



University of Brasilia



Economics and Politics Research Group

A CNPq-Brazil Research Group

<http://www.EconPolRG.wordpress.com>

Research Center on Economics and Finance–CIEF
Research Center on Market Regulation–CERME
Research Laboratory on Political Behavior, Institutions
and Public Policy–LAPCIPP
Master's Program in Public Economics–MESP

**Eficiência de custos operacionais das companhias de distribuição
de energia elétrica (CDEEs) no Brasil: Uma aplicação (DEA &
TOBIT) em dois estágios**

Daniel de Pina Fernandes and Moisés de Andrade Resende Filho

UnB

**Economics and Politics Working Paper 59/2015
October 21^h, 2015**

**Economics and Politics Research Group
Working Paper Series**

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

RESUMO

A obtenção dos custos operacionais eficientes das Companhias Distribuidoras de Energia Elétrica (CDEES), os quais não são observados pelo regulador, é vital para o sistema tarifário do setor de distribuição elétrica no Brasil. Os objetivos deste trabalho são obter e analisar os escores de eficiência quanto aos custos operacionais (OPEX) das CDEES do Brasil em uma perspectiva de *yardstick competition* onde fatores externos à gestão das CDEES podem explicar os níveis de eficiência destas. Empregamos um procedimento de dois estágios, DEA&Tobit. No primeiro estágio obtemos os escores de eficiência das CDEES por *Data Envelopment Analysis* (DEA). No segundo estágio estimamos, com um modelo Tobit, o efeito de variáveis externas à gestão das CDEES nos escores de eficiência destas. Concluímos que as CDEES são muito heterogêneas em termos de eficiência, operam com escala acima da ótima e as de propriedade privada são mais eficientes que as de propriedade pública.

Palavras-Chave: eficiência técnica, custos operacionais, distribuidoras de energia elétrica, DEA, Tobit.

Classificação JEL: H44, D24, L25, L94.

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

ABSTRACT

Obtaining efficient operating costs of Electricity Distribution Companies (EDCs), which are not observed by the regulator, is vital to the tariff system of the electricity distribution industry in Brazil. Our objectives are to obtain and analyze the efficiency scores for operating costs of the Brazilian EDCs in a perspective of yardstick competition where variables out of an EDC' management control may explain their levels of efficiency. We use a two-stage

¹ Economista pela Universidade de Brasília (UnB). E-mail: danielpina2@gmail.com

² Professor Associado do Departamento de Economia da Universidade de Brasília, bolsista de produtividade 2 do CNPq. E-mail: moisesresende@unb.br

procedure, DEA & Tobit. In the first stage we get the efficiency scores of CDEES by Data envelopment analysis (DEA). In the second stage we estimate, using a Tobit model, the effect of variables out of EDCs' management control on their scores of efficiency. We conclude that the Brazilian EDCs are very heterogeneous in terms of efficiency, operate with a scale above the optimum level, and privately owned EDCs are more efficient than public owned EDCs.

Keywords: technical efficiency, operational costs, electricity distributions companies, DEA, Tobit.

JEL Classification: H44, D24, L25, L94.

1. Introdução

O segmento de distribuição de energia elétrica no Brasil passou por importantes reformas nos últimos 20 anos. Essas reformas introduziram e aperfeiçoaram mecanismos regulatórios com o intuito de aumentar a eficiência do monopólio natural de distribuição (TOVAR et al., 2011; SOUZA et al., 2014).

A introdução do esquema de regulação incentivada, regulamentado pela Lei Geral das Concessões (Lei nº 8.967/1995) e Lei nº 9.074/1995, levou ao estabelecimento de novas diretrizes para as Companhias Distribuidoras de Energia Elétrica (CDEES) e à reformulação do aparato institucional do setor elétrico com a criação em 1996 da ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica, que é o órgão regulador do setor elétrico no Brasil. Este esquema de regulação incentivada ainda estabeleceu os direitos e obrigações das concessionárias, o que criou a necessidade de se conceber um sistema tarifário e regulador que não comprometa o equilíbrio econômico e financeiro das concessionárias. Para tanto, foi criado um sistema tarifário que se baseia na estrutura de custos de cada segmento do mercado de energia elétrica, inclusive do segmento de distribuição (FERREIRA, 2000).

O sistema tarifário do setor de distribuição elétrica no Brasil vem se fundamentando, desde 2003, em Ciclos de Revisão Tarifária Periódica (CRTP) nos quais é definido, para os próximos quatro anos, a tarifa máxima (teto) permitida, a qual passa a ser reajustada anualmente pelo IGP-M descontado de um fator X também pré-definido (REZENDE et al., 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 et al., 2014). Como a determinação dos custos operacionais eficientes é vital tanto para a garantia do equilíbrio econômico e financeiro da concessão, quanto para o incentivo à modicidade tarifária.

Antes de definirmos custos operacionais eficientes, é essencial definir o que são custos operacionais (OPEX) para as CDEES. Os custos operacionais correspondem, em média, a 60% dos custos gerenciáveis da empresa e são recorrentes na atividade das distribuidoras (ANEEL, 2013). Por definição da ANEEL, os OPEX correspondem ao somatório dos custos com pessoal, custos com materiais, custos com serviço de terceiros, tributos, seguros relativos à distribuição e comercialização, além de “outros custos operacionais”³ (ANEEL, 2014). Assim, os OPEX são custos muito flexíveis e rapidamente ajustáveis e que, justamente por estas características, sofrem grandes reduções quando é introduzida a regulação via mecanismos de incentivo à eficiência (ANEEL, 2013).

A principal dificuldade é que, apesar de os OPEX serem disponibilizados com a divulgação dos resultados das empresas distribuidoras, os custos operacionais eficientes não são, de fato, observados pelo órgão regulador (ANEEL, 2013). Devido à assimetria de informação, o regulador não consegue definir o incentivo correto para que as distribuidoras invistam em eficiência e capacidade gerencial. Por conseguinte, os custos operacionais observados são compatíveis com um nível subótimo de esforço das CDEES, o que se traduz em tarifas mais elevadas para os consumidores (ANEEL, 2013). Com o intuito de mitigar este problema, tem-se adotado a análise comparativa (conhecido em inglês como *Yardstick Competition*), que foi introduzida e desenvolvida pelo economista Andrei Shleifer (1985). A análise de *Yardstick Competition* consiste em inferir o nível de custo eficiente de uma empresa com base na observação dos 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 Ciclo de Revisão Tarifária Periódica (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 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 e não devido à falha em sua gestão. (ANEEL, 2013).

Dada a importância de se obter valores confiáveis de custos operacionais eficientes, o presente trabalho objetiva fazer a análise de eficiência dos custos operacionais das CDEES no

³ Conforme Nota Técnica nº 192/2014 – SRE/ANEEL, o termo “outros custos operacionais” considera: 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.

Brasil em 2012, tal que possamos detectar as empresas eficientes e, por conseguinte, os seus custos operacionais que são eficientes. Para isso empregaremos uma análise em dois estágios (DEA & Tobit). No primeiro estágio aplicaremos o método de Análise Envoltória de Dados ou *Data Envelopment Analysis* (DEA). Objetivamos com isso auferir os escores de eficiência através de variáveis que reflitam a sistematização produtiva do mercado distribuidor de energia elétrica no Brasil. No segundo estágio, com o auxílio do modelo Tobit, estimamos o efeito de fatores fora do controle das CDEES nos escores de eficiência obtidos no primeiro estágio. 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 das análises do presente artigo são importantes em três esferas. Primeiro, para as próprias distribuidoras, que podem utilizá-los em análises comparativas, de modo a identificar as suas ineficiências e maneiras de contorná-las (SOUZA *et al.*, 2014). Outra parte beneficiada diretamente são os consumidores finais de energia elétrica, os quais poderão valer-se dos resultados para investigar como os ganhos de eficiência das distribuidoras têm sido apropriados e repassados às tarifas de energia. Por fim, os resultados são importantes à agência reguladora do setor elétrico (ANEEL), a qual tem por dever regular o monopólio natural de distribuição de energia elétrica, incentivando a eficiência das distribuidoras e a modicidade tarifária.

Este trabalho está organizado da seguinte forma: a segunda seção 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 terceira seção apresenta os principais aspectos da metodologia (DEA&Tobit) em dois estágios. A quarta seção apresenta e discute as variáveis, os dados e os resultados do DEA&Tobit. Por fim, a quinta seção apresenta 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 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 o uso de insumos dado um nível de produção (perspectiva insumo-orientada) ou a capacidade de maximizar a produção dado um nível de insumos (perspectiva produto-orientado) (BAUER *et al.*, 1997). Dito de outra forma, uma empresa é tecnicamente ineficiente se o seu nível de produção é menor que o nível máximo de produção, mantida certa quantidade de recursos (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 formalização do conceito de eficiência, é necessário estabelecer uma metodologia objetiva e precisa para mensurar a eficiência técnica. Sabe-se que a alternativa mais sofisticada atualmente é utilizar as chamadas técnicas de fronteira eficiência ou eficiência-X, em que a fronteira é o *locus* 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). Além disso, o uso de medidas de fronteiras justifica-se:

- i) Porque a noção de uma fronteira é consistente com o comportamento otimizador em teoria econômica;
- ii) Pelo fato de desvios da fronteira ter uma interpretação natural como medida de eficiência;
- iii) E pelas muitas aplicações políticas contidas na estrutura de fronteira (Bauer, 1990 *apud* TANNURI-PIANTO *et al.*, 2009)

A eficiência-X, deste modo, apresenta informações confiáveis e legítimas de serem aplicadas, apesar de não haver ainda na literatura consenso sobre qual metodologia capta melhor a fronteira de eficiência. As metodologias mais populares são a análise de fronteira estocástica (SFA), do inglês *Stochastic Frontier Analysis*, e a análise envoltória de dados (DEA), do inglês *Data Envelopment Analysis*.

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 não controláveis pelo

produtor (incertezas sobre o mercado ou das condições do mercado de insumos) (BHATTACHARYYA e PAL, 2013). Deste modo, o SFA estima uma medida de eficiência livre dos impactos dos choques aleatórios (SOUZA et al., 2010). A principal limitação da SFA decorre das dificuldades em se estabelecer as especificações apropriadas da forma funcional e da distribuição de probabilidade das ineficiências (SOUZA et al., 2010).

O DEA adota uma abordagem não paramétrica e se caracteriza por não impor hipóteses prévias sobre a distribuição de probabilidade das ineficiências (BERGER e HUMPHREY, 1997). Com isso, o modelo DEA considera que todo e qualquer desvio da empresa em relação à fronteira de eficiência é devido à ineficiência (ÇELEN, 2013), o que provavelmente faz o nível médio de ineficiência do DEA maior do que o obtido em modelos SFA (BAUER *et al.*, 1997). A principal crítica ao DEA consiste no fato de não permitir que o somatório dos erros aleatórios seja diferente de zero, o que torna os resultados da fronteira muito sensíveis a erros de medida (JAMASB e POLLIT, 2001).

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

O processo de transformação do setor elétrico nos anos 90 não se restringiu ao Brasil, pois vários outros países também passaram por reformas visando aumentar a eficiência do setor (JAMASB e POLLIT, 2001). Nesse contexto, o uso de ferramentas de *benchmarking* tornou-se popular nos anos 90, o que fez surgir os primeiros trabalhos de eficiência aplicados às distribuidoras de energia elétrica (ZHOU *et al.*, 2008). Um dos primeiros trabalhos nessa linha foi o estudo de Weyman-Jones (1991), o qual aplicou o método DEA a um conjunto de 12 distribuidoras da Grã-Bretanha para o período de 1986-1987. Depois dele, o número de estudos, abordagens e aspectos analisados aumentaram 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 *enviromental factors*, são variáveis externas à gestão da empresa, e que podem afetar a eficiência estimada e não se relacionam necessariamente a fatores relacionados 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	A introdução de um modelo de <i>Yardstick Competition</i> no setor de distribuição de energia elétrica no Brasil é viável e desejável. As dificuldades encontradas são devido à heterogeneidade das CDEES e a base de dados pouco extensa.
MOTA (2004)	Brasil e Estados Unidos	1994 e 2000	DEA e SFA - 14 empresas brasileiras e 72 americanas	As CDEES brasileiras apresentaram-se mais eficientes que as americanas, mas essa diferença não foi estatisticamente significativa. A privatização das empresas brasileiras demonstrou aumento de eficiência, mas este resultado não foi estatisticamente significativo.
TANNURI-PIANTO et al. (2009)	Brasil	1993-2001	SFA - 22 empresas	Progresso técnico anual excede 5% no período analisado; a maior dispersão de consumidores reduz a eficiência; as empresas que detém maior parcela de mercado são mais eficientes; ganho de eficiência associados à especialização no modelo com retornos variáveis de escala; e a privatização das CDEES reduz as ineficiências das firmas.
RAMOS-REAL et al. (2009)	Brasil	1998-2005	DEA -17 empresas	A produtividade total dos fatores do setor apresentou um aumento de 1,3% ao ano. Enquanto o crescimento médio anual de mudança técnica foi de 2,1%, a taxa de eficiência técnica no período apresentou média de -0,8%. Isto mostra que a evolução da produtividade depende mais de mudanças técnicas devido a inovações tecnológicas. Além disso, percebe-se que os incentivos da reforma dos anos 90 para aumentar a eficiência das CDEES não surtiram efeito.
SOUZA et al. (2010)	Brasil	2001	DEA e SFA - 40 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 o <i>cluster</i> de médio porte, encontramos empresas atuando com rendimentos crescentes e decrescentes de escala.

TOVAR et al. (2011)	Brasil	1998-2005	SFA - 17 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 produtividade total dos fatores (PTF), o que deve ser levado em conta pelo regulador ao analisar questões como fusão e aquisição, principalmente entre pequenas empresas.
REZENDE et al. (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. O melhor é a adoção de uma técnica multivariada de <i>cluster analysis</i> . Outro ponto abordado são os benefícios de se adotar uma avaliação cruzada para a definição do <i>benchmark</i> regulatório dos custos operacionais.

Fonte: Elaboração própria.

Com base no Quadro 1, percebe-se que os primeiros trabalhos sobre eficiência das CDEES no Brasil só se tornaram populares a partir do ano 2000 quando ainda havia dificuldades em se obter resultados consistentes por conta da limitada base de dados disponível à época. Superado esta dificuldade, grande parte dos trabalhos identifica que o aumento da produtividade total dos fatores (TFP) está atrelado às inovações tecnológicas do setor e não ao aumento da eficiência técnica das CDEES em si. Com isso, abre-se espaço para trabalhos que investiguem mais detalhadamente a ineficiência das CDESS, tentando justificar a realidade heterogênea do setor de distribuição de energia elétrica brasileira baseada nos modelos existentes e variáveis disponíveis. Neste ponto se insere o presente trabalho, o qual objetiva delinear, empregando uma metodologia robusta, os fatores que levam a diferença relativa de eficiência técnica entre as CDEES.

3. Metodologia

3.1. Primeiro estágio: *Data Envelopment Analysis* (DEA)

O modelo DEA gera a fronteira de eficiência das unidades tomadoras de decisão (DMUs) na amostra por meio da técnica de programação linear, tal que o conjunto de estratégias de melhor desempenho é formado por DMUs ou combinações lineares destas que produzem mais para dado nível de insumos ou que utilizem menos insumos para certo nível de produção (BERGER e HUMPHREY, 1997). Uma das grandes vantagens do DEA é o de 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 de uma forma funcional próprio da SFA (ANEEL, 2014b). 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 *et al.*, 2013).

O modelo DEA, porém, apresenta algumas fragilidades. Uma delas advém do próprio modo de construção da fronteira eficiente, onde eventuais fatos exógenos à empresa, erros de mensuração contábil, erros de especificação, ou mesmo o azar são inclusos no termo de ineficiência (BAUER *et al.*, 1997). Assim, o modelo DEA é sensível a *outliers* e pontos discrepantes, o que afeta sensivelmente a mensuração das eficiências (SOUZA *et al.*, 2010). Outro problema potencial é devido a “maldição da dimensão”, isto é, quando se aumenta o número de variáveis no 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. No presente trabalho buscamos reduzir ao máximo o problema de “maldição da dimensão”, escolhendo parcimoniosamente insumos e produtos a serem incluídos no modelo DEA.

Utilizamos como referência o modelo DEA com retornos variáveis de escala (VRS) no lugar do modelo com retornos constantes de escala (CRS), de modo a contemplar a potencial heterogeneidade nas escalas de operação das CDEES no Brasil (ANEEL, 2014). De fato, se impuséssemos a especificação CRS ao DEA e nem todas as DMUs estivessem operando em escala ótima, estaríamos gerando medidas de eficiência técnica que trazem embutidas ineficiências de escala (BRIGATTE *et al.*, 2011). Com isso em mente, empregamos como referência o modelo insumo orientado DEA-VRS ou DEA-BBC em homenagem aos idealizadores do mesmo Banker *et al.* (1984), o qual consiste em resolver para cada DMU $i = 1, \dots, n$, o problema de programação linear:

$$\begin{aligned}
 & \text{MIN}_{\theta, \lambda} \theta \\
 & \text{Sujeito a:} \\
 & -y_i + Y\lambda \geq 0 \\
 & \theta x_i - X\lambda \geq 0 \\
 & N_i' \lambda = 1 \\
 & \lambda \geq 0
 \end{aligned} \tag{1}$$

em que o escalar θ é o escore de eficiência técnica ou a máxima contração radial do vetor de insumos capaz de ainda assegurar a produção corrente da i -ésima DMU. Portanto, $0 < \theta \leq 1$, sendo que se $\theta = 1$ a DMU é dita tecnicamente eficiente (SOUZA, 2003); λ é um vetor $n \times 1$ de pesos; y_i é o vetor $p \times 1$ das quantidades produzidas de cada produto $j = 1, \dots, p$ pela i -ésima DMU; Y é a matriz $p \times n$ formada pela concatenação horizontal dos vetores y_i ; x_i é um vetor $s \times 1$ das quantidades utilizadas de cada insumo $l = 1, \dots, s$ pela i -ésima DMU; e X é uma matriz $s \times n$ resultante da concatenação horizontal dos vetores x_i .

A restrição $N_1'\lambda = 1$, em que N_1 é um vetor $n \times 1$ de uns, impõe retornos variáveis de escala (VRS). Se $N_1'\lambda = 1$ for substituída por $N_1'\lambda \leq 1$, estar-se-á impondo retornos não crescentes de escala (NIRS), ao passo que se retiramos a restrição do problema (1), estaremos impondo retornos constantes de escala (CRS) (COELLI et al., 2005). Portanto, estimamos os modelos DEA-VRS ou modelo BBC, DEA-NIRS e DEA-CRS, apesar de o modelo DEA-VRS ser a referência para o segundo estágio do procedimento DEA&Tobit.

Para detectar se há ineficiência de escala da DMU, calculamos a razão do escore de eficiência da DMU no modelo DEA-CRS por seu equivalente no modelo DEA-VRS, se o resultado for diferente de um, a DMU está operando com escala ineficiente, caso contrário, está operando com escala eficiente (COELLI et al., 2005: p. 172 a 173). Ainda, para detectar o tipo de retorno de escala no qual a DMU está operando, subtraímos o escore de eficiência da DMU no modelo DEA-NIRS do seu equivalente no modelo DEA-VRS. Se a diferença for zero, é porque a DMU está operando com retornos decrescentes, caso contrário, a DMU está operando com retornos crescentes (COELLI et al., 2005: p. 174).

Diferentemente de modelos paramétricos como o SFA, o DEA emprega somente variáveis que podem ser modificadas em um período razoável de tempo 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.

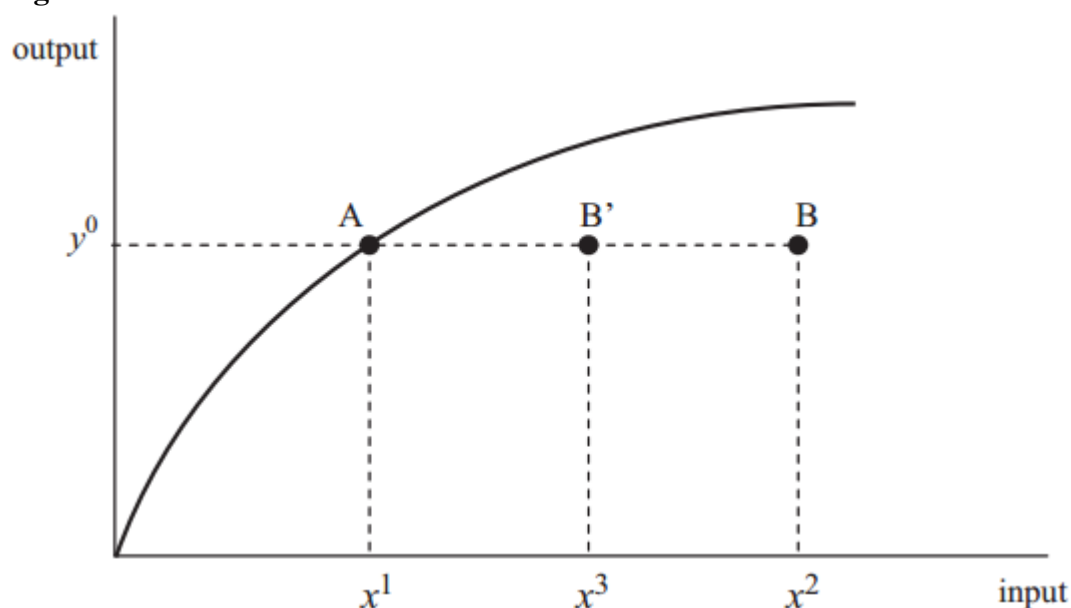
É comum que pequenas distribuidoras recebam energia de uma distribuidora maior (subtransmissão), o que elimina parte dos custos operacionais típicos de uma CDEES ligados ao transporte e a transformação de energia (ANEEL, 2014). Além disso, o combate às perdas não técnicas de energia na transmissão é mais comumente realizada por empresas de maior porte. Com isso, é fácil perceber que CDEES de pequeno e grande porte se vivem realidades bem distintas, o que dificulta a comparabilidade entre elas (ANEEL, 2014). Para superar esta dificuldade, classificamos as CDEES brasileiras em dois grupos: o Grupo 1 de empresas de maior porte e o Grupo 2 de empresas de menor porte, segundo o critério de corte utilizado pela ANEEL (2014). Deste modo, empresas com mercados maiores que 1 TWh/ano foram classificadas como de grande porte e empresas com mercados menores que 1 TWh/ano foram classificadas como de pequeno porte.

3.2. Segundo estágio: modelo Tobit

Na subseção anterior abordamos a estimação dos escores de eficiência das DMUs com 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 firma A está na fronteira de possibilidades de produção atingindo eficiência máxima e, por isso, emprega o mínimo nível do insumo (x^1) capaz de viabilizar a produção de y^0 . A firma B, porém utiliza um nível maior do insumo (x^2) para obter o mesmo nível de produção, y^0 e, portanto, é tecnicamente ineficiente. Portanto, o escore de eficiência da empresa B (insumo-orientado) pode ser calculado pela função distância ou razão $0 < x^1/x^2 \leq 1$. Porém, a ineficiência técnica da empresa B não se deve somente a má utilização de insumos, mas também pode ser atribuída a fatores ambientais desfavoráveis. Em um cenário em que o ambiente desfavorável deixasse de existir, a firma B passaria a necessitar somente da quantidade x^3 do insumo, ao invés da quantidade x^2 , para produzir a quantidade y^0 do produto. Dito de outra forma, uma vez revertido o ambiente desfavorável, a firma B passaria a se situar em outro ponto, tal como a firma B', o qual é mais próximo da fronteira de produção. Portanto, no cenário sem ambiente desfavorável, o escore de eficiência da firma B aumentaria de x^1/x^2 para x^1/x^3 .

Para considerar os efeitos que fatores ambientais podem ter no nível de eficiência das CDEES, executamos um segundo estágio em nossa análise. Para tanto, empregamos o modelo Tobit, o qual trata diretamente de variáveis dependentes censuradas, ou seja, variáveis cujo domínio é restrito, como, por exemplo, é o caso da medida de eficiência θ , com $0 < \theta \leq 1$, obtida no primeiro estágio por DEA. Seguindo Çelen (2013), assumimos que o escore de

eficiência obtido no primeiro estágio por DEA para cada DMU, θ_i , é o resultado do seguinte processo estocástico:

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

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

em que θ_i^* é uma variável aleatória latente, z_i é o vetor $r \times 1$ das observações 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 com média zero e variância σ^2 . Assim, θ_i , por construção, censura os valores abaixo de 0 e acima de 1.

Para obter estimativas do vetor de parâmetros β com base nos valores observados de z_i e θ_i , obtido no primeiro estágio DEA, estimamos o modelo Tobit por máxima verossimilhança.

O modelo Tobit tem sido amplamente empregado em análises de eficiência em dois estágios como em Bravo-Ureta et al. (2007), Perez-Reyes e Tovar (2009) e Çelen (2013). Apesar disso, há críticas quanto à adoção deste procedimento. Por exemplo, Simar e Wilson (2007) mostram que as estimações serão viesadas e inconsistentes, pois as variáveis ambientais são provavelmente correlacionadas com os escores de eficiência calculados. Para superar isto Simar e Wilson (2007) propõe a utilização do procedimento *bootstrap*. Outro potencial problema decorre da forma com que se dá a seleção das firmas da amostra (PEREZ-REYES e TOVAR, 2009).

Para contornar esses problemas, as variáveis ambientais utilizadas foram escolhidas no de modo a reduzir ao máximo qualquer suspeita de correlação destas com os escores de eficiência obtidos no primeiro estágio. Porém, mesmo que o problema de inconsistência permaneça, não é claro se estimativas *bootstrap* seriam necessariamente mais confiáveis, dado que se apoiam em hipóteses sobre o processo de geração de dados que não podem ser confirmadas (AFONSO e AUBYN, 2006). Além disso, as estimações do presente trabalho não sofrem do problema de seleção das DMUs na amostra, pois utilizamos dados de todas as CDEES do Brasil.

4. Análise Empírica

4.1. Dados e Variáveis

A escolha adequada dos produtos e insumos a serem utilizados é essencial à aplicação de modelos DEA para auferir a eficiência das DMUs (ÇELEN, 2013). Assim, fizemos uma escolha meticulosa das variáveis que representam a produção no mercado distribuidor de

energia elétrica, ou seja, insumos e produtos que representam adequadamente a realidade de uma empresa distribuidora de energia elétrica no Brasil.

Como o objetivo deste estudo é traçar o perfil de eficiência das distribuidoras em relação a seus custos operacionais (OPEX), tal variável deve entrar necessariamente nos modelos. A inclusão de outras 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 em nossos modelos.

Um aspecto relevante a ser observado ao se adotar custos operacionais (OPEX) como insumo se refere às diferenças regionais de remuneração. Isto porque tais diferenças impactam diretamente os custos com pessoal e serviço de terceiros, os quais representam parte significativa do OPEX (ANEEL, 2014). Logo, o efeito de tal heterogeneidade afetaria a análise de eficiência, favorecendo as CDEES localizadas em regiões onde o custo de mão de obra é mais baixo, posicionando estas, provavelmente, em níveis de eficiência maiores (ANEEL, 2014). De modo a contornar este problema, construímos um indicador salarial, IS_i , o qual utiliza a composição das profissões mais relevantes para uma CDEE, conforme Ofício 376/2009 – SRE/ANEEL (vide Tabela 1), para acessar as diferenças regionais de remunerações. Todas estas informações estão na RAIS (Relação Anual de Informações Sociais).

Tabela 1. Composição dos CBO's do Ofício 376/2009 – SRE/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 telemarketing	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 teleatendimento híbrido (telemarketing)	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%

Fonte: ANEEL (2014).

Por meio do indicador de salário, é possível construir a variável custos operacionais ajustados da empresa i , $OPEX^a_i$:

$$OPEX^a_i = \frac{OPEX_i}{IS_i} \quad (4)$$

em que $OPEX_i$ são os custos operacionais da empresa i e IS_i é o índice salarial da empresa i , sendo que maiores detalhes sobre a construção deste são apresentados no Apêndice.

O objetivo de construir a variável custos operacionais ajustados da empresa i , $OPEX^a_i$, é neutralizar o efeito das diferenças regionais e aumentar a comparabilidade das CDEES

espalhadas por todo o país (ANEEL, 2014). Assim, utilizamos $OPEX_i^a$ e não $OPEX_i$ como insumo no primeiro estágio DEA da metodologia.

Os resultados do índice salarial da empresa são apresentados na Tabela 2.

Tabela 2. Índice salarial regional.

Região	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

Fonte: Elaboração própria.

Pela Tabela 1, em regiões com índice salarial regional mais alto as CDEES se deparam com maior custo da mão de obra, por exemplo, vide o caso do Distrito Federal.

Com relação as variáveis produto do modelo DEA, de modo a retratar as múltiplas dimensões do serviço de distribuição de energia elétrica no Brasil, utilizamos as variáveis mais frequentemente utilizadas que, segundo Jambas e Pollit (2001), são:

- i) Energia entregue pela concessionária (GWh);
- ii) Número total de consumidores; e
- iii) Rede total (Km),

em que a energia entregue pela concessionária (em GWh) é *proxy* do total distribuído, o número total de consumidores é *proxy* da quantidade de serviços prestados e a rede total capta a distribuição espacial dos consumidores dentro da área de concessão, um importante elemento para os custos operacionais (SOUZA *et al.*, 2010).

Partindo agora para a análise do segundo estágio, consideramos as variáveis externas à gestão da CDEES, mas que potencialmente afetam a eficiência das CDEES, no Quadro 2.

Quadro 2. Variáveis ambientais.

Definição	Denominação da Variável	Detalhes
Propriedade	Propriedade	Variável dummy construída com valores "1" para empresas privadas e 0 para empresas públicas.
Perdas não técnicas	Perdas NT	Perdas de energia por roubos e fraudes (MWh)
Densidade de consumidores	Dens. Cons.	Total de consumidores dividido pela área de concessão (pessoas/km ²)

Densidade de rede	Dens. Rede	Total de rede dividido pela área de concessão (Km/km ²)
Descargas	Descargas	Média dos valores de ocorrência de descargas atmosféricas na área de concessão (descarga/km ² /ano)
Vegetação	Vegetação	Percentual da área de concessão coberta por vegetação natural (%)

Fonte: Elaboração própria.

As estatísticas descritivas das variáveis utilizadas no primeiro e segundo estágio estão na Tabela 3. As variáveis do tipo x e y são variáveis insumo e produto utilizados nos modelos DEA e variáveis do tipo z são variáveis ambientais utilizadas no modelo Tobit.

Tabela 3. Estatísticas descritivas das variáveis.

Variável	Tipo	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
OPEX ajustado	x1	276.875,40	378.297,50	1.691,39	2.076.369,00
Energia entrada	y1	4.967,20	7.189,08	13,19	37.622,45
Rede total	y2	53.271,87	81.369,86	21,62	498.352,80
Consumo total	y3	1.144.230,00	1.600.650,00	2.743,00	7.483.776,00
Propriedade (binária)	z1	0,7627	0,43	0,00	1,00
Perdas NT	z2	567.310,70	1.066.594,00	0,00	6.574.471,00
Densidade de consumidores	z3	92,57	210,61	4,83	1.529,23
Densidade de rede	z4	2,43	3,42	0,08	25,30
Descargas	z5	6,84	3,08	0,54	15,43
Vegetação	z6	0,22	0,19	0,01	0,94

Fonte: Elaboração própria.

A maior parte destes dados foi retirada da base completa de análise eficiência utilizada pela ANEEL como suporte a Nota Técnica nº 192/2014 – SRE/ANEEL. Apenas os dados referentes à energia entregue foram coletados em tabelas a parte, retiradas do site da Associação Brasileira de Distribuidoras de Energia Elétrica (ABRADEE, 2014). Como vimos anteriormente, a variável custos operacionais ajustados, $OPEX^a_i$ foi construída com dados de OPEX na base de dados utilizada pela ANEEL dividida pelo índice salarial construído com base na RAIS (vide detalhes no Apêndice).

4.2. Resultados do modelo DEA de análise de eficiência: primeiro estágio

No primeiro estágio, utilizamos o modelo DEA-VRS para estimar os escores de eficiência das 63 companhias distribuidoras de energia elétrica no Brasil. Retiramos da amostra, porém, quatro empresas que não possuíam dados disponíveis para o ano de 2012, quais sejam: COPEL, CEA, CERR e CPEE. Como explicado anteriormente, dividimos a amostra em dois grupos de modo a aumentar a comparabilidade das CDEES e, assim, estimamos duas fronteiras de eficiência técnica: uma para as 32 CDEES de maior porte (Grupo 1); e outra para as 27 CDEES de menor porte (Grupo 2). Os resultados estão na Tabela 4.

Tabela 4. Ranking custo eficiência das CDEES brasileiras em 2012.

Grupo 1 - CDEES de Maior Porte			Grupo 2 - CDEES de Menor Porte		
DMU	Ranking	θ	DMU	Ranking	θ
CELTINS	1	100%	CAIUA	1	100%
CEMIG	1	100%	CSPE	1	100%
COELBA	1	100%	ENE BORBOREMA	1	100%
COELCE	1	100%	JAGUARI	1	100%
COSERN	1	100%	MOCOCA	1	100%
CPFL PAULISTA	1	100%	MUXFELDT	1	100%
ELETROACRE	1	100%	NOVA PALMA	1	100%
ELETROPAULO	1	100%	SANTA CRUZ	1	100%
ENE MINAS GERAIS	1	100%	SANTA MARIA	1	100%
PIRATININGA	1	100%	JOAO CESA	10	94%
RGE	1	100%	CHESP	11	93%
AES SUL	12	99%	SULGIPE	12	83%
CEMAT	13	97%	BRAGANTINA	13	82%
ELEKTRO	14	96%	COOPERALIANÇA	14	80%
LIGHT	15	95%	NACIONAL	15	74%
BANDEIRANTE	16	94%	VALE PARANAPANEMA	16	73%
CELPE	17	93%	CFLO	17	70%
CELG	18	92%	ENE NOVA FRIBURGO	18	69%
CEMAR	19	88%	DEMEI	19	68%
AMPLA	20	83%	COCEL	20	63%
ENE PARAÍBA	21	80%	IGUAÇU	21	63%
ESCELSA	22	79%	HIDROPAN	22	56%
CELESC	23	75%	DME PC	23	53%
CEB	24	73%	ELETROCAR	24	47%
ENE SERGIPE	25	72%	FORCEL	25	45%
ENERSUL	26	71%	URUSSANGA	26	41%
CERON	27	60%	BOA VISTA	27	28%
CEPISA	28	58%			
CELPA	29	57%			
CEAL	30	51%			
AME	31	50%			
CEEE	32	44%			
Média G1	85%		Média G2	77%	
Mediana G1	94%		Mediana G2	80%	
Desvio Padrão G1	18%		Desvio Padrão G2	22%	

Fonte: Elaboração própria.

Mesmo com a separação das CDEES em dois grupos, pela Tabela 3, percebe-se que o mercado de distribuição de energia elétrica no Brasil é realmente bastante heterogêneo. No Grupo 1 (maior porte), há 11 empresas em 32 que atingem eficiência máxima (100%), sendo que, por exemplo, a empresa CEEE não atinge sequer o valor de 50% de eficiência técnica. Esta disparidade entre os níveis de eficiência é captada pelo desvio padrão de 18% do Grupo, valor comparativamente alto em relação a estudo de países como Turquia – 3% (ÇELEN,

2013), Peru – 7% (PEREZ-REYES e TOVAR, 2009) e Taiwan – 11% (CHEN, 2002); porém semelhante à Índia – 16% (YADAV *et al.*, 2009) e 19% (THANKUR *et al.*, 2006). A variabilidade no desempenho das empresas é ainda mais acentuada no Grupo 2 (menor porte), aonde o desvio padrão é 22%, com 9 empresas em 27 atingindo a eficiência máxima (100%). Ressalta-se, em especial, o caso da Companhia Boa Vista que apresenta um escore de eficiência de 28%, o qual é muito aquém até mesmo das outras empresas também ineficientes do Grupo 2.

Em termos de eficiência técnica, a média do Grupo 1 é 85% , o que indica que se as CDEES do Grupo 1 fossem todas operadas com eficiência máxima, a mesma quantidade de energia poderia ter sido distribuída para o mesmo número de consumidores, porém usando em média 15% a menos de insumos. A mesma análise pode ser feita com o Grupo 2, que obteve em média de 77% de eficiência.

Os resultados dos modelos DEA-CRS, DEA-VRS (mesmos na Tabela 4) e DEA-NIRS são apresentados na Tabela 5.

Tabela 5. Escores de eficiência nos modelos DEA-CRS, DEA-VRS e DEA- NIRS das CDEES dos Grupos 1 e 2.

Grupo 1 – CDEES de Maior Porte					
DMUs	CRS_TE	VRS_TE	NIRS_TE	SCALE	RTS
AES SUL	0,9799	0,9884	1,0000	0,9914	IRS
AME	0,4678	0,5042	1,0000	0,9278	IRS
AMPLA	0,8157	0,8312	1,0000	0,9813	IRS
BANDEIRANTE	0,9290	0,9381	0,9401	0,9903	IRS
CEAL	0,4672	0,5073	0,4682	0,9209	IRS
CEB	0,6536	0,7279	0,9728	0,8979	IRS
CEEE	0,4331	0,4412	0,4412	0,9815	DRS
CELESC	0,6012	0,7515	1,0000	0,8001	IRS
CELG	0,7277	0,9223	1,0000	0,7890	IRS
CELPA	0,5600	0,5654	0,5770	0,9904	IRS
CELPE	0,9211	0,9326	0,9536	0,9877	IRS
CELTINS	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	----
CEMAR	0,8629	0,8842	1,0000	0,9760	IRS
CEMAT	0,7951	0,9705	1,0000	0,8193	IRS
CEMIG	0,6515	1,0000	1,0000	0,6515	DRS
CEPISA	0,5723	0,5774	0,6465	0,9912	IRS
CERON	0,5295	0,5955	0,5747	0,8891	IRS
COELBA	0,9943	1,0000	1,0000	0,9943	DRS
COELCE	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	----
COSERN	0,9913	1,0000	0,9956	0,9913	IRS
CPFL PAULISTA	0,8878	1,0000	1,0000	0,8878	DRS
ELEKTRO	0,8449	0,9609	0,9897	0,8793	IRS
ELETROACRE	0,5962	1,0000	0,6106	0,5962	IRS
ELETROPAULO	0,7949	1,0000	1,0000	0,7949	DRS

ENE MINAS GERAIS	0,7507	1,0000	0,8181	0,7507	IRS
ENE PARAÍBA	0,7834	0,7988	0,8369	0,9807	IRS
ENE SERGIPE	0,5912	0,7228	0,5934	0,8179	IRS
ENERSUL	0,6958	0,7107	0,7247	0,9791	IRS
ESCELSA	0,7925	0,7949	0,7967	0,9970	IRS
LIGHT	0,8494	0,9515	0,9892	0,8927	IRS
PIRATININGA	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	----
RGE	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	----

Grupo 2 - CDEES de Menor Porte

DMUs	CRS_TE	VRS_TE	NIRS_TE	SCALE	RTS
BOA VISTA	0,2300	0,2834	0,3165	0,8116	IRS
BRAGANTINA	0,7132	0,8214	0,8214	0,8682	DRS
CAIUA	0,7082	1,0000	1,0000	0,7082	DRS
CFLO	0,6083	0,6959	0,7110	0,8752	IRS
CHESP	0,8178	0,9326	1,0000	0,8769	IRS
COCEL	0,6300	0,6339	0,6339	0,9938	DRS
COOPERALIANÇA	0,7630	0,7970	0,8017	0,9573	IRS
CSPE	0,9958	1,0000	1,0000	0,9958	DRS
DEMEI	0,5918	0,6790	1,0000	0,8716	IRS
DME PC	0,4119	0,5254	1,0000	0,7839	IRS
ELETROCAR	0,4699	0,4731	0,4709	0,9932	IRS
ENE BORBOREMA	0,8649	1,0000	1,0000	0,8649	DRS
ENE NOVA FRIBURGO	0,5778	0,6892	1,0000	0,8384	IRS
FORCEL	0,3400	0,4451	1,0000	0,7633	IRS
HIDROPAN	0,5398	0,5554	0,5576	0,9720	IRS
IGUAÇU	0,6276	0,6297	0,6803	0,9966	IRS
JAGUARI	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	----
JOAO CESA	0,2678	0,9431	0,3142	0,2839	IRS
MOCOCA	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	----
MUXFELDT	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	----
NACIONAL	0,6297	0,7423	0,7423	0,8484	DRS
NOVA PALMA	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	----
SANTA CRUZ	0,8649	1,0000	1,0000	0,8649	DRS
SANTA MARIA	0,8244	1,0000	1,0000	0,8244	DRS
SULGIPE	0,7115	0,8321	1,0000	0,8551	IRS
URUSSANGA	0,3584	0,4107	1,0000	0,8728	IRS
VALE PARANAPANEMA	0,6112	0,7319	0,7553	0,8350	IRS

Nota: CRS_TE é o escore de eficiência técnica no modelo DEA com retornos constantes de escala (CRS); VRS_TE é o escore de eficiência técnica no modelo DEA com retornos variáveis de escala (VRS); NIRS_TE é o escore de eficiência técnica no modelo DEA com retornos não crescentes de escala (NIRS); Scale é a razão CRS_TE/VRS_TE, que se é igual a um, não há ineficiência de escala e caso contrário, há ineficiência de escala; Se (VRS_TE - NIRS_TE) é zero, a ineficiência de escala da empresa é devido a DMU estar operando com retornos decrescentes de escala (DRS), caso contrário, é devido a estar operando com retornos crescentes de escala (IRS). A coluna RTS, reporta isto, sendo que “----” denota que a empresa não apresenta ineficiência de escala.

Fonte: Elaboração própria.

Com base nos resultados na Tabela 5, temos que:

i) 72% das empresas do grupo 1 de maior porte (23 CDEES) operam ineficientemente com retornos crescentes de escala e 13% das empresas do grupo (4 CDEES) não apresentam ineficiência de escala;

ii) 56% das empresas do grupo 2 de menor porte (15 CDEES) operam ineficientemente com retornos crescentes de escala e 15% das empresas do grupo (4 CDEES) não apresentam ineficiência de escala.

Tais resultados indicam que a maior parte das CDEES de grande porte devem reduzir suas operações para aumentar a sua eficiência. Este resultado está de acordo com os obtidos por Souza *et al.* (2010). Além disso, uma parcela expressiva (56%) das empresas de pequeno porte também opera acima da escala eficiente. Estas empresas deveriam, portanto, reduzir a escala de suas operações para se tornarem mais eficientes.

A média dos valores na coluna Scale na Tabela 5 indica que o Grupo 1 apresenta eficiência média de escala de 91%, tal que, se todas as CDEES companhias com ineficiência de escala deste grupo operassem em sua escala ideal, seria possível distribuir a mesma quantidade de energia para o mesmo número de consumidores com aproximadamente 9% menos de insumos. De modo similar, concluímos que se todas as CDEES do Grupo 2 passassem a operar na escala ideal poderiam gastar 13% menos insumos, *ceteris paribus*.

4.3. Resultados do modelo Tobit: segundo estágio

Após estimarmos os escores de eficiência das distribuidoras com auxílio do modelo BBC, partimos para o segundo estágio do modelo. Nesse passo, investigaremos de que forma algumas variáveis externas à gestão da empresa impactam a eficiência das CDEES. Para isso rodamos o modelo Tobit com erro padrão robusto. Os resultados dos grupos de maior porte (Grupo 1) e de menor porte (Grupo 2) estão presentes Tabela 6.

Tabela 6. Resultados do modelo Tobit para o Grupo 1 (maior porte) e Grupo 2 (menor porte)

Variável	Parâmetro	Grupo 1		Grupo 2	
		Coefficiente	Estatística t	Coefficiente	Estatística t
Constante	β_0	0,7241***	5,34	0,3708	1,67
Propriedade	β_1	0,2198**	2,36	0,4277***	5,24
Perdas NT	β_2	$-4,31 \times 10^{-8}$	-1,03	$1,03 \times 10^{-5}$ **	2,22
Densidade de consumidores	β_3	0,0008	1,06	0,0008	0,43
Densidade de Rede	β_4	-0,0233*	-2,00	0,0116	0,11
Descargas	β_5	0,0050	0,40	-0,0037	-0,19
Vegetação	β_6	0,0770	0,29	-0,6146**	-2,73
Número de observações		32		27	
Observações não censuradas		21		18	
Observações censuradas ($\theta_i^* \geq 1$)		11		9	
P-valor do teste F		0,0000		0,0002	

Log da pseudoverossimilhança	-3,4310	-4,0160
------------------------------	---------	---------

Nota: *** denota significativa ao nível de significância de 1%; ** denota significativa ao nível de significância de 5% usando teste; * denota significativa ao nível de 10%. Todos os testes t são bicaudais.

Fonte: Elaboração própria.

Analisando os resultados na Tabela 6 os resultados para o grupo 1, observamos que a variável *dummy* propriedade tem coeficiente positivo e significativo ao nível de 5%, o que indica que os escores de eficiência das CDEES privadas são maiores que os das CDEES públicas, o que está de acordo com os resultados de Tannuri-Pianto et al.(2009). A variável densidade de rede apresenta sinal negativo e significativo ao nível de 10%, o que nos leva a concluir que quanto menor for a densidade de rede da concessionária, maior será a sua eficiência técnica, o que contraria as expectativas iniciais de que um maior adensamento de rede pudesse aumentar a eficiência via redução das perdas técnicas⁵. Com relação às outras variáveis (perdas não técnicas, densidade de consumidores e variáveis relacionadas ao meio ambiente) não obtivemos resultados estatisticamente significantes para o grupo 1. Vale ressaltar que apesar de as variáveis, com exceção da propriedade e densidade de rede, não serem estatisticamente individualmente significantes para as empresas do grupo 1, o modelo é globalmente significativo (vide o *p-valor* do teste F), o que corrobora a validade e importância dos resultados e conclusões obtidos.

Com relação aos resultados do grupo 2, as variáveis densidade de consumidores, densidade de rede e descargas não são estatisticamente individualmente significantes ao nível de confiança de 10%, o que conseqüentemente não nos permite fazer inferências adicionais. A variável *dummy* propriedade para o grupo 2, é estatisticamente individualmente significativa a 1% e possui coeficiente positivo, o que indica, como no caso do Grupo 1, que para CDEES de menor porte também é válido afirmar que as CDEES privadas são mais eficientes do que as públicas. A variável perdas NT (não técnicas) apresenta um coeficiente positivo, o que contraria nossas expectativas iniciais de que distribuidoras com maior nível de perdas são mais ineficientes. A variável vegetação apresenta coeficiente negativo, indicando que no caso de pequenas CDEES, quanto maior for o percentual da área de concessão coberta por vegetação natural, maiores serão os gastos com expansão e reparação da rede de distribuição, e conseqüentemente menor a eficiência, como esperado. Observando o *p-valor* do teste F, verificamos que o modelo Tobit para o grupo 2 também é globalmente significativo, apesar de a maior parte das variáveis serem estatisticamente individualmente não significantes.

⁵ Perdas de energia decorrentes de características físicas do equipamento, como perdas por efeito Joule.

5. Conclusões

Analizamos a eficiência das companhias distribuidoras de energia elétrica (CDEES) no Brasil, concentrando na capacidade destas em gerirem custos da operação e manutenção do serviço de distribuição de energia e nos fatores que, ao menos no curto prazo, não estão sob o controle gerencial destas, mas afetam a eficiência destas. Com isso, o presente trabalho contribui para a literatura 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, empresas com características similares apresentam níveis de eficiência muito diferentes. Esta observação permite levantar a hipótese de que os incentivos à eficiência, estabelecidos pelo órgão regulador, não estão sendo suficientes para reduzir as falhas de coordenação e erros gerenciais; ou que há um “ambiente desfavorável” importante para algumas CDEES, mas não para outras, o que pode não estar sendo levado em conta na regulação destas.

Outro ponto que merece destaque são as ineficiências devido aos retornos de escala. Os resultados indicam que a maioria das CDEES, tanto de grande porte como de pequeno porte, trabalham com retornos crescentes de escala. Em outras palavras, quando essas empresas aumentam a quantidade utilizada de todos os insumos, geram aumentos mais que proporcionais na produção. Assim, parte das ineficiências poderia ser reduzida se as CDEES aumentassem as suas escalas de operações.

Por fim, em uma análise dos dois grupos de CDEES (pequeno e grande porte), observa-se que a variável tipo de propriedade impacta significativamente a eficiência de custos, indicando que, no Brasil, as empresas privadas têm maiores níveis de eficiência que as empresas. Assim, uma política de privatização das CDEES públicas seria justificável sob a justificativa de melhorar a eficiência da distribuição de energia elétrica no Brasil.

Sugere-se que pesquisas futuras investiguem o efeito de outras variáveis ambientais de modo a melhor mapear os fatores exógenos que afetam a eficiência das CDEES. Ainda, seria interessante utilizar métodos estatísticos multivariados de agrupamento das empresas. Finalmente, deve-se ainda pensar em considerar não somente o tamanho das CDEES como fator de agrupamento, mas também fatores outros como, por exemplo, localização geográfica e tamanho da área de concessão.

6. Referência Bibliográfica

ABRADEE, 2014 – Associação dos Distribuidores de Energia Elétrica. Disponível em < <http://www.abradee.com.br/setor-eletrico/visao-geral-do-setor> > Acessado em Setembro/2014.

AFONSO, A.; AUBYN, M. **Relative efficiency of health provision**: a DEA approach with non-discretionary inputs. Instituto Superior de Economia e Gestão - DE Working papers n° 33-2006/DE/UECE, 2006. Disponível em

<http://www.repository.utl.pt/bitstream/10400.5/2655/1/wp332006.pdf>

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA - ANEEL (2013). Aprimoramento da Metodologia de Revisão Tarifária das Distribuidoras de Energia Elétrica, Nota Técnica n° 452/2013 – SRE/ANEEL.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA - ANEEL (2014). Análise de Eficiência dos Custos Operacionais das Distribuidoras de Energia Elétrica, Nota Técnica n° 192/2014 – SRE/ANEEL.

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.

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.

BAUER, P. B.; BERGER, A. N.; FERRIER, G. D.; HUMPHREY, D. B. **Consistency conditions for regulatory analysis of financial institutions: a comparison of frontier efficiency methods**. Technical report, 1997.

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

BERGER, A. N.; HUMPHREY, D. B. Efficiency of Financial Institutions: International Survey and Directions for Future Research. **Center for Financial Institutions Working Papers** 97-05, Wharton School Center for Financial Institutions, University of Pennsylvania, Janeiro de 1997.

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.; SOLFS, D.; LOPEZ, V. H. M.; MARIPANI, J. F.; THIAM, A., RIVAS, T. Technical efficiency in farming-a meta-regression analysis. **Journal of Productivity Analysis**, v.27, n.1, p. 57-72, 2007.

BRIGATTE, H. ; GOMES, M.F.M.; DOS SANTOS, M.L.; COSTA, A.A. Análise de eficiência relativa das distribuidoras de energia elétrica brasileiras das regiões sudeste/nordeste. **Pesquisa & debate**, SP, v. 22, n. 1 (39) pp. 1-24, 2011.

- COELLI, T.; RAO, D. S. P.; O'Donnell, C. J.; BATTESE, G. E. **An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis**. 2. ed. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2005.
- 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.
- FERREIRA, C. K. L. **Privatização do setor elétrico no Brasil**, BNDES-OCDE, Rio de Janeiro, fev.2000.
- JAMASB, T., POLLITT, 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.; PASTOR, J.M.; PEREZ, F.; QUESADA, J. 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, p.57, 2009.
- MOTA, R. **Comparing Brazil and USA electricity distribution performance: what was the impact of privatization?** Cambridge Working Papers in Economics CWPE 0423. The Cambridge-MIT Institute, 2004.
- 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.
- PÉREZ-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.; TOVAR, B.; IOOTTY, M.; ALMEIDA, E. F.; PINTO JR., H. Q. 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, G.S. **Funções de produção**: uma abordagem estatística com uso de modelos de encapsulamento de dados. Brasília: Embrapa, Informação Tecnológica, 2003.

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.

SOUZA, M. V. P.; SOUZA, R. C.; PESSANHA, J. F. M.; OLIVEIRA, C. H. C.; DIALLO, M. 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.

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.

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

APÊNDICE- Metodologia de cálculo do Índice Salarial

Para o cálculo do índice salarial utilizamos a Relação Anual de Informações Sociais (RAIS), base operacionalizada pelo Ministério do Trabalho e Emprego (MTE), a qual utiliza a Classificação Brasileira de Ocupações (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 376/2009 – SRE/ANEEL (Tabela 1).

Com relação à desagregação regional, consideramos inicialmente as regiões naturais (norte, nordeste, sul, sudeste e centro-oeste), uma vez que, na representação por UF, os estados menos populosos não possuem dados em quantidade suficiente para um cálculo de 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 do Mato Grosso do Sul que formariam o Centro-Oeste. Com 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 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 adotado a média como indicador de tendência central. Existem algumas críticas na literatura, como em McClave (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:

$$IS^{Região} = \frac{\sum_{CBO=1}^n média\ salário_{CBO}^{Região} \times Fator\ Ponderador_{CBO}}{\sum_{CBO=1}^n Fator\ Ponderador_{CBO} \times média\ salário_{CBO}} \quad (5),$$

em que $média\ salário_{CBO}^{Região}$ 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 376/2009 – SRE/ANEEL.

The **Economics and Politics (CNPq) Research Group** started publishing its members' working papers on June 12, 2013. Please check the list below and click at <http://econpolrg.com/working-papers/> to access all publications.

Number	Date	Publication
59/2015	10-21-2015	Eficiência de custos operacionais das companhias de distribuição de energia elétrica (CDEEs) no Brasil: Uma aplicação (DEA & TOBIT) em dois estágios, Daniel de Pina Fernandes and Moisés de Andrade Resende Filho
58/2015	10-14-2015	Determinantes do risco de crédito rural no Brasil: uma crítica às renegociações da dívida rural, Lucas Braga de Melo and Moisés de Andrade Resende Filho
57/2015	10-07-2015	Distribuição da riqueza no Brasil: Limitações a uma estimativa precisa a partir dos dados tabulados do IRPF disponíveis, Marcelo Medeiros
56/2015	10-01-2015	A composição da desigualdade no Brasil. Conciliando o Censo 2010 e os dados do Imposto de Renda, Marcelo Medeiros, Juliana de Castro Galvão and Luísa Nazareno
55/2015	09-24-2015	A estabilidade da desigualdade no Brasil entre 2006 e 2012: resultados adicionais, Marcelo Medeiros and Pedro H. G. F. Souza
54/2015	09-24-2015	Reciclagem de plataformas de petróleo: ônus ou bônus?, Roberto N. P. di Cillo
53/2015	09-09-2015	A Progressividade do Imposto de Renda Pessoa Física no Brasil, Fábio Castro and Mauricio S. Bugarin
52/2015	07-03-2015	Measuring Parliaments: Construction of Indicators of Legislative Oversight, Bento Rodrigo Pereira Monteiro and Denílson Banderia Coêlho
51/2015	06-29-2015	A didactic note on the use of Benford's Law in public works auditing, with an application to the construction of Brazilian Amazon Arena 2014 World Cup soccer stadium, Mauricio S. Bugarin and Flavia Ceccato Rodrigues da Cunha
50/2015	04-29-2015	Accountability and yardstick competition in the public provision of education, Rafael Terra and Enlison Mattos
49/2015	04-15-2015	Understanding Robert Lucas (1967-1981), Alexandre F. S. Andrada
48/2015	04-08-2015	Common Labor Market, Attachment and Spillovers in a Large Federation, Emilson Caputo Delfino Silva and Vander Mendes Lucas
47/2015	03-27-2015	Tópicos da Reforma Política sob a Perspectiva da Análise Econômica do Direito, Pedro Fernando Nery and Fernando B. Meneguim
46/2014	12-17-2014	The Effects of Wage and Unemployment on Crime Incentives - An Empirical Analysis of Total, Property and Violent Crimes, Paulo Augusto P. de Britto and Tatiana Alessio de Britto
45/2014	12-10-2014	Políticas Públicas de Saúde Influenciam o Eleitor?, Hellen Chrytine Zanetti Matarazzo
44/2014	12-04-2014	Regulação Ótima e a Atuação do Judiciário: Uma Aplicação de Teoria dos Jogos, Maurício S. Bugarin and Fernando B. Meneguim
43/2014	11-12-2014	De Facto Property Rights Recognition, Labor Supply and Investment of the Poor in Brazil, Rafael Santos Dantas and Maria Tannuri-Pianto
42/2014	11-05-2014	On the Institutional Incentives Faced by Brazilian Civil Servants, Mauricio S. Bugarin and Fernando B. Meneguim
41/2014	10-13-2014	Uma Introdução à Teoria Econômica da Corrupção: Definição, Taxonomia e Ensaio Seleccionados, Paulo Augusto P. de Britto
40/2014	10-06-2014	Um modelo de jogo cooperativo sobre efeitos da corrupção no gasto público, Rogério Pereira and Tatiane Almeida de Menezes
39/2014	10-02-2014	Uma análise dos efeitos da fusão ALL-Brasil Ferrovias no preço do frete ferroviário de soja no Brasil, Bruno Ribeiro Alvarenga and Paulo Augusto P. de Britto
38/2014	08-27-2014	Comportamentos estratégicos entre municípios no Brasil, Vitor Lima Carneiro & Vander Mendes Lucas
37/2014	08-20-2014	Modelos Microeconômicos de Análise da Litigância, Fábio Avila de Castro
36/2014	06-23-2014	Uma Investigação sobre a Focalização do Programa Bolsa Família e seus Determinantes Imediatos. André P. Souza, Plínio P. de Oliveira, Janete Duarte, Sérgio R. Gadelha & José de Anchieta Neves
35/2014	06-22-2014	Terminais de Contêineres no Brasil: Eficiência Intertemporal. Leopoldo Kirchner and Vander Lucas
34/2014	06-06-2014	Lei 12.846/13: atrai ou afugenta investimentos? Roberto Neves Pedrosa di Cillo

Number	Date	Publication
33/2013	11-27-2013	Vale a pena ser um bom gestor? Comportamento Eleitoral e Reeleição no Brasil, Pedro Cavalcante
32/2013	11-13-2013	A pressa é inimiga da participação (e do controle)? Uma análise comparativa da implementação de programas estratégicos do governo federal, Roberto Rocha C. Pires and Alexandre de Avila Gomide
31/2013	10-30-2013	Crises de segurança do alimento e a demanda por carnes no Brasil, Moisés de Andrade Resende Filho, Karina Junqueira de Souza and Luís Cristóvão Ferreira Lima
30/2013	10-16-2013	Ética & Incentivos: O que diz a Teoria Econômica sobre recompensar quem denuncia a corrupção? Maurício Bugarin
29/2013	10-02-2013	Intra-Village Expansion of Welfare Programs, M. Christian Lehmann
28/2013	09-25-2013	Interações verticais e horizontais entre governos e seus efeitos sobre as decisões de descentralização educacional no Brasil, Ana Carolina Zoghbi, Enlison Mattos and Rafael Terra
27/2013	09-18-2013	Partidos, facções e a ocupação dos cargos de confiança no executivo federal (1999-2011), Felix Lopez, Mauricio Bugarin and Karina Bugarin
26/2013	09-11-2013	Metodologias de Análise da Concorrência no Setor Portuário, Pedro H. Albuquerque, Paulo P. de Britto, Paulo C. Coutinho, Adelaida Fonseca, Vander M. Lucas, Paulo R. Lustosa, Alexandre Y. Carvalho and André R. de Oliveira
25/2013	09-04-2013	Balancing the Power to Appoint officers, Salvador Barberà and Danilo Coelho
24/2013	08-28-2013	Modelos de Estrutura do Setor Portuário para Análise da Concorrência, Paulo C. Coutinho, Paulo P. de Britto, Vander M. Lucas, Paulo R. Lustosa, Pedro H. Albuquerque, Alexandre Y. Carvalho, Adelaida Fonseca and André Rossi de Oliveira
23/2013	08-21-2013	Hyperopic Strict Topologies, Jaime Orillo and Rudy José Rosas Bazán
22/2013	08-14-2013	Há Incompatibilidade entre Eficiência e Legalidade? Fernando B. Meneguim and Pedro Felipe de Oliveira Santos
21/2013	08-07-2013	A Note on Equivalent Comparisons of Information Channels, Luís Fernando Brands Barbosa and Gil Riella
20/2013	07-31-2013	Vertical Integration on Health Care Markets: Evidence from Brazil, Tainá Leandro and José Guilherme de Lara Resende
18/2013	07-17-2013	Algunas Nociones sobre el Sistema de Control Público en Argentina con Mención al Caso de los Hospitales Públicos de la Provincia de Mendoza, Luis Federico Giménez
17/2013	07-10-2013	Mensuração do Risco de Crédito em Carteiras de Financiamentos Comerciais e suas Implicações para o Spread Bancário, Paulo de Britto and Rogério Cerri
16/2013	07-03-2013	Previdências dos Trabalhadores dos Setores Público e Privado e Desigualdade no Brasil, Pedro H. G. F. de Souza and Marcelo Medeiros
15/2013	06-26-2013	Incentivos à Corrupção e à Inação no Serviço Público: Uma análise de desenho de mecanismos, Maurício Bugarin and Fernando Meneguim
14/2013	06-26-2013	The Decline in inequality in Brazil, 2003–2009: The Role of the State, Pedro H. G. F. de Souza and Marcelo Medeiros
13/2013	06-26-2013	Productivity Growth and Product Choice in Fisheries: the Case of the Alaskan pollock Fishery Revisited, Marcelo de O. Torres and Ronald G. Felthoven
12/2013	06-19-2003	The State and income inequality in Brazil, Marcelo Medeiros and Pedro H. G. F. de Souza
11/2013	06-19-2013	Uma alternativa para o cálculo do fator X no setor de distribuição de energia elétrica no Brasil, Paulo Cesar Coutinho and Ângelo Henrique Lopes da Silva
10/2013	06-12-2013	Mecanismos de difusão de Políticas Sociais no Brasil: uma análise do Programa Saúde da Família, Denilson Bandeira Coêlho, Pedro Cavalcante and Mathieu Turgeon
09/2013	06-12-2103	A Brief Analysis of Aggregate Measures as an Alternative to the Median at Central Bank of Brazil's Survey of Professional Forecasts, Fabia A. Carvalho
08/2013	06-12-2013	On the Optimality of Exclusion in Multidimensional Screening, Paulo Barelli, Suren Basov, Mauricio Bugarin and Ian King
07/2013	06-12-2013	Desenvolvimentos institucionais recentes no setor de telecomunicações no Brasil, Rodrigo A. F. de Sousa, Nathalia A. de Souza and Luis C. Kubota
06/2013	06-12-2013	Preference for Flexibility and Dynamic Consistency, Gil Riella

Number	Date	Publication
05/2013	06-12-2013	Partisan Voluntary Transfers in a Fiscal Federation: New evidence from Brazil, Mauricio Bugarin and Ricardo Ubrig
04/2013	06-12-2013	How Judges Think in the Brazilian Supreme Court: Estimating Ideal Points and Identifying Dimensions, Pedro F. A. Nery Ferreira and Bernardo Mueller
03/2013	06-12-2013	Democracy, Accountability, and Poverty Alleviation in Mexico: Self-Restraining Reform and the Depoliticization of Social Spending, Yuriko Takahashi
02/2013	06-12-2013	Yardstick Competition in Education Spending: a Spatial Analysis based on Different Educational and Electoral Accountability Regimes, Rafael Terra
01/2013	06-12-2013	On the Representation of Incomplete Preferences under Uncertainty with Indecisiveness in Tastes, Gil Riella