

Sustentabilidade na Gestão Educacional: Um Estudo de Eficiência em Metrópoles Brasileiras via DEA

Lívia de Souza Ribeiro

liribeiro.86@gmail.com

UFRJ / CASNAV

Luiz Frederico Horácio de Souza de Barros Teixeira

frederico.horacio@gmail.com

CASNAV

Marcos Pereira Estellita Lins

estellita@pep.ufrj.br

UFRJ / UNIRIO

Resumo: A busca por sustentabilidade na gestão pública educacional exige o uso eficiente dos recursos disponíveis, com o intuito de maximizar os resultados de aprendizagem e promover equidade. Este estudo tem como objetivo avaliar a eficiência da educação pública nas 14 capitais brasileiras classificadas como metrópoles, com foco nos anos finais do Ensino Fundamental. Para isso, foi utilizada a Análise Envoltória de Dados (DEA), adotando-se o modelo com retornos variáveis de escala (VRS) orientado à output. As variáveis de entrada consideradas foram: percentual de escolas com salas de leitura ou biblioteca, percentual de escolas com equipamentos multimídia para a aprendizagem e a média de horas-aula diária. Como variável de saída, utilizou-se o desempenho médio das escolas na avaliação do Sistema de Avaliação da Educação Básica (SAEB). A aplicação do modelo permitiu identificar quais capitais operam na fronteira de eficiência, além de quantificar as folgas das unidades ineficientes em relação às melhores práticas observadas. Os resultados fornecem subsídios objetivos para a formulação de políticas públicas educacionais mais eficazes, orientadas à racionalização de recursos e à melhoria do desempenho acadêmico. Como principal contribuição, o estudo evidencia o potencial das ferramentas quantitativas para o aprimoramento da gestão educacional e para o alcance de uma alocação mais equitativa e estratégica dos recursos públicos.

Palavras Chave: DEA - Eficiência Escolar - Gestão Educacional - Política Pública - Ensino Fundamental

1. INTRODUÇÃO

A educação pública brasileira é um dos principais pilares do desenvolvimento do país, desempenhando um papel relevante na formação de cidadãos e na promoção da igualdade social. No entanto, segundo Queiroz et al. (2020), a infraestrutura de suporte dos sistemas educacionais varia consideravelmente, refletindo disparidades regionais e na aplicação de recursos.

Nesse contexto, as políticas públicas voltadas para o setor educacional têm um impacto direto na qualidade e no acesso à educação em todas as regiões do Brasil. Para orientar essas políticas, o Brasil conta com a Política Nacional de Educação (PNE), um conjunto de diretrizes, metas e estratégias que visa a melhoria contínua do sistema educacional em seus diferentes níveis e modalidades (BRASIL, 2024).

No contexto da avaliação da eficiência, a Análise Envoltória de Dados (DEA) destaca-se como uma técnica robusta e amplamente utilizada. A DEA permite medir a eficiência relativa de diferentes unidades, utilizando múltiplos inputs e outputs, sem a necessidade de especificar uma função de produção paramétrica (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978).

De acordo com Muniz et al (2024), a utilização de DEA tem se mostrado adequado como avaliação de eficiência em sistemas educacionais. Diversos autores têm explorado a aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA) como ferramenta para avaliação da eficiência em sistemas educacionais no Brasil. Cardoso, Lacerda e Piran (2021) desenvolveram um modelo DEA para analisar a eficiência dos sistemas estaduais de ensino fundamental, comparando o desempenho entre diferentes unidades da federação a partir de indicadores como investimento por aluno e Índice de Desenvolvimento da Educação Básica (IDEB). Agasisti, Ribeiro e Montemor (2022) realizaram um estudo envolvendo cerca de 4.000 escolas públicas de ensino fundamental, incorporando variáveis contextuais como vulnerabilidade socioeconômica e localização geográfica para avaliar a eficiência das escolas brasileiras. Mota e Meza (2020) utilizaram a DEA para examinar a eficiência dos gastos públicos em educação nos 92 municípios do estado do Rio de Janeiro, relacionando os investimentos com os resultados educacionais obtidos. Por fim, Salgado, Souza e Pongeluppe (2021) aplicaram um modelo DEA de dois estágios para avaliar o desempenho de escolas públicas municipais, considerando separadamente os componentes do IDEB relacionados ao fluxo escolar e ao aprendizado. Apesar da crescente utilização da DEA no monitoramento da eficiência educacional, poucos estudos abordam de forma específica o recorte regional das metrópoles brasileiras com foco em dados recentes do período pós-pandemia. Além disso, a análise comparativa entre as capitais brasileiras pode revelar quais cidades servem como referência em termos de eficiência educacional, contribuindo para o desenvolvimento de estratégias de melhoria para as regiões com desempenho inferior.

Diante do exposto, este estudo tem como objetivo avaliar a eficiência da educação pública em 14 capitais brasileiras classificadas como Metrópoles, segundo o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) (BRASIL, 2020), por meio da Análise Envoltória de Dados (DEA), utilizando dados educacionais do Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP). A proposta é analisar o uso dos recursos e os resultados obtidos no contexto educacional, identificando capitais eficientes e apontando possibilidades de melhoria para aquelas com menor desempenho.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 EDUCAÇÃO PÚBLICA BÁSICA NO BRASIL

No Brasil, a estrutura da educação básica pública compreende três etapas distintas: Educação Infantil, Ensino Fundamental e Ensino Médio, cada qual voltada a um grupo etário específico. A Educação Infantil atende crianças de até cinco anos, sendo segmentada em creches, para aquelas de zero a três anos, e pré-escolas, destinadas às de quatro e cinco anos. O Ensino Fundamental, por sua vez, é dividido em duas fases: os anos iniciais, que englobam do 1º ao 5º ano, voltados a crianças de seis a dez anos; e os anos finais, que abrangem do 6º ao 9º ano, voltados a alunos entre onze e catorze anos. Na sequência, os adolescentes ingressam no Ensino Médio, destinado à faixa etária dos quinze aos dezessete anos, com o propósito de oferecer formação geral e preparação para o mundo do trabalho ou para a educação superior. A gestão das instituições de ensino que compõem a educação básica é de competência compartilhada entre os entes federativos: União, Estados e Municípios (BRASIL, 2014).

Como forma de avaliação e monitoramento da educação básica pública, o INEP mantém um painel de indicadores e informações gerados a partir de dados do Censo Escolar da Educação Básica e do Sistema de Avaliação da Educação Básica (SAEB), que fornecem informações essenciais sobre infraestrutura, corpo docente e discente (BRASIL, 2024).

Diante da limitação orçamentária que caracteriza o setor público, torna-se essencial o estabelecimento de critérios claros e bem fundamentados para o planejamento das políticas e dos investimentos governamentais. A escassez de recursos, combinada à multiplicidade de demandas e projetos concorrentes, impõe a necessidade de mecanismos que orientem a alocação eficiente dos recursos disponíveis.

De acordo com Johnes et al. (2017), no âmbito da educação, considera-se que os recursos são utilizados de forma eficiente quando os resultados obtidos, como o desempenho dos estudantes em testes padronizados ou o valor agregado ao processo de aprendizagem, são alcançados com o menor gasto possível de insumos.

O desafio de promover a sustentabilidade na gestão educacional não se restringe apenas à alocação eficiente de recursos, mas também envolve a redução das desigualdades estruturais que historicamente marcam a educação básica pública no Brasil. Segundo Bartholo et al. (2023), o fechamento prolongado das escolas agravou as desigualdades de aprendizagem entre os estudantes, especialmente aqueles provenientes de contextos socioeconômicos mais vulneráveis. O autor destaca que os alunos de famílias de menor renda aprenderam significativamente menos durante o período pandêmico, em comparação com os estudantes de camadas sociais mais favorecidas. Esse cenário reforça a urgência de políticas públicas que combinem eficiência na aplicação dos recursos, como condição fundamental para a sustentabilidade social do sistema educacional brasileiro.

2.2 FATORES DE INFLUÊNCIA NO DESEMPENHO ESCOLAR

Segundo estudos conduzidos Queiroz et al. (2020) observa-se uma significativa variação no desempenho das escolas públicas brasileiras, revelando que apenas uma fração delas opera de maneira eficiente. Embora a relação entre nível socioeconômico dos alunos e eficiência escolar não seja linear, observa-se, de forma geral, que a elevação dos indicadores socioeconômicos tende a estar associada a ganhos de eficiência nas instituições educacionais.

Conforme argumenta Hanushek (2020), a maioria das investigações no campo da economia da educação apoia-se em uma estrutura clássica de função de produção. Nessa abordagem, os insumos usualmente considerados incluem aspectos relacionados à infraestrutura escolar, formação dos professores e perfil socioeconômico dos estudantes, enquanto os produtos são mensurados por indicadores de aprendizagem, com destaque para os desempenhos em testes padronizados. A análise dessa função permite orientar a formulação de políticas educacionais e avaliar a eficiência na oferta dos serviços de ensino.

A qualidade do corpo docente constitui um dos pilares centrais para o êxito escolar. Estratégias de gestão eficazes, aliadas à valorização das competências profissionais dos professores, exercem papel determinante no estímulo ao desempenho dos estudantes, sendo, portanto, componentes indispensáveis para o aprimoramento da qualidade educacional. (HUNG; THUY; THIEN, 2025)

Hung et al. (2025) identificaram sete fatores com impacto significativo no desempenho educacional: ambiente de aprendizagem, persistência nos estudos, motivação, métodos de estudo, competências docentes, condições estruturais da escola e participação em atividades extracurriculares. A articulação entre esses aspectos contribui para potencializar o processo de aprendizagem, fortalecendo o engajamento dos alunos e promovendo melhores resultados educacionais.

Estudo realizado por Wanke et al. (2024) em escolas públicas brasileiras aponta que a presença de infraestrutura escolar adequada — como bibliotecas, laboratórios de informática e equipamentos multimídia — está positivamente relacionada ao desempenho acadêmico dos alunos. Em contrapartida, fatores como a complexidade da gestão escolar e o número excessivo de turnos e séries atendidas mostram-se associados a resultados inferiores. Além disso, o nível socioeconômico das famílias exerce forte influência, sobretudo em áreas urbanas

Da mesma forma Mansour et al. (2024) considera que fatores individuais, como o interesse e a autoconfiança dos alunos, exercem forte influência sobre os resultados educacionais. Além disso, elementos institucionais, como a qualidade da infraestrutura escolar e o tamanho das turmas, também se revelam determinantes relevantes.

2.3 ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS

A análise envoltória de dados, do inglês *Data Envelopment Analysis* – DEA, é um método não paramétrico, sem a necessidade de especificar uma função de produção, baseado em programação matemática para a avaliação de eficiência relativa de unidades tomadoras de decisão homogêneas, do inglês *Decision Making Units* – DMU, com base em dados de recursos (inputs) e produtos (outputs). (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978)

Os modelos DEA não apenas identificam as unidades eficientes dentro de um conjunto de comparação, mas também oferecem subsídios para mensurar os níveis de ineficiência das demais e propor caminhos para sua superação. Esses modelos constroem uma fronteira de eficiência que serve como referência (benchmark) para as unidades ineficientes, possibilitando sua projeção ideal sobre essa fronteira. A forma como essa projeção é realizada define a orientação do modelo: quando se busca a redução dos insumos mantendo os produtos constantes, adota-se uma orientação a inputs; por outro lado, quando o objetivo é ampliar os outputs sem alterar os recursos utilizados, aplica-se a orientação a outputs. (MELLO et al., 2003)

O modelo originalmente proposto por Charnes et al. (1978) conhecido por CCR ou CRS (*Constant Returns to Scale*) considera a suposição de retornos constantes à escala, assumindo uma relação linear entre os recursos utilizados e os resultados obtidos. Essa abordagem, embora útil, não considera possíveis variações de escala. Com o intuito de superar essa limitação, Banker et al. (1984) propuseram uma extensão ao modelo, incorporando a hipótese de retornos variáveis à escala. Essa modificação, conhecida como modelo BCC ou VRS (*Variable Returns to Scale*), possibilita capturar alterações na eficiência associadas ao tamanho das unidades de decisão, permitindo uma análise mais precisa em ambientes nos quais o desempenho pode variar conforme a escala operacional. (ZUBIR et al., 2024)

Desde a proposição inicial dos modelos clássicos CCR e BCC, observou-se uma crescente e expressiva produção acadêmica voltada ao desenvolvimento dessa metodologia, com importantes avanços teóricos e ampla difusão de suas aplicações práticas. Diversos estudos vêm sendo realizados tanto no setor público quanto no setor privado, utilizando a DEA como ferramenta de apoio à avaliação da eficiência e da produtividade organizacional. Essa evolução evidencia a consolidação da técnica como instrumento robusto para a análise comparativa de desempenho, sendo progressivamente incorporada em processos decisórios nas mais diversas áreas de atuação. (EMROUZNEJAD; YANG, 2018)

3. METODOLOGIA

A pesquisa é quantitativa, uma vez que os dados utilizados são numéricos e foram extraídos de fontes oficiais, como o INEP, por meio das bases de dados do Censo Escolar e do Sistema de Avaliação da Educação Básica (SAEB). Neste estudo será feito o recorte do Ensino Fundamental, anos finais (6º ao 9º ano).

O método de estudo se deu pelas seguintes etapas:

- Definição dos Objetivos e Busca de Parâmetros de Interesse: Primeiramente, foram definidos os objetivos do estudo e realizadas pesquisas nas bases de dados da educação do INEP e demais órgãos públicos de educação (Ministério da Educação, Secretarias de Educação, outros) para identificação de parâmetros de interesse para o estudo.
- Coleta de Dados: Após identificação das possíveis variáveis, foi realizada a coleta de dados na base de dados do INEP. Foi utilizado o ano 2023 como referência por possuir atualização no momento da busca entre todos os parâmetros utilizados de forma a compatibilizar todos os dados.
- Tratamento e Organização dos Dados: Os dados brutos foram tratados para preparar as variáveis para a análise quantitativa. Foram realizadas análises de correlação entre variáveis para identificar aquelas mais adequadas para aplicar como parâmetros nos modelos DEA. Nesta etapa também serão definidas as variáveis que serão os INPUTS dos modelos e as que serão os OUTPUTS.
- Execução dos Modelos DEA: Para a execução dos modelos DEA foi utilizado o software Sistema Integrado de Apoio à Decisão (SIAD), versão 3.0 (Meza et al., 2005), disponível gratuitamente para download em <http://tep.uff.br/>.
- Análise dos Resultados: Com base nos resultados fornecidos pelos modelos DEA, foi possível identificar as capitais mais eficientes e aquelas com margem de melhoria. As capitais mais eficientes foram usadas como benchmark, enquanto metas de eficiência foram estabelecidas para as capitais ineficientes.
- Conclusão: Considerações Finais do estudo e sugestão de trabalhos futuros.

Os modelos DEA escolhidos para a análise são os modelos de retornos variáveis de escala (VRS), orientados a output (O) na versão envelope (E) e multiplicadores (M). Identificaremos os modelos da seguinte forma (VRS/E/O) e (VRS/M/O). Os modelos orientados a input não serão utilizados considerando o tipo de abordagem utilizada neste estudo dado que a redução de inputs, neste caso, recursos para a educação, não seria resultado de interesse nas análises realizadas.

A aplicação VRS/E/O é definida conforme o seguinte modelo:

$$\text{Max } \eta$$

Sujeito a:

$$x_{i0} - \sum_{k=1}^n x_{ik} \cdot \lambda_k \geq 0, \text{ para } \forall i$$

$$\sum_{k=1}^n y_{jk} \cdot \lambda_k - \eta \cdot y_{j0} \geq 0, \text{ para } \forall j$$

$$\sum_{k=1}^n \lambda_k = 1$$

$$\eta, \lambda \geq 0$$

A aplicação VRS/M/O é definida conforme o seguinte modelo:

$$\text{Min Eff}_0 = \sum_i^r v_i \cdot x_{i0} + v_*$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^n u_i \cdot y_{i0} = 1$$

$$- \sum_{i=1}^r v_i \cdot x_{ik} + \sum_{j=1}^s u_j \cdot y_{jk} - v_* \leq 0, \text{ para } \forall k$$

$$u_j, v_i \geq 0; v_* \text{ irrestrito em sinal}$$

4. APLICAÇÃO DO MODELO

4.1 SELEÇÃO DOS PARÂMETROS DE INTERESSE

Nesta seção, detalhamos as variáveis iniciais de interesse identificadas para a avaliação da eficiência do ensino básico público nas capitais brasileiras classificadas como Metrópoles. Essas capitais serão as DMU do modelo DEA. São elas: Belém, Manaus, Fortaleza, Recife, Salvador, Brasília, Goiânia, Belo Horizonte, Rio de Janeiro, São Paulo, Vitória, Curitiba, Florianópolis e Porto Alegre.

A seleção inicial dos parâmetros de interesse levou em consideração uma possível relevância para a medida de eficiência deste estudo. Os parâmetros são:

- Média INSE (Índice Socioeconômico das Escolas): Indicador que reflete o nível socioeconômico médio dos alunos de cada escola. Esse índice considera fatores como renda familiar, escolaridade dos pais e condições de trabalho. Acredita-se que a média do INSE impacta diretamente no desempenho dos alunos e, portanto, é um fator relevante para avaliar a eficiência educacional.
- Taxa Docentes (Docentes por 1000 Matrículas): Refere-se à proporção de docentes por mil matrículas. Essa variável é importante para medir a disponibilidade de professores por aluno e está diretamente relacionada à capacidade das escolas de oferecer atendimento adequado às demandas educacionais.
- % Docentes (G1): Percentual de docentes que pertencem ao grupo 1 de formação, que inclui os professores com licenciatura completa. Essa variável visa avaliar a qualidade da formação docente, um fator crucial para a eficácia do ensino.
- Remuneração Média de Docentes: Representa a média salarial dos docentes, um indicador que pode influenciar a motivação, a retenção de profissionais qualificados e, consequentemente, a qualidade do ensino.
- Taxa Escolas (Escolas por 1000 Matrículas): Proporção de escolas por mil matrículas. Essa métrica auxilia na compreensão da capacidade de infraestrutura escolar disponível em relação ao número de alunos, impactando a acessibilidade e a qualidade da educação.

- % Escolas com Equipamento Multimídia para a Aprendizagem: Refere-se à porcentagem de escolas que possuem equipamentos multimídia, como computadores e projetores, para uso educacional. O uso de tecnologia na aprendizagem tem se mostrado um fator relevante para a melhoria da qualidade do ensino.
- % Escolas com Salas de Leitura ou Biblioteca: Percentual de escolas que possuem bibliotecas ou salas de leitura. A disponibilidade de espaços voltados à leitura é uma variável importante para o desenvolvimento da competência de interpretação e do hábito de leitura entre os alunos.
- Média de Hora-aula Diária: Refere-se à quantidade média de horas-aula oferecidas por dia nas escolas. Esse parâmetro influencia diretamente o tempo de exposição dos alunos ao conteúdo educacional, impactando a qualidade e a profundidade do ensino.
- Desempenho SAEB: Indicador de desempenho acadêmico com base nos resultados do SAEB, que avalia o nível de aprendizado dos alunos em português e matemática.

4.2 TRATAMENTO E ORGANIZAÇÃO DOS DADOS

Os parâmetros de interesse foram divididos inicialmente entre INPUTS (entradas) e OUTPUT (saída) da seguinte forma:

Tabela 1: Definição de INPUTS e OUTPUT

INPUT	OUTPUT
Média INSE	Desempenho SAEB
Taxa Docentes (Docentes por 1000 Matrículas)	
% Docentes (G1)	
Remuneração Média de Docentes	
Taxa Escolas (Escolas por 1000 Matrículas)	
% Escolas com Equipamento Multimídia para a Aprendizagem	
% Escolas com Salas de Leitura ou Biblioteca	
Média de Hora-aula Diária	

Fonte: Os autores.

A partir desta seleção, procedeu-se por uma análise de correlação entre as variáveis de entrada e saída considerando os valores das 14 metrópoles. O objetivo desta análise é selecionar para a aplicação no modelo DEA aquelas variáveis que apresentam uma correlação moderada a alta. A escala utilizada será a proposta por Cohen (1988), em que índices maiores ou iguais a 0,1 e menores que 0,3 indicam baixa correlação, índices iguais ou maiores 0,3 e menores que 0,5 indicam moderada correlação e índices iguais ou maiores que 0,5 indicam alta correlação.

A análise de correlação foi feita por meio do coeficiente correlação de Pearson. Os seguintes coeficientes foram obtidos:

Tabela 2: Análise de Correlação entre os Parâmetros

INPUT	OUTPUT	Coeficiente de Correlação	Correlação
% Escolas com Sala de Leitura / Biblioteca	Desemp. SAEB	0,50	Alta (+)
% Escolas com Equip. Multimídia	Desemp. SAEB	0,48	Moderada (+)



Realização:



UniDomBosco
Centro Universitário
Dom Bosco do Rio de Janeiro

unesp

Horas-aula Diárias	Desemp. SAEB	0,38	Moderada (+)
Média INSE	Desemp. SAEB	0,27	Baixa (+)
% Docentes (G1)	Desemp. SAEB	-0,05	Sem correlação
Taxa Docentes	Desemp. SAEB	-0,10	Baixa (-)
Taxa Escolas	Desemp. SAEB	-0,10	Baixa (-)
Remuneração Média de Docentes	Desemp. SAEB	-0,24	Baixa (-)

Fonte: Os autores

As variáveis selecionadas para utilização nos modelos DEA serão aquelas com coeficiente de correlação maior ou igual a 0,3, indicando uma correlação moderada ou alta. Neste sentido, as seguintes variáveis de entrada (INPUTS) serão utilizadas: % Escolas com Salas de Leitura ou Biblioteca, % Escolas com Equipamento Multimídia para a Aprendizagem e Média de Hora-aula Diária. A variável de saída (OUTPUT) será o Desempenho no SAEB.

4.3 RESULTADOS E ANÁLISES

Nesta seção, os dados referentes aos INPUTS e OUTPUT das 14 DMU são apresentados na Tabela 3 a seguir:

Tabela 3: DMUs, INPUTS e OUTPUTS

DMU	INPUT			OUTPUT
Metrópole	% Esc. Equip. Multimídia (I1)	% Esc. Sala Leitura / Biblioteca (I2)	Média Horas-aula Diária (I3)	Desempenho SAEB (O1)
Belém	63,7%	80,3%	4,5	492,45
Manaus	89,8%	69,5%	4,5	517,79
Fortaleza	97,2%	98,3%	7,1	513,08
Recife	91,9%	84,7%	5,4	505,69
Salvador	82,1%	53,1%	4,9	456,53
Brasília	97,4%	90,3%	5,4	497,97
Goiânia	95,7%	81,1%	5,7	536,44
Belo Horizonte	98,1%	99,2%	5,3	501,77
Rio de Janeiro	99,3%	98,7%	5,6	525,04
São Paulo	75,6%	86,6%	5,8	499,89
Vitória	98,0%	96,0%	5,3	513,35
Curitiba	98,0%	94,0%	5,2	529,21
Florianópolis	98,3%	96,6%	4,7	494,77
Porto Alegre	87,6%	87,2%	4,6	482,8

Fonte: INEP – Censo Escolar 2023

Rodando inicialmente o modelo do Envelope, os seguintes resultados foram obtidos (os lambdas das DMU ineficientes foram ocultados na tabela):

Tabela 4: Benchmark

DMU	Eficiência	λ_1 Belém	λ_2 Manaus	λ_5 Salvador	λ_7 Goiânia	λ_{12} Curitiba
Belém	1	1	0	0	0	0
Manaus	1	0	1	0	0	0
Fortaleza	0,956454	0	0	0	1	0

Recife	0,954997	0,088883	0,161117	0	0,75	0
Salvador	1	0	0	1	0	0
Brasília	0,935854	0	0	0	0,4	0,6
Goiânia	1	0	0	0	1	0
Belo Horizonte	0,945565	0	0	0	0,2	0,8
Rio de Janeiro	0,981394	0	0	0	0,8	0,2
São Paulo	0,982471	0,628125	0	0	0,371875	0
Vitória	0,982471	0	0	0	0,2	0,8
Curitiba	1	0	0	0	0	1
Florianópolis	0,949558	0	0,714286	0	0	0,285714
Porto Alegre	0,934335	0,103129	0,813538	0	0,083333	0

Fonte: Os autores

Tabela 5: Folgas

DMU	Eficiência	Folgas			
		I1	I2	I3	O1
Belém	1	0	0	0	0
Manaus	1	0	0	0	0
Fortaleza	0,956454	0,015	0,172	1,4	0
Recife	0,954997	0	0,55379	0	0
Salvador	1	0	0	0	0
Brasília	0,935854	0,0032	0,0146	0	0
Goiânia	1	0	0	0	0
Belo Horizonte	0,945565	0,0056	0,0778	0	0
Rio de Janeiro	0,981394	0,0314	0,1502	0	0
São Paulo	0,982471	0	0,060025	0,85375	0
Vitória	0,982471	0,0046	0,0458	0	0
Curitiba	1	0	0	0	0
Florianópolis	0,949558	0,061571	0,201	0	0
Porto Alegre	0,934335	0	0,156195	0	0

Fonte: Os autores

Ao todo, cinco Metrópoles se apresentaram como DMU eficientes. São elas: Belém, Manaus, Salvador, Goiânia e Curitiba. Apenas as Metrópoles da região Sudeste não tiveram DMU consideradas eficientes. Goiânia, foi a Metrópole que figurou mais vezes como referência para DMU não eficientes. É também, a Metrópole com maior desempenho na avaliação SAEB, output considerado no modelo. Observa-se que diversas DMU tiveram folgas nos inputs, o que indica que estas DMU não estão transformando tais recursos em resultados práticos relacionados ao aprendizado, como aquele medido pelo desempenho da avaliação SAEB e em comparação com as DMU consideradas eficientes.

Adicionalmente, observa-se que as DMU consideradas eficientes podem ser caracterizadas como fortemente eficientes dado que não apresentam folgas.

Vale ressaltar que as cidades de Salvador e Belém estão posicionadas como eficientes, entretanto carecem de melhorias nas condições de infraestrutura para educação, assim como

nos resultados obtidos pelo desempenho no SAEB. Observa-se que em valores absolutos, os dados de *input* e *output* são considerados baixos.

A seguir são apresentados os resultados a partir do modelo VRS/M/O, que também tem importante contribuições para os gestores de unidades educacionais. Na Tabela XX, os multiplicadores oferecem ao gestor a magnitude que cada input ou output contribui para o alcance da eficiência. Em cada modelagem, os pesos são ajustados para as DMU de acordo com os critérios melhor desempenhados por cada uma. Ressalta-se que não foi aplicado nenhuma restrição aos pesos e desta forma, alguns inputs aparecem com peso zero pela própria característica da modelagem que vai buscar a melhor forma de atingir a eficiência.

Tabela 6: Pesos

DMU	Eficiência	Pesos			
		I1	I2	I3	O1
Belém	1	1,569859	0	0	0,002031
Manaus	1	0	0	0,222222	0,001931
Fortaleza	0,956454	0	0	0	0,001949
Recife	0,954997	0,191991	0	0,021294	0,001978
Salvador	1	0,717163	0,774406	0	0,00219
Brasília	0,935854	0	0	0,029038	0,002008
Goiânia	1	0	0,299709	0	0,001864
Belo Horizonte	0,945565	0	0	0,028818	0,001993
Rio de Janeiro	0,981394	0	0	0,027541	0,001905
São Paulo	0,982471	0,274998	0	0	0,002
Vitória	0,982471	0	0	0,028168	0,001948
Curitiba	1	0	0	0,027324	0,00189
Florianópolis	0,949558	0	0	0,032973	0,002021
Porto Alegre	0,934335	0,201094	0	0,022304	0,002071

Fonte: Os autores

Retornando ao modelo do envelope, foram identificados os alvos para o output (Desempenho SAEB) das DMU ineficientes. Esses alvos podem ser utilizados pelos gestores como metas de desempenho para as unidades.

Tabela 7: Alvo Output

DMU	Eficiência	(O1)	Alvo (O1)	Diferença
Belém	1	492,45	492,45	0
Manaus	1	517,79	517,79	0
Fortaleza	0,956454	513,08	536,44	23,36
Recife	0,954997	505,69	529,52	23,83
Salvador	1	456,53	456,53	0
Brasília	0,935854	497,97	532,10	34,13
Goiânia	1	536,44	536,44	0
Belo Horizonte	0,945565	501,77	530,66	28,89
Rio de Janeiro	0,981394	525,04	534,99	9,95
São Paulo	0,982471	499,89	508,81	8,92
Vitória	0,982471	513,35	530,66	17,31

Curitiba	1	529,21	529,21	0
Florianópolis	0,949558	494,77	521,05	26,28
Porto Alegre	0,934335	482,8	516,73	33,93

Fonte: Os autores

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A Análise Envoltória de Dados é uma técnica quantitativa não paramétrica utilizada para medir a eficiência de unidades organizacionais com funções semelhantes. Por meio da relação entre recursos utilizados e resultados alcançados, a DEA identifica as unidades mais eficientes e aponta oportunidades de melhoria para as demais. Atualmente, a DEA é amplamente aplicada tanto no setor público quanto privado, consolidando-se como ferramenta estratégica para a análise comparativa de desempenho organizacional.

A aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA) para avaliar a eficiência da educação pública nas Metrópoles brasileiras revelou importantes diferenças no uso dos recursos educacionais e no desempenho dos alunos considerando o recorte do ensino fundamental, anos finais. O estudo destacou que algumas capitais, como Belém, Manaus, Salvador, Goiânia e Curitiba, alcançaram níveis de eficiência de 100%, o que, de uma forma geral, significa que essas cidades estão maximizando o uso de seus recursos disponíveis para obter bons resultados acadêmicos, medidos pelo desempenho no SAEB. Cidades eficientes podem servir como benchmarks, ou seja, modelos de referência para outras capitais que não estão operando de forma tão eficiente. Vale ressaltar que Belém e Salvador são eficientes na utilização de seus recursos em comparação às demais DMU entretanto carecem de melhorias em sua infraestrutura de educação dado seus *inputs* e *outputs* com valores absolutos baixos.

O estudo verificou que alguns recursos tem correlação positiva com o desempenho educacional. A presença de bibliotecas e o uso de tecnologias como equipamentos multimídia mostraram um bom nível de correlação com o desempenho superior no SAEB. A eficiência dessas capitais não está apenas relacionada à quantidade de recursos disponíveis, mas também à forma como esses recursos são geridos e aplicados no processo de ensino-aprendizagem. Goiânia, por exemplo, foi a capital com melhor desempenho no SAEB e a que mais serviu de referência para as capitais menos eficientes, reforçando que o sucesso escolar vai além de simples investimentos financeiros e envolve uma gestão otimizada dos recursos educacionais.

As capitais que apresentaram maior ineficiência, como Porto Alegre e Brasília, apesar de terem recursos relativamente abundantes, enfrentam desafios relacionados ao aproveitamento desses recursos para melhorar os resultados educacionais.

Como limitação deste estudo, destaca-se o foco restrito às 14 capitais brasileiras classificadas como metrópoles, bem como a utilização de um conjunto limitado de variáveis disponíveis em bases públicas, o que pode não contemplar todas as nuances que influenciam a eficiência educacional, como fatores socioeconômicos mais específicos ou aspectos qualitativos do processo de ensino-aprendizagem. Como sugestão de estudos futuros propõe-se a ampliação da amostra para outros municípios e uma avaliação comparativa sob uma abordagem qualitativa das unidades, buscando identificar as iniciativas e práticas de gestão e docência relevantes para resultado eficiente no desempenho.

6. REFERÊNCIAS

AGASISTI, T.; DE OLIVEIRA RIBEIRO, C.; MONTEMOR, D. S. The efficiency of Brazilian elementary public schools. International Journal of Educational Development, v. 93, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijedudev.2022.102627>

BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis. *Management Science*, v. 30, n. 9, p. 1078–1092, 1984.

BARTHOLO, T. L.; KOSLINSKI, M. C.; TYMMS, P.; CASTRO, D. L. Perda de aprendizagem e desigualdade de aprendizagem durante a pandemia de Covid-19. *Ensaio: Avaliação e Políticas Públicas em Educação*, v. 31, n. 119, p. 1-24, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0104-40362022003003776>

BRASIL. Lei n.º 13.005, de 25 de junho de 2014. Aprova o Plano Nacional de Educação - PNE e dá outras providências. Diário Oficial da União: seção 1, Brasília, DF, 26 jun. 2014.

BRASIL. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Regiões de influência das cidades: 2018. Rio de Janeiro: IBGE, 2020.

BRASIL. Ministério da Educação. Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP). Censo Escolar. Disponível em: <https://www.gov.br/inep>. Acesso em: 13 set. 2024.

CARDOSO, I. G.; LACERDA, D. P.; PIRAN, F. S. A DEA model to assess the educational system in Brazil. *International Journal of Management in Education*, v. 15, n. 3, p. 245–275, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1504/IJMIE.2021.114944>

CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, v. 2, n. 6, p. 429–444, 1 nov. 1978.

COHEN, J. Statistical power analysis for the behavioral sciences. 2. ed. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 1988.

EMROUZNEJAD, A.; YANG, G. A survey and analysis of the first 40 years of scholarly literature in DEA: 1978–2016. *Socio-Economic Planning Sciences, Recent developments on the use of DEA in the public sector*. v. 61, p. 4–8, 1 mar. 2018.

HANUSHEK, E. A. Chapter 13 - Education production functions. In: BRADLEY, Steve; GREEN, Colin (Orgs.). *The Economics of Education (Second Edition)*. [S.I.]: Academic Press, 2020. p. 161–170.

HUNG, L. T.; THUY, D. T. T.; THIEN, T. V. Factors affecting high school students' academic performance: a case study in Vietnam. *International Journal of Evaluation and Research in Education (IJERE)*, v. 14, n. 3, p. 2236–2248, 1 jun. 2025.

JOHNES, Jill; PORTELA, M.; THANASSOULIS, E. Efficiency in education. *Journal of the Operational Research Society*, v. 68, n. 4, p. 331–338, 1 abr. 2017.

MANSOUR, N. et al. Modeling the factors influencing secondary students' performance in stem subjects. *Journal of Baltic Science Education*, v. 23, n. 3, p. Continuous, 2024.

MELLO, J. C. C. B. S. et al. Análise de envoltória de dados no estudo da eficiência e dos benchmarks para companhias aéreas brasileiras. *Pesquisa Operacional*, v. 23, p. 325–345, ago. 2003.

MEZA, L. A. et al. Free Software for Decision Analysis - A Software Package for Data Envelopment Models. In: 7TH International Conference on Enterprise Information Systems. Proceedings of the Seventh International Conference on Enterprise Information Systems. Miami, United States: SciTePress - Science and Technology Publications, 2005. DOI: <https://doi.org/10.5220/0002548802070212>

MOTA, T. R. A.; MEZA, L. A. The use of DEA as a tool to evaluate public expenditure on education: an analysis of the cities of the state of Rio de Janeiro. *Anais da Academia Brasileira de Ciências*, v. 92, n. 2, e20190187, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1590/0001-3765202020190187>

QUEIROZ, M. V. A. B.; SAMPAIO, R. M. B.; SAMPAIO, L. M. B. Dynamic efficiency of primary education in Brazil: Socioeconomic and infrastructure influence on school performance. *Socio-Economic Planning Sciences*, v. 70, p. 100738, 1 jun. 2020.

SALGADO, A. P.; SOUZA, M. A.; PONGELUPPE, P. C. W. Indicadores e metas para avaliação do desempenho escolar: uma análise DEA de dois estágios do IDEB de escolas públicas municipais. *Ensaio: Avaliação e Políticas Públicas em Educação*, v. 29, n. 113, p. 899–933, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0104-40362021002902760>

WANKE, P. et al. The Impact of School Infrastructure and Teachers' Human Capital on Academic Performance in Brazil. *Evaluation Review*, v. 48, n. 4, p. 636–662, 1 ago. 2024.

ZUBIR, M. Z. et al. Approach in inputs & outputs selection of Data Envelopment Analysis (DEA) efficiency measurement in hospitals: A systematic review. *PLOS ONE*, v. 19, n. 8, p. e0293694, 14 ago. 2024.