizes curriculares dos cursos, o desenvolvimento de competências e habilidades (INEP, 2025). Além de ser um instrumento para medir o rendi-

mento dos alunos, esse exame desempenha um papel crucial como indicador da qualidade dos cursos superiores. Os resultados obtidos no ENADE são utilizados para compor indicadores de excelência na educação superior, contribuindo significativamente para o cálculo dos padrões de qualidade dos cursos de graduação e das instituições de ensino superior.

Em alguns países, a eficácia das instituições é avaliada principalmente por meio de medidas de desempenho dos estudantes, frequentemente expressas como testes padronizados (MILLA; MARTÍN; BELLEGEM, 2016) ou crescimento do desempenho usando medidas de valor agregado (MELGUIZO GEMA ZAMARRO; SANCHEZ, 2017). O indicador utilizado no Brasil calculado pelo INEP (Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira) é o IDD (Indicador de Diferença entre os Desempenhos Observado e Esperado). O IDD é calculado a partir da diferença entre as pontuações dos estudantes no ENADE, observadas durante o exame, e as pontuações previstas com base em suas notas de admissão, incluindo suas pontuações no ENEM. Em essência, esse indicador busca quantificar o valor agregado pelas instituições de ensino superior ao progresso acadêmico de seus estudantes durante o curso de graduação.

Indicadores de valor agregado são ferramentas valiosas para avaliar a qualidade das instituições educacionais. Sua precisão pode ser aprimorada ao incorporar variáveis específicas da instituição, contribuindo para previsões mais exatas de seu impacto nos resultados dos testes (CHETTY; FRIEDMAN; ROCKOFF, 2014). No presente trabalho, modelos de regressão multinível serão utilizados uma vez que são adequados em estudos que envolvem dados com estrutura hierárquica (HOX, 2010), onde as observações individuais (alunos) não são inteiramente independentes devido à organização em grupos, como é o caso de cursos e outras divisões institucionais. A abordagem da regressão multinível permite uma análise mais precisa e apropriada nessas situações.

Este estudo tem como objetivo usar o modelo multinível para calcular o valor agregado dos cursos de ensino superior no Brasil, permitindo uma análise mais precisa do impacto das instituições na formação acadêmica dos estudantes. Além disso, procura-se entender melhor a influência de fatores externos que podem afetar esse valor agregado, considerando variáveis que vão além do desempenho individual dos alunos. Por fim, a proposta é ajustar o modelo multinível e aplicá-lo na estimativa do valor agregado de cursos de uma determinada área.

## 2 Referencial Teórico

### 2.1 Modelo de Regressão Multinível

A estrutura do sistema educacional é organizada hierarquicamente ou em níveis: um grupo de alunos constitui uma turma e um grupo de turmas constitui uma escola (BARBOSA; FERNANDES, 2000). Essa estrutura hierárquica requer técnicas estatísticas apropriadas para capturar as variações tanto no nível individual quanto no nível do grupo, evidenciando a necessidade do uso de modelos estatísticos que considerem essa complexidade. O modelo multinível é uma ferramenta estatística poderosa para analisar dados com essa organização. No contexto da avaliação do valor agregado pelo ensino superior, optaremos por aplicar um modelo multinível de dois níveis, onde os alunos são agrupados em cursos, para examinar de que forma as características individuais e as influências contextuais afetam o desempenho dos estudantes.

O modelo de regressão com dois níveis possibilita a investigação tanto dos efeitos individuais quanto dos efeitos de grupo sobre o desempenho dos alunos. A formulação do modelo adotada é a seguinte

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}X_{1ij} + e_{ij}. \quad (2.1.1)$$

Nesta equação:

- $Y_{ij}$  é o desempenho do estudante  $i$  no curso  $j$ ;
- $\beta_{0j}$  é o intercepto da curso  $j$ ;
- $\beta_{1j}$  é o coeficiente de regressão no curso  $j$  relativo à variável explicativa  $X_1$ ;
- $X_1$  representa uma variável explicativa do nível aluno;
- $e_{ij}$  é o erro aleatório do nível aluno.

O segundo nível refere-se às unidades de agrupamento superiores, como escolas ou curso, onde os alunos são agrupados. Para o estudo sobre o valor agregado pelo ensino superior, o modelo multinível de dois níveis permite calcular diferentes coeficientes ( $\beta_{0j}$  e  $\beta_{1j}$ ) associados aos interceptos e às variáveis explicativas no nível da instituição.

As equações para o segundo nível do modelo multinível dado por

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01}Z_j + u_{0j} \quad (2.1.2)$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11}Z_j + u_{1j}. \quad (2.1.3)$$

Substituindo (3.1.2) e (3.1.3) em (3.1.1) o modelo passa a ser

$$Y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{10}X_{1ij} + \gamma_{01}Z_j + \gamma_{11}X_{1ij}Z_j + u_{0j} + u_{1j} + e_{ij}. \quad (2.1.4)$$

Nesta equação:

- $\gamma_{00}$  é o intercepto global;
- $\gamma_{10}$  é o coeficiente associado ao efeito fixo da variável explicativa  $X_1$  (nível aluno);
- $\gamma_{01}$  é o coeficiente associado ao efeito fixo da variável explicativa  $Z$  (nível curso);
- $Z$  representa uma variável explicativa do nível curso;
- $\gamma_{11}$  é o coeficiente de interação entre as variáveis explicativas do nível aluno ( $X_1$ ) e instituição ( $Z$ );
- $u_{0j}$  representa o erro aleatório associado ao intercepto;
- $u_{1j}$  representa o erro aleatório associado ao coeficiente da variável  $X_1$ .

Para utilizar o modelo de regressão multinível em análises estatísticas, é necessário considerar alguns pressupostos para garantir a validade e precisão dos resultados, são esses:

1. Independência dos erros: assume-se que os erros aleatórios  $e_{ij}$  (no nível do aluno) e  $u_{0j}$ ,  $u_{1j}$  (no nível do curso) são independentes entre si e seguem uma distribuição normal com média zero e variância constante;
2. Homogeneidade das variâncias: supõe-se que a variabilidade dos erros, tanto ao nível do aluno quanto ao nível do curso, seja constante para todas as combinações de alunos e cursos;
3. Normalidade dos erros: a distribuição dos erros  $e_{ij}$ ,  $u_{0j}$  e  $u_{1j}$  devem ser aproximadamente normal;
4. Ausência de colinearidade perfeita: as variáveis explicativas nos níveis do aluno e do curso não estão perfeitamente correlacionadas (colineares).

No exemplo apresentado, apenas uma variável explicativa é considerada para cada nível (aluno e instituição). Entretanto, em estudos mais complexos, múltiplas variáveis explicativas podem estar envolvidas, em ambos os níveis, juntamente com interações entre essas variáveis, além de considerações adicionais para a modelagem multinível.

## 2.2 Construção do Modelo

Para desenvolver o modelo multinível neste estudo, seguimos o método delineado por Hox (HOX, 2010), que é composto por cinco etapas essenciais para a análise dos dados. Inicialmente, ajusta-se um modelo nulo, contendo apenas o intercepto e os erros nos níveis do grupo (curso) e do indivíduo (aluno).

$$Y_{ij} = \gamma_{00} + u_{0j} + e_{ij}. \quad (2.2.1)$$

O modelo nulo possibilita o cálculo do coeficiente de correlação intraclasse  $\rho$ , que indica a proporção da variância total explicada pelas diferenças entre os grupos considerados na análise. No contexto deste estudo, esses grupos correspondem aos cursos, ou seja, o coeficiente revela quanto da variabilidade observada nos resultados pode ser atribuída a diferenças entre os cursos, em oposição a variações individuais dentro de cada um. Esse cálculo é fundamental para justificar a adoção de modelos multinível, a literatura indica que valores acima de 0,10 para  $\rho$  sugere que há uma estrutura hierárquica nos dados que deve ser levada em conta na modelagem estatística.

$$\rho = \frac{\sigma_{u0}^2}{\sigma_{u0}^2 + \sigma_e^2}. \quad (2.2.2)$$

Onde  $\sigma_{u0}^2$  representa a variância entre os cursos e  $\sigma_e^2$  representa a variância residual (ou intra-curso).

No segundo passo, são introduzidas as variáveis explicativas do nível do aluno (3.2.3). Em seguida, no terceiro passo, acrescentam-se as variáveis explicativas do nível curso (3.2.4). No quarto passo, investigam-se as variáveis explicativas do nível inferior que têm efeitos aleatórios (3.2.5). Finalmente, no quinto passo, incluem-se as interações entre as variáveis explicativas do nível superior e as variáveis explicativas do nível inferior (3.2.6), chegando assim ao modelo apresentado anteriormente.

$$Y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{10}X_{1ij} + u_{0j} + e_{ij}. \quad (2.2.3)$$

$$Y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{10}X_{1ij} + \gamma_{01}Z_{1j} + u_{0j} + e_{ij}. \quad (2.2.4)$$

$$Y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{10}X_{1ij} + \gamma_{01}Z_{1j} + u_{1j}X_{1ij} + u_{0j} + e_{ij}. \quad (2.2.5)$$

$$Y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{10}X_{1ij} + \gamma_{01}Z_{1j} + \gamma_{11}X_{1ij}Z_{1j} + u_{1j}X_{1ij} + u_{0j} + e_{ij}. \quad (2.2.6)$$

## **2.3 Estimação dos Parâmetros do Modelo Multinível**

O próximo passo é a escolha do método de estimação mais adequado para o nosso estudo. A decisão entre a Máxima Verossimilhança Restrita e a Máxima Verossimilhança depende das características específicas dos dados e das suposições feitas sobre os erros nos níveis do aluno e do curso.

A estimação de parâmetros em modelagem multinível é realizada principalmente pelo método de máxima verossimilhança. Este método fornece estimativas para os parâmetros populacionais que maximizam a probabilidade de observação dos dados reais, dados o modelo especificado (HOX, 2010). Ao proporcionar estimativas eficientes e consistentes, a Máxima Verossimilhança torna-se uma abordagem fundamental para modelagens estatísticas complexas, garantindo inferências mais precisas e robustas em contextos onde há variabilidade tanto nos níveis individuais quanto nos níveis grupais.

## **2.4 Seleção do Modelo**

Após a estimação dos parâmetros do modelo multinível usando o método de Máxima Verossimilhança, torna-se crucial realizar uma seleção de modelo eficaz para determinar quais variáveis explicativas devem ser incluídas no modelo final. Diversas métricas amplamente aceitas são utilizadas nesse processo, e a escolha depende da necessidade de equilibrar a complexidade do modelo com sua capacidade de explicar os dados.

O procedimento de Máxima Verossimilhança também produz uma estatística chamada *deviance*, que indica o quanto bem o modelo se ajusta aos dados. Em geral, modelos com o *deviance* menor apresentam um melhor ajuste (HOX, 2010). Quando dois modelos são aninhados, ou seja, um modelo mais específico pode ser derivado de um modelo mais abrangente ao remover parâmetros deste último, as *deviances* de ambos os modelos são utilizadas para comparar seu ajuste estatístico. Nesse contexto, a diferença da *deviance* é a estatística de teste, e segue uma distribuição qui-quadrado, com graus de liberdade correspondentes à diferença no número de parâmetros estimados entre os modelos. Com isso, a diferença da *deviance* é dada por:

$$D = -2 \times (\log(L_{\text{saturado}}) - \log(L_{\text{modelo}})) . \quad (2.4.1)$$

Onde  $L_{\text{saturado}}$  é o valor da função de verossimilhança do modelo saturado e  $L_{\text{modelo}}$  é o valor da função de verossimilhança do modelo em análise.

## 2.5 Análise de Resíduos

Na análise de um modelo de regressão multinível, a avaliação dos resíduos desempenha um papel crucial na verificação da adequação do modelo aos dados. Inicialmente, os resíduos são examinados para verificar se atendem às suposições do modelo, como a normalidade, a independência, a homocedasticidade e a linearidade.

Para testar a suposição de normalidade, podemos construir um gráfico os resíduos padronizados em relação aos seus escores normais. A suposição de normalidade será atendida, se o gráfico demonstrar mostrar uma linha diagonal reta.

Um recurso gráfico amplamente empregado para avaliar os pressupostos de linearidade e homocedasticidade é o gráfico de dispersão dos resíduos em relação aos valores preditos. Espera-se que os pontos se distribuam de maneira aleatória em torno de zero, sem apresentar tendências perceptíveis. Similarmente, podem ser elaborados gráficos de dispersão para os resíduos correspondentes aos erros do segundo nível.

## 2.6 Valor Agregado

O cálculo do valor agregado é uma abordagem estatística utilizada para medir o impacto específico de uma unidade (como um curso ou instituição) sobre um determinado resultado, controlando para as características individuais dos participantes. Em modelos hierárquicos, esse efeito é representado pelos interceptos aleatórios ( $u_{0c}$ ), que capturam a variação específica de cada unidade em relação à média global. No contexto da avaliação educacional, como no cálculo do Indicador de Diferença entre os Desempenhos Observado e Esperado (IDD) pelo INEP, o valor agregado de um curso pode ser interpretado como a diferença entre o desempenho observado dos estudantes no ENADE e o desempenho esperado com base nas notas do ENEM (INEP, 2020).

Contudo, há uma crítica ao método adotado pelo INEP. Em vez de utilizar os interceptos estimados do modelo multinível para representar o valor agregado do curso, o cálculo do IDD considera a média dos resíduos dos estudantes em relação à reta de regressão específica do curso, e não à reta geral da área acadêmica. Esse procedimento, conforme apontado por Kim e Lalancette (KIM; LALANCETTE, 2013), pode resultar na remoção indevida do efeito específico do curso, reduzindo a validade do IDD como uma medida de valor agregado. Haar (HAAR, 2021) reforça essa crítica ao demonstrar que a metodologia empregada pelo INEP leva à anulação do efeito do curso na estimativa do IDD, tornando-o essencialmente um resíduo médio dos alunos.

## 3 Metodologia

### 3.1 Instrumentos

O ENEM foi instituído em 1998, com o objetivo de avaliar o desempenho escolar dos estudantes ao término da educação básica. Em 2009, o exame aperfeiçoou sua metodologia e passou a ser utilizado como mecanismo de acesso à educação superior. A prova do ENEM é composta por quatro áreas de conhecimento, cada uma abordando diferentes competências e habilidades. A prova de Ciências da Natureza e suas Tecnologias (CN) avalia conhecimentos em Biologia, Física e Química, explorando temas como meio ambiente, energia, transformações químicas e corpo humano. Já a prova de Ciências Humanas e suas Tecnologias (CH) abrange História, Geografia, Sociologia e Filosofia, enfocando temas como cidadania, relações sociais, processos históricos e questões geopolíticas. A prova de Linguagens, Códigos e suas Tecnologias (LC) envolve interpretação de textos, literatura, gramática, artes, educação física e língua estrangeira (inglês ou espanhol), analisando a capacidade de leitura, comunicação e expressão dos candidatos. Por fim, a prova de Matemática e suas Tecnologias (MT) testa a habilidade dos participantes na resolução de problemas matemáticos, abordando conteúdos como álgebra, geometria, estatística e raciocínio lógico.

O Exame Nacional de Desempenho dos Estudantes (ENADE) foi criado em 2004 como parte do Sistema Nacional de Avaliação da Educação Superior (SINAES), com o objetivo de medir o aprendizado dos estudantes em relação aos conteúdos programáticos previstos nas diretrizes curriculares de seus cursos de graduação. O exame é aplicado periodicamente a alunos ingressantes e concluintes de cursos superiores, permitindo uma análise do desenvolvimento de competências e habilidades ao longo da formação acadêmica. A prova do ENADE é composta por questões de Formação Geral, comuns a todos os cursos, que abordam temas interdisciplinares relacionados à realidade social, ética e cidadania, e por questões de Formação Específica, que avaliam conhecimentos técnicos e científicos conforme a área de formação do estudante. Além da prova objetiva e discursiva, os participantes respondem a um Questionário do Estudante, que coleta informações sobre seu perfil sociodemográfico e opiniões sobre a qualidade do curso e da instituição de ensino.

### 3.2 Banco de dados

No banco de dados, foi identificado um desafio significativo ao explorar os níveis de aluno e curso em relação às notas do ENADE. Inicialmente, os microdados do ENADE eram a fonte primária, contendo notas dos alunos no exame, além de variáveis sociode-

mográficas. A utilização desses dados em conjunto com o censo superior visava analisar as variáveis do nível do curso e seu impacto nas notas. Contudo, devido à nova estrutura dos microdados do ENADE, a agregação de dados passou a ser possível apenas pelo código do curso, seguindo as restrições da LGPD implementadas em 2017, impossibilitando a agregação de informações ao nível do estudante. Esses dados do ENADE estão disponibilizados em 33 arquivos.

Para realizar o estudo, foi decidido analisar apenas os cursos de graduação de licenciatura em Matemática, referente a avaliação do ENADE no ano de 2021. Ao filtrar os dados para considerar exclusivamente esses cursos, identificamos um total de 8.471 alunos distribuídos em 397 cursos. O conjunto de dados completo inclui as seguintes variáveis:

Tabela 1: Descrição das Variáveis utilizadas

Variáveis	Descrição
Notas do ENADE	Nota bruta da prova, com média ponderada entre a formação geral (25%) e o componente específico (75%) (0 a 100).
Nota do ENEM em Ciências da Natureza	Nota obtida na prova de Ciências da Natureza.
Nota do ENEM em Ciências Humanas	Nota obtida na prova de Ciências Humanas.
Nota do ENEM em Linguagens e Códigos	Nota obtida na prova de Linguagens e Códigos.
Nota do ENEM em Matemática	Nota obtida na prova de Matemática.
Categoria IES	Categoría administrativa da Instituição de Ensino Superior (IES): <ul style="list-style-type: none"> <li>- Pública Federal</li> <li>- Pública Estadual</li> <li>- Pública Municipal</li> <li>- Privada com fins lucrativos</li> <li>- Privada sem fins lucrativos.</li> </ul>
Modalidade do Ensino	0 = EaD (Educação a Distância), 1 = Presencial.
Proporção de Doutores	Categorias de proporção de doutores entre os docentes: <ul style="list-style-type: none"> <li>- Até 25% dos docentes são doutores</li> <li>- Entre 25% e 50% dos docentes são doutores</li> <li>- Entre 50% e 75% dos docentes são doutores</li> <li>- Mais de 75% dos docentes são doutores.</li> </ul>

### 3.3 Análise de dados

Iniciando com uma análise descritiva, espera-se obter uma visão preliminar do comportamento das notas do ENADE de acordo com as características dos cursos e com as notas do ENEM dos alunos. Essa etapa será fundamental para os passos subsequentes de modelagem dos dados. Posteriormente, será aplicada uma análise de regressão

multinível para examinar os efeitos das variáveis sociodemográficas dos alunos, do curso e das interações entre os dois níveis (aluno x curso) nas notas do ENADE. O modelo será estimado por máxima verossimilhança, seguindo os cinco passos propostos por Hox (2010).

Para a análise dos dados, utilizou-se a linguagem de programação R, amplamente empregada em estatística e ciência de dados devido à sua flexibilidade e poder computacional. Em particular, recorreu-se aos pacotes *lme4* e *lmerTest*, que são essenciais para a modelagem estatística multinível. O pacote *lme4* permite ajustar modelos lineares mistos, sendo uma ferramenta fundamental para estimar efeitos fixos e aleatórios em dados hierárquicos. Já o *lmerTest* complementa essa análise ao fornecer testes estatísticos para os coeficientes dos modelos ajustados, incluindo valores de p e intervalos de confiança, o que facilita a interpretação dos resultados.

## 4 Resultados

### 4.1 Análise Descritiva

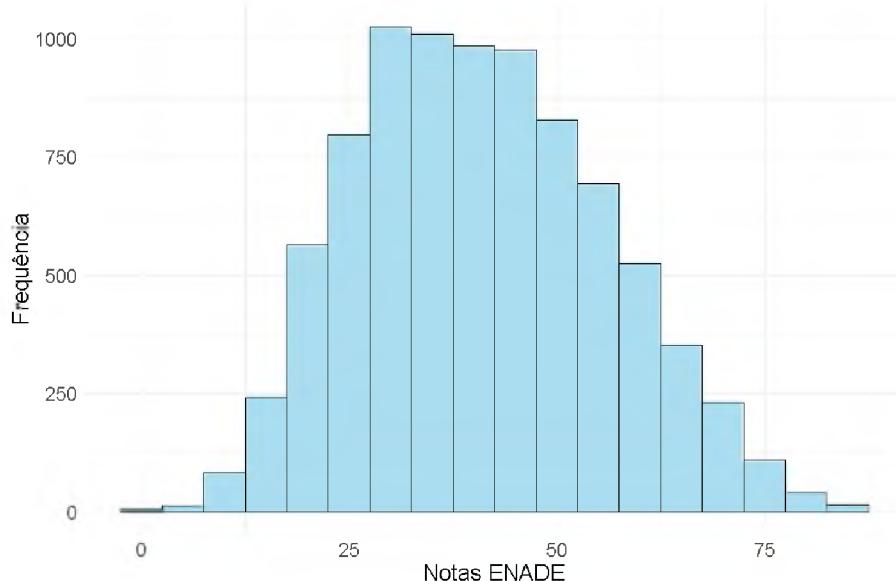
#### 4.1.1 Desempenho no ENADE

Para esta etapa inicial, realizou-se um estudo exploratório, iniciando com a construção de um histograma das pontuações alcançadas no ENADE pelos alunos participantes. Esse histograma, juntamente com algumas métricas de resumo (Tabela 2), proporcionará uma visão inicial da distribuição das notas.

Tabela 2: Medidas resumo da variável nota do ENADE

<b>n</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Máximo</b>	<b>Desvio Padrão</b>
8.471	40,98	40,2	0	87,4	14,9

Figura 1: Distribuição das notas dos alunos no ENADE 2021



No desempenho médio dos estudantes da área de matemática, constatou-se uma média próxima a 41 pontos, com uma variação em torno dessa média de aproximadamente 14,9 pontos. As notas mais comuns entre os alunos situaram-se na faixa de 30 a 45 pontos. Destaca-se também uma discreta assimetria positiva na distribuição do desempenho desses estudantes.

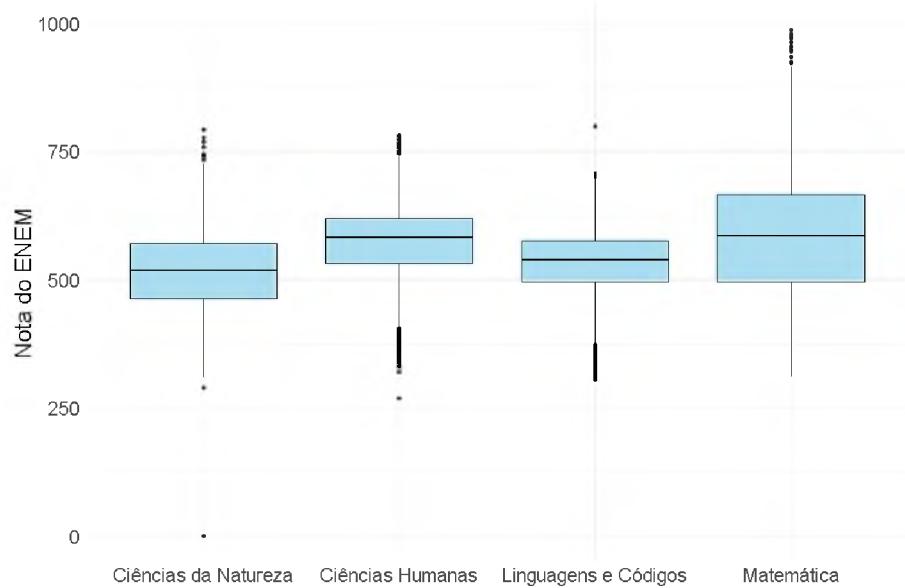
#### 4.1.2 ENADE vs ENEM

Antes de explorarmos a relação entre as notas do ENADE e do ENEM, é fundamental compreender a distribuição das notas do ENEM. Inicialmente, realizaremos uma análise exclusiva das notas do ENEM, as quais são divididas em quatro categorias: Ciências da Natureza, Ciências Humanas, Linguagens e Códigos, e Matemática.

Tabela 3: Medidas resumo das notas do ENEM para diferentes áreas

Categoria	Média	Mediana	Mínimo	Máximo	Desvio Padrão
Ciências da Natureza	516,8	517,0	0,0	792,0	72,6
Ciências Humanas	571,4	581,1	267,7	781,5	66,7
Linguagens e Códigos	532,3	538,8	304,9	799,3	61,9
Matemática	583,1	585,1	310,0	987,4	115,5

Figura 2: Desempenho no ENEM por categoria



Pela Tabela 3 e da Figura 2 que, em Ciências Humanas e Matemática os estudantes da área Matemática (Licenciatura) aparentam ter um desempenho superior às áreas Ciências da Natureza e Linguagens e Códigos. É possível observar que, em Matemática, o desvio padrão é superior ao das outras áreas, indicando uma variabilidade maior nas notas dos alunos nessa área.

Temos a presença de muitos valores elevados (potenciais *outliers*) na categoria de Matemática perto do valor 1000. Essa situação é esperada pois estamos olhando um grupo específico, que são os formandos da área Matemática (Licenciatura), então é provável que os alunos tenham um conhecimento mais aprofundado ou foco especializado nessa área específica, levando a um desempenho mais elevado em comparação com outras áreas.

Compreendendo a distribuição das notas do ENEM em diferentes áreas, avançamos agora para a próxima etapa da análise, onde buscamos estabelecer uma relação entre as notas obtidas no ENADE e as quatro áreas do ENEM. Nossa objetivo é explorar se existe uma tendência ou associação entre as notas do ENADE e as diferentes áreas do ENEM, para isso foi utilizado o coeficiente de correlação de Pearson.

Figura 3: Desempenho no ENADE por área do ENEM

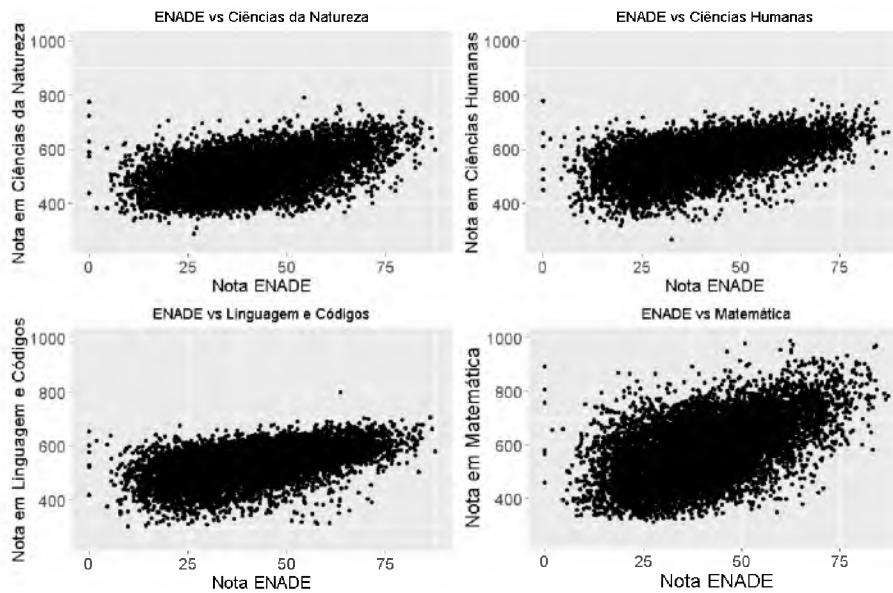


Tabela 4: Coeficientes de correlação para diferentes áreas

Área vs ENADE	Coeficiente de Correlação
Ciências da Natureza	0,516
Ciências Humanas	0,529
Linguagens e Códigos	0,529
Matemática	0,557

Pela Tabela 4, Os coeficientes de correlação entre as notas do ENADE e as notas do ENEM indicam uma relação positiva em todas as áreas analisadas. No entanto, observa-se que essa associação é mais forte na área de Matemática, que apresenta o maior coeficiente de correlação. Com isso, verifica-se que conforme a nota de uma área do ENEM de um aluno for elevada, a tendência é de que sua nota no ENADE também seja elevada.

#### 4.1.3 Relação das médias dos cursos no ENADE com variáveis do nível curso

A análise segue agora para a exploração detalhada das médias dos cursos no ENADE em relação às variáveis específicas no nível do curso. Essa fase busca investigar possíveis relações entre o desempenho médio dos cursos e aspectos vinculados à

estrutura acadêmica e particularidades institucionais. O objetivo é identificar padrões ou tendências que possam revelar influências relevantes no resultado do exame. Essa análise proporcionará uma compreensão mais ampla sobre o impacto do ambiente educacional no desempenho médio dos cursos.

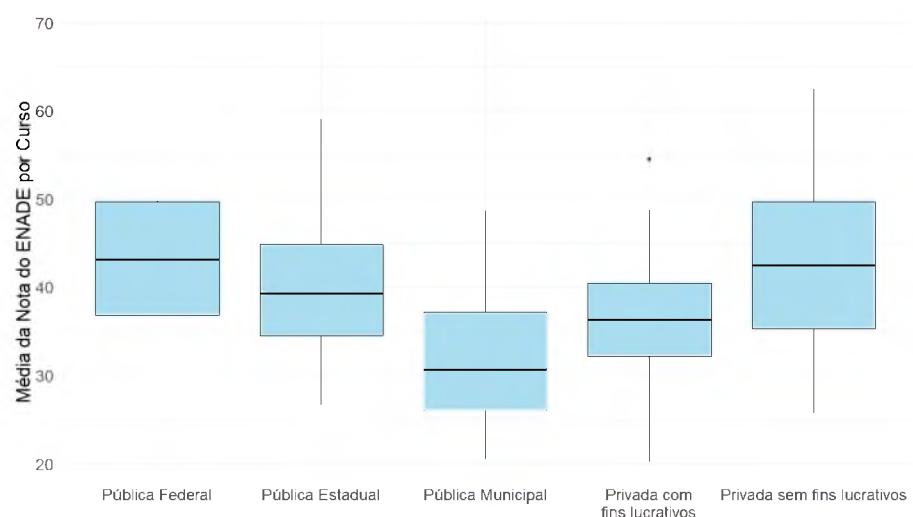
### Categoría administrativa

A primeira fase desta análise concentra-se na exploração da relação entre a média das notas do ENADE por curso e a categoria administrativa das Instituições de Ensino Superior (IES). Essa abordagem visa compreender como o desempenho médio dos cursos no exame varia de acordo com a natureza administrativa das instituições, considerando categorias como federais, estaduais, municipais, e privadas.

Tabela 5: Medidas resumo das médias das notas do ENADE por curso segundo a categoria institucional

Categoría	n	Média	Mediana	Mínimo	Máximo	Desvio Padrão
Pública Federal	210	44,0	43,2	25,9	67,8	8,7
Pública Estadual	96	40,1	39,3	26,0	59,1	7,4
Pública Municipal	13	32,6	30,7	20,4	48,7	9,3
Privada com fins lucrativos	38	36,3	36,3	20,2	54,5	7,0
Privada sem fins lucrativos	40	43,3	42,5	25,7	62,5	9,4

Figura 4: Desempenho no ENADE por categoria IES



A categoria Pública Federal apresenta a maior média 44,0 e a mediana mais elevada 43,2, indicando um desempenho superior em relação às demais categorias. É interessante observar que a categoria Privada sem fins lucrativos demonstra um desempenho quase equivalente à categoria Pública Federal, e aparenta superar a outra categoria privada.

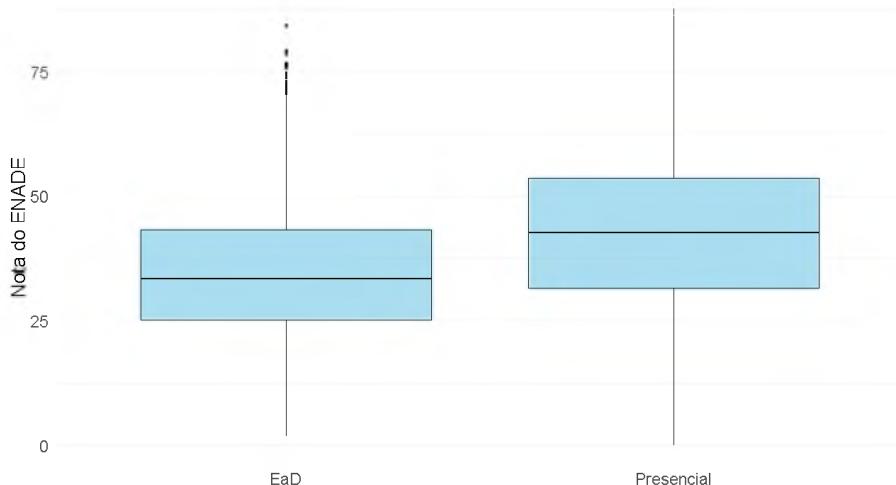
## Modalidade de ensino

Após examinar a relação entre as médias das notas do ENADE por curso e a categoria administrativa das instituições de ensino, o estudo passa a considerar a influência da modalidade de ensino, seja presencial ou Educação a Distância (EaD). Essa abordagem busca compreender como o desempenho médio dos cursos no exame se distribui entre esses dois formatos de ensino, permitindo uma análise mais ampla das diferenças associadas a cada modalidade.

Tabela 6: Medidas resumo da variável nota do ENADE segundo modalidade de ensino

Modalidade	n	Média	Mediana	Mínimo	Máximo	Desvio Padrão
EaD	57	37,0	35,4	25,9	62,5	7,1
Presencial	340	42,7	41,7	20,2	67,9	8,8

Figura 5: Desempenho no ENADE por modalidade de ensino



Os resultados indicam uma diferença significativa entre a modalidade presencial e a Educação a Distância (EaD) no desempenho médio dos cursos no ENADE. Os cursos presenciais apresentam, em média, notas mais altas, com uma média de 42,7, enquanto os cursos a distância registram uma média de 37,0. Vale destacar que a amostra inclui 340 cursos presenciais e apenas 57 cursos EaD, evidenciando uma diferença significativa no número de cursos entre as modalidades.

Esse resultado sugere que, em geral, os cursos ofertados na modalidade presencial tendem a apresentar um desempenho médio superior no ENADE em comparação com aqueles na modalidade EaD. Essa discrepância pode estar relacionada a fatores como métodos de ensino, interação professor-aluno, infraestrutura acadêmica e estratégias pedagógicas adotadas em cada modalidade.

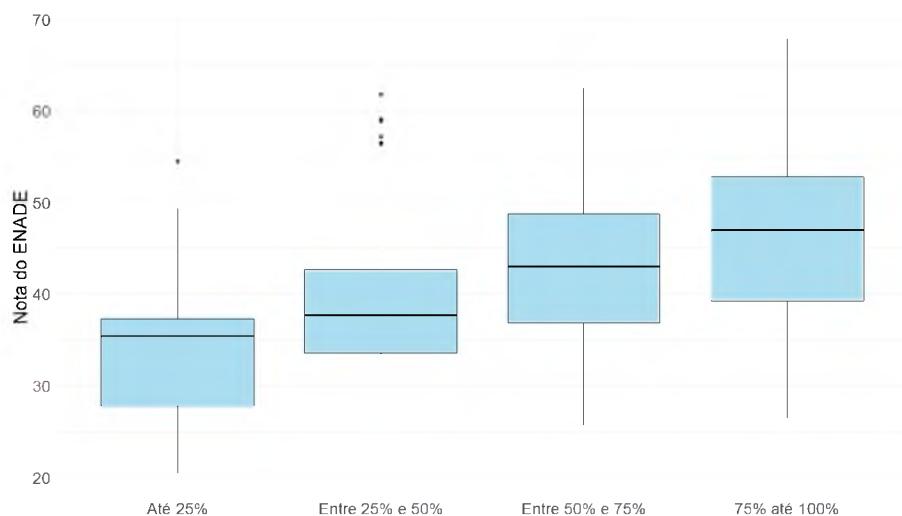
## Proporção de docentes doutores

Com base nos dados analisados, foi calculada a proporção de docentes doutores em relação ao total de docentes. Inicialmente, um gráfico de dispersão foi gerado para explorar a relação entre essa variável e a média das notas dos cursos no ENADE. No entanto, os resultados não indicaram uma relação linear clara, o que motivou a categorização da variável para uma análise mais adequada. Dessa forma, a proporção de docentes doutores foi dividida em quatro categorias, considerando intervalos de 25% ao longo da distribuição dos dados. Essa abordagem permite uma interpretação mais estruturada, facilitando a identificação de possíveis diferenças no desempenho médio dos cursos em função da qualificação do corpo docente.

Tabela 7: Medidas resumo da variável nota do ENADE segundo proporção de docentes doutores

Categoría	n	Média	Mediana	Mínimo	Máximo	Desvio Padrão
Até 25% dos docentes são doutores	29	35,5	34,4	20,5	54,5	8,7
Entre 25% e 50% dos docentes são doutores	149	39,1	37,7	20,2	61,8	7,3
Entre 50% e 75% dos docentes são doutores	109	43,0	43,0	25,7	62,5	7,9
Mais de 75% dos docentes são doutores	108	46,4	47,0	26,5	67,9	9,2

Figura 6: Desempenho no ENADE por proporção de docentes por aluno



Ao analisar a Figura 6, observa-se uma tendência de aumento nas médias das notas do ENADE conforme a proporção de docentes doutores nos cursos se eleva. A categoria com até 25% de docentes doutores apresenta as menores notas medias, enquanto a categoria com 75% a 100% exibe os valores mais elevados. Esse padrão sugere uma relação positiva entre a qualificação do corpo docente e o desempenho médio dos cursos no exame.

## 4.2 Análise Multinível

Para iniciar a análise de regressão multinível, as variáveis explicativas quantitativas foram padronizadas para que todas tivessem média igual a zero e desvio padrão igual a um. Essa padronização é importante porque, ao comparar variáveis que estão em escalas diferentes, ela facilita a interpretação dos coeficientes e evita que uma variável com valores mais altos tenha influência desproporcional no modelo (HOX, 2010).

Seguindo o processo descrito por (HOX, 2010), o primeiro passo foi ajustar o modelo nulo, ou seja, um modelo sem nenhuma variável explicativa.

Tabela 8: Modelo nulo. <sup>1</sup>Nota: EP significa Erro Padrão. <sup>2</sup>Nota: DP significa Desvio Padrão.

<b>Efeito Fixo</b>	Efeito	EP <sup>1</sup>	Estatística t	p-valor
Intercepto	41,81	0,43	96,93	< 0,001
<b>Efeito Randômico</b>	Variância	DP <sup>2</sup>		
Nível 1 - aluno	162,71	12,76		
Nível 2 - curso	59,85	7,74		
ICC	0,27			
Deviance	67.927			

O valor estimado para o intercepto é 41,81, indicando que a média geral das notas do ENADE dos alunos. Com base no modelo nulo, foi possível calcular o coeficiente de correlação intraclasse (ICC), que quantifica a proporção da variabilidade total das notas do ENADE atribuída ao nível institucional.

$$\text{ICC} = \frac{\sigma_{u0}^2}{\sigma_{u0}^2 + \sigma_e^2} = \frac{59,85}{59,85 + 162,71} = 0,27. \quad (4.3.1)$$

O resultado obtido indica que 27% da variação total das notas está associada às diferenças entre as instituições, evidenciando uma certa dependência entre as notas dos alunos dentro de uma mesma instituição. Esse achado sugere que fatores institucionais podem exercer influência sobre o desempenho dos estudantes.

Seguindo o segundo passo proposto por (HOX, 2010), foram incorporados ao modelo os efeitos fixos das variáveis explicativas de nível individual (aluno), notas do ENEM nas áreas.

Tabela 9: Modelo com as variáveis explicativas no nível do aluno (Modelo 1)

Efeito Fixo	Efeito	EP	Estatística <i>t</i>	<i>p</i> -valor
Intercepto	41,76	0,24	174,24	< 0,001
<b>Variáveis do nível aluno</b>				
Ciências da Natureza	1,77	0,16	11,34	< 0,001
Ciências Humanas	2,41	0,16	14,97	< 0,001
Linguagens e Códigos	3,19	0,15	20,83	< 0,001
Matemática	3,99	0,15	26,17	< 0,001
<b>Efeito randômico</b>				
Variância Nível 1 - aluno	109,48	10,46		
Variância Nível 2 - curso	14,55	3,81		
ICC			0,12	
Deviance			64.275	
Nº de parâmetros			7	
Diferença do Deviance			3.651,4	
Diferença de parâmetros (g.l.)			4	
Teste $\chi^2$ ( <i>p</i> -valor)			< 0,001	
<b>Variância explicada</b>				
Nível 1 - aluno			32,71%	
Nível 2 - curso			75,69%	

Os resultados do modelo 1 indicaram que todos os preditores fixos foram estatisticamente significativos, evidenciando uma relação positiva entre as notas de cada área do ENEM e a nota geral. Entre os preditores, a maior magnitude foi observada para a nota de Matemática, com um coeficiente estimado de 3,99, seguida pelas notas de Linguagens e Códigos, Ciências Humanas e Ciências da Natureza. Isso sugere que, para cada aumento unitário nas notas dessas áreas, espera-se um aumento correspondente na nota geral, sendo o impacto da Matemática o mais expressivo.

Ao comparar o modelo nulo com o modelo 1, o teste de *deviance* demonstrou que a inclusão das notas por área do ENEM como preditores melhorou significativamente o ajuste do modelo. Com relação às variâncias explicadas, o modelo 1 reduziu a variância residual no nível do aluno em 32,71% e a variância no nível dos cursos em 75,69% quando comparado ao modelo nulo. Esses resultados indicam que as notas do ENEM explicam uma parcela substancial da variabilidade individual e são fundamentais para compreender as diferenças entre os cursos.

No terceiro passo da análise, foram introduzidas as variáveis explicativas de nível de grupo (curso) com o objetivo de compreender como características institucionais influenciam o desempenho dos alunos, além dos fatores individuais já considerados. Nesse con-

texto, foram incorporadas variáveis relacionadas às instituições de ensino superior, como a categoria administrativa da IES, a modalidade do ensino, presencial ou a distância, e a proporção de docentes doutores. Essas variáveis do nível do curso permitem avaliar o impacto do ambiente educacional e organizacional no desempenho acadêmico, medido pelas notas do ENADE e ENEM.

Tabela 10: Modelo com as variáveis explicativas no nível da instituição (Modelo 2)

<b>Efeito Fixo</b>	Efeito	EP	Estatística <i>t</i>	<i>p</i> -valor
Intercepto	39,07	0,66	59,42	< 0,001
<b>Variáveis do nível aluno</b>				
Ciências da Natureza	1,76	0,16	11,28	< 0,001
Ciências Humanas	2,38	0,16	14,81	< 0,001
Linguagens e Códigos	3,19	0,15	20,88	< 0,001
Matemática	3,97	0,15	26,14	< 0,001
<b>Variáveis do nível instituição</b>				
Modalidade do Ensino (Presencial)	3,98	0,67	5,92	< 0,001
Categoria - Pública Estadual	-1,06	0,52	-2,02	0,0438
Categoria - Pública Municipal	-5,05	1,35	-3,73	0,0002
Categoria - Privada com fins lucrativos	-3,06	0,86	-3,56	0,0004
<b>Efeito randômico</b>				
Variância Nível 1 - aluno	109,47	10,47		
Variância Nível 2 - curso	10,74	3,28		
Deviance			64.202	
Nº de parâmetros				12
Diferença do Deviance			73,68	
Diferença de parâmetros (g.l.)			5	
Teste $\chi^2$ ( <i>p</i> -valor)			< 0,001	
<b>Variância explicada</b>				
Nível 1 - aluno			32,72%	
Nível 2 - instituição			82,06%	

A modalidade do curso ser presencial demonstrou um efeito positivo e significativo adotando a *modalidade EaD* como referência, indicando que o tipo de oferta do curso pode influenciar a nota geral. No que se refere à categoria administrativa da instituição, considerando as instituições públicas federais como referência, os resultados evidenciam que a estrutura institucional tem impacto sobre o desempenho acadêmico. Instituições privadas com fins lucrativos, públicas municipais e públicas estaduais apresentaram efeitos negativos e significativos, sugerindo que os alunos dessas instituições tendem a obter notas mais baixas em comparação com aqueles matriculados em universidades públicas federais.

A proporção de doutores na instituição não se mostrou estatisticamente significativa.

O quarto passo na modelagem de regressão multinível envolve verificar se as inclinações das variáveis do nível do aluno variam entre as instituições de ensino. Até este ponto, consideramos que as relações entre as notas das áreas do ENEM e a nota no ENADE são constantes para todas as instituições. Os resultados do efeito randômico no nível institucional indicam que nenhuma das notas do ENEM apresentou significância estatística na variabilidade entre as instituições de ensino (Tabela 11). Isso sugere que a relação entre as notas do ENEM e a nota geral dos alunos não varia de forma significativa entre os cursos.

Tabela 11: Efeito randômico para os níveis de aluno e curso

<b>Efeito randômico - Nível 1</b>	Efeito	DP	p-valor
Variância Nível 1 - aluno	108,32	10,41	< 0,001
<b>Efeito randômico - Nível 2</b>			
Variância Nível 2 - curso	10,09	3,18	< 0,001
Ciências da Natureza	0,40	0,63	0,6084
Ciências Humanas	0,42	0,65	0,4464
Linguagens e Códigos	0,54	0,73	0,5934
Matemática	0,59	0,77	0,1015

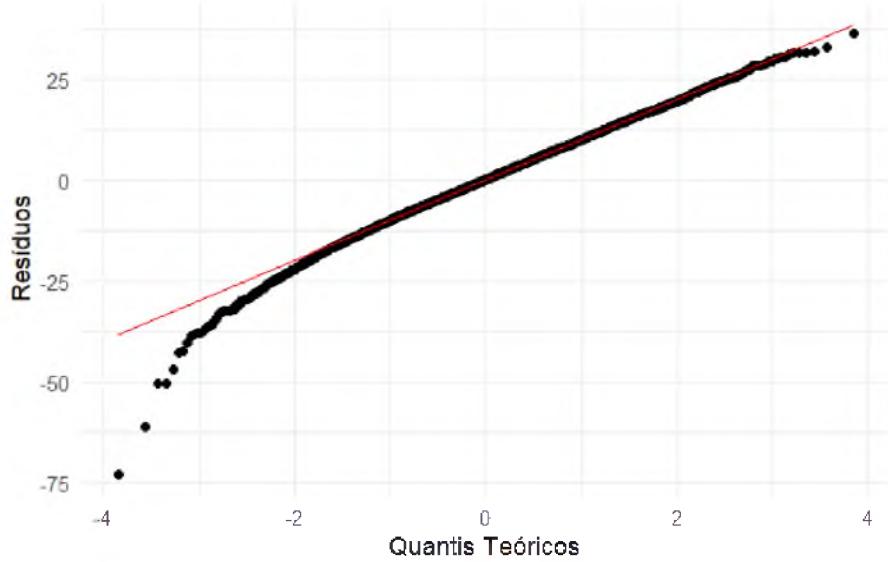
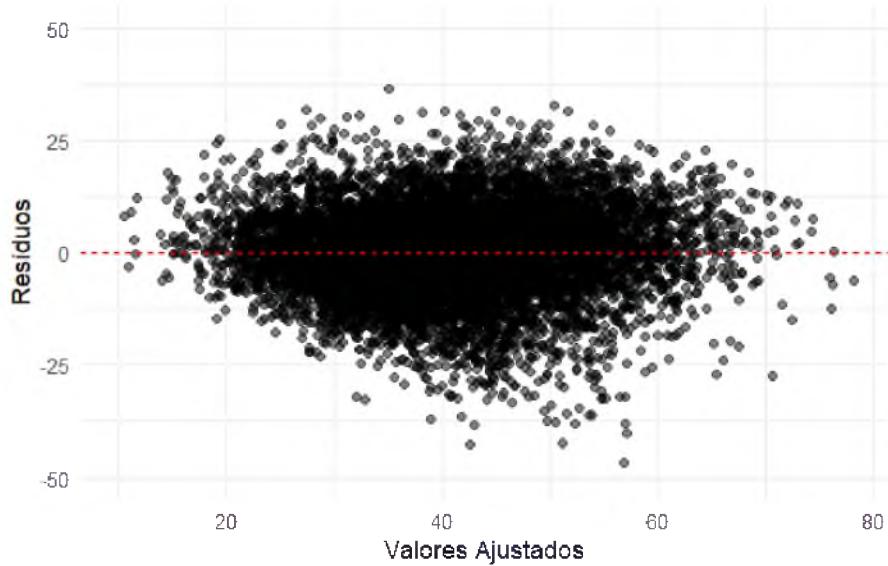
No último passo da modelagem, será analisada a interação entre variáveis do nível do aluno e do nível do curso. Essa etapa busca identificar como características institucionais podem modificar os efeitos das variáveis individuais sobre o desempenho geral dos alunos. Os efeitos de interação analisados indicam que somente a interação entre a área de *Linguagens e Códigos* e a *modalidade presencial* é estatisticamente significativa e apresenta efeito positivo, sugerindo que o impacto da nota de *Linguagens e Códigos* no desempenho do ENADE é maior nos cursos presenciais (Tabela 12). Além disso, após o quinto passo do modelo, a categoria *Pública Estadual* deixa de ser significativa ao nível de 5%.

Tabela 12: Modelo com a interação entre variáveis (Modelo 3)

Modelo 3			
Efeito Fixo	Efeito	EP	p-valor
Intercepto	38,91	0,65	< 0,001
Variáveis do nível aluno			
Ciências da Natureza	1,75	0,16	< 0,001
Ciências Humanas	2,39	0,16	< 0,001
Linguagens e Códigos	2,55	0,25	< 0,001
Matemática	3,99	0,15	< 0,001
Variáveis do nível curso			
Ensino (Presencial)	4,08	0,67	< 0,001
Categ. Pública Municipal	-4,84	1,34	0,0003
Categ. Pública com fins lucrativos	-2,93	0,85	0,0007
Efeitos de Interação			
Linguagens e Códigos x Ensino (Presencial)	0,87	0,27	0,0016
Efeito randômico			
Variância Nível 1 - aluno	109,42	10,46	< 0,001
Variância Nível 2 - instituição	10,47	3,24	< 0,001
Deviance	64.192		
Nº de parâmetros	13		
Diferença do Deviance	9,94		
Diferença de parâmetros (g.l.)	1		
Teste $\chi^2$ (p-valor)	0,0016		

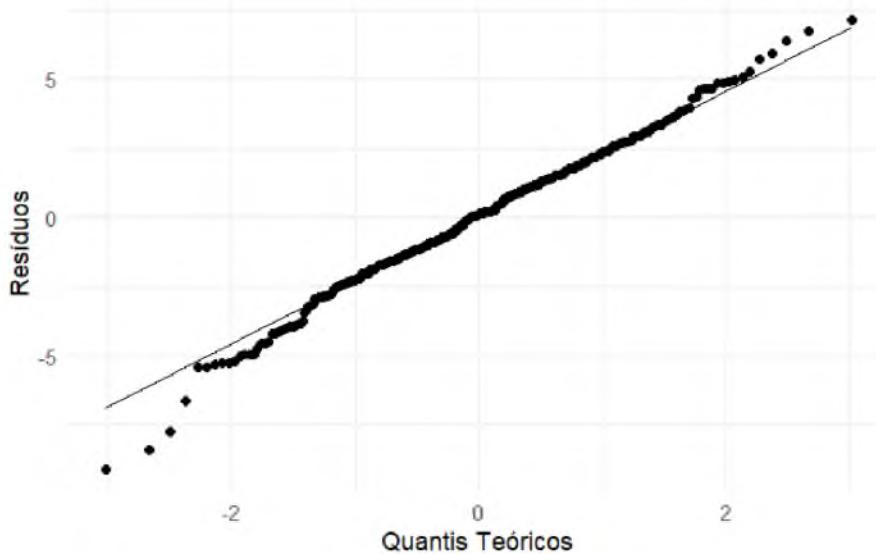
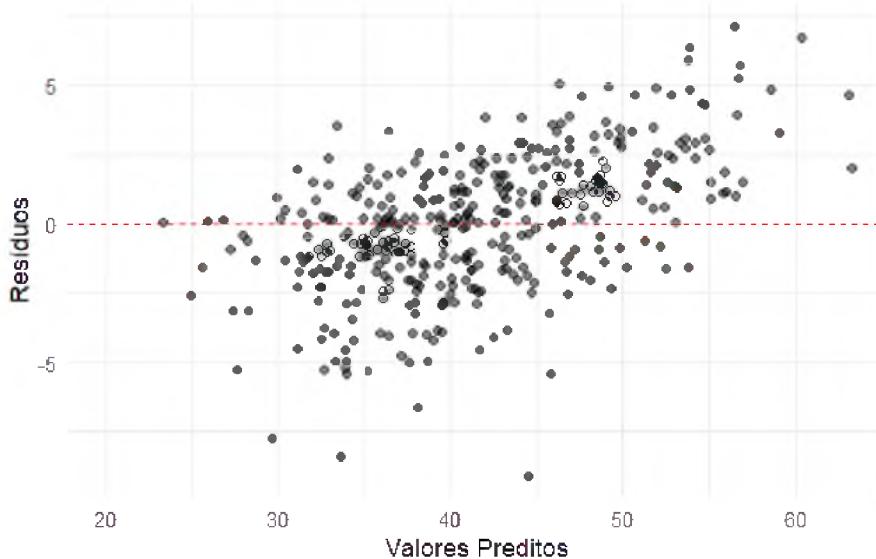
A análise de resíduos é uma etapa essencial para avaliar a qualidade do ajuste do Modelo 3 e garantir que suas suposições sejam atendidas. Além disso, como este modelo inclui efeitos aleatórios para as instituições de ensino, é importante examinar os resíduos tanto no nível do aluno quanto no nível institucional, garantindo que as inferências realizadas sejam confiáveis e representem adequadamente a estrutura hierárquica dos dados.

Figura 7: Normalidade dos Resíduos - Nível Aluno

Figura 8: Gráfico de resíduos *versus* valores ajustados - Nível Aluno

Observa-se na Figura 7 que para a maior parte dos pontos, os resíduos seguem a linha de referência, indicando normalidade. No entanto, nas extremidades, há desvios consideráveis, com resíduos muito negativos e positivos desviando-se da normalidade. Isso pode indicar a presença de outliers ou distribuição assimétrica. Na Figura 8, a dispersão dos pontos parece relativamente homogênea ao longo do eixo x, sem padrões claros, indicando que a suposição de homocedasticidade é razoavelmente atendida.

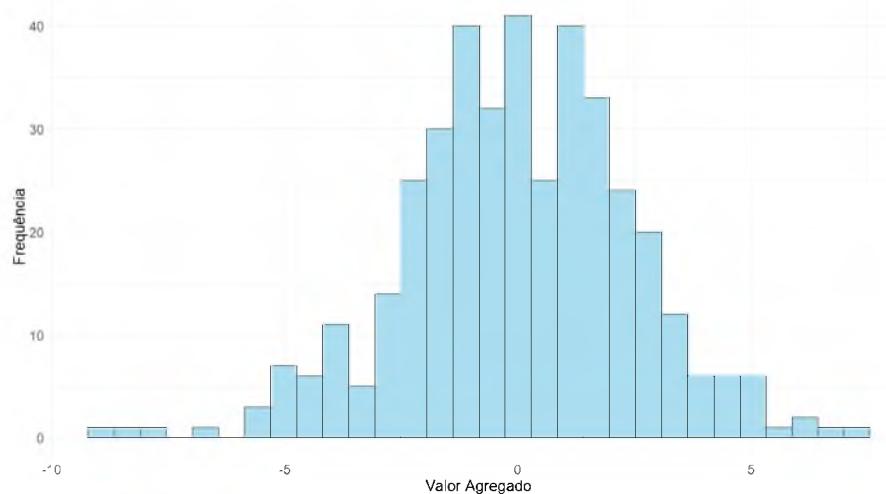
Figura 9: Normalidade dos Resíduos – Nível Instituição (Intercepto)

Figura 10: Gráfico de resíduos *versus* valores ajustados - Nível Instituição (Intercepto)

Em relação à análise de resíduos no nível institucional, os gráficos apresentados consideram apenas o intercepto. Na Figura 9, os resíduos seguem bem a linha de normalidade, com pequenos desvios nas extremidades. Na Figura 10, os resíduos apresentam uma tendência positiva, indicando que o modelo pode não estar capturando completamente a estrutura dos dados.

### 4.3 Valor Agregado

Figura 11: Distribuição dos Valores Agregados por Curso



A Figura 11 exibe a distribuição dos valores agregados por curso, evidenciando uma distribuição aproximadamente normal, mas com leve assimetria negativa. Observa-se uma concentração elevada de cursos com valores agregados próximos a zero, indicando que a maioria dos cursos não apresenta um impacto expressivo, positivo ou negativo, no desempenho dos estudantes. No entanto, há uma dispersão considerável, com alguns cursos apresentando valores agregados significativamente negativos (inferiores a -5), sugerindo que esses cursos podem estar associados a um impacto educacional desfavorável. Essa distribuição pode refletir disparidades na qualidade do ensino superior, possivelmente relacionadas a diferenças institucionais, regionais ou metodológicas.

Vale destacar que, diferentemente da metodologia do INEP, que padroniza os valores agregados em uma escala de 0 a 5, os resultados apresentados não passaram por essa normalização. Isso pode impactar a interpretação dos dados, já que a escala atual permite valores negativos e positivos que extrapolam os limites convencionais de análise do desempenho dos cursos.

## 5 Conclusão

As diferentes áreas do conhecimento desempenham papéis distintos na formação acadêmica dos estudantes, e compreender suas influências no desempenho geral é essencial para avaliar a qualidade do ensino superior. No contexto deste estudo, as notas das áreas do ENEM foram analisadas como preditores do desempenho no ENADE, permitindo identificar quais delas exercem impacto na nota final.

Entre as áreas de conhecimento avaliadas, a nota de Matemática apresentou o maior impacto positivo no desempenho acadêmico, seguida por Linguagens e Códigos, Ciências Humanas e Ciências da Natureza. A inclusão das novas variáveis manteve a área de Matemática sendo a que possui maior impacto, reforçando sua relevância para o desempenho geral dos estudantes.

No nível institucional, a modalidade presencial apresentou um efeito positivo significativo, reforçando a ideia de que estudantes matriculados em cursos presenciais tendem a obter melhores resultados no ENADE em comparação com aqueles do ensino a distância. Em relação à categoria administrativa da instituição, ao utilizar instituições públicas federais como referência, verificou-se que as instituições públicas municipais e privadas com fins lucrativos apresentaram um impacto negativo estatisticamente significativo sobre as notas, sugerindo que alunos dessas instituições podem enfrentar desafios adicionais. Além disso, a proporção de doutores em relação ao total de docente não se mostrou relevante.

Foi identificada uma interação importante entre as variáveis analisadas. A interação entre Linguagens e Códigos e ensino presencial demonstrou que o impacto dessa área do conhecimento na nota do ENADE é ampliado para alunos que estudam em cursos presenciais, sugerindo que as dinâmicas de ensino presenciais podem favorecer o desenvolvimento de habilidades linguísticas.

Os resultados da análise dos valores agregados por curso indicam uma distribuição aproximadamente normal, mas com leve assimetria negativa. Essas variações podem refletir disparidades institucionais, regionais ou metodológicas na qualidade do ensino superior.

Por fim, uma das principais limitações deste estudo foi a impossibilidade de incluir variáveis sociodemográficas, como etnia, idade e sexo, devido às restrições impostas pela Lei Geral de Proteção de Dados (LGPD). Essas variáveis poderiam fornecer uma compreensão mais aprofundada sobre os fatores que influenciam o desempenho acadêmico, permitindo análises mais detalhadas sobre possíveis desigualdades educacionais e a influência de características individuais no aprendizado. Futuras pesquisas poderiam explorar alternativas metodológicas ou bases de dados que permitam incorporar essas variáveis de forma anonimizada, garantindo conformidade com as diretrizes legais e ampliando a robustez

das análises. Além disso, a análise de resíduos indicou a presença de uma tendência nos dados, sugerindo que o modelo pode não estar capturando completamente alguns padrões existentes, o que reforça a necessidade de aprimoramentos futuros.

## 6 Referências

### Referências

BARBOSA, M. E. F.; FERNANDES, C. Modelo multinível: uma aplicação a dados de avaliação educacional. *Estudos em Avaliação Educacional*, n. 22, p. 135–154, dez. 2000. Disponível em: <<https://publicacoes.fcc.org.br/eae/article/view/2220>>.

BLACK, P.; WILIAM, D. Assessment and classroom learning. *Assessment in Education: Principles, Policy & Practice*, Routledge, v. 5, n. 1, p. 7–74, 1998. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/0969595980050102>>.

CHETTY, R.; FRIEDMAN, J. N.; ROCKOFF, J. E. Measuring the impacts of teachers i: Evaluating bias in teacher value-added estimates. *American Economic Review*, v. 104, n. 9, p. 2593–2632, September 2014. Disponível em: <<https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/aer.104.9.2593>>.

GUIMARÃES, P. R. B. *Métodos Quantitativos Estatísticos*. 1. ed. Curitiba: IESDE Brasil S.A., 2008. 245 p.

HAAR, E. t. A correct method to calculate the idd value-added indicator in the brazillian higher education quality assurance framework. *Avaliação: Revista da Avaliação da Educação Superior (Campinas)*, Publicação da Rede de Avaliação Institucional da Educação Superior (RAIES), da Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP) e da Universidade de Sorocaba (UNISO)., v. 26, n. 2, p. 568–586, May 2021. ISSN 1414-4077. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/S1414-40772021000200012>>.

HOX, J. J. *Multilevel Analysis: Techniques and Applications*. 2. ed. Grã-Bretanha: Routledge, 2010.

INEP. *NOTA TÉCNICA No34/2020/CGCQES/DAES*. Brasília, 2020. Acesso em: 30 nov. 2020. Disponível em: <[http://download.inep.gov.br/educacao\\_superior/enade/notas\\_tecnicas/2019/NOTA\\_TECNICA\\_N\\_34-2020\\_CGCQES-DAES\\_Metodologia\\_de\\_calculo\\_da\\_IDD\\_2019.pdf](http://download.inep.gov.br/educacao_superior/enade/notas_tecnicas/2019/NOTA_TECNICA_N_34-2020_CGCQES-DAES_Metodologia_de_calculo_da_IDD_2019.pdf)>.

INEP. *Exame Nacional de Desempenho de Estudantes (ENADE)*. 2025. Acesso em: 29 jan. 2025. Disponível em: <<https://www.gov.br/inep/pt-br/areas-de-atuacao/avaliacao-e-exames-educacionais/enade>>.

KIM, H.; LALANCETTE, D. On the value-added measurement in higher education. In: . [s.n.], 2013. Disponível em: <<https://api.semanticscholar.org/CorpusID:26217625>>.

MELGUIZO GEMA ZAMARRO, T. V. T.; SANCHEZ, F. J. The methodological challenges of measuring student learning, degree attainment, and early labor market outcomes in higher education. *Journal of Research on Educational Effectiveness*, Routledge, v. 10, n. 2, p. 424–448, 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/19345747.2016.1238985>>.

MILLA, J.; MARTÍN, E. S.; BELLEGEM, S. V. Higher education value added using multiple outcomes. *Journal of Educational Measurement*, v. 53, n. 3, p. 368–400, 2016. Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/jedm.12114>>.

SILVA, R. M. d. A educação superior e seu papel de relevância no desenvolvimento econômico e social das nações. *Revista Ibero-Americana de Humanidades, Ciências e Educação*, v. 10, n. 9, p. 2157–2171, set. 2024. Disponível em: <<https://periodicorease.pro.br/rease/article/view/15555>>.