

# A EFICIÊNCIA TÉCNICA DAS DISTRIBUIDORAS DE ELETRICIDADE DO BRASIL DURANTE 2003-2012: UMA APLICAÇÃO DE FUNÇÕES DE DISTÂNCIA ESTOCÁSTICAS<sup>1</sup>

Mariana De Santis<sup>2</sup>

Fernando Damonte<sup>3</sup>

Elías Curi<sup>4</sup>

Neste trabalho é estimada a eficiência dos custos operacionais e de capital das empresas de distribuição de eletricidade do Brasil no período 2003-2012, empregando funções de distância estocásticas com dados em painel e controlando pela heteroscedasticidade. Além de incluir os efeitos estocásticos, as estimativas do estudo são controladas pelo efeito das variáveis exógenas, que resultaram estatisticamente significantes. Conclui-se que a eficiência estimada do setor aumentou durante o período e que os efeitos das variáveis não gerenciáveis, como as diferenças regionais no preço do trabalho, a concentração dos consumidores e o ambiente socioeconômico em que as empresas operam, devem ser considerados na análise.

**Palavras-chave:** eficiência; dados em painel; distribuição de eletricidade.

## TECHNICAL EFFICIENCY OF ELECTRICITY DISTRIBUTORS IN BRAZIL DURING 2003-2012: AN APPLICATION OF STOCHASTIC DISTANCE FUNCTIONS

The efficiency of operational and capital costs of Brazilian electricity distribution companies in the period 2003-2012 is estimated in this paper by using stochastic distance functions with panel data models and controlling for heteroscedasticity. Additionally to including stochastic effects, the estimates of the study are controlled by the effect of exogenous variables that resulted statistically significant. The study concludes that the efficiency of the industry increased in the period and the effects of non-managerial variables such as regional differences in the price of labor, the concentration of consumers and socio-economic environment in which companies operate should be considered in the analysis.

**Keywords:** efficiency; panel data; utilities.

JEL: L94; D24.

## 1 INTRODUÇÃO

O setor de distribuição de energia elétrica do Brasil está em constante expansão e desenvolvimento. Composto por 63 distribuidoras encarregadas da administração e da operação de redes de baixa e média tensões, além de um conjunto de

---

1. Os autores agradecem profundamente a colaboração de José Marcio Goulart Junior e Marianela Restelli na revisão e na correção deste trabalho.

2. Especialista em serviços públicos.

3. Especialista em serviços públicos.

4. Especialista em serviços públicos.

cooperativas de eletrificação rural<sup>5</sup> que abastecem mais de 78 milhões de clientes. A grande extensão territorial do Brasil gera uma ampla diversidade climática, com uma enorme gama de relevos e zonas que vão desde selváticas e pouco povoadas até metropolitanas e com alta densidade populacional. Estas características impactam, em distinta medida, a realidade e os custos das distribuidoras, as quais podem ser muito díspares, dependendo do tamanho, da localização da área de concessão, da quantidade e dos tipos de consumidores, entre outras variáveis ambientais influentes.

A demanda elétrica cresceu de maneira sustentada ao longo dos anos, incentivando ao desenvolvimento de práticas regulatórias cada vez mais sofisticadas e específicas. A partir dos anos 1990, como parte de uma tendência mundial de reestruturação, o Brasil entra em um processo de privatização emoldurado no chamado Plano Real. Este processo afetou de maneira direta o mercado de distribuição elétrica, mediante o Programa Nacional de Privatização, dando lugar à desverticalização do setor e ao começo da participação de empresas privadas no mercado elétrico.

A presença de distribuidoras de caráter não governamental, conjuntamente às distribuidoras estatais já existentes, deu nascimento, em 1997, à Agência Nacional de Energia Elétrica (Aneel), cuja principal finalidade é melhorar a eficiência do setor energético. Para o cumprimento desse objetivo, a Aneel leva a cabo revisões tarifárias periódicas (a cada quatro anos), baseadas em incentivos e aplicando metodologias que foram evoluindo com o tempo e são constantemente aprimoradas.

A aplicação de diferentes modelos para medir a eficiência por parte da Aneel tem gerado no setor um crescente interesse pelo estudo de diversas metodologias alternativas. Apesar da vigência de uma metodologia inovadora e baseada nos últimos antecedentes bibliográficos, a influência das variáveis que caracterizam o ambiente em que operam as distribuidoras não foi especificamente considerada. Contudo, essa diversidade ambiental cobra particular importância em um país como o Brasil, em que existe grande heterogeneidade geográfica, econômica e social.

Além de haver consenso técnico e acadêmico em que as variáveis ambientais influem nos custos da prestação do serviço elétrico, não existem estudos conclusivos que sejam referências no setor e que consigam explicar adequadamente seu efeito na eficiência das empresas. Nesse sentido, considera-se que ainda não foram utilizadas todas as abordagens e as metodologias disponíveis, entre as quais destacamos como exemplo os métodos paramétricos e a captura do efeito da heteroscedasticidade e dos efeitos fixos. Assim, em caso de lograr capturar o efeito das variáveis ambientais, seria possível medir a evolução da eficiência das empresas no tempo.

Contudo, no serviço elétrico existem possibilidades de substituição entre capital e trabalho. Este fenômeno toma cada vez maior relevância com a evolução

---

5. Dados do Anuário Estatístico de Energia Elétrica 2016 da Empresa de Pesquisa Energética (EPE).

tecnológica, que permite a automação e aumenta a eficiência na prestação do serviço. No entanto, são escassos os estudos de eficiência no Brasil que incluem explicitamente ambos os custos, com fins de capturar esse efeito tão importante.

Neste trabalho estima-se a eficiência dos custos das empresas de distribuição de eletricidade do Brasil no período 2003-2012, empregando a abordagem de funções de distância estocásticas com dados em painel, controlando pelo efeito das variáveis não gerenciáveis. Para isso, consideram-se como insumos os custos operacionais e os custos de capital. Desta maneira, a análise inclui as remunerações a todos os insumos empregados no fornecimento do serviço, e a eficiência estimada corresponde à totalidade dos custos de produção desta indústria. Além de incluir os efeitos estocásticos, as estimativas do estudo são controladas pelo efeito das variáveis exógenas, que resultarem estatisticamente significantes.

Este trabalho está organizado em cinco seções, incluindo esta introdução. Na seção 2 são apresentados os principais estudos regulatórios sobre a estimação da eficiência no setor de distribuição elétrica no Brasil. Na seção 3 é exposto o marco teórico sobre fronteiras de eficiência e é descrita a estratégia empírica adotada para o cálculo de eficiência no presente artigo, detalhando as variáveis consideradas, as técnicas usadas para a estimação e os resultados obtidos. Na seção 4 é realizada uma reflexão final, junto à contribuição do estudo na determinação dos níveis de eficiência do mercado de distribuição elétrica do Brasil. Por fim, a seção 5 traz as reflexões finais.

## 2 ESTUDOS SOBRE A EFICIÊNCIA NO SETOR ELÉTRICO DO BRASIL

A literatura sobre estimções de eficiência no setor elétrico é muito vasta, em razão da ampla variedade de técnicas de estimação e estudos acadêmicos realizados para diferentes países. No entanto, a evidência nos países latino-americanos é limitada devido a problemas de disponibilidade de dados e à relativamente recente introdução de técnicas de *benchmarking* para a definição de tarifas. Entre os trabalhos mais relevantes para o Brasil, pode-se citar Mota (2004), que utiliza a análise envoltória de dados (DEA, do inglês *data envelopment analysis*) para decompor os índices de Malmquist e funções de distância orientadas aos insumos, comparando dados das empresas de distribuição elétrica do Brasil em relação a distribuidoras similares nos Estados Unidos, nos anos de 1994 e 2000. Uma contribuição de Mota (2004) é o emprego dos custos operacionais e totais como insumos para obter estimativas da eficiência nos custos, incluindo em alguns modelos variáveis que podem ser consideradas exógenas, como a demanda máxima, a densidade de clientes e a proporção de clientes residenciais no total de clientes. Os resultados dos modelos de fronteira estocástica com dados em painel indicam uma diferença tecnológica significativa a favor das empresas do Brasil, incluindo

somente os custos operacionais como a totalidade dos custos. Não obstante, a taxa de mudança tecnológica estimada foi maior para as empresas americanas. Contudo, o estudo de Mota foi realizado com dados de quinze anos atrás, tal que as conclusões já não seriam aplicáveis à realidade atual.

Posteriormente, Tovar, Ramos-Real e De Almeida (2009) analisaram a decomposição da produtividade em eficiência técnica, eficiência de escala e mudança técnica, utilizando dados de dezessete empresas brasileiras entre 1998 e 2005. Os autores estimaram funções de distância empregando o modelo de Battese-Coelli. Consideraram-se como *outputs* a quantidade de eletricidade distribuída e o número de consumidores, e como *inputs* as variáveis físicas (trabalho, comprimento de rede e perdas de energia na rede). Uma das conclusões finais sugere que poderiam se justificar as fusões de distribuidoras, por seu potencial de gerar ganhos futuros na produtividade, mas se deve notar que não controla nenhum efeito ambiental. Na mesma linha, Tovar, Ramos-Real e De Almeida (2009) estimam a evolução da produtividade na indústria de distribuição de eletricidade no Brasil entre 1998 e 2005, com o objetivo de avaliar o impacto das reformas realizadas neste período no setor, utilizando um painel de dezessete empresas (cerca de 55% do consumo de eletricidade no Brasil em 2005), com dados extraídos de relatórios da Associação Brasileira de Distribuidores de Energia Elétrica (Abradee), complementados com as informações fornecidas nos relatórios anuais das empresas em estudo. Os autores calcularam o índice de produtividade total dos fatores de Malmquist empregando DEA para analisar a mudança na produtividade do setor. As variáveis consideradas como produtos das distribuidoras foram à energia distribuída e ao número de clientes, enquanto os insumos incluídos foram o número de empregados, a extensão da rede (como *proxy* do capital físico) e as perdas totais. Finalmente, foi incorporado como variável ambiental o tamanho da área de serviço. Além da desvantagem de trabalhar com insumos físicos, o trabalho de Tovar, Ramos-Real e De Almeida (2009) controla a heterogeneidade das distribuidoras somente com a variável “área de serviço”, o que não é suficiente para capturar o impacto de outras variáveis não gerenciáveis que influem nos custos, como as características climáticas ou as diferenças salariais.

Mais recentemente, Silva (2011) analisa a correspondência entre os índices de eficiência dos custos operacionais e de manutenção (Opex, do inglês *operational expenditure*) reconhecidos pelo regulador brasileiro, mediante a comparação da empresa modelo (um enfoque construtivo de determinação dos custos) com os *scores* derivados dos métodos DEA e análise de fronteira estocástica (SFA, do inglês *stochastic frontier analysis*). Com relação à mudança de eficiência técnica pura, o estudo identifica que os serviços públicos de distribuição estão se afastando da fronteira de eficiência e não melhoraram seu rendimento, independentemente do tamanho da empresa. Silva detalha que os posicionamentos das distribuidoras,

mediante empresa modelo e SFA, não se correlacionam de maneira significativa. O autor também roda modelos DEA em três estágios para incorporar o impacto de variáveis ambientais. No entanto, somente considera os Opex na análise e compara-os com os valores do método de “empresa de referência”, cujo uso já é praticamente obsoleto, e os dados correspondem a um período muito antigo.

Uma das publicações mais recentes sobre cálculos da eficiência de distribuidoras elétricas do Brasil é a de Leme *et al.* (2014), quem consideraram as variáveis não gerenciais como indispensáveis na análise de eficiência comparativa. Estes autores procuraram realizar uma contribuição à metodologia levada em consideração pela Aneel no terceiro ciclo de revisões tarifárias, sugerindo o emprego do desenho experimental para escolher as variáveis ambientais relevantes no cálculo do Opex reconhecido na receita. O cálculo foi realizado para as 29 distribuidoras consideradas como de grande porte (maiores) do Brasil, com dados publicados pela agência reguladora. Os *scores* de eficiência foram calculados em uma primeira etapa com um modelo DEA com rendimentos não decrescentes a escala e mínimos quadrados corrigidos, replicando a metodologia da Aneel. Na segunda etapa, foi avaliada a contribuição das variáveis ambientais com o critério bayesiano de informação, para escolher aquelas mais relevantes. Os autores simularam situações com presença e ausência de variáveis exógenas até dois fatores contextuais (efeitos individuais e conjuntos de até duas variáveis). Concluíram que a variável “consumidores por área” não resultou significativa por ela mesma, assim como já tinha acontecido na metodologia realizada pela Aneel. No entanto, as inter-relações entre “salário médio-consumidores por área” e “salário médio-índice de complexidade” apresentaram significância estatística. A contribuição do estudo é que, além das dependências lineares, as dependências não lineares devem ser consideradas na análise. As conclusões comparativas exibem uma diferença nos Opex anuais permitidos de 2,1% entre os métodos, equivalente a US\$ 205 milhões, dos quais US\$ 187,5 milhões representam déficits anuais nas empresas. Embora o estudo inclua insumos monetários e variáveis ambientais dos períodos mais recentes, ele é baseado na metodologia do terceiro ciclo adotada pela Aneel, já modificada em 2015.

O trabalho de Souza *et al.* (2014) propõe a utilização de uma técnica DEA com rendimentos constantes à escala e restrição nos pesos contingentes para estimar a eficiência dos custos operacionais das distribuidoras elétricas do Brasil. A contribuição do estudo é o agrupamento das empresas tendo em conta os níveis de utilidade. Os autores indicam que a metodologia proposta permite reduzir as assimetrias do modelo da Aneel sem agrupamentos nem restrições de pesos e com rendimentos variáveis à escala. A análise considera os Opex como *input* e a energia distribuída, as unidades de consumo e as redes de distribuição como *outputs*, mas não considera variáveis ambientais; portanto, não contabiliza as características contextuais das distribuidoras e só considera questões intrínsecas a elas.

A revisão acadêmica descrita leva-nos à conclusão de que a literatura sobre eficiência na distribuição de energia elétrica no Brasil, ainda interessante, está referida à eficiência dos custos operacionais, mas sem incorporar o capital físico, além de trabalhar com informação antiga e, na maioria dos casos, não aplicar metodologias apropriadas de estimação de fronteiras estocásticas com dados em painel.

### 3 MARCO TEÓRICO: FRONTEIRAS DE EFICIÊNCIA

Para estimar a eficiência técnica das distribuidoras de energia elétrica do Brasil foi empregada uma abordagem paramétrica, aplicando as mais recentes técnicas de estimação para dados em painel, em razão de dispor de dados de numerosas empresas em um período de dez anos. Foi especificada uma função de distância estocástica orientada aos insumos, abordagem que apresenta vantagens com relação às funções de produção e custos, já que permite incorporar vários produtos obtidos com os mesmos insumos, tanto que a função de produção somente admite um único produto, além de não assumir a conduta minimizadora de custos e evitar o problema da endogeneidade dos preços dos insumos (Coelli *et al.*, 2003). Esta abordagem tem sido aplicada por Farsi e Filippini (2004), Farsi, Filippini e Greene (2005), Growitsch, Jamasb e Pollitt (2005), Goto e Tsutsui (2008), Cullmann (2009) e Pérez-Reyes e Tovar (2009) em estudos sobre eficiência do setor de distribuição de eletricidade em diversos países utilizando dados em painel.

A partir das estimativas da função distância são obtidas estimativas da eficiência técnica, isto é, a capacidade das empresas para obter um nível determinado de produto com a mínima quantidade possível de insumos. Estritamente, para que uma firma seja tecnicamente eficiente, é necessário que ela esteja alocada na isoquanta, que define o limite tecnológico do conjunto das diferentes combinações de insumos, os quais permitem obter um determinado vetor de produtos. Esta medida de eficiência não leva em conta os preços dos insumos nem a proporção em que eles são empregados, diferentemente da eficiência econômica, que indica a capacidade das empresas para obter um determinado nível de produção a custo mínimo.<sup>6</sup>

A função distância pode ser considerada como uma função de produção com mais de um produto, o que permite salvar a limitação de trabalhar com um único produto. Resulta muito apropriada para analisar empresas que produzem serviços, como as distribuidoras de eletricidade, cuja produção resulta muito melhor quantificada considerando mais de uma dimensão; em geral, clientes atendidos, cumprimento das redes e energia distribuída são as mais usuais.

---

6. A eficiência econômica implica eficiência técnica e também eficiência locativa, definida como a habilidade para combinar otimamente os insumos, os dados e os seus preços.

### 3.1 Função de distância empírica

Define-se a função de distância como a distância entre a localização ou a posição de uma firma e o limite das possibilidades de produção. De acordo com Kumbhakar e Lovell (2001), uma função de distância orientada aos insumos,  $D_I(y,x)$ , define-se da seguinte maneira:

$$D_I(y, x) = \max\{\lambda: x/\lambda \in L(y)\},$$

onde  $D_I$  é a distância de cada firma até a fronteira;  $x$  é um vetor de  $n$  insumos;  $y$  é um vetor de  $m$  produtos;  $\lambda$  é uma constante maior ou igual à unidade; e  $L(y)$  representa as combinações de insumos que permitem obter  $y$ . A função de distância orientada para os insumos representa a máxima quantidade em que o vetor de insumos de uma empresa deve ser radialmente contraído para seguir produzindo o mesmo vetor de produtos. Os conceitos de distância indicados foram desenvolvidos na década de 1950,<sup>7</sup> e a sua utilização em estudos de eficiência é muito difundida. Nos casos em que se tenta avaliar a eficiência de firmas que devem ajustar o uso dos insumos para fazer frente a uma demanda exógena, como ocorre com as distribuidoras de eletricidade,<sup>8</sup> recomenda-se utilizar o enfoque da função de distância orientada para os insumos, pois no setor de energia elétrica o número de consumidores atendidos e os demais produtos das distribuidoras constituem fatores exógenos, ou seja, a distribuidora não possui maior controle/ingerência sobre a quantidade de usuários. Portanto, a função de distância orientada para os insumos adapta-se melhor ao contexto da distribuição de energia elétrica, razão pela qual é escolhida para os trabalhos descritos a seguir.

Formalmente, segundo Kumbhakar e Lovell (2001), a eficiência técnica orientada aos insumos  $ET_I$  pode ser definida da seguinte maneira:

$$ET_I(y, x) = \min\{\theta: D_I(y, \theta x) \geq 1\}.$$

A expressão anterior indica a contração radial de todos os insumos no vetor  $x$ , que deveria ocorrer para ficar alocado na isoquanta que define o limite tecnológico. Quando a posição da firma está em dita isoquanta, já não é necessário realizar nenhum ajuste nos insumos, resultando máxima a eficiência técnica e nula a distância à fronteira. A eficiência técnica orientada para os insumos é igual à recíproca à função distância, podendo se expressar da seguinte forma:

$$ET_I(y, x) = \frac{1}{D_I(y,x)} = \frac{x/\lambda^*}{x} = \theta, \quad (1)$$

7. Debreu (1951) e Farrell (1957) são os trabalhos pioneiros.

8. Geralmente as distribuidoras de energia elétrica estão obrigadas a atender todos os clientes de uma área determinada.

onde  $\theta$  representa a eficiência técnica. A igualdade anterior indica que: quanto maior for a distância ao limite do conjunto de combinações viáveis de insumos, menor será a eficiência técnica orientada aos insumos. Note-se que  $ET_I$  assume valores entre 0 e 1. O valor 1 corresponde à situação na qual a firma está alocada na isoquanta e, portanto, não é necessário reduzir as quantidades de insumos, já que estão sendo empregados nas mínimas quantidades possíveis.

A função de distância possui a propriedade de homogeneidade de grau um nos insumos, que estabelece que, caso o uso dos insumos seja incrementado em uma determinada quantidade, mantendo-se constante a quantidade de produtos obtidos, a distância à fronteira será incrementada também nessa quantidade. Esta propriedade pode se expressar do seguinte modo:

$$D_I(y, \lambda x) = \lambda D_I(y, x),$$

sendo  $\lambda > 0$ . Fazendo  $\lambda = \frac{1}{x_1}$  e substituindo na igualdade anterior:

$$D_I(y, \frac{x}{x_1}) = \frac{1}{x_1} D_I(y, x). \quad (2)$$

Tomando logaritmo natural em ambos os membros e aplicando  $-\ln x_1$ , obtém-se:

$$-\ln x_1 = \ln D_I(y, \frac{x}{x_1}) - \ln D_I(y, x). \quad (3)$$

O sinal negativo do logaritmo natural da função de distância representa o desvio da fronteira determinística de produção, o qual depende de efeitos aleatórios, erros de medida e de ineficiências estocásticas não negativas.

Portanto, pode-se escrever:

$$-\ln D_I(y, x) = v_{it} - u_{it}. \quad (4)$$

Os erros  $v_{it}$  representam os desvios aleatórios em relação à fronteira de produção, os quais podem ser positivos ou negativos, sendo sua média igual a zero; enquanto os erros  $u_{it}$  representam desvios por baixo da fronteira de produção atribuídos à ineficiência, razão pela qual sempre apresentam sinal negativo.

Para completar, a expressão na equação (3) é expressa em forma funcional como  $\ln D_I(y, \frac{x}{x_1})$ . Para isso, pode-se supor uma estrutura Cobb-Douglas, obtendo-se a seguinte expressão:

$$-\ln x_{1it} = \alpha_i + \sum_m \beta_m \ln y_{mit} + \sum_{n-1} \beta_n \ln \left( \frac{x_{n-1it}}{x_1} \right) + v_{it} - u_{it}. \quad (5)$$

A estimação da função especificada anteriormente permite o cálculo da eficiência técnica orientada para os insumos, a qual, como já detalhado previamente, é igual à inversa da função distância. Portanto, pode-se escrever:

$$ET_I(y, x) = \frac{1}{D_I(y, x)} = \frac{1}{E[\exp(u_{it})|v_{it}-u_{it}]}. \quad (6)$$

#### 4 ESTRATÉGIA EMPÍRICA

Para estimar as funções de distância e a eficiência das empresas distribuidoras de eletricidade do Brasil, utilizaram-se dados de 58 distribuidoras correspondentes ao período 2003-2012, na medida em que estiveram disponíveis as observações de todas as variáveis incluídas na análise. Os dados foram retirados do *site* da Aneel.

##### 4.1 Variáveis incluídas na análise

A seguir são definidas as variáveis que representam os insumos (*inputs*), os produtos (*outputs*) fornecidos pelas empresas da indústria e as variáveis ambientais ou exógenas que afetam ou deslocam a fronteira, seja favorável, seja desfavoravelmente. Essas variáveis são aquelas tradicionalmente consideradas neste tipo de estudo, em concordância com o trabalho pioneiro de Neuberger (1977) e o clássico de Philip e Weyman-Jones (1996).

###### 4.1.1 *Inputs*

No presente estudo, foram considerados como insumos aos Opex e à anuidade do custo de capital (Ck). A consideração simultânea destes dois tipos de custos separados permite analisar a complementariedade e/ou substituição existente entre ambos, e constitui um avanço em relação aos estudos de eficiência que consideram unicamente o Opex ou o custo total agregado (Totex). A inclusão do custo de capital no modelo permite aproximar a quantidade e a qualidade do capital físico, com a vantagem de possibilitar explicitar a complementariedade com os custos operacionais. Dita análise não é possível quando a eficiência é somente estimada para os custos operacionais, resultando favorecidas aquelas empresas que adotaram uma combinação de insumos intensiva em capital.

Quando são comparadas empresas heterogêneas, com diferentes realidades e trajetórias, como as distribuidoras de eletricidade do Brasil, é muito provável que se observem situações bastante dissimiles. Em consequência, não seria correto estimar a eficiência destas empresas considerando somente um grupo de custos por separado (por exemplo, somente os Opex), já que se estaria obviando esta situação e, em consequência, distorcendo os resultados.

Pelas razões descritas, no presente estudo é abordada a análise da eficiência com modelos que levam em consideração tanto os custos operacionais quanto os custos de capital.

#### *Custos operacionais*

Os custos operacionais, para fins de revisão tarifária, correspondem aos custos com: a) pessoal; b) materiais; c) serviço de terceiros; d) outros custos operacionais; e) tributos; e f) seguros relativos à atividade de distribuição e comercialização. No Manual de Contabilidade do Setor Elétrico correspondem às subcontas 615.03.X.X.XX e 615.05.X.X.XX. Os dados são referentes aos valores históricos informados e foram atualizados em moeda de junho de 2013 com o Índice Geral de Preços do Mercado (IGPM).

#### *Custos de capital*

Os custos de capital foram estimados como uma anuidade constante da base de ativos regulatórios. Para o cálculo dessa anuidade, é considerada a seguinte equação:

$$Ck = BC \times \frac{TCC}{1 - \frac{1}{(1+TCC)^n}},$$

onde:

- *Ck*: anuidade do custo de capital;
- *BC*: base de capital. Corresponde à base de ativos bruta, sobre a qual é aplicado o fator de recuperado de capital, que considera tanto a depreciação quanto a rentabilidade dele;
- *TCC*: taxa de custo de capital. Neste artigo é considerada a taxa WACC depois de impostos;
- *n*: anos de vida útil contábil.

A base foi construída a partir dos valores da base de remuneração bruta definidos pela Aneel nas revisões tarifárias que ocorreram entre 2003 e 2013. Foi considerado o total dos ativos, sejam próprios, sejam doados, aplicando sobre eles a equação detalhada previamente. Este critério é consistente com a ideia de que a eficiência é medida em relação a todos os recursos envolvidos nos processos de prestação do serviço elétrico, independentemente da propriedade e da situação contábil deles, sempre que estejam em serviço. A aplicação efetiva dos resultados deste enfoque tem que ser finalmente efetuada sobre a base de ativos próprios, sob o suposto de que a ineficiência obtida aplica de igual maneira tanto aos ativos próprios quanto aos doados e demais *inputs* dos modelos.

Todos os valores econômicos sofreram correção monetária pelo IGPM, ficando expressos a preços de junho de 2013. Não foram considerados os bens 100% depreciados, já que o custo de capital deles já foi recuperado na sua totalidade pelas distribuidoras. Tampouco foram considerados os valores do índice de aproveitamento aplicados sobre alguns ativos.

A taxa WACC depois de impostos foi aplicada segundo corresponde a cada distribuidora, mas considerando que as mudanças da taxa para os diferentes ciclos tarifários são efetuadas no mesmo ano para todas as distribuidoras, especificamente no primeiro ano de cada ciclo de revisões tarifárias.<sup>9</sup> Isso faz com que o cálculo seja coerente na aplicação da taxa.

É importante efetuar também uma distinção entre o custo de capital utilizado no presente artigo e as despesas de capital, chamadas de *Capex* (*capital expenditures*), na literatura do tema. As *Capex* representam os investimentos anuais efetuados pelas empresas distribuidoras para fornecer o serviço, seja por expansão dele, seja para reposição de ativos antigos. Estes investimentos anuais não são adequados para representar o nível de custo de capital das empresas, já que não trazem em conta o custo de ativos anteriores ainda em serviço.

Contudo, para efetuar uma estimativa do custo de capital que permita uma correta comparação entre as empresas, sugere-se o cálculo de uma anuidade constante da base bruta total de ativos das distribuidoras. Aqui é importante destacar também que, no caso de comparar o custo de capital líquido das empresas, estaríamos considerando como ineficientes aquelas empresas que possuem redes mais novas e, em consequência, um maior custo de capital calculado sobre o capital líquido. Paralelamente, seriam consideradas como eficientes empresas com redes velhas ou obsoletas, para as quais é observado um menor custo de capital na sua base líquida. Portanto, é fundamental nivelar essa questão, e a melhor forma é calculando uma anuidade constante de custo de capital.

#### 4.1.2 *Outputs*

As empresas de distribuição prestam um serviço que não é perfeitamente quantificável e deve ser aproximado mediante diferentes variáveis. Neste estudo são utilizados os produtos tradicionalmente utilizados na bibliografia: a quantidade de consumidores, o cumprimento da rede e a energia distribuída ponderada pelos níveis de tensão, como representativas da produção das distribuidoras de eletricidade. Os dados foram obtidos das tabelas publicadas pela Aneel no marco da Consulta Pública nº 11/2013.

---

9. Como a aplicação da taxa WACC é atualizada em ocasião da revisão tarifária de cada distribuidora e elas não acontecem em um mesmo ano, pode-se gerar inconsistência nos critérios adotados. Para salvar a situação, considerou-se que a taxa WACC é atualizada no mesmo ano para todas as distribuidoras.

#### 4.1.3 Variáveis ambientais

As variáveis ambientais são aquelas que não estão sob o controle gerencial das empresas, ou seja, são exógenas e afetam positiva ou negativamente a função de produção subjacente. Podem ser consideradas na especificação das funções a estimar, para controlar seu efeito sobre o nível dos custos ou, alternativamente, nos erros do modelo, como será explicado mais adiante. No presente estudo foram consideradas aquelas variáveis que os especialistas do setor assinalam como relevantes. Os dados foram obtidos das estimativas da eficiência no marco da Consulta Pública nº 11/2013 ou proporcionados pela Abradee:

- *salários*: indicador da relatividade de custo de mão de obra entre as distribuidoras, obtido como a projeção do nível médio salarial de ocupações relacionadas à distribuição de energia na área de concessão da distribuidora, expresso em moeda de junho de 2013;
- *chuva*: média de precipitação acumulada anual, em mm, no período de 1999 a 2012, na área de atuação de cada distribuidora. Os dados são obtidos do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (Inpe);
- *descargas atmosféricas*: densidade de descargas atmosféricas médias, em km<sup>2</sup>, por área de atuação, para o período de apuração 1998-2009. Informação fornecida pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico (NOS) – Mapa de Densidade de Descargas Atmosféricas;
- *área de atuação*: delimitação de uma “área de atuação” para cada distribuidora, em km<sup>2</sup>, que consiste na envoltória em torno da rede de alta e média tensões, considerando um 1 km de *buffer*;
- *declividade*: indicador de declividade média do relevo da área de atuação de cada concessionária (%), construído a partir da média aritmética das declividades dos terrenos na área de atuação (SRTM 2000 – Mapa de Declividade 200 metros);
- *vegetação remanescente*: indicador de incidência elevada de vegetação natural na área de atuação de cada concessionária, que implique maiores custos operacionais. Expresso em km<sup>2</sup>;
- *consumidores por quilômetro de rede*: quantitativo de consumidores da concessionária no mês de dezembro de cada ano dividido pelos quilômetros de rede totais de cada ano;
- *consumidores por área de atuação*: quantitativo de consumidores da concessionária no mês de dezembro de cada ano dividido pela área de atuação de cada empresa para cada ano;

- *coeficiente de Gini*: indicador do grau de desigualdade na distribuição da renda domiciliar *per capita* entre os indivíduos, obtido a partir do Censo Demográfico 2010. É calculado sobre a renda nominal mensal dos domicílios particulares permanentes, por situação do domicílio.

#### 4.1.4 Estatística descritiva

Como já antedito, as empresas que compõem o setor elétrico brasileiro apresentam uma grande heterogeneidade. A tabela 1 detalha, além do universo de dados utilizados nos modelos, a grande dispersão das variáveis-chave que existe entre as concessionárias.

TABELA 1  
Descrição das variáveis

Variável	Unidade	Média	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo	Dados
Opex	R\$ mil	191.262	281.013	703	1.873.440	515
Custos de capital	R\$ mil	259.722	409.688	174	1.963.210	515
Km total	Km	48.852	76.251	43	498.353	515
Consumidores	-	1.066.550	1.474.590	2.169	7.460.090	515
Consumidores/área	Consumidores/km <sup>2</sup>	82	187	3	1.493	515
Área de atuação	Km <sup>2</sup>	46.536	77.298	15	425.628	515
Declividade	%	6,90	4,04	1,13	23,30	515
Descargas atmosféricas	Descargas/km <sup>2</sup>	6,82	3,05	0,54	15,43	515
Vegetação	Km <sup>2</sup>	12.859	21.881,3	0,6	92.193	515
Chuva	Mm/ano	1.437	329	697,5	2.196,7	515
Índice de Gini	-	0,5	0,0	0,4	0,6	515
Salários	R\$/mês	4.067	699,9	2.372	7.271,2	515
Mercado ponderado	MWh	2.497.390	3.661.480	5.778	20.726.600	515

Elaboração dos autores.

## 4.2 Modelo empírico

Estimou-se a fronteira estocástica com os dados de toda a amostra, utilizando uma função distância orientada aos insumos. A partir dos erros de ineficiência de dita estimação, obtiveram-se os *scores* de eficiência segundo a equação (6). O modelo estimado com as variáveis mencionadas no item anterior é uma função de distância do tipo Cobb-Douglas, conforme a seguinte expressão:

$$\begin{aligned}
 -\ln CK_{it} = & \alpha_i + \beta_{UC} \ln UC_{it} + \beta_{ener} \ln ener_{it} + \beta_{km} \ln km_{it} + \beta_{opex} \ln \left( \frac{OPEX_{it}}{CK_{it}} \right) + \\
 & \gamma_{salar} \ln salario_{it} + \gamma_{chuva} \ln chuva_{it} + \gamma_{desc} \ln desc_{it} + \\
 & \gamma_{decl} \ln decl_{it} + \gamma_{dens} \ln dens_{it} + \gamma_{areal} \ln areal_{it} + \gamma_{desig} \ln desig_{it} + v_{it} - u_{it}.
 \end{aligned} \tag{7}$$

Nela, os coeficientes  $\beta$  acompanham as variáveis que representam os *outputs* e os  $\gamma$  as que representam os fatores ambientais fora do controle gerencial. A constante  $\alpha_i$  tem um papel diferente, que depende do modelo de dados em painel escolhido para a estimação, como se assinalará mais adiante. O termo  $v$  é o erro aleatório do modelo e o termo  $u$  é o erro atribuído à ineficiência gerencial, que representa a distância de cada empresa à fronteira, não justificada pelas variáveis do modelo (as distribuições dos termos  $u$  e  $v$  são definidas mais adiante). Assim, a partir da estimação de  $u$ , é obtido o *score* de eficiência de cada empresa como a inversa da distância:

$$ET_I(y, x) = \frac{1}{D_I(y, x)} = \exp(-u).$$

Note-se que, no modelo, foi escolhida a variável  $Ck$  para garantir a homogeneidade de grau um nos insumos da função distância, e é por isso que aparece no lado esquerdo da função e também como denominador da variável  $Opex$  no lado direito. Os resultados não mudariam caso se utilize como divisor a variável  $Opex$ .

#### 4.2.1 Técnicas de estimação

Uma vantagem relevante das técnicas econométricas é a possibilidade de incluir variáveis ambientais, tanto na função quanto nas distribuições dos erros do modelo. Contrariamente, os métodos não paramétricos (como a DEA, por exemplo), embora fáceis de resolver, apresentam dificuldades no momento de incorporar as variáveis exógenas que não constituem nem insumos nem produtos, e também no tratamento com dados em painel. Apesar de uma extensa literatura sugerir complementar os modelos DEA com estimações paramétricas em uma segunda etapa (Simar e Wilson, 2007), ou aplicar DEA a unidades de decisão que se desempenham em meios homogêneos (eficiência condicionada, proposta por Badin, Daraio e Simar, 2012), no presente estudo foram priorizadas as vantagens dos modelos de verdadeiros efeitos fixos com heteroscedasticidade para o tratamento das variáveis exógenas, já que se trata de uma técnica mais específica e adequada para o tratamento de dados em painel.

Rodaram-se os modelos que supõem eficiência invariante no tempo: modelos de efeitos fixos tradicionais, modelos de efeitos aleatórios tradicionais e a variante de Battese-Coelli; e modelos de eficiência variante no tempo. Estes últimos consistiram em modelos de verdadeiros efeitos fixos, nos quais é depurado o erro de

ineficiência de cada empresa do impacto da heterogeneidade não observada, de maneira que cada ordenada à origem reflete o impacto de variáveis não incluídas no modelo, mas que afetam o desempenho da empresa e constituem atributos invariantes no tempo. Adicionalmente, estimaram-se os modelos de verdadeiros efeitos fixos com heterogeneidade explícita no desvio-padrão e na média dos erros. Estes últimos apresentaram alguns problemas de convergência ao máximo valor da função de verossimilhança, pelo que seus resultados não serão considerados. O método de verdadeiros efeitos aleatórios não foi aplicado em razão de que se trata de um método instável.

As variáveis ambientais podem entrar no modelo modificando a altura da função. Assim, aquelas distribuidoras que enfrentem maiores salários terão a mesma função que as restantes, mesmo que deslocada para cima. E se a densidade de clientes for um fator que diminui custos, as distribuidoras com maior densidade terão sua função distância deslocada para baixo em comparação com as outras. Ou seja, as variáveis ambientais nas especificações anteriores modificam a altura da função. Existem, além disso, outras abordagens para o tratamento do efeito que as variáveis ambientais exercem sobre os custos de produção, que consistem em inclui-las nas distribuições dos erros do modelo. Desse jeito, é possível provar se os erros do modelo são independentes das variáveis explicativas ou se, pelo contrário, sua variância ou sua média é modificada pelo valor que assumem as variáveis ambientais.

Neste trabalho é estimada uma função distância que incorpora as variáveis ambientais ( $z_{it} = \ln \text{salario}_{it}, \ln \text{chuva}_{it}, \ln \text{desc}_{it}, \ln \text{decl}_{it}, \ln \text{dens}_{it}, \ln \text{area}_{it}, \ln \text{desig}_{it}$ ) na função, na variância dos erros separadamente e/ou conjuntamente. Assim, o modelo estimado pode se expressar, em linhas gerais, como:

$$\begin{aligned}
 -\ln CK_{it} = & \alpha_i + \beta_{UC} \ln UC_{it} + \beta_{ener} \ln ener_{it} + \beta_{km} \ln km_{it} \\
 & + \beta_{opex} \ln \left( \frac{OPEX_{it}}{CK_{it}} \right) + \gamma_{salar} \ln \text{salario}_{it} + \gamma_{chuva} \ln \text{chuva}_{it} + \gamma_{desc} \ln \text{desc}_{it} \\
 & + \gamma_{decl} \ln \text{decl}_{it} + \gamma_{dens} \ln \text{dens}_{it} + \gamma_{areal} \ln \text{area}_{it} + \gamma_{desig} \ln \text{desig}_{it} + v_{it} - u_{it} .
 \end{aligned}$$

Os erros  $v_{it}$  apresentam uma distribuição normal, com média zero e variância constante, e os erros  $u_{it}$  são maiores ou iguais a zero e distribuem-se de acordo com uma seminormal truncada em zero com variância constante.

Note-se que, nestes modelos, os efeitos fixos  $\alpha_i$  “justificam” um maior ou menor custo. Quando a ineficiência é uma característica não observável que permanece sem mudanças no período em análise, então o erro gerencial vê-se em queda. Uma possível alternativa para evitar a subestimação da ineficiência é incluir o efeito das variáveis ambientais na variância dos dois erros:

$$-\ln CK_{it} = \alpha + \beta_{UC} \ln UC_{it} + \beta_{ener} \ln ener_{it} + \beta_{km} \ln km_{it} + \beta_{opex} \ln \left( \frac{OPEX_{it}}{CK_{it}} \right) + v_{it} - u_{it},$$

onde:

$$v_{it} \sim N(0, \sigma_{v_{it}}^2), \sigma_{v_{it}}^2 = \sigma_v^2 \cdot \exp(\delta' z_{it}),$$

$$u_{it} \sim |N(0, \sigma_{u_{it}}^2)|, \sigma_{u_{it}}^2 = \sigma_u^2 \cdot \exp(\alpha_i + \varphi' z_{it}).$$

Nestes modelos as variâncias dos erros não são constantes, mas são determinadas pelas variáveis ambientais  $z$ . Além disso, a variância dos  $u_i$  também é uma função das variáveis não observadas de cada empresa, capturadas nos efeitos fixos  $\alpha_i$ .

Além de todos os métodos possuírem suas respectivas vantagens e desvantagens, considera-se que, para o caso da comparação dos custos de empresas de distribuição de eletricidade, o método de verdadeiros efeitos fixos, que incorpora o impacto das variáveis ambientais na variância dos erros, evita a possibilidade de sobrestimar a eficiência, no caso em que a incapacidade gerencial tiver ficado constante no período considerado. Este efeito é reconhecido por Greene (2003), quando assinala que a separação do termo de erro entre um efeito fixo e a componente não gerenciável é um fator positivo destes modelos. Porém, no caso em que a empresa tiver ficado ineficiente, sem reagir aos incentivos, o modelo percebe isto como uma característica que não muda no tempo, similar ao que acontece na localização ou no tamanho da área que é considerado como um efeito fixo. Em consequência, o erro de ineficiência é depurado da incapacidade de gerência, sendo a ineficiência estimada menor que a real. Estes modelos permitem também um tratamento mais apropriado das variáveis ambientais, já que possibilitam estimações da eficiência para cada momento do tempo e corrigem a heteroscedasticidade. Ademais, permitem introduzir a heterogeneidade não observada na variância dos erros, evitando sobrestimar a eficiência. No entanto, a seguir são apresentados resultados de modelos com estes métodos, mas também de outros modelos mais simples que têm sido testados: efeitos aleatórios e efeitos fixos. As estimativas são realizadas por máxima verossimilhança e a decomposição do erro total, em aleatório e gerencial, é feita pelo método de Jondrow *et al.* (1982).

#### 4.2.2 Resultados

Nesta seção são apresentados os resultados dos modelos paramétricos estimados a partir da função distância, anteriormente especificados. Para a estimação, todas as variáveis foram expressas em logaritmos naturais e cada observação foi dividida pela média geométrica da respectiva série de dados. Desta maneira, suaviza-se o efeito dos valores extremos (*outliers*), e os parâmetros obtidos na estimação da função são interpretados como elasticidades, valoradas na média da série (Coelli *et al.*, 2003).

A seguir são apresentados os resultados dos coeficientes dos modelos estimados que, embora sejam de menor interesse quando comparados com as estimativas de eficiência, constituem o primer estágio do processo de estimação. A tabela 2 contém os resultados dos modelos tradicionais de efeitos aleatórios supondo uma distribuição seminormal para o erro atribuído à ineficiência gerencial, com média zero e desvio-padrão constante (modelos homoscedásticos) nas colunas 2 e 3, e de efeitos fixos na última coluna. A tabela 3 corresponde aos modelos de verdadeiros efeitos fixos, os quais incorporam os efeitos fixos como constantes que modificam a altura da função distância<sup>10</sup> e supõem homoscedasticidade nas variâncias dos erros. Finalmente, a tabela 4 apresenta os resultados dos modelos de verdadeiros efeitos fixos, os quais consideram os desvios-padrão dos erros como função dos efeitos fixos das empresas e/ou de variáveis ambientais (modelos heteroscedásticos).

**TABELA 2**  
**Modelos tradicionais**

Variável	Modelo efeitos aleatórios			Modelo efeitos aleatórios Battese-Coelli			Modelo efeitos fixos tradicionais		
	Coeficiente	Desvio- padrão	Coeficiente/ desvio- padrão	Coeficiente	Desvio- padrão	Coeficiente/ desvio- padrão	Coeficiente	Desvio- padrão	Coeficiente/ desvio- padrão
Opex/Ck	0,40310	0,01542	26,1378	0,37942	0,01834	20,6870	0,38005	0,02038	18,6467
Salário	-0,18404	0,06486	-2,8373	-0,29614	0,05894	-5,0240	-0,16783	0,05659	-2,9659
Densidade (consumidores/ km_rede)	0,35088	0,05951	5,8962	0,11945	0,03217	3,7128	-	-	-
Constante	0,68102	0,07883	8,6396	0,43182	0,04739	9,1114	-0,42366	0,14987	-2,8268
Sigma	0,84697	0,09682	8,7478	0,41100	0,01366	30,0765	-	-	-
Lambda	10,54212	4,55160	2,3161	5,23381	0,03833	136,5335	-	-	-
Eta	-	-	-	0,04186	0,00627	6,6733	-	-	-
R <sup>2</sup> ajustado	-	-	-	-	-	-	0,9988862		
Log L		406,71			449,51		-	-	-
N		515			515			515	
Empresas		58			58			58	

Elaboração dos autores.

10. Os coeficientes não são apresentados por razões de espaço, mas podem ser solicitados aos autores.

**TABELA 3**  
**Modelos de verdadeiros efeitos fixos homoscedásticos**

Variável	Modelo verdadeiros efeitos fixos			Modelo verdadeiros efeitos fixos			Modelo verdadeiros efeitos fixos		
	Coefficiente	Desvio-padrão	Coefficiente/ desvio - padrão	Coefficiente	Desvio-padrão	Coefficiente/ desvio - padrão	Coefficiente	Desvio-padrão	Coefficiente/ desvio - padrão
Km de rede	-0,18821	0,01250	-15,05726958	-0,09744	0,02153	-4,5268	-0,12749	0,02226	-5,7265
Consumidores	-0,29913	0,02362	-12,66237956	-0,50631	0,02983	-16,9745	-0,39288	0,03134	-12,5379
Mercado	-0,56126	0,02669	-21,02580086	-0,43214	0,02284	-18,9194	-0,51481	0,02625	-19,6111
Opex/Ck	0,42737	0,02057	20,77569698	0,45310	0,01985	22,8268	0,43340	0,01976	21,9329
Salário	-	-	-	-0,67558	0,04222	-16,0026	-0,66516	0,04220	-15,7614
Densidade (consumidores/km_rede)	-	-	-	0,06981	0,01071	6,5205	0,06069	0,01070	5,6739
Desigualdade (coef. de Gini)	-	-	-	-	-	-	0,84030	0,10343	8,1246
Sigma	0,2536	0,8336	0,3043	0,25440	0,00838	30,3478	0,21092	0,00707	29,8292
Lambda	0,0001	0,0276	0,0025	0,83294	0,05933	14,0395	0,00006	0,02761	0,0022
Log L		180,3284			249,15		-	266,41	-
N		515			515			515	
Empresas		58			58			58	

Elaboração dos autores.

**TABELA 4**  
**Modelos de efeitos fixos heteroscedásticos (EFHet)**

Variável	Modelo 1			Modelo 2			Modelo 3		
	Coefficiente	Desvio-padrão	Coefficiente/ desvio - padrão	Coefficiente	Desvio-padrão	Coefficiente/ desvio - padrão	Coefficiente	Desvio-padrão	Coefficiente/ desvio - padrão
Km de rede	-0,01908	0,04365	-0,43722	-0,05629	0,03262	-1,72571	-0,07197	0,04137	-1,73986
Consumidores	-0,61875	0,06289	-9,83861	-0,61662	0,06080	-10,14194	-0,49684	0,07079	-7,01888
Mercado	-0,38343	0,05693	-6,73510	-0,36504	0,05545	-6,58264	-0,45948	0,05608	-8,19281
Opex/Ck	0,46555	0,03137	14,83931	0,44834	0,02819	15,90700	0,44264	0,02861	15,46993
Salário	-0,55187	0,08706	-6,33932	-0,53202	0,07728	-6,88422	-0,48935	0,08136	-6,01451
Densidade (consumidores/área)	0,15679	0,02720	5,76491	0,12795	0,02094	6,11112	0,12931	0,02658	4,86447
Chuva	-	-	-	-	-	-	-0,13297	0,10069	-1,32058
Desigualdade (coef. de Gini)	-	-	-	-	-	-	-0,95407	0,21055	-4,53138
Declividade	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Constante	0,12393	0,02201	5,62971	0,13342	0,01959	6,81133	0,12723	0,02020	6,29892

(Continua)

(Continuação)

Variável	Modelo 1			Modelo 2			Modelo 3		
	Coefficiente	Desvio- padrão	Coefficiente/ desvio- padrão	Coefficiente	Desvio- padrão	Coefficiente/ desvio- padrão	Coefficiente	Desvio- padrão	Coefficiente/ desvio- padrão
Parâmetros da variância do erro v									
Constante	-4,56096	0,11798	-38,65773	-4,83863	0,13753	-35,18167	-4,67199	0,13357	-34,97685
Chuva	-	-	-	-2,16025	0,57907	-3,73054	-	-	-
Coefficiente de Gini	-	-	-	-8,82147	3,18487	-2,76980	-	-	-
Salário	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Densidade (consumidores/ área)	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Declividade	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Parâmetros da variância do erro u <sup>1</sup>									
Constante	-5,50878	2,38156	-2,31310	-4,13596	1,31740	-3,13948	-5,94812	2,73919	-2,17149
Salário	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Densidade (consumidores/ área)	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Chuva	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Coefficiente de Gini	-	-	-	-	-	-	-	-	-
<i>Log L</i>		336,62			347,56			352,95	
AIC		-541,2			-559,1			-569,9	
N		515			515			515	
Empresas		58			58			58	
Variável	Modelo 4			Modelo 5			Modelo 6		
	Coefficiente	Desvio- padrão	Coefficiente/ desvio- padrão	Coefficiente	Desvio- padrão	Coefficiente/ desvio- padrão	Coefficiente	Desvio- padrão	Coefficiente/ desvio- padrão
Km de rede	-0,12732	0,02675	-4,75976	0,00038	0,03528	0,01084	-	-	-
Consumidores	-0,45549	0,05002	-9,10542	-0,71953	0,06524	-11,02884	-0,71925	0,05513	-13,04720
Mercado	-0,44684	0,04341	-10,29317	-0,31940	0,05696	-5,60715	-0,31929	0,05645	-5,65667
Opex/Ck	0,45309	0,02443	18,54433	0,43489	0,03033	14,34048	0,43786	0,02930	14,94324
Salário	-	-	-	-0,52042	0,08601	-6,05080	-0,51919	0,08701	-5,96689
Densidade (consumidores/ área)	-	-	-	0,17013	0,02239	7,59981	0,16534	0,01763	9,37654
Chuva	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Desigualdade (coef. de Gini)	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Declividade	-	-	-	-0,12054	0,05242	-2,29948	-0,11396	0,03322	-3,43019
Constante	0,11733	0,01759	6,67011	0,13184	0,02093	6,29857	0,13104	0,02045	6,40915

(Continua)

(Continuação)

Variável	Modelo 4			Modelo 5			Modelo 6		
	Coefficiente	Desvio- -padrão	Coefficiente/ desvio- -padrão	Coefficiente	Desvio- -padrão	Coefficiente/ desvio- -padrão	Coefficiente	Desvio- -padrão	Coefficiente/ desvio- -padrão
Parâmetros da variância do erro v									
Constante	-4,82758	0,21946	-21,99755	-4,83634	0,15419	-31,36540	-4,81960	0,15216	-31,67521
Chuva	-1,88995	0,71868	-2,62977	-2,10240	0,59673	-3,52324	-1,98748	0,57345	-3,46580
Coefficiente de Gini	-11,57967	4,56962	-2,53406	-8,27681	3,06345	-2,70180	-8,84605	2,93509	-3,01390
Salário	-4,37757	1,01944	-4,29410	-	-	-	-	-	-
Densidade (consumidores/ área)	0,64135	0,16466	3,89502	-	-	-	-	-	-
Declividade	-	-	-	0,46212	0,50619	0,91294	-	-	-
Parâmetros da variância do erro u <sup>1</sup>									
Constante	-22,12834	81981900	-0,00000	-5,00246	2,20555	-2,26813	-4,71814	1,54014	-3,06344
Salário	2,76921	3,47098	0,79782	-	-	-	-	-	-
Densidade (consumidores/ área)	-6,84062	2,96995	-2,30327	-	-	-	-	-	-
Chuva	44,06630	34941800	0,00000	-	-	-	-	-	-
Coefficiente de Gini	5,85825	9,57111	0,61208	-	-	-	-	-	-
Log L		300,64			359,18			357,09	
AIC		-456,9			-578,4			-578,2	
N		515			515			515	
Empresas		58			58			58	

Elaboração dos autores.

Nota: <sup>1</sup> Não são expostos os coeficientes dos efeitos fixos das 58 distribuidoras por razões de espaço de exposição.

Como pode ser observado nas tabelas anteriores, todos os coeficientes estimados apresentam o sinal esperado e são, salvo poucas exceções, estatisticamente significativos. A relação direta entre os custos e as variáveis que aproximam o produto das distribuidoras é confirmada: comprimento da rede, quantidade de unidades consumidoras e quantidade de energia distribuída. Note-se que estes coeficientes apresentam sinal negativo, igual ao custo do lado direito, indicando que estas variáveis movem-se no mesmo sentido ou têm relação direta. Como assinalado anteriormente, os coeficientes estimados representam elasticidades e, como as variáveis estão expressas em desvios, podem ser interpretados como elasticidades na média da amostra. Assim, os resultados do modelo 3 (EFHet) indicam que, para cada 1% de incremento na quantidade de consumidores, os custos incrementam-se, *ceteris paribus*, em 0,497%.

A variável comprimento de rede apresenta um nível de significância muito baixo em alguns modelos, talvez pela elevada correlação com as unidades consumidoras e com a energia distribuída, como no modelo 5 (EFHet). O modelo 6 (EFHet) não apresenta o comprimento de rede como variável.

Em todas as estimativas é confirmada a relação direta esperada entre o custo de capital e as variáveis que representam a produção das distribuidoras: comprimento de rede, quantidade de unidades consumidoras e volume de energia vendida. Note-se que os coeficientes destas variáveis têm sinal negativo, igual ao custo de capital, no lado direito da equação estimada. Isto significa que, entre os custos e cada um dos *outputs* existe uma relação direta, já que ambas variáveis têm o mesmo sinal. Como mencionado, o coeficiente das variáveis representa a elasticidade do custo em relação a cada *output*. Assim, por exemplo, em função do modelo de efeitos aleatórios da tabela 2, o coeficiente dos quilômetros de rede é  $0,106$ , o que indica que, ante um incremento de 1% no comprimento da rede, ambos os custos incrementam-se na média da indústria, *ceteris paribus*, em  $0,106\%$ . Note-se que, pela propriedade de homogeneidade de grau um da função distância, é indiferente considerar, no lado direito da equação,  $C_k$  ou  $Opex$ . Assim, se, no lugar de considerar como variável dependente do modelo o  $C_k$ , houvesse considerado o  $Opex$  (bem como a sua inversa de  $Opex/C_k$  a  $C_k/Opex$ ), os coeficientes de todas as variáveis seriam iguais, com exceção da relação  $C_k/Opex$ , que seria igual a um menos o valor do coeficiente  $Opex/C_k$ .

Outro resultado muito relevante é que a razão  $Opex/C_k$  sempre tem associado um coeficiente positivo. Isto indica que, caso se incremente o  $Opex$  mantendo sem mudanças as variáveis que representam o *output* e as ambientais, o custo de capital diminui. Essa relação inversa entre os dois insumos do modelo confirma que existe uma relação de substituição entre eles, que, na média das empresas do estudo, é em torno de  $0,4$ , interpretando-se que é possível diminuir em  $0,4\%$  o custo de capital por cada  $1\%$  de incremento no  $Opex$ .

Analisando as variáveis ambientais ou exógenas, algumas destas variáveis não resultaram significativas sobre os custos em nenhum dos casos, como as descargas e a vegetação. No caso das descargas, pode ser devido à elevada correlação identificada com a variável chuva. Como foram apresentadas anteriormente, as variáveis ambientais foram incorporadas como uma variável que afeta diretamente a função e como explicativas das variâncias dos erros. Na primeira abordagem (tabelas 2 e 3), as variáveis densidade da rede e salário médio da região resultaram altamente significativas e com o sinal esperado na maioria das estimações.

A densidade, medida como consumidores por unidade de superfície da área de concessão, apresenta sinal contrário ao custo em todas as estimações e é estatisticamente significativa. Sua elasticidade oscila entre  $0,13$  e  $0,17$ , segundo

o modelo especificado, e indica que um incremento de 1% na concentração dos consumidores do serviço reduz os custos, *ceteris paribus*, entre 0,13% e 0,17%.

O nível de salários do setor é uma variável ambiental que tanto empresas quanto regulador reconhecem como um determinante relevante dos custos, especialmente operativos. Seu nível flutua de uma região a outra, refletindo o custo de oportunidade dos trabalhadores. Em zonas nas quais há mais alternativas de trabalho, os trabalhadores têm um maior custo de oportunidade ao empregar-se no setor da distribuição de eletricidade. Por isso, as empresas localizadas nas zonas mais prósperas e desenvolvidas pagam, em geral, salários mais elevados do que as demais. Esta hipótese se cumpre em todas as estimações, pois em todos os casos é observada uma relação direta entre o nível do custo e o salário, com elevado nível de significância estatística. O valor estimado da elasticidade do custo em relação ao salário varia com o modelo entre 0,17 e 0,55, resultando mais elevada nos modelos de verdadeiros efeitos fixos.

As variáveis restantes não apresentaram significância, ou sua inclusão determinou a não convergência ao máximo valor da função de verossimilhança, razão pela qual não são apresentados esses resultados. Uma exceção a se destacar são as variáveis de declividade e desigualdade econômica – aproximada com o coeficiente de Gini (modelos 3 e 6 da tabela 4, respectivamente). A desigualdade induz a um incremento nos custos, com uma elasticidade média de 0,95, similar à declividade, cuja elasticidade-custo é de 0,12. Este resultado indicaria que as distribuidoras que operam em zonas de maior pobreza estão mais expostas a situações de roubo de energia (perdas não técnicas), devendo instalar redes e equipes de maior custo, incorrendo em maiores custos operativos e de manutenção.

As estimativas do parâmetro  $\sigma(\sqrt{\sigma_v^2 + \sigma_u^2})$  são estatisticamente distintas de zero, como também aquelas do parâmetro  $\lambda(\sigma_u/\sigma_v)$ , podendo-se afirmar que a variabilidade da ineficiência gerencial não é nula e que é, além disso, superior àquela atribuída ao erro não sistemático (note-se que, nos modelos com heteroscedasticidade, estes parâmetros não são únicos; eles devem ser calculados para cada empresa, já que dependem dos valores de suas variáveis ambientais e de suas respectivas ordenadas à origem).

Em relação ao efeito das variáveis ambientais na dispersão dos erros, aprecia-se que o coeficiente de Gini, os salários da região e o nível de precipitações afetam negativamente a variância do erro aleatório, tanto que a densidade tem o efeito inverso, confirmando a heteroscedasticidade (tabela 4). Estes resultados expõem que a variância do erro não sistemático não é constante; ela se modifica de acordo com as variáveis exógenas das empresas, definidas como significativas. Contrariamente, a dispersão dos erros sistemáticos ou de ineficiência não depende das variáveis

ambientais nem dos efeitos fixos  $a_{ii}^{11}$ , com exceção do modelo 4 (EFHet), em que uma menor densidade contribui para uma maior dispersão, podendo-se concluir que sua dispersão em torno da média é constante.

Para confirmar os resultados descritos no parágrafo anterior, realizaram-se os testes de hipótese com base na razão de verossimilhança, para provar se os modelos restringidos são estatisticamente iguais aos não restringidos, em termos das variáveis ambientais incorporadas na função distância e/ou nas variâncias dos erros do modelo. As duas primeiras linhas da tabela 5 demonstram as provas de igualdade a zero dos coeficientes de variáveis ambientais para os modelos apresentados nas tabelas 3 e 4. Em todos os casos a hipótese é recusada, devido aos elevados níveis de confiança da hipótese nula. Adicionalmente, os valores do critério de informação de Akaike sugerem que os modelos 5 e 6, que consideram a heterogeneidade, são os melhores.

TABELA 5  
Testes de razão de verossimilhança: modelo de verdadeiros efeitos fixos

Modelos sem heteroscedasticidade							
Modelo	H <sub>0</sub>	Parâmetros	Log L	Estatístico $\lambda$	Restrições	Prob.	Decisão
1	$\gamma_w = \gamma_{dens} = 0$	66	249,15	137,6424	2	0	Rejeição
2	$\gamma_w = \gamma_{dens} = \gamma_{desig} = 0$	67	266,41	172,1596	3	0	Rejeição
Modelos com heteroscedasticidade							
Modelo	H <sub>0</sub>	Parâmetros	Log L	Estatístico $\lambda$	Restrições	Prob.	Decisão
1	$\gamma_w = \gamma_{dens} = 0$	66	336,62	172,6526	2	0	Rejeição
2	$\gamma_w = \gamma_{dens} = \gamma_{prec} = \gamma_{desig} = 0$	68	352,95	205,3312	4	0	Rejeição
3	$\delta_{prec} = \delta_{desig} = 0$	68	347,56	194,5464	4	0	Rejeição
4	$\delta_w = \delta_{dens} = \delta_{prec} = \delta_{desig} = 0;$ $\phi_w = \phi_{dens} = \phi_{prec} = \phi_{desig} = 0$	72	300,64	100,7048	8	0	Rejeição
5	$\gamma_w = \gamma_{dens} = \gamma_{decliv} = 0; \delta_{prec} = \delta_{desig} = \delta_{decliv} = 0$	70	359,18	217,775	6	0	Rejeição
6	$\gamma_w = \gamma_{dens} = \gamma_{decliv} = 0; \delta_{prec} = \delta_{desig} = 0$	68	357,09	213,607	4	0	Rejeição

Elaboração dos autores.

### 4.2.3 Análise da eficiência

A partir das estimações apresentadas nas tabelas 3, 4 e 5, obtiveram-se as porcentagens de eficiência técnica de cada uma das 58 distribuidoras incluídas na amostra. Como já assinalado, os modelos de verdadeiros efeitos fixos com heteroscedasticidade resultaram os mais adequados. No entanto, também são apresentados os *scores* de eficiência obtidos com os outros modelos, a modo comparativo. Conforme já mencionado, os modelos tradicionais de efeitos fixos e efeitos aleatórios (tradicional

11. As ordenadas à origem das empresas não resultaram estatisticamente diferentes de zero, podendo concluir que a variância dos erros  $u_{it}$  é constante e igual para todas as empresas.

e a versão Battese-Coelli, 1992) supõem que a eficiência manteve-se constante no período analisado. A variante do modelo de efeitos aleatórios de Battese e Coelli estima uma taxa média de evolução da eficiência para todas as empresas da amostra (o parâmetro *eta*).<sup>12</sup> A estimativa do parâmetro *eta* resultou positiva, indicando um crescimento médio anual da eficiência de cada empresa de 2,16%. Apesar de a opção de Battese e Coelli poder parecer superior ao modelo tradicional de efeitos aleatórios, tem a limitação de supor que a taxa *eta* é constante e igual para todas as empresas, suposto que parece pouco provável se levarmos em consideração que as 58 empresas apresentam características díspares em função de suas áreas de concessão, tipo e quantidade de consumidores, assim como da sua própria evolução. Segundo os modelos de verdadeiros efeitos fixos, a eficiência do setor apresentou taxas médias de crescimento anuais positivas, que vão de 0,49% a 1,25%.

#### Análise dos scores

A seguir é apresentada uma análise sobre a eficiência técnica das empresas da amostra, a partir das estimativas apresentadas na seção anterior. Em primeiro termo, consideram-se os *scores* de eficiência de cada distribuidora de energia elétrica no final do período. A tabela 6 apresenta os *scores* do período final, para cada um dos modelos realizados. Para a maioria das empresas, foi considerado o ano 2012. Para alguns casos em que esse dado não estava disponível, foi utilizado o ano 2011.

TABELA 6  
Scores de eficiência do período final  
(Em %)

Empresa	Modelos tradicionais		Verdadeiros efeitos fixos homoscedásticos	Efeitos fixos heteroscedásticos					
	Efeitos aleatórios	Efeitos aleatórios BC	Modelo 3	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
AES- Sul	0,59	0,75	0,90	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
AME	0,17	0,47	0,92	0,70	0,79	0,87	0,96	0,79	0,78
Bandeirante	0,21	0,50	0,92	0,87	0,88	0,86	0,93	0,89	0,90
Boa Vista	0,29	0,50	0,91	0,71	0,72	0,80	0,77	0,79	0,71
Caiuá	0,55	0,75	0,89	0,99	0,96	0,97	0,96	0,94	0,94
Ceal	0,51	0,67	0,90	0,82	0,85	0,84	0,93	0,84	0,85
CEB	0,20	0,51	0,92	0,92	0,96	0,96	0,90	0,92	0,92
CEEE	0,43	0,63	0,90	0,91	0,92	0,90	0,92	0,91	0,90
Celesc	0,38	0,63	0,92	0,96	0,95	0,95	0,95	0,98	0,97
Celg	0,75	0,77	0,92	1,00	1,00	1,00	0,98	1,00	1,00

(Continua)

12. A taxa de crescimento da eficiência de um período a outro é dada por  $u_t e^{-h(t-T)} (e^{h_t} - 1)$ .

(Continuação)

Empresa	Modelos tradicionais		Verdadeiros efeitos fixos homoscedásticos	Efeitos fixos heteroscedásticos					
	Efeitos aleatórios	Efeitos aleatórios BC	Modelo 3	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
Celpe	0,73	0,75	0,91	0,99	0,99	0,99	0,96	0,98	0,98
Celpe	0,76	0,91	0,91	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Celtins	0,85	0,65	0,92	0,92	0,93	0,93	0,85	0,90	0,90
Cemar	0,93	0,82	0,90	1,00	1,00	1,00	0,99	1,00	1,00
Cemat	0,81	0,72	0,90	0,97	0,95	0,98	0,94	0,93	0,93
Cemig	0,46	0,57	0,92	0,89	0,90	0,87	0,89	0,92	0,92
Cepisa	0,95	0,82	0,91	0,96	0,96	0,96	0,97	0,96	0,96
CFLO	0,66	0,88	0,90	1,00	1,00	1,00	0,99	1,00	1,00
Chesp	0,98	0,88	0,90	0,99	0,97	0,98	0,89	0,97	0,97
Jaguari	0,23	0,55	0,91	0,91	0,89	0,93	0,96	0,86	0,87
Mococa	0,63	0,77	0,90	1,00	0,95	0,98	0,97	0,96	0,96
Santa Cruz	0,60	0,81	0,91	1,00	1,00	1,00	0,98	0,98	0,98
Nacional	0,51	0,68	0,91	0,92	0,90	0,91	0,94	0,92	0,92
Cocel	0,72	0,76	0,91	1,00	1,00	0,96	0,98	1,00	1,00
Coelba	0,80	0,82	0,91	0,99	1,00	0,98	1,00	1,00	1,00
Coelce	0,51	0,76	0,92	0,96	0,93	0,93	0,95	0,91	0,89
Cooperaliança	0,42	0,62	0,89	0,92	0,94	0,91	0,93	0,95	0,95
Copel	0,72	0,78	0,92	0,96	0,96	0,96	1,00	0,95	0,94
Cosern	0,58	0,73	0,92	0,97	0,96	0,97	0,97	0,96	0,96
CPEE	0,59	0,74	0,91	0,97	0,96	0,97	0,96	0,96	0,96
Piratinga	0,36	0,63	0,90	0,99	0,98	0,97	0,98	0,97	0,98
CPFL Paulista	0,22	0,56	0,91	0,93	0,93	0,93	0,99	0,92	0,93
CSPE	0,65	0,78	0,91	1	0,96	0,98	0,97	0,96	0,96
Demei	0,42	0,88	0,89	0,99	0,99	1	1	0,93	0,94
DME-PC	0,27	0,53	0,88	0,62	0,61	0,62	0,79	0,66	0,65
Ene. Borborema	0,74	0,92	0,90	0,98	0,98	0,97	1	0,98	0,98
Vale Paranapanema	0,48	0,67	0,91	0,91	0,91	0,91	0,94	0,94	0,94
Bragantina	0,61	0,77	0,90	1,00	0,97	0,98	0,97	0,96	0,95
Joao Cesa	0,45	0,80	0,90	0,90	0,87	0,82	0,95	0,88	0,88
Urussanga	0,28	0,58	0,89	0,77	0,74	0,73	0,92	0,73	0,72
Elektro	0,44	0,61	0,92	0,95	0,95	0,94	0,95	0,95	0,95
Electroarce	0,75	0,73	0,88	0,90	0,83	1,00	0,85	0,77	0,76
Electrocar	0,86	0,91	0,90	1,00	0,99	1,00	1,00	0,99	0,98
Electropaulo	0,08	0,37	0,92	0,72	0,77	0,73	0,90	0,73	0,74
Santa Maria	0,61	0,69	0,92	0,93	0,91	0,92	0,95	0,94	0,94

(Continua)

(Continuação)

Empresa	Modelos tradicionais		Verdadeiros efeitos fixos homoscedásticos	Efeitos fixos heteroscedásticos					
	Efeitos aleatórios	Efeitos aleatórios BC	Modelo 3	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
Ene. Minas Gerais	0,64	0,69	0,91	0,91	0,91	0,90	0,93	0,95	0,95
Enersul	0,66	0,62	0,91	0,89	0,88	0,88	0,87	0,85	0,85
Ene. Nova Friburgo	0,40	0,68	0,91	0,90	0,90	0,93	0,95	0,97	0,97
Ene. Paraíba	0,94	0,91	0,90	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Escelsa	0,44	0,61	0,91	0,90	0,90	0,90	0,95	0,93	0,94
Ene. Sergipe	0,64	0,76	0,90	0,95	0,95	0,95	0,98	0,94	0,94
Hidropan	0,52	0,74	0,89	0,86	0,82	0,86	0,96	0,80	0,81
Iguaçu	0,56	0,74	0,92	0,95	0,93	0,94	0,94	0,94	0,94
Light	0,16	0,47	0,91	0,82	0,85	0,85	0,90	0,86	0,87
Muxfeldt	0,64	0,98	0,91	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
RGE	0,57	0,75	0,91	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Sulgipe	0,97	0,82	0,90	0,88	0,87	0,87	0,88	0,86	0,87
Nova Palma	0,85	0,84	0,91	0,97	0,95	0,97	0,96	0,96	0,96

Elaboração dos autores.

Como pode ser observado, dez distribuidoras estão alocadas na fronteira ao final do período, com base nas estimativas dos modelos EFH 5 e 6. São elas: AES-Sul, Celg, Celpe, Cemar, CFLO, Cocel, Coelba, ENE-Paraíba, Muxfeldt e RGE.

Para analisar a evolução da eficiência de cada uma das distribuidoras e da indústria, compararam-se os *scores* da tabela apresentada previamente (período final) com aqueles obtidos pelos diferentes métodos em anos prévios (período inicial). Foi tomado o ano 2003 como período inicial. No caso de falta de dados, foi considerado o ano mais próximo com informação disponível. A comparação efetuada é exposta na tabela 7, na qual são detalhadas as porcentagens de variação de eficiência entre os dois períodos. Pela lógica do modelo de efeitos aleatórios, a variação em todos os casos é zero, pelo que não é incorporada na tabela de resultados. Pode-se ver que, na maioria dos casos, as empresas manifestaram incrementos no nível de eficiência, isto é, variações positivas entre o período 2003-2012. Das 58 distribuidoras, somente oito tiveram uma variação negativa na eficiência técnica. Foram elas: Cemat, Cooperaliança, Demei, DME-PC, Urussanga, Eletroacre, Sulgipe e Novapalma. Cabe destacar que algumas empresas apresentaram variação nula em alguns de seus *scores*, tendo uma eficiência máxima nos dois períodos. Isto é, não sofreram uma estagnação, senão que se mantiveram nos pontos máximos de eficiência. Exemplos delas são: AES-Sul, Celg, Celtins, Celpe, CFLO, Chespe, Coelba, Demei, Electrocar, ENE-Paraíba, Muxfeldt e RGE.

**TABELA 7**  
**Variações de eficiência do período inicial ao período final**  
**(Em %)**

Empresa	Modelos tradicionais	Verdadeiros efeitos fixos homoscedásticos	Efeitos fixos heteroscedásticos					
	Efeitos aleatórios BC	Modelo 3	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
AES-Sul	13,8	2,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
AME	29,0	6,4	23,6	11,8	44,4	27,4	10,6	12,5
Bandeirante	32,0	4,5	23,2	25,5	17,5	19,2	22,2	23,1
Boa Vista	26,7	4,8	20,3	2,0	25,3	7,8	1,3	2,1
Caiuá	11,9	5,0	0,1	2,9	1,7	17,0	7,7	6,2
Ceal	14,8	1,5	4,1	6,7	6,3	17,1	5,2	5,2
CEB	31,0	17,0	62,1	20,2	38,8	3,2	16,0	16,4
CEEE	19,9	5,3	10,8	13,6	10,4	14,8	15,7	14,4
Celesc	20,3	5,0	6,1	3,2	12,7	16,4	0,5	0,7
Celg	9,2	7,3	0,0	0,0	0,0	19,9	0,0	0,0
Celpe	12,3	5,2	0,1	1,7	0,2	27,9	2,6	1,7
Celpe	3,3	6,6	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Celtins	18,5	10,6	29,9	33,5	29,0	7,6	24,7	29,6
Cemar	7,1	1,5	0,0	0,0	0,0	6,0	0,0	0,0
Cemat	16,0	1,0	-0,2	-0,7	-0,2	13,8	-3,2	-2,8
Cemig	29,3	5,5	22,8	22,7	18,6	29,3	15,1	17,0
Cepisa	6,8	1,9	0,6	0,8	0,7	14,7	0,6	0,5
CFLO	5,3	1,7	0,0	0,0	0,0	3,4	0,0	0,0
Chesp	5,2	1,7	0,0	0,2	-0,1	-4,7	0,0	0,0
Jaguari	26,9	9,8	38,3	40,0	28,1	15,2	40,4	37,8
Mococa	10,7	7,9	0,0	14,5	1,2	14,5	7,1	8,2
Santa Cruz	8,9	7,1	0,0	0,0	0,0	11,1	1,0	0,6
Nacional	16,9	3,4	8,6	14,9	6,2	16,0	9,0	10,4
Cocel	13,6	8,6	0,0	0,0	6,5	15,4	0,0	0,0
Coelba	8,2	4,9	0,1	0,0	1,3	0,0	0,0	0,0
Coelce	9,7	5,7	7,7	5,6	19,9	8,0	17,4	12,7
Cooperaliança	21,3	-0,8	-1,4	-1,8	-3,5	10,4	-1,2	-1,3
Copel	12,1	7,0	6,1	4,2	10,9	0,0	9,4	7,5
Cosern	13,3	8,7	4,9	18,5	5,4	17,0	8,0	10,3
CPEE	13,0	4,7	1,4	5,4	2,1	17,3	4,1	4,3
Piratinga	23,3	3,3	0,1	0,4	0,6	5,2	0,9	0,7
CPFL Paulista	25,8	5,3	12,9	15,2	9,7	2,5	17,3	16,7

(Continua)

(Continuação)

Empresa	Modelos tradicionais	Verdadeiros efeitos fixos homoscedásticos	Efeitos fixos heteroscedásticos					
	Efeitos aleatórios BC	Modelo 3	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
CSPE	10,4	7,5	0,0	5,9	1,6	8,7	5,9	5,9
Demei	4,3	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	-1,8	-1,2
DME-PC	24,4	-2,1	-14,0	-12,9	-17,6	-5,9	-12,9	-13,3
Ene. Borborema	3,0	2,9	0,5	0,1	0,8	0,0	0,3	0,3
Vale Paranapanema	17,1	8,3	22,5	30,0	21,8	28,2	12,8	17,1
Bragantina	10,9	6,6	0,0	2,7	1,3	20,1	8,3	6,7
Joao Cesa	9,3	1,0	1,9	2,6	1,9	6,4	1,9	1,9
Urussanga	24,4	0,0	-5,1	-2,4	-5,6	22,2	-5,4	-5,4
Elektro	21,8	4,2	8,2	9,9	7,2	22,1	9,3	9,2
Electroarce	11,5	-1,8	-5,7	-13,3	0,0	-3,1	-19,4	-19,7
Electrocar	3,2	2,2	0,0	0,1	0,0	0,0	0,2	0,3
Electropaulo	48,5	8,0	31,0	15,2	27,4	46,3	10,5	11,3
Santa Maria	16,0	7,7	20,4	26,0	17,7	16,1	7,1	12,0
Ene. Minas Gerais	15,8	6,1	19,9	25,1	19,5	31,7	7,9	12,1
Enersul	24,3	2,3	4,2	8,7	4,5	15,1	7,1	6,7
Ene. Nova Friburgo	16,6	3,2	9,9	16,5	6,5	10,0	2,4	4,4
Ene. Paraíba	3,3	2,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Escelsa	21,7	6,4	19,8	21,9	15,8	9,4	9,7	12,8
Ene. Sergipe	13,3	0,8	0,1	0,5	0,7	12,8	0,3	0,2
Hidropan	11,0	0,7	0,9	2,1	-2,5	4,3	0,6	0,9
Iguaçu	12,4	4,4	7,9	8,3	11,4	20,0	3,4	4,5
Light	41,7	6,2	31,3	22,3	28,0	31,2	29,7	26,0
Muxfeldt	0,6	2,9	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
RGE	13,9	5,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Sulgipe	8,0	1,1	-0,4	1,6	1,9	6,6	-0,3	-0,2
Nova Palma	6,2	-0,3	-0,2	-1,4	-0,3	-0,9	-0,9	-1,1
<b>Total indústria</b>	<b>16</b>	<b>4</b>	<b>8</b>	<b>7</b>	<b>8</b>	<b>12</b>	<b>5</b>	<b>6</b>

Elaboração dos autores.

Com base nos modelos heteroscedásticos 5 e 6, os “melhores modelos”, as empresas na indústria da distribuição de energia elétrica do Brasil incrementaram a sua eficiência entre 5% e 6% no período 2003-2012. Foram também calculadas as médias dos *scores* de todas as empresas para cada um dos métodos. Na tabela 8, podem ser apreciados os valores obtidos ao início e ao final do período, com cada modelo. Em seguida, é apresentado um gráfico que explicita dita comparação.

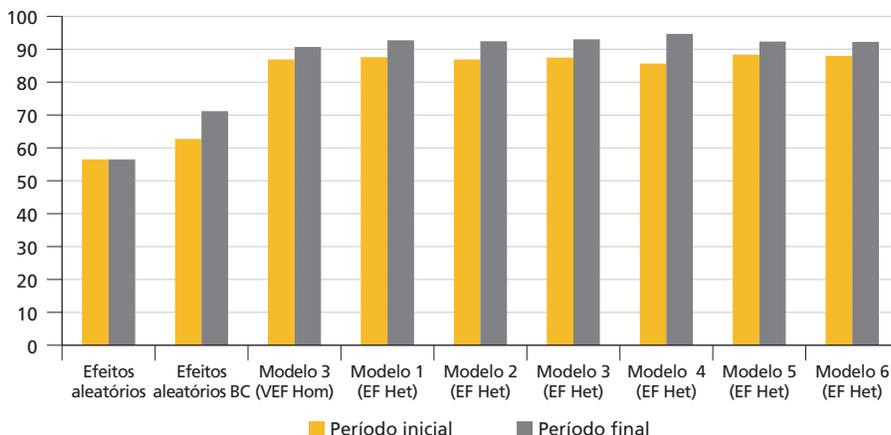
**TABELA 8**  
**Comparação dos scores de eficiência médios dos diferentes períodos**  
 (Em %)

Período	Modelos tradicionais		Verdadeiros efeitos fixos homoscedásticos		Efeitos fixos heteroscedásticos				
	Efeitos aleatórios	Efeitos aleatórios BC	Modelo 3 (VEF Hom)	Modelo 1 (EF Het)	Modelo 2 (EF Het)	Modelo 3 (EF Het)	Modelo 4 (EF Het)	Modelo 5 (EF Het)	Modelo 6 (EF Het)
Período inicial	56,45	62,72	86,90	87,54	86,85	87,44	85,58	88,28	87,94
Período final	56,45	71,10	90,67	92,72	92,38	92,92	94,66	92,32	92,22

Elaboração dos autores.

A amplitude do intervalo dos *scores* de eficiência do período inicial está entre 56,45% do modelo de efeitos aleatórios e 88,28% do modelo 5 de efeitos fixos heteroscedásticos. No período final, a amplitude de intervalo fica entre 56,45% do modelo de efeitos aleatórios e 94,65% do modelo 4 de efeitos heteroscedásticos. Para todos os modelos, o *score* de eficiência média aumentou no período final, com relação ao período inicial. Pode-se observar isso no gráfico 1, exceto para o modelo de efeitos aleatórios, que é mantido constante devido à sua lógica de cálculo. Pode-se concluir que, independentemente do modelo empregado para estimar a fronteira à eficiência média na indústria da distribuição de energia elétrica do Brasil, incrementou-se essa eficiência no período analisado.

**GRÁFICO 1**  
**Scores de eficiência médios da indústria ao início e ao final do período**  
 (Em %)



Elaboração dos autores.

## 5 REFLEXÕES FINAIS

O presente estudo contribui para se conhecer com maior profundidade a eficiência do setor de distribuição de energia elétrica do Brasil nos últimos anos. Deve-se destacar que é um dos poucos trabalhos que incorpora em forma desagregada os custos de operação e os custos de capital, e que corrobora uma significativa substituíbilidade entre ambos os custos ( $C_k$  e  $Opex$ ). Este aspecto é de suma importância, já que em muitos estudos somente é estimada a eficiência dos custos de operação, deixando de lado a contraparte, isto é, os custos destinados a manter o capital investido. Portanto, a eficiência estimada neste trabalho é global. O eixo principal do estudo radica na consideração de variáveis ambientais dentro dos modelos, as quais permitam contemplar as disparidades existentes entre as empresas que excedem a capacidade gerencial delas.

A análise baseia-se nos dados de 58 distribuidoras brasileiras para o período 2003-2012. As estimativas de eficiência são obtidas mediante a construção de fronteiras estocásticas com dados em painel, que utilizam funções de distância do tipo Cobb-Douglas. Aplicaram-se métodos de estimação que supõem uma eficiência invariante no tempo, como os efeitos fixos tradicionais e os efeitos aleatórios, e sua variante Battese-Coelli. Por outra parte, como uma das particularidades do presente trabalho, incorporaram-se modelos de eficiência não variante no tempo, que consideram verdadeiros efeitos fixos e são capazes de depurar o impacto não desejado da ineficiência de cada empresa do impacto das heterogeneidades não observadas. Foi possível testar hipóteses significativas a respeito da mudança de eficiência no período, por meio da estimação de modelos de dados em painel com eficiência variante no tempo, demonstrando que a variância do erro aleatório é afetada por variáveis ambientais, mas não assim a eficiência gerencial. Este resultado indica que a capacidade gerencial das empresas é independente dos fatores ambientais, sugerindo que os tomadores de decisões nas empresas possuem capacidade de adaptação aos diferentes entornos. Este resultado contradisse os resultados expostos na literatura, em que há numerosos estudos que associam a ineficiência gerencial às particularidades do entorno das firmas.

Os resultados obtidos revelam uma relação direta esperada entre o custo de capital e as variáveis que representam a produção das distribuidoras, como são os quilômetros de rede, a quantidade de unidades consumidas e o volume de energia vendida. No concernente às variáveis ambientais, principal interesse do estudo, algumas estimativas resultaram sumamente significativas e outras não tanto.

A variável “densidade” foi significativa e apresentou um comportamento esperado e negativo em relação aos custos, afirmando que, quanto maior o número de consumidores por área, menores os seus custos unitários. Por outra parte, a variável “salário” também apresentou significância estatística em todos os casos

e uma relação direta e esperada com os custos, demonstrando que é necessário incorporar esta variável na estimação da eficiência. As variáveis ambientais restantes apresentaram efeitos diferentes, dependendo do modelo especificado. “Declividade”, “desigualdade” (estimada pelo coeficiente de Gini) e “chuvas” somente resultaram estatisticamente significativas em alguns casos. Neles, observam-se empresas que possuem maiores custos quanto mais inclinadas são suas geografias; empresas cujas áreas de concessão encontram-se em zonas com maior pobreza e que estão expostas com maior probabilidade aos roubos; e, no último caso, que é mais custoso operar em áreas com maiores precipitações. As variáveis “descargas” e “vegetação” não apresentam significância estatística em nenhum dos casos, ou melhor, não apresentam os sinais esperados.

O trabalho demonstra que, no período considerado, a eficiência do setor apresenta um crescimento sustentado, fenômeno que merece uma análise posterior mais aprofundada, para determinar em que medida essa maior eficiência é resultado da regulação baseada em incentivos que vem sendo implementada no Brasil durante os últimos anos.

O estudo demonstra também que os custos eficientes do setor estão influenciados por variáveis não controláveis gerencialmente, em concordância com resultados de trabalhos previamente relevados. Este resultado permite recomendar a inclusão destes efeitos nos estudos da indústria de distribuição de energia elétrica, especialmente naqueles destinados a desenho de tarifas e incentivos para o setor.

## REFERÊNCIAS

- BADIN, L.; DARAIO, C.; SIMAR, L. How to measure the impact of environmental factors in a nonparametric production model. **European Journal of Operational Research**, v. 223, p. 818-833, 2012.
- BATTESE, G.; COELLI, T. Frontier production function, technical efficiency and panel data with application to paddy farmers in India. **Journal of Productivity Analysis**, v. 3, p. 153-169, 1992.
- COELLI, T. *et al.* **Una introducción a las medidas de eficiencia para reguladores de servicios públicos e de transporte**. Bogotá: Alfaomega Colombiana, 2003.
- CULLMANN, A. Parametric and nonparametric efficiency analysis in electricity distribution: a European perspective. *In: SCHOOL ECONOMICS AND MANAGEMENT*, 7., 2009, Berlin. **Annals** [...]. Berlin: Technische Universität Berlin, 2009.
- DEBREU, G. The coefficient of resource utilization. **Econometrica**, v. 19, p. 273-292, 1951.

FARRELL, M. The measurement of productive efficiency. **Journal of the Royal Statistical Society A**, v. 120, p. 253-281, 1957.

FARSI, M.; FILLIPINI, M. Regulation and measuring cost efficiency with panel data models: application to electricity distribution utilities. **Review of Industrial Organization**, v. 25, n. 1, p. 1-19, 2004.

FARSI, M.; FILLIPINI, M.; GREENE, W. **Application of panel data models in benchmarking analysis of the electricity distribution sector**. Zurich: Cepe, 2005. (Cepe Working Paper, n. 39).

GOTO, M.; TSUTSUI, M. Technical efficiency and impacts of deregulation: an analysis of three functions in U.S. electric power utilities during the period from 1992 through 2000. **Energy Economics**, v. 30, p. 15-38, 2008.

GREENE, W. **Distinguishing between heterogeneity and inefficiency: stochastic frontier analysis of the World Health Organization's Panel Data on National Health Care Systems**. New York: New York University, 2003.

GROWITSCH, C.; JAMASB, T.; POLLIT, M. **Quality of service, efficiency and scale in networks industries: an analysis of European electricity distribution**. Germany: Halle Institute of Economic Research, 2005.

JONDROW, J. *et al.* On the estimation of technical inefficiency in the stochastic frontier production function model. **Journal of Econometrics**, v. 19, p. 233-238, 1982.

KUMBHAKAR, S.; LOVELL, C. A. **Stochastic frontier analysis**. Cambridge: Cambridge University Press, 2001.

LEME, R. *et al.* Design of experiments applied to environmental variables analysis in electricity utilities efficiency: the Brazilian case. **Energy Economics**, v. 45, p. 111-119, 2014.

MOTA, R. L. **Comparing Brazil and USA electricity distribution performance: what was the impact of privatisation?** Cambridge: CWPE, 2004. (Working Papers in Economics CWPE, n. 0423).

NEUBERG, L. G. Two issues in the municipal ownership of electricity power distribution systems. **The Bell Journal of Economics**, v. 8, p. 303-323, 1977.

PÉREZ-REYES, R.; TOVAR, B. Measuring efficiency and productivity change (PTF) in the Peruvian electricity distribution companies after reforms. **Energy Policy**, v. 37, p. 2249-2261, 2009.

PHILIP, B.; WEYMAN-JONES, T. G. Cost functions and cost efficiency in electricity distribution: a stochastic frontier approach. **Bulletin of Economic Research**, v. 48, p. 41-64, 1996.

SILVA, H. **Cost efficiency in periodic tariff reviews: the reference utility approach and the role of interest groups.** Gainesville: University of Florida, 2011.

SIMAR, L.; WILSON P. W. Estimation and inference in two-stage ,semi-parametric models of production processes. **Journal of Econometrics**, v. 136, p. 31-64, 2007.

SOUZA, M. V. *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, p. 169-174, 2014.

TOVAR, B.; RAMOS-REAL, F.; DE ALMEIDA, E. F. Firm size and productivity: evidence from the electricity distribution industry in Brazil. **Energy Policy**, v. 39, p. 826-833, 2009.

#### BIBLIOGRAFIA COMPLEMENTAR

BATTESE, G.; COELLI, T. Technology gap, efficiency and stochastic metafrontier function. **International Journal of Business and Economics**, v. 1, p. 87-93, 2002.

BATTESE, G.; COELLI, T.; O'DONNELL, C. A metafrontier production function for estimation of technical efficiencies and technology potentials for firms operating under different technologies. **Journal of Productivity Analysis**, v. 21, p. 91-103, 2004.

DE WITTE, K.; KORTELAJNEN, M. **Blaming the exogenous environment?** Conditional efficiency estimation with continuous and discrete exogenous variables. Munich: MPRA, 2009. (MPRA Paper, n. 14034). Disponível em: <https://goo.gl/z63cLb>. Acesso em: 1º mar. 2019.

EPE – EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. **Anuário Estatístico de Energia Elétrica 2014, ano-base 2013.** Rio de Janeiro: EPE, 2014. Disponível em: <https://goo.gl/CFEA3K>. Acesso em: 1º mar. 2019.

FÄRE, R. J.; GROSSKOPF, S.; KNOX LOVELL, C. A. **The measurement of efficiency of production.** Boston: Kluwer Academic Publishers, 1985.

FARSI, M.; FETZ, A.; FILLIPINI, M. **Benchmarking and regulation in the electricity distribution sector.** Zurich: Cepe, 2007. (Cepe Working Paper, n. 54).

GALÁN, J. E.; POLLITT, M. G. Inefficiency persistence and heterogeneity in Colombian electricity utilities. **Energy Economics**, v. 46, p. 31-44, 2014.

GIANNAKIS, D.; JAMASB, T.; POLLITT, M. Benchmarking and incentive regulation of quality service: an application to the UK electricity distribution networks. **Energy Policy**, v. 33, p. 2256-2271, 2005.

GREENE, W. The econometric approach to efficiency analysis. *In*: FRIED, H.; LOVELL, K.; SCHMIDT, S. (Eds.). **The measurement of efficiency**. Oxford: Oxford University Press, 2008.

HANEY, A. B.; POLLITT, M. **Efficiency analysis of energy networks-an international survey of regulators**. Cambridge: University of Cambridge, 2009.

HUANG, Y.; CHEN, K.; YANG, C. Cost efficiency and optimal scale of electricity distribution firms in Taiwan: an application of metafrontier analysis. **Energy Economics**, v. 32, p. 15-23, 2010.

JAMASB, T.; POLLITT, M. **Benchmarking and regulation of electricity transmission and distribution utilities: lessons from international experience**. Cambridge: University of Cambridge, 2000.

KOPSAKANGAS, M.; SVENTO, R. Estimations of cost-effectiveness of the Finnish electricity distribution utilities. **Energy Economics**, v. 30, p. 212-229, 2008.

LIN, B.; DU, K. Technology gap and China's regional energy efficiency: a parametric metafrontier approach. **Energy Economics**, v. 40, p. 529-536, 2013.

PITT, M.; LEE, L. The measurement and sources of technical inefficiency in the Indonesian weaving industry. **Journal of Development Economics**, v. 9, p. 43-64, 1981.

RAO, D. S. P.; O'DONNELL, C.; BATTESE, G. **Metafrontier functions for the study of inter-regional productivity differences**. Brisbane: The University of Queensland, 2003. (Working Paper, n. 01/2003).

SCHMIDT P.; SICKLES, R. Production frontiers and panel data. **Journal of Business and Economic Statistics**, v. 2, p. 367-374, 1984.