57º SBPO
SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
Gramado • RS
DE 5 A 9 DE OUTUBRO DE 2025

ANÁLISE DAS VARIÁVEIS AMBIENTAIS NO CONTEXTO NORMATIVO DOS CUSTOS OPERACIONAIS DAS DISTRIBUIDORAS BRASILEIRAS DE ENERGIA ELÉTRICA, DESDE O 3CRTP

Tatielle Menolli Longhini
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Minas Gerais
R. Mato Grosso, 02 - Bairro - Vista Alegre, Ibirité – MG
tatielle.longhini@ifmg.edu.br

Marcelo Azevedo Costa
Universidade Federal de Minas Gerais
Av. Pres. Antônio Carlos, 6627 - Pampulha, Belo Horizonte – MG
macosta@ufmg.br

Bruno de Almeida Vilela
Universidade Federal do Espírito Santo
Avenida Fernando Ferrari, 514, Campus Universitário de Goiabeiras, Vitória-ES
brunoavilela@gmail.com

RESUMO

A partir do terceiro ciclo de revisão tarifária periódica, a ANEEL passou a adotar o método Data Envelopment Analysis (DEA) para definir os custos operacionais das distribuidoras de energia elétrica, utilizando benchmarking para distinguir itens gerenciáveis e não gerenciáveis. Apesar das diferentes realidades regionais das concessionárias, o modelo regulatório não trata de forma específica as variáveis ambientais que podem afetar custos e eficiência. Este estudo analisa Notas Técnicas e consultas públicas sobre o tema, revelando que a inclusão dessas variáveis em modelos de segundo estágio geralmente não apresenta significância estatística, podendo gerar resultados contraintuitivos. Embora o debate sobre sua incorporação seja relevante, ainda faltam evidências sólidas sobre seus reais impactos. A ausência de consenso metodológico reforça a necessidade de mais estudos empíricos. Enquanto isso, a ANEEL justifica a utilização de intervalos de confiança para lidar com as incertezas nas estimativas de eficiência operacional das distribuidoras.

PALAVRAS-CHAVE. fatores ambientais; heterogeneidade regional; especificidade; custos operacionais; Operadores de Sistema de Distribuição (OSD); variáveis contextuais.

ANALYSIS OF ENVIRONMENTAL VARIABLES IN THE REGULATORY CONTEXT OF THE OPERATING COSTS OF BRAZILIAN ELECTRICITY DISTRIBUTORS SINCE THE 3CPTR

ABSTRACT

Since the third cycle of periodic tariff review, ANEEL has adopted the Data Envelopment Analysis (DEA) method to define the operational costs of electricity distribution companies, using benchmarking to distinguish between manageable and non-manageable items. Although distribution companies operate under different regional conditions, the regulatory model does not specifically address environmental variables that may affect costs and efficiency. This study analyzes Technical Notes and public consultations on the topic, revealing that the inclusion of such variables in second-stage models generally lacks statistical significance and may produce counterintuitive results. While the debate on their incorporation remains relevant, there is still no solid evidence of their actual impacts. The lack of methodological consensus highlights the need for further empirical research. In the meantime, ANEEL justifies the use of confidence intervals to address uncertainties in the estimation of operational efficiency for electricity distributors.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212627
https://proceedings.science/p/212627?lang=pt-br

KEYWORDS. environmental factors; regional heterogeneity; specificity; operational costs; Distribution System Operators (DSO); contextual variables.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212627
https://proceedings.science/p/212627?lang=pt-br

1. Introdução

Desde o terceiro ciclo de revisão tarifária periódica (3CRTP), a ANEEL adota o modelo de Análise Envoltória de Dados (DEA) para estimar o desempenho relativo das distribuidoras de energia, definindo os custos operacionais eficientes com base na eficiência técnica [Charnes et al. 1978; Lopes 2015]. Esse método influencia diretamente as receitas permitidas e, consequentemente, as tarifas cobradas dos consumidores. No entanto, fatores como dados ausentes, outliers e variáveis contextuais podem comprometer a precisão dos escores de eficiência obtidos [Mesquita 2017; Silva et al. 2019], agravando-se ainda mais devido à heterogeneidade regional e de mercado enfrentada pelas distribuidoras brasileiras [Silva 2019].

O tratamento das variáveis contextuais no DEA é amplamente debatido, especialmente por seu impacto sobre a aferição de eficiência. Segundo [Silva, Costa e Lopes-Ahn 2022], embora não seja um tema novo, ainda não há consenso sobre a melhor forma de incorporá-las. Em geral, recorre-se a modelos de segundo estágio, utilizando regressões para avaliar o efeito dessas variáveis sobre os escores de eficiência. Tais análises pressupõem hipóteses estatísticas como normalidade dos resíduos ou censuramento das variáveis, o que justifica o uso de modelos como Regressão Linear Ordinária (OLS), Tobit e métodos baseados em máxima verossimilhança [McDonald 2009; Hoff 2007], além das abordagens propostas por [Simar e Wilson 2007] e [Banker e Natarajan 2008].

Apesar da relevância das contribuições acadêmicas, a prática regulatória no Brasil ainda resiste à incorporação de modelos de segundo estágio no cálculo dos custos operacionais eficientes. A ANEEL promove audiências e consultas públicas para subsidiar suas decisões com base na participação social [ANEEL 2010; ANEEL 2014; ANEEL 2020], mas as propostas recebidas não resultaram em mudanças metodológicas significativas quanto à consideração de variáveis ambientais nas análises de eficiência [ANEEL 2010; ANEEL 2014; ANEEL 2020; Gil et al. 2017]. Esse processo é inerentemente gradual e iterativo, como mostram experiências internacionais de reforma regulatória [Pollitt 2004].

Diante desse contexto, este estudo investigou como a regulação brasileira tem abordado, nas normativas da ANEEL, o impacto das variáveis ambientais sobre o desempenho operacional das distribuidoras desde o 3CRTP. Foram examinadas Notas Técnicas associadas às Audiências Públicas 040/2010, 023/2014 e à Consulta Pública 062/2020, abrangendo o período de 2010 a 2024. A análise, apresentada nas seções seguintes, explora os fundamentos do modelo DEA, a evolução da regulação no Brasil e o tratamento dado às variáveis contextuais, com foco nos ajustes metodológicos, nos resultados empíricos e nas limitações enfrentadas pela regulação vigente.

2. Revisão bibliográfica

2.1. Aplicação do modelo DEA no setor de energia elétrica e os ajustes com variáveis contextuais

O modelo DEA é uma técnica não paramétrica de programação linear que calcula escores de eficiência relativa comparando insumos e produtos entre unidades de decisão semelhantes (DMUs) [Emrouznejad e Yang 2017; Cooper, Seiford e Zhu 2011]. Objetiva maximizar resultados com o menor uso possível de recursos [Bogetoft 2013]. Originalmente proposto por [Farrell 1957] e expandido por [Charnes, Cooper e Rhodes 1978] e [Banker et al. 1984], o modelo atribui pesos ótimos às variáveis e gera escores entre 0 e 1 (1 indica eficiência total).

No setor de distribuição de energia elétrica, estimar custos operacionais eficientes é um desafio que envolve empresas, reguladores e pesquisadores. A abordagem por benchmarking, especialmente com o uso do DEA, tem se consolidado na regulação tarifária por sua capacidade de estimar custos mínimos e identificar empresas eficientes, promovendo equilíbrio entre lucro, qualidade do serviço e tarifas [Haney e Pollitt 2009; 2011]. O modelo DEA é o método de benchmarking mais utilizado nesse setor, representando 11% das aplicações globais entre 1978 e 2012, com adoção por cerca de 50% dos países europeus e 30% da América Latina [Mesquita 2017; Lampe e Hilgers 2015; Zhou et al. 2008]. Sua transparência e simplicidade facilitaram sua adoção regulatória [Altoé et al. 2017; Haney e Pollitt 2013], sendo amplamente empregado em empresas de distribuição [Forsund e Kittelsen 1998; Jamasb et al. 2006; Emrouznejad e Yang 2018].

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212627
https://proceedings.science/p/212627?lang=pt-br

Entretanto, apesar da flexibilidade do DEA em lidar com múltiplas variáveis, a presença de variáveis ambientais pode distorcer os escores de eficiência [Ray 1988]. Comparar DMUs operando sob diferentes condições exige ajustes metodológicos por meio de uma segunda etapa com modelos de regressão [Silva et al. 2019]. A ausência desses ajustes pode gerar estimativas imprecisas [Nieswand e Seifert 2018], e estudos demonstram que variáveis contextuais impactam significativamente a performance das empresas do setor [Llorca, Orea e Pollitt 2016; Jamasb, Orea e Pollitt 2012; 2010; Nillesen e Pollitt 2010; Yu, Jamasb e Pollitt 2009]. Embora o DEA não exija suposições paramétricas, pode produzir estimadores consistentes e permitir diferentes interpretações sobre eficiência [McDonald 2009; Banker e Natarajan 2008; Hoff 2007].
Diversas abordagens foram propostas para incorporar variáveis ambientais ao modelo DEA. O segundo estágio sugerido por [Ray 1988] propõe três passos: cálculo dos escores de eficiência, identificação de variáveis externas e regressão estatística desses fatores sobre os escores. São comuns métodos como regressão Tobit, OLS, máxima verossimilhança e modelos truncados [Johnson e Kuosmanen 2012; McDonald 2009], embora não haja consenso quanto à melhor alternativa. Outros métodos incluem o agrupamento de DMUs com base em variáveis ambientais [Coelli et al. 2005], a introdução dessas variáveis como não discricionárias no modelo [Zhu e Cook 2007], comparações entre pares semelhantes [Banker e Morey 1986], e a segmentação da amostra em subgrupos com base em variáveis categóricas [Charnes, Cooper e Rhodes 1981]. A maioria dos estudos foca em avaliar os efeitos dessas variáveis nos escores de eficiência e na significância estatística dos modelos.

2.1.1. Regulação da distribuição de energia no Brasil e o impacto das variáveis contextuais no desempenho operacional

A reforma do setor elétrico brasileiro teve início nos anos 1990 com a criação da ANEEL, que regula receitas e preços das DSOs em ciclos de 4 a 5 anos [Savoia e Moreira 2012; Bogetoft e Otto 2011], adotando incentivos regulatórios para estimular inovação, reduzir custos e melhorar a qualidade dos serviços [Altoé et al. 2017].
No 1º e 2º Ciclos de Revisão Tarifária (até 2010), utilizou-se o modelo de empresa de referência [Mesquita 2017], baseado em simulações virtuais, mas com alto custo e risco de interferência regulatória [Banker et al. 2017; Souza et al. 2007]. A partir do 3º Ciclo (2011–2014), adotou-se o modelo DEA como *benchmark*, mantido até o 5º ciclo, finalizado em 2024.
Embora eficaz, o DEA pressupõe homogeneidade entre empresas, o que não reflete as condições brasileiras [Bogetoft e Lopes 2015; Bogetoft e Otto 2011; Zhou et al. 2008]. No modelo da ANEEL, desvios da fronteira indicam ineficiências, mas a comparação com benchmarks lineares tem limitações [Campos 2018]. Além disso, fatores ambientais afetam o desempenho das DSOs [Bogetoft e Lopes 2015].
Estudos sobre o Brasil destacam o impacto das diferenças regionais e a adoção de DEA de segundo estágio e técnicas de clusterização como formas de incorporar variáveis contextuais [Ferreira et al. 2023; Campos et al. 2022; Mayrink, Panaro e Costa 2021; Mineti 2020; Silva 2019, 2015; Silva et al. 2018; Lambertucci 2018; Machado et al. 2018; Gil et al. 2017; Machado, Mello e Roboredo 2016; Alves e Mello 2015; Leme et al. 2014]. Segundo [Silva 2019], um modelo mal especificado pode distorcer a regulação, reforçando a importância de considerar fatores ambientais na análise da eficiência das distribuidoras.

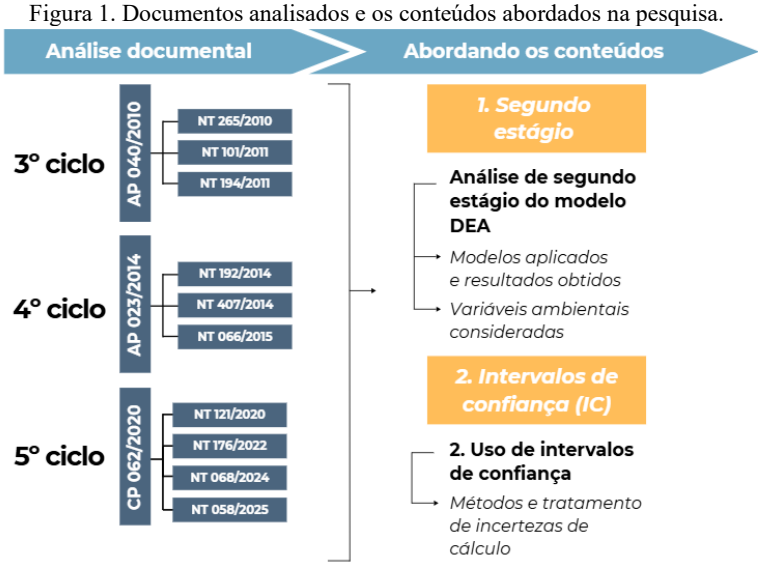
3. Metodologia

Este trabalho analisou a abordagem normativa sobre a influência das variáveis ambientais no desempenho das DSOs, com base nas Notas Técnicas das APs 040/2010 e 023/2014 e da CP 062/2020, que discutiram a metodologia de cálculo dos custos operacionais regulatórios. A pesquisa seguiu uma abordagem exploratória e indutiva [Creswell 2014; Yin 2009; Eisenhardt 1989; Creswell 2013; Glaser e Strauss 1967], utilizando análise documental [Bardin 2011; Gil 2008] das NTs emitidas nessas consultas públicas. As categorias de análise (Figura 1) foram

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212627
https://proceedings.science/p/212627?lang=pt-br

definidas a partir de uma leitura exploratória dos documentos, focando na influência das variáveis ambientais no desempenho operacional das distribuidoras.

Figura 1. Documentos analisados e os conteúdos abordados na pesquisa.



Fonte: resultados da pesquisa.

A análise do segundo estágio do DEA considerou os modelos propostos, os métodos estatísticos utilizados e a avaliação dos resultados, bem como as variáveis ambientais testadas e os critérios adotados para sua seleção. Também foram examinados os procedimentos aplicados para construção de intervalos de confiança e o tratamento das incertezas. A análise documental foi conduzida em ordem cronológica, buscando sintetizar a evolução das discussões normativas ao longo do tempo.

4. Resultados e discussões

4.1. Análise de segundo estágio

Audiência Pública 040/2010

A NT 265/2010 introduziu a aplicação do modelo DEA em dois estágios para avaliar a influência de variáveis ambientais nos custos operacionais das distribuidoras. No segundo estágio, manteve-se o agrupamento das empresas por tamanho de mercado. As variáveis testadas incluíram ano da amostra (Tendência), Salário Médio regional, Densidade de Consumidores (por área e por transformador), Índice de Precipitação e Índice de Complexidade (associado a perdas não técnicas). Os cálculos seguiram o algoritmo adaptado de Simar e Wilson (2007), com inferências estatísticas baseadas em médias e intervalos definidos por quartis da distribuição acumulada. Foram testados 20 modelos no total — 6 para pequenas empresas e 14 para grandes — variando os conjuntos de variáveis ambientais e os produtos (Unidades Consumidoras ou Mercado combinados com Rede), uma vez que não há modelo único para estimar os custos regulatórios.

Embora algumas variáveis não tenham mostrado alta significância estatística em todos os modelos, a NT 265/2010 manteve variáveis relevantes e coerentes, já que a normativa não estabeleceu critérios claros para exclusão. Durante o processo de contribuição pública, foram sugeridas melhorias, como a adoção de modelos alternativos (Banker & Natarajan, 2008; Simar & Wilson, 2007), a substituição da média pela mediana nos parâmetros estimados e a eliminação do uso do DEA em dois estágios. Também foram indicados novos critérios para incluir variáveis, como percentual de mercado de alta tensão, unidades consumidoras por conjunto geoelétrico e outros fatores ambientais.

Em resposta, a NT 101/2011 revisou a regressão do segundo estágio, adotando a mesma especificação de variáveis ambientais, com modelos de regressão ajustados: o Algoritmo I adaptado de Simar & Wilson (2007), o modelo de Banker & Natarajan (2008) e o modelo Tobit. Modelos com variáveis de baixa significância foram descartados, e novas variáveis foram

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212627
https://proceedings.science/p/212627?lang=pt-br

introduzidas, como Densidade de Raios, Depreciação, Índices de Mobilidade e Redes Subterrâneas. A eficiência estimada pelo DEA foi mantida como variável dependente, e os fatores ambientais foram considerados variáveis independentes no modelo de segundo estágio.

Nos modelos de grande porte, a variável Salário Médio teve maior relevância no ajuste do segundo estágio, seguida de Índice de Precipitação, Percentual da Base 100% Depreciada, Índice de Complexidade e Unidades Consumidoras por Área. Já nas empresas de menor porte, o Índice de Precipitação se destacou, seguido por Percentual da Base 100% Depreciada, Salário Médio e Unidades Consumidoras por Área. A homogeneidade salarial nas pequenas empresas fez com que o Índice de Complexidade fosse excluído, dado que essas empresas apresentam uma complexidade reduzida.

Embora as variáveis ambientais selecionadas capturassem fatores influentes na produtividade das distribuidoras, a ANEEL observou que elas passaram a ter um peso excessivo na explicação da eficiência, em alguns casos superando fatores como o número de consumidores, extensão da rede e mercado. Como resultado, a NT 101/2011 sugeriu a mudança de abordagem, abandonando o ajuste dos escores de eficiência pela correlação com variáveis ambientais, alinhando-se com práticas regulatórias internacionais.

A NT 294/2011 excluiu variáveis como Densidade de Raios, Redes Subterrâneas e Índices de Mobilidade, pois não apresentaram impacto significativo. Também passou a considerar a variável holding, que avalia o controle acionário das empresas. Os testes realizados na NT 294/2011 foram similares aos da NT 101/2011, com três métodos de estimação e ajustes nas variáveis: a substituição de Unidades Consumidoras por Área por Unidades Consumidoras por Conjunto e a exclusão do Percentual da Base 100% Depreciada, que poderia ser gerida pelas empresas.

Os resultados indicaram que a correção das eficiências estimadas no primeiro estágio, com variáveis ambientais, pode gerar diferenças significativas de até 60 pontos percentuais entre empresas de diferentes regiões. A ANEEL identificou três possíveis explicações para essa superestimação das variáveis ambientais: (i) correlação espúria, (ii) mensuração imprecisa e (iii) conservadorismo do DEA. Por fim, a NT 294/2011 recomendou a manutenção do tratamento adotado na NT 101/2011, sem ajustes dos escores de eficiência com base nas variáveis ambientais.

Audiência Pública 023/2014

A Audiência Pública 023/2014 foi aberta com a NT 192/2014, que testou diversas variáveis ambientais relacionadas aos custos operacionais das distribuidoras de energia, utilizando o conceito de "área de atuação", com um raio de 1 km em torno da rede. As variáveis testadas foram:

- Adensamento: relacionado à dispersão da área de concessão.
- Complexidade Social: associada ao combate às perdas e inadimplência.
- Clima: relacionado à adversidade climática.
- Mobilidade: associada à dificuldade de acesso na área de concessão.

O método utilizado pela NT 192/2014 no segundo estágio foi regressar os escores de eficiência do primeiro estágio contra as variáveis ambientais, e corrigir os escores usando o vetor médio das variáveis. Essa abordagem permitiu testar a influência das variáveis ambientais por meio de regressões de segundo estágio com os modelos MQO e Tobit. Embora alguns testes tenham mostrado significância, a maioria não indicou correlação estatisticamente relevante ou trouxe resultados contraintuitivos.

A NT 192/2014 confirmou que as variáveis ambientais influenciam os custos operacionais, mas não conseguiu identificar um padrão claro entre a eficiência e os desafios das áreas de concessão. Isso pode ser explicado por: (i) essas características já estarem refletidas no primeiro estágio, (ii) a inadequação das variáveis à realidade ou (iii) a irrelevância do impacto dessas variáveis. Com isso, a recomendação foi manter os escores do primeiro estágio sem ajustes.

A NT 407/2014 aprofundou o conceito de separação dos custos das distribuidoras em três componentes: (i) custo eficiente, (ii) custos derivados de fatores ambientais fora do controle das concessionárias, e (iii) a parcela de ineficiência gerencial. A dificuldade principal do regulador está

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212627
https://proceedings.science/p/212627?lang=pt-br

em distinguir custos de especificidades não observadas da ineficiência gerencial, devido à assimetria de informações.
Novos testes com as variáveis ambientais da NT 192/2014 indicaram que poucos modelos apresentaram significância estatística. Isso não significa que os custos extras em algumas áreas de concessão não existam, mas que as variáveis ambientais analisadas não foram determinantes na explicação das diferenças de eficiência.
Por fim, a NT 066/2015 reafirma que o modelo adotado no ciclo tarifário anterior já incorporava análises conservadoras, como intervalos de confiança, trajetórias graduais e eficiência média, para lidar com incertezas. A ANEEL argumenta que a inclusão de custos extras por especificidades e medidas de incerteza poderia resultar em erro metodológico, com uma possível dupla contagem. Portanto, a NT 407/2014 decidiu não aplicar a correção por segundo estágio e, em vez disso, utilizar os intervalos de confiança para estimar as eficiências.

Consulta Pública 062/2020

Mesmo após as conclusões do ciclo anterior de revisão, a CP 062/2020 realizou novos testes de variáveis ambientais utilizando modelos DEA de segundo estágio. A NT 121/2020 iniciou esses testes avaliando 16 variáveis ambientais, incluindo vegetação, queimadas, pluviosidade, raios, declividade, acesso às instalações, densidade das unidades consumidoras e idade média dos ativos. Foram realizadas 65.535 regressões Tobit entre os escores de eficiência do primeiro estágio e todas as combinações possíveis das variáveis pré-selecionadas, excluindo as seis concessionárias do grupo Eletrobrás. Com um p-valor de 10% para o teste de significância estatística, inicialmente foram descartadas as regressões com variáveis não significativas, bem como aquelas com coeficientes incoerentes.
No final, apenas nove modelos apresentaram coeficientes significativos, mas nenhum atendeu aos critérios de admissão. Restaram quatro modelos, que foram avaliados utilizando Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), classificados pelo coeficiente de determinação (R^2) e submetidos a testes de significância e coerência. A análise revelou que apenas variáveis climáticas permaneceram nos modelos, com destaque para: (i) altura da vegetação; (ii) vegetação alta; (iii) precipitação; (iv) temperatura.
Contudo, o regulador apontou que, por a modelagem de segundo estágio assumir que os escores DEA resultam exclusivamente dos fatores exógenos analisados, a presença de poucos fatores pode superestimar sua influência. Além disso, as variáveis mantidas nos modelos eram comuns a concessionárias com desempenho insatisfatório (anteriormente sob controle do grupo Eletrobrás), levantando dúvidas sobre sua adequação para explicar as diferenças de eficiência. A conclusão foi de que não havia um nexo causal forte entre as variáveis exógenas e a eficiência de custos operacionais, sendo desnecessárias correções de segundo estágio.
As NTs 176/2022 e 068/2024 replicaram os testes da NT 121/2020, excluindo variáveis como Densidade de Rede e aquelas associadas à depreciação de ativos. Foram testadas 8.191 regressões Tobit com 13 variáveis pré-selecionadas, e os critérios de admissibilidade dos coeficientes e significância estatística foram mantidos. Modelos com variáveis não significativas ou coeficientes incoerentes foram descartados, restando seis modelos avaliados pelo método MQO, com R^2 variando entre 0,32 e 0,08. Nos modelos mais explicativos, três variáveis foram mantidas: (i) precipitação acumulada média anual; (ii) quantidade média de focos de calor por km²; (iii) temperatura média anual.
A análise dos resultados reforçou a conclusão de que há um fraco nexo de causalidade entre as variáveis exógenas e a eficiência de custos operacionais estimada no primeiro estágio. Os modelos apresentaram baixa capacidade explicativa, confirmando que não havia necessidade de correções de segundo estágio. A NT 068/2024, ao concluir a CP 062/2020, propôs limites máximos e mínimos do custo operacional, encerrando o ciclo de testes.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212627
https://proceedings.science/p/212627?lang=pt-br

4.2. Intervalos de confiança

Audiência Pública 040/2010

Na NT 265/2010, os resultados do 2º estágio foram organizados com base no porte das empresas, agrupando-as por sua posição no ranking e pelos custos operacionais regulatórios em relação aos custos reais. A análise estabeleceu intervalos de custos operacionais eficientes, definidos pelos limites superior e inferior, com base no agrupamento das empresas e multiplicados pelo custo apurado no último ano do período analisado.

Posteriormente, as NTs 101/2011 e 294/2011 sugeriram tratar as variáveis ambientais como parte da margem de erro, reconhecendo que a incerteza não é simétrica. Nesse modelo, as empresas situadas em áreas menos favoráveis teriam maior tolerância na avaliação de eficiência, enquanto as empresas localizadas em áreas mais favoráveis seriam avaliadas com maior rigor. Em vez de ajustar diretamente os escores do primeiro estágio, propuseram que as variáveis ambientais fossem levadas em consideração na definição dos intervalos esperados de eficiência.

A análise de regressão do DEA em dois estágios foi utilizada para testar estatisticamente a influência das variáveis ambientais, com o objetivo de reconhecer a incerteza do modelo e adotar uma abordagem conservadora. Os limites de variação foram definidos em 20%, com ajustes conforme a correção ambiental. Para concessionárias com custos médios mais altos, o intervalo de variação foi ajustado para +20% e 0%, corrigindo uma possível subestimação da eficiência. Já para as concessionárias com custos médios mais baixos, o ajuste foi de 0% a -20%, levando em conta a possibilidade de superestimação da eficiência.

Audiência Pública 023/2014

Na AP 023/2014, o regulador testou as variáveis ambientais, mas não encontrou significância estatística, optando por não realizar ajustes. A ANEEL, por sua vez, defendeu o uso de intervalos de confiança via bootstrap como alternativa, alegando que essa abordagem também captura as especificidades das empresas. Dessa forma, as NTs 407/2014 e 066/2015 sugeriram uma abordagem conservadora, utilizando o bootstrap para estimar intervalos de confiança robustos, levando em conta os custos reais das distribuidoras, o que ajuda a mitigar imprecisões, embora essa técnica possa reduzir os incentivos à eficiência.

A NT 407/2014 destacou a dificuldade enfrentada pelo regulador para definir metas de eficiência: por um lado, reduções tarifárias excessivas poderiam inviabilizar o serviço, enquanto margens de erro amplas poderiam enfraquecer os incentivos à eficiência e perpetuar desigualdades. O desafio, portanto, é equilibrar conservadorismo regulatório, estímulos à eficiência e sustentabilidade do serviço. A proposta foi combinar essas abordagens com eficiência média e trajetórias graduais, para ajustar os custos operacionais, o que foi mantido na NT 066/2025.

A técnica de bootstrap, adotada nas NTs 407/2014 e 066/2015, é amplamente utilizada no modelo DEA para calcular intervalos de confiança das eficiências. O processo segue os seguintes passos:

1. Cálculo das estimativas de eficiência das empresas.
2. Geração de uma amostra aleatória de eficiências via bootstrap.
3. Cálculo de um novo conjunto de insumos com base nas eficiências geradas pelo bootstrap.
4. Recalculo das eficiências considerando a amostra bootstrap de empresas.
5. Repetição dos passos 2 a 4 várias vezes para obter um intervalo de confiança para as estimativas de eficiência.

Esses passos resultam na geração de 2000 amostras bootstrap, que possibilitam o cálculo dos intervalos de confiança para cada empresa. As fórmulas para o cálculo do intervalo de confiança para a empresa "k" são:

$$\theta_{inf}^{k} = \theta^{k}.\frac{\theta_{2,5\%}^{kb}}{\theta_{50\%}^{kb}}$$

$$\theta_{sup}^{k} = \theta^{k}.\frac{\theta_{92,5\%}^{kb}}{\theta_{50\%}^{kb}}$$

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212627
https://proceedings.science/p/212627?lang=pt-br

Onde:
θ_{inf}^{k}: limite inferior do intervalo de eficiência para a empresa "k";
θ_{sup}^{k}: limite superior do intervalo de eficiência para a empresa "k";
θ^{k}: eficiência estimada pelo modelo DEA para a empresa "k" conforme eficiências estimadas;
$\theta_{92,5\%}^{kb}$: eficiência superior dentre as amostras de *bootstrap*;
$\theta_{2,5\%}^{kb}$: eficiência inferior dentre as amostras de *bootstrap*;
$\theta_{50\%}^{kb}$: eficiência mediada dentre as amostras de *bootstrap*;

Diferente da abordagem tradicional que ajusta a fronteira de eficiência para remover viés amostral, as NTs 407/2014 e 066/2015 normalizaram os intervalos de confiança em torno da eficiência originalmente estimada. A NT 066/2015 esclarece que os intervalos de confiança ajudam a mitigar fatores não contemplados no modelo e recomenda que sejam mantidos, ao invés de ajustar diretamente a eficiência. Empresas com escores abaixo de 50% tendem a apresentar intervalos menores, possivelmente devido à baixa comparabilidade entre elas. Embora fatores socioeconômicos e ambientais influenciem a eficiência, dificuldades gerenciais anteriores também impactam os resultados. Para casos extremos, a proposta é utilizar uma abordagem específica.

Consulta Pública 062/2020
Reconhecendo que os modelos de DEA são simplificações da realidade e que o método é determinístico, com limitações em capturar especificidades, as NTs 121/2020, 176/2022 e 068/2024 decidiram pela manutenção do método bootstrap, conforme o ciclo tarifário anterior. A escolha se baseou no rigor científico e na robustez do método, mesmo sendo complexo. No entanto, a necessidade de aperfeiçoamento foi identificada, com a introdução do parâmetro de largura de banda (bandwidth), que influencia a suavização da curva gerada pelo bootstrap. Esse parâmetro é ajustado automaticamente de acordo com a dispersão e o tamanho da amostra, conforme o método proposto por Silverman (1986):

$$h = 0{,}9 \times A \times n^{-0{,}2}$$

Onde:
h: parâmetro bandwith de suavização da curva;
n: número de concessionárias
A: estimativa adaptada da dispersão ($A = \min(\sigma, \frac{IIQ}{1{,}34})$
σ: desvio-padrão dos escores de eficiência calculado pelo modelo DEA
IIQ: intervalo interquartil dos escores de eficiência calculado pelo modelo DEA.

A NT 176/2022 estabeleceu que o bootstrap seria aplicado em 21 modelos com diferentes combinações de restrições de pesos, e o resultado final seria obtido pela média desses modelos. Para garantir a precisão e evitar inconsistências nos cálculos das eficiências médias, foi realizada uma análise para remoção de outliers entre as 2.000 eficiências estimadas para cada empresa, utilizando o critério de boxplot. Os testes realizados, com e sem o filtro de outliers, confirmaram sua eficácia na remoção de outliers, sem afetar os resultados das demais empresas.
Entretanto, a NT 068/2024 identificou inconsistências em algumas iterações. Como resultado, foi adotado um mecanismo de remoção de outliers nas 2.000 eficiências calculadas para cada empresa. Embora a abordagem de média dos 21 modelos tenha sido descartada, o procedimento de remoção de outliers foi mantido para garantir a confiabilidade dos resultados.

4.3. Discussões
A inclusão de variáveis ambientais nos modelos DEA da ANEEL tem fundamentação teórica, mas enfrenta limitações significativas, como baixa robustez estatística, inconsistências metodológicas e dificuldade em capturar efeitos contextuais. A adoção de abordagens conservadoras, como intervalos de confiança via bootstrap, reduz incertezas, mas não resolve desigualdades estruturais.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212627
https://proceedings.science/p/212627?lang=pt-br

A exclusão dessas variáveis pode ocultar impactos reais de fatores climáticos, geográficos e socioeconômicos, comprometendo a justiça regulatória. Nesse sentido, Campos et al. (2022) destacam que, apesar dos avanços na regulação por incentivos, a aplicação de boas práticas em benchmarking ainda precisa evoluir, pois não há consenso sobre o método mais adequado diante das variações no contexto produtivo e ambiental.

Os desafios incluem a definição e mensuração comparável das variáveis, a sensibilidade do DEA à escolha de insumos e produtos, a dificuldade em lidar com variáveis não discricionárias e interações não lineares, e a ausência de critérios normativos claros para inclusão ou ponderação. Mesmo com a evolução no uso de variáveis geoespaciais e socioeconômicas, poucos fatores apresentaram consistência estatística, revelando que maior sofisticação não garante melhor captura dos efeitos ambientais. Como observa Silva (2019), um único componente ambiental dificilmente é suficiente para ajustar as ineficiências em todo o território brasileiro, tornando necessária a reavaliação metodológica para contemplar diferenças regionais e ambientais.

Além disso, a falta de padronização prejudica a comparabilidade entre distribuidoras, e a definição de escores de eficiência com variáveis ambientais requer uma análise crítica para evitar distorções e subjetividade (Mesquita, 2017). A avaliação em dois estágios, por sua vez, apresenta vulnerabilidades relacionadas à sensibilidade na escolha de variáveis e à qualidade dos dados, sendo essencial a validação e padronização das informações para garantir a precisão dos resultados, dado que o DEA é sensível a outliers (Coelli et al., 1998). Campos (2018) argumenta que a busca por metodologias alternativas ou pelo aprimoramento das existentes pode superar tais limitações, proporcionando maior clareza sobre variáveis e dados, além de fomentar debates qualificados em audiências públicas.

O estudo recomenda: (i) modelos econométricos mais flexíveis que superem limitações do Tobit; (ii) técnicas de clusterização para segmentar concessionárias semelhantes; e (iii) uso de dados em painel para captar efeitos dinâmicos. Também defende a adoção de DEA com variáveis não discricionárias, abordagens interdisciplinares e comparações internacionais, além de ampliar o escopo regulatório para considerar qualidade, inovação e equidade.

A discussão sobre as particularidades das concessões demanda a redução da assimetria de informações pelo regulador. A ANEEL, na NT 407/2014, reconheceu que a assimetria nas estimativas de eficiência pode ser atenuada, mas não eliminada, por meio de investigação aprofundada e do cálculo de intervalos de confiança. O regulador deve equilibrar tarifas justas e incentivos à eficiência, ajustando parâmetros para melhorar a precisão dos cálculos e, assim, conciliar viabilidade financeira e bem-estar social (Mesquita, 2017).

Nesse contexto, Bauer (1990) ressalta que as informações oriundas dos modelos de eficiência têm impacto direto na formulação de políticas econômicas viáveis. Em um ambiente regulatório dinâmico, os agentes reguladores funcionam como ponte entre governo, setor privado e sociedade, promovendo reformas que assegurem a sustentabilidade dos marcos regulatórios (Mesquita, 2017). Bolt (2014) complementa que a regulação é um processo contínuo de aprendizado, que envolve a evolução dos procedimentos e a revisão dos preços, visando proteger consumidores e aprimorar os mecanismos de incentivo às empresas reguladas.

5. Considerações finais

Este estudo analisou a abordagem das variáveis ambientais na regulação dos custos operacionais das distribuidoras de energia elétrica no Brasil, com base nas normativas do 3CRTP e audiências públicas. Destaca-se a necessidade de melhorar a qualidade dos dados e garantir a homogeneidade histórica e consistência nos métodos de contabilização para evitar distorções no benchmarking. A heterogeneidade ambiental no Brasil ainda é tratada como ineficiência operacional, e definir variáveis ambientais adequadas é desafiador, exigindo critérios objetivos voltados à sustentabilidade do setor.

Embora os resultados das análises de segundo estágio não tenham mostrado significância estatística, a influência das variáveis ambientais deve ser considerada, sugerindo a aplicação de novos modelos para uma análise mais completa. A metodologia de intervalos de confiança, baseada

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212627
https://proceedings.science/p/212627?lang=pt-br

no *bootstrap*, avalia apenas a sensibilidade dos escores aos insumos e produtos, sem considerar o impacto das variáveis ambientais. O estudo também aponta a limitação do conjunto de dados e a necessidade de aprimorar continuamente a qualidade dos dados.
Este trabalho enfatiza a importância de considerar a heterogeneidade ambiental e operacional na regulação, propondo melhorias nos métodos e na inclusão de variáveis externas para um setor elétrico mais sustentável e equitativo.

Referências

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA - ANEEL. Audiência Pública 023/2014. Disponível em: https://antigo.aneel.gov.br/web/guest/audiencias-publicas-antigas?p_auth=Cb92vxei&p_p_id=participacaopublica_WAR_participacaopublicaportlet&p_p_lifecycle=1&p_p_state=normal&p_p_mode=view&p_p_col_id=column-2&p_p_col_pos=1&p_p_col_count=2&_participacaopublica_WAR_participacaopublicaportlet_ideParticipacaoPublica=892&_participacaopublica_WAR_participacaopublicaportlet_javax.portlet.action=visualizarParticipacaoPublica. Acesso em: 10 fev. 2025.
AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA - ANEEL. Audiência Pública 040/2010. Disponível em: https://antigo.aneel.gov.br/web/guest/audiencias-publicas-antigas?p_auth=wwLZv1eT&p_p_id=participacaopublica_WAR_participacaopublicaportlet&p_p_lifecycle=1&p_p_state=normal&p_p_mode=view&p_p_col_id=column-2&p_p_col_pos=1&p_p_col_count=2&_participacaopublica_WAR_participacaopublicaportlet_ideParticipacaoPublica=462&_participacaopublica_WAR_participacaopublicaportlet_javax.portlet.action=visualizarParticipacaoPublica. Acesso em: 10 fev. 2025.
AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA - ANEEL. Consulta Pública 062/2020. Disponível em: https://antigo.aneel.gov.br/web/guest/consultas-publicas?p_auth=ttsZG9TW&p_p_id=participacaopublica_WAR_participacaopublicaportlet&p_p_lifecycle=1&p_p_state=normal&p_p_mode=view&p_p_col_id=column-2&p_p_col_pos=1&p_p_col_count=2&_participacaopublica_WAR_participacaopublicaportlet_ideParticipacaoPublica=3477&_participacaopublica_WAR_participacaopublicaportlet_javax.portlet.action=visualizarParticipacaoPublica#:~:text=A%202%C2%AA%20FASE%20DA%20CONSULTA,regulat%C3%B3rios%2C%20a%20ser%20aplicada%2C%20a. Acesso em: 10 fev. 2025.
Emrouznejad, A.; Yang, G. A survey and analysis of the first 40 years of scholarly literature in dea: 1978–2016. Soc Econ Plann Sci, 61 (2018), pp. 4-8
Altoé, A. V.; Costa Jr., N.; Lopes, A. L. M.; Veloso, T. R. M.; Saurin, V. Technical Efficiency And Financial Performance In The Brazilian Distribution Service operators, Socio-Economic Planning Sciences, Volume 59, 2017, Pages 79-92, Issn 0038-0121, https://doi.org/10.1016/j.seps.2017.01.003.. DOI: https://doi.org/10.1016/j.seps.2017.01.003.
Banker, R. D., & Natarajan, R. (2008). Evaluating contextual variables affecting productivity using data envelopment analysis. Operations Research, 56(1), 48–58. https://doi.org/10.1287/opre.1070.0415 DOI: https://doi.org/10.1287/opre.1070.0415
Banker, R. D.; Natarajan, R. Evaluating contextual variables affecting productivity using data envelopment analysis. Operations Research, v. 56, n. 1, p. 48-58, 2008. DOI: 10.1287/opre.1070.0415.
Bardin, L. Análise de conteúdo. 4. ed. São Paulo: Edições 70, 2011.
Bauer, P.W. Recent Developments in the Econometric Estimation of Frontiers, Journal of Econometrics, vol. 46, p. 39-56, 1990
Bogetoft, P.; Lopes, A. L. M. Comments on the Brazilian benchmarking model for energy distribution regulation: fourth cycle of tariff review — technical note 407/2014. 2015. Disponível em: http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/audiencia/dspListaContribuicao.cfm?attAnoAud=2014&attIdeFasAud=938&attAnoFasAud=2015&id_area=13.. Acessado: 14 nov. 2024..
Bolt, C. (2014). UK experience of utility regulation since 2003 and outlook. Utilities Policy, 31, 173–177.
Campos, M. S., Costa, M. A., Gontijo, T. S., & Lopes-Ahn, A. L. (2022). Robust stochastic frontier analysis applied to the Brazilian electricity distribution benchmarking method. Decision Analytics Journal, 3, 100051. https://doi.org/10.1016/j.dajour.2022.100051 DOI: https://doi.org/10.1016/j.dajour.2022.100051
Campos, M. S. 2018. Uma análise robusta de benchmarking utilizando o método de fronteira estocástica bayesiano aplicado às empresas brasileiras de distribuição de energia. Tese (doutorado) - Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212627
https://proceedings.science/p/212627?lang=pt-br

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, 1978.
Coelli, T. J., Rao, P., & Battese, G. E. (1998). An introduction to efficiency and productivity analysis (pp. 263–288). Kluwer Academic Press.
Cook, Wade D. and Joe Zhu. “Classifying inputs and outputs in data envelopment analysis.” Eur. J. Oper. Res. 180 (2007): 692-699.
Cooper, W.W., Seiford, L.M. and Zhu, J. (2011) Data Envelopment Analysis: History, Models, and Interpretations. In: Cooper, W.W., Seiford, L.M. and Zhu, J., Eds., Handbook on Data Envelopment Analysis, Springer US, New York, 1-39. http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4419-6151-8_1
Creswell, J. W. (2013). Qualitative inquiry and research design: Choosing among five approaches (3rd ed.). Sage Publications.
Eisenhardt, K. M. (1989). Building theories from case study research. The Academy of Management Review, 14(4), 532–550. https://doi.org/10.2307/258557 DOI: https://doi.org/10.2307/258557
Emrouznejad, A., & Yang, G. (2018). A survey and analysis of the first 40 years of scholarly literature in DEA: 1978–2016. Socio-Economic Planning Sciences, 61, 4–8.
Farrell, M. J. (1957). The measurement of productive efficiency. Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General), 253–290.
Ferreira, Á. L., Castro, T. C. de, Costa, M. A., Ribeiro, S. H. R., & Monteiro, I. G. (2023). Financial sustainability disparities among energy distribution companies: A multi-factor study case in Brazil. SN Business & Economics, 3, Article 109. https://doi.org/10.1007/s43546-023-00484-7 DOI: https://doi.org/10.1007/s43546-023-00484-7
Forsund, F. R., & Kittelsen, S. A. C. (1998). Productivity development of Norwegian electricity distribution utilities. Resource and Energy Economics, 20(3), 207–224.
Gil, A. C. (2008). Métodos e técnicas de pesquisa social (6ª ed.). Atlas.
Gil, G. D. R., Costa, M. A., Lopes, A. L. M., & Mayrink, V. D. (2017). Spatial statistical methods applied to the 2015 Brazilian energy distribution benchmarking model: Accounting for unobserved determinants of inefficiencies. Energy Economics, 64, 373–383.
Haney, A. B., & Pollitt, M. G. (2009). Efficiency analysis of energy networks: An international survey of regulators. Energy Policy, 37(12), 5814–5830.
Haney, A. B., & Pollitt, M. G. (2011). Exploring the determinants of “best practice” benchmarking in electricity network regulation. Energy Policy, 39(12), 7739–7746.
Haney, A. B.; Pollitt, M. G. International benchmarking of electricity transmission by regulators: A contrast between theory and practice? Energy Policy, v. 62, p. 267–281, 2013.
HOFF, Ayoe. Second stage DEA: Comparison of approaches for modelling the DEA score. European Journal of Operational Research, v. 181, n. 1, p. 425–435, 2007.
Jamasb, Tooraj & Orea, Luis & Pollitt, Michael, 2012. "Estimating the marginal cost of quality improvements: The case of the UK electricity distribution companies," Energy Economics, Elsevier, vol. 34(5), pages 1498-1506.
JASMAB, T.; POLLITT, M. International benchmarking and regulation: an application to European electricity distribution utilities. Energy Policy, v. 31, n. 15, p. 1609-1622, 2003.
Johnson, A. L., & Kuosmanen, T. (2012). One-stage and two-stage DEA estimation of the effects of contextual variables. European Journal of Operational Research, 220(2), 559–570.
L. Araujo Alves and J. Carlos Correia Baptista Soares Mello, "Weights based clustering in Data Envelopment Analysis using Kohonen Neural Network: An Application in Brazilian Electrical Sector," in IEEE Latin America Transactions, vol. 13, no. 1, pp. 188-194, Jan. 2015, doi: 10.1109/TLA.2015.7040647.
Lampe, H. W., & Hilgers, D. (2015). Trajectories of efficiency measurement: A bibliometric analysis of DEA and SFA. European Journal of Operational Research, 240(1), 1–21. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.04.041 DOI: https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.04.041
Leme, R. C., Paiva, A. P., Steele Santos, P. E., Balestrassi, P. P., & Galvão, L. D. L. (2014). Design of experiments applied to environmental variables analysis in electricity utilities efficiency: The Brazilian case. Energy Economics, 45, 111–119.
Llorca, M.; Orea, L.; Pollitt, M. G. Efficiency and environmental factors in the US electricity transmission industry. Energy Economics, v. 55, p. 234–246, 2016. DOI: https://doi.org/10.1016/j.eneco.2016.02.004. DOI: https://doi.org/10.1016/j.eneco.2016.02.004.
Machado, L. G., Soares de Mello, J. C. C. B., & Roboredo, M. C. (2016). Efficiency Evaluation of Brazilian Electrical Distributors Using DEA Game and Cluster Analysis. IEEE Latin America Transactions, 14(11), 4499-4505.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212627
https://proceedings.science/p/212627?lang=pt-br

Mayrink, V. D., Panaro, R. V., & Costa, M. A. (2021). Structural equation modeling with time dependence: An application comparing Brazilian energy distributors. Energy Economics, 105, 353–383. https://doi.org/10.1016/j.eneco.2021.105535 DOI: https://doi.org/10.1016/j.eneco.2021.105535

Mcdonald, J. Using least squares and Tobit in second stage DEA efficiency analyses. European Journal of Operational Research, v. 197, n. 2, p. 792–798, 2009.

MESQUITA, Roberto De Barros. Regulação de custos de distribuição de energia elétrica: uma análise comparativa das abordagens de benchmarking utilizadas em países europeus e latino-americanos. 2017. 216 f. : il., gráfs e tabs. Tese (Doutorado) - Universidade Federal de Minas Gerais, Centro de Pós-Graduação e Pesquisas em Administração. Orientadora: Ana Lúcia Miranda Lopes.

Nieswand, M., & Seifert, S. (2018). Environmental factors in frontier estimation – A Monte Carlo analysis. European Journal of Operational Research, 265(1), 133–148. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.07.047 DOI: https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.07.047

Nillesen, P.; Pollitt, M. Using regulatory benchmarking techniques to set company performance targets: The case of US electricity. Competition and Regulation in Network Industries, v. 11, n. 1, 2010. p 50-85.

Bogetoft, P. Performance benchmarking measuring and managing performance. Springer (2013).

Pollitt, M. Electricity reform in Chile. Lessons for developing countries. Journal of Network Industries, n. 3-4, p. 221–262, 2004.

Rajiv D. Banker, Abraham Charnes, William Wager Cooper. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. Manag Sci, 30 (9) (1984), pp. 1078-1092

Silva, A. V. Benchmarking modeling for cost incentive regulation of Brazilian electricity companies. 2019. 1 recurso eletrônico (106 f. : il., color.). Tese (Doutorado) - Universidade Federal de Minas Gerais.

Silva, A. V. Estimação paramétrica de escores de eficiência em 2 estágios: impacto das variáveis ambientais no ajuste das eficiências regulatórias das empresas brasileiras de distribuição de energia elétrica para o 4º ciclo de revisão tarifária periódica. 2015. 112 f., enc.: il. Orientador: Marcelo Azevedo Costa. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia, 2015.

Silva, A. V.; Costa, M. A.; Lopes, A. L.; Carmo, G. M.. A close look at second stage data envelopment analysis using compound error models and the Tobit model. Socio-Economic Planning Sciences, v. 65, p. 111-126, 2019. DOI: https://doi.org/10.1016/j.seps.2018.04.001 DOI: https://doi.org/10.1016/j.seps.2018.04.001

Silva, A. V.; Costa, M. A.; Lopes-Ahn, A. L.. Accounting multiple environmental variables in DEA energy transmission benchmarking modelling: The 2019 Brazilian case. Socio-Economic Planning Sciences, v. 80, p. 101162, mar. 2022. DOI: 10.1016/j.seps.2021.101162.

Simar, L., & Wilson, P. W. (2007). Estimation of efficiency in public services with cost and production frontiers. Managerial and Decision Economics, 28(2–3), 155–182. https://doi.org/10.1002/mde.1291 DOI: https://doi.org/10.1002/mde.1291

Souza, M., Souza, R., & Pessanha, J. (2007). Avaliação dos custos operacionais eficientes das distribuidoras de energia elétrica: um exercício com modelos de fronteira estocástica bayesiana. SPOLM, 1, 1–14.T. Jamasb, D. Newbery, M. Pollitt. Core indicators for determinants and performance of electricity sector reform in developing countries. Int. J. Regul. Govern., 6 (1) (2006), pp. 43-78

Yin, R. K. (2009). Case Study Research: Design and Methods (4th ed.). Thousand Oaks, CA: Sage Publications.

Yu, W.; Jamasb, T.; Pollitt, M. Does weather explain cost and quality performance? An analysis of UK electricity distribution companies. Energy Policy, v. 37, n. 11, p. 4177-4188, 2009.

Zhou, P., Ang, B., & Poh, K. (2008). A survey of data envelopment analysis in energy and environmental study. European Journal of Operational Research, 189(1), 1–18. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2007.04.042 DOI: https://doi.org/10.1016/j.ejor.2007.04.042

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212627
https://proceedings.science/p/212627?lang=pt-br