

TÉCNICAS DE BENCHMARKING PARA ANÁLISE DE EFICIÊNCIA DE EMPRESAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

Giulia Oliveira Santos Medeiros
INSTITUTO DE SISTEMAS ELÉTRICO E ENERGIA, UNIFEI
Av. BPS, 1303, bairro Pinheirinho, Itajubá – MG, CEP: 37500-903
giulia.osm93@gmail.com

Anderson Rodrigo de Queiroz
INSTITUTO DE SISTEMAS ELÉTRICO E ENERGIA, UNIFEI
Av. BPS, 1303, bairro Pinheirinho, Itajubá – MG, CEP: 37500-903
ar_queiroz@yahoo.com.br

Luana Medeiros Marangon Lima
INSTITUTO DE SISTEMAS ELÉTRICO E ENERGIA, UNIFEI
Av. BPS, 1303, bairro Pinheirinho, Itajubá – MG, CEP: 37500-903
luanalima@unifei.edu.br

RESUMO

A regulação tarifária é fundamental no controle das tarifas de fornecimento de energia praticadas no setor elétrico brasileiro. A atividade de regulação impede o aumento e abuso de poder nos chamados monopólios naturais relacionados às chamadas indústrias de rede. No ramo de distribuição de energia, este controle é feito pela revisão tarifária periódica (RTP) realizada pela ANEEL. No processo de RTP, a eficiência das distribuidoras são avaliadas através do uso da metodologia de benchmarking baseada em programação linear denominada *data envelopment analysis* (DEA). O objetivo deste trabalho é estudar o DEA e compará-lo com outro método de análise de eficiência chamado *cross efficiency analysis* (CEA). As conclusões deste trabalho apresentam fatos relevantes que podem auxiliar reguladores a estabelecer procedimentos mais robustos e aderentes a realidade do setor de distribuição de energia elétrica.

PALAVRAS-CHAVE: Regulação tarifária, Benchmarking, Distribuição de Energia.

EN - PO na Área de Energia

ABSTRACT

Tariff regulation is essential for controlling distribution supply tariffs in the Brazilian electricity power sector. The regulation activity prevents unnecessary raises and abuse of market power in so-called natural monopolies related to network industries. In the power distribution branch, this control is done by periodic tariff review (PTR) performed by ANEEL. In case of PTR, the efficiency of the distribution companies are evaluated through a benchmarking methodology that uses linear programming called data envelopment analysis (DEA). The objective of this work is to study DEA and compare it with another benchmarking method called cross efficiency analysis (CEA). The findings of this study present relevant facts that can help regulators to establish more robust and efficient procedures to the electricity distribution sector reality.

KEYWORDS: tariff regulations, benchmarking, power distribution.

EN - OR in the Power Area

1. Introdução

Com a desverticalização do mercado de energia elétrica, em diversos países do mundo, a regulação das atividades de distribuição e transmissão de energia se tornou um processo de extrema importância devido à necessidade de se controlar de maneira eficaz as tarifas de fornecimento praticadas no setor (Meenakumari and Kamaraj, 2008). Este controle é necessário devido às características de monopólio natural que essas empresas, ou indústrias de rede, possuem (Sanhueza et al., 2004). No Brasil esta necessidade não poderia ser diferente, dessa forma, a regulamentação tarifária do ramo de distribuição colocada em prática foi o *price-cap* (preço teto), que vem sendo aplicada periodicamente na revisão da receita permitida das concessionárias de distribuição pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL).

Devido às suas características peculiares, as distribuidoras mesmo estando sujeitas à regulamentação tarifária buscam manter ou aumentar seu lucro operacional, e por isso em muitos casos diminuem a qualidade do produto ofertado. Neste contexto, técnicas de pesquisa operacional passaram a ser utilizadas como mecanismo auxiliar para se comparar e direcionar essas empresas no sentido de otimizar seus gastos, qualidade e consequentemente eficiência (PRORET, 2015).

Define-se como eficiência a capacidade de se atingir os objetivos e as metas programadas com o mínimo de recursos disponíveis. O método para avaliação da eficiência adotado no setor de distribuição de energia no Brasil é a técnica de benchmarking denominada *data envelopment analysis* (DEA), onde a eficiência de uma distribuidora específica é comparada com outras que possuem características semelhantes e exercem a mesma atividade final (Galvão, 2008; Sales, 2011).

O primeiro país a aplicar o DEA na análise de eficiência do setor elétrico foi o Reino Unido no início dos anos 90, motivado pela característica de monopólio natural deste setor. Depois disso, a Norega também fez sua regulamentação tarifária baseada em DEA. Estes dois países consagraram esta análise para o setor de energia elétrica, e devido aos bons resultados gerados, posteriormente foi aplicada em muitos outros países do mundo incluindo o Brasil, (Xavier et al., 2015).

Um dos intuitos deste trabalho é comparar, no ramo de distribuição de energia, o DEA com outra técnica de análise de eficiência existente na literatura denominada *cross efficiency analysis* (CEA). De acordo com (Baker and Talluri, 1997), o simples índice de eficiência obtido com o DEA pode ser enganador levando um analista a definir como eficiente uma empresa que apresente pesos extremos em relação às outras, mas não necessariamente mais eficientes (falso positivo). O método CEA apresenta outras formas mais robustas e coerentes de se medir eficiência que vão além do índice de eficiência do DEA.

O Capítulo 2 desse trabalho apresenta uma explicação sobre o modelo DEA. O Capítulo 3 apresenta o modelo CEA e o conceito sobre eficiência cruzada. O Capítulo 4 mostra o caso de estudo para aplicação das técnicas DEA e CEA assim como a comparação dos resultados obtidos pelos dois métodos. O Capítulo 5 apresenta as conclusões desse trabalho.

2. Data Envelopment Analysis

O DEA é uma técnica de benchmarking baseada em modelos de programação linear para a avaliação de unidades tomadoras de decisão (*decision making units* - DMUs) que possuem insumos (inputs) e geram produtos (outputs) semelhantes. O uso do DEA possibilita que a ANEEL determine um nível de eficiência para cada empresa em análise e seus custos operacionais relacionados a esse nível. Um breve exemplo de aplicação do DEA em distribuição de energia pode ser encontrado em (Anjos et al., 2010).

O DEA tem sua análise baseada na escolha de uma DMU por vez, de um grupo com características semelhantes, e comparação desta DMU (DMU em análise) com as demais DMUs daquele grupo, a fim de se determinar o conjunto de pesos (variáveis de decisão) que maximiza a eficiência dessa DMU. As análises utilizando DEA são divididas em duas formas distintas:

- DEA CCR (Charnes, Cooper e Rhodes, 1978) onde o modelo matemático considera retornos constantes de escala;
- DEA BBC (Banker, Charnes e Cooper 1984) onde o modelo matemático considera retornos variáveis de escala.

As duas vertentes (CCR e BCC) são baseadas em modelos de programação linear e podem ser orientadas tanto aos insumos quanto aos produtos. Na orientação aos insumos as comparações entre as empresas são feitas pelos insumos utilizados, para um valor de produto fixo. Já na orientação aos produtos, as comparações entre as empresas são feitas pelos produtos possíveis, para valores fixos de insumos. A orientação utilizada é feita de acordo com as variáveis que são consideradas gerenciáveis para cada tipo de análise.

O CCR é baseado em retornos constantes de escala, ou seja, para um aumento de x vezes nos inputs, o valor dos outputs também aumentará x vezes, assim utilizando a razão entre a combinação linear dos outputs com a dos inputs, os resultados não podem ser maiores que 1. O BCC é baseado na variação de escala em três situações diferentes não assumindo, portanto, proporcionalidade entre os inputs e outputs.

No âmbito deste trabalho somente o modelo CCR foi utilizado, portanto a formulação do DEA empregada aqui é apresentada no modelo matemático (1).

$$\begin{aligned}
 w_p = \max_{u,v} \quad & \sum_{j \in J} u_j x_{jp} \\
 \text{s. t.} \quad & \sum_{j \in J} u_j x_{jk} - \sum_{i \in I} v_i y_{ik} \leq 0, \quad \forall k \in K \setminus p \\
 & \sum_{i \in I} v_i y_{ip} = 1 \\
 & v_i, u_j \geq 0, \quad \forall i \in I, \forall j \in J
 \end{aligned} \tag{1}$$

Onde:

$j \in J$: conjunto de outputs

$i \in I$: conjunto de inputs

$k \in K$: conjunto de DMUs em análise

u_j : variável de decisão que representa o peso do output j

v_i : variável de decisão que representa o peso do input i

x_{jk} : parâmetro determinístico do output j relativo à DMU k

y_{ik} : parâmetro determinístico do input i relativo à DMU k

w_p : eficiência da DMU p em análise

O modelo (1) deve ser elaborado para cada DMU k do conjunto K em análise considerado (De Mello et al., 2005). O DEA fornece, portanto, um índice de eficiência simples para as empresas consideradas no problema. Esse índice de eficiência relativa pode gerar uma superavaliação das DMUs, que podem ser eficientes somente para seu próprio conjunto de pesos obtidos em um caso específico de simulação com o modelo (1).

3. Modelo CEA Para Avaliação de Eficiência

A proposta da análise cruzada visa aprofundar o escopo da análise do DEA, pois este utiliza somente a eficiência relativa de cada empresa obtida com o modelo (1). Este conceito de análise cruzada foi proposto em (Sexton et al., 1986), onde calcula-se a eficiência de todas as DMUs considerando os pesos ótimos obtidos anteriormente para cada uma delas. Por exemplo, quando simulado o modelo (1) para uma DMU p_1 se obtém os pesos que maximizam sua eficiência. Estes pesos dos inputs e outputs obtidos são fixados então para os pesos dos inputs e outputs daquela DMU para definição de novos pesos dos inputs e outputs das demais DMUs, obtendo desta forma a eficiência cruzada para cada uma delas. O modelo desse cálculo é representado por (2), onde se calcula os pesos dos inputs e outputs da empresa k relativo aos

pesos (fixados) da empresa p obtidos pelo modelo (1).

$$w_{kp} = \frac{\sum_{j \in J} u_j^p x_{jk}}{\sum_{i \in I} v_i^p y_{ik}} \quad (2)$$

Dado que k representa a DMU em análise para os pesos dos inputs e outputs obtidos em (1) para a DMU p ($v_i^p, \forall i \in I$ e $u_j^p, \forall j \in J$). O modelo apresentado em 1986, não exprime bons resultados, pois o sistema pode apresentar múltiplas soluções (Baker and Talluri, 1997), ou seja, nem sempre os pesos que maximizam a eficiência das DMUs obtidos em (1) são únicos.

Devido a estas múltiplas soluções, neste artigo, optou-se por utilizar um modelo de eficiência cruzada proposto em (Doyle and Green, 1994). Neste método maximiza-se a eficiência da DMU em análise e minimizam-se as eficiências das demais DMUs. Dividindo-se por tanto em duas etapas. A primeira etapa corresponde à utilização do DEA para obtenção das eficiências com o modelo (1) e a segunda utiliza-se o modelo de cálculo representado em (3), onde as eficiências obtidas no DEA são consideradas inputs para o cálculo.

$$\begin{aligned} z_p = \min_{u,v} & \sum_{j \in J} \sum_{k \in K \setminus p} u_j x_{jk} \\ \text{s. t.} & \sum_{i \in I} \sum_{k \in K \setminus p} v_i y_{ik} = 1 \\ & \sum_{j \in J} u_j x_{jk} - \sum_{i \in I} v_i y_{ik} \leq 0, \quad \forall k \in K \setminus p \\ & \sum_{j \in J} u_j x_{jp} - \hat{w}_p \sum_{i \in I} v_i y_{ip} = 0 \\ & v_i, u_j \geq 0 \quad \forall i, j \end{aligned} \quad (3)$$

Dado que \hat{w}_p é o valor da eficiência simples do DEA para a DMU p obtido após a simulação de (1) para aquela DMU. Com o modelo (3), simulado para cada DMU do conjunto K , obtêm-se a mínima eficiência (z_p) das demais DMUs de forma com que sejam eliminadas possíveis múltiplas soluções (Baker and Talluri, 1997).

Obtém-se então uma matriz de eficiências globais de dimensão $K \times K$ chamada matriz de eficiência cruzada (*cross efficiency matrix* – CEM). A média de todas as eficiências obtidas por cada empresa listadas na CEM dão origem a um índice que mede o desempenho geral da DMU. Onde uma DMU classificada como *benchmark* no modelo (1) e que apresente baixos desempenhos no modelo (3) é chamada de DMU eficiente falsa. Outro caso interessante detectado por este modelo é que se uma DMU possui um bom desempenho em (1), não sendo necessariamente *benchmark*, e mantém esse desempenho na CEM sua eficiência na CEA pode ser superior ao de DMUs *benchmark* obtidas em (1).

A partir deste conceito um índice foi criado para medir a variação das eficiências geradas na CEM perante as eficiências geradas pelo modelo (1). Denominado índice de eficiência falsa (*IEF*) representado para cada DMU p usando (4).

$$IEF_p = \frac{\hat{w}_p - \sum_{k \in K} \frac{w_{kp}}{|K|}}{\sum_{k \in K} \frac{w_{kp}}{|K|}} \quad (4)$$

Onde, w_{kp} é a eficiência cruzada da DMU k em relação à DMU p obtidas após todas as simulações do modelo (3) para o conjunto K de DMUs. Logo, o termo $\sum_{k \in K} \frac{w_{kp}}{|K|}$ representa as médias das eficiências obtidas pela CEA. Como se pode notar pela formulação quanto maior for o IEF_p , maior será a variação da eficiência da DMU do modelo (1) para a CEA. Assim a DMU com maior média entre todas as DMUs observadas pode ser considerada a escolha ótima dentre todas como de acordo com (Baker and Talluri, 1997). A Figura 1 apresenta o fluxograma para aplicação da CEA no problema em questão e a obtenção da eficiência cruzada.

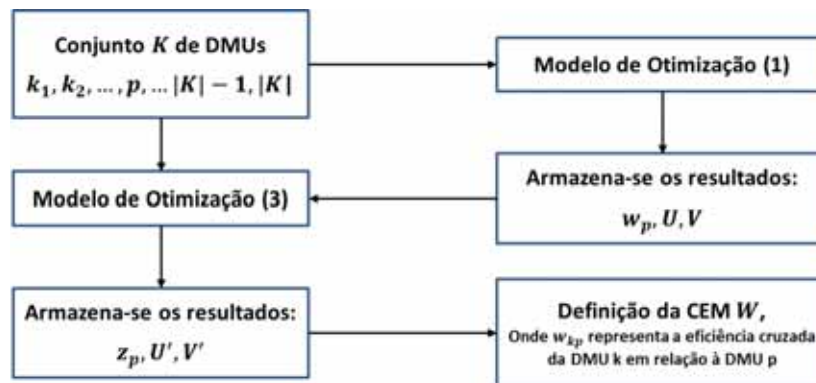


Figura 1: Fluxograma do modelo (3)

Onde para esse fluxograma temos que U é o conjunto dos pesos de outputs obtidos com o modelo (1) para cada uma das DMUs do conjunto K , ou seja, $(\hat{u}_j^k, \forall j \in J, \forall k \in K)$. O termo V representa o conjunto dos pesos de inputs obtidos com o modelo (1) para cada uma das DMUs do conjunto K , ou seja, $(\hat{v}_i^k, \forall i \in I, \forall k \in K)$. O termo U' representa o conjunto dos pesos de outputs obtidos com o modelo (3) para cada uma das DMUs do conjunto K , ou seja, $(\hat{u}_j^k, \forall j \in J, \forall k \in K)$. E finalmente, o termo V' representa o conjunto dos pesos de inputs obtidos com o modelo (3) para cada uma das DMUs do conjunto K , ou seja, $(\hat{v}_i^k, \forall i \in I, \forall k \in K)$.

4. Caso de Estudo

A metodologia apresentada foi aplicada para as empresas de distribuição de energia elétrica no Brasil, considerando os dados de 2009 correspondendo ao quarto ciclo de revisão tarifária periódica (PRORET, 2015). Estes dados se encontram no Anexo I. Onde extensão de rede em km, número de consumidores e consumo faturado em kWh são os outputs da análise e a coluna custo, que corresponde aos custos operacionais, é o input da análise.

A Tabela 1 apresenta uma comparação da mudança de colocação obtida após as simulações do modelo (1) e da CEA. Onde as empresas que se destacaram na mudança de posição foram: COELCE que subiu 5 posições, CPFL Paulista que desceu 4 posições, ELEKTRO que subiu 4 posições e a CPFL Piratininga que desceu 8 posições indo de empresa benchmark a empresa ineficiente.

Tabela 1: Ranking de eficiência

	AESSUL	AMAZONAS	AMPLA	BANDEIRANTE	CEAL	CEB	CEEE	CELESC	CELG	CELPA	CELPE	CEMAR	CEMAT	CEMIG	CEPISA	COELBA	COELCE	COPEL	CONSERN	CPFL-Paulista	CPFL-Piratininga	ELEKTRO	ELETROPAULO	ENERSUL	EPB	ESCELSA	ESE	LIGHT	RGE
DEA	7	28	20	14	29	23	25	22	18	27	8	6	12	24	26	1	9	21	5	4	1	15	16	13	11	17	19	10	1
CEA	6	29	23	16	28	27	24	21	20	26	7	5	15	22	25	1	4	18	3	8	9	11	19	14	10	13	17	12	2

Na Figura 2 observa-se que a CEA puxa as eficiências das DMUs para baixo, visto que ele trabalha com valores médios o que tende a diminuir o coeficiente geral. Além disto, foi feita uma normatização dos resultados obtidos pela CEA para observar o comportamento das DMUs com relação a todos os pesos possíveis e fazer uma analogia com as empresas definidas como *benchmark* após simulações do modelo (1).

Observando a Tabela 1 pode-se notar que a CPFL Piratininga considerada *benchmark* na análise de eficiência do modelo (1) toma posições inferiores a COSERN, COELCE, COMAR, AESSUL e CELPE no modelo (3), que eram consideradas menos eficientes que a CPFL

Piratininga no modelo (1). Este resultado é relevante, pois estas 5 concessionárias antes possuíam posições medianas na classificação e agora passaram a ocupar posições de destaque na classificação geral das empresas, como pode ser observado na Tabela 1.

A COELBA que antes dividia a posição de benchmarking com a CPFL Piratininga e a RGE, agora ocupa esta posição sozinha, ou seja, ela é realmente a empresa alvo das demais e seus custos operacionais são considerados adequados para este tipo de análise. Porém isto não significa que ela deve congelar seus investimentos, pois em uma análise futura, caso haja diminuição da eficiência devido à falta de investimentos e consequentemente na qualidade do produto essa empresa pode descer no ranking.

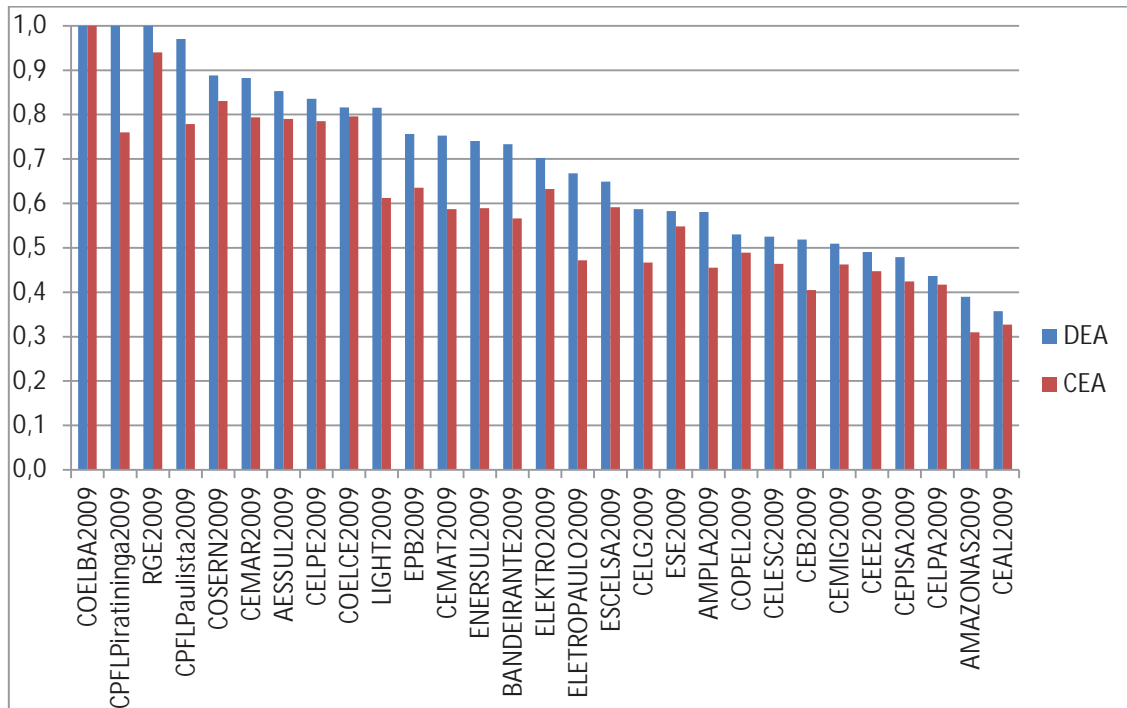


Figura 2: Classificação das empresas com relação a eficiência do DEA

A Figura 3 apresenta a variação em % da eficiência do modelo (1) em relação a (3).

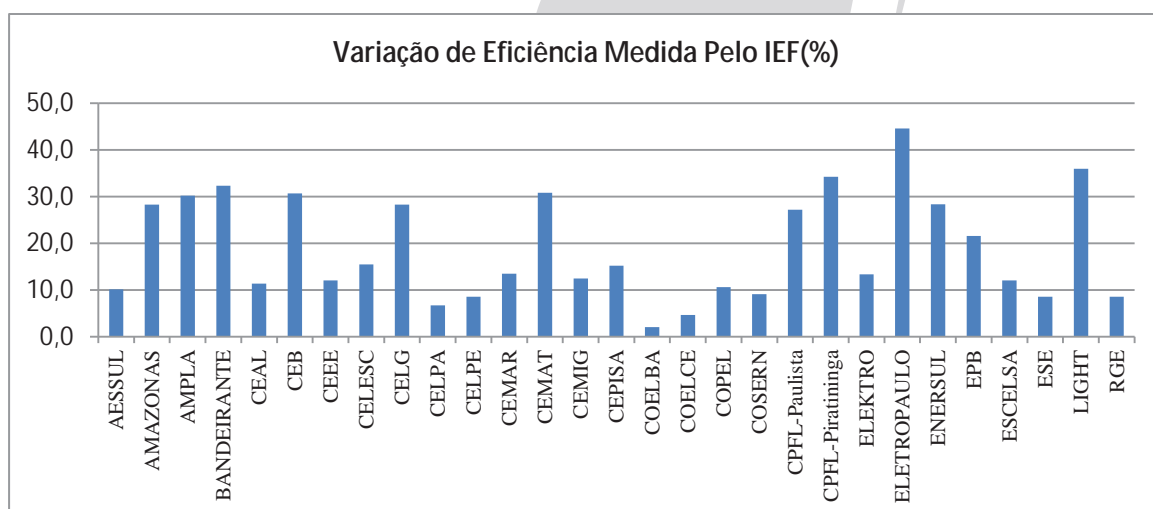


Figura 3: Variação da Eficiência Obtida Entre a Aplicação do DEA e do CEA

Uma análise da Figura 3 mostra que houve variações significativas de eficiência entre as análises do DEA e do CEA. Nos casos da ELETROPAULO, LIGHT, CEB, CEMAT, CPFL Piratininga, e BANDEIRANTE essas variações foram maiores que 30%. No geral a média das variações de eficiência é da ordem de 18,9%.

As simulações deste trabalho, assim como análises do órgão regulador do sistema elétrico brasileiro, não considera variáveis ambientais como densidade populacional e incidência de raios, que são aspectos que diferenciam as áreas de concessão das empresas. Porém, empresas que possuem em suas áreas de concessão baixa densidade populacional e alta incidência de raios, por exemplo, podem ser prejudicadas na análise, pois estes aspectos geram custos consideráveis na receita que devem ser ressarcidos por um mercado menor, como tratado em (Xavier et al., 2015).

5. Conclusão

Foi apresentado nesse trabalho uma aplicação do CEA como técnica de *benchmarking* para avaliar eficiência das concessionárias de distribuição de energia elétrica. Os resultados obtidos pelo CEA, não substitui a análise do modelo (1) (DEA), até porque os resultados do DEA servem como parâmetros de entrada para o CEA. A análise com o CEA adiciona mais informação para ranquear DMUs dando uma visão mais ampla através do conceito de eficiência cruzada. O IFP mostra o quanto à eficiência do CEA se alterou em relação ao DEA. Algumas DMUs tiveram uma diferença de mais de 30% nos seus resultados quando utilizado a CEA, mostrando o quanto a interação entre as DMUs impacta em seus desempenhos.

O DEA vem sendo aplicado com sucesso em inúmeras áreas para avaliar *benchmarking* de DMUs com características semelhantes, porém quando se trata de um conjunto não tão homogêneo de DMUs, como no caso de estudo apresentado, a utilização de outras metodologias alternativas podem apresentar resultados relevantes e mais robustos que os do DEA. Devido a este ponto, o estudo de outras técnicas para auxiliar ou comparar com resultados do DEA é importante para o aperfeiçoamento da análise de eficiência das concessionárias de distribuição do setor elétrico brasileiro. Como tema de trabalho futuro e expansão desse estudo sugere-se a inclusão de aspectos ambientais no conjunto de outputs das DMUs para análise usando CEA. A utilização do modelo DEA de retornos variáveis de escala ao invés do modelo (1) também é outro caminho a ser adotado em desenvolvimentos futuros.

Referências

- Anjos, M.C., Bordin, B., and Mello, J.C.C.B.S.**, “Avaliação de empresas de distribuição de energia elétrica com Análise Envoltória de Dados”, UFF, 2010.
- Baker, R.C., and Talluri, S.**, “A Closer look at the use of Data Envelopment Analysis for technology Selection”, The University of Texas at Arlington, USA, 1997.
- PRORET**, “Procedimentos de Revisão Tarifária, submódulo 2.2 custos operacionais, do 4º ciclo da Revisão Tarifária Periódica”, Agência Nacional de Energia Elétrica, Acesso: Março de 2015.
- Doyle, J., and Green R.**, “Efficiency and cross-efficiency in DEA: derivations, meanings and uses”, Journal of Operations Research Society, vol. 45, 567-578, 1994.
- Galvão, P.J.L.N.**, “Análise Envoltória de Dados Aplicada ao Setor Brasileiro de Distribuição de Energia Elétrica”, 109 f., Dissertação (Mestrado em Administração), Faculdade de Economia e Finanças IBMEC, Rio de Janeiro, 2008.
- Meenakumari, R., and Kamaraj, N.**, “Measurement of Relative Efficiency of State Owned Electric Utilities in India Using Data Envelopment Analysis”, CCSE Journal, vol. 2, N. 5, 2008.
- PRORET**, “Procedimentos de Revisão Tarifária, submódulo 2.2 custos operacionais, do 4º ciclo da Revisão Tarifária Periódica”, Agência Nacional de Energia Elétrica, Acesso: Março de 2015.
- Sales, G.M.A.**, “Proposta de um Modelo Utilizando Análise Envoltória de Dados-DEA na Definição das Metas dos Indicadores de Qualidade Comercial das Distribuidoras de Energia Elétrica – DER e FER”, 106 f., Dissertação de mestrado, Instituto de Ciências Humanas Departamento de Economia, Universidade de Brasília, Distrito Federal, 2011.

Sanhueza, R., Rudnick, H., and Lagunas, H., “DEA Efficiency for the Determination of the Electric Power Distribution Added Value” IEEE Transactions on Power Systems, vol. 19, N. 2, 2004.

De Mello, J.C.C.B.S., Meza, L.A., Gomes, E.G., and Neto, L.B., “Curso de Análise Envoltória de Dados, Gramado”, XXXVII SBPO, Gramado, 2521 – 2547, 2005.

Sexton, T. R., Slinkman, R. H., and Hogan, A., “Data Envelopment Analysis: critique and extensions. In Measuring Efficiency: An Assessment of Data Envelopment Analysis”. New Directions of Program Evaluation, Jossey Bass, No. 32, San Francisco, 1986.

Xavier, S.S., Lima, J.W.M., Lima, L.M.M., and Lopes, A.L.M., “How Efficient are the Brazilian Electricity Distribution Companies?”, Journal of Control, Automation and Electrical Systems, April, 2015.

Anexo I – Dados das empresas de distribuição do PRORET utilizados no trabalho

Distribuidora de energia Elétrica (DMU)	Extensão de rede em Km(10 ⁴)	Número de consumidores (10 ⁶)	Consumo faturado em KWh(10 ⁶)	Custos operacionais (10 ⁸)
AESSUL	7,61	3,19	1,15	2,10
AMAZONAS	1,53	1,74	0,68	2,25
AMPLA	5,11	4,40	2,37	4,47
BANDEIRANTE	2,75	4,31	1,48	2,80
CEAL	3,21	1,09	0,83	2,24
CEB	1,71	2,48	0,83	2,26
CEEE	7,19	3,41	1,44	3,91
CELESC	14,49	7,07	2,24	7,31
CELG	19,95	4,52	2,21	7,03
CELPA	9,26	2,75	1,67	4,41
CELPE	12,04	4,45	2,99	3,57
CEMAR	8,99	2,09	1,69	2,11
CEMAT	10,61	2,47	0,99	2,92
CEMIG	46,02	13,18	6,83	18,69
CEPISA	4,83	1,08	0,89	2,09
COELBA	21,50	6,31	4,62	4,45
COELCE	12,03	3,80	2,74	3,25
COPEL	22,48	9,77	3,63	10,31
COSERN	4,33	1,75	1,08	1,25
CPFL Paulista	8,99	10,10	3,50	5,05
CPFL Piratininga	2,22	4,34	1,37	1,99
ELEKTRO	10,71	5,38	2,12	4,21
ELETROPAULO	4,52	18,05	5,99	12,68
ENERSUL	7,45	1,73	0,78	2,08
EPB	6,54	1,35	1,06	1,79
ESCELSA	5,70	2,72	1,19	2,37
ESSE	2,39	0,98	0,57	1,04
LIGHT	5,81	9,23	3,64	5,73
RGE	8,50	3,33	1,23	1,90