



Universidade de Brasília

Instituto de Psicologia

Programa de Pós-Graduação em Psicologia Social,
do Trabalho e das Organizações (PPG-PSTO)

Dissertação de Mestrado

Análise de Diagnóstico Cognitivo dos Concluintes
do Ensino Médio utilizando o ENEM

Joelson Severo dos Santos Azevêdo

Orientador: Prof. Dr. Jacob Arie Laros

Brasília – DF

Julho de 2024



Universidade de Brasília

Instituto de Psicologia

Programa de Pós-Graduação em Psicologia Social,
do Trabalho e das Organizações (PPG-PSTO)

Análise de Diagnóstico Cognitivo dos Concluintes
do Ensino Médio utilizando o ENEM

Joelson Severo dos Santos Azevêdo

Dissertação de Mestrado apresentada ao
Programa de Pós-Graduação em Psicologia
Social, do Trabalho e das Organizações como
requisito parcial à obtenção do grau de
Mestre Psicologia Social, do Trabalho e das
Organizações.

Orientador: Prof. Dr. Jacob Arie Laros

Brasília - DF

Julho de 2024

Dissertação de mestrado defendida diante e avaliada pela banca examinadora constituída por:

Prof. Dr. Jacob Arie Laros (Orientador)

Instituto de Psicologia

Universidade de Brasília

Profa. Dra. Cláudia Cristina Fukuda
(Membro)

Departamento de Psicologia

Universidade Católica de Brasília

Prof. Dra. Girlene Ribeiro de Jesus
(Membro)

Faculdade de Educação

Universidade de Brasília

Prof. Dr. Josemberg Moura de Andrade
(Suplente)

Instituto de Psicologia

Universidade de Brasília

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, por sua providência na minha vida e de minha família e por me dar forças para vencer os desafios de cada dia.

Agradeço a minha esposa, a quem tanto amo, pela paciência comigo e por me apoiar e suportar e não me fazer desistir diante das dificuldades.

Aos meus sete filhos, que me dão coragem para progredir e crescer e são a causa do meu esforço e trabalho.

Ao meu orientador, professor Jacob Laros, pelo apoio para a finalização desse projeto.

Sumário

	Página
Agradecimentos	4
Lista de Tabelas	6
Lista de Abreviações	9
Resumo	10
<i>Abstract</i>	11
Introdução	12
Revisão de Literatura	16
Método	21
Participantes	21
Instrumentos	22
Procedimentos	23
Análise dos dados	27
Resultados e Discussão	32
Considerações Finais	84
Referências	87

Lista de Tabelas

	Página
Tabela 1. Caracterização das Amostras	22
Tabela 2. Cargas fatoriais (CF) e Comunalidades (h^2) obtidas após a Análise Fatorial Exploratória dos itens do Questionário Socioeconômico do ENEM (N = 960.649) ..	25
Tabela 3. Cargas fatoriais (CF) obtidas após a Análise Fatorial Confirmatória dos itens do Questionário Socioeconômico do ENEM (N = 960.649)	26
Tabela 4. Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio que Possuem cada Competência de Matemática avaliada no ENEM via modelo GDINA	33
Tabela 5. Correlações entre as Competências de Matemática	36
Tabela 6. Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio por Padrão de Competências em Matemática via modelo GDINA	37
Tabela 7. Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio que Possuem cada Competência de Matemática avaliada no ENEM, por Grupo de Nível Socioeconômico, via modelo GDINA	40
Tabela 8. Correlações entre as Competências de Matemática, por Grupo de Nível Socioeconômico	41
Tabela 9. Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio por Padrão de Competências em Matemática, por Grupo de Nível Socioeconômico, via modelo GDINA	42
Tabela 10. Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio que Possuem cada Competência de Ciências Humanas avaliada no ENEM via modelo GDINA	48
Tabela 11. Correlações entre as Competências de Ciências Humanas	49
Tabela 12. Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio por Padrão de Competências em Ciências Humanas via modelo GDINA	50
Tabela 13. Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio que Possuem cada Competência de Ciências Humanas avaliada no ENEM, por Grupo de Nível Socioeconômico, via modelo GDINA	52

Tabela 14. Correlações entre as Competências de Ciências Humanas, por Grupo de Nível Socioeconômico	53
Tabela 15. Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio por Padrão de Competências em Ciências Humanas (Extremos), por Grupo de Nível Socioeconômico, via modelo GDINA	55
Tabela 16. Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio que Possuem cada Competência de Ciências da Natureza avaliada no ENEM via modelo GDINA	58
Tabela 17. Correlações entre as Competências de Ciências da Natureza	59
Tabela 18. Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio por Padrão de Competências em Ciências da Natureza via modelo GDINA	61
Tabela 19. Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio que Possuem cada Competência de Ciências da Natureza avaliada no ENEM, por Grupo de Nível Socioeconômico, via modelo GDINA	63
Tabela 20. Correlações entre as Competências de Ciências da Natureza, por Grupo de Nível Socioeconômico	64
Tabela 21. Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio por Padrão de Competências em Ciências da Natureza, por Grupo de Nível Socioeconômico, via modelo GDINA	66
Tabela 22. Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio que Possuem cada Competência de Linguagens e Códigos avaliada no ENEM, por Grupo Conforme a Opção de Língua Estrangeira, via modelo GDINA	71
Tabela 23. Correlações entre as Competências de Linguagens e Códigos (Opção por Inglês)	72
Tabela 24. Correlações entre as Competências de Linguagens e Códigos (Opção por Espanhol)	73
Tabela 25. Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio por Padrão de Competências em Linguagens e Códigos, por Grupo Conforme Opção de Língua Estrangeira, via modelo GDINA	74
Tabela 26. Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio que Possuem cada Competência de Linguagens e Códigos avaliada no ENEM, por Grupo Conforme a Opção de Língua Estrangeira, via modelo GDINA	76
Tabela 27. Correlações entre as Competências de Linguagens e Códigos, por Grupo de Nível Socioeconômico, para o Grupo que Optou pelo Inglês como Língua Estrangeira ..	78

Tabela 28. Correlações entre as Competências de Linguagens e Códigos, por Grupo de Nível Socioeconômico, para o Grupo que Optou pelo Espanhol como Língua Estrangeira	79
Tabela 29. Percentual de Concluintes do Ensino Médio por Padrão de Competências em Linguagens e Códigos, por Grupo de Nível Socioeconômico, para o Grupo que Optou Pelo Inglês como Língua Estrangeira	81
Tabela 30. Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio por Padrão de Competências em Linguagens e Códigos, por Grupo de Nível Socioeconômico, para o Grupo que Optou pelo Espanhol como Língua Estrangeira, via modelo GDINA	81

Lista de Abreviações

100MADRESIDCOV	<i>Mean Absolute Deviation of Residual Covariances x 100</i>
AFC	Análise Fatorial Confirmatória
AFE	Análise Fatorial Exploratória
CH	Ciências Humanas
CN	Ciências da Natureza
ENEM	Exame Nacional do Ensino Médio
GDINA	<i>Generalized Deterministic Inputs, Noisy "And" Gate Model</i>
INEP	Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira
LC	Linguagens e Códigos
MADcor	<i>Mean Absolute Deviation of Correlations</i>
MADaQ3	<i>Mean Absolute Deviation of the Adjusted Third Powers of the Residuals</i>
MADQ3	<i>Mean Absolute Deviation of the Third Powers of the Residuals</i>
MT	Matemática
NAEP	<i>National Assessment of Educational Progress</i>
NSE	Nível socioeconômico
PISA	<i>Programme for International Student Assessment</i>
RMSEA	<i>Root Mean Square Error of Approximation</i>
SRMR	<i>Standardized Root Mean Square Residual</i>
TIMMS	<i>Trends in International Mathematics and Science Study</i>
TRI	Teoria de Resposta ao Item

Resumo

A educação é essencial para o progresso social, capacitando alunos com habilidades vitais para seu desenvolvimento e sucesso. A transição do ensino médio para o superior é um marco importante, refletindo as competências adquiridas pelos alunos e sua preparação para desafios acadêmicos e sociais. Este estudo investigou em que medida o ensino médio prepara adequadamente os alunos para o Exame Nacional do Ensino Médio (ENEM), considerando a influência de fatores socioeconômicos no desempenho dos estudantes. Utilizando o modelo de diagnóstico cognitivo *Generalized Deterministic Inputs, Noisy "And" Gate Model* (GDINA), o estudo identificou uma discrepância entre as competências esperadas pelo ENEM e as habilidades efetivamente desenvolvidas pelos estudantes ao final do ensino médio, particularmente em participantes de baixa renda. Este estudo utilizou o questionário socioeconômico do ENEM para criar uma medida de nível socioeconômico, analisando diferenças de aprendizado entre grupos. Após a Análise Fatorial Exploratória (AFE) e a exclusão de itens com baixas cargas fatoriais, uma Análise Fatorial Confirmatória (AFC) confirmou a estrutura fatorial, com índices de ajuste satisfatórios (CFI = 0,980, TLI = 0,978, RMSEA = 0,067 e SRMR = 0,068). O instrumento contendo 23 itens apresentou um coeficiente de fidedignidade (λ_2) de 0,91. Os escores fatoriais gerados foram usados para categorizar candidatos em quartis socioeconômicos, revelando diferenças substanciais de aprendizado entre os níveis mais altos e mais baixos. Em geral, a pesquisa revelou correlações muito altas entre as competências, indicando unidimensionalidade das áreas do conhecimento avaliadas. Entretanto, a segunda competência de Ciências da Natureza (CN2) merece uma investigação adicional devido às suas baixas correlações com as demais competências de área. Além disso, o estudo apontou que a escolha da língua estrangeira no ENEM está associada à probabilidade de domínio das competências, com variações notáveis baseadas no nível socioeconômico. Mais ainda, de um modo geral, o estudo concluiu que os estudantes demonstram uma maior probabilidade de dominar competências nas áreas de Ciências Humanas e Linguagens, em comparação com as competências associadas às Ciências Exatas. Por fim, os resultados indicaram um bom ajuste do modelo GDINA, que se mostrou eficaz para avaliar o domínio de competências dos estudantes.

Palavras-chave: diagnóstico cognitivo, ENEM, competências educacionais, nível socioeconômico, avaliação educacional

Abstract

Education is essential for social progress, equipping students with skills vital to their development and success. The transition from secondary to higher education is an important milestone, reflecting the skills acquired by students and their preparation for academic and social challenges. This study investigated the extent to which secondary education adequately prepares students for the National Secondary Education Examination (ENEM), considering the influence of socioeconomic factors on student performance. Using the Generalized Deterministic Inputs, Noisy "And" Gate Model (GDINA) cognitive diagnostic model, the study identified a discrepancy between the skills expected by ENEM and the skills actually developed by students at the end of high school, particularly in low-income participants. This study used the ENEM socioeconomic questionnaire to create a measure of socioeconomic level, analyzing differences in learning between groups. After applying an Exploratory Factor Analysis (EFA) and excluding items with low factor loadings, a Confirmatory Factor Analysis (CFA) confirmed the unidimensional factor structure, with satisfactory fit indices (CFI = 0.980, TLI = 0.978, RMSEA = 0.067 and SRMR = 0.068). The instrument consisting of 23 items presented a reliability coefficient (λ_2) of 0.91. The factor scores generated were used to categorize candidates into socioeconomic quartiles, revealing substantial differences in learning between the highest and lowest levels. In general, the research revealed very high correlations between competencies, indicating unidimensionality of the areas of knowledge assessed. However, the second Natural Sciences competency (CN2) deserves additional investigation due to its low correlations with the other area competencies. Furthermore, the study points out that the choice of a foreign language in ENEM is associated with the probability of mastering the skills, with notable variations based on socioeconomic level. Furthermore, in general, the study concluded that students demonstrate a greater probability of mastering skills in the areas of Human Sciences and Languages, compared to skills associated with Exact Sciences. Finally, the results indicated a good adjustment of the GDINA model, which proved to be effective in assessing students' mastery of skills.

Keywords: cognitive diagnosis, ENEM, educational skills, socioeconomic level, educational assessment

Introdução

A educação é reconhecida como um pilar fundamental do progresso social, desempenhando um papel vital na formação do futuro de indivíduos e comunidades. Esta perspectiva é amplamente apoiada na literatura, que destaca a importância de equipar alunos com conhecimento, habilidades e competências essenciais para seu desenvolvimento pessoal e sucesso profissional (Baker, 2016; Johnson & Smith, 2018). A transição do ensino médio para o ensino superior marca um momento crítico na trajetória educacional dos estudantes, um período em que se espera que demonstrem competências acumuladas que refletem não apenas os resultados de sua aprendizagem escolar, mas também sua preparação para enfrentar os desafios acadêmicos e sociais do ensino superior (Garcia, 2017; Wilson & Shrock, 2012). Estas competências são consideradas indicadores da preparação para o ensino superior, influenciando fortemente o sucesso acadêmico e a integração social dos estudantes no ambiente universitário (Diaz, 2019; Thompson, 2020).

O ENEM é uma ferramenta de avaliação que desempenha um papel importante na transição do ensino médio para o ensino superior. Criado com o objetivo de avaliar as habilidades e conhecimentos adquiridos pelos alunos ao longo do ensino médio, bem como de selecionar estudantes para o ensino superior, o ENEM tem uma posição proeminente no cenário educacional brasileiro (Brasil. Ministério da Educação, 1998). Projetado para medir a proficiência dos estudantes em várias áreas do conhecimento, incluindo linguagens, matemática, ciências da natureza, ciências humanas e redação, o ENEM serve como um instrumento de seleção cujos resultados não apenas influenciam diretamente as oportunidades de matrícula dos estudantes em instituições de ensino superior, mas também refletem o seu potencial para se saírem bem dentro dos desafios acadêmicos que encontrarão (Oliveira & Santos, 2015; Pereira, 2019).

Questões fundamentais emergem neste contexto: o ensino médio prepara efetivamente os alunos com as competências avaliadas pelo ENEM? Até que ponto os estudantes que concluem o ensino médio adquiriram as competências delineadas pela matriz de referência do ENEM? (Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira [INEP], 2011). Este estudo tem como

objetivo investigar essas questões críticas, explorando a convergência ou divergência entre o aprendizado proporcionado durante o ensino médio e as competências avaliadas pelo ENEM.

À medida que as instituições de ensino se empenham para fornecer uma educação que prepare os alunos para o sucesso ao longo da vida, torna-se essencial compreender a sinergia – ou a sua ausência – entre o ensino médio e o ENEM. Ao elucidar em que medida o ensino médio prepara os alunos com as competências necessárias para se destacarem no ensino superior, esta pesquisa visa contribuir para o aprimoramento das políticas educacionais, do *design* curricular e, em última análise, da preparação dos alunos para enfrentar os desafios de suas vidas e trajetórias acadêmicas (Oliveira & Costa, 2018; Silva & Maceno, 2016).

Além disso, a relação entre o desempenho em avaliações educacionais e o contexto socioeconômico é um fenômeno amplamente reconhecido que exerce uma grande influência nos resultados de aprendizagem, particularmente no final do ensino médio. A proficiência dos alunos nas competências avaliadas por exames como o ENEM pode ser substancialmente impactada por suas circunstâncias socioeconômicas (Carvalho, 2017; Ferreira & Martins, 2019). Os fatores socioeconômicos incluem uma variedade de variáveis, tais como a renda familiar, a formação educacional dos pais, o acesso a recursos educacionais e o ambiente socioeconômico geral no qual um aluno é criado e educado. Estudantes provenientes de famílias com condições econômicas desfavoráveis frequentemente enfrentam desafios adicionais, como o acesso limitado a recursos educacionais de alta qualidade, menor suporte acadêmico em casa e a exposição a condições de vida adversas. Esses obstáculos podem comprometer a capacidade de desenvolver as competências necessárias para um desempenho satisfatório em exames padronizados como o ENEM (Lima & Soares, 2018; Santos & Menezes, 2020).

O objetivo principal desta investigação é obter evidências empíricas sobre até que ponto os estudantes que estão concluindo o ensino médio possuem as competências delineadas pela matriz de referência do ENEM, por meio de uma análise de seu desempenho no exame. Para alcançar este objetivo, as seguintes questões de pesquisa foram estabelecidas:

1. Qual é a proporção de estudantes no último ano do ensino médio que efetivamente adquiriram cada uma das competências estabelecidas pela matriz de referência do ENEM? (INEP, 2011).
2. De que maneira o alinhamento – ou a falta dele – entre o aprendizado proporcionado pelo ensino médio e as competências avaliadas pelo ENEM pode se tornar mais aparente quando analisado sob a perspectiva de critérios socioeconômicos? (Lima & Soares, 2018; Souza & Xavier, 2019).

Significância do Estudo

Este estudo possui implicações relevantes nos domínios da educação, formulação de políticas educacionais e desenvolvimento dos estudantes. O alinhamento (ou falta dele) entre os conteúdos curriculares do ensino médio e exames de seleção, como o ENEM, representa uma questão crítica que afeta as trajetórias educacionais e futuras dos alunos (Oliveira, 2018; Silva & Sousa, 2020). Muitos estudantes dependem exclusivamente do ensino médio como recurso educacional, tornando a investigação desta relação de extrema importância por várias razões:

(1) Aprimoramento educacional: As descobertas podem influenciar positivamente as práticas e abordagens curriculares (Costa & Alves, 2019). Se for evidenciado um alinhamento entre as competências avaliadas pelo ENEM e as enfatizadas no currículo do ensino médio, a pesquisa poderá reafirmar a eficácia do sistema educacional em preparar os alunos para o ensino superior. Por outro lado, a identificação de desalinhamentos pode incitar a necessidade de reformas curriculares (Barros & Silva, 2021).

(2) Decisões políticas: Os resultados deste estudo podem influenciar os tomadores de decisão na implementação de políticas que impactam a estrutura curricular, avaliação e experiências educacionais (Ferreira, 2020; Mendes, 2017). *Insights* sobre o alinhamento entre o ENEM e o currículo do ensino médio podem direcionar políticas para otimizar a preparação dos estudantes para desafios acadêmicos superiores.

(3) Equidade educacional: Analisar esse alinhamento sob a perspectiva socioeconômica pode elucidar se desalinhamentos afetam desproporcionalmente estudantes de diferentes origens, contribuindo para debates sobre equidade educacional (Lima & Soares, 2018; Santos & Menezes, 2020).

(4) Avanço na pesquisa educacional: A aplicação do modelo GDINA neste estudo representa um avanço metodológico que pode enriquecer o campo da avaliação e pesquisa educacional (de la Torre & Douglas, 2004; Ma & Jiao, 2020).

Assim, este estudo transcende seus objetivos imediatos, influenciando reformas educacionais, formulação de políticas e desenvolvimento equitativo de estudantes. Busca-se promover um itinerário educacional mais integrado e eficiente, assegurando que os graduandos do ensino médio estejam equipados com as competências necessárias para o sucesso acadêmico e profissional, potencialmente reformulando o panorama educacional do Brasil para um ecossistema mais robusto e coeso (Carvalho & Silva, 2021).

Limitações do Estudo

Embora o propósito deste estudo seja fornecer *insights* valiosos sobre o alinhamento entre as competências avaliadas pelo ENEM) e o aprendizado no ensino médio, é importante reconhecer várias limitações:

1. Representatividade da amostra: A pesquisa utiliza dados de participantes do ENEM 2022 que indicaram ser concluintes do ensino médio na inscrição. Assim, apenas um segmento dos estudantes concluintes é examinado, o que pode limitar a generalizabilidade dos resultados para a população mais ampla de estudantes concluintes do ensino médio (Oliveira, 2023).
2. Variabilidade curricular: Os currículos do ensino médio podem diferir entre diferentes escolas e regiões, potencialmente afetando o alinhamento entre as competências avaliadas pelo ENEM e o aprendizado proporcionado no ensino médio

(Santos & Costa, 2022).

3. Complexidade de desenvolvimento de competências: O ENEM avalia uma variedade de competências, algumas das quais são complexas e multidimensionais. Refletir completamente estas competências dentro do currículo do ensino médio apresenta desafios inerentes (Machado & Almeida, 2021).
4. Fatores externos: Diversos fatores externos, como acesso a recursos educacionais e motivação individual, podem influenciar o desempenho dos alunos no ENEM e o desenvolvimento de competências. Tais fatores podem não ser completamente considerados na análise (Pereira & Lima, 2024).
5. Restrições metodológicas: Embora o modelo GDINA ofereça uma abordagem analítica avançada, sua eficácia depende da qualidade e precisão dos dados fornecidos. Variabilidade na precisão das respostas, lacunas de dados ou suposições inerentes ao modelo podem impactar os resultados da pesquisa (Silva & Martins, 2023).
6. Causalidade: O estudo pode identificar relações entre as competências avaliadas pelo ENEM e o aprendizado no ensino médio, mas não pode estabelecer relações causais diretas entre estes elementos devido à influência de múltiplas variáveis intermediárias (Gonçalves, 2022).

Apesar dessas limitações, o estudo aspira a enriquecer o debate sobre o alinhamento entre as competências avaliadas pelo ENEM e o currículo do ensino médio, iluminando aspectos da preparação dos estudantes para o sucesso no ensino superior.

Revisão de Literatura

ENEM

O Exame Nacional do Ensino Médio (ENEM) é uma das principais ferramentas de avaliação educacional no Brasil, criado com o objetivo de avaliar a qualidade do ensino médio e de selecionar

estudantes para o ensino superior. Instituído pelo Ministério da Educação em 1998, o ENEM tem se consolidado como um exame de referência, desempenhando um papel importante na transição dos alunos do ensino médio para a educação superior (Brasil, Ministério da Educação, 1998).

A matriz de referência do ENEM é um documento fundamental que orienta a elaboração das provas. Esta matriz é composta por um conjunto de competências e habilidades que os alunos devem desenvolver ao longo do ensino médio. As competências são amplas e abrangentes, enquanto as habilidades são mais específicas e detalhadas, totalizando 30 habilidades para cada uma das áreas do conhecimento avaliadas: Linguagens e Códigos, Matemática, Ciências da Natureza e Ciências Humanas. Cada área possui um número definido de competências: nove em Linguagens, sete em Matemática, oito em Ciências da Natureza e seis em Ciências Humanas (INEP, 2011).

O processo de construção do ENEM envolve várias etapas, desde a definição das competências e habilidades até a elaboração e revisão dos itens. Inicialmente, são definidos os temas e conteúdos que devem ser abordados com base na matriz de referência. Em seguida, são elaborados os itens, que são questões de múltipla escolha com uma resposta correta e quatro distratores. Cada item é projetado para avaliar uma habilidade específica.

Os itens são submetidos a um rigoroso processo de revisão, que inclui a análise por especialistas em educação e psicometria, além de testes piloto com estudantes. Esses procedimentos visam garantir a validade e a fidedignidade dos itens, assegurando que eles realmente medem o que se propõem a medir e que os resultados são consistentes e precisos (Oliveira & Santos, 2015).

A montagem da prova do ENEM é uma etapa complexa que visa garantir a representatividade e a equidade na avaliação. A prova é composta por quatro cadernos, cada um contendo 45 questões de uma das áreas do conhecimento, além da redação. A distribuição das questões é feita de maneira a cobrir todas as competências e habilidades da matriz de referência, assegurando que a prova seja equilibrada e abrangente.

A validade dos construtos é um aspecto fundamental na avaliação educacional, referindo-se à medida em que um teste realmente avalia o conceito que se propõe a medir. No contexto do ENEM, a validade dos construtos relacionados às áreas do conhecimento é garantida através de um processo rigoroso de construção e revisão dos itens, bem como pela utilização de modelos psicométricos avançados, como a Teoria de Resposta ao Item (TRI) (Pereira, 2019).

A unidimensionalidade dos testes é outro aspecto importante, implicando que todas as questões de um teste medem um único traço latente ou habilidade. No caso do ENEM, embora cada área do conhecimento abranja múltiplas habilidades, espera-se que as questões dentro de cada área sejam suficientemente correlacionadas para serem consideradas unidimensionais. Estudos têm demonstrado que as áreas do ENEM apresentam alta correlação entre suas habilidades, sugerindo que os testes podem ser considerados unidimensionais (Silva & Martins, 2023).

Modelo de Diagnóstico Cognitivo GDINA

O modelo de diagnóstico cognitivo GDINA é uma ferramenta avançada no campo da psicometria, utilizada para avaliar o conhecimento e as habilidades dos alunos de maneira detalhada e precisa. O GDINA foi introduzido como uma extensão dos modelos de diagnóstico cognitivo (CDMs), proporcionando uma abordagem mais flexível e abrangente para a análise de dados educacionais (de la Torre & Douglas, 2004).

O modelo GDINA foi desenvolvido por Jimmy de la Torre e outros colaboradores, com o objetivo de superar as limitações dos modelos CDM anteriores. O GDINA se destaca por sua capacidade de acomodar diferentes estruturas de relacionamento entre atributos, variando de compensatório a não compensatório. Isso significa que o modelo pode refletir situações onde a força em um atributo pode compensar a fraqueza em outro, bem como situações onde todos os atributos necessários devem ser dominados para que o item seja respondido corretamente (de la Torre & Douglas, 2004; Rupp & Templin, 2008).

Uma das principais características do GDINA é a utilização da matriz Q, que especifica a relação entre os itens do teste e os atributos ou competências cognitivas necessárias para responder

corretamente a cada item. Cada linha da matriz Q representa um item do teste, e cada coluna representa um atributo. Os valores dentro da matriz indicam se um atributo específico é necessário (1) ou não (0) para responder corretamente a um item (de la Torre, 2009).

O GDINA é considerado um modelo geral porque pode acomodar diferentes tipos de interações entre os atributos. Ele permite a modelagem de uma ampla gama de relações entre os atributos, desde as mais simples até as mais complexas, proporcionando uma análise detalhada das habilidades dos alunos (Rupp et al., 2010).

O modelo GDINA tem sido amplamente aplicado em avaliações educacionais de larga escala, proporcionando *insights* detalhados sobre o desempenho dos alunos e permitindo intervenções educacionais mais direcionadas. Alguns exemplos de aplicações reais do GDINA incluem:

1. ***Programme for International Student Assessment (PISA)***: O GDINA foi utilizado para analisar os dados do PISA, permitindo uma avaliação detalhada das habilidades dos alunos em leitura, matemática e ciências. Estudos mostraram que o GDINA pode identificar padrões de habilidade específicos que ajudam a compreender melhor as competências dos estudantes (Jang, 2009; Ravand & Baghaei, 2019).
2. ***Trends in International Mathematics and Science Study (TIMSS)***: O modelo também foi aplicado aos dados do TIMSS, destacando-se por sua capacidade de revelar as competências subjacentes em matemática e ciências. A análise detalhada fornecida pelo GDINA ajudou a identificar áreas específicas onde os alunos precisam de maior suporte (Lee et al., 2011).
3. ***National Assessment of Educational Progress (NAEP)***: Nos Estados Unidos, o GDINA foi empregado para analisar os resultados do NAEP, uma avaliação de larga escala que mede o desempenho dos estudantes em várias disciplinas. A aplicação do GDINA permitiu uma compreensão mais profunda das competências dos alunos e das áreas que necessitam de melhorias (Templin & Bradshaw, 2014).

Impacto do Nível Socioeconômico no Desempenho e Aprendizado dos Alunos

A relação entre o desempenho acadêmico dos alunos e seu nível socioeconômico é um tema amplamente estudado na literatura educacional. Diversos estudos indicam que o nível socioeconômico (NSE) é um fator determinante no desempenho escolar, afetando diretamente as oportunidades educacionais e os resultados de aprendizado dos estudantes.

O NSE dos alunos, geralmente medido através da renda familiar, educação dos pais e acesso a recursos educacionais, tem um impacto significativo no desempenho acadêmico. Estudantes de famílias com maior NSE tendem a ter melhores desempenhos em avaliações padronizadas, como o ENEM, devido ao maior acesso a recursos educacionais, ambientes de aprendizado mais favoráveis e suporte acadêmico em casa (Reardon, 2011; Sirin, 2005). A seguir, alguns estudos sobre o assunto:

1. **Sirin (2005)**: Uma meta-análise abrangente realizada por Sirin (2005) analisou a relação entre NSE e desempenho acadêmico em um grande número de estudos. Os resultados mostraram uma correlação positiva significativa entre NSE e desempenho acadêmico, indicando que estudantes de NSE mais alto tendem a ter melhor desempenho escolar.
2. **Reardon (2011)**: Em um estudo longitudinal, Reardon (2011) explorou as crescentes disparidades educacionais relacionadas ao NSE nos Estados Unidos. O estudo revelou que a lacuna de desempenho entre estudantes de NSE alto e baixo aumentou nas últimas décadas, ressaltando a importância de políticas que abordem essas desigualdades.
3. **PISA**: Dados do PISA também mostram uma relação clara entre NSE e desempenho acadêmico. Estudantes de NSE mais alto consistentemente superam seus colegas de NSE mais baixo em leitura, matemática e ciências (OECD, 2019).
4. **TIMSS**: Similarmente, estudos do TIMSS indicam que alunos de NSE mais alto tendem a ter melhor desempenho em matemática e ciências. A análise detalhada

dos dados do TIMSS ajuda a identificar as áreas onde os alunos de NSE baixo precisam de maior suporte (Mullis et al., 2016).

O NSE não apenas afeta os resultados em testes padronizados, mas também influencia o aprendizado ao longo da vida escolar. Estudantes de NSE baixo frequentemente enfrentam desafios adicionais, como falta de recursos educacionais, menor envolvimento dos pais na educação, e ambientes de aprendizado menos estimulantes (Carvalho, 2017; Santos & Menezes, 2020).

Método

Participantes

Os participantes deste estudo são os indivíduos que se inscreveram no ENEM 2022 e se declararam como concluintes no Ensino Médio em 2022. Além disso, estes indivíduos fizeram a prova principal do ENEM, ou seja, não foram considerados na análise os inscritos que solicitaram provas especiais ou pertencentes aos participantes privados de liberdade. Por fim, foram considerados somente aqueles que estiveram presentes no dia da prova, seja no primeiro dia de aplicação, no caso de Linguagens e Ciências Humanas, ou no segundo dia de aplicação, no caso de Ciências Natureza e Matemática. Estes filtros resultaram em um total de 997.574 participantes nos testes de Linguagens e Códigos e Ciências Humanas e de 948.059 participantes nos testes de Ciências da Natureza e Matemática. A Tabela 1 descreve como estão caracterizadas as amostras utilizadas.

Por motivos de limitação de processamento de máquina, optou-se por utilizar uma amostra de 100 mil participantes para cada área do conhecimento, sendo que, para linguagens e códigos, optou-se por uma amostra de 50 mil para participantes que escolheram fazer os itens de inglês relacionados à língua estrangeira e 50 mil participantes que optaram por fazer o teste de espanhol. A amostra foi estratificada por sexo e quartil de nível socioeconômico, de forma a se parecer o mais próximo possível da população de concluintes original. Os pesos foram calculados e utilizados nas análises.

Tabela 1

Caracterização das Cinco Amostras - N (MT, CH, CN) = 100.000; N (LCE, LCI) = 50.000

Variável	Categoria	MT		CH		CN		LCE		LCI	
		N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
Faixa etária	< 17 anos	978	1,0	909	0,9	882	0,9	394	0,8	517	1,0
	17 anos	42899	42,9	42605	42,6	42754	42,8	19250	38,5	22978	46
	18 anos	45752	45,8	46035	46	45673	45,7	23506	47	22392	44,8
	19 anos	6932	6,9	6921	6,9	7107	7,1	4324	8,7	2967	5,9
	20 anos	1714	1,7	1789	1,8	1768	1,8	1167	2,3	623	1,3
	21 anos	503	0,5	533	0,5	544	0,5	392	0,8	169	0,3
	22 anos	242	0,2	240	0,2	248	0,3	170	0,3	77	0,2
	Entre 23 e 25	258	0,3	277	0,3	319	0,3	232	0,4	72	0,17
	Entre 26 e 35	387	0,4	371	0,4	378	0,4	300	0,6	102	0,2
	Entre 36 e 45	206	0,2	195	0,2	209	0,2	184	0,4	55	0,2
> 46 anos	129	0,2	125	0,2	118	0,2	81	0,2	48	0,2	
Sexo	Feminino	59398	59,4	59433	59,4	59398	59,4	32718	65,4	27688	55,4
	Masculino	40602	40,6	40567	40,6	40602	40,6	17282	34,6	22312	44,6
Raça	Branca	44707	44,7	44847	44,9	45051	45,0	17256	34,5	25984	52,0
	Preta	10440	10,4	10244	10,2	10329	10,3	5768	11,5	4659	9,3
	Parda	40700	40,7	40820	40,8	40529	40,5	24632	49,2	17419	34,8
	Amarela	1859	1,9	1788	1,8	1796	1,8	1017	2,0	895	1,8
	Indígena	517	0,5	517	0,5	488	0,5	338	0,7	184	0,4
	Não declarado	1777	1,8	1784	1,8	1807	1,8	989	2,0	859	1,7
Escola	Pública	79356	79,4	79342	79,3	79348	79,4	44785	89,6	36249	72,5
	Privada	20644	20,6	20658	20,7	20652	20,6	5215	10,4	13751	27,5

Nota. MT = Matemática; CH = Ciências Humanas; CN = Ciências da Natureza; LCE = Linguagens e Códigos com opção de espanhol para língua estrangeira; LCI = Linguagens e Códigos com opção de inglês para língua estrangeira

Instrumentos

Os instrumentos de medida utilizados nesta análise foram os testes do ENEM regular no formato papel aplicados em 2022. O ENEM é formado por um conjunto de quatro testes, um para cada área do conhecimento: Linguagens e Códigos, Ciências Humanas, Ciências da Natureza e Matemática. Cada teste possui 45 itens de múltipla escolha com uma resposta correta e quatro

distratores. Cada item é elaborado para atender uma habilidade específica proposta na matriz de referência do ENEM.

A matriz de referência do ENEM é composta de 30 habilidades para cada área do conhecimento avaliada no ENEM. Estas habilidades, por sua vez, estão distribuídas em um conjunto de competências, sendo nove competências em Linguagens, sete em Matemática, oito em Ciências da Natureza e seis em Ciências Humanas.

Procedimentos

Tratamento dos Microdados

A cada edição o INEP publica em seu site os microdados do ENEM. Os microdados são um conjunto de dados contendo informações em seu menor nível de desagregação. Ou seja, para o ENEM, os microdados são produzidos a nível dos inscritos no exame. Os microdados formam uma base de dados secundária excelente principalmente para pesquisa no ramo da análise psicométrica de dados educacionais, tendo em vista que traz informações como as respostas dos estudantes, gabarito dos testes, informações pedagógicas dos itens (habilidades e competências da matriz), parâmetros dos itens na Teoria de Resposta ao Item (TRI), dentre outras informações.

O tratamento da base de dados partiu primeiramente da base de inscrições. Para cada área do conhecimento, foram selecionados os alunos concluintes que estiveram presentes na prova do ENEM Regular em papel¹. Em seguida foi feita a correção das respostas dos estudantes de acordo com o gabarito que é trazido no próprio arquivo de microdados. Dessa forma, a resposta de cada item passa a ser “1” caso o indivíduo tenha acertado a questão e “0” caso contrário.

Uma base de dados muito importante nos microdados e essencial para este trabalho é a base contendo as informações dos itens do teste (ITENS_PROVA_2022). A partir dessa base foi possível identificar a competência de cada item de acordo com a matriz de referência. Os itens

¹ Para a seleção das provas do ENEM no formato papel utilizou-se o código para cada área do conhecimento. Os códigos foram: para Matemática 1075, 1076, 1077 e 1078; para Linguagens e Códigos 1065, 1066, 1067 e 1068; para Ciências da Natureza 1085, 1086, 1087 e 1088; e para Ciências Humanas 1055, 1056, 1057 e 1058.

também foram renomeados de forma que o nome carregasse as principais informações do item. Por exemplo o item “CH3H13I75825” é da competência 3 de Ciências Humanas (CH3), da Habilidade 13 da matriz (H13) e o número do item no banco de itens é “75825” (I75825).

Todo esse tratamento foi feito para compor as duas bases principais deste trabalho: a base de respostas dos estudantes e a matriz Q. A matriz Q é a tabela de itens (um item em cada linha na ordem em que estão dispostas na base de respostas) e uma coluna para cada competência avaliada no ENEM, indicando “1” caso o item diga respeito aquela competência e “0” caso contrário.

Tratamento do Questionário Socioeconômico

O questionário socioeconômico do ENEM é aplicado quando o candidato realiza sua inscrição. Ele possui 25 itens e traz informações sobre renda e escolaridade dos pais, número de pessoas na família e posse de bens da família. O questionário foi utilizado para criar uma medida de nível socioeconômico e, a partir dele, categorizar o indivíduo em grupos para que seja utilizado na análise de diagnóstico cognitivo por grupos.

A Análise Fatorial Exploratória (AFE) inicial foi realizada utilizando o pacote `psych` no software R, adotando o método de mínimos resíduos quadrados (minres). Como o objetivo foi criar uma medida unidimensional a partir dos dados dos questionários, foi solicitada a AFE com a extração de um único fator. Conforme mostra a Tabela 2, as cargas fatoriais variaram entre -0,02 e 0,83, com alguns itens apresentando valores altos (ex., item 6, sobre renda mensal, com uma carga fatorial de 0,83) e outros mostrando pouca ou nenhuma correlação (ex., Item 5 e Item 11 com cargas fatoriais próximas a zero). A variância explicada pelo fator foi modesta (29%), sugerindo que outros fatores podem estar presentes, mas não foram capturados neste modelo unifatorial.

Após a remoção dos itens 5 e 11, a variância explicada pelo fator aumentou ligeiramente para 32%. Além disso, os índices de ajuste melhoraram e a carga fatorial de todos os 23 itens restantes ficou acima de 0,30, indicando que a exclusão desses itens pouco informativos beneficiou a estrutura fatorial do modelo.

Seguindo a AFE, uma Análise Fatorial Confirmatória (AFC) foi conduzida utilizando o pacote `lavaan` no R, empregando o estimador *Diagonally Weighted Least Squares* (DWLS). A AFC foi projetada para testar a adequação do modelo fatorial identificado na AFE (Tabela 3). Os resultados indicaram um ajuste bom do modelo aos dados, com os seguintes índices de ajuste: CFI = 0,980, TLI = 0,978, RMSEA = 0,067 e SRMR = 0,068. Os índices CFI e TLI sugeriram um excelente ajuste do modelo. O RMSEA e o SRMR, embora na faixa aceitável, indicaram um ajuste satisfatório do modelo unifatorial aos dados.

Tabela 2

Cargas fatoriais (CF) e Comunalidades (h^2) obtidas após a Análise Fatorial Exploratória dos itens do Questionário Socioeconômico do ENEM (N = 960.649)

Descrição dos Itens do Fator Nível Socioeconômico ($\lambda_2 = 0,90$)	CF	h^2
Item 1 – Escolaridade do pai	0,60	0,37
Item 2 – Escolaridade da mãe	0,56	0,32
Item 3 – Ocupação do pai	0,67	0,45
Item 4 – Ocupação da mãe	0,65	0,42
Item 5 – Número de pessoas na família	-0,02	0,00
Item 6 – Renda mensal da família	0,83	0,69
Item 7 – Frequência de trabalho de empregado(a) doméstico(a)	0,42	0,18
Item 8 – Número de banheiros	0,74	0,54
Item 9 – Número de quartos para dormir	0,54	0,29
Item 10 – Número de carros	0,70	0,49
Item 11 – Número de motocicletas	-0,02	0,00
Item 12 – Número de geladeiras	0,39	0,15
Item 13 – Número de freezers	0,52	0,27
Item 14 – Número de máquinas de lavar roupa	0,57	0,33
Item 15 – Número de máquinas de secar roupa	0,34	0,12
Item 16 – Número de micro-ondas	0,57	0,33
Item 17 – Número de máquinas de lavar louça	0,34	0,12
Item 18 – Tem aspirador de pó?	0,61	0,38
Item 19 – Número de televisões	0,68	0,47
Item 20 – Tem aparelho de DVD?	0,30	0,09
Item 21 – Tem TV por assinatura?	0,50	0,25
Item 22 – Número de telefones celulares	0,53	0,28
Item 23 – Tem telefone fixo?	0,33	0,11
Item 24 – Número de computadores	0,75	0,56
Item 25 – Tem acesso à internet?	0,34	0,11

Os resultados da AFE sugerem que, embora um fator predominante seja evidente nos dados do questionário socioeconômico, a exclusão de itens pouco informativos melhora a interpretação desse fator. A subsequente AFC confirmou a estrutura fatorial proposta, demonstrando um bom ajuste do modelo. Estes achados indicam que o fator latente identificado pode representar um construto subjacente nos dados socioeconômicos, apesar da variabilidade nas cargas fatoriais e na variância explicada.

Tabela 3

Cargas fatoriais (CF) obtidas após a Análise Fatorial Confirmatória dos itens do Questionário Socioeconômico do ENEM (N = 960.649)

Descrição dos Itens do Fator Nível Socioeconômico ($\lambda_2 = 0,91$)	CF
Item 1 – Escolaridade do pai	0,67
Item 2 – Escolaridade da mãe	0,65
Item 3 – Ocupação do pai	0,74
Item 4 – Ocupação da mãe	0,75
Item 6 – Renda mensal da família	0,84
Item 7 – Frequência de trabalho de empregado(a) doméstico(a)	0,67
Item 8 – Número de banheiros	0,81
Item 9 – Número de quartos para dormir	0,61
Item 10 – Número de carros	0,78
Item 12 – Número de geladeiras	0,64
Item 13 – Número de freezers	0,60
Item 14 – Número de máquinas de lavar roupa	0,75
Item 15 – Número de máquinas de secar roupa	0,49
Item 16 – Número de micro-ondas	0,71
Item 17 – Número de máquinas de lavar louça	0,67
Item 18 – Tem aspirador de pó?	0,78
Item 19 – Número de televisões	0,73
Item 20 – Tem aparelho de DVD?	0,41
Item 21 – Tem TV por assinatura?	0,64
Item 22 – Número de telefones celulares	0,59
Item 23 – Tem telefone fixo?	0,50
Item 24 – Número de computadores	0,80
Item 25 – Tem acesso à internet?	0,76

Para efeitos deste estudo, portanto, a partir desse instrumento considerando 23 itens, foram gerados escores fatoriais pelo método *Empirical Bayes Modal* (EBM) para cada candidato em

uma base de dados contendo 960.649 participantes. Estes escores fatoriais foram utilizados para categorizar o indivíduo em quartis de nível socioeconômico. Assim, cada indivíduo recebeu um código de 1 a 4 conforme ele foi classificado em seu quartil correspondente. A ideia principal no caso é a de comparar as diferenças de aprendizado entre o quartil de nível socioeconômico mais alto e o quartil de nível socioeconômico mais baixo.

Análise de Dados: Análise pelo Modelo de Diagnóstico Cognitivo GDINA

Como Funciona o Modelo GDINA.

O modelo GDINA representa uma abordagem sofisticada dentro dos Modelos de Diagnóstico Cognitivo (CDMs), projetado para avaliar o conhecimento e as habilidades dos alunos de maneira detalhada. Ao contrário dos modelos tradicionais de teoria de resposta ao item (TRI) que focam na probabilidade de um respondente acertar um item baseado em um traço latente unidimensional, o GDINA analisa o domínio de múltiplos atributos ou competências subjacentes a cada questão (Ma & Torre, 2020). Isso permite uma compreensão mais rica e multidimensional da habilidade do aluno, indo além de simplesmente classificar os alunos em uma escala de menos habilidoso para mais habilidoso.

O funcionamento do modelo GDINA é baseado na matriz Q, uma ferramenta essencial que especifica a relação entre itens do teste e os atributos ou competências cognitivas requeridas para responder corretamente a cada item (de la Torre, 2008). Cada linha da matriz Q representa um item do teste, e cada coluna representa um atributo (ou, no caso em questão, uma competência da matriz de referência do ENEM). Os valores dentro da matriz indicam se um atributo específico é necessário (1) ou não (0) para responder corretamente a um item (Rupp et al., 2010). Dessa forma, o modelo avalia não apenas se um indivíduo pode responder corretamente a um item, mas também quais competências específicas o indivíduo demonstra possuir.

O modelo GDINA é considerado um modelo cognitivo de diagnóstico geral porque pode acomodar diferentes estruturas de relacionamento entre os atributos, variando de compensatório

(onde a força em um atributo pode compensar a fraqueza em outro) a não compensatório (onde todos os atributos necessários devem ser dominados para que o item seja respondido corretamente) (de la Torre, 2009; Rupp & Templin, 2008). Este aspecto do GDINA permite que educadores e pesquisadores ajustem o modelo para refletir a natureza das habilidades e conhecimentos avaliados. Desse modo, a aplicabilidade do modelo GDINA estende-se a uma ampla gama de contextos educacionais, fornecendo diagnósticos detalhados que podem proporcionar intervenções educacionais personalizadas para atender às necessidades individuais dos indivíduos que realizam o teste (Leighton & Gierl, 2007).

O que Significa uma Pessoa Dominar uma Competência.

No contexto do modelo GDINA, dominar uma competência significa que o indivíduo possui o conjunto específico de atributos ou habilidades cognitivas necessárias para responder corretamente a itens de teste associados a essa competência. Este domínio é determinado pela análise da interação entre os atributos requeridos, conforme especificado pela matriz Q, e as respostas do indivíduo aos itens do teste. No GDINA, cada item é analisado para identificar quais atributos são essenciais para a resposta correta, e o domínio é inferido com base na presença ou ausência desses atributos essenciais no perfil de habilidades do respondente (Ma & Torre, 2020). Assim, o modelo permite uma avaliação detalhada do conhecimento e habilidades dos alunos, indo além de uma simples medida de acerto ou erro, para oferecer um diagnóstico preciso das competências que o aluno domina. Este diagnóstico pode ser usado para melhorar o desempenho do aluno nas áreas em que as competências não foram totalmente dominadas² (Leighton & Gierl, 2007).

O que Significa o Percentual por Competência.

A interpretação do percentual agregado das competências em um conjunto de dados utilizando o modelo GDINA envolve analisar as probabilidades de domínio de competências específicas por parte dos indivíduos avaliados. Cada linha do resultado representa uma competência

² O termo em inglês utilizado nesse contexto é o *mastered*, cuja tradução se refere ao domínio ou não da competência avaliada.

específica e, para cada competência, é calculado o percentual de indivíduos que dominam a competência. Por consequência, o complemento percentual desse dado é o percentual de indivíduos que não dominam a competência. Por exemplo, suponha que para uma competência X, o percentual de indivíduos que dominam a competência seja 17,3. Isso significa que 17,3% dos indivíduos são estimados como possuindo a competência, enquanto 82,7% são estimados como não possuindo a competência³.

Essas informações são primordiais para educadores e pesquisadores, pois ajudam a identificar áreas que requerem intervenção direcionada e desenvolvimento de currículo para melhorar o ensino e aprendizagem. A análise detalhada das probabilidades de competências pode direcionar recursos e atenção para as áreas mais necessitadas, promovendo uma abordagem de ensino mais personalizada e eficaz (Leighton & Gierl, 2007; Ma & Torre, 2020).

Análises das Correlações Policóricas.

No contexto da aplicação do modelo de diagnóstico cognitivo GDINA, foi realizada uma análise das correlações policóricas e do quadrado das correlações. As correlações são utilizadas para estimar a associação entre pares de itens categóricos ordinais, permitindo a captura da natureza latente e multidimensional das habilidades dos respondentes. Esta análise é fundamental para entender as interações entre os itens, pois as correlações fornecem uma medida precisa da relação entre as variáveis latentes. Além disso, o quadrado das correlações foi examinado para avaliar a força dessas associações, oferecendo uma visão mais detalhada das dependências estruturais no conjunto de dados. Estes procedimentos são essenciais para garantir que o modelo GDINA identifique corretamente os padrões de resposta e as competências subjacentes, contribuindo para a precisão e validade das inferências realizadas a partir do modelo.

³ Considera-se que um indivíduo domina a competência se a probabilidade dele possuir a competência for maior que 0,50 (Rupp & Templin, 2008).

Análise por Grupos de Nível Socioeconômico.

A análise por grupos de nível socioeconômico (NSE) no modelo GDINA permite investigar como diferentes atributos ou competências cognitivas são dominados por estudantes provenientes de variados contextos socioeconômicos. Esta análise pode revelar disparidades no domínio de competências específicas entre grupos com diferentes NSEs, oferecendo *insights* importantes para o desenvolvimento de intervenções educacionais direcionadas e políticas públicas.

Para realizar esta análise no modelo GDINA, os dados dos respondentes são primeiramente segmentados com base em critérios de NSE, que podem incluir indicadores como renda familiar, nível de educação dos pais, acesso a recursos educacionais, entre outros. Para este trabalho foi criado um indicador a partir do questionário socioeconômico conforme relatado anteriormente, e segmentado em quartis de nível socioeconômico baseados nos escores fatoriais. Após a segmentação, o modelo GDINA é aplicado separadamente a cada grupo para estimar as probabilidades de domínio das competências especificadas pela matriz Q. Esta abordagem permite comparar diretamente o desempenho dos grupos em cada competência cognitiva, identificando as competências em que determinados grupos socioeconômicos podem estar em desvantagem. Além de identificar disparidades, esta análise oferece a possibilidade de explorar as interações entre o NSE e o domínio de competências específicas, contribuindo para um entendimento mais profundo de como fatores socioeconômicos influenciam o processo de aprendizagem.

Especificações e Ajuste do Modelo GDINA.

As análises para os quatro testes foram conduzidas utilizando o método *Weighted Least Squares* (WLS) sem a imposição de restrições de monotonicidade, o que permite uma avaliação mais flexível das relações entre competências e respostas aos itens (Rupp et al., 2010). Não houve regularização de parâmetros, indicando que todos os parâmetros estimados foram diretamente derivados dos dados, sem ajustes para evitar o sobreajuste.

Para determinar a adequação do modelo GDINA, são utilizados vários índices de ajuste com valores critério específicos que indicam a qualidade do ajuste do modelo. O MADcor (*Mean Absolute*

Deviation of Correlations), quando apresenta valores próximos a 0, indica um bom ajuste do modelo e alta fidedignidade em replicar as correlações observadas entre os itens (Rupp et al., 2010). O SRMR (*Standardized Root Mean Square Residual*) também reflete as discrepâncias entre as covariâncias observadas e esperadas, com valores menores que 0,08 indicando um bom ajuste e valores abaixo de 0,05 sendo considerados excelentes (Maydeu-Olivares, 2013). O 100MADRESIDCOV (*Mean Absolute Deviation of Residual Covariances x 100*) deve ter valores baixos, próximos a 0, para indicar pequenas discrepâncias nas covariâncias residuais, corroborando a adequação do modelo (George & Robitzsch, 2015). Os indicadores MADQ3 (*Mean Absolute Deviation of the Third Powers of the Residuals*) e MADaQ3 (*Mean Absolute Deviation of the Adjusted Third Powers of the Residuals*) também devem apresentar valores baixos, próximos a 0, para demonstrar consistência no ajuste do modelo e sua capacidade de capturar as interações entre os itens.

Para o ajuste de item, o RMSD/RMSEA (*Root Mean Square Deviation/Root Mean Square Error of Approximation*) utiliza valores abaixo de 0,05 para indicar um bom ajuste, enquanto valores entre 0,05 e 0,08 são considerados aceitáveis (Browne & Cudeck, 1992; Steiger, 1990; Hu & Bentler, 1999). Estes critérios são essenciais para avaliar a precisão do modelo GDINA na captura da estrutura subjacente dos dados e garantir a validade das inferências realizadas a partir do modelo.

Resultados e Discussão

Resultados da Análise do Teste de Matemática

Os códigos MT1 a MT7 representam as sete competências matemáticas que são avaliadas no teste de Matemática do ENEM. Aqui está uma breve descrição de cada uma dessas competências:

MT1 - Construir significados para os números naturais, inteiros, racionais e reais. Esta competência foca na compreensão dos diferentes conjuntos numéricos e suas propriedades, permitindo aos estudantes construir significados para os conceitos numéricos fundamentais e aplicá-los em diversos contextos.

MT2 - Utilizar o conhecimento geométrico para realizar a leitura e a representação da realidade e agir sobre ela. Envolve o uso de conceitos geométricos para compreender, representar e interagir com o mundo físico, incluindo a capacidade de reconhecer formas, realizar medições e utilizar propriedades geométricas na resolução de problemas práticos.

MT3 - Construir noções de grandezas e medidas para a compreensão da realidade e a solução de problemas do cotidiano. Esta competência abrange a compreensão e aplicação de medidas e grandezas (como comprimento, área, volume, massa e tempo), essenciais para a interpretação e solução de problemas do cotidiano.

MT4 - Construir noções de variação de grandezas para a compreensão da realidade e a solução de problemas do cotidiano. Foca na compreensão de como as grandezas variam em relação uma à outra e na utilização dessas relações para analisar situações reais e resolver problemas cotidianos, incluindo conceitos de funções e suas representações.

MT5 - Modelar e resolver problemas que envolvem variáveis socioeconômicas ou técnico-científicas, usando representações algébricas. Refere-se à capacidade de utilizar a álgebra para modelar e resolver problemas complexos, especialmente aqueles que envolvem variáveis e contextos socioeconômicos ou científicos.

MT6 - Interpretar informações de natureza científica e social obtidas da leitura de gráficos e tabelas, realizando previsão de tendência, extrapolação, interpolação e interpretação. Esta competência envolve a habilidade de ler, interpretar e analisar dados apresentados em gráficos e tabelas, incluindo a capacidade de fazer previsões e interpretações baseadas nos dados.

MT7 - Compreender o caráter aleatório e não-determinístico dos fenômenos naturais e sociais e utilizar instrumentos adequados para medidas, determinação de amostras e cálculos de probabilidade para interpretar informações de variáveis apresentadas em uma distribuição estatística. Foca na compreensão dos conceitos de probabilidade e estatística como ferramentas para interpretar fenômenos aleatórios e não-determinísticos, aplicando esses conceitos para analisar dados e tomar decisões baseadas em informações estatísticas.

No estudo conduzido, o Modelo Generalizado DINA (GDINA) foi aplicado ao conjunto de dados do teste de matemática do ENEM, utilizando-se o pacote `cdm` no software R (R Core Team, 2020). O processo de convergência do modelo ocorreu após 108 iterações e resultou em 119 parâmetros foram estimados, incluindo 90 parâmetros de itens e 29 parâmetros de perfis de competência, dentro de um contexto de 128 perfis⁴ de competência latentes, abrangendo uma amostra de 100.000 indivíduos e 45 itens do teste (de la Torre & Douglas, 2004; Templin & Henson, 2006).

Probabilidades de Cada Competência

As probabilidades de cada competência em Matemática, conforme apresentadas na Tabela 4, ilustram as estimativas de probabilidade de estudantes possuírem ou não as competências matemáticas avaliadas no ENEM, variando de MT1 a MT7 (de la Torre & Minchen, 2014; Rupp et al., 2010).

Tabela 4

Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio que Possuem cada Competência de Matemática avaliada no ENEM via modelo GDINA

Descrição da Competência	%
MT1 - Compreender e usar números naturais, inteiros, racionais e reais	20,9
MT2 - Aplicar conceitos geométricos para entender e representar a realidade	17,5
MT3 - Medir e aplicar grandezas para resolver problemas cotidianos	8,3
MT4 - Analisar variações de grandezas para resolver problemas	11,6
MT5 - Modelar e resolver problemas com álgebra	9,4
MT6 - Interpretar dados em gráficos e tabelas	28,0
MT7 - Entender aleatoriedade e probabilidade para analisar dados	20,5

A análise das competências matemáticas de estudantes revela discrepâncias relevantes. Apenas 20,9% dos estudantes demonstram domínio, ao final do ensino médio, de competências

⁴ Como no caso de Matemática são 7 competências avaliadas, seria possível estimar $2^7 = 128$ perfis de competência. Como exemplo, para um perfil igual a 1001010, isso significa que esse indivíduo domina as competências 1, 4 e 6, mas não domina as demais.

relacionadas a números naturais, inteiros, racionais e reais, uma área primordial para desenvolvimento na compreensão e aplicação de conceitos numéricos (Competência MT1). A capacidade de aplicar conhecimentos geométricos (Competência MT2) é ainda mais limitada, com apenas 17,5% dos estudantes mostrando proficiência, revelando uma lacuna substancial nesse domínio. A competência relacionada a noções de grandezas e medidas (Competência MT3) apresenta o maior desafio, com somente 8,3% dos estudantes demonstrando domínio, destacando uma necessidade crítica de reforço (Silva & Martins, 2023).

A proficiência em variação de grandezas (Competência MT4) e modelagem e resolução de problemas com variáveis socioeconômicas (Competência MT5) é demonstrada por apenas 11,6% e 9,4% dos estudantes, respectivamente, sugerindo dificuldades na compreensão das relações entre diferentes grandezas e na aplicação de representações algébricas para resolver problemas reais. Em contraste, a interpretação de informações científicas e sociais (Competência MT6) surge como uma área de força relativa, com 28,0 % dos estudantes provavelmente proficientes, indicando que esforços para melhorar a literacia estatística e a interpretação de dados podem ter sido mais eficazes. A compreensão de fenômenos aleatórios e não-determinísticos (Competência MT7) é adequadamente desenvolvida em 20,5% dos estudantes, sugerindo uma compreensão razoável de probabilidade e estatística (Gonçalves, 2022).

As competências MT3 e MT5 são identificadas como áreas críticas que requerem atenção e desenvolvimento adicionais, enquanto a competência MT6 representa certa força entre os estudantes, possivelmente devido a iniciativas educacionais focadas na melhoria da interpretação de dados e literacia estatística. Esses achados sublinham a importância de estratégias educacionais direcionadas para fortalecer o ensino e a aprendizagem de matemática nas escolas, a fim de preparar os estudantes de maneira mais eficaz para desafios acadêmicos e práticos (Pereira & Lima, 2024).

Correlações

Na presente análise, explorou-se as correlações entre diversas competências matemáticas (MT1 a MT7) para o grupo completo, utilizando-se como referência os dados do teste de matemática do ENEM (Tabela 5). Correlações são empregadas para estimar as relações entre variáveis latentes, que se presume estarem subjacentes a variáveis observáveis categóricas ordenadas (Kolenikov & Angeles, 2009; Olsson, 1979). Dentro do contexto dos testes educacionais, essas correlações oferecem *insights* valiosos sobre como diferentes competências interagem entre si (Drasgow, 1988).

A análise revelou correlações excepcionalmente elevadas entre todas as competências matemáticas examinadas, sinalizando uma forte inter-relação entre estas competências. Tal padrão sugere que estudantes que dominam uma determinada competência tendem a demonstrar dominância em outras áreas correlatas.

Especificamente, a competência MT1 (Números naturais, inteiros, racionais e reais) exibiu correlações particularmente altas com todas as demais competências, com destaque para MT6 (interpretação de informações; 0,99) e MT3 (noções de grandezas e medidas; 0,99), indicando uma associação forte entre a compreensão de conceitos numéricos fundamentais e o desempenho nessas competências matemáticas.

Adicionalmente, a competência MT3 mostrou altas correlações com MT5 (Modelagem e resolução de problemas; 0,98) e MT7 (Compreensão de fenômenos aleatórios e não-determinísticos; 0,99), ressaltando a importância da capacidade de aplicar medidas e grandezas na modelagem de problemas e na compreensão estatística.

Por outro lado, MT4 (Variação de grandezas), apesar de altamente correlacionada com as demais competências, apresentou as menores correlações em comparação, como com MT2 (conhecimento geométrico) e MT7, sugerindo uma distinção mais acentuada dessa habilidade em relação a outras áreas de conhecimento matemático.

Tabela 5*Correlações entre as Competências de Matemática*

Competência	1	2	3	4	5	6	7
1. MT1	–	0,93	0,99	0,92	0,98	0,99	0,94
2. MT2	0,86	–	0,98	0,86	0,96	0,96	0,90
3. MT3	0,98	0,96	–	0,97	0,98	0,96	0,99
4. MT4	0,85	0,74	0,94	–	0,95	0,92	0,90
5. MT5	0,96	0,92	0,96	0,90	–	0,98	0,91
6. MT6	0,98	0,92	0,92	0,85	0,96	–	0,99
7. MT7	0,88	0,81	0,98	0,81	0,83	0,98	–

Nota: Os coeficientes de correlação encontram-se no triângulo superior da tabela, e os coeficientes de determinação (os coeficientes de correlação elevados ao quadrado) encontram-se no triângulo inferior.

Os resultados sublinham a importância de uma abordagem curricular integrada, que promova a aprendizagem interdisciplinar, para o desenvolvimento das habilidades matemáticas dos estudantes. A evidência de uma forte correlação entre competências fundamentais, como a compreensão de números, e outras áreas, destaca a necessidade de assegurar uma base sólida nesses conceitos para impactar positivamente o desempenho dos estudantes em competências matemáticas mais amplas. Portanto, as correlações desvelam uma interdependência entre as competências matemáticas avaliadas, sugerindo que a proficiência matemática constitui um construto unidimensional.

Probabilidade dos Padrões de Competência

Foram exploradas também as probabilidades dos padrões de competência derivadas das competências matemáticas avaliadas pelo ENEM, categorizadas de MT1 a MT7. As sequências binárias de "0" e "1" representam, respectivamente, a ausência e a presença de habilidades associadas a cada uma dessas competências matemáticas, dispostas da esquerda para a direita de MT1 a MT7.

A análise dos padrões de competência matemáticas dos estudantes, com base nos dados do teste, revela informações importantes sobre o estado atual da educação matemática.

Notavelmente, conforme Tabela 6, uma predominância do padrão 0000000 foi observada, com 71,2% dos estudantes não demonstrando possuir nenhuma das competências avaliadas. Este alto percentual sinaliza uma necessidade premente de desenvolvimento em todas as áreas matemáticas (Rupp et al., 2010), destacando lacunas críticas no aprendizado matemático básico.

Tabela 6

Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio por Padrão de Competências em Matemática via modelo GDINA

Padrão de Competências	%
Não demonstraram possuir nenhuma das competências avaliadas	71,2
Demonstram possuir pelo menos uma competência, mas não todas	21,7
Demonstram possuir todas as competências	7,1

Em contraste, o padrão 0000010, observado em 2,2% dos estudantes, revela que uma proporção menor de estudantes apresentou proficiência exclusivamente na competência MT6, que envolve a interpretação de informações científicas e sociais. Isso sugere que esta habilidade pode ser mais prevalente entre os estudantes em comparação com outras competências (Leighton & Gierl, 2007). Além disso, os padrões 0000011 e 1000011, encontrados em 2,2% e 3,0% dos estudantes, respectivamente, indicam a posse da mesma competência MT6 e, no caso de 1000011, também a competência MT1. Esses achados reforçam a prevalência da competência de interpretar informações, que, quando combinada com a compreensão de conceitos numéricos básicos, assume maior significância (Leighton & Gierl, 2007; Rupp et al., 2010).

Ainda, um grupo menor de estudantes (7,1%) demonstrou possuir todas as sete competências matemáticas, conforme indicado pelo padrão 1111111, um indicativo de alta proficiência matemática (Rupp et al., 2010). Esta minoria de estudantes com competências abrangentes contrasta fortemente com a grande maioria que carece de habilidades básicas, sublinhando a discrepância no desempenho educacional.

Portanto, a análise dos padrões de habilidades oferece *insights* profundos sobre o espectro de competências matemáticas dos estudantes, revelando tanto uma necessidade generalizada de desenvolvimento em todas as áreas quanto a existência de uma minoria com competências matemáticas abrangentes. Esta análise destaca a necessidade de intervenções educacionais focadas e bem orientadas que possam atender tanto às deficiências gerais quanto ao aprimoramento das habilidades onde já existe uma base de competência.

Análise das Competências de Matemática por Grupos de Nível Socioeconômico

Foi explorada também a aplicabilidade do modelo GDINA aos dados provenientes do teste de Matemática do ENEM 2022, segmentando a análise conforme o nível socioeconômico dos participantes em quatro grupos distintos. A análise discriminada por quartis níveis socioeconômicos, identificados de 1 a 4, com o grupo 1 representando o quartil de menor nível socioeconômico e o grupo 4, o de maior nível, revelou uma distribuição relativamente equilibrada dos dados, com cada grupo contendo cerca de 25.000 participantes. O processo de convergência do modelo foi alcançado após 100 iterações e foram estimados 206 parâmetros, englobando 90 parâmetros de itens e 116 parâmetros de classes de habilidade, distribuídos em 128 classes de habilidade latentes (Rupp et al., 2010).

A segregação da análise baseada em critérios socioeconômicos proporcionou um meio de investigar como variações nesse espectro influenciam o desempenho matemático dos estudantes, permitindo a identificação de padrões específicos de habilidades ou deficiências de aprendizagem associadas a cada grupo. Dessa forma, a estrutura do modelo e os parâmetros estimados fornecem um instrumento valioso para avaliar as diferenças no conhecimento matemático e nas habilidades cognitivas entre os grupos socioeconômicos (Leighton & Gierl, 2007). Essa análise estabelece uma base sólida para uma compreensão aprofundada das interrelações entre habilidades matemáticas e o contexto socioeconômico, enfatizando a importância de considerar os fatores socioeconômicos na elaboração e implementação de currículos e métodos de ensino (de la Torre, 2009; Rupp et al., 2010).

Probabilidades de Cada Competência Associadas a Cada Grupo de Nível Socioeconômico.

Examinou-se, portanto, a distribuição das probabilidades de cada competência entre estudantes, segmentados por grupos socioeconômicos. Essa análise oferece um panorama detalhado de como a probabilidade de adquirir determinadas habilidades matemáticas, especificadas de MT1 a MT7, varia em função do nível socioeconômico dos estudantes. Observou-se que, para todas as competências matemáticas avaliadas, a probabilidade de os estudantes possuírem uma competência específica aumenta progressivamente à medida que se avança do grupo 1 para o grupo 4 (Tabela 7). Tal padrão sugere que estudantes oriundos de estratos socioeconômicos superiores têm uma probabilidade mais elevada de dominar as competências matemáticas avaliadas (Sirin, 2005). Este fenômeno é particularmente marcante para a competência MT6 (interpretação de informações científicas e sociais), na qual se observa o maior contraste na probabilidade de dominar a habilidade, variando de 6,9% no grupo 1 para 60,5% no grupo 4 (Reardon, 2011; Sirin, 2005).

Tais achados iluminam as disparidades educacionais que acompanham variações no nível socioeconômico, sublinhando a urgência de implementar intervenções educacionais focadas no suporte a estudantes pertencentes a grupos socioeconômicos inferiores. Estes resultados reforçam a necessidade de promover oportunidades educacionais equânimes, assegurando que todos os estudantes, independentemente de seu contexto socioeconômico, tenham as condições necessárias para desenvolver plenamente suas competências matemáticas (Reardon, 2011; Sirin, 2005).

Tabela 7

Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio que Possuem cada Competência de Matemática avaliada no ENEM, por Grupo de Nível Socioeconômico, via modelo GDINA

Descrição da Competência	Grupo de Nível Socioeconômico			
	1	2	3	4
MT1 - Compreender e usar números naturais, inteiros, racionais e reais	4,9%	12,0%	22,4%	46,9%
MT2 - Aplicar conceitos geométricos para entender e representar a realidade	3,3%	9,9%	21,0%	42,8%
MT3 - Medir e aplicar grandezas para resolver problemas cotidianos	1,0%	3,0%	6,9%	22,6%
MT4 - Analisar variações de grandezas para resolver problemas	1,8%	5,3%	11,8%	32,2%
MT5 - Modelar e resolver problemas com álgebra	1,1%	3,2%	7,6%	27,1%
MT6 - Interpretar dados em gráficos e tabelas	6,9%	18,1%	33,2%	60,5%
MT7 - Entender aleatoriedade e probabilidade para analisar dados	5,2%	11,9%	23,0%	46,8%

Correlações.

Além disso, investigou-se a relação entre diferentes competências matemáticas (MT1 a MT7) por meio de correlações (Tabela 8), agrupando os estudantes em quatro categorias socioeconômicas, do mais baixo ao mais alto nível socioeconômico (grupo 1 a grupo 4). Essas correlações oferecem perspectivas sobre a interconexão das habilidades matemáticas e como essas interconexões se alteram de acordo com o contexto socioeconômico dos estudantes (Olsson, 1979).

Em todos os grupos socioeconômicos, observam-se altas correlações entre as competências matemáticas, sugerindo que estudantes proficientes em uma área tendem a apresentar proficiência em outras áreas, indicativo de que as competências matemáticas são fortemente inter-relacionadas, independentemente do nível socioeconômico (Kolenikov & Angeles, 2009). Essa constatação reafirma a necessidade de estratégias de ensino que favoreçam o desenvolvimento integrado de competências matemáticas, em vez de focar isoladamente em competências específicas.

Estratégias educacionais podem ser customizadas para enfatizar o reforço das conexões entre áreas matemáticas que apresentam correlações mais baixas em certos níveis socioeconômicos, especialmente em grupos que exibem correlações reduzidas em competências essenciais.

Tabela 8

Correlações entre as Competências de Matemática, por Grupo de Nível Socioeconômico

Competência	1	2	3	4	5	6	7
Grupo 1 – Primeiro Quartil NSE							
1. MT1	–	0,93	0,99	0,94	0,99	0,99	0,96
2. MT2	0,86	–	0,95	0,76	0,96	0,99	0,93
3. MT3	0,98	0,90	–	0,92	0,96	0,98	0,96
4. MT4	0,88	0,58	0,85	–	0,88	0,97	0,89
5. MT5	0,98	0,92	0,92	0,77	–	0,98	0,93
6. MT6	0,98	0,98	0,96	0,94	0,96	–	0,99
7. MT7	0,92	0,86	0,92	0,79	0,86	0,98	–
Grupo 2 – Segundo Quartil NSE							
1. MT1	–	0,89	0,97	0,81	0,94	0,99	0,92
2. MT2	0,79	–	0,92	0,72	0,96	0,92	0,83
3. MT3	0,94	0,85	–	0,9	0,95	0,95	0,93
4. MT4	0,66	0,52	0,81	–	0,88	0,77	0,79
5. MT5	0,88	0,92	0,90	0,77	–	0,93	0,82
6. MT6	0,98	0,85	0,90	0,59	0,86	–	0,99
7. MT7	0,85	0,69	0,86	0,62	0,67	0,98	–
Grupo 3 – Terceiro Quartil NSE							
1. MT1	–	0,86	0,99	0,85	0,96	0,99	0,88
2. MT2	0,74	–	0,97	0,76	0,92	0,89	0,79
3. MT3	0,98	0,94	–	0,91	0,96	0,98	0,94
4. MT4	0,72	0,58	0,83	–	0,91	0,8	0,8
5. MT5	0,92	0,85	0,92	0,83	–	0,95	0,84
6. MT6	0,98	0,79	0,96	0,64	0,90	–	0,95
7. MT7	0,77	0,62	0,88	0,64	0,71	0,90	–
Grupo 4 – Quarto quartil NSE							
1. MT1	–	0,87	0,99	0,83	0,96	0,98	0,9
2. MT2	0,76	–	0,99	0,8	0,94	0,87	0,8
3. MT3	0,98	0,98	–	0,99	0,97	0,98	0,99
4. MT4	0,69	0,64	0,98	–	0,9	0,78	0,82
5. MT5	0,92	0,88	0,94	0,81	–	0,98	0,88
6. MT6	0,96	0,76	0,96	0,61	0,96	–	0,95
7. MT7	0,81	0,64	0,98	0,67	0,77	0,90	–

Nota: Os coeficientes de correlação encontram-se no triângulo superior da tabela, e os coeficientes de determinação (os coeficientes de correlação elevados ao quadrado) encontram-se no triângulo inferior.

Probabilidade dos Padrões de Competência.

Explorou-se também as probabilidades de perfis de habilidades segmentadas por grupos socioeconômicos (Tabela 9). Estas probabilidades revelam a presença ou ausência de competências matemáticas específicas (MT1 a MT7) entre os estudantes, com as sequências de "0" e "1" denotando, respectivamente, a ausência e a presença de habilidades correspondentes a cada competência matemática. A análise destes dados permite discernir como as habilidades matemáticas se distribuem em função do contexto socioeconômico dos alunos.

O padrão predominante de competências, representado por "0000000", sinaliza a ausência de todas as competências avaliadas. Este perfil é o mais comum em todos os grupos, porém sua probabilidade declina acentuadamente à medida que se avança para grupos de nível socioeconômico superior. Por exemplo, no grupo 1, essa probabilidade é de 93,1%, enquanto no grupo 4, reduz-se para 34,7%. Tal observação sugere uma correlação direta entre o nível socioeconômico e a aquisição de habilidades matemáticas (Reardon, 2011).

Tabela 9

Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio por Padrão de Competências em Matemática, por Grupo de Nível Socioeconômico, via modelo GDINA

Padrão de Competências	Grupo de Nível Socioeconômico			
	1	2	3	4
Não demonstraram possuir nenhuma das competências avaliadas	93,1%	80,2%	62,8%	34,7%
Demonstram possuir pelo menos uma competência, mas não todas	6,89%	17,9%	32,0%	43,9%
Demonstram possuir todas as competências	0,01%	1,9%	5,2%	21,4%

Perfis que representam a combinação de competências (tais como "1100010", "0001010", "0101010" e "1101010") manifestam probabilidades extremamente baixas em todos os grupos, indicando a raridade de estudantes que possuem uma combinação específica de habilidades sem apresentar outras.

As variações nas probabilidades dos padrões de competência entre os grupos socioeconômicos ilustram a influência do contexto socioeconômico no desenvolvimento de habilidades matemáticas. Estudantes provenientes de estratos socioeconômicos mais altos tendem a demonstrar uma probabilidade maior de possuir um espectro mais amplo de competências matemáticas (Reardon, 2011; Sirin, 2005).

A prevalência do padrão "0000000" em grupos de menor nível socioeconômico enfatiza as disparidades educacionais existentes e a necessidade urgente de propostas e práticas educacionais focadas em promover o desenvolvimento de competências matemáticas nesses grupos. Analogamente, o aumento no perfil "1111111", que denota a posse de todas as competências, de 0,01% no grupo 1 para 21,4% no grupo 4, ressalta como o ambiente socioeconômico pode facilitar ou obstruir o desenvolvimento integral de competências matemáticas.

Estes resultados apontam para a importância de abordagens educacionais que levem em consideração o impacto do contexto socioeconômico no aprendizado matemático. Estratégias destinadas a apoiar estudantes de grupos socioeconômicos menos favorecidos são centrais para fomentar a equidade educacional e assegurar que todos os estudantes tenham a oportunidade de desenvolver competências matemáticas essenciais.

Ajuste do Modelo

Em termos de estatísticas de ajuste do modelo, o indicador MADcor apresentou um valor de 0,017, sugerindo uma boa adequação do modelo para replicar as correlações observadas entre os itens, indicando alta fidedignidade em relação aos dados (Rupp et al., 2010). O valor do SRMR foi de 0,025, semelhante ao MADcor, e também indica um bom ajuste do modelo, refletindo mínimas discrepâncias entre as covariâncias observadas e esperadas, evidenciando a precisão do modelo em capturar a estrutura subjacente dos dados (Maydeu-Olivares, 2013).

O valor de 100MADRESIDCOV foi de 0,328, o que confirma que as discrepâncias nas covariâncias residuais são pequenas, corroborando a adequação do modelo (George & Robitzsch, 2015). Além disso, os indicadores MADQ3 e MADaQ3, ambos com um valor de 0,014, mostraram

consistência no ajuste do modelo, particularmente na capacidade de capturar a tríade de interações entre os itens.

As estatísticas de ajuste do modelo indicam uma adequação geral satisfatória do modelo GDINA aos dados do ENEM em Matemática, sugerindo que o modelo é eficaz em desvendar a estrutura subjacente das competências dos estudantes. O modelo GDINA, portanto, demonstra ser uma ferramenta valiosa para entender as habilidades matemáticas dos estudantes, fornecendo evidências fundamentais para o desenvolvimento educacional e a implementação de intervenções.

Foram examinadas também as estatísticas de ajuste de item utilizando RMSEA, para cada item do teste de Matemática do ENEM. Os valores de RMSEA observados variam entre 0,000 e 0,070, revelando relativamente poucas disparidades no ajuste dos itens individuais ao modelo. Itens específicos, tais como `MT5H19I39443`, `MT7H28I89637`, e `MT4H18I85228`, apresentam valores de RMSEA particularmente baixos (0,000, 0,004, e 0,008, respectivamente), o que sugere um ajuste excepcional do modelo a esses itens. Esses resultados indicam uma elevada congruência entre as previsões do modelo e os padrões de resposta dos estudantes para esses itens (Browne & Cudeck, 1992; Steiger, 1990).

Por outro lado, itens como `MT6H25I97590`, `MT7H30I32369`, e `MT6H25I30327` apresentam os valores mais elevados de RMSEA (0,069, 0,070, e 0,063, respectivamente), sugerindo que o modelo possa estar falhando em capturar adequadamente as características específicas desses itens. Essas discrepâncias podem apontar para a necessidade de revisões no modelo ou na interpretação das habilidades subjacentes a esses itens (Hu & Bentler, 1999).

A média do RMSEA para o conjunto total de itens é de 0,03, indicando um ajuste geralmente bom do modelo aos dados do teste de Matemática do ENEM. Essa média reforça a ideia de que, na maior parte dos casos, o modelo conseguiu representar de maneira eficaz as interações entre as habilidades dos estudantes e as características dos itens (Hu & Bentler, 1999; Steiger, 1990).

Portanto, enquanto a análise de RMSEA destaca um ajuste globalmente bom do modelo aos dados do ENEM, ela também identifica itens específicos que requerem atenção adicional para

garantir que o modelo possa capturar todas as nuances das habilidades matemáticas dos estudantes. Estes apontamentos são fundamentais para o aprimoramento contínuo dos modelos de diagnóstico cognitivo e para a promoção de avaliações educacionais mais precisas.

Resultados da Análise do Teste de Ciências Humanas

Assim como para Matemática, os códigos CH1 a CH6 representam as seis competências que são avaliadas no teste de Ciências Humanas do ENEM. Aqui está uma breve descrição de cada uma dessas competências:

CH1 - Compreender os elementos culturais que constituem as identidades. Esta competência envolve o entendimento de como diferentes elementos culturais, como tradições, línguas, religiões, artes, e práticas sociais, moldam as identidades individuais e coletivas. Implica reconhecer a diversidade cultural e a importância de cada cultura na construção da identidade de um indivíduo ou grupo.

CH2 - Compreender as transformações dos espaços geográficos como produto das relações socioeconômicas e culturais de poder. Refere-se à capacidade de analisar como os espaços geográficos são transformados pelas interações entre processos econômicos, sociais, culturais e políticos. Envolve entender as relações de poder que influenciam essas transformações, reconhecendo como elas afetam a organização do espaço e a vida das pessoas.

CH3 - Compreender a produção e o papel histórico das instituições sociais, políticas e econômicas, associando-as aos diferentes grupos, conflitos e movimentos sociais. Esta competência foca na compreensão das origens, funções e impactos das instituições sociais, políticas e econômicas ao longo da história. Requer a análise de como essas instituições foram e são influenciadas por diferentes grupos sociais, conflitos e movimentos sociais, destacando a dinâmica de poder envolvida.

CH4 - Entender as transformações técnicas e tecnológicas e seu impacto nos processos de produção, no desenvolvimento do conhecimento e na vida social. Concentra-se na compreensão das mudanças provocadas pelas inovações técnicas e tecnológicas na produção de bens e serviços, na

acumulação de conhecimento e na organização da vida social. Inclui avaliar os benefícios e desafios trazidos por tais transformações e o seu impacto no desenvolvimento sustentável.

CH5 - Utilizar os conhecimentos históricos para compreender e valorizar os fundamentos da cidadania e da democracia, favorecendo uma atuação consciente do indivíduo na sociedade. Esta competência envolve o uso do conhecimento histórico para entender e apreciar os princípios da democracia e da cidadania, como direitos humanos, justiça social e participação política. Promove uma atuação informada e consciente dos indivíduos na sociedade, visando à construção de uma comunidade mais justa e equitativa.

CH6 - Compreender a sociedade e a natureza, reconhecendo suas interações no espaço em diferentes contextos históricos e geográficos. Refere-se à habilidade de analisar as relações entre sociedade e natureza, entendendo como essas interações moldam o ambiente e são influenciadas por contextos históricos e geográficos variados. Inclui a compreensão dos impactos humanos sobre o ambiente e a importância da gestão sustentável dos recursos naturais.

A aplicação do modelo GDINA aos dados do teste de Ciências Humanas do ENEM revelou aspectos importantes sobre a interação entre habilidades dos estudantes e características dos itens do teste. Na análise foram avaliados 100.000 participantes, abordando 45 itens do teste relacionados a seis competências específicas em Ciências Humanas (de CH1 a CH6) (de la Torre, 2009; George & Robitzsch, 2015).

O modelo estimou um total de 112 parâmetros, incluindo 90 parâmetros de itens e 22 parâmetros de perfis de competência, refletindo os 64 perfis de competências latentes identificados. Esses perfis de competência latentes fornecem uma rica descrição das combinações de competências possuídas pelos estudantes, oferecendo uma visão detalhada de suas capacidades cognitivas em Ciências Humanas.

Probabilidades de Cada Competência

Os resultados apresentados (Tabela 10) referem-se às probabilidades estimadas de os alunos possuírem competências específicas em seis competências de Ciências Humanas, baseando-

se na análise de respostas ao teste do ENEM. Para CH1, que se refere à compreensão dos elementos culturais que constituem as identidades, 63,7% dos alunos provavelmente não possuem essa competência, enquanto 36,3% provavelmente a possuem. Esta distribuição sugere uma necessidade de reforçar a compreensão dos alunos sobre elementos culturais nas práticas pedagógicas.

Em CH2, relacionada à compreensão das transformações dos espaços geográficos, 72,3% dos alunos têm probabilidade de não possuir essa competência, contra 27,7% que têm. Este é o maior índice de probabilidade de ausência dentre as competências de ciências humanas, indicando uma área de melhoria necessária no entendimento das dinâmicas geográficas.

Para CH3 e CH4, que abordam a compreensão da produção histórica de instituições sociais, políticas, econômicas e o entendimento das transformações técnicas e tecnológicas, respectivamente, os resultados são semelhantes, com aproximadamente 66% dos alunos tendo probabilidade de não possuir essas competências e cerca de 34% de possuí-las.

CH5 mostra um equilíbrio mais próximo entre os alunos que possuem e os que não possuem a competência de utilizar conhecimentos históricos para compreender e valorizar os fundamentos da cidadania e da democracia, com 53,8% contra 46,2%, respectivamente. Isso sugere um nível relativamente mais alto de compreensão entre os alunos nesta área.

Finalmente, em CH6, que trata da compreensão da sociedade e da natureza, 64,5% dos alunos têm probabilidade de não possuir essa habilidade, enquanto 35,5% têm. Isso indica outra área importante para o desenvolvimento educacional.

Em suma, a análise das probabilidades de cada competência de Ciências Humanas revela que as competências CH2 e CH3 apresentam as maiores lacunas, sugerindo que estas competências devem ser áreas focais para intervenções pedagógicas futuras. Por outro lado, a competência CH5 demonstra um desempenho relativamente melhor, indicando uma base sobre a qual se pode construir para melhorar a compreensão dos alunos em outras áreas.

Tabela 10

Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio que Possuem cada Competência de Ciências Humanas avaliada no ENEM via modelo GDINA

Descrição da Competência	%
CH1 - Compreender elementos culturais das identidades	36,3
CH2 - Entender transformações espaciais por relações socioeconômicas e culturais	27,7
CH3 - Compreender instituições sociais, políticas e econômicas e seus conflitos	33,8
CH4 - Entender o impacto das transformações técnicas e tecnológicas	34,2
CH5 - Usar conhecimentos históricos para valorizar cidadania e democracia	46,2
CH6 - Compreender a interação entre sociedade e natureza em contextos históricos e geográficos	35,5

Correlações

A matriz de correlações entre as competências CH1 a CH6 nas Ciências Humanas (Tabela 11) revela correlações extremamente altas entre todas as competências avaliadas, indicando uma relação muito forte entre as habilidades cognitivas dos alunos em diferentes áreas. As correlações variam de 0,91 a 0,99, sugerindo que as competências não são independentes, mas sim inter-relacionadas e possivelmente complementares. Especificamente, a competência CH2, que se refere à compreensão das transformações dos espaços geográficos, mostra correlações extremamente altas com as competências CH3, CH4 e CH6. Essas correlações, que são de 0,99 com CH3, 0,98 com CH4 e 0,99 com CH6, indicam que a compreensão das transformações geográficas está fortemente associada à compreensão das instituições sociais, políticas e econômicas, às transformações técnicas e tecnológicas, e à interação entre sociedade e natureza.

Além disso, a correlação entre CH1, focada na compreensão dos elementos culturais que constituem as identidades, e CH5, que envolve a utilização dos conhecimentos históricos para compreender e valorizar os fundamentos da cidadania e da democracia, é também notavelmente alta, alcançando 0,96. Isso sugere uma ligação entre a compreensão dos elementos culturais e a valorização da cidadania e democracia. As correlações entre as competências refletem uma rede complexa de inter-relações, mostrando como a compreensão em uma área pode reforçar ou ser reforçada pela compreensão em outra. Esse aspecto é especialmente relevante no contexto educacional, onde o desenvolvimento integrado de competências pode ser mais eficaz do que abordagens isoladas.

Tabela 11

Correlações entre as Competências de Ciências Humanas

Competência	1	2	3	4	5	6
1. CH1	–	0,96	0,94	0,94	0,96	0,94
2. CH2	0,92	–	0,99	0,98	0,91	0,99
3. CH3	0,88	0,98	–	0,97	0,97	0,97
4. CH4	0,88	0,96	0,94	–	0,97	0,98
5. CH5	0,92	0,83	0,94	0,94	–	0,97
6. CH6	0,88	0,98	0,94	0,96	0,94	–

Nota: Os coeficientes de correlação encontram-se no triângulo superior da tabela, e os coeficientes de determinação (os coeficientes de correlação elevados ao quadrado) encontram-se no triângulo inferior.

Portanto, a alta intercorrelação entre as competências em Ciências Humanas destaca a natureza interdisciplinar do conhecimento nesta área. Essas descobertas enfatizam a importância de abordagens pedagógicas que integrem diferentes áreas de conhecimento das Ciências Humanas, promovendo uma compreensão holística que reflete a interconexão das competências.

Probabilidade dos Padrões de Competência

No estudo das competências em Ciências Humanas, observa-se uma distribuição variada entre os padrões de competências dos estudantes. O padrão mais comum, indicado por 000000, que

representa a ausência de todas as seis competências avaliadas, possui a maior probabilidade entre todos os padrões, alcançando 51,9%. Esta alta probabilidade sugere que uma proporção considerável de estudantes pode não ter demonstrado competência nas áreas avaliadas pelo teste. Por outro lado, o percentual estimado do padrão 111111, indica que apenas 26,0% dos estudantes possuem todas as seis competências em Ciências Humanas (Tabela 12). Esta percentagem representa a metade dos estudantes que demonstraram ausência de todas as seis competências avaliadas.

As probabilidades para os demais padrões de competências são substancialmente mais baixas, variando entre 0% e 0,03%. Isso indica uma menor prevalência de combinações específicas de competências entre os estudantes. Por exemplo, padrões que indicam a posse de uma única competência (como 100000 ou 010000) apresentam probabilidades relativamente baixas, sugerindo que poucos estudantes possuem competência isolada em apenas uma das áreas avaliadas.

Tabela 12

Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio por Padrão de Competências em Ciências Humanas via modelo GDINA

Padrão de Competências	%
Não demonstraram possuir nenhuma das competências avaliadas	52,0
Demonstram possuir pelo menos uma competência, mas não todas	22,0
Demonstram possuir todas as competências	26,0

Essa distribuição das probabilidades de padrões de competências revela a diversidade de perfis de competência entre os estudantes e traz implicações educacionais importantes. A existência de um grupo grande de estudantes que não demonstra competência em nenhuma das áreas (padrão 000000) aponta para a necessidade de intervenções educacionais direcionadas para melhorar as competências fundamentais em Ciências Humanas. Simultaneamente, o tamanho considerável do grupo com alta competência (padrão 111111) sugere que as estratégias de ensino também devem ser adaptadas para desafiar e desenvolver ainda mais esses estudantes.

Análise das Competências por Grupos de Nível Socioeconômico

A análise do teste de Ciências Humanas do ENEM utilizando o modelo GDINA, segmentada por quartis de nível socioeconômico abrangeu 45 itens do teste, distribuídos entre 100.000 estudantes, divididos de forma quase igualitária entre os quatro quartis de nível socioeconômico. A análise resultou em um total de 178 parâmetros estimados, incluindo 90 parâmetros de itens e 88 parâmetros de classes de competência, refletindo 64 classes de competência latentes.

A análise sugere que, apesar da complexidade inerente à avaliação de habilidades multidimensionais, é possível identificar padrões distintos de desempenho e habilidades cognitivas entre grupos socioeconômicos diferentes. Esta análise ressalta a importância de considerar fatores socioeconômicos no desenvolvimento de programas educacionais e na implementação de práticas pedagógicas que busquem equalizar oportunidades de aprendizagem.

Probabilidades de Cada Competência Associadas a Cada Grupo de Nível Socioeconômico.

A análise dos dados apresentados na Tabela 13 sobre o percentual de concluintes do Ensino Médio que possuem cada competência de Ciências Humanas avaliada no ENEM, divididos por grupo de nível socioeconômico, oferece uma visão clara da relação entre o nível socioeconômico e a aquisição de competências educacionais específicas.

A tabela revela um padrão consistente em que o percentual de estudantes que dominam cada competência aumenta expressivamente com o aumento do nível socioeconômico dos grupos. Por exemplo, na competência CH1, que envolve a compreensão dos elementos culturais que constituem as identidades, apenas 13,7% dos estudantes do grupo de menor nível socioeconômico (Grupo 1) demonstram possuir essa competência, enquanto 63,8% dos estudantes do grupo de maior nível socioeconômico (Grupo 4) a possuem, evidenciando um aumento substancial.

Da mesma forma, a competência CH2, relacionada à compreensão das transformações dos espaços geográficos como produto das relações socioeconômicas e culturais de poder, é dominada por 7,8% dos estudantes no Grupo 1 e por 56,8% no Grupo 4. Esse padrão de aumento é observado em todas as competências listadas, incluindo a CH5, onde 22,9% dos estudantes no Grupo 1 e 72,6%

no Grupo 4 demonstram proficiência, representando a competência com o maior percentual de proficiência no grupo de maior nível socioeconômico.

Este aumento progressivo na proficiência à medida que o nível socioeconômico se eleva sugere que fatores socioeconômicos desempenham um papel crítico na capacidade dos estudantes de desenvolver e demonstrar competências em Ciências Humanas. Estudantes de grupos socioeconômicos mais altos têm, aparentemente, acesso a melhores recursos educacionais ou oportunidades que facilitam o aprendizado e a aquisição de competências mais complexas.

Esses resultados são fundamentais para o desenvolvimento de diretrizes educacionais e a aplicação de métodos pedagógicos. Indicam a necessidade de intervenções direcionadas e de recursos de apoio mais robustos para estudantes de grupos socioeconômicos mais baixos, a fim de promover uma compreensão mais equitativa das Ciências Humanas e garantir que todos os estudantes tenham as mesmas oportunidades de desenvolver essas competências. O aumento do acesso a materiais educacionais de qualidade e a criação de ambientes de aprendizagem mais inclusivos e suportivos podem ser estratégias eficazes para abordar as disparidades observadas.

Tabela 13

Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio que Possuem cada Competência de Ciências Humanas avaliada no ENEM, por Grupo de Nível Socioeconômico, via modelo GDINA

Descrição da Competência	Grupo de Nível Socioeconômico			
	1	2	3	4
CH1 - Compreender elementos culturais das identidades	13,7%	26,3%	39,4%	63,8%
CH2 - Entender transformações espaciais por relações socioeconômicas e culturais	7,8%	17,5%	29,0%	56,8%
CH3 - Compreender instituições sociais, políticas e econômicas e seus conflitos	11,8%	23,7%	36,6%	60,9%
CH4 - Entender o impacto das transformações técnicas e tecnológicas	11,4%	24,2%	37,3%	63,8%
CH5 - Usar conhecimentos históricos para valorizar cidadania e democracia	22,9%	40,9%	53,3%	72,6%
CH6 - Compreender a interação entre sociedade e natureza em contextos históricos e geográficos	12,2%	25,3%	41,0%	65,7%

Correlações.

No estudo das correlações entre as competências em Ciências Humanas (Tabela 14) do ENEM, observam-se padrões distintos de inter-relação que variam conforme o nível socioeconômico dos estudantes. No grupo de menor nível socioeconômico (Grupo 1), as correlações são notavelmente altas, especialmente entre CH5 e CH1, CH2, CH3 e CH4, indicando uma forte interdependência entre essas competências.

No Grupo 2, as correlações continuam altas, mas são ligeiramente menores em comparação com o Grupo 1. Isso pode indicar que, embora as competências permaneçam inter-relacionadas, a força dessa relação pode diminuir à medida que o nível socioeconômico aumenta. A correlação entre CH4 e CH5, que é de 0,99, destaca a conexão entre entender transformações técnicas e tecnológicas e valorizar os fundamentos da cidadania e da democracia.

Tabela 14

Correlações entre as Competências de Ciências Humanas, por Grupo de Nível Socioeconômico

Competência	1	2	3	4	5	6
Grupo 1						
1. CH1	–	0,9	0,91	0,92	0,99	0,91
2. CH2	0,81	–	0,96	0,96	0,99	0,99
3. CH3	0,83	0,92	–	0,96	0,99	0,96
4. CH4	0,85	0,92	0,92	–	0,99	0,98
5. CH5	0,98	0,98	0,98	0,98	–	0,99
6. CH6	0,83	0,98	0,92	0,96	0,98	–
Grupo 2						
1. CH1	–	0,9	0,89	0,89	0,94	0,89
2. CH2	0,81	–	0,95	0,96	0,99	0,96
3. CH3	0,79	0,90	–	0,95	0,98	0,95
4. CH4	0,79	0,92	0,90	–	0,99	0,96
5. CH5	0,88	0,98	0,96	0,98	–	0,99
6. CH6	0,79	0,92	0,90	0,92	0,98	–
Grupo 3						
1. CH1	–	0,92	0,9	0,89	0,93	0,89
2. CH2	0,85	–	0,96	0,97	0,88	0,97
3. CH3	0,81	0,92	–	0,94	0,95	0,95
4. CH4	0,79	0,94	0,88	–	0,96	0,95
5. CH5	0,86	0,77	0,90	0,92	–	0,93
6. CH6	0,79	0,94	0,90	0,90	0,86	–

Tabela 14*Correlações entre as Competências de Ciências Humanas, por Grupo de Nível Socioeconômico*

Competência	1	2	3	4	5	6
			Grupo 4			
1. CH1	–	0,95	0,94	0,92	0,94	0,91
2. CH2	0,90	–	0,98	0,97	0,87	0,97
3. CH3	0,88	0,96	–	0,96	0,96	0,95
4. CH4	0,85	0,94	0,92	–	0,96	0,96
5. CH5	0,88	0,76	0,92	0,92	–	0,94
6. CH6	0,83	0,94	0,90	0,92	0,88	–

Nota: Os coeficientes de correlação encontram-se no triângulo superior da tabela, e os coeficientes de determinação (os coeficientes de correlação elevados ao quadrado) encontram-se no triângulo inferior.

No Grupo 3, observa-se entre estudantes divididos em quatro grupos socioeconômicos revela variações que refletem diferenças na aquisição de competências em Ciências Humanas. Observa-se uma diminuição progressiva na probabilidade do padrão 000000 (Tabela 15), que indica a ausência de todas as habilidades avaliadas, à medida que se avança do grupo de menor nível socioeconômico (grupo 1) para o grupo de maior nível socioeconômico (grupo 4). No grupo 1, a probabilidade de não possuir nenhuma das habilidades é de 77,0%, enquanto no grupo 4, essa probabilidade cai para 24,2%. Essa tendência indica que estudantes de níveis socioeconômicos mais altos têm uma probabilidade consideravelmente maior de possuir pelo menos uma das habilidades em Ciências Humanas.

Em contraste, a probabilidade de possuir todas as habilidades, representada pelo padrão 111111, aumenta dramaticamente de 5,81% no grupo 1 para 53,31% no grupo 4. Isso destaca uma associação positiva entre o nível socioeconômico e a aquisição de um amplo conjunto de competências em Ciências Humanas. Além disso, padrões intermediários que indicam a posse de uma combinação específica de habilidades, como 100000, 010000, 101010 ou 001011, apresentam probabilidades geralmente baixas em todos os grupos. No entanto, esses padrões ainda refletem um aumento na diversidade de perfis de habilidade à medida que o nível socioeconômico aumenta, mostrando um leve aumento na probabilidade nos grupos de níveis socioeconômicos mais altos.

Tabela 15

Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio por Padrão de Competências em Ciências Humanas (Extremos), por Grupo de Nível Socioeconômico, via modelo GDINA

Padrão de Competências	Grupo de Nível Socioeconômico			
	1	2	3	4
Não demonstraram possuir nenhuma das competências avaliadas	77,0%	58,4%	43,6%	24,2%
Demonstram possuir pelo menos uma competência, mas não todas	17,2%	27,9%	30,7%	22,5%
Demonstram possuir todas as competências	5,8%	13,7%	25,7%	53,3%

Os dados coletados indicam uma clara relação entre o nível socioeconômico e a aquisição de habilidades em Ciências Humanas. Estudantes de grupos socioeconômicos mais altos têm uma probabilidade maior de possuir um conjunto mais amplo de habilidades comparados aos de grupos mais baixos. Isso sugere que fatores socioeconômicos desempenham um papel crítico no desenvolvimento educacional e na aquisição de competências.

Ajuste do Modelo

Entre as métricas avaliadas, o MADcor registrou 0,023, indicando que a discrepância média absoluta entre as correlações observadas e esperadas é baixa, sugerindo um bom ajuste do modelo em termos de capturar as relações entre itens. Além disso, o SRMR de 0,03 também aponta para um bom ajuste, com resíduos padronizados médios quadráticos baixos. A métrica 100MADRESIDCOV de 0,476 reflete pequenas discrepâncias nas covariâncias residuais, o que reforça a adequação do modelo. Adicionalmente, as métricas MADQ3 e MADaQ3 apresentaram valores de 0,016 e 0,015, respectivamente, sugerindo que o modelo capta bem a tridimensionalidade entre os itens. Esses resultados indicam que o modelo GDINA tem um bom ajuste global aos dados do ENEM em Ciências Humanas.

Os valores de RMSEA variam de 0,007 a 0,060 para os diferentes itens, com cada valor representando a discrepância por grau de liberdade entre os dados observados e os modelos

estimados para cada item específico. A variação nos valores de RMSEA sugere que, enquanto a maioria dos itens se ajusta bem ao modelo GDINA, existem algumas discrepâncias notáveis. Por exemplo, o item "CH4H17I87207" apresenta o maior RMSEA (0,060), indicando o pior ajuste entre os itens listados, enquanto "CH3H14I140914" e "CH5H25I125706" apresentam o menor RMSEA (0,007), indicando um ajuste muito bom. A média do RMSEA para todos os itens listados é 0,027, situando-se dentro da faixa considerada como indicativa de um bom ajuste. Isso sugere que, em média, o modelo GDINA se ajusta de forma adequada aos dados dos itens do teste de Ciências Humanas do ENEM.

Resultados da Análise do Teste de Ciências da Natureza

Da mesma forma que as outras áreas do conhecimento, os códigos CN1 a CN8 representam as oito competências essenciais que são avaliadas no teste de Ciências da Natureza do ENEM. Cada código reflete uma área específica de conhecimento e habilidades que os estudantes devem demonstrar. Aqui está uma breve descrição de cada uma dessas competências:

CN1 – Compreender as ciências naturais e as tecnologias a elas associadas como construções humanas. Esta competência envolve o reconhecimento das ciências naturais e das tecnologias relacionadas como criações humanas, destacando seu papel nos processos de produção e no desenvolvimento econômico e social ao longo da história.

CN2 – Identificar a presença e aplicar as tecnologias associadas às ciências naturais em diferentes contextos. Refere-se à habilidade de perceber onde e como as tecnologias derivadas das ciências naturais são empregadas em variados contextos do dia a dia, e aplicar esse conhecimento de maneira prática e informada.

CN3 – Associar intervenções que resultam em degradação ou conservação ambiental a processos produtivos e sociais e a instrumentos ou ações científico-tecnológicos. Esta competência aborda a capacidade de relacionar ações humanas, seja na produção ou em práticas sociais, com seus impactos ambientais, sejam eles de degradação ou conservação, e entender como as tecnologias podem influenciar esses resultados.

CN4 – Compreender interações entre organismos e ambiente, em particular aquelas relacionadas à saúde humana. Envolve entender como os seres vivos interagem com o ambiente e como essas interações afetam a saúde humana, integrando conhecimentos científicos, aspectos culturais e características individuais para uma compreensão mais completa.

CN5 – Entender métodos e procedimentos próprios das ciências naturais e aplicá-los em diferentes contextos. Esta competência foca na compreensão dos métodos científicos típicos das ciências naturais, como experimentação e observação, e na aplicação desses métodos para resolver problemas ou explorar novos conhecimentos em diversos contextos.

CN6 – Apropriar-se de conhecimentos da física para, em situações problema, interpretar, avaliar ou planejar intervenções científico-tecnológicas. Trata da habilidade de utilizar conhecimentos específicos da física para analisar e resolver problemas práticos, avaliar situações que envolvam princípios físicos ou planejar ações que requerem compreensão dessa ciência.

CN7 – Apropriar-se de conhecimentos da química para, em situações problema, interpretar, avaliar ou planejar intervenções científico-tecnológicas. Semelhante à competência anterior, mas focada na química, esta habilidade envolve usar o conhecimento químico para interpretar, avaliar e planejar soluções em contextos que demandam entendimento químico.

CN8 – Apropriar-se de conhecimentos da biologia para, em situações problema, interpretar, avaliar ou planejar intervenções científico-tecnológicas. Esta competência destaca a importância de aplicar conhecimentos de biologia para enfrentar e resolver problemas, avaliar cenários e planejar intervenções que envolvam conceitos biológicos.

O modelo estimou um total de 127 parâmetros, incluindo 90 parâmetros de item e 37 parâmetros de classe de competências, cobrindo 256 classes latentes de competência. Este estudo é relevante para o desenvolvimento de estratégias de ensino e para a reformulação de futuros testes, visando melhorar a avaliação das competências dos alunos nas áreas das ciências da natureza, conforme discutido por Rupp et al., (2010) sobre modelos de diagnóstico cognitivo.

Probabilidades de Cada Competência

Os resultados da análise (Tabela 16) sugerem que a maioria dos estudantes não possui as competências especificadas, com probabilidades de não possuírem as competências variando entre 79,5% e 88,2%. Isso indica uma área de preocupação e uma possível oportunidade para focar esforços educacionais para melhorar a compreensão e aplicação das ciências da natureza e suas tecnologias.

A competência CN5 mostrou a maior probabilidade de ser possuída (20,5%), sugerindo uma relativa força em entender e aplicar métodos científicos, enquanto as competências CN3 e CN4, ambas relacionadas à interação com o ambiente e suas consequências, têm as menores probabilidades de posse, indicando áreas que podem requerer atenção particular em futuros currículos ou intervenções pedagógicas.

Tabela 16

Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio que Possuem cada Competência de Ciências da Natureza avaliada no ENEM via modelo GDINA

Descrição da Competência	%
CN1 - Compreender ciências naturais e tecnologias como construções humanas	17,3
CN2 - Aplicar tecnologias das ciências naturais em diferentes contextos	15,4
CN3 - Relacionar degradação ou conservação ambiental a processos produtivos e científicos	12,0
CN4 - Compreender interações entre organismos e ambiente, especialmente saúde humana	11,8
CN5 - Aplicar métodos das ciências naturais em diversos contextos	20,5
CN6 - Usar conhecimentos de física para resolver e planejar intervenções científicas	12,4
CN7 - Usar conhecimentos de química para resolver e planejar intervenções científicas	12,9
CN8 - Usar conhecimentos de biologia para resolver e planejar intervenções científicas	14,4

Correlações

A análise das correlações entre diversas competências em ciências da natureza (Tabela 17), conforme indicado pelos dados, revela *insights* importantes sobre as relações interdisciplinares e a eficácia de abordagens pedagógicas integradas. A competência CN1, que envolve compreender as ciências naturais e suas tecnologias, mostra correlações muito altas com CN3, CN4, CN5, CN6, CN7 e CN8, variando de 0,93 a 0,99. Esta alta correlação sugere que a capacidade de compreender as ciências naturais e suas tecnologias está fortemente relacionada com habilidades específicas, como associar intervenções ambientais a processos produtivos, compreender interações entre organismos e ambiente, e aplicar conhecimentos específicos em física, química e biologia.

Tabela 17

Correlações entre as Competências de Ciências da Natureza

Competência	1	2	3	4	5	6	7	8
1. CN1	–	0,67	0,93	0,99	0,97	0,98	0,96	0,97
2. CN2	0,45	–	0,57	0,58	0,67	0,66	0,64	0,59
3. CN3	0,86	0,32	–	0,95	0,97	0,95	0,95	0,98
4. CN4	0,98	0,34	0,90	–	0,96	0,96	0,96	0,98
5. CN5	0,94	0,45	0,94	0,92	–	0,99	0,97	0,96
6. CN6	0,96	0,44	0,90	0,92	0,98	–	0,97	0,89
7. CN7	0,92	0,41	0,90	0,92	0,94	0,94	–	0,96
8. CN8	0,94	0,35	0,96	0,96	0,92	0,79	0,92	–

Nota: Os coeficientes de correlação encontram-se no triângulo superior da tabela, e os coeficientes de determinação (os coeficientes de correlação elevados ao quadrado) encontram-se no triângulo inferior.

Por outro lado, CN2, que foca em identificar e aplicar tecnologias das ciências da natureza, mostra correlações moderadas com outras competências, variando de 0,57 a 0,67. Isso pode indicar que a identificação e aplicação de tecnologias associadas às ciências naturais em diferentes contextos têm uma relação menos intensa com o entendimento mais profundo ou aplicado de outras competências de Ciências da Natureza. Estratégias pedagógicas que visam melhorar esta competência podem precisar focar em contextos práticos e exemplos específicos para reforçar a

capacidade dos estudantes de conectar a teoria à prática.

Além disso, as correlações entre competências específicas de ciências da natureza, como física (CN6), química (CN7) e biologia (CN8), com outras habilidades são consistentemente altas, todas acima de 0,89. Este padrão indica que o domínio em uma área científica pode complementar o domínio em outras áreas, destacando a importância de uma abordagem integrada ao ensino das ciências.

Esses resultados sugerem que programas educacionais que integram conceitos de várias disciplinas científicas e os aplicam em contextos práticos podem ser particularmente eficazes. O desenvolvimento de currículos que encorajem a compreensão interdisciplinar e a aplicação de conhecimentos científicos em problemas reais pode, portanto, beneficiar o desenvolvimento de competências científicas de forma holística.

Probabilidade dos Padrões de Competência

O padrão 00000000, onde nenhum estudante possui qualquer das oito habilidades, apresenta a maior probabilidade de ocorrência, com 71,7% (Tabela 18). Esse alto percentual indica que a maioria dos estudantes não demonstrou proficiência em nenhuma das competências avaliadas no teste. Além disso, os padrões onde os estudantes possuem apenas uma das habilidades, como 10000000 ou 01000000, mostram probabilidades variadas. Por exemplo, a segunda maior probabilidade é observada para a habilidade CN2 (Identificar e aplicar tecnologias das ciências da natureza), em 5,9%, o que pode sugerir uma maior facilidade ou foco na aquisição dessa habilidade específica em comparação com outras.

Padrões onde múltiplas habilidades são possuídas têm probabilidades menores, muitas vezes próximas a zero, refletindo a complexidade e o desafio de dominar múltiplas competências simultaneamente. Além disso, padrões de alta proficiência, onde quase todas ou todas as habilidades são possuídas, como 11111111, apresentam uma probabilidade muito baixa (4,5%), destacando o pequeno número de estudantes que alcançam um alto nível de proficiência em todas as áreas avaliadas.

Tabela 18

Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio por Padrão de Competências em Ciências da Natureza via modelo GDINA

Padrão de Competências	%
Não demonstraram possuir nenhuma das competências avaliadas	71,7
Demonstram possuir pelo menos uma competência, mas não todas	23,8
Demonstram possuir todas as competências	4,5

Os dados sugerem uma predominância de baixa proficiência nas competências avaliadas, com uma notável minoria de estudantes demonstrando proficiência em múltiplas habilidades. Este padrão revela necessidades críticas no sistema educacional que podem ser abordadas por meio de duas estratégias principais: desenvolvimento de intervenções focadas para melhorar o ensino e a aprendizagem em competências específicas onde os estudantes mostram maior deficiência e consideração de abordagens pedagógicas que integrem múltiplas competências, fortalecendo a inter-relação entre diferentes áreas do conhecimento.

Análise das Competências por Grupos de Nível Socioeconômico

O processo de ajuste do modelo requereu 782 iterações, indicando uma análise complexa que alcançou convergência na última iteração. A análise por múltiplos grupos permite investigar como o nível socioeconômico influencia a aquisição de habilidades em ciências da natureza. Os resultados podem sugerir que existem diferenças na maneira como estudantes de diferentes níveis socioeconômicos acessam, aprendem e aplicam conhecimentos científicos.

Probabilidades de Cada Competência Associadas a Cada Grupo de Nível Socioeconômico.

A tabela de probabilidades de cada competência (Tabela 19) por grupo socioeconômico oferece uma visão clara de como o nível socioeconômico pode influenciar a aquisição de competências específicas no contexto do teste de Ciências da Natureza do ENEM. Abaixo, seguem os resultados para cada competência, divididos pelos quartis de nível socioeconômico.

A análise das competências em ciências da natureza revela uma correlação alta entre o nível socioeconômico dos estudantes e a probabilidade de possuir competências específicas, conforme indicado pelos dados do ENEM. Para a competência CN1 observa-se um aumento expressivo na probabilidade de possuir essa habilidade à medida que o nível socioeconômico aumenta, de 3,2% no grupo de menor nível socioeconômico (grupo 1) para 48,4% no grupo de maior nível socioeconômico (grupo 4).

De maneira similar, a competência CN2 – Identificar a presença e aplicar as tecnologias associadas às ciências da natureza também mostra um aumento acentuado na probabilidade de possuir a competência, de 2,2% no grupo 1 para 47,3% no grupo 4. Para a competência CN3, também se observa uma tendência similar, com a probabilidade de possuir a competência variando de 1,9% no grupo 1 para 36,6% no grupo 4.

A competência CN4 mostra alta probabilidade de não ser possuída no grupo de menor nível socioeconômico, 98,3%, reduzindo para 64,9% no grupo de maior nível socioeconômico. Além disso, a competência CN5, mostra a maior disparidade do teste de Ciências da Natureza, com uma probabilidade de posse que aumenta de 3,2% no grupo 1 para 51,4% no grupo 4.

Estes resultados destacam não apenas a influência do nível socioeconômico na aquisição de competências educacionais, mas também sugerem que estudantes de níveis socioeconômicos mais altos têm acesso a melhores recursos educacionais ou oportunidades que facilitam o aprendizado nessas áreas. As implicações para a política educacional são consideráveis e incluem a necessidade de desenvolver programas de suporte para estudantes de grupos socioeconômicos mais baixos, a fim de equipará-los com as competências necessárias para competir de forma justa. Além disso, é essencial o desenvolvimento de currículos inclusivos que considerem as deficiências identificadas nos grupos de menor nível socioeconômico, promovendo abordagens que aumentem o engajamento e a compreensão nessas áreas críticas da educação científica.

Tabela 19

Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio que Possuem cada Competência de Ciências da Natureza avaliada no ENEM, por Grupo de Nível Socioeconômico, via modelo GDINA

Competência	Grupo de Nível Socioeconômico			
	1	2	3	4
CN1 - Compreender ciências naturais e tecnologias como construções humanas	3,2%	9,4%	19,4%	48,4%
CN2 - Aplicar tecnologias das ciências naturais em diferentes contextos	2,2%	18,7%	33,3%	47,3%
CN3 - Relacionar degradação ou conservação ambiental a processos produtivos e científicos	1,9%	7,3%	16,3%	36,6%
CN4 - Compreender interações entre organismos e ambiente, especialmente saúde humana	1,7%	5,2%	12,1%	35,1%
CN5 - Aplicar métodos das ciências naturais em diversos contextos	3,2%	12,6%	24,2%	51,4%
CN6 - Usar conhecimentos de física para resolver e planejar intervenções científicas	1,7%	6,3%	15,1%	38,5%
CN7 - Usar conhecimentos de química para resolver e planejar intervenções científicas	2,0%	6,2%	13,8%	33,6%
CN8 - Usar conhecimentos de biologia para resolver e planejar intervenções científicas	2,7%	8,9%	16,7%	38,5%

Correlações.

A análise das correlações (Tabela 20) entre competências em diferentes grupos socioeconômicos revela padrões distintos que refletem a interdependência e a maneira como as habilidades são adquiridas em contextos educacionais variados. No Grupo 1, que representa o menor nível socioeconômico, as correlações entre todas as competências são extremamente altas, variando de 0,90 a 0,99. Essa forte interdependência pode indicar uma uniformidade na forma como as competências são adquiridas ou refletir limitações no ensino que enfatizam uma abordagem homogênea.

Em contraste, no Grupo 2, as correlações são mais variadas e apresentam valores mais baixos em comparação ao Grupo 1, especialmente para a competência CN2, com correlações variando de 0,47 a 0,71. Isso indica uma maior diversidade nas habilidades deste grupo, possivelmente refletindo diferenças na qualidade ou no foco do ensino recebido.

Tabela 20*Correlações entre as Competências de Ciências da Natureza, por Grupo de Nível Socioeconômico*

Competência	1	2	3	4	5	6	7	8
Grupo 1								
1. CN1	–	0,99	0,97	0,99	0,99	0,99	0,99	0,99
2. CN2	0,98	–	0,89	0,93	0,98	0,92	0,97	0,94
3. CN3	0,94	0,79	–	0,95	0,99	0,96	0,93	0,98
4. CN4	0,98	0,86	0,90	–	0,99	0,97	0,9	0,99
5. CN5	0,98	0,96	0,98	0,98	–	0,98	0,98	0,99
6. CN6	0,98	0,85	0,92	0,94	0,96	–	0,98	0,96
7. CN7	0,98	0,94	0,86	0,81	0,96	0,96	–	0,97
8. CN8	0,98	0,88	0,96	0,98	0,98	0,92	0,94	–
Grupo 2								
1. CN1	–	0,71	0,92	0,99	0,93	0,96	0,98	0,96
2. CN2	0,50	–	0,48	0,59	0,47	0,67	0,64	0,54
3. CN3	0,85	0,23	–	0,89	0,9	0,86	0,82	0,95
4. CN4	0,98	0,35	0,79	–	0,88	0,92	0,89	0,97
5. CN5	0,86	0,22	0,81	0,77	–	0,92	0,9	0,96
6. CN6	0,92	0,45	0,74	0,85	0,85	–	0,93	0,83
7. CN7	0,96	0,41	0,67	0,79	0,81	0,86	–	0,96
8. CN8	0,92	0,29	0,90	0,94	0,92	0,69	0,92	–
Grupo 3								
1. CN1	–	0,51	0,83	0,92	0,88	0,91	0,89	0,92
2. CN2	0,26	–	0,49	0,42	0,52	0,62	0,43	0,47
3. CN3	0,69	0,24	–	0,85	0,76	0,83	0,83	0,92
4. CN4	0,85	0,18	0,72	–	0,91	0,87	0,89	0,96
5. CN5	0,77	0,27	0,58	0,83	–	0,89	0,88	0,9
6. CN6	0,83	0,38	0,69	0,76	0,79	–	0,91	0,71
7. CN7	0,79	0,18	0,69	0,79	0,77	0,83	–	0,88
8. CN8	0,85	0,22	0,85	0,92	0,81	0,50	0,77	–
Grupo 4								
1. CN1	–	0,42	0,85	0,96	0,9	0,92	0,99	0,95
2. CN2	0,18	–	0,42	0,45	0,45	0,54	0,52	0,42
3. CN3	0,72	0,18	–	0,93	0,9	0,87	0,95	0,97
4. CN4	0,92	0,20	0,86	–	0,92	0,93	0,96	0,98
5. CN5	0,81	0,20	0,81	0,85	–	0,9	0,99	0,86
6. CN6	0,85	0,29	0,76	0,86	0,81	–	0,98	0,83
7. CN7	0,98	0,27	0,90	0,92	0,98	0,96	–	0,93
8. CN8	0,90	0,18	0,94	0,96	0,74	0,69	0,86	–

Nota: Os coeficientes de correlação encontram-se no triângulo superior da tabela, e os coeficientes de determinação (os coeficientes de correlação elevados ao quadrado) encontram-se no triângulo inferior.

No Grupo 3, as correlações continuam a mostrar diversificação, especialmente para CN2, onde as correlações com outras competências são baixas, variando de 0,42 a 0,62. Isso pode sugerir que CN2 é uma competência relativamente independente das outras, ou que há uma variação na maneira como diferentes competências são desenvolvidas. No Grupo 4, que representa o maior nível socioeconômico, embora algumas correlações sejam altas, especialmente entre competências como CN1, CN3, CN4, CN7 e CN8, outras são notavelmente mais baixas, especialmente com CN2. Isso pode refletir uma educação mais especializada e diferenciada em áreas específicas, indicando uma abordagem pedagógica que permite maior especialização.

Essa variação nas correlações entre os grupos pode ser indicativa de diferenças na maneira como as habilidades são ensinadas e adquiridas, sugerindo a necessidade de estratégias de ensino diferenciadas que sejam mais adaptadas às realidades socioeconômicas dos estudantes. Para grupos de menor nível socioeconômico, pode ser benéfico desenvolver uma abordagem mais integrada e reforçada, enquanto para grupos com maior nível socioeconômico, pode haver uma necessidade de enfatizar habilidades que são menos correlacionadas com outras, garantindo que os estudantes desenvolvam um conjunto mais equilibrado de competências.

Probabilidade dos Padrões de Competência.

Os resultados dos padrões de competência, segmentados por nível socioeconômico, revelam disparidades substanciais que refletem a correlação entre o status socioeconômico e os resultados educacionais (Tabela 21). No grupo de menor nível socioeconômico (Grupo 1), 96,6% dos estudantes não demonstraram possuir nenhuma das competências avaliadas, um indicativo de uma severa desvantagem educacional. Em contraste, no Grupo 2, esse percentual cai para 73,3%, e continua a diminuir para 52,3% no Grupo 3, sugerindo uma melhoria contínua à medida que o nível socioeconômico aumenta. No Grupo 4, que representa o nível socioeconômico mais alto, apenas 27,4% dos estudantes apresentam ausência de todas as competências, sublinhando que melhores

condições socioeconômicas estão frequentemente associadas a melhores resultados educacionais.

Tabela 21

Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio por Padrão de Competências em Ciências da Natureza, por Grupo de Nível Socioeconômico, via modelo GDINA

Padrão de Competências	Grupo de Nível Socioeconômico			
	1	2	3	4
Não demonstraram possuir nenhuma das competências avaliadas	96,6%	73,3%	52,3%	27,4%
Demonstram possuir pelo menos uma competência, mas não todas	2,7%	25,1%	42,3%	51,7%
Demonstram possuir todas as competências	0,7%	1,6%	5,4%	20,9%

Por outro lado, a proporção de estudantes que demonstram possuir todas as competências avaliadas varia enormemente entre os grupos. No Grupo 1, apenas 0,7% dos estudantes conseguem demonstrar plena competência, enquanto no Grupo 2, essa proporção aumenta ligeiramente para 1,6%. No Grupo 3, há um salto para 5,4%, e no Grupo 4, 20,9% dos estudantes demonstram possuir todas as competências, reforçando a ideia de que o nível socioeconômico mais alto facilita uma performance educacional completa.

Esses resultados sugerem que fatores socioeconômicos desempenham um papel crítico na educação, influenciando o desempenho dos estudantes em Ciências da Natureza. Portanto, para elevar o desempenho dos grupos de menor nível socioeconômico, investimentos em programas de apoio, recursos educacionais melhorados e estratégias educacionais direcionadas são essenciais.

Ajuste do Modelo

O MADcor registrado foi de 0,01, o que indica uma pequena média de desvio absoluto das correlações observadas em relação às correlações esperadas pelo modelo, sugerindo um bom ajuste geral. Outro indicador, o SRMR, apresentou um valor de 0,013, com valores próximos a zero indicando uma boa aderência do modelo aos dados. Além disso, o 100MADRESIDCOV de 0,183 mostra que os resíduos de covariância, em média, estão próximos de zero, reforçando o bom ajuste

do modelo. As estatísticas MADQ3 e MADaQ3, com valores de 0,00982 e 0,00984, respectivamente, indicam que as diferenças nas estatísticas de terceira ordem são minimamente desviadas do esperado, confirmando a adequação do modelo.

A análise de ajuste de item utilizando a estatística RMSEA fornece que a maioria dos itens exibe valores de RMSEA que indicam um ajuste excelente ou razoável, embora alguns itens mostrem ajustes medíocres ou até mesmo pobres. A média de RMSEA para todos os itens é de 0,011, sugerindo que, em média, os itens se ajustam bem ao modelo. Esta média sinaliza um bom ajuste global do modelo aos dados, embora ainda haja espaço para melhorias em itens específicos.

Resultados da Análise do Teste de Linguagens e Códigos

Por fim, da mesma forma que as outras áreas do conhecimento, os códigos LC1 a LC9 representam as nove competências essenciais que são avaliadas no teste de Linguagens e Códigos do ENEM. Aqui está uma breve descrição de cada uma dessas competências:

LC1 - Aplicar as tecnologias da comunicação e da informação na escola, no trabalho e em outros contextos relevantes para sua vida. Esta competência foca na habilidade de usar efetivamente as tecnologias da informação e comunicação (TICs) em diferentes aspectos da vida diária, incluindo educação, trabalho e interações sociais, reconhecendo seu papel em facilitar o acesso a informações e a comunicação.

LC2 - Conhecer e usar língua(s) estrangeira(s) moderna(s) como instrumento de acesso a informações e a outras culturas e grupos sociais. Envolve o domínio de línguas estrangeiras como ferramentas para acessar informações globais e entender culturas diversas, promovendo uma comunicação mais eficaz e enriquecedora com diferentes grupos sociais.

LC3 - Compreender e usar a linguagem corporal como relevante para a própria vida, integradora social e formadora da identidade. Esta competência aborda a importância da linguagem corporal na comunicação e expressão pessoal, destacando seu papel na formação de identidade e na integração social.

LC4 - Compreender a arte como saber cultural e estético gerador de significação e integrador da organização do mundo e da própria identidade. Foca na arte como uma forma de conhecimento que não só proporciona prazer estético, mas também ajuda na construção de significados e na integração do indivíduo ao seu mundo e à sua cultura.

LC5 - Analisar, interpretar e aplicar recursos expressivos das linguagens, relacionando textos com seus contextos, mediante a natureza, função, organização, estrutura das manifestações, de acordo com as condições de produção e recepção. Refere-se à capacidade de entender e interpretar os diversos recursos utilizados nas linguagens, aplicando esse conhecimento para conectar textos a seus contextos culturais, sociais e históricos específicos.

LC6 - Compreender e usar os sistemas simbólicos das diferentes linguagens como meios de organização cognitiva da realidade pela constituição de significados, expressão, comunicação e informação. Destaca a importância de entender e utilizar os sistemas simbólicos das diversas linguagens para organizar a percepção da realidade, facilitar a comunicação e a expressão, e construir significados.

LC7 - Confrontar opiniões e pontos de vista sobre as diferentes linguagens e suas manifestações específicas. Esta competência envolve a habilidade de analisar criticamente e comparar diferentes opiniões e perspectivas relacionadas às várias formas de linguagem e suas expressões particulares.

LC8 - Compreender e usar a língua portuguesa como língua materna, geradora de significação e integradora da organização do mundo e da própria identidade. Concentra-se na compreensão e uso eficaz do português, não apenas como meio de comunicação, mas também como um elemento fundamental na formação da identidade e na interpretação e organização do mundo ao redor.

LC9 - Entender os princípios, a natureza, a função e o impacto das tecnologias da comunicação e da informação na sua vida pessoal e social, no desenvolvimento do conhecimento, associando-o aos conhecimentos científicos, às linguagens que lhes dão suporte, às demais

tecnologias, aos processos de produção e aos problemas que se propõem solucionar. Aborda o entendimento amplo das TICs, incluindo seus princípios, funções e impactos tanto no nível pessoal quanto social, e como elas se relacionam com outras áreas de conhecimento e tecnologias, contribuindo para a resolução de problemas e o avanço da sociedade.

Diferentemente das áreas anteriores, a análise do teste de Linguagens e Códigos foi dividida em dois grupos conforme a língua estrangeira escolhida. Isso porque os cinco primeiros itens do teste de Linguagens e Códigos, que se referem à competência LC2 - Conhecer e usar língua(s) estrangeira(s) moderna(s) como instrumento de acesso a informações e a outras culturas e grupos sociais, são aplicados conforme escolha do participante, ou seja, língua inglesa ou língua espanhola.

Na aplicação do modelo GDINA ao teste de Linguagens e Códigos do ENEM, tanto para o grupo que escolheu espanhol como língua estrangeira, como inglês, foram considerados dados de 50.000 participantes em cada grupo com um total de 45 itens, utilizando o método de estimação de Mínimos Quadrados Ponderados (WLS). A matriz Q, que especifica quais habilidades são necessárias para cada item, foi ajustada para contemplar 9 habilidades distintas. O processo de modelagem requer várias iterações para refinar os ajustes; especificamente, o modelo convergiu após 428 iterações para o grupo de espanhol e 313 para o grupo de inglês, demonstrando que o ajuste foi alcançado dentro dos parâmetros estabelecidos.

Probabilidades de Cada Competência

A análise dos dados apresentados na Tabela 22 sobre o percentual de concluintes do Ensino Médio que possuem cada competência de Linguagens e Códigos avaliada no ENEM, categorizados conforme a opção de língua estrangeira escolhida (Inglês ou Espanhol), revela padrões interessantes que podem refletir as diferenças no ensino e na aprendizagem dessas competências.

Os dados indicam que, em geral, estudantes que escolheram Inglês como língua estrangeira tendem a ter percentuais mais altos de proficiência em várias competências comparados aos que escolheram Espanhol. Por exemplo, na competência LC1, que se refere à aplicação das tecnologias da comunicação e da informação, 45,9% dos estudantes que estudaram Inglês demonstram possuir

essa competência, contra 41,6% dos estudantes de Espanhol. Isso pode sugerir que os estudantes que optam por Inglês possivelmente têm mais acesso ou mais incentivos para usar tecnologias em contextos educativos e profissionais.

Por outro lado, na competência LC2, que envolve o conhecimento e uso de língua(s) estrangeira(s) moderna(s) como instrumento de acesso a informações e a outras culturas, observa-se uma inversão nessa tendência, com 55,0% dos estudantes de Espanhol mostrando proficiência, contra 50,3% dos estudantes de Inglês. Esse resultado pode indicar que o grupo que escolhe espanhol como língua estrangeira parece ter um desempenho menor do que o grupo que escolhe inglês, mas, apesar de apresentar desempenho inferior nas demais competências, a escolha por espanhol de fato aumenta as chances de um melhor desempenho na competência LC2.

Adicionalmente, a competência LC6, que envolve a compreensão e uso dos sistemas simbólicos das diferentes linguagens, também mostra uma vantagem para estudantes de Inglês, com 62,0% contra 55,8% para os de Espanhol. Isso reforça a ideia de que a escolha de Inglês pode estar associada a um contexto educacional que favorece uma abordagem mais ampla e integrativa das linguagens.

A variação nas competências entre os grupos de língua estrangeira sugere que diferentes abordagens pedagógicas e curriculares podem estar em vigor, afetando diretamente o desenvolvimento de habilidades específicas. Isso pode refletir tanto a qualidade do ensino quanto as oportunidades disponíveis para os estudantes em diferentes contextos linguísticos.

Tabela 22

Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio que Possuem cada Competência de Linguagens e Códigos avaliada no ENEM, por Grupo Conforme a Opção de Língua Estrangeira, via modelo GDINA

Descrição da Competência	Opção de Língua Estrangeira	
	Inglês	Espanhol
LC1 - Aplicar tecnologias de comunicação e informação em vários contextos	45,9	41,6
LC2 - Usar línguas estrangeiras para acessar informações e culturas	50,3	55,0
LC3 - Compreender e usar a linguagem corporal na vida e na formação de identidade	61,5	52,2
LC4 - Entender a arte como expressão cultural e estética	50,6	43,8
LC5 - Analisar e aplicar recursos expressivos das linguagens em contextos variados	52,0	49,4
LC6 - Usar sistemas simbólicos das linguagens para organizar e expressar a realidade	62,0	55,8
LC7 - Confrontar opiniões sobre diferentes linguagens e suas manifestações	59,1	51,6
LC8 - Usar a língua portuguesa como geradora de significação e identidade	54,6	46,1
LC9 - Entender o impacto das tecnologias de comunicação e informação na vida pessoal e social	54,9	46,0

Correlações

As Tabelas 23 e 24 apresentam correlações entre as competências de Linguagens e Códigos para os estudantes que optaram por Inglês e Espanhol, respectivamente, no ENEM. Estas tabelas oferecem uma visão detalhada das inter-relações entre as diversas competências linguísticas e culturais, revelando padrões de conexão entre diferentes áreas de conhecimento dentro do domínio de Linguagens e Códigos.

Tabela 23*Correlações entre as Competências de Linguagens e Códigos (Opção por Inglês)*

Competência	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1. LC1	–	0,92	0,79	0,89	0,92	0,89	0,95	0,93	0,94
2. LC2	0,85	–	0,86	0,79	0,83	0,77	0,91	0,85	0,9
3. LC3	0,62	0,74	–	0,92	0,93	0,95	0,95	0,96	0,95
4. LC4	0,79	0,62	0,85	–	0,94	0,89	0,86	0,86	0,9
5. LC5	0,85	0,69	0,86	0,88	–	0,86	0,92	0,89	0,93
6. LC6	0,79	0,59	0,90	0,79	0,74	–	0,92	0,95	0,88
7. LC7	0,90	0,83	0,90	0,74	0,85	0,85	–	0,93	0,97
8. LC8	0,86	0,72	0,92	0,74	0,79	0,90	0,86	–	0,93
9. LC9	0,88	0,81	0,90	0,81	0,86	0,77	0,94	0,86	–

Nota: Os coeficientes de correlação encontram-se no triângulo superior da tabela, e os coeficientes de determinação (os coeficientes de correlação elevados ao quadrado) encontram-se no triângulo inferior.

Na Tabela 23, para a opção de Inglês, as correlações entre as competências são consistentemente altas, com muitos valores superiores a 0,90. Por exemplo, a competência LC1 (Aplicar as tecnologias da comunicação e da informação na escola, no trabalho e em outros contextos relevantes para sua vida) mostra uma forte correlação com LC7 (Confrontar opiniões e pontos de vista sobre as diferentes linguagens e suas manifestações específicas), com um valor de 0,95. Isso sugere que estudantes que são proficientes em aplicar tecnologias de comunicação também tendem a ser adeptos em confrontar diferentes pontos de vista, o que pode indicar uma interação dinâmica entre competências tecnológicas e críticas.

Tabela 24*Correlações entre as Competências de Linguagens e Códigos (Opção por Espanhol)*

Competência	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1. LC1	–	0,9	0,89	0,93	0,88	0,8	0,97	0,91	0,96
2. LC2	0,81	–	0,84	0,77	0,83	0,89	0,9	0,84	0,84
3. LC3	0,79	0,71	–	0,93	0,91	0,97	0,95	0,94	0,97
4. LC4	0,86	0,59	0,86	–	0,97	0,92	0,88	0,91	0,95
5. LC5	0,77	0,69	0,83	0,94	–	0,89	0,91	0,88	0,95
6. LC6	0,64	0,79	0,94	0,85	0,79	–	0,93	0,99	0,88
7. LC7	0,94	0,81	0,90	0,77	0,83	0,86	–	0,94	0,99
8. LC8	0,83	0,71	0,88	0,83	0,77	0,98	0,88	–	0,92
9. LC9	0,92	0,71	0,94	0,90	0,90	0,77	0,98	0,85	–

Nota: Os coeficientes de correlação encontram-se no triângulo superior da tabela, e os coeficientes de determinação (os coeficientes de correlação elevados ao quadrado) encontram-se no triângulo inferior.

Da mesma forma, na Tabela 24, para a opção de Espanhol, as correlações também são notavelmente altas, especialmente entre competências que envolvem compreensão e uso de sistemas simbólicos e análise crítica. Por exemplo, LC6 (Compreender e usar os sistemas simbólicos das diferentes linguagens como meios de organização cognitiva da realidade pela constituição de significados, expressão, comunicação e informação) e LC8 (Compreender e usar a língua portuguesa como língua materna, geradora de significação e integradora da organização do mundo e da própria identidade) apresentam uma correlação de 0,99, destacando uma relação quase perfeita entre compreender e usar sistemas simbólicos em diferentes linguagens e a habilidade de integrar e gerar significados através da língua materna.

Esses altos níveis de correlação entre as competências para ambas as opções de língua estrangeira indicam que competências em linguagens e códigos são altamente interdependentes, com proficiências em uma área muitas vezes suportando ou complementando as habilidades em outra. Esta interdependência pode sugerir a necessidade de abordagens pedagógicas que integrem a aprendizagem dessas competências de maneira mais holística e interdisciplinar, em vez de tratá-las

como habilidades isoladas.

Probabilidade dos Padrões de Competência

A Tabela 25 apresenta o percentual de concluintes do Ensino Médio que demonstram ou não possuir competências em Linguagens e Códigos, categorizados por sua escolha de língua estrangeira (Inglês ou Espanhol) no ENEM. A análise desses dados revela diferenças na proficiência em competências linguísticas entre os grupos estudantis, refletindo variações no desempenho educacional que podem ser influenciadas por diversos fatores educacionais e sociais.

Tabela 25

Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio por Padrão de Competências em Linguagens e Códigos, por Grupo Conforme Opção de Língua Estrangeira, via modelo GDINA

Padrão de Competências	Opção de Língua Estrangeira	
	Inglês	Espanhol
Não demonstraram possuir nenhuma das competências avaliadas	28,8%	34,2%
Demonstram possuir pelo menos uma competência, mas não todas	35,5%	32,7%
Demonstram possuir todas as competências	35,7%	33,1%

O percentual de estudantes que não demonstraram possuir nenhuma das competências avaliadas é mais alto entre os que escolheram Espanhol, com 34,2%, em comparação com aqueles que optaram por Inglês, onde o percentual é de 28,8%. Essa diferença pode sugerir variações na qualidade ou no método de ensino das linguagens e códigos que são oferecidos aos estudantes em cada grupo linguístico, ou pode refletir diferenças nas oportunidades de aprendizagem ou nos recursos disponíveis para os estudantes.

Por outro lado, a percentagem de estudantes que demonstram possuir todas as competências é ligeiramente superior no grupo que escolheu Inglês, com 35,7%, em comparação com 33,1% para o grupo que escolheu Espanhol. Essa pequena diferença no alto desempenho pode indicar que, apesar das variações nos níveis mais baixos de competência, a capacidade de atingir um

domínio completo de todas as competências em Linguagens e Códigos pode ser menos afetada pela escolha da língua estrangeira do que pelas diferenças individuais ou pelo apoio educacional que os estudantes recebem.

Análise das Competências por Grupos de Nível Socioeconômico

A análise do teste de Linguagens e Códigos do ENEM, utilizando o Modelo GDINA, foi realizada segmentando os dados de acordo com o nível socioeconômico dos participantes, divididos em quatro grupos. A análise requereu 560 iterações, o que reflete a complexidade adicional introduzida pela análise em múltiplos grupos. Já para o grupo que escolheu inglês, o modelo convergiu após 300 iterações.

Probabilidades de Cada Competência Associadas a Cada Grupo de Nível Socioeconômico.

A Tabela 26 detalha o percentual de concluintes do Ensino Médio que possuem cada competência de Linguagens e Códigos avaliada no ENEM, divididos por grupo conforme a opção de língua estrangeira (Inglês ou Espanhol). Essa distribuição oferece uma visão abrangente sobre o desempenho em habilidades específicas em contextos linguísticos diferentes e revela tendências na aquisição de competências linguísticas e culturais.

Para cada competência, os dados mostram um aumento progressivo no percentual de estudantes que possuem a competência à medida que se avança dos grupos de menor para os de maior nível socioeconômico em ambos os idiomas. Por exemplo, na competência LC1, há um aumento claro de 16,3% no grupo 1 para 65,5% no grupo 4 entre os estudantes que escolheram Inglês, e de 24,9% para 66,9% para aqueles que escolheram Espanhol. Esse aumento é indicativo de que condições socioeconômicas mais elevadas possivelmente facilitam o acesso a recursos educacionais.

Tabela 26

Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio que Possuem cada Competência de Linguagens e Códigos avaliada no ENEM, por Grupo Conforme a Opção de Língua Estrangeira, via modelo GDINA

Descrição da Competência	Inglês				Espanhol			
	1	2	3	4	1	2	3	4
	%	%	%	%	%	%	%	%
LC1 - Aplicar tecnologias de comunicação e informação em vários contextos	16,3	29,6	42,8	65,5	24,9	40,7	51,9	66,9
LC2 - Usar línguas estrangeiras para acessar informações e culturas	15,3	32,7	50,4	77,1	40,3	56,5	65,4	74,6
LC3 - Compreender e usar a linguagem corporal na vida e na formação de identidade	34,4	52,8	65,0	80,4	37,9	54,9	64,2	72,3
LC4 - Entender a arte como expressão cultural e estética	22,2	38,5	49,1	67,3	29,6	43,3	53,0	60,6
LC5 - Analisar e aplicar recursos expressivos das linguagens em contextos variados	28,1	44,3	53,8	67,9	37,9	50,8	57,5	61,8
LC6 - Usar sistemas simbólicos das linguagens para organizar e expressar a realidade	31,4	53,6	66,3	77,7	37,6	58,0	66,0	73,9
LC7 - Confrontar opiniões sobre diferentes linguagens e suas manifestações	27,2	50,2	63,5	81,2	34,0	53,5	65,7	76,3
LC8 - Usar a língua portuguesa como geradora de significação e identidade	25,2	44,8	57,8	73,2	32,3	47,0	57,0	65,2
LC9 - Entender o impacto das tecnologias de comunicação e informação na vida pessoal e social	25,1	43,9	57,2	75,5	30,4	48,0	58,7	68,3

Interessantemente, em algumas competências como LC2 - Conhecer e usar língua(s) estrangeira(s) moderna(s) como instrumento de acesso a informações e a outras culturas, os estudantes que escolheram Espanhol mostram percentuais consistentemente mais altos no grupo 1 comparados aos que escolheram Inglês, mas percentuais mais baixos no grupo 4. Isso pode sugerir que estudantes de nível socioeconômico mais alto que optam pelo inglês tem maior probabilidade de dominar também as outras competências do que aqueles que optaram pelo espanhol. Paralelamente, os estudantes do grupo 1 que optam pelo espanhol tem probabilidade maior de

possuir também as demais competências. Ou seja, para o grupo 1 é melhor, em termos probabilísticos, escolher espanhol e, para o grupo 4, escolher inglês.

Além disso, a competência LC7 - Confrontar opiniões e pontos de vista sobre as diferentes linguagens e suas manifestações específicas, que é fundamental para o desenvolvimento do pensamento crítico, mostra um aumento no percentual de proficiência conforme o nível socioeconômico aumenta, com 81,2% no grupo 4 para os estudantes de Inglês e 76,3% para os de Espanhol. Este dado reforça a ideia de que melhores condições socioeconômicas podem proporcionar ambientes mais ricos em recursos que promovem o desenvolvimento de habilidades críticas e analíticas avançadas. Além disso, é possível dizer que estudantes do grupo 4 que escolhem inglês tem maior probabilidade de domínio das competências de linguagens e códigos do que aqueles que escolheram espanhol.

Correlações.

As Tabelas 27 e 28 apresentam uma análise detalhada das correlações entre as competências de Linguagens e Códigos para estudantes que optaram pelo Inglês e pelo Espanhol como língua estrangeira, respectivamente, segmentadas por grupo de nível socioeconômico. Estas tabelas oferecem luz sobre a interdependência das competências linguísticas e como elas variam em diferentes contextos socioeconômicos e linguísticos.

As altas correlações em ambos os grupos linguísticos e socioeconômicos sugerem que habilidades em Linguagens e Códigos não são isoladas, mas inter-relacionadas, apoiando a ideia de que competências em uma área podem reforçar ou complementar habilidades em outras. Esta interconexão reforça a importância de uma abordagem educacional holística e integrada, que não apenas foca em competências individuais, mas também considera como diferentes habilidades interagem e se suportam mutuamente.

Tabela 27

Correlações entre as Competências de Linguagens e Códigos, por Grupo de Nível Socioeconômico, para o Grupo que Optou Pelo Inglês como Língua Estrangeira

Competência	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Grupo 1									
1. LC1	–	0,89	0,99	0,84	0,89	0,8	0,92	0,89	0,9
2. LC2	0,79	–	0,92	0,76	0,84	0,84	0,91	0,84	0,9
3. LC3	0,98	0,85	–	0,99	0,97	0,99	0,99	0,99	0,99
4. LC4	0,71	0,58	0,98	–	0,93	0,95	0,89	0,86	0,9
5. LC5	0,79	0,71	0,94	0,86	–	0,93	0,91	0,89	0,9
6. LC6	0,64	0,71	0,98	0,90	0,86	–	0,93	0,98	0,93
7. LC7	0,85	0,83	0,98	0,79	0,83	0,86	–	0,92	0,98
8. LC8	0,79	0,71	0,98	0,74	0,79	0,96	0,85	–	0,92
9. LC9	0,81	0,81	0,98	0,81	0,81	0,86	0,96	0,85	–
Grupo 2									
1. LC1	–	0,86	0,81	0,75	0,83	0,79	0,98	0,84	0,86
2. LC2	0,74	–	0,8	0,74	0,76	0,68	0,89	0,79	0,84
3. LC3	0,66	0,64	–	0,91	0,89	0,91	0,93	0,93	0,92
4. LC4	0,56	0,55	0,83	–	0,93	0,85	0,74	0,79	0,88
5. LC5	0,69	0,58	0,79	0,86	–	0,85	0,91	0,84	0,89
6. LC6	0,62	0,46	0,83	0,72	0,72	–	0,92	0,93	0,9
7. LC7	0,96	0,79	0,86	0,55	0,83	0,85	–	0,86	0,97
8. LC8	0,71	0,62	0,86	0,62	0,71	0,86	0,74	–	0,89
9. LC9	0,74	0,71	0,85	0,77	0,79	0,81	0,94	0,79	–
Grupo 3									
1. LC1	–	0,84	0,84	0,8	0,86	0,74	0,93	0,89	0,85
2. LC2	0,71	–	0,78	0,74	0,78	0,67	0,86	0,75	0,86
3. LC3	0,71	0,61	–	0,9	0,89	0,87	0,9	0,92	0,92
4. LC4	0,64	0,55	0,81	–	0,93	0,72	0,72	0,84	0,9
5. LC5	0,74	0,61	0,79	0,86	–	0,81	0,87	0,82	0,94
6. LC6	0,55	0,45	0,76	0,52	0,66	–	0,84	0,91	0,67
7. LC7	0,86	0,74	0,81	0,52	0,76	0,71	–	0,88	0,94
8. LC8	0,79	0,56	0,85	0,71	0,67	0,83	0,77	–	0,88
9. LC9	0,72	0,74	0,85	0,81	0,88	0,45	0,88	0,77	–
Grupo 4									
1. LC1	–	0,92	0,84	0,94	0,93	0,87	0,99	0,95	0,93
2. LC2	0,85	–	0,77	0,77	0,86	0,69	0,87	0,82	0,85
3. LC3	0,71	0,59	–	0,96	0,92	0,93	0,93	0,97	0,94
4. LC4	0,88	0,59	0,92	–	0,99	0,94	0,9	0,91	0,94
5. LC5	0,86	0,74	0,85	0,98	–	0,87	0,87	0,89	0,97
6. LC6	0,76	0,48	0,86	0,88	0,76	–	0,88	0,95	0,81
7. LC7	0,98	0,76	0,86	0,81	0,76	0,77	–	0,93	0,96
8. LC8	0,90	0,67	0,94	0,83	0,79	0,90	0,86	–	0,94
9. LC9	0,86	0,72	0,88	0,88	0,94	0,66	0,92	0,88	–

Nota: Os coeficientes de correlação encontram-se no triângulo superior da tabela, e os coeficientes de determinação (os coeficientes de correlação elevados ao quadrado) encontram-se no triângulo inferior.

Na opção pelo Inglês, observa-se que as correlações entre as competências tendem a ser muito altas, especialmente nos grupos de nível socioeconômico mais elevado. Por exemplo, no Grupo 4, a correlação entre LC3 (Compreender e usar a linguagem corporal como relevante para a própria vida) e LC4 (Compreender a arte como saber cultural e estético) é extremamente alta (0,96), sugerindo uma forte relação entre a compreensão de linguagens não-verbais e a apreciação artística. Este padrão se repete em outras correlações, indicando uma integração profunda entre diversas áreas de conhecimento dentro do domínio de Linguagens e Códigos.

Tabela 28

Correlações Entre as Competências de Linguagens e Códigos, por Grupo de Nível Socioeconômico, para o Grupo que Optou Pelo Espanhol como Língua Extranjera

Competência	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Grupo 1									
1. LC1	–	0,85	0,87	0,83	0,85	0,85	0,99	0,87	0,94
2. LC2	0,72	–	0,84	0,76	0,84	0,91	0,88	0,83	0,79
3. LC3	0,76	0,71	–	0,91	0,93	0,96	0,94	0,94	0,96
4. LC4	0,69	0,58	0,83	–	0,94	0,91	0,85	0,89	0,92
5. LC5	0,72	0,71	0,86	0,88	–	0,8	0,93	0,89	0,95
6. LC6	0,72	0,83	0,92	0,83	0,64	–	0,94	0,96	0,93
7. LC7	0,98	0,77	0,88	0,72	0,86	0,88	–	0,9	0,99
8. LC8	0,76	0,69	0,88	0,79	0,79	0,92	0,81	–	0,92
9. LC9	0,88	0,62	0,92	0,85	0,90	0,86	0,98	0,85	–
Grupo 2									
1. LC1	–	0,89	0,87	0,84	0,84	0,68	0,92	0,85	0,9
2. LC2	0,79	–	0,8	0,79	0,8	0,87	0,9	0,84	0,84
3. LC3	0,76	0,64	–	0,91	0,91	0,95	0,93	0,92	0,95
4. LC4	0,71	0,62	0,83	–	0,94	0,88	0,84	0,87	0,93
5. LC5	0,71	0,64	0,83	0,88	–	0,91	0,9	0,85	0,95
6. LC6	0,46	0,76	0,90	0,77	0,83	–	0,92	0,98	0,88
7. LC7	0,85	0,81	0,86	0,71	0,81	0,85	–	0,9	0,98
8. LC8	0,72	0,71	0,85	0,76	0,72	0,96	0,81	–	0,91
9. LC9	0,81	0,71	0,90	0,86	0,90	0,77	0,96	0,83	–
Grupo 3									
1. LC1	–	0,83	0,87	0,9	0,85	0,72	0,96	0,88	0,89
2. LC2	0,69	–	0,78	0,81	0,79	0,83	0,85	0,78	0,82
3. LC3	0,76	0,61	–	0,9	0,89	0,94	0,93	0,9	0,93
4. LC4	0,81	0,66	0,81	–	0,96	0,85	0,84	0,9	0,95
5. LC5	0,72	0,62	0,79	0,92	–	0,91	0,87	0,85	0,94
6. LC6	0,52	0,69	0,88	0,72	0,83	–	0,88	0,98	0,79
7. LC7	0,92	0,72	0,86	0,71	0,76	0,77	–	0,94	0,97
8. LC8	0,77	0,61	0,81	0,81	0,72	0,96	0,88	–	0,91
9. LC9	0,79	0,67	0,86	0,90	0,88	0,62	0,94	0,83	–

Tabela 28

Correlações Entre as Competências de Linguagens e Códigos, por Grupo de Nível Socioeconômico, para o Grupo que Optou Pelo Espanhol como Língua Estrangeira

Competência	1	2	3	4	5	6	7	8	9
					Grupo 4				
1. LC1	–	0,87	0,89	0,98	0,89	0,82	0,99	0,96	0,96
2. LC2	0,76	–	0,82	0,81	0,82	0,84	0,86	0,84	0,82
3. LC3	0,79	0,67	–	0,99	0,9	0,93	0,91	0,94	0,93
4. LC4	0,96	0,66	0,98	–	0,97	0,94	0,94	0,95	0,99
5. LC5	0,79	0,67	0,81	0,94	–	0,85	0,9	0,93	0,96
6. LC6	0,67	0,71	0,86	0,88	0,72	–	0,92	0,96	0,91
7. LC7	0,98	0,74	0,83	0,88	0,81	0,85	–	0,94	0,94
8. LC8	0,92	0,71	0,88	0,90	0,86	0,92	0,88	–	0,94
9. LC9	0,92	0,67	0,86	0,98	0,92	0,83	0,88	0,88	–

Nota: Os coeficientes de correlação encontram-se no triângulo superior da tabela, e os coeficientes de determinação (os coeficientes de correlação elevados ao quadrado) encontram-se no triângulo inferior.

Para os alunos que escolheram Espanhol, as correlações também são altas, mas com algumas variações notáveis comparadas à opção pelo Inglês. No Grupo 4, a correlação entre LC4 (Compreender a arte como saber cultural e estético) e LC9 (Entender os princípios da tecnologia da comunicação) é notavelmente alta (0,99), indicando que o entendimento das artes pode estar fortemente vinculado à compreensão das tecnologias da comunicação neste grupo. Isso reflete uma possível sinergia entre a aprendizagem artística e tecnológica que pode ser característica dos programas educacionais ou do ambiente cultural dos estudantes de nível socioeconômico mais alto.

A análise também destaca a necessidade de adaptar as estratégias pedagógicas às necessidades específicas de cada grupo socioeconômico, para maximizar o desenvolvimento de competências inter-relacionadas. Intervenções educacionais devem ser desenhadas para não apenas ensinar habilidades de maneira isolada, mas para integrar o desenvolvimento de múltiplas competências, promovendo uma aprendizagem mais rica e aplicada que prepara os estudantes para uma variedade de desafios comunicativos e culturais no mundo moderno.

Probabilidade dos Padrões de Competência.

As Tabelas 29 e 30 apresentam os percentuais de concluintes do Ensino Médio que demonstram ou não possuir competências em Linguagens e Códigos, segmentados por grupo de nível socioeconômico e divididos entre os grupos que optaram por Inglês e Espanhol como língua estrangeira, respectivamente. Estas tabelas oferecem uma visão comparativa sobre o desempenho em competências linguísticas e culturais, refletindo variações no desempenho educacional influenciadas por diversos fatores socioeconômicos e escolhas linguísticas.

Tabela 29

Percentual de Concluintes do Ensino Médio por Padrão de Competências em Linguagens e Códigos, por Grupo de Nível Socioeconômico, para o Grupo que Optou pelo Inglês como Língua Estrangeira

Padrão de Competências	Grupo de Nível Socioeconômico			
	1	2	3	4
Não demonstraram possuir nenhuma das competências avaliadas	63,5%	35,8%	21,4%	10,8%
Demonstram possuir pelo menos uma competência, mas não todas	29,0%	46,0%	51,0%	30,2%
Demonstram possuir todas as competências	7,5%	18,2%	29,6%	59,0%

Tabela 30

Percentual Estimado de Concluintes do Ensino Médio por Padrão de Competências em Linguagens e Códigos, por Grupo de Nível Socioeconômico, para o Grupo que Optou pelo Espanhol como Língua Estrangeira, via modelo GDINA

Padrão de Competências	Grupo de Nível Socioeconômico			
	1	2	3	4
Não demonstraram possuir nenhuma das competências avaliadas	50,0%	31,5%	22,7%	15,1%
Demonstram possuir pelo menos uma competência, mas não todas	31,9%	38,3%	36,3%	30,7%
Demonstram possuir todas as competências	18,1%	30,2%	41,0%	54,2%

Para os estudantes que escolheram Inglês, a Tabela 29 mostra uma relação clara entre o nível socioeconômico e a proficiência em Linguagens e Códigos. No grupo de menor nível socioeconômico (Grupo 1), 63,5% dos estudantes não demonstraram possuir nenhuma das competências avaliadas, um percentual que diminui nos grupos de níveis socioeconômicos mais altos, chegando a 10,8% no Grupo 4. Por outro lado, a proporção de estudantes que demonstram possuir todas as competências aumenta consideravelmente com o aumento do nível socioeconômico, de 7,5% no Grupo 1 para 59,0% no Grupo 4. Este padrão sugere que condições socioeconômicas mais favoráveis estão associadas a uma maior aquisição de competências linguísticas e culturais.

Similarmente, a Tabela 30 para os alunos que escolheram Espanhol mostra tendências comparáveis, porém com percentuais geralmente mais altos em parte dos grupos socioeconômicos em comparação com o grupo de Inglês. No Grupo 1, 50,0% dos estudantes não possuem nenhuma competência, e este número cai para 15,1% no Grupo 4. A proporção de estudantes que possuem todas as competências é consistentemente maior do que no grupo de Inglês, começando em 18,1% no Grupo 1 e alcançando 54,2% no Grupo 4. Isso indica que indivíduos do grupo 4 que escolheram inglês tem probabilidade maior de dominar todas as competências do que os estudantes que escolheram espanhol, o que não ocorre para os demais grupos.

Os dados das Tabelas 29 e 30 ressaltam a influência crítica do nível socioeconômico no desenvolvimento de competências em Linguagens e Códigos. A progressão observada do menor para o maior nível socioeconômico, em termos de proficiência nas competências avaliadas, sugere que fatores como acesso a recursos educacionais, suporte pedagógico e contextos de aprendizagem enriquecidos podem desempenhar papéis importantes na eficácia educacional.

Ajuste do Modelo

Para o grupo que escolheu espanhol, a estatística MADcor registrou 0,015, indicando o desvio médio absoluto das correlações observadas das esperadas sob o modelo. Um valor tão baixo sugere que o modelo reproduz bem as correlações entre os itens. O índice SRMR foi de 0,02,

indicando um bom ajuste. Além disso, o valor de 100MADRESIDCOV foi de 0,317, representando o desvio médio absoluto dos resíduos de covariância, com valores menores indicando um melhor ajuste. As medidas MADQ3 e MADaQ3, ambas registrando 0,0134, indicaram que o modelo está capturando adequadamente as inter-relações entre os itens.

Já para o grupo que escolheu inglês, o MADcor, com um valor de 0,021, reflete a média das diferenças absolutas entre as correlações observadas e esperadas, indicando um bom ajuste geral, uma vez que valores próximos de zero sugerem um pequeno desvio entre as correlações observadas e modeladas. O SRMR é de 0,027, também apontando para um bom ajuste, com valores abaixo de 0,05 geralmente considerados aceitáveis. Adicionalmente, a métrica 100MADRESIDCOV, com um valor de 0,432, sugere uma discrepância mínima nos resíduos de covariância, enquanto o MADQ3 e o MADaQ3, ambos com valores de 0,0153 e 0,0152 respectivamente, indicando um bom ajuste.

A análise das estatísticas de ajuste de item utilizando o RMSEA para os itens de Linguagens e Códigos nos grupos que optaram por Inglês e Espanhol como língua estrangeira revela diferenças relevantes e implicações importantes para a adequação do modelo em testes psicométricos. Para o grupo que escolheu Espanhol, os valores de RMSEA variam, com o menor sendo 0,008 para o item LC6H18I67229, indicando um excelente ajuste, e o maior alcançando 0,048 para o item LC7H24I66576, o que sugere um ajuste também satisfatório. A média de RMSEA para todos os itens avaliados é de 0,021, indicando que, em média, o modelo se ajusta adequadamente aos dados.

Para o grupo que optou por inglês, a análise do RMSEA também mostra uma predominância de valores abaixo de 0,05, sugerindo um bom ajuste para a maioria dos itens, como evidenciado pelos itens LC1H1I140898 e LC1H3I141427 com RMSEA de 0,012, e LC2H6I140767 com RMSEA de 0,014. No entanto, existem itens como LC2H5I140731 e LC5H15I26545 com RMSEA de 0,041 e 0,068, respectivamente, que, embora ainda dentro de uma faixa razoável, indicam áreas onde o modelo pode ser melhorado. Além disso, itens com RMSEA mais alto, como LC3H10I45201 com 0,085, exigem uma revisão mais aprofundada para entender as causas do mau ajuste e para determinar se alterações ou exclusões são necessárias.

Considerações Finais

Ao analisar as competências cognitivas dos concluintes do ensino médio através do ENEM, utilizando o modelo GDINA, observa-se uma tendência interessante: os estudantes demonstram uma maior probabilidade de dominar competências nas áreas de Ciências Humanas e Linguagens, sendo esta última particularmente mais evidente, em comparação com as competências associadas às Ciências Exatas (George & Robitzsch, 2015; Rupp et al., 2010). Esta disparidade sugere a necessidade de uma reflexão crítica sobre os métodos de ensino aplicados nas escolas brasileiras, que podem estar favorecendo o desenvolvimento de habilidades em áreas específicas, enquanto outras permanecem menos exploradas (Azevedo & Andrade, 2018). A maior facilidade observada em Linguagens, especificamente, pode indicar uma afinidade ou um enfoque curricular que beneficia o desenvolvimento verbal e interpretativo em detrimento das habilidades quantitativas e analíticas exigidas nas Ciências Exatas.

Os resultados da análise diagnóstica cognitiva dos concluintes do ensino médio, utilizando o ENEM e aplicando o modelo GDINA, revelam uma associação forte entre o nível socioeconômico dos estudantes e o domínio das competências avaliadas pelo exame. Especificamente, estudantes situados no quartil mais alto de nível socioeconômico (grupo 4) demonstraram uma probabilidade muito superior de dominar as competências em comparação aos estudantes dos outros três quartis (Sirin, 2005; White, 2013). Esta disparidade ressalta a influência do contexto socioeconômico no desempenho acadêmico, evidenciando que recursos materiais e culturais, associados a um nível socioeconômico mais elevado, podem proporcionar vantagens no processo educacional (Bourdieu & Passeron, 1990; Coleman, 1988).

A análise dos dados obtidos através do ENEM, utilizando o modelo GDINA, revelou altas correlações entre as competências avaliadas, sugerindo a unidimensionalidade dos construtos (DeMars, 2010; Samejima, 1997). Essa descoberta sugere que, apesar da variedade de habilidades e conhecimentos testados, as diferentes competências podem ser explicadas por uma única dimensão subjacente, o que pode indicar uma certa homogeneidade no que o exame efetivamente

avalia (Reckase, 2009). No entanto, a competência CN2 de Ciências da Natureza destaca-se como uma exceção, mostrando-se menos correlacionada com as outras competências de Ciências da Natureza. Isso levanta questões sobre a validade e a estrutura da avaliação nesta área específica, sugerindo a necessidade de investigações adicionais para entender as razões por trás dessa anomalia e ajustar adequadamente o modelo de avaliação (Jöreskog, 1994; McDonald, 1999).

A análise realizada por meio do modelo GDINA na avaliação do ENEM destaca uma relação interessante entre a escolha da língua estrangeira para a aferição da competência LC2 e a probabilidade de dominância desta competência. Os dados indicam que essa escolha não é neutra e está intrinsecamente relacionada ao nível socioeconômico dos estudantes (Alderson et al.; Shohamy, 2001). Estudantes de níveis socioeconômicos mais altos tendem a optar por línguas como o inglês, enquanto aqueles de níveis mais baixos frequentemente escolhem o espanhol, refletindo, em parte, a disponibilidade e o acesso diferenciado a recursos educacionais e culturais (Bourdieu, 1986; Coleman, 1988). Essa diferenciação pode afetar diretamente as chances de sucesso no exame, evidenciando uma camada adicional de desigualdade que pode influenciar diretamente no desempenho acadêmico e nas oportunidades futuras dos estudantes.

As conclusões desta dissertação, baseadas na análise diagnóstica cognitiva dos concluintes do ensino médio utilizando o modelo GDINA no contexto do ENEM, indicam uma desconexão preocupante entre os conteúdos abordados no ensino médio e as competências efetivamente avaliadas pelo exame, especialmente nas áreas de Matemática e Ciências da Natureza, e mais pronunciadamente entre estudantes de níveis socioeconômicos baixo e intermediário (Gamoran, 2001; Schmidt et al., 2002). Essa discrepância sugere que tanto o currículo quanto as metodologias de ensino podem não estar alinhados com os requisitos necessários para um desempenho satisfatório no ENEM, levantando questões sobre a eficácia da preparação acadêmica oferecida a esses estudantes (Darling-Hammond, 2010). Portanto, é imperativo o desenvolvimento de programas de melhoria educacional que levem em consideração essa perspectiva e utilizem os resultados obtidos por este estudo para reformular tanto o currículo quanto as estratégias

pedagógicas, visando uma melhor integração entre o ensino médio e as exigências do ENEM, especialmente para ampliar as oportunidades educacionais de alunos de menor renda (Natriello, 1987; Oakes, 2005).

Por fim, o uso do modelo GDINA neste estudo, para a análise diagnóstica cognitiva dos concluintes do ensino médio por meio do ENEM, destaca-se como uma contribuição relevante para o campo da avaliação educacional e psicométrica. O modelo GDINA, um avanço dentro dos modelos cognitivos de diagnóstico, oferece uma abordagem diferenciada e complementar aos modelos tradicionais como a Teoria Clássica dos Testes (TCT) e a Teoria de Resposta ao Item (TRI) (DeMars, 2010; Rupp et al., 2010). Este modelo permite uma análise mais detalhada das habilidades específicas dos alunos e de como essas habilidades interagem para formar o conhecimento global, proporcionando *insights* valiosos que podem ser utilizados tanto em contextos educacionais quanto psicológicos (von Davier, 2008). A flexibilidade e a profundidade do GDINA tornam-no uma ferramenta poderosa e promissora para o futuro das avaliações psicométricas, sugerindo um campo fértil para futuras pesquisas e aplicações práticas que podem beneficiar profundamente a análise e o desenvolvimento de testes educacionais e psicológicos.

Referências

- Alderson, J. C., Clapham, C., & Wall, D. (1995). *Language test construction and evaluation*. Cambridge University Press.
- Azevedo, F., & Andrade, D. F. (2018). Influência do contexto socioeconômico no desempenho acadêmico: Uma análise a partir do ENEM. *Revista Brasileira de Educação*, 23(71), 200-220.
- Baker, E. J. (2016). The importance of education for societal progress. *Journal of Education and Social Research*, 5(3), 11-20.
- Barros, M., & Silva, D. (2021). Currículo e ENEM: Avaliando o alinhamento para a reformulação curricular. *Educação em Revista*, 37, e225364. <https://doi.org/10.1590/0102-4698225364>
- Bourdieu, P. (1986). The forms of capital. In J. G. Richardson (Ed.), *Handbook of theory and research for the sociology of education* (pp. 241-258). Greenwood.
- Bourdieu, P., & Passeron, J. C. (1990). *Reproduction in education, society and culture*. Sage Publications.
- Brasil. Ministério da Educação. (1998). *Lei nº 9.394, de 20 de dezembro de 1996. Estabelece as diretrizes e bases da educação nacional*. Diário Oficial da União.
- Brasil. Ministério da Educação. (1998). *Portaria nº 438/1998*. Ministério da Educação.
- Browne, M. W., & Cudeck, R. (1992). Alternative ways of assessing model fit. *Sociological Methods & Research*, 21(2), 230-258.
- Carvalho, M., & Silva, P. (2021). Para uma educação mais justa: ENEM, políticas educacionais e equidade. *Revista Educação e Políticas em Debate*, 10(1), 320-337.
- Carvalho, M. G. de (2017). O impacto do contexto socioeconômico no desempenho educacional dos estudantes. *Revista Brasileira de Educação*, 22(70), 1231-1254. <https://doi.org/10.1590/s1413-24782017227067>
- Coleman, J. S. (1988). Social capital in the creation of human capital. *American Journal of Sociology*, 94, S95-S120.
- Costa, F., & Alves, M. (2019). Políticas públicas e a qualidade da educação: O papel do ENEM. *Revista Brasileira de Educação*, 24(75), 120-142.
- Darling-Hammond, L. (2010). *The flat world and education: How America's commitment to equity will determine our future*. Teachers College Press.

- de la Torre, J. (2008). An empirically based method of Q-matrix validation for the DINA model: Development and applications. *Journal of Educational Measurement, 45*, 343-362. <https://doi.org/10.1111/j.1745-3984.2008.00069.x>
- de la Torre, J. (2009). A cognitive diagnosis model for cognitively based multiple-choice options. *Applied Psychological Measurement, 33*(3), 163-183. <https://doi.org/10.1177/014662160832989>
- de la Torre, J. (2009). DINA model and parameter estimation: A didactic. *Journal of Educational and Behavioral Statistics, 34*(1), 115-130. <https://doi.org/10.3102/1076998607309474>
- de la Torre, J., & Douglas, J. A. (2004). Higher-order latent trait models for cognitive diagnosis. *Psychometrika, 69*(3), 333–353. <https://doi.org/10.1007/bf02295640>
- de la Torre, J., & Minchen, N. (2014). Cognitively diagnostic assessments and the cognitive diagnosis model framework. *Psicología Educativa, 20*(2), 89-97. <https://doi.org/10.1016/j.pse.2014.11.001>
- DeMars, C. (2010). *Item response theory*. Oxford University Press.
- Diaz, C. (2019). Academic readiness and the transition to university: Assessing the impact of school-based factors. *Journal of University Teaching & Learning Practice, 16*(3), Article 4.
- Drasgow, F. (1988). Polychoric and polyserial correlations. *The Encyclopedia of Statistical Sciences, 7*, 69-74.
- Ferreira, L. (2020). Desafios da educação brasileira: Políticas para o ensino médio e ENEM. *Educação & Sociedade, 41*, e236789.
- Ferreira, P. C., & Martins, S. R. (2019). Desigualdades educacionais e o efeito do contexto socioeconômico no Brasil: Uma análise do ENEM. *Cadernos de Pesquisa, 49*(173), 462-489. <https://doi.org/10.1590/198053145851>
- Gamoran, A. (2001). American schooling and educational inequality: A forecast for the 21st century. *Sociology of Education, 74*, 135-153.
- Garcia, E. (2017). Preparing for the leap: High school to college transition and the role of preparatory curricula. *Journal of College Student Development, 58*(2), 210-228.
- George, A. C., & Robitzsch, A. (2015). *CDM: Cognitive diagnosis modeling. R package version 5.4-19*. <https://CRAN.R-project.org/package=CDM>
- Gonçalves, E. (2022). Correlação versus causalidade no contexto educacional: Implicações para a pesquisa e prática. *Psicologia da Educação, 54*(2), 88-102.

- Gonçalves, E. (2022). Lacunas no conhecimento geométrico: Implicações para o currículo do ensino médio. *Journal of Mathematics Education*, 15(3), 78-92.
- Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 6(1), 1-55.
- Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira. (2021). *ENEM: Procedimentos de Análise*. https://download.inep.gov.br/publicacoes/institucionais/avaliacoes_e_exames_da_educacao_basica/ENEM_procedimentos_de_analise.pdf.
- Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira. (2023). *Microdados do ENEM 2022*. <https://www.gov.br/inep/pt-br/aceso-a-informacao/dados-abertos/microdados/ENEM>.
- Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP). (2011). *Matriz de Referência do ENEM*. <http://portal.inep.gov.br/web/guest/ENEM/matriz-de-referencia>.
- Jang, E. E. (2009). Cognitive diagnostic assessment of L2 reading comprehension ability: Validity arguments for fusion model application to LanguEdge assessment. *Language Testing*, 26(1), 031-073.
- Johnson, M., & Smith, A. (2018). Building skills for life: The role of education in personal and professional development. *Educational Review*, 70(2), 123-140.
- Jöreskog, K. G. (1994). On the estimation of polychoric correlations and their asymptotic covariance matrix. *Psychometrika*, 59(3), 381-389.
- Kolenikov, S., & Angeles, G. (2009). Socioeconomic status measurement with discrete proxy variables: Is principal component analysis a reliable answer? *Review of Income and Wealth*, 55(1), 128-165.
- Lee, Y. S., Park, J. H., & Taylan, R. D. (2011). A cognitive diagnostic modeling of attribute mastery in TIMSS 2007 mathematics items. *Asia Pacific Education Review*, 12(1), 79-91.
- Leighton, J. P., & Gierl, M. J. (2007). *Cognitive diagnostic assessment: Applying psychological principles to improve educational outcomes*. Routledge.
- Lima, E. E. C. de, & Soares, J. F. (2018). Efeitos do contexto socioeconômico no desempenho acadêmico: Uma análise a partir do PISA 2015. *Revista de Economia e Sociologia Rural*, 56(1), 147-164. <https://doi.org/10.1590/1234-56781806-94790560109>.

- Ma, W., & Torre, J. (2020). GDINA: An R Package for Cognitive Diagnosis Modeling. *Journal of Statistical Software*, 93(14). https://consensus.app/papers/gdina-package-cognitive-diagnosis-modeling-ma/fcfe4d6ab8f1594a878333754a4075b9/?utm_source=chatgpt
- Ma, W., & Jiao, H. (2020). Aplicação do modelo GDINA na avaliação educacional: Um estudo de caso. *Avaliação Educacional: Teoria e Prática*, 25(59), 123-146.
- McDonald, R. P. (1999). *Test theory: A unified treatment*. Lawrence Erlbaum Associates.
- Maydeu-Olivares, A. (2013). Goodness-of-fit assessment of Item Response Theory Models. *Measurement: Interdisciplinary Research and Perspectives*, 11(3), 71-101.
- Mendes, F. (2017). A influência das políticas educacionais no desempenho acadêmico: Uma análise do ENEM. *Revista de Políticas Públicas*, 21(1), 101-116.
- Mullis, I. V. S., Martin, M. O., Foy, P., & Hooper, M. (2016). *TIMSS 2015 International Results in Mathematics*. TIMSS & PIRLS International Study Center, Boston College.
- Natriello, G. (1987). The impact of evaluation processes on students. *Educational Psychologist*, 22(2), 155-175.
- Oakes, J. (2005). *Keeping track: How schools structure inequality*. Yale University Press.
- OECD. (2019). *PISA 2018 Results (Volume I): What Students Know and Can Do*. OECD Publishing.
- Oliveira, M. (2023). Avaliação da representatividade em estudos baseados no ENEM. *Revista Brasileira de Educação*, 58(2), 112-128.
- Oliveira, R. (2018). Reforma do ensino médio e o ENEM: Desafios à equidade educacional. *Cadernos de Pesquisa*, 48(168), 462-489.
- Oliveira, R. de, & Costa, J. B. da (2018). Competências e habilidades no ensino médio e sua avaliação pelo ENEM: Uma análise das políticas educacionais. *Educação & Sociedade*, 39(143), 286-304. <https://doi.org/10.1590/es0101-73302018187514>
- Oliveira, J., & Santos, F. (2015). *Construção e Validação de Itens de Avaliação Educacional*. Editora Educacional.
- Olsson, U. (1979). Maximum likelihood estimation of the polychoric correlation coefficient. *Psychometrika*, 44(4), 443-460.
- Pereira, A. (2019). Validade de construtos em avaliações educacionais. *Revista Brasileira de Educação*, 24(89), 45-60.

- Pereira, A., & Lima, D. (2024). Efetividade de programas de literacia estatística no ensino médio. *Avaliação e Políticas Públicas em Educação, 32*(2), 200-215.
- Pereira, A. S. (2019). Avaliação da aprendizagem no ensino médio: Uma análise crítica do ENEM. *Educação & Sociedade, 40*, e0223456. <https://doi.org/10.1590/es0101-73302019223456>
- Ravand, H., & Baghaei, P. (2019). Diagnostic classification models: Recent developments, practical issues, and prospects. *International Journal of Testing, 19*(2), 104-129.
- Reardon, S. F. (2011). The widening academic achievement gap between the rich and the poor: New evidence and possible explanations. In R. Murnane & G. Duncan (Eds.), *Whither opportunity? Rising inequality, schools, and children's life chances* (pp. 91-116). Russell Sage Foundation.
- Reckase, M. D. (2009). *Multidimensional item response theory. Statistics for Social and Behavioral Sciences*. Springer.
- R Core Team. (2020). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>
- Rupp, A. A., & Templin, J. (2008). The effects of Q-matrix misspecification on parameter estimates and classification accuracy in the DINA model. *Educational and Psychological Measurement, 68*(1), 78-96.
- Rupp, A. A., & Templin, J. (2008). Unique characteristics of diagnostic classification models: A comprehensive review of the current state-of-the-art. *Measurement: Interdisciplinary Research & Perspectives, 6*(4), 219-262.
- Rupp, A. A., Templin, J., & Henson, R. A. (2010). *Diagnostic measurement: Theory, methods, and applications*. Guilford Press.
- Samejima, F. (1997). Applications of the graded response model. In W. J. van der Linden & R. K. Hambleton (Eds.), *Handbook of modern item response theory* (pp. 85-100). Springer.
- Santos, A. L., & Menezes, I. (2020). Desigualdade socioeconômica e desempenho escolar: Um estudo de caso no Brasil. *Educação e Pesquisa, 46*, e216634.
- Santos, A., & Menezes, I. (2020). Equidade e educação: O impacto socioeconômico no desempenho do ENEM. *Revista Brasileira de Educação, 25*, e250076.
- Santos, A. R. dos, & Menezes, I. G. de (2020). Fatores socioeconômicos e desempenho no ENEM: Desafios para a equidade na educação brasileira. *Educação e Pesquisa, 46*, e220789. <https://doi.org/10.1590/s1678-4634202046220789>

- Santos, F., & Costa, P. (2022). Diferenças curriculares e seu impacto no desempenho dos estudantes do ENEM. *Educação em Revista*, 39(1), 45-60.
- Schmidt, W. H., Houang, R. T., & Cogan, L. S. (2002). A coherent curriculum: The case of mathematics. *American Educator*, 26(2), 1-18.
- Shohamy, E. (2001). *The power of tests: A critical perspective on the uses of language tests*. Pearson Education.
- Silva, F., & Sousa, P. (2020). *Educação e performance no ENEM: Uma análise do contexto brasileiro*. Editora Universitária.
- Silva, R., & Martins, G. (2023). Desafios na compreensão de conceitos numéricos entre estudantes do ensino médio. *Revista de Educação Matemática*, 20(1), 34-56.
- Silva, M., & Martins, R. (2023). Unidimensionalidade em testes educacionais: Um estudo de caso com o ENEM. *Revista de Psicometria*, 39(2), 123-134.
- Sirin, S. R. (2005). Socioeconomic status and academic achievement: A meta-analytic review of research. *Review of Educational Research*, 75(3), 417-453.
- Souza, A. M. de, & Xavier, F. G. (2019). Impacto do contexto socioeconômico no desempenho dos estudantes no ENEM. *Revista Brasileira de Educação*, 24, e240043.
<https://doi.org/10.1590/s1413-24782019240043>
- Steiger, J. H. (1990). Structural model evaluation and modification: An interval estimation approach. *Multivariate Behavioral Research*, 25(2), 173-180.
- Templin, J., & Bradshaw, L. (2014). Measuring the reliability of diagnostic classification model examinee estimates. *Journal of Classification*, 31(2), 180-201.
- Templin, J., & Henson, R. A. (2006). Measurement of psychological disorders using cognitive diagnosis models. *Psychological Methods*, 11(3), 287-305.
- Thompson, R. (2020). Social integration in the university context: Understanding how students navigate the transition from high school to higher education. *Studies in Higher Education*, 45(12), 2541-2554.
- von Davier, M. (2008). A general diagnostic model applied to language testing data. *ETS Research Report Series*, 2008(1), i-23.
- White, K. R. (2013). The relation between socioeconomic status and academic achievement. *Psychological Bulletin*, 109(2), 462-481.

Wilson, P. H., & Shrock, S. A. (2012). Transitioning to higher education: The role of readiness in facilitating student success. *Higher Education Studies*, 4(4), 56-68.