



16º ECECON
Encontro Catarinense
de Estudantes de
Ciências Contábeis

17 e 18 de
Setembro de 2018

O Mundo Contábil em Evolução

Avaliação da Eficiência dos Custos Operacionais de Concessionárias de Energia Elétrica: um Estudo com o Modelo Não Paramétrico de Análise Envoltória de Dados com Funções Não-Lineares e Regressão Tobit em Painel

Resumo

Este artigo tem por objetivo avaliar a eficiência dos custos operacionais de empresas distribuidoras de energia elétrica. Para isso, aplicou-se o método estatístico não paramétrico de Análise Envoltória de Dados, com três funções não-lineares, para variáveis de 53 concessionárias de distribuição de energia elétrica do Brasil, durante o período entre os anos de 2014 a 2016. Em seguida, aplicou-se o modelo de regressão Tobit em painel. Na avaliação da performance dos custos operacionais na distribuição de energia elétrica, duas medidas de *undesirable outputs* foram incluídas nos modelos de análise. Devido à ocorrência da geração destes *outputs* na operação das concessionárias de energia, estas variáveis foram consideradas a partir de três abordagens não lineares para o cálculo da eficiência. Os resultados da pesquisa permitiram ordenar as concessionárias em um ranking de eficiência, a partir de análises com o método de fronteira invertida, aumentando a discriminação dos resultados da análise de eficiência. Além disso, foi aplicado o índice de eficiência composto, visando uma maior discriminação dos resultados e possibilitando a ordenação dos dados. Os resultados de cada abordagem não apresentaram variação significativa entre todas as DMUs. Por fim, a modelagem de regressão Tobit em painel permitiu verificar os impactos nos custos operacionais por parte das variáveis número de consumidores atendidos, consumo em TWh, extensão de rede, equivalente de interrupção por unidade consumidora, frequência equivalente de interrupção por unidade consumidora e índice ANEEL de satisfação do consumidor.

Palavras-chave: Análise Envoltória de Dados; Custos operacionais; *undesirable outputs*; Energia Elétrica; Regressão Tobit em Painel.

Linha Temática: Contabilidade Gerencial - Gestão de custos.

Realização:





1 Introdução

O setor elétrico brasileiro (SEB) possui um papel importante dentro da sociedade brasileira e também na economia do país (CASTRO; ROSENTHAL, 2016). Além de aumentar o bem-estar e a qualidade de vida da sociedade, o setor elétrico brasileiro contribui para o desenvolvimento das indústrias, na produção de bens, e apoio para a prestação de serviços. O setor elétrico brasileiro sofreu várias alterações em seus regulamentos, visando o equilíbrio no mercado entre as instituições públicas e os interesses de investidores derivados dos mercados privados.

Nas últimas duas décadas, diversos países apresentaram reformas nos setores de serviços públicos, como água, eletricidade e telecomunicações (FILIPINI; GREENE; MASIERO, 2018). No que diz respeito à eletricidade, os elementos fundamentais destas reformas foram: a introdução da concorrência no fornecimento e geração de eletricidade; a introdução de novos métodos de regulação na transmissão e distribuição de eletricidade considerados como monopólios naturais.

Devido à concorrência existente no setor de energia elétrica, a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) tem o papel de regulamentação do mercado. A distribuição de energia elétrica possui uma tarifa específica determinada pela ANEEL. Portanto, para manter a saúde econômica, as distribuidoras buscam a redução de seus custos e o aprimoramento do atendimento prestado, para garantir a continuidade das concessões obtidas. Para este fim, as distribuidoras possuem como estímulos a avaliação da eficiência, visando utilizar o menor número de insumos para obter uma prestação de serviços de maior qualidade (TSCHAFFON; MEZA, 2014).

Para a avaliação de eficiência, desde seu começo, em 1978, a Análise Envoltória de Dados (DEA) tem sido o método amplamente utilizado, pois permite analisar a eficiência produtiva de unidades tomadoras de decisão, ou *Decision Making Units* (DMUs). Trata-se de um método não-paramétrico utilizado para análises de produção e econômicas, com a finalidade de estimar fronteiras de produção. O DEA possui uma associação forte à teoria de produção no ambiente econômico. Além disso, a análise envoltória de dados pode ser utilizada como um *benchmarking* em processos gerenciais, alterando o formato da ferramenta para formar uma fronteira de melhores práticas ao invés de apenas formar uma fronteira de produção (COOK; TONE; ZHU, 2014).

Por meio do estudo de Charnes, Rhodes e Cooper (1978), uma grande quantidade de pesquisas envolvendo a literatura acerca da teoria de DEA foram e continuam sendo desenvolvidas, consolidando a análise envoltória de dados como uma ferramenta significativa na análise de eficiência (IMANIRAD *et al.*, 2018).

Os gestores utilizam indicadores para efetuar avaliações de diferentes elementos dentro das empresas. Todavia, estes indicadores geram resultados isolados que não desconsideram que uma análise poderá incorporar diversos fatores. Neste sentido, a análise envoltória de dados é uma ferramenta que possibilita que a análise de diversas abordagens de desempenho sejam analisadas em conjunto, resultando em um indicador de eficiência, que facilita a tomada de decisão dentro das organizações (TCHAFFON; MEZA, 2014).

Diante deste contexto, surge a questão de pesquisa: como se caracteriza eficiência dos custos operacionais das empresas distribuidoras brasileiras de energia elétrica? Neste sentido, esta pesquisa tem como objetivo analisar a eficiência dos custos operacionais das empresas distribuidoras brasileiras de energia elétrica.

Para analisar a eficiência, foi utilizado um modelo quantitativo em dois estágios.

Realização:





Inicialmente, aplicou-se o método estatístico não paramétrico de Análise Envoltória de Dados, com três funções não-lineares, para variáveis de 53 concessionárias de distribuição de energia elétrica do Brasil, durante o período entre os anos de 2014 a 2016. Em seguida, aplicou-se o modelo de regressão Tobit em painel.

Como justificativas prática e teórica, esta pesquisa contribui para a ampliação do conhecimento de DEA em contabilidade, apresenta uma aplicação prática de análise envoltória de dados dentro do setor elétrico brasileiro, e atribui um ranking de eficiência de distribuidoras de energia elétrica dos anos de 2014 a 2016.

2 Referencial Teórico

2.1 A Análise Envoltória de Dados no setor de energia elétrica

O modelo de análise envoltória de dados, introduzido por Farrel (1957), foi criado para definir a eficiência de um grupo de unidades tomadoras de decisão (DMU, abreviatura do termo em inglês *decision making units*). As DMUs tratam de organizações semelhantes, por exemplo, empresas do mesmo setor econômico. Estas empresas trabalham com o mesmo produto. Portanto, a eficiência produtiva depende de tomadas de decisões, de onde surge o termo “unidades tomadoras de decisão”. A avaliação feita sob as DMUs tem como finalidade mensurar a eficiência produtiva de cada unidade individualmente e comparar com a eficiência de todas as DMUs analisadas. Então, é apresentada uma avaliação para a escolha de unidades tomadoras de decisão (GOLANY; ROLL, 1989).

Para a escolha das DMUs devem ser consideradas apenas unidades comparáveis e homogêneas. Ou seja, elas devem desempenhar as mesmas tarefas, transformando diversos *inputs* em diversos *outputs* (CHARNES; COOPER e RHODES, 1978). Os *inputs* são os esforços ou sacrifícios introduzidos ao processo produtivo. E os *outputs* consistem nos resultados da produção.

A análise envoltória de dados possui dois modelos considerados como clássicos. O primeiro é o CCR, desenvolvido por Charnes, Cooper e Rhodes (1978). Este modelo utiliza retornos constantes de escala, onde as alterações nos inputs refletem a mesma variação nos outputs analisados. Por este motivo, este modelo também pode ser encontrado como *Constant Returns to Scale (CRS)*. O modelo CCR trabalha com a suposição que os *inputs* devem ser minimizados para que os *outputs* possam ser maximizados. A fórmula de CCR é apresentada por Charnes, Cooper e Rhodes (1978) como:

$$\max h_0 = \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{r0}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{i0}}$$

Sujeito a

$$\frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ij}} \leq 1; \quad j = 1, \dots, n, \quad (1)$$

$$v_r, v_i \geq 0; \quad r = 1, \dots, s; \quad i = 1, \dots, m.$$

O segundo modelo, baseado no modelo anterior, é o BCC. Este modelo foi desenvolvido por Banker, Charnes e Cooper (1984). Os autores modificaram o primeiro

Realização:



modelo, substituindo o axioma de proporcionalidade pelo axioma de convexidade. Este modelo introduz uma fronteira de eficiência que considera não apenas retornos constantes de escala, conforme o modelo CCR, como também retornos crescentes e decrescentes de escala, tornando a fronteira convexa. A formulação de BCC apresenta-se como:

$$\text{Max} \sum_r u_r y_{ro} + u_z$$

Sujeito a

$$\begin{aligned} \sum_i v_i x_{io} &= 1 \\ \sum_r u_r y_{rj} + u_z - \sum_i v_i x_{io} &\leq 0, \forall j \\ u_r &\geq 0, v_i \geq 0, \forall r, i \\ u_z &\in \mathbb{R} \end{aligned} \quad (2)$$

A análise envoltória de dados forma um conjunto de possibilidades de produção com o número disponível de variáveis de entrada e saída e mede a eficiência de cada DMU. A pontuação de eficiência de todas as DMUs situa-se entre 0 e 1. Se qualquer DMU atribuir a pontuação de eficiência 1, ela é considerada eficiente. Caso contrário, considera-se como uma DMU ineficiente. O poder de discriminação do modelo DEA depende do número de DMUs e do número disponível de entradas e saídas. A eficiência de uma DMU depende das variáveis de *input* e *output* selecionadas. Por exemplo, ao analisar o setor elétrico, há diversas publicações científicas que aplicaram o modelo DEA. Entretanto, não há um consenso na literatura sobre a escolha dos *inputs* e *outputs* a partir do conjunto de dados disponíveis (SUBRAMANYAM, 2016).

Com a finalidade de atribuir um ranking de eficiência das distribuidoras de energia elétrica no ano de 2008, Tschaffon e Meza (2014) mediram a eficiência das DMUs escolhidas considerando em sua análise dois *outputs* indesejáveis. Após efetuar o cálculo das eficiências, os autores apresentaram os resultados de cada abordagem dos *outputs* indesejáveis, ordenando as DMUs por nível de eficiência.

Cambini, Croce e Fumagalli (2014) analisaram os efeitos de incentivos, baseados em *outputs*, aplicados no setor de distribuição de energia elétrica na Itália, utilizando dados da empresa *Enel Distribuzione*, entre os anos de 2004 a 2009. A análise foi realizada em duas etapas. Na primeira etapa, foi realizada a medição da performance utilizando a eficiência dos custos. Na segunda etapa, foi realizada uma avaliação considerando as influências dos incentivos. Não houveram diferenças significativas entre as duas análises. Porém, os resultados aprovam o uso dos custos sociais ao mensurar a performance de uma única DMU.

Corton, Zimmerman e Phillips (2016) mensuraram o impacto de incentivos aplicados pela ANEEL no setor elétrico brasileiro, focando na comparação do nível de custos operacionais e o aumento da qualidade. A análise envoltória de dados foi aplicada em 60 empresas entre os anos de 2003 a 2013, utilizando como indicador de qualidade a Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (DEC). O resultado obtido foi que o aumento em 1% da qualidade do serviço de distribuição aumenta o custo operacional das distribuidoras em apenas 0,003%.

Realização:





Arcos-Vargas, Nuñez-Hernández e Villa-Caro (2017) analisaram o custo operacional e qualidade do serviço prestado das 5 maiores distribuidoras de energia elétrica da Espanha, junto com das 342 menores. Os autores compararam com a eficiência da prestação do serviço em 2011. Devido à significativa diferença entre as empresas de maiores portes em relação às empresas de menores portes, foram criados três modelos de DEA. Cada um destes modelos propôs uma readequação da regulamentação do setor no país, visando a redução do custo para os consumidores.

2.2 Undesirable outputs (efeitos de saída indesejáveis)

Outputs indesejáveis (ou ruins) referem-se aos subprodutos que acompanham os *outputs* desejáveis (ou bons) em um processo produtivo. *Outputs* indesejáveis podem impactar negativamente o ambiente, o desenvolvimento sustentável da sociedade e da economia. Diversos países já adotaram políticas ambientais para controlar *outputs* indesejáveis, como por exemplo: penalidade de poluição, imposto sobre carbono e esquema de comércio de emissões (ZHOU; ZHOU; FAN, 2014). A redução de *outputs* indesejáveis pode ser alcançada de maneiras diferentes, como o investimento de capital e a redução da atividade de produção. Ambas as abordagens podem exigir *inputs* adicionais ou resultar na perda de *outputs* desejados.

Os modelos clássicos de análise envoltória de dados consideram, em seus cálculos, apenas os *outputs* desejáveis, desconsiderando os efeitos negativos de *outputs* indesejáveis ao analisar eficiência produtiva. Há três abordagens não-lineares para o tratamento de *outputs* indesejáveis, sendo elas: inverso multiplicativo (MLT), *inputs* (INP) e translação (TR β) (SONG *et al.*, 2018).

A primeira abordagem, desenvolvida por Golany e Roll (1989), utiliza o inverso multiplicativo, que transforma o *output* indesejado em um *output* desejado. Para que esta transformação seja possível, é aplicada a operação: $f(U) = \frac{1}{u}$ aos *outputs* indesejados de cada DMU. Devido ao tratamento aplicado, é necessário, para o seu funcionamento, que o valor do *output* indesejado seja maior que zero. Vale ressaltar que neste cenário, quanto maior for o valor, menor será o impacto do *output* na eficiência (GOLANY; ROLL, 1989).

Posteriormente ao MLT, em 2001, surgiu a abordagem por transformação dos *outputs* indesejáveis em *inputs*. Na análise envoltória de dados, o desempenho de uma DMU é medido na capacidade de *inputs* gerarem *outputs*. Portanto, ao considerar um *output* indesejado como *input* sem aumentar o resultado da produção, acarretará em uma diminuição de eficiência (HAILU; VEEMAN, 2001).

Por fim, a terceira abordagem não-linear é a translação. Este tratamento elimina o impacto negativo dos *outputs* indesejáveis, aplicando a fórmula: $f(U) = -u + \beta$. A partir da multiplicação por -1, o efeito dos *outputs* indesejados é revertido. Porém, devido à limitação de não permitir valores negativos no cálculo de DEA é acrescentado um escalar positivo visando torna todos os valores positivos. O escalar positivo a ser utilizado deverá ser o mesmo para todas as DMUs e deverá ser o suficiente para tornar todos os valores positivos (SEIFORD; ZHU, 2002).

2.3 Ranking de Eficiência utilizando o Índice de Eficiência Composta

Realização:





Ao efetuar uma análise de eficiência, utilizando apenas um dos modelos clássicos de análise envoltória de dados, diversas DMUs analisadas poderão ter a eficiência em 100%. Meza e Lins (2002) destacam modelos capazes de aumentar a discriminação entre as DMUs. Tais análises podem ou não depender de informações adicionais dos tomadores de decisão das DMUs.

Um destes métodos, utilizado por Lins, Novaes e Legey (2005), não depende de informações adicionais, pois este modelo converte os *inputs* em *outputs* e os *outputs* em *inputs*. Este método é chamado de fronteira invertida. Esta abordagem de DEA analisa a fronteira de ineficiência. Assim, as DMUs que compõem a fronteira podem ser consideradas aquelas com as piores práticas. Em seu trabalho, os autores utilizam o método de fronteira invertida no setor imobiliário brasileiro como uma forma de medir a eficiência tanto do comprador, quanto do vendedor. Para o vendedor, os *inputs* são as características dos imóveis e os *outputs* são os preços de venda. Já para o comprador, as variáveis são consideradas o oposto, onde os *inputs* são o preço dos imóveis e os *outputs* são as características.

Após medir as fronteiras de eficiência e ineficiência de cada uma das DMUs, com fins de ordenar as DMUs por rendimento, é analisado o índice de eficiência composta. Conforme Mello *et al.* (2008), para obter a eficiência composta, calcula-se a média aritmética entre a fronteira original e a fronteira de ineficiência.

3 Delineamento Metodológico

Em relação à abordagem do problema, a pesquisa se classifica como quantitativa, pois utiliza métodos estatísticos para a análise de uma amostra (RICHARDSON, 1999). Esta pesquisa pode ser classificada quanto aos seus objetivos como uma pesquisa descritiva e inferencial, pois tem como principal objetivo descrever características de determinada população ou fenômeno e realizar inferências em relação à população (RAUPP; BEUREN, 2006).

Quanto aos procedimentos, trata-se de uma pesquisa documental, visto que foi efetuada uma pesquisa nas bases de dados da ANEEL, identificando informações sobre as variáveis a serem utilizadas na análise. Segundo Sá-Silva, Almeida e Guindani (2009), este tipo de pesquisa emprega o uso de documentos com a finalidade de extrair informações, eliminando a possibilidade de existirem influências externas como, por exemplo, acontecimentos, na coleta de dados.

Em seu site, a ANEEL apresenta diversas audiências públicas visando obter maiores informações sobre o mercado para a tomada de decisões referentes à elaboração ou alteração na regulamentação do setor elétrico. Para esta pesquisa, foram selecionadas as distribuidoras de energia elétrica divulgadas na audiência pública 052/2017 da ANEEL. O objetivo desta audiência pública foi de obter informações para a atualização do cálculo de eficiência dos custos operacionais das concessionárias de distribuição de energia elétrica. Os dados foram coletados para os anos de 2014 a 2016.

A análise envoltória de dados não explica como identificar as variáveis de entrada e saída relevantes à análise de dados. A pontuação de eficiência de uma DMU depende das variáveis de entrada e saída incluídas na exploração de dados. Portanto, a seleção deve ser adequada às DMUs investigadas (SUBRAMANYAM, 2016). Por este motivo, foi feito um levantamento bibliográfico com a finalidade de identificar quais *inputs* e *outputs* são utilizados em pesquisas no setor de distribuição elétrica no Brasil.

Realização:



O Mundo Contábil em Evolução

No estudo de Andrade *et al.* (2014), a análise se baseou em distribuidoras de energia elétrica utilizando como *inputs* o custo operacional (OPEX) e como *outputs* a quantidade de consumidores atendidos, rede e mercado atendido.

As variáveis para esta pesquisa foram utilizadas com base no estudo de Tschaffon e Meza (2014). Utilizou-se para esta pesquisa como único *input* o custo operacional (OPEX) e como *outputs* número de consumidores atendidos (NCONS), consumo em TWh (CONS), extensão de rede (REDE), equivalente de interrupção por unidade consumidora (DEC), frequência equivalente de interrupção por unidade consumidora (FEC) e índice ANEEL de satisfação do consumidor (IASC). A seguir consta o detalhamento do conceito de cada variável.

A variável OPEX consiste no custo de operação das distribuidoras elétricas. O custo operacional é essencial para manter a empresa em funcionamento constante. Por se tratar de um sacrifício pela distribuidora, consideramos esta variável um *input*. Os dados utilizados como base para o OPEX foram os dados com pessoal, materiais, serviços contratados e outros gastos considerados pela ANEEL na audiência pública 052/2017. Para calcular DEA utilizando esta variável os valores foram considerados em milhões de reais.

A variável NCONS refere-se ao número de consumidores atendidos por cada distribuidora nos anos de 2014 a 2016. Os dados estão contidos na audiência pública 052/2017 promovida pela Aneel. Para as análises deste *output*, os números de consumidores foram considerados em milhões.

Coletou-se também os dados da variável CONS, que consiste na quantidade de energia elétrica distribuída por cada distribuidora aos seus consumidores, anualmente, entre 2014 a 2016. Como fonte, buscou-se os dados na audiência pública 052/2017 feita pela Aneel. Para as análises do *output*, o consumo foi utilizado em Terawatt-hora (TWh).

A variável REDE é o tamanho da rede de distribuição de cada concessionária. Os dados foram retirados da audiência pública 052/2017 feita pela Aneel. Para as análises do *output*, a rede foi utilizada em megametros (Mm).

A variável IASC trata do índice ANEEL de satisfação do cliente, e foi considerada um *output* nesta análise. Anualmente, a ANEEL efetua uma pesquisa junto aos consumidores, visando medir a satisfação geral dos usuários dependentes das concessionárias. Os dados foram obtidos do relatório IASC de 2016, que informa os níveis de satisfação de 2014 a 2016.

O *output* DEC foi considerado indesejado. Ele é a medida de tempo que as unidades consumidoras ficam sem o fornecimento de energia elétrica. Os dados foram obtidos diretamente do site da ANEEL, para os anos de 2014 a 2016.

O *output* FEC também foi considerado indesejado, pois refere-se à frequência de falta de fornecimento de energia às unidades consumidoras. Os dados foram obtidos diretamente do site da ANEEL, para os anos de 2014 a 2016.

De forma geral, no modelo DEA, o OPEX atua como único *input* devido à sua natureza de manter cada concessionária distribuindo energia de uma maneira contínua, atendendo aos clientes e suportando toda a sua extensão de rede. O IASC também é um dos resultados do OPEX. Quanto melhor for a avaliação do consumidor, isto significa que a concessionária está operando com maior qualidade. Dessa forma, a concessionária está melhorando a sua eficiência, ao atender um número maior de consumidores, ao aumentar a extensão de sua rede quando o aumento dos *outputs* forem maiores que o aumento do OPEX.

Quadro 1. DMUS por região

Sudeste	Sul	Centro Oeste	Nordeste	Norte
---------	-----	--------------	----------	-------

Realização:



**16º ECECON**Encontro Catarinense
de Estudantes de
Ciências Contábeis17 e 18 de
Setembro de 2018**O Mundo Contábil em Evolução**

AMPLA	AES SUL	CELG	CEAL	CELPA
BANDEIRANTE	CEEE	CEMAT	CELPE	CELTINS
BRAGANTINA	CELESC	CHESP	COELBA	
CAIUÁ	CFLO	ENERSUL	COELCE	
CEMIG	COCEL		COSERN	
CPEE	COOPERALIANÇA		EBO	
CPFL PAULISTA	COPEL		EPB	
CSPE	DEMEI		ESE	
DMED	ELETRICAR		SULGIPE	
ELEKTRO	HIDROPAN			
ELETROPAULO	IGUAÇU			
EMG	JOAO CESA			
ENF	MUXFELDT			
ESCELSA	NOVA PALMA			
JAGUARI	RGE			
LIGHT	URUSSANGA			
MOCOCA				
NACIONAL				
PIRATININGA				
SANTA CRUZ				
SANTA MARIA				
VALE PARANAPANEMA				

Fonte: Elaboração própria.

Conforme mencionado anteriormente, os *outputs* indesejáveis devem receber um tratamento diferenciado ao serem analisados em um modelo DEA. Neste sentido, quanto menores forem os valores de DEC e FEC, maior será a qualidade do serviço prestado pelas concessionárias.

Diante do exposto, para a análise dos dados obtidos, o modelo de DEA utilizado é o BCC, devido à não proporcionalidade entre os *inputs* e *outputs*. A orientação do modelo é para *inputs*, visto que para cada concessionária a diminuição do OPEX e o aumento dos *outputs* é o objetivo principal. No Quadro 2 são apresentadas as variáveis utilizadas na modelagem DEA pela abordagem INP, para demonstrar como ocorreu o tratamento dos *outputs* indesejáveis nas análises.

Quadro 2. Variáveis na abordagem INP

<i>Inputs</i>	<i>Outputs</i>
OPEX	NCONS
DEC	CONS
FEC	REDE
	IASC

Fonte: Elaboração própria.

No Quadro 3 são apresentadas as variáveis utilizadas na modelagem DEA pela abordagem MLT, para demonstrar como ocorreu o tratamento dos *outputs* indesejáveis nas análises com funções não lineares.

Quadro 3. Variáveis na abordagem MLT

<i>Input</i>	<i>Outputs</i>
--------------	----------------

Realização:





OPEX

NCONS

CONS

REDE

IASC

1/DEC

1/FEC

Fonte: Elaboração própria.

No Quadro 4 são demonstradas as variáveis utilizadas na modelagem DEA pela abordagem TR β , para demonstrar como ocorreu o tratamento dos *outputs* indesejáveis nas análises, com o uso de funções não lineares.

Quadro 4. Variáveis na abordagem TR β

<i>Input</i>	<i>Outputs</i>
OPEX	NCONS
	CONS
	REDE
	IASC
	$\beta 1$ -DEC
	$\beta 2$ -FEC

Fonte: Elaboração própria.

O software SIAD Andrade *et al.*(2005) foi utilizado para a análise dos dados e os resultados são analisados no tópico a seguir.

4 Análise dos Dados

Os dados obtidos para esta pesquisa foram analisados por ordem dos anos, buscando identificar as características de cada período. Ao aplicar a modelagem DEA, foram considerados os resultados pelo índice de eficiência composto, devido à maior facilidade de ordenar as DMUs por eficiência.

Iniciando cronologicamente, a Tabela 1 apresenta as cinco concessionárias mais eficientes de 2014, enquanto a Tabela 2 exhibe as cinco menos eficientes. Os dados que compõem as tabelas, além de região, são as eficiências compostas pelas abordagens INP, TR β , MLT e uma média das 3 abordagens. A média está sendo utilizada para ordenar as empresas de uma maneira geral, visto que as abordagens, mesmo possuindo eficiências similares para cada DMU, possuem ordens diferentes ao analisar cada abordagem separadamente.

Tabela 1. Cinco melhores DMUS em 2014

DMU	Região	INP	TR β	MLT	Média
RGE	Sul	0,7227	0,7563	0,7555	0,7448
COOPERALIANÇA	Sul	0,7208	0,7700	0,7083	0,7331
VALE PARANAPANEMA	Sudeste	0,7151	0,7362	0,7064	0,7192
ELEKTRO	Sudeste	0,7183	0,7183	0,7183	0,7183
COELCE	Nordeste	0,7131	0,7131	0,7131	0,7131

Fonte: Elaboração própria.

Das cinco empresas mais eficientes, a Cooperaliança obteve a maior nota no IASC, atingindo 80,07, quase dez pontos acima da média das 53 DMUS. Ao analisar o índice

Realização:



ANEEL de satisfação do consumidor, nota-se que apenas a RGE ficou abaixo da média geral para 2014, obtendo uma marca de 69,85. A concessionária também obteve números maiores para FEC e DEC. Porém, ao analisar a eficiência média para 2014, a RGE é a DMU que obtém o melhor ranking para 2014.

Tabela 2. Cinco piores DMUS em 2014

DMU	Região	INP	TRβ	MLT	Média
ENF	Sudeste	0,3897	0,2588	0,2538	0,3008
HIDROPAN	Sul	0,3277	0,2900	0,2699	0,2959
CEAL	Nordeste	0,2762	0,2762	0,2762	0,2762
IGUAÇU	Sul	0,2671	0,2513	0,2496	0,2560
CEEE	Sul	0,1850	0,1850	0,1850	0,1850

Fonte: Elaboração própria.

Das cinco empresas menos eficientes, a CEEE obteve a pior eficiência média de 2014. Isto justifica as suas pontuações de DEC e FEC atingirem níveis 100% maiores que a média de 2014. Enquanto as DMUs ENF e Hidropan obtiveram DEC e FEC menores que a média de 2014, o custo operacional foi significativamente maior que a empresa Cooperalliança, que possui uma extensão de rede similar. A Hidropan, com uma REDE de 530,48 Km² e a ENF, com uma extensão de 1.979,47 Km², tiveram um custo operacional de R\$ 8.1 milhões e R\$ 37.6 milhões respectivamente. Já a concessionária Cooperalliança teve um custo operacional de apenas R\$ 12.7 milhões, para uma extensão de rede de 1.484,74 Km².

Tabela 3. Cinco melhores DMUS em 2015

DMU	Região	INP	TRβ	MLT	Média
RGE	Sul	0,7069	0,7313	0,7313	0,7232
COELCE	Nordeste	0,6826	0,7045	0,7045	0,6972
PIRATININGA	Sudeste	0,7045	0,6513	0,6513	0,6690
COSERN	Nordeste	0,5228	0,6855	0,6855	0,6313
ELEKTRO	Sudeste	0,5158	0,6826	0,6826	0,6270

Fonte: Elaboração própria.

Para o ano de 2015, a concessionária RGE obteve, novamente, a melhor nota de eficiência composta entre todas as DMUs analisadas. Entre as 5 melhores de 2015 também estão, novamente, COELCE e ELEKTRO, em segundo lugar e quinto lugar, respectivamente. Para 2015, a RGE e COSERN obtiveram um DEC maior que a média de 13,6. Já em relação ao FEC, nenhuma das 5 DMUs mais efetivas obtiveram FEC acima da média.

Tabela 4. Cinco Piores DMUS em 2015

DMU	Região	INP	TRβ	MLT	Média
URUSSANGA	Sul	0,4181	0,1962	0,1962	0,2702
IGUAÇU	Sul	0,2795	0,2465	0,2465	0,2575
DEMEI	Sul	0,2770	0,2202	0,2202	0,2391
ENF	Sudeste	0,2465	0,2136	0,2136	0,2245
CEEE	Sul	0,2005	0,1998	0,1998	0,2001

Fonte: Elaboração própria.

Realização:

O Mundo Contábil em Evolução

No ano de 2015 a CEEE obteve a pior nota de eficiência. Porém, a eficiência aumentou de 0,1850 para 0,2001 neste ano. Para este ano, a CEEE obteve um custo operacional de aproximadamente R\$ 974,70 para cada consumidor, sendo R\$ 765,86 maior que o custo da RGE (empresa mais eficiente em 2015). A empresa com menor custo por energia distribuída foi a PIRATININGA. Já a ENF obteve a energia distribuída mais cara, entre as 5 menos eficientes de 2016, sendo 4,92 vezes maior que o custo da PIRATININGA.

Tabela 5. Cinco melhores DMUS em 2016

DMU	Região	INP	TR β	MLT	Média
RGE	Sul	0,6908	0,7081	0,7077	0,7022
COELCE	Nordeste	0,6929	0,7045	0,7045	0,7006
PIRATININGA	Sudeste	0,7045	0,6427	0,6354	0,6609
ELEKTRO	Sudeste	0,5164	0,6929	0,6929	0,6341
MOCOCA	Sudeste	0,5000	0,6961	0,6627	0,6196

Fonte: Elaboração própria.

Pelo terceiro ano consecutivo, a concessionária RGE obteve a melhor eficiência e as concessionárias COELCE e ELEKTRO estiveram entre as 5 melhores. Ao analisar os *outputs* indesejáveis, a RGE, também pelo terceiro ano consecutivo, obteve notas maiores que a média anual. As DMUs PIRATININGA e COELCE obtiveram a energia distribuída com menor custo e menor custo por consumidor, respectivamente. Já para 2016, a concessionária com a melhor relação entre custo operacional e extensão foi a CELTINS. Entretanto, a CELTINS obteve a 22ª posição no ranking de eficiência para 2016.

Tabela 6. Cinco piores DMUS em 2016

DMU	Região	INP	TR β	MLT	Média
HIDROPAN	Sul	0,2684	0,2622	0,2622	0,2642
DEMEI	Sul	0,2869	0,2194	0,2194	0,2419
IGUAÇU	Sul	0,2671	0,2196	0,2196	0,2354
ENF	Sudeste	0,2437	0,2158	0,2158	0,2251
CEEE	Sul	0,2240	0,2237	0,2237	0,2238

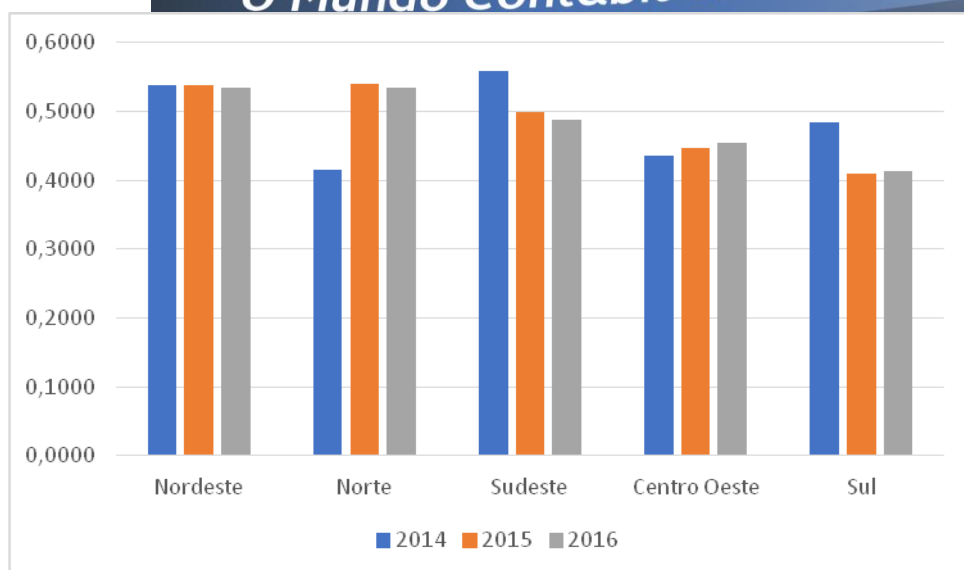
Fonte: Elaboração própria.

Novamente, pelo terceiro ano consecutivo, a concessionária CEEE obteve o menor escore de eficiência. Todavia, ela teve um crescimento de eficiência pelo terceiro ano consecutivo. Entre as cinco piores, novamente aparecem as concessionárias ENF, que manteve o nível de eficiência, e IGUAÇU, que diminuiu o seu nível de eficiência. Ao comparar as cinco DMUs menos eficientes, constatou-se que todas possuem custo por consumidor, energia distribuída e extensão de rede acima da média.

Figura 1. Eficiência Média Anual por Região

Realização:

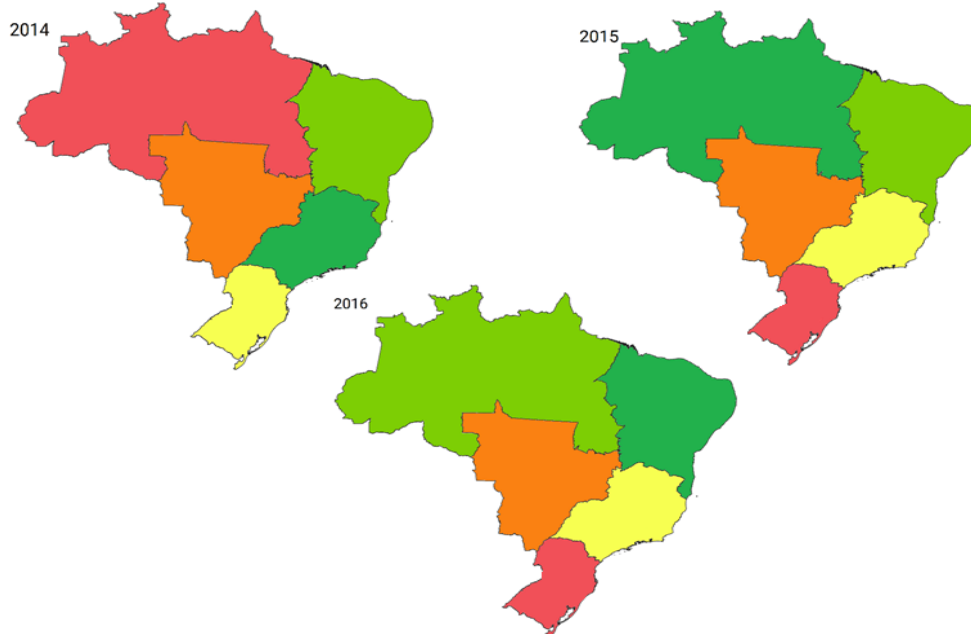
O Mundo Contábil em Evolução



Fonte: Elaboração própria.

Ao analisar os níveis de eficiência composta por região, nota-se que apenas o Nordeste ultrapassa 55% de eficiência e apenas em 2014, para 2015 e 2016 os níveis são de 53,97% e 53,45%, respectivamente. Para os três anos analisados, constatou-se que as regiões Sul e Centro-Oeste não ultrapassaram 46% de eficiência, sendo as regiões menos eficientes entre 2014 e 2016. Na Figura 2 é apresentado o mapa da eficiência no país. A cor vermelha significa a pior eficiência. A cor verde claro significa a melhor eficiência.

Figura 2. Mapa de Eficiência por Região entre 2014 a 2016



Fonte: Elaboração própria.

Realização:

O Mundo Contábil em Evolução**Tabela 7. Eficiência por região**

Região	2014	2015	2016
Nordeste	0,5389	0,5382	0,5345
Norte	0,4156	0,5397	0,5344
Sudeste	0,5596	0,5001	0,4871
Centro Oeste	0,4364	0,4463	0,4551
Sul	0,4839	0,4095	0,4135

Fonte: Elaboração própria.

A partir da Tabela 7, é possível constatar que para os anos de 2015 e 2016, as regiões norte e nordeste obtiveram os melhores níveis de eficiência entre todas as regiões. Em ambos os anos analisados, nota-se que a diferença entre as duas regiões é menor que 0,0020. A grande diferença ocorre em 2014, onde a região norte obteve a pior eficiência entre as cinco regiões analisadas, quase 13% menor do que a sua marca em 2015 e 2016. O motivo para esta grande melhoria de eficiência é a concessionária CELPA, pois em 2014 ela obteve a 40ª posição no ranking com uma eficiência de 33%, em 2015 a eficiência aumentou para 53% e em 2016 para 54%. Este aumento foi o suficiente para a sua posição elevar para 20º e 19º nos anos seguintes.

Outro destaque, desta vez negativo, está no desempenho da região Sul. Ao longo dos três anos, a região passou por um declínio de eficiência. Em 2014, a sua melhor marca, o desempenho da região estava em 48%. Porém, em 2015 ocorreu a sua pior nota, e a região atingiu 40,95% de eficiência. Este valor aumentou apenas 1 ponto percentual no ano de 2016. Para os anos de 2014, 2015 e 2016, a posição média das concessionárias da região sul foi respectivamente 30º, 35º e 33º. Uma característica desta região é que, apesar de possuir a concessionária com melhor desempenho durante os três anos, a RGE, a região também possui onze das 28 piores concessionárias nos três anos e apenas cinco das melhores 25 nos três anos.

Na Tabela 8 são mostrados os resultados da obtenção da modelagem de regressão Tobit com dados em painel, com o número de iterações calculadas a partir do logaritmo de máxima verossimilhança.

Tabela 8: Obtenção das iterações da modelagem Tobit em painel

Obtaining starting values for	full model:
Iteration 0: log likelihood	= 487.89988
Iteration 1: log likelihood	= 511.19445
Iteration 2: log likelihood	= 535.97813
Iteration 3: log likelihood	= 538.08453
Iteration 4: log likelihood	= 538.11479
Iteration 5: log likelihood	= 538.1148
Fitting full model:	
Iteration 0: log likelihood	= 538.1148
Iteration 1: log likelihood	= 538.1148

Fonte: Elaboração própria.

Na Tabela 9 são apresentados os dados gerais do modelo de regressão Tobit em Painel com efeitos aleatórios.

Realização:



Tabela 9: Modelo de regressão Tobit em Paineis com efeitos aleatórios

Random-effects tobit regression	Number of obs	=	795
Group variable: id	Number of groups	=	159
Random effects u_i ~ Gaussian	Obs per group: min	=	5
	avg	=	5.0
	max	=	5
Integration method: mvaghermite	Integration points	=	12
	Wald chi2(7)	=	36.56
Log likelihood = 538.1148	Prob > chi2	=	0.0000

Fonte: Elaboração própria.

A Tabela 10 apresenta os resultados da modelagem de regressão Tobit em Paineis, com os valores dos coeficientes, erros padrão, escore z, p-valor do escore z, e intervalo de confiança a 95%.

Tabela 10: Resultados da modelagem de regressão Tobit em Paineis

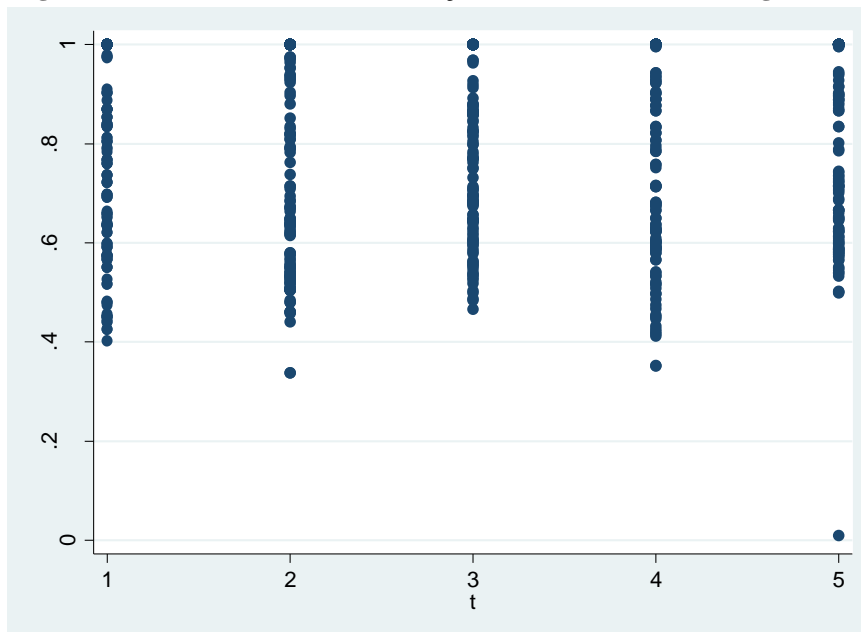
escore	Coef.	Std. Err.	z	P>z	[95% Conf.	Interval]
opex	.00025	.000056	4.47	0.000	.0001403	.0003597
dec	-.0017093	.000807	-2.12	0.034	-.0032909	-.0001277
fec	.00221	.0019341	1.14	0.253	-.0015809	.0060008
consumidores	-.023373	.0240302	-0.97	0.331	-.0704713	.0237254
consumo	-.0036721	.0036753	-1.00	0.318	-.0108756	.0035314
rede	-.000191	.0002779	-0.69	0.492	-.0007358	.0003537
iasc	.0003652	.0005346	0.68	0.495	-.0006826	.001413
_cons	.7688254	.0405452	18.96	0.000	.6893583	.8482926
/sigma_u	.1568175	.009787	16.02	0.000	.1376353	.1759996
/sigma_e	.0938161	.002655	35.34	0.000	.0886123	.0990198
rho	.7364295	.0272765			.6803609	.7869969

Fonte: Elaboração própria.

Para verificar a oscilação da eficiência e variação dos escores DEA ao longo dos 5 anos, elaborou-se o gráfico de dispersão apresentado na Figura 3.

Realização:

Figura 3. Gráfico da eficiência e variação dos Escores DEA ao longo dos 5 anos.



Fonte: Elaboração própria.

O gráfico de dispersão apresentado na Figura 3 demonstra que de maneira geral, a eficiência dos custos operacionais das empresas concessionárias de energia elétrica do Brasil não apresentaram melhoras significativas ao longo dos anos.

5 Conclusão

A análise envoltória de dados foi aplicada nesta pesquisa visando medir a eficiência dos custos operacionais de 53 concessionárias de energia elétrica no Brasil, entre os anos de 2014 a 2016. Com isso, foi possível criar um ranking para classificar as melhores e piores concessionárias. Desejando medir a eficiência da melhor maneira possível, a análise envoltória de dados aplicada a este estudo utilizou-se de sete variáveis, sendo seis destas consideradas *outputs*. Devido à existência de *outputs* indesejados como resultados de processos produtivos, foram aplicadas três abordagens de funções não-lineares para a análise dos dados obtidos, sendo elas MLT, INP e $TR\beta$.

Em razão do grande número de DMUs efetivas aplicando apenas o modelo BCC com orientação a *inputs*, houve a necessidade de acrescentar uma técnica cujo resultado aplicado à modelagem DEA aumenta a discriminação das eficiências entre as DMUs. Para tal finalidade, utilizou-se a fronteira invertida e posteriormente utilizou-se o índice de eficiência composta. Com a aplicação destes dois métodos foi possível classificar as concessionárias anualmente em ordem decrescente de eficiência.

Utilizando as três abordagens, foi possível verificar que há a possibilidade de utilizar os três tratamentos para analisar a eficiência na existência de *outputs* indesejáveis. Portanto, a modelagem padrão de DEA impossibilita a ordenação de DMUs em ranking. Nos três anos analisados, cada abordagem obteve de quinze a vinte concessionárias na fronteira eficiente. Já com a utilização do índice para aumentar a discriminação, não houve DMU com 100% de eficiência em seus processos. Desta maneira, podemos ordenar as empresas de 1 a 53. Depois da análise individual das DMUs, efetuou-se uma análise por região, ordenando as regiões por

Realização:



eficiência. Diferente das análises individuais, a análise por região obteve apenas o Centro-Oeste como região estável, e se classificou em terceiro lugar durante os 3 anos.

A aplicação da modelagem de regressão Tobit em painel permitiu verificar o impacto nos resultados da eficiência dos custos operacionais (OPEX) medida pela fronteira invertida, exercidas pelas variáveis número de consumidores atendidos (NCONS), consumo em TWh (CONS), extensão de rede (REDE), equivalente de interrupção por unidade consumidora (DEC), frequência equivalente de interrupção por unidade consumidora (FEC) e índice ANEEL de satisfação do consumidor (IASC).

Para futuros trabalhos, recomenda-se utilizar análise envoltória de dados em outros setores, como por exemplo, o setor agrícola. Devido ao nível de complexidade diferenciado para cada setor produtivo, diferentes variáveis poderão ser estudadas. Haverá diferentes *outputs* indesejáveis a serem ponderados e analisados. Também poderá ser feito outro estudo com distribuidoras de energia elétrica, com ênfase em outros anos, para comparação com as informações obtidas neste trabalho, visando mostrar as alterações sofridas entre as DMUs e regiões em anos futuros.

Referências

- ANDRADE, G. N. et al. Evaluating Electricity Distributors Efficiency Using Self-Organizing Map and Data Envelopment Analysis. **IEEE Latin America Transactions**, v. 12, n. 8, p. 1464 - 1472, Dezembro 2014.
- ARCOS-VARGAS, A.; NUÑES-HERNÁNDEZ, F.; VILLA-CARO, G. A DEA Analysis of Electricity Distribution in Spain: An Industrial Policy Recommendation. **Energy Policy**, v. 102, p. 583-592, 2017.
- BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis. **Management Science**, v. 30, n. 9, 1984.
- CAMBINI, C.; CROCE, A., FUMAGALLI, E., 2014. Output-based incentive regulation in electricity distribution: Evidence from Italy. **Energy Economics**, v. 45, n. 1, 2014, p. 205–216.
- CASTRO, N. D.; ROSENTHAL, R. O Estado e o Setor Elétrico Brasileiro. **Jornal dos Economistas**, 326, p. 4-5, 2016.
- CHARNES, A.; COOPER, W.; RHODES, E. Measuring the Efficiency of Decision Making Units. **European Journal of Operational Research**, p. 429-444, 1978.
- CONSTANT, R. D. S.; MELLO, J. C. S. D. Brazilian Electricity Distributors Efficiency Index Based on Non Radial Efficiency. **IEEE Latin America Transactions**, v. 15, n. 9, p. 1657-1663, 2017.
- COOK, W. D.; TONE, K.; ZHU, J. Data Envelopment Analysis: Prior to Choosing a Model. **Omega**, v. 44, p. 1-4, 2014.
- CORTON, M. L.; ZIMMERMANN, A.; PHILLIPS, M. A. The Low Cost of Quality Improvements in the Electricity Distribution Sector of Brazil. **Energy Policy**, v. 97, p. 485-493, 2016.

Realização:





FARREL, M. J. The Measurement of Productive Efficiency. **Journal of the Royal Statistical Society**, v. 120, n. 3, 1957.

FILIPINI, M.; GREENE, W.; MASIERO, G. Persistent and transient productive inefficiency in a regulated industry: electricity distribution. **Energy Economics**, v. 69, p. 325-334, 2018.

GOLANY, B.; ROLL, Y. An Application Procedure for DEA. **Omega**, v. 17, n. 3, p. 237-250, 1989.

HAILU, A.; VEEMAN, T. S. Non-Parametric Productivity Analysis with Undesirable Outputs: An Application to the Canadian Pulp and Paper Industry. **American Agricultural Economics Association**, v. 83, n. 3, p. 605-616, 2001.

IMANIRAD, R. et al. Partial input to output impacts in DEA: The case of DMU-specific impacts. **European Journal of Operational Research**, v. 244, p. 837-844, 2015.

LINS, M. P. E.; NOVAES, L. F. D. L.; LEGEY, L. F. L. Real Estate Appraisal: A Double Perspective Data Envelopment Analysis Approach. **Annals of Operations Research**, v. 138, p. 79-96, 2005.

MELLO, J. C. C. B. S. D. et al. DEA Advanced Models for Geometric Evaluation of Used Lathes. **WSEAS Transactions on Systems**, v. 7, n. 5, 2008.

MEZA, L. A. et al. ISYDS - Integrated System for Decision Support (SIAD Sistema Integrado de Apoio a Decisão): A Software Package for Data Envelopment Analysis Model. **Pesquisa Operacional**, v. 25, n. 3, p. 493-503, 2005.

MEZA, L. A.; LINS, M. P. E. Review of Methods for Increasing Discrimination in Data Envelopment Analysis. **Annals of Operations Research**, v. 116, p. 225-242, 2002.

SÁ-SILVA, J. R.; ALMEIDA, C. D. D.; GUINDANI, J. F. Pesquisa Documental: Pistas Teóricas e Metodológicas. **Revista Brasileira de História & Ciências Sociais**, v. 1, 2009.

SEIFORD, L. M.; ZHU, J. Modeling Undesirable Factors in Efficiency Evaluation. **European Journal of Operational Research**, v. 142, p. 16-20, 2002.

SONG, M. et al. Better Resource Management: An Improved Resource and Environmental Efficiency Evaluation Approach that Considers Undesirable Outputs. **Resources, Conservation and Recycling**, v. 128, p. 197-205, 2018.

SUBRAMANYAM, T. Selection of Input-Output Variables in Data Envelopment Analysis - Indian Commercial Banks. **International Journal of Computer & Mathematical Sciences**, v. 5, n. 6, 2016.

TSCHAFFON, P. B.; MEZA, L. A. Assessing the Efficiency of the Electric Energy Distribution using Data Envelopment Analysis with undesirable outputs. **IEEE Latin America Transactions**, 12, n. 6, 2014.

ZHOU, P.; ZHOU, X.; FAN, L. W. On Estimating Shadow Prices of Undesirable Outputs with Efficiency Models: A Literature Review. **Applied Energy**, v. 130, p. 799-806, 2014.

Realização:

