

EFICIÊNCIA DE CUSTOS OPERACIONAIS DAS COMPANHIAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA (CDEES) NO BRASIL: UMA APLICAÇÃO (DEA&TOBIT) EM DOIS ESTÁGIOS

Daniel de Pina Fernandes¹

Moisés de Andrade Resende Filho²

Os custos operacionais eficientes das Companhias Distribuidoras de Energia Elétrica (CDEEs), os quais são não observáveis pelo regulador, são vitais para a regulação do sistema tarifário brasileiro do setor de distribuição de energia elétrica. Os objetivos deste estudo são obter e analisar os escores de eficiência quanto aos custos operacionais (Opex) das CDEEs brasileiras em uma perspectiva de *yardstick competition*, admitindo que variáveis externas à gestão das CDEE (variáveis ambientais) podem afetar níveis de eficiência. Empregamos um procedimento de dois estágios (DEA&Tobit) em que, no primeiro estágio, obtemos escores de eficiência por *data envelopment analysis* (DEA), e, no segundo estágio, estimamos os efeitos das variáveis ambientais nos níveis de eficiência das CDEEs com os modelos Tobit, mínimos quadrados ordinários (MQO), regressão truncada e *bootstrap*. Concluímos que seria possível economizar 32,18% dos custos operacionais das CDEEs brasileiras e ainda manter o atual nível de distribuição de energia. Como as CDEEs brasileiras são muito heterogêneas em termos de eficiência, com 91,53% delas operando com escala ineficiente, há espaço para se redesenhar o mecanismo de incentivos em uso pela Agência Nacional de Energia Elétrica (Aneel). Além disso, como as CDEEs privadas e de maior porte são mais eficientes, há espaço para políticas de privatização e consolidação do setor de distribuição de energia no Brasil.

Palavras-chave: eficiência técnica; custos operacionais; empresas distribuidoras de energia elétrica; DEA; Tobit.

EFFICIENCY IN OPERATING COSTS OF THE BRAZILIAN ELECTRICITY DISTRIBUTION COMPANIES (CDEES): AN APPLICATION OF TWO-STAGE (DEA&TOBIT) ANALYSIS

The efficient operating costs of the Electric Energy Distribution Companies (CDEEs), which are not observable by the regulator, are vital for the regulation of the Brazilian tariff system of the electricity distribution sector. The objectives of this study are to obtain and analyze the operational cost efficiency (Opex) scores of Brazilian CDEEs from a yardstick competition perspective, assuming that variables external to the CDEEs management (environmental variables) can affect efficiency levels. We used a two-stage procedure (DEA&Tobit) where in the first stage we obtain efficiency scores by data envelopment analysis (DEA). In the second stage, we estimate the effects of environmental variables on the CDEEs efficiency levels with the Tobit, MQO, truncated regression and bootstrap models. We conclude that it is possible to save 32.18% of the operating costs of Brazilian CDEEs and still maintain the current level

1. Economista pela Universidade de Brasília (UnB). Diretor de economia da Associação Brasileira dos Investidores em Autoprodução de Energia (Abiape). E-mail: <danielpina2@gmail.com>.

2. PhD em *applied economics* pela University of Minnesota. Professor-associado do Departamento de Economia da UnB. E-mail: <moisesresende@unb.br>.

of energy distribution. As Brazilian CDEEs are very heterogeneous in terms of efficiency with 91.53% of them operating with inefficient scale, there is room to redesign the incentive mechanism in place. In addition, as the privately-owned and larger-sized CDEEs are more efficient, there is also room for policies toward privatization and consolidation of the Brazilian energy distribution sector.

Keywords: technical efficiency; operating costs; electricity distribution companies; DEA; Tobit.

COSTOS OPERATIVOS DEL EFICIENCIA DE LAS EMPRESAS DISTRIBUIDORAS DE ENERGÍA ELÉCTRICA (CDEES) EN BRASIL: UNA APLICACIÓN (DEA&TOBIT) EN DOS ETAPAS

Los costos operativos eficientes de las Compañías Distribuidoras de Energía Eléctrica (CDEEs), que no son observables por el regulador, son vitales para la regulación del sistema tarifario brasileño del sector de distribución de energía eléctrica. Los objetivos de este estudio son obtener y analizar los escores de eficiencia en cuanto a los costos operativos (Opex) de las CDEEs brasileñas en una perspectiva de criterio competitivo, admitiendo que variables externas a la gestión de las CDEEs (variables ambientales) pueden afectar niveles de eficiencia. Empleamos un procedimiento de dos etapas (DEA&Tobit) donde en la primera etapa obtenemos escores de eficiencia por *data envelopment analysis* (DEA). En la segunda etapa, estimamos los efectos de las variables ambientales en los niveles de eficiencia de los CDEEs con los modelos Tobit, MQO, regresión truncada y *bootstrap*. Concluimos que sería posible ahorrar el 32,18% de los costos operativos de las CDEEs brasileñas y aún mantener el actual nivel de distribución de energía. Como las CDEEs brasileñas son muy heterogéneas en términos de eficiencia con 91,53% de ellas operando con escala ineficiente, hay espacio para rediseñar el mecanismo de incentivos en uso por la Aneel. Además, como las CDEEs privadas y de mayor porte son más eficientes, hay espacio para políticas de privatización y consolidación del sector de distribución de energía en Brasil.

Palabras clave: eficiencia técnica; costos operativos; empresas de distribución de electricidad; DEA, Tobit.

EFFICACITÉ AUX COÛTS D'EXPLOITATION DES SOCIÉTÉS DE DISTRIBUTION D'ÉLECTRICITÉ BRÉSILIENNES (CDEES): APPLICATION DE L'ANALYSE (DEA&TOBIT) DE DEUX ÉTAPES

Les coûts d'exploitation efficaces des sociétés de distribution d'énergie électrique (CDEEs), qui ne sont pas observables par le régulateur, sont essentiels pour la réglementation du système tarifaire brésilien du secteur de la distribution d'électricité. Les objectifs de cette étude sont d'obtenir et d'analyser les scores d'efficacité opérationnelle (Opex) des CDEEs brésiliens du point de vue de la concurrence, en supposant que des variables externes à la gestion CDEEs (variables environnementales) peuvent affecter les niveaux d'efficacité. Nous avons utilisé une procédure en deux étapes (DEA&Tobit) où, dans un premier temps, nous obtenons des scores d'efficacité par analyse des enveloppes de données (DEA). Dans la deuxième étape, nous avons estimé les effets des variables environnementales sur les niveaux d'efficacité du CDEEs avec les modèles Tobit, MQO, la régression tronquée et le *bootstrap*. Nous avons conclu qu'il serait possible d'économiser 32,18% des coûts d'exploitation des CDEEs brésiliens tout en maintenant le niveau actuel de distribution d'énergie. Les CDEEs brésiliens étant très hétérogènes en termes d'efficacité, 91,53% d'entre eux opérant avec une échelle inefficace, il est possible de repenser le mécanisme

d'incitation utilisé par l'Aneel. En outre, les CDEEs privés et de grande taille étant plus efficaces, des politiques de privatisation et de consolidation sont possibles dans le secteur de la distribution d'énergie au Brésil.

Mots-clés: efficacité technique; coûts d'exploitation; sociétés de distribution d'électricité; DEA; Tobit.

JEL: H44; D24; L25; L94.

1 INTRODUÇÃO

O segmento de distribuição de energia elétrica no Brasil passou, nos últimos vinte anos, por importantes reformas, que introduziram e aperfeiçoaram mecanismos regulatórios com o intuito de aumentar a eficiência do monopólio natural de distribuição (Tovar, Ramos-Real e Almeida, 2011; Souza *et al.*, 2014). Com um esquema de regulação incentivada, regulamentado pelas Leis nºs 8.967/1995 (Lei Geral das Concessões) e 9.074/1995, passou-se a se estabelecer novas diretrizes para as Companhias Distribuidoras de Energia Elétrica (CDEEs) e reformulou-se o aparato institucional do setor elétrico, com a criação, em 1996, da Agência Nacional de Energia Elétrica (Aneel), o órgão regulador do setor elétrico no Brasil desde então. O esquema de regulação incentivada estabeleceu os direitos e as obrigações das concessionárias, e, com isso, gerou a necessidade de se conceber um sistema tarifário e regulatório que não compromettesse o equilíbrio econômico e financeiro destas. Para tanto, adotou-se um sistema tarifário baseado na estrutura de custos de cada segmento regulado do mercado de energia elétrica, inclusive do de distribuição (Ferreira, 2000).

O sistema tarifário do setor de distribuição elétrica no Brasil tem, desde 2003, se fundamentado em ciclos de revisão tarifária periódica (CRTPs), nos quais se define a tarifa máxima ou teto para os próximos quatro anos. Feito isto, a tarifa máxima passa a ser reajustada anualmente pelo Índice Geral de Preços – Mercado (IGP-M) descontado de um fator X também predefinido (Rezende, Pessanha e Amaral, 2014). O fator X corresponde à meta de ganho de produtividade, a qual deve ser repassada aos consumidores (Aneel, 2013), e é calculado com base em custos operacionais eficientes definidos no *benchmark* regulatório (Rezende, Pessanha e Amaral, 2014).

Os custos operacionais (Opex) representam, em média, 60% dos custos gerenciáveis das CDEEs (Aneel, 2013), e, por definição da Aneel, são o somatório dos custos com pessoal, materiais, serviço de terceiros, tributos, seguros relativos à distribuição e à comercialização e “outros custos operacionais”³ (Aneel, 2014). Como os Opex são muito flexíveis, e, assim, rapidamente ajustáveis, sofrem

3. Conforme Aneel (2014), “outros custos operacionais” são indenização por perdas e danos, consumo próprio de energia, despesas com estagiários, despesas com conselho de consumidores, despesas com comunicação interna, taxa de arrecadação e taxas bancárias.

grandes reduções tão logo é introduzida a regulação baseada em mecanismos de incentivo à eficiência (Aneel, 2013).

Apesar de cada CDEE tornar público o Opex quando da divulgação de resultados (Aneel, 2013), há um incentivo para que majore o valor divulgado, de modo a aumentar sua capacidade de negociar tarifas mais elevadas com o regulador. Nesse cenário de assimetria de informação, o regulador não é capaz de determinar o incentivo certo, pois um Opex majorado é compatível com um nível subótimo de esforço da CDEE para aumentar eficiência, o que acaba por se traduzir na cobrança de tarifas mais elevadas do consumidor final de energia (*ibidem*).

Com o intuito de mitigar o problema de assimetria de informação, tem-se adotado a análise comparativa (conhecida em inglês como *yardstick competition*), desenvolvida pelo economista Andrei Shleifer (1985). A análise *yardstick competition* consiste em inferir o nível de custo eficiente de uma empresa com base nos custos das outras empresas, tal que seja possível definir, por exemplo, intervalos de custos operacionais esperados em nível global (Aneel, 2013), como foi o caso do (último) 3º CRTP.

Embora seja clara a relevância da mensuração relativa de eficiência das CDEEs sob as bases do *yardstick competition*, restam ainda questões delicadas quanto à escolha do nível de referência para a eficiência (*benchmark*) e do método de mensuração dos níveis atuais de eficiência (Çelen, 2013). Outro desafio é identificar as empresas comparáveis, uma vez que parte da ineficiência atribuída a uma empresa pode decorrer de fatores que estão fora do controle desta (Aneel, 2013).

Diante da importância de se obter valores confiáveis de custos operacionais eficientes, o objetivo do presente trabalho é analisar a eficiência dos custos operacionais das CDEEs no Brasil em 2012, de modo a detectar as CDEEs tecnicamente eficientes e, por conseguinte, os custos operacionais eficientes de referência. Para isso, empregaremos uma análise em dois estágios (DEA&Tobit).

No primeiro estágio, aplicaremos o método de análise envoltória de dados (DEA, do inglês *data envelopment analysis*), de modo a obter os escores de eficiência por meio de variáveis que reflitam a sistematização produtiva do mercado distribuidor de energia elétrica no Brasil.

No segundo estágio estimamos o efeito de fatores ambientais fora do controle das CDEEs nos escores de eficiência obtidos no primeiro estágio, com a aplicação do modelo Tobit e alguns métodos de estimação concorrentes – mínimos quadrados ordinários (MQO), regressão truncada e *bootstrap*, de Simar e Wilson (2007). Por exemplo, investigamos se o tipo de propriedade (pública ou privada) afeta o nível de eficiência das CDEEs, o que pode servir como elemento de análise na questão da privatização ou estatização do setor.

Os resultados obtidos no presente artigo podem servir às próprias CDEEs, possibilitando que realizem análises comparativas, de modo a identificar ineficiências e formas de reduzi-las (Souza *et al.*, 2014). A agência reguladora do setor elétrico, no caso a Aneel, a qual tem por dever regular o monopólio natural de distribuição de energia elétrica no Brasil, pode utilizar esses resultados para avaliar o sistema tarifário de incentivos ao aumento de eficiência das distribuidoras, com vistas a tornar a tarifa paga pelo consumidor final de energia mais módica.

Em relação aos estudos preexistentes sobre eficiência das empresas no setor de distribuição de energia elétrica e que serão mais bem detalhados em uma seção subsequente do artigo, o presente estudo inova ao diagnosticar ineficiências técnicas das CDEEs em suas componentes ineficiência técnicas puras e ineficiências de escala. Com isso, considera-se explicitamente a heterogeneidade nas escalas de operação das CDEEs brasileiras (Aneel, 2014), admitindo-se que parte das ineficiências pode advir da escala de operação errada da CDEE. Para tanto, estimam-se, além do modelo DEA com retornos constantes de escala (DEA-CRS), os modelos DEA com retornos variáveis de escala (DEA-VRS) e com retornos não crescentes de escala (DEA-NIRS). Ademais, o presente trabalho contribui para a literatura nacional, ao aplicar uma estratégia empírica fundamentada em dois estágios (DEA&Tobit), a qual torna possível identificar as ineficiências técnicas das CDEEs no primeiro estágio e os fatores que as condicionam no segundo estágio. Em termos de resultados, o presente estudo corrobora resultados obtidos anteriormente na literatura, como, por exemplo, que uma CDEE será tecnicamente mais eficiente se for de propriedade privada, e não pública. No entanto, obtém resultados novos, como, por exemplo, que aproximadamente 79% das ineficiências técnicas das CDEEs brasileiras são devido a ineficiências técnicas puras e 21% devido a ineficiências de escala.

Este trabalho está organizado da seguinte forma: a seção 2 apresenta uma revisão de literatura sobre o conceito de eficiência em economia e trabalhos que fizeram análises de eficiência para o setor de distribuição de energia elétrica no Brasil. A seção 3 traz os principais aspectos da metodologia (DEA&Tobit) em dois estágios. A seção 4 apresenta e discute as variáveis, os dados e os resultados do DEA&Tobit. Por fim, na seção 5 constam as principais conclusões do trabalho.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1. Arcabouço teórico

O termo eficiência tem como referência o sistema produtivo de bens e serviços e tem como uma de suas mais referenciadas definições em economia a de Koopmans (1951):

(...) um gestor que produz dois ou mais produtos é eficiente se somente for factível aumentar a produção de um bem, diminuindo a produção de algum outro bem, ou se, mantido o nível de produção, não for tecnologicamente viável reduzir a quantidade de um insumo sem ter de incrementar a quantidade de algum outro insumo (Koopmans, 1951, p. 60).

A partir da definição de eficiência produtiva de Koopmans (1951), é possível estabelecer o conceito de eficiência técnica, o qual será utilizado no presente trabalho. Eficiência técnica corresponde à capacidade de minimizar a quantidade utilizada de insumos mantendo o nível de produção (perspectiva insumo-orientado) ou a capacidade de maximizar a produção mantendo a quantidade utilizada de insumos (perspectiva produto-orientado) (Bauer *et al.*, 1997). Por exemplo, sob a perspectiva produto-orientado, uma empresa é tecnicamente ineficiente se o seu nível de produção é menor do que o nível máximo de produção que poderia alcançar com a quantidade de recursos que utiliza (Bhattacharyya e Pal, 2013). As causas mais comuns de ineficiências técnicas são devido a erros gerenciais ou falhas de coordenação (O'donnell e Griffiths, 2006).

Após a formalização do conceito de eficiência técnica, é necessário estabelecer uma metodologia objetiva e precisa para mensurá-la. Sabe-se que a alternativa mais sofisticada atualmente é utilizar as chamadas técnicas de fronteira de eficiência, ou eficiência-X, em que a fronteira é o lócus geográfico de produção ótima (Souza *et al.*, 2014). As metodologias que utilizam esta alternativa calculam o desempenho de cada empresa, comparando-o ao da empresa de melhor desempenho, mantidos constantes os fatores exógenos de mercado (Bauer *et al.*, 1997). Assim, a fronteira de eficiência fornece um valor de score, segundo o qual é possível hierarquizar as empresas (Berger e Humphrey, 1997), e, além disso, segundo Tannuri-Pianto, Souza e Arcoverde (2009), justifica-se: porque a noção de fronteira de eficiência é consistente com o comportamento otimizador em teoria econômica; pelo fato de os desvios em relação à fronteira de eficiência apresentarem uma interpretação natural enquanto medida de eficiência; e pelas muitas aplicações políticas contidas na estrutura de fronteira.

A noção de eficiência-X, deste modo, apresenta informações confiáveis e legítimas de serem aplicadas, apesar de ainda não se ter um consenso sobre qual metodologia melhor aproxima a fronteira de eficiência. A despeito disso, as metodologias mais comumente utilizadas na estimação de fronteiras de eficiência são a análise de fronteira estocástica (SFA, do inglês *stochastic frontier analysis*) e a DEA.

Assim como outros modelos paramétricos, a SFA inclui um termo de erro composto, formado por choques aleatórios e de ineficiência para justificar

desvios da fronteira (Maúdos *et al.*, 2002). Os choques aleatórios são simétricos e são considerados fora do controle do tomador de decisões, por exemplo, por conta de incertezas nos mercados de produtos e insumos (Bhattacharyya e Pal, 2013). Assim, apesar de a SFA estimar uma medida de eficiência livre de impactos advindos de choques aleatórios, apresenta limitações devido às dificuldades em se estabelecer corretamente a especificação da forma funcional da fronteira e a distribuição de probabilidade das ineficiências (Souza, Souza e Pessanha, 2010).

O DEA adota uma abordagem não paramétrica e caracteriza-se por não impor qualquer restrição com respeito à distribuição de probabilidade das ineficiências com base em hipóteses *a priori* (Berger e Humphrey, 1997). No entanto, ao não impor, por exemplo, que o somatório dos erros em relação à fronteira de eficiência seja zero, o método DEA torna os escores de eficiência muito sensíveis a erros de medida (Jamasp e Pollit, 2001). Assim, o fato de se considerar que todo e quaisquer desvio em relação à fronteira de eficiência é devido à ineficiência técnica da empresa (Çelen, 2013) faz o nível médio de ineficiência no modelo DEA provavelmente ser maior que o obtido no modelo SFA (Bauer *et al.*, 1997).

2.2 Resultados de eficiência aplicados ao setor de distribuição de energia elétrica

O processo de transformação do setor elétrico nos anos 1990 não se restringiu ao Brasil, pois vários outros países também passaram por reformas visando aumentar a eficiência do setor (Jamasp e Pollit, 2001). Nesse contexto, o uso de ferramentas de *benchmarking* popularizou-se nos anos 1990, fazendo surgir os primeiros trabalhos de análise de eficiência aplicados às distribuidoras de energia elétrica (Zhou, Ang e Poh, 2008). Um dos primeiros trabalhos nessa linha foi o de Weyman-Jones (1991), o qual aplicou o método DEA a um conjunto de doze distribuidoras na Grã-Bretanha no período de 1986 a 1987. Depois dele, o número de estudos, abordagens e aspectos analisados aumentou progressivamente. Por exemplo, a análise de economias de escala, fatores ambientais⁴ e a relação entre propriedade público ou privada e eficiência estão entres os temas mais explorados (Kumbhakar e Hjalmarsson, 1998).

Os resultados dos principais trabalhos sobre eficiência aplicados ao setor de distribuição de energia elétrica no Brasil estão sumarizados no quadro 1.

4. Do inglês *environmental factors*, dizem respeito a variáveis externas à gestão da empresa que podem afetar a eficiência estimada, mas que não se relacionam necessariamente a fatores ligados ao meio ambiente.

QUADRO 1

Síntese dos resultados dos trabalhos sobre eficiência aplicados ao setor de distribuição de energia elétrica no Brasil

Autor	País	Período	Metodologia	Resultados
Resende (2002)	Brasil	1997-1998	DEA – 24 empresas	Demonstra que a introdução de um modelo de <i>yardstick competition</i> no setor de distribuição de energia elétrica no Brasil é viável e desejável, mas apresenta dificuldades devido à heterogeneidade das CDEEs e à base de dados pequena.
Mota (2004)	Brasil e Estados Unidos	1994 e 2000	DEA e SFA – quatorze empresas brasileiras e 72 americanas	Apesar de as CDEEs brasileiras aparentarem maior eficiência que as americanas, tal diferença não foi estatisticamente significante. O mesmo ocorre com relação à privatização das empresas brasileiras, que não apresentou um aumento de eficiência técnica das CDEEs estatisticamente significante.
Tannuri-Pianto, Souza e Arcoverde (2009)	Brasil	1993-2001	SFA – 22 empresas	O progresso técnico anual excede 5% no período analisado; a maior dispersão de consumidores reduz a eficiência; as empresas que detêm maior parcela de mercado são mais eficientes; ganho de eficiência com a especificação do modelo com VRS; e a privatização das CDEEs reduz as ineficiências das empresas.
Ramos-Real <i>et al.</i> (2009)	Brasil	1998-2005	DEA – dezessete empresas	A produtividade total dos fatores (PTF) do setor apresentou um aumento de 1,3% ao ano, enquanto o crescimento médio anual de mudança técnica foi de 2,1% e a taxa média de eficiência técnica no período foi de -0,8%, demonstrando que o aumento da produtividade deu-se devido às inovações tecnológicas no setor. Além disso, observa que os incentivos da reforma dos anos 1990 para aumentar a eficiência das CDEEs não surtiram efeito.
Souza, Souza e Pessanha (2010)	Brasil	2001	DEA e SFA – quarenta empresas	Quando o objetivo é somente a análise de eficiência, é importante o uso das duas abordagens (DEA e SFA), pois elas se complementam e permitem a avaliação da robustez dos resultados. As empresas do <i>cluster</i> de grande porte operam na região de rendimentos decrescentes de escala, enquanto as empresas do <i>cluster</i> de pequeno porte operam com rendimentos crescentes de escala. Já no <i>cluster</i> de médio porte, há empresas atuando com rendimentos crescentes e decrescentes de escala.
Tovar, Ramos-Real e Almeida (2011)	Brasil	1998-2005	SFA – dezessete empresas	A maior parte das companhias está se distanciando da fronteira de eficiência, especialmente no final do período analisado. O tamanho da empresa contribui positivamente com as mudanças na PTF, o que deve ser levado em conta pelo regulador ao analisar questões como fusão e aquisição, principalmente entre pequenas empresas.
Rezende, Pessanha e Amaral (2014)	Brasil	2003-2009	DEA – 59 empresas	O agrupamento das CDEEs baseado apenas no critério tamanho do mercado, como feito pela Aneel, não produz grupos suficientemente similares. Recomenda a adoção de alguma técnica multivariada, por exemplo, a análise de <i>clusters</i> . Detecta benefícios em se adotar uma avaliação cruzada para a definição do <i>benchmark</i> regulatório dos custos operacionais.

Elaboração dos autores.

Com base no quadro 1, percebe-se que os trabalhos sobre eficiência das CDEEs no Brasil iniciam-se somente a partir do ano 2000, época em que ainda

havia limitantes para se obter resultados consistentes devido ao tamanho e à qualidade das bases de dados disponíveis. Os trabalhos no quadro 1 indicam que o aumento da produtividade total dos fatores (PTF) no setor de distribuição de energia deu-se devido às inovações tecnológicas no setor, e não ao aumento da eficiência técnica das CDEEs, o que justifica o presente trabalho buscar detectar as ineficiências técnicas das CDEEs aplicando uma metodologia DEA&Tobit em dois estágios, a qual também permite investigar os fatores que levam às diferenças relativas de eficiência. Finalmente, os trabalhos no quadro 1 ressaltam a importância de se levar em conta a heterogeneidade das CDEEs, o que, no presente trabalho, é contemplado ao utilizarmos uma variável ambiental que capta o tamanho da CDEE segundo o tamanho do mercado em que esta atua.

3 METODOLOGIA

3.1 Primeiro estágio: DEA

O modelo DEA gera a fronteira de eficiência das unidades tomadoras de decisão (DMUs) na amostra, por meio da resolução de problemas de programação linear, tal que o conjunto de estratégias de melhor desempenho é formado pelas DMUs ou combinações lineares destas, que produzem mais para cada nível de insumos ou que utilizem menos insumos para cada nível de produção (Berger e Humphrey, 1997). Uma das principais vantagens da DEA é lidar com vários insumos e produtos ao mesmo tempo sem exigir qualquer hipótese prévia sobre a distribuição dos dados (Ji e Lee, 2010), o que elimina o problema de escolha arbitrária da forma funcional da SFA (Aneel, 2014). Além disso, o modelo DEA respeita as prioridades das DMUs, ao permitir que a estrutura de pesos de insumos e produtos seja estimada tal a trazer o maior benefício para cada DMU (Amado, Santos e Sequeira, 2013).

Destacamos aqui algumas fragilidades do modelo DEA, mas sempre com vistas a apresentar as medidas que adotamos para mitigá-las. Uma limitação do modelo DEA advém do próprio modo de construção da fronteira eficiente em que fatos exógenos à empresa, erros de mensuração contábil, erros de especificação e mesmo o acaso são inclusos no termo de ineficiência (Bauer *et al.*, 1997). Assim, o modelo DEA é sensível a *outliers* ou pontos discrepantes e erros de medida, o que pode afetar sensivelmente a mensuração das eficiências (Souza, Souza e Pessanha, 2010).

Outro problema do modelo DEA é devido à “maldição da dimensão”, isto é, quando se aumenta o número de variáveis do modelo, aumenta-se o viés dos resultados em favor das empresas analisadas (Aneel, 2014). Em outras palavras, observa-se um aumento da eficiência média das empresas quando mais variáveis são incluídas no modelo DEA. De modo a mitigar esse potencial problema,

no presente trabalho, buscamos reduzir ao máximo o problema de “maldição da dimensão”, escolhendo parcimoniosamente insumos e produtos a serem incluídos nos modelos DEA. Ademais, há um viés em favor de níveis elevados de eficiência ou viés para cima dos escores DEA, quando calculados em pequenas amostras (Zhang e Bartels, 1998; Cooper, Seiford e Tone, 2007). Por isso, utilizamos uma amostra contendo todas as CDEEs brasileiras.

O modelo insumo-orientado DEA com retornos variáveis de escala, ou simplesmente modelo DEA-VRS, ou ainda modelo DEA-BCC, em homenagem aos seus idealizadores – Banker, Charnes e Cooper (1984) –, consiste em resolver, para cada $DMU\ i = 1, \dots, n$, o problema de programação linear (PPL) $\min_{\theta, \lambda} \theta$, sujeito a:

$$\begin{aligned} -y_i + Y\lambda &\geq 0 \\ \theta x_i - X\lambda &\geq 0, \\ N_j'\lambda &= 1 \\ \lambda &\geq 0 \end{aligned} \tag{1}$$

em que o escalar θ é o escore de eficiência técnica ou máxima contração radial do vetor de insumos que assegura a produção observada da i -ésima DMU, tal que $0 < \theta \leq 1$ e a DMU é eficiente tecnicamente se $\theta = 1$; caso contrário, é ineficiente; λ é um vetor $n \times 1$ de pesos; y_i é o vetor $p \times 1$ observado das quantidades produzidas de cada um dos p produtos pela i -ésima DMU; Y é a matriz $p \times n$ resultante da concatenação horizontal dos n vetores y_j ; x_i é o vetor $s \times 1$ observado das quantidades utilizadas de cada um dos s insumos pela i -ésima DMU; e X é uma matriz $s \times n$ resultante da concatenação horizontal dos n vetores x_j ; a restrição $N_j'\lambda = 1$ impõe VRS, em que N_j é um vetor $n \times 1$ de uns; caso se substitua $N_j'\lambda = 1$ por $N_j'\lambda \leq 1$, estar-se-á impondo NIRS; e caso se retire $N_j'\lambda = 1$ do PPL (1), estar-se-á impondo CRS (Coelli *et al.*, 2005).⁵

Estimamos o modelo DEA-VRS, o qual possibilita contemplar a potencial heterogeneidade nas escalas de operação das CDEEs no Brasil (Aneel, 2014), e também os modelos DEA-NIRS e DEA-CRS, pois os escores de eficiência técnica no modelo DEA-CRS são também o resultado da multiplicação dos escores equivalentes de “eficiência técnica pura” do modelo DEA-VRS e a razão (SCALE) dos escores de eficiências dos modelos DEA-CRS e DEA-VRS. Assim, SCALE é uma medida de eficiência de escala, tal que se é menor que 1 indica que a DMU está operando com escala ineficiente; caso contrário, se é 1 a DMU está operando com escala eficiente, ou seja, com retornos constantes (Coelli *et al.*, 2005, p. 172-173).

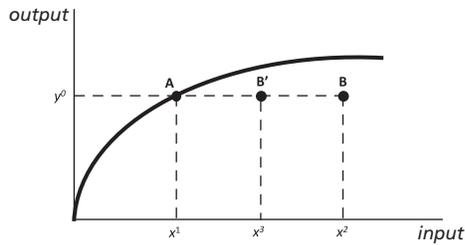
5. O procedimento utilizado para resolver o PPL (1) é um de *two-stage DEA model*. Vide detalhes em Ji e Lee (2010).

Ademais, se uma DMU está operando com escala ineficiente, é possível detectar o tipo de retorno de escala em que está operando, subtraindo o escore de eficiência da DMU no modelo DEA-NIRS do seu equivalente no modelo DEA-VRS. Se esta diferença é zero, a DMU está operando com retornos decrescentes; caso contrário, está operando com retornos crescentes (*ibidem*, p. 174).

3.2 Segundo estágio: modelo Tobit

Na subseção anterior tratamos da estimação DEA dos escores de eficiência das DMUs com base em variáveis sistemáticas produtivas ou variáveis discricionárias. No entanto, variáveis não discricionárias ou externas à gestão da empresa, ou simplesmente variáveis ambientais, também podem afetar a eficiência das DMUs, como na figura 1, retirada de Afonso e Aubyn (2006).

FIGURA 1
DEA e a influência das variáveis ambientais



Fonte: Afonso e Aubyn (2006).

Na figura 1, a DMU A está na fronteira de possibilidades de produção, ou, equivalentemente, é tecnicamente eficiente, pois emprega a quantidade mínima de insumo, x^1 , capaz de produzir y^0 . A DMU B utiliza uma quantidade maior de insumo, x^2 , para obter o mesmo nível de produção, y^0 , e, assim, é tecnicamente ineficiente. O escore de eficiência (insumo-orientado) da empresa B é calculado pela função distância, ou razão $0 < x^1/x^2 \leq 1$.

A ineficiência técnica da DMU B pode não ser somente devido à má utilização do insumo, mas também devido a fatores ambientais desfavoráveis. Assim, se tais fatores ambientais desfavoráveis desaparecessem, a DMU B poderia passar a usar a quantidade x^3 do insumo, que é menor que x^2 , para produzir y^0 unidades do produto. Dito de outra forma, cessado o ambiente desfavorável, a DMU B poderia passar a comportar-se como a DMU B', que está mais próxima da fronteira de produção, diminuindo, assim, a sua ineficiência técnica. Em suma, cessado o ambiente desfavorável, o escore de eficiência da firma B aumentaria de x^1/x^2 para x^1/x^3 , tornando-se mais próximo de 1.

Para considerar os efeitos de fatores ambientais no escore de eficiência das CDEEs, executamos o segundo estágio, empregando o modelo Tobit, que trata diretamente de variáveis dependentes censuradas, ou seja, variáveis cujo domínio é restrito, como, por exemplo, é o caso da medida de eficiência θ obtida no primeiro estágio por DEA, em que $0 < \theta \leq 1$. Seguindo Çelen (2013), assumimos que o escore de eficiência obtido no primeiro estágio por DEA-CRS para cada DMU, θ_p , é o resultado do seguinte processo estocástico:

$$\theta_i = \begin{cases} 0, & \text{se } \theta_i^* \leq 0 \\ \theta_p^*, & \text{se } 0 < \theta_i^* \leq 1, \\ 1, & \text{se } \theta_i^* > 1 \end{cases} \quad (2)$$

$$\theta_i^* = z_i' \beta + \varepsilon_i, \text{ com } \varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2), \quad (3)$$

em que θ_i^* é uma variável aleatória latente, z_i é o vetor $r \times 1$ observado das r variáveis ambientais para a i -ésima DMU, β é um vetor $r \times 1$ de parâmetros, ε_i é a i -ésima observação do erro identicamente e independentemente normalmente distribuído (iidN) de média zero e variância σ^2 . Com isso, θ_i é, por construção, censurado abaixo de 0 e acima de 1.

Para obter estimativas do vetor de parâmetros β com base nos valores observados de z_i e nos valores de θ_p , $i = 1, 2, \dots, n$ obtidos no primeiro estágio DEA, estimamos o modelo Tobit por máxima verossimilhança.

4 ANÁLISE EMPÍRICA

4.1 Dados e variáveis

A escolha adequada das variáveis produto e insumo a serem utilizadas é essencial à aplicação de modelos DEA para auferir a eficiência das DMUs. Diferentemente de modelos paramétricos como o SFA, devem-se empregar variáveis no DEA que podem ser modificadas em um período pelas DMUs, as quais são conhecidas como variáveis discricionárias (Çelen, 2013). Portanto, no primeiro estágio, empregamos variáveis relacionadas à gestão das DMUs para estimar os escores de eficiência. Por exemplo, como o objetivo deste estudo é traçar o perfil de eficiência das distribuidoras em relação a seus custos operacionais (Opex), tal variável entra necessariamente nos modelos. A inclusão de mais variáveis de insumos no modelo, como, por exemplo, o número de trabalhadores empregados pelas CDEEs, prejudicaria a análise do efeito dos custos operacionais (Aneel, 2014), o que nos fez considerar apenas Opex como insumo nos modelos.

Um aspecto relevante a ser observado ao se usar Opex como insumo refere-se às diferenças regionais de remunerações, pois impactam diretamente os

custos com pessoal e serviço de terceiros, os quais constituem parte significativa do Opex. Logo, se não se levar isso em conta, as CDEEs localizadas em regiões com custo de mão de obra mais baixo apresentariam níveis de eficiência maiores (Aneel, 2014). De modo a considerar esta questão nas análises, construímos o índice salarial regional, $IS^{Região}$ (vide detalhes no apêndice A). Este índice utiliza a composição das profissões mais relevantes em uma CDEE, segundo dados da Relação Anual de Informações Sociais (Rais) e conforme Ofício nº 376/2009 da Aneel (vide tabela 1), de modo a incorporar diferenças regionais de remunerações.

TABELA 1
Classificação Brasileira de Ocupações (CBO) no Ofício nº 376/2009 da Aneel

Descrição resumida	CBO	Próprios	Terceirizados	Total	Fator ponderador (%)
Eletricista	951105	2.226	24.428	26.653	22,8
Eletricista de alta tensão	732120	8.129	7.193	15.322	13,1
Agente administrativo	411010	6.034	3.755	9.790	8,4
Auxiliar técnico de eletricidade de linhas de transmissão	732105	3.957	4.505	8.462	7,2
Anotador de consumo de energia elétrica, água e gás	519940	972	5.551	6.523	5,6
Auxiliar administrativo de pessoal	411005	3.747	1.883	5.629	4,8
Auxiliar eletrotécnico	313105	3.922	827	4.749	4,1
Atendente central <i>telemarketing</i>	422315	1.465	2.188	3.653	3,1
Ajudante de eletricista	715615	671	1.586	2.257	1,9
Técnico de eletricidade	313130	1.718	459	2.176	1,9
Engenheiro eletricista	214305	1.695	93	1.788	1,5
Operador de teletendimento híbrido (<i>telemarketing</i>)	422310	25	1.451	1.477	1,3
Contramestre	860115	1.031	110	1.141	1,0
Analista de comercialização	253120	932	138	1.070	0,9
Eletricista instalador de alta e baixa tensão	731125	7	964	971	0,8
Administrador	252105	901	37	938	0,8
Chofer	782305	44	886	930	0,8
Zelador	514120	13	877	890	0,8
Eletrotécnico (produção de energia)	313110	836	51	887	0,8
Agente de segurança ferroviária	517330	22	827	849	0,7
Advogado	241005	296	509	804	0,7
Operador de eclusa	861205	804	-	804	0,7
Analista de comércio eletrônico	212405	371	407	778	0,7
Operador de quadro de alimentação	861110	629	72	701	0,6
Montador	374420	-	697	697	0,6
Técnico de manutenção elétrica	313120	585	21	606	0,5
Outros	-	9.797	6.573	16.370	14,0

Fonte: Aneel (2014).

Assim, criamos a variável custos operacionais ajustados da empresa i , $Opex_i^a$:

$$Opex_i^a = \frac{Opex_i}{IS_i^{Região}}, \quad (4)$$

em que $Opex_i$ são os custos operacionais da CDEE e $IS_i^{Região}$ é o índice salarial regional da região em que a CDEE i está localizada.

O objetivo de construir a variável custos operacionais ajustados da empresa i , $Opex_i^a$, é neutralizar o efeito das diferenças regionais e aumentar a comparabilidade das CDEEs (Aneel, 2014). Assim, utilizamos $Opex_i^a$, e não $Opex_i$, como insumo no primeiro estágio DEA da metodologia.

Os valores calculados do índice salarial regional por região estão na tabela 2.

TABELA 2
Valores calculados do índice salarial, $IS^{Região}$

Região	$IS^{Região}$ em 2012
Distrito Federal	1,21
Centro-Oeste	0,97
São Paulo	1,07
Rio de Janeiro	0,98
Sudeste	0,99
Nordeste	0,87
Norte	1,02
Sul	1,02

Elaboração dos autores.
Obs.: Vide apêndice A.

Fizemos ainda uma escolha meticulosa das variáveis que representam a produção no mercado distribuidor de energia elétrica, ou seja, dos produtos que representam adequadamente a realidade de uma empresa distribuidora de energia elétrica no Brasil. Assim, para retratar as múltiplas dimensões do serviço de distribuição de energia elétrica no Brasil, utilizamos, nas estimações, as variáveis produto, que, segundo Jamasb e Pollit (2001), são mais frequentemente utilizadas, quais sejam: energia entregue (em GWh); rede total (em km); e consumidores atendidos, em que energia entregue (em GWh) é uma *proxy* do total de energia distribuída pela concessionária, consumidores atendidos são uma *proxy* da quantidade de serviços prestados e a rede total capta a distribuição espacial dos consumidores dentro da área de concessão (Souza, Souza e Pessanha, 2010).

Partindo para o segundo estágio, observamos ser comum que pequenas distribuidoras recebam energia de uma distribuidora maior, o que elimina parte dos custos operacionais típicos de uma CDEE com o transporte e a transformação de energia (Aneel, 2014). No entanto, o combate às perdas não técnicas de energia na transmissão é mais comumente realizado por empresas de maior porte. De modo a considerar que CDEE de pequeno e de grande portes podem apresentar características operacionais bem diferentes (Aneel, 2014), criamos a variável grupo, a qual recebe 1 se a CDEE é de grande porte, ou seja, pertence ao grupo 1; e 0, se é de pequeno porte, ou seja, pertence ao grupo 2. Assim, seguindo o critério proposto pela Aneel (2014), as CDEEs com mercados maiores que 1 TWh/ano são consideradas empresas de grande porte (grupo 1), e as com mercados menores que 1 TWh/ano são consideradas de pequeno porte (grupo 2).

As variáveis externas à gestão da CDEE ou variáveis ambientais utilizadas no segundo estágio do procedimento adotado no presente estudo são apresentadas no quadro 2.

QUADRO 2
Variáveis ambientais no segundo estágio Tobit

Definição	Variável (nome)	Detalhes
Propriedade	Propriedade	Variável dicotômica que recebe 1 se a CDEE é de propriedade privada e 0 se a CDEE é de propriedade pública.
Perdas não técnicas	Perdas NT	Perdas de energia por roubos e fraudes em MWh.
Densidade de consumidores	Densidade de consumidores	Total de consumidores dividido pela área de concessão em pessoas/km ² .
Densidade de rede	Densidade de rede	Total de rede dividido pela área de concessão em km/km ² .
Descargas	Descargas	Média dos valores de ocorrência de descargas atmosféricas na área de concessão em número de descargas/km ² *ano.
Vegetação	Vegetação	Percentual da área de concessão coberta por vegetação natural em porcentagem.
Tamanho	Grande	Variável dicotômica que recebe 1 se a CDEE tem um mercado maior que 1 TWh/ano (grupo 1) e 0, caso contrário (grupo 2).

Elaboração dos autores.

As estatísticas descritivas das variáveis utilizadas no primeiro e no segundo estágios são apresentadas na tabela 3. As variáveis do tipo x e y são variáveis insumo e produto e são utilizadas nos modelos DEA. As variáveis do tipo z são variáveis ambientais e são utilizadas no segundo estágio Tobit.

TABELA 3
Estatísticas descritivas das variáveis insumo (x), produto (y) e ambientais (z) nos modelos DEA e Tobit

Variável	Tipo	Média	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo
$Opex_i$ (R\$)	x1	276.875,40	378.297,50	1.691,39	2.076.369,00
Energia entregue (GWh)	y1	4.967,20	7.189,08	13,19	37.622,45
Rede total (km)	y2	53.271,87	81.369,86	21,62	498.352,80
Consumidores atendidos (pessoas)	y3	1.144.230,00	1.600.650,00	2.743,00	7.483.776,00
Propriedade (0 ou 1)	z1	0,76	0,43	0	1
Perdas NT (MWh)	z2	567.310,70	1.066.594,00	0,00	6.574.471,00
Densidade de consumidores (pessoas/km ²)	z3	92,57	210,61	4,83	1.529,23
Densidade de rede (km/km ²)	z4	2,43	3,42	0,08	25,30
Descargas (em descargas/km ² *ano)	z5	6,84	3,08	0,54	15,43
Vegetação (%)	z6	0,22	0,19	0,01	0,94
Grande (0 ou 1)	z7	0,54	0,50	0	1

Elaboração dos autores.

A maior parte dos dados provém da base completa de análise de eficiência utilizada pela Aneel como suporte à Nota Técnica nº 192/2014 (Aneel, 2014). Apenas os dados sobre energia entregue foram coletados em tabelas obtidas no *sítio web* da Associação Brasileira de Distribuidoras de Energia Elétrica (Abradee, 2014).

4.2 Resultados do primeiro estágio do procedimento

Apesar de utilizarmos os escores do modelo DEA-CRS no segundo estágio, como mencionado na seção metodológica, também estimamos os modelos DEA-NIRS e DEA-VRS de modo a poder diagnosticar as ineficiências técnicas em termos de ineficiências técnicas puras e ineficiências de escala. Como foi necessário retirar quatro empresas da amostra porque não apresentavam dados disponíveis para o ano 2012, quais sejam: Companhia Paranaense de Energia (Copel), Companhia de Eletricidade do Amapá (CEA), Companhia Energética de Roraima (CERR) e Companhia Paulista de Energia Elétrica (CPEE), as estimativas dos escores de eficiência técnica ou custo eficiência das CDEEs do Brasil nos três modelos DEA na tabela 4 são para uma amostra de 59 CDEEs.

TABELA 4
Escores de eficiência nos modelos DEA-CRS, DEA-VRS e DEA-NIRS das CDEEs brasileiras

CDEE	CRS_TE (%)	VRS_TE (%)	NIRS_TE (%)	SCALE (%)	RTS
Celtins	100,00	100,00	100,00	100,00	-
Coelce	100,00	100,00	100,00	100,00	-
Jaguari	100,00	100,00	100,00	100,00	-
Muxfeldt	100,00	100,00	100,00	100,00	-
RGE	100,00	100,00	100,00	100,00	-
Coelba	99,43	100,00	100,00	99,43	DRS
Cosem	98,61	99,11	99,11	99,49	DRS
Piratinga	95,14	100,00	100,00	95,14	DRS
Celpe	91,88	93,26	93,26	98,52	DRS
AES Sul	91,20	98,84	98,84	92,27	DRS
Bandeirante	88,43	93,81	93,81	94,27	DRS
Cemar	86,29	88,42	88,42	97,60	DRS
CPFL Paulista	85,66	100,00	100,00	85,66	DRS
Elektro	82,99	96,09	96,09	86,37	DRS
Mococa	82,10	89,72	82,10	91,51	IRS
Light	81,47	95,15	95,15	85,62	DRS
Ampla	80,86	82,30	82,30	98,25	DRS
CSPE	80,34	83,96	80,34	95,70	IRS
Nova Palma	79,89	99,40	79,89	80,37	IRS
Cemat	79,51	97,05	97,05	81,93	DRS
Escelsa	78,76	79,25	79,25	99,39	DRS
ENE Paraiba	78,34	78,36	78,34	99,97	IRS
ENE Borborema	76,53	76,94	76,94	99,46	DRS
Eletropaulo	75,76	100,00	100,00	75,76	DRS
ENE Minas Gerais	75,07	75,57	75,07	99,34	IRS
Celg	72,77	92,23	92,23	78,90	DRS
Santa Cruz	71,65	71,84	71,84	99,74	DRS
Enersul	69,58	71,07	71,07	97,90	DRS
Santa Maria	66,74	68,82	66,74	96,98	IRS
Cooperaliança	65,94	66,04	66,04	99,84	DRS
Cemig	65,15	100,00	100,00	65,15	DRS
Chesp	65,12	71,01	65,12	91,71	IRS

(Continua)

(Continuação)

CDEE	CRS_TE (%)	VRS_TE (%)	NIRS_TE (%)	SCALE (%)	RTS
Caiua	62,20	62,89	62,89	98,90	DRS
CEB	61,03	64,92	64,92	94,01	DRS
Bragantina	60,22	60,51	60,51	99,52	DRS
Eletroacre	59,62	60,36	59,62	98,78	IRS
ENE Sergipe	58,86	59,10	59,10	99,60	DRS
Sulgipe	57,40	58,64	57,40	97,88	IRS
Cepisa	57,23	57,24	57,23	99,98	IRS
Celesc	56,98	75,14	75,14	75,83	DRS
Nacional	56,41	57,11	57,11	98,77	DRS
Celpa	55,99	56,54	56,54	99,04	DRS
Demei	55,95	56,13	56,13	99,68	DRS
CFLO	55,34	56,19	56,19	98,47	DRS
Cocel	54,30	55,25	54,30	98,28	IRS
ENE Nova Friburgo	52,99	53,13	53,13	99,75	DRS
Ceron	52,95	53,05	52,95	99,80	IRS
Vale Parapanema	52,34	52,71	52,71	99,29	DRS
Iguaçu	52,20	54,80	52,20	95,27	IRS
Hidropan	50,93	51,09	51,09	99,69	DRS
Ceal	46,60	46,71	46,71	99,76	DRS
CEEE	42,67	44,12	44,12	96,70	DRS
AME	42,02	46,55	46,55	90,26	DRS
DME PC	40,45	42,08	42,08	96,12	DRS
Eletrocar	38,33	42,66	38,33	89,84	IRS
Forcel	34,00	44,55	34,00	76,33	IRS
Urussanga	32,03	40,84	32,03	78,42	IRS
João Cesa	25,64	94,30	25,64	27,19	IRS
Boa Vista	21,42	21,97	21,97	97,49	DRS
Média	67,82	73,51	71,18	93,07	-
Desvio-padrão	20,38	21,41	22,43	11,92	-
Mínimo	21,42	21,97	21,97	27,19	-
Máximo	100,00	100,00	100,00	100,00	-

Elaboração dos autores.

Obs.: CRS_TE é o escore de eficiência técnica no modelo DEA com CRS; VRS_TE é o escore de eficiência técnica no modelo DEA com VRS; SCALE é a eficiência de escala da DMU obtida pela razão CRS_TE/VRS_TE . Se SCALE é 1, a DMU é escala eficiente; caso contrário, a DMU opera com escala ineficiente. Se $(NIRS_TE - VRS_TE) \leq 0$, em que NIRS_TE é o escore de eficiência técnica no modelo DEA com NIRS, a ineficiência de escala é porque a DMU está operando com retornos decrescentes de escala (DRS); caso contrário, é porque a DMU está operando com retornos crescentes de escala (IRS). Um hífen na coluna RTS indica que a DMU está operando com CRS, e, portanto, não apresenta ineficiência de escala.

Pela tabela 4, percebe-se que as CDEEs são muito heterogêneas em termos de eficiência técnica. Por exemplo, enquanto cinco empresas, ou seja, 8,47% das CDEEs, apresentam eficiência máxima, nove empresas, ou seja, 15,25% das CDEEs, atingem 50% de eficiência. Ademais, os escores de eficiência técnica CRS_TE apresentam um desvio-padrão de 20,38, o qual é alto se comparado a estudos similares a este em países como Turquia (3%),⁶ Peru (7%)⁷ e Taiwan (11%),⁸ apesar de serem próximos aos observados em estudos na Índia (16%⁹ e 19%¹⁰).

Como a eficiência técnica média (CRS_TE) é 67,82%, se todas as CDEEs passassem a operar com máxima eficiência, seria possível distribuir a mesma quantidade de energia ao mesmo número de consumidores, como estes se encontravam espacialmente distribuídos em 2012, mas gastando apenas 67,82% dos custos operacionais gastos em 2012. Em outras palavras, as CDEEs brasileiras poderiam produzir o mesmo com uma economia de 32,18% dos custos operacionais, o que mostra que há muito espaço para aumentos de eficiência.

Como ineficiênciatécnica (1-CRS_TE) é ineficiênciatécnicapura (1-VRS_TE) multiplicada por ineficiência de escala (1-SCALE), calculamos, com base nos resultados na tabela 4, que aproximadamente 79% das ineficiências técnicas das CDEEs brasileiras são devido a ineficiências técnicas puras, e 21% devido a ineficiências de escala. Ou seja, resolvendo apenas as ineficiências técnicas puras possibilitaria às CDEEs brasileiras produzirem o mesmo, mas com apenas 74,49% dos custos operacionais.

Analogamente, acabando com as ineficiências de escala, possibilitaria às CDEEs brasileiras produzirem o mesmo, mas com 93,32% dos custos operacionais. No entanto, para equacionar as ineficiências de escalas das 54 CDEEs, é necessário que as dezessete CDEEs que operam com IRS reduzam suas escalas, e que as 37 empresas que operam com DRS aumentem suas escalas. Estes resultados estão em linha com os obtidos por Souza, Souza e Pessanha (2010).

4.3 Resultados do segundo estágio do procedimento

Com os escores de eficiência total das CDEEs obtidos com o modelo DEA-CRS, partimos para o segundo estágio do procedimento DEA&Tobit. Nesse estágio, investigamos como as variáveis externas à gestão da empresa apresentadas no quadro 2 afetam a eficiência das CDEEs com base nas estimativas do modelo Tobit – equações (3) e (4) –, com erros-padrão robustos apresentados na segunda coluna da tabela 5.

6. Çelen (2013)

7. Perez-Reyes e Tovar (2009).

8. Chen (2002).

9. Yadav, Padhy e Gupta (2009).

10. Thakur, Deshmukh e Kaushik (2006).

TABELA 5
Resultados do modelo Tobit para os grupos 1 (maior porte) e 2 (menor porte)

Variável	Tobit com erros-padrão robustos	MQO com erros- -padrão robustos	Regressão truncada com erros-padrão robustos	Procedimento <i>bootstrap</i> de Simar e Wilson (2007)
Constante	0,3504***	-0,9058***	0,3828***	0,3818***
Propriedade	0,2721***	0,3981***	0,2387***	0,2397***
Perdas NT	-0,0000	-0,0000	-0,0000	-8,28e-09
Densidade de consumidores	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Densidade de rede	-0,0033	-0,0054	-0,0043	-0,0042
Descargas	0,0030	0,0033	-0,0008	-0,0008
Vegetação	-0,0345	-0,2816	-0,0920	-0,0944
Grande	0,2469***	0,4226***	0,2560***	0,2572***
Número de observações	59	59	54	59
Observações não censuradas	54	54	-	54
Observações censuradas	5	5	-	5
Número de repetições <i>bootstrap</i>	-	-	-	1.000
p -valor teste Wald	-	-	0,0000	0,0000
p -valor teste F	0,0000	0,0000	-	-

Elaboração dos autores.

Obs.: 1. ***, ** e * = denotam significante ao nível de significância de 1%, ao nível de 5% usando teste e ao nível de 10%, respectivamente.

2. Todos os testes t são bicaudais.

Apesar de o modelo Tobit ter sido amplamente empregado em análises de eficiência em dois estágios, como por Bravo-Ureta *et al.* (2007), Perez-Reyes e Tovar (2009) e Çelen (2013), há críticas quanto ao uso do modelo Tobit no segundo estágio. Para superar tais críticas, adotaremos três procedimentos alternativos ao modelo Tobit. O primeiro deles consiste em se estimar por MQO uma regressão *log-lin* do logaritmo natural dos escores DEA-CRS nas variáveis ambientais com erros-padrão robustos (McDonald, 2009). Com isso, geram-se estimativas não viesadas, consistentes e normalmente assintóticas mesmo em presença de heterocedasticidade de forma desconhecida (Banker, 1993; Banker e Natarajan, 2008). As estimativas MQO estão na terceira coluna da tabela 5.

O segundo e o terceiro procedimentos complementares ao Tobit baseiam-se em Simar e Wilson (2007), que mostram que as estimações Tobit são viesadas e inconsistentes se as variáveis ambientais são correlacionadas com os escores de eficiência, e sugerem como forma para superar isto a utilização do procedimento *bootstrap*. De fato, apesar de as variáveis ambientais utilizadas no presente estudo terem sido selecionadas de modo a minimizar a possibilidade de qualquer correlação destas com os escores de eficiência do primeiro estágio, apresentamos,

para fins de comparação, na quarta e na quinta colunas da tabela 5, as estimativas do segundo estágio baseadas em regressão truncada e regressão truncada com *bootstrap*, como proposto por Simar e Wilson (2007).

As estimativas obtidas com os quatro procedimentos alternativos para o segundo estágio do procedimento na tabela 5 levam, inequivocamente, às seguintes conclusões: os efeitos das variáveis ambientais perdas NT, densidade de consumidores, densidade de rede e descargas e vegetação são individualmente não significativos, mesmo com todos os modelos estimados sendo globalmente significativos pelos testes F e de Wald; e as variáveis propriedade e grande apresentam efeitos positivos e significativos na eficiência técnica das CDEEs. Portanto, espera-se que, controlando-se para porte da empresa, as CDEEs de propriedade privada sejam mais eficientes que as de propriedade pública, o que está de acordo com os resultados de Tannuri-Pianto, Souza e Arcoverde (2009). Ademais, controlando-se para o tipo de propriedade, estima-se que as CDEEs com mercados maiores que 1 TWh/ano, ou seja, de grande porte, sejam tecnicamente mais eficientes que as de pequeno porte.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Analizamos a eficiência das CDEEs no Brasil concentrando na capacidade de estas gerirem custos da operação e da manutenção do serviço de distribuição de energia, os custos operacionais, e nos fatores que, ao menos no curto prazo, não estão sob o controle gerencial destas, mas podem afetar a eficiência da CDEE. Com isso, o presente trabalho contribui ao gerar resultados que permitem avaliar um dos pilares regulatórios do mercado de distribuição de energia elétrica, a eficiência de custos operacionais.

De acordo com os resultados obtidos, as CDEEs brasileiras poderiam distribuir a mesma quantidade de energia ao mesmo número de consumidores, conforme estes se encontravam espacialmente distribuídos no território nacional em 2012, com uma economia de 32,18% dos custos operacionais, o que mostra que há muito espaço para aumentos de eficiência. De fato, aproximadamente 79% das ineficiências técnicas das CDEEs brasileiras são devido a ineficiências técnicas puras, e apenas 21% devido a ineficiências de escala.

Como as CDEEs brasileiras mostraram-se muito heterogêneas quanto ao custo eficiência e as variáveis ambientais (perdas não técnicas, densidade de consumidores, densidade de rede, descargas e vegetação) não foram significativas para explicar eficiência no segundo estágio, concluímos ser razoável supor que o mecanismo de incentivos à eficiência vigente precise ser revisto e/ou redesenhado pela Aneel.

Os resultados do segundo estágio do procedimento indicam que as CDEEs de propriedade privada são mais eficientes que suas contrapartes de propriedade pública, o que justifica uma política de privatização das CDEEs no Brasil. Ademais, as CDEEs com mercados maiores que 1 TWh/ano, ou seja, de grande porte, são tecnicamente mais eficientes que as de pequeno porte, o que sugere haver espaço para que a Aneel tolere ou estimule processos de consolidação das CDEEs brasileiras.

Por fim, sugere-se que pesquisas futuras investiguem o efeito de outras variáveis ambientais, como, por exemplo, a localização geográfica e o tamanho da área de concessão da CDEE.

REFERÊNCIAS

ABRADEE – ASSOCIAÇÃO DOS DISTRIBUIDORES DE ENERGIA ELÉTRICA. **Visão geral do setor**. Brasília: Abradee, 2014. Disponível em <<https://goo.gl/jZX8YB>>. Acesso em: 1º set. 2014.

AFONSO, A.; AUBYN, M. **Relative efficiency of health provision: a DEA approach with non-discretionary inputs**. Lisboa: Instituto Superior de Economia e Gestão, 2006. (Working Paper, n. 33). Disponível em: <<https://goo.gl/eQXNtC>>. Acesso em: 27 set. 2018.

AMADO, C. A. F.; SANTOS, S. P.; SEQUEIRA, J. F. C. Using data envelopment analysis to support the design of process improvement interventions in electricity distribution. **European Journal of Operational Research**, v. 228, n. 1, p. 226-235, 2013.

ANEEL – AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA. **Aprimoramento da metodologia de revisão tarifária das distribuidoras de energia elétrica**. Brasília: Aneel, 2013. (Nota Técnica, n. 452).

_____. **Análise de eficiência dos custos operacionais das distribuidoras de energia elétrica**. Brasília: Aneel, 2014. (Nota Técnica, n. 192).

BANKER, R. D. Maximum likelihood, consistency and data envelopment analysis: a statistical foundation. **Management Science**, v. 39, p. 1265-1273, 1993.

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.

BANKER, R. D.; NATARAJAN, R. Evaluating contextual variables affecting productivity using data envelopment analysis. **Operations Research**, v. 56, p. 48-58, 2008.

BAUER, P. B. *et al.* **Consistency conditions for regulatory analysis of financial institutions**: a comparison of frontier efficiency methods. Washington: Board of Governors of the Federal Reserve System, 1997. (Finance and Economics Discussion Series, n. 1997-50).

BERGER, A. N.; HUMPHREY, D. B. **Efficiency of financial institutions**: international survey and directions for future research. Pennsylvania: University of Pennsylvania, 1997. (Center for Financial Institutions Working Papers, n. 97-05).

BHATTACHARYYA, A.; PAL, S. Financial reforms and technical efficiency in Indian commercial banking: a generalized stochastic frontier analysis. **Review of Financial Economics**, v. 22, n. 3, p. 109-117, 2013.

BRAVO-URETA, B. E. *et al.* Technical efficiency in farming-a meta-regression analysis. **Journal of Productivity Analysis**, v. 27, n. 1, p. 57-72, 2007.

ÇELEN, A. Efficiency and productivity (TFP) of the Turkish electricity distribution companies: an application of two-stage (DEA&Tobit) analysis. **Energy Policy**, v. 63, p. 300-310, 2013.

CHEN, T. An assessment of technical efficiency and cross-efficiency in Taiwan's electricity distribution sector. **European Journal of Operational Research**, v. 137, n. 2, p. 421-433, 2002.

COELLI, T. *et al.* **An introduction to efficiency and productivity analysis**. 2nd ed. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2005.

COOPER W. W.; SEIFORD, L. M.; TONE, K. **Data envelopment analysis**: a comprehensive text with models, applications, references and DEASolver software. 2nd ed. New York: Springer Science & Business Media, 2007.

FERREIRA, C. K. L. **Privatização do setor elétrico no Brasil**. Rio de Janeiro: BNDES; OCDE, 2000.

JAMASB, T.; POLLIT, M. Benchmarking and regulation: international electricity experience. **Utilities Policy**, v. 9, n. 3, p. 107-130, 2001.

JI, Y.; LEE, C. Data envelopment analysis. **The Stata Journal**, n. 2, p. 267-280, 2010.

KOOPMANS, T. C. An analysis of production as an efficient combination of activities. *In*: KOOPMANS, T. C. (Ed.) **Activity analysis of production and allocation**. New York: John Wiley & Sons, 1951. p. 33-97.

KUMBHAKAR, S.; HJALMARSSON, E. Relative performance of public and private ownership under Yardstick competition: Swedish electricity retail distribution. **European Economic Review**, v. 42, n. 1, p. 97-122, 1998.

- MAÚDOS, J. *et al.* Cost and profit efficiency in European banks. **Journal of International Financial Markets, Institutions and Money**, v. 12, n. 1, p. 33-58, 2002.
- MCCLAVE, J. T.; BENSON, P. G.; SINCICH, T. **Estatística para administração e economia**. 10. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2009.
- MCDONALD, J. Using least squares and Tobit in second stage DEA efficiency analyses. **European Journal of Operational Research**, v. 197, p. 792-798, 2009.
- MOTA, R. **Comparing Brazil and USA electricity distribution performance: what was the impact of privatization?** Cambridge: The MIT Press, 2004. (Cambridge Working Papers in Economics, CWPE 0423).
- O'DONNELL, C. J.; GRIFFITHS, W. E. Estimating state-contingent production frontiers. **American Journal of Agricultural Economics**, v. 88, n. 1, p. 249-266, 2006.
- PEREZ-REYES, R.; TOVAR, B. Measuring efficiency and productivity change (PTF) in the Peruvian electricity distribution companies after reforms. **Energy Policy**, v. 37, n. 6, p. 2249-2261, 2009.
- RAMOS-REAL, F. *et al.* The evolution and main determinants of productivity in Brazilian electricity distribution 1998-2005: an empirical analysis. **Energy Economics**, v. 31, n. 2, p. 298-305, 2009.
- RESENDE, M. Relative efficiency measurement and prospects for yardstick competition in Brazilian electricity distribution. **Energy Policy**, v. 30, n. 8, p. 637-647, 2002.
- REZENDE, S. M.; PESSANHA, J. F. M.; AMARAL, R. M. Avaliação cruzada das distribuidoras de energia elétrica. **Production**, v. 24, n. 4, p. 820-832, 2014.
- SHLEIFER, A. A theory of yardstick competition. **Rand Journal of Economics**, v. 16, n. 3, p. 319-327, 1985.
- SIMAR, L.; WILSON, P. W. Estimation and inference in two-stage, semiparametric models of production processes. **Journal of Econometrics**, v. 136, n. 31, p. 31-64, 2007.
- SOUZA, M. V. P. *et al.* An application of data envelopment analysis to evaluate the efficiency level of the operational cost of Brazilian electricity distribution utilities. **Socio-Economic Planning Sciences**, v. 48, n. 3, p. 169-174, 2014.
- SOUZA, M. V. P.; SOUZA, R. C.; PESSANHA, J. F. M. Custos operacionais eficientes das distribuidoras de energia elétrica: um estudo comparativo dos modelos DEA e SFA. **Gestão & Produção**, v. 17, n. 4, p. 653-667, 2010.

TANNURI-PIANTO, M. E.; SOUZA, M. C. S.; ARCOVERDE, F. D. Fronteiras de eficiência estocásticas para as empresas de distribuição de energia elétrica no Brasil: uma análise de dados de painel. **Estudos Econômicos**, v. 39, n. 1, p. 221-247, 2009.

THAKUR, T.; DESHMUKH, S. G.; KAUSHIK, S. C. Efficiency evaluation of the state-owned electric utilities in India. **Energy Policy**, v. 34, n. 17, p. 2788-2804, 2006.

TOVAR, B.; RAMOS-REAL, F.; ALMEIDA, E. F. Firm size and productivity. Evidence from the electricity distribution industry in Brazil. **Energy Policy**, v. 39, n. 2, p. 826-833, 2011.

WEYMAN-JONES, T. G. Productive efficiency in a regulated industry: the area electricity boards of England and Wales. **Energy Economics**, v. 13, n. 2, p. 116-122, 1991.

YADAV, V. K.; PADHY, N. P.; GUPTA, H. O. Performance evaluation and improvement directions for an Indian electric utility. **Energy Policy**, v. 39, n. 11, p. 7112-7120, 2011.

ZHANG, Y.; BARTELS, R. The effect of sample size on the mean efficiency in DEA with an application to electricity distribution in Australia, Sweden and New Zealand. **Journal of Production Analysis**, v. 9, n. 3, p. 187-204, 1998.

ZHOU, P.; ANG, B. W.; POH, K. L. Measuring environmental performance under different environmental DEA Technologies. **Energy Economics**, v. 30, n. 1, p. 1-14, 2008.

BIBLIOGRAFIA COMPLEMENTAR

BAUER, P. W. Recent developments in the econometric estimation of frontiers. **Journal of Econometrics**, v. 46, n. 1-2, p. 39-56, 1990.

APÊNDICE A

METODOLOGIA DE CÁLCULO DO ÍNDICE SALARIAL, $IS^{Região}$

Para o cálculo do índice salarial utilizamos a Rais, base operacionalizada pelo Ministério do Trabalho (MT), a qual utiliza a CBO para a identificação das atividades existentes no mercado de trabalho brasileiro. Empregaremos a CBO para identificar as profissões mais significativas para o setor de distribuição de energia elétrica, conforme o Ofício nº 376/2009 da Aneel (vide tabela 1).

Com relação à desagregação regional, consideramos inicialmente as regiões naturais do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) (Norte, Nordeste, Sul, Sudeste e Centro-Oeste), uma vez que, na representação por Unidade da Federação (UF), os estados menos populosos não possuem dados em quantidade suficiente para o cálculo do salário representativo por CBO (Aneel, 2014). Porém, ao consideramos somente as regiões naturais, reuniríamos realidades muito distintas sob a mesma nomenclatura, como é o caso do Distrito Federal e de Mato Grosso do Sul, que formariam o Centro-Oeste. Com o intuito de eliminar este problema, separamos os polos conhecidos por apresentarem custos de vida e de mão de obra altos. Segregamos, portanto, o Distrito Federal do Centro-Oeste e as regiões metropolitanas (RMs) do Rio de Janeiro e de São Paulo do Sudeste.

Para agregar em apenas uma informação todo o conjunto de dados de cada região foi adotada a média como indicador de tendência central. Existem algumas críticas na literatura, como em McClave, Benson e Sincich (2009), sobre a possibilidade de distorção dos dados que a média conduz e a predileção pelo uso da mediana. Porém, como a média é o único indicador de tendência central disponível na Rais, foi utilizada esta mesma. A partir dos argumentos supracitados, o cálculo do índice de salário é feito da seguinte forma:

$$IS^{Região} = \frac{\sum_{CBO=1}^{27} \frac{média\ salário^{Região} \times Fator\ Ponderador_{CBO}}{CBO}}{\sum_{CBO=1}^{27} \frac{média\ salário_{CBO} \times Fator\ Ponderador_{CBO}}{CBO}}, \quad (1A)$$

em que $média\ salário^{Região}_{CBO}$ é a média regional do salário para cada CBO; $média\ salário_{CBO}$ é a média nacional do salário para cada CBO; e $Fator\ Ponderador_{CBO}$ é a representatividade de cada CBO na atividade de distribuição de energia elétrica em conformidade ao Ofício nº 376/2009 da Aneel (vide tabela 1).

Data de submissão: 08/09/2016

Primeira decisão editorial em: 04/04/2017

Última versão recebida em: 24/04/2017

Aprovação final em: 27/04/2017