



UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**Giulia Oliveira Santos Medeiros**

**ANÁLISES INTER E  
INTRADISTRIBUIDORAS PARA  
GERENCIAMENTO DE RECURSOS  
NO GANHO DE EFICIÊNCIA**

Itajubá, 25 de março de 2022



UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**Giulia Oliveira Santos Medeiros**

# **ANÁLISES INTER E INTRADISTRIBUIDORAS PARA GERENCIAMENTO DE RECURSOS NO GANHO DE EFICIÊNCIA**

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica como parte dos requisitos para obtenção do Título de Doutor em Ciências em Engenharia Elétrica

**Área de Concentração: Sistemas Elétricos de Potência**

**Orientador: Prof. PhD. José Wanderley Marangon Lima**

**Co-orientador: Prof. Ph.D. Luana Medeiros Marangon Lima**

Itajubá, 25 de março de 2022

# AGRADECIMENTOS

A Deus por me dar força e coragem para ser alguém melhor a cada dia. Pela determinação e disposição para seguir meus sonhos. Pelos princípios nos quais guio meus passos.

Aos meus pais, Candido e Andréia, por motivarem minha formação. Pelo encorajamento de seguir meus sonhos, enfrentando todo e qualquer obstáculo com honra e honestidade.

Ao meu marido, Cláudio, que está comigo nos momentos bons e ruins, me passando a fortaleza de que necessito para seguir em frente. Por estimular meu aperfeiçoamento profissional e humano. Pelo abraço nas horas difíceis e os conselhos nas horas necessárias.

À minha irmã, Marcella, que cresceu a meu lado enfrentando e superando nossas desventuras. Por me fazer entender que a beleza da vida está na diferença e nos ensinamentos que podemos tirar dela. Pela Ana Julia que é o anjo de nossas vidas.

As minhas avós, Anita e Vânia, que sempre me cobriram de afeto e cuidado. Cada uma a sua maneira contribuiu muito para minha formação como pessoa.

Ao meu orientador, Marangon, pelos ensinamentos, conselhos e encorajamento na realização do meu trabalho. Fazendo todo o possível para nos dar um ambiente propício ao desenvolvimento intelectual e profissional.

Aos professores, Luana e Rodrigo, pelas horas intermináveis dedicadas a me auxiliar no desenvolvimento da pesquisa, acompanhando de perto todas as dificuldades do trabalho. Muito obrigada pelo espírito incansável e motivador que vocês dois sempre me passaram, além de muitos outros ensinamentos que vão além do conhecimento científico.

Aos meus familiares e amigos, pela estrutura que me proporcionaram e pelo contato no dia-a-dia que fazem minhas conquistas mais agradáveis e gratificantes.

A UNIFEI, a CPFL e ao CNPQ, por serem as instituições que viabilizaram a conquista do meu sonho.

*Aos meus pais e meu marido.*

*“A disciplina é a alma de um exército; torna grandes os pequenos contingentes, proporciona êxito aos fracos, e estima todos”. George Washington*

---

# RESUMO

O setor de distribuição de energia elétrica no Brasil apresenta características de monopólio natural e, portanto, necessita de regulamentação econômica. O mecanismo adotado para regulamentação tarifária é a Revisão Tarifária Periódica (RTP), realizada pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL). Atualmente a metodologia de análise de eficiência aplicada na RTP é o *Data Envelopment Analysis* (DEA) que busca comparar as práticas das concessionárias de distribuição de energia elétrica. As distribuidoras consideradas ineficientes, pelo DEA, devem direcionar seus esforços de ganho de eficiência sob as práticas gerenciais das distribuidoras eficientes. Este estudo sugere melhorias na metodologia vigente para análise de eficiência e sugere ferramentas que venham a ser úteis na definição de uma estratégia de ganho de eficiência. As análises apresentadas podem ser divididas em duas vertentes: setorial e corporativa. A vertente setorial sugere uma análise entre as distribuidoras reguladas pela ANEEL, nomeado de análise interdistribuidoras, na qual cada distribuidora é considerada como uma *Decision Making Unit* (DMU) no DEA. A análise interdistribuidoras realiza estudos considerando a base de dados definida pela ANEEL. O estudo também aplica o conceito de ‘clusterização’ do conjunto de DMUs pelo método *k-means*, para mostrar o efeito que a redução do conjunto de DMUs causa na análise de eficiência. Por fim, o impacto da eficiência do DEA é medido quantitativamente nos custos operacionais regulatórios (COR) das distribuidoras. A vertente corporativa sugere de forma inovadora um *benchmarking* interno, nomeado de análise intradistribuidora. Nesta análise a distribuidora é dividida em partes menores (regionais) e estas regionais são consideradas como as DMUs no DEA. A ideia de repartir a área de concessão em áreas menores é incorporar o efeito das características ambientais, como incidência de raios e altura de vegetação, na análise de eficiência. A tese apresenta um estudo de caso para uma distribuidora de São Paulo. A análise intradistribuidora também tem objetivo de auxiliar na estratégia de ganho de eficiência ao apontar as regiões mais ineficientes da distribuidora. O estudo, também, aplica outras duas técnicas de *benchmarking*, a *Cross-efficiency Analysis* (CEA) e a *Ratio-based Efficiency Analysis* (REA). O estudo do CEA e REA traz novos indicadores de eficiência tanto para análise interdistribuidoras como a análise intradistribuidora.

**Palavras-chave:** Distribuição de Energia Elétrica, Revisão Tarifária Periódica, Análise de Eficiência, Estratégia de Ganho de Eficiência.

---

# ABSTRACT

The electricity distribution sector in Brazil has the characteristic of a natural monopoly and needs economic regulation. The mechanism adopted for tariff regulation is the Periodic Tariff Review (RTP), carried out by the National Regulatory Agency. Currently, the efficiency analysis method applied at RTP is the Data Envelopment Analysis (DEA), already used by other countries in the evaluation of efficiency in energy utilities. Utilities classified as inefficient by the DEA must direct their efforts to win efficiency by looking at practices from the utilities classified by efficient by the DEA. This study proposes an efficiency analysis focused on improving the current methodology at RTP and suggests tools that may be useful in providing strategies to improve efficiency. The analyzes presented here focus on two levels: sectorial and corporate. At the sectorial level, an efficiency analysis is proposed, in which each utility is considered as a Decision-Making Unit (DMU) in the DEA and compared with each other. This efficiency analysis between utilities delimited the database defined by the regulator. The study also applies the concept of 'clustering' the set of DMUs by the k-means method, showing the effect that a reduction of DMUs` set causes in the efficiency analysis. Finally, the impact of DEA efficiency is measured quantitatively on the utilities' regulatory operating costs (COR). At the corporate level, an innovative internal benchmarking is proposed, named here self-efficiency analysis. This analysis splits the utility into smaller parts (regional), and these parts are considered the DMUs in the DEA. The idea of splitting the concession area into smaller areas is to incorporate the effect of environmental characteristics (such as lightning incidence and vegetation height) in the efficiency analysis. The thesis presents a case study for a utility in São Paulo. The self-efficiency analysis, therefore, defines efficiency gain strategy by indicating the most inefficient areas inside the utility. The study also applies two other benchmarking techniques, the Cross-efficiency Analysis and the Ratio-based Efficiency Analysis. The CEA and REA studies bring new efficiency indicators for efficiency analysis between utilities and self-efficiency analysis.

**Keywords:** Electricity Distribution, Periodic Tariff Review, Efficiency Analysis, Efficiency Gain Strategy

---

# LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1: Interpretação geométrica das variações de escala do método DEA.....	23
Figura 3.1: Valor final da Energia Elétrica.....	42
Figura 3.2: Fluxograma de definição dos Custos Operacionais da Etapa 1 .....	47
Figura 3.3: Fluxograma simplificado do processo de cálculo da Parcela B.....	64
Figura 3.4: Racional para obtenção dos limites aos pesos (ANEEL: NT 121, 2020) .....	75
Figura 4.1: Framework da análise interdistribuidoras .....	82
Figura 4.2: Framework da análise intradistribuidora.....	85
Figura 5.1: Gráfico de correlação entre $r_{sub}$ e $r_{dist}$ .....	90
Figura 5.2: Gráfico de correlação entre $r_{sub}$ e $r_{alta}$ .....	91
Figura 5.3: Gráfico de correlação entre $r_{alta}$ e $r_{dist}$ .....	91
Figura 5.4: Gráfico de correlação entre $PNTaj$ e OPEX .....	92
Figura 5.5: Gráfico de correlação entre $CHIaj$ e OPEX.....	93
Figura 5.6: Variáveis do 3º CRTP X Variáveis do 4º CRTP.....	94
Figura 5.7: Modelo de uma matriz de experimentos (QUEIROZ, 2007).....	98
Figura 5.8: Passos para aplicação do DOE a simulação.....	99
Figura 5.9: Diagrama de Pareto no MINITAB.....	100
Figura 5.10: Número de distribuidoras que utilizam os limites da AP052 na sua eficiência .	106
Figura 5.11: Número de limites de restrições ativos X número de distribuidoras que os ativam .....	107
Figura 5.12: Impacto da inclusão de cada conjunto de restrições aos pesos na eficiência das distribuidoras .....	109
Figura 5.13: Impacto da restrição EP para a metodologia da ANEEL sem limite aos pesos .	114
Figura 6.1: Resultados do CEA EP NDRS com limites aos pesos para AP 052/2017.....	118

---

Figura 6.2: Intervalo de Classificação do REA EP NDRS com limites aos pesos para AP 052/2017 .....	120
Figura 6.3: Número de domínios do REA EP NDRS com limites aos pesos para AP 052/2017 .....	120
Figura 6.4: Intervalo de eficiência do REA EP NDRS com limites aos pesos para AP 052/2017 .....	122
Figura 6.5: Comparação de eficiência entre os <i>clusters</i> e a AP 052/2017 .....	124
Figura 6.6: Resultados do CEA EP NDRS com limites aos pesos para os <i>clusters</i> .....	126
Figura 6.7: Intervalo de Classificação do REA EP NDRS com limites aos pesos para os <i>clusters</i> .....	127
Figura 6.8: Mapa de domínio do REA EP NDRS com limite aos pesos para o C1 .....	129
Figura 6.9: Mapa de domínio do REA EP NDRS com limite aos pesos para o C2 .....	129
Figura 6.10: Mapa de domínio do REA EP NDRS com limite aos pesos para o C3 .....	130
Figura 6.11: Intervalo de Classificação do REA EP NDRS com limites aos pesos para os <i>clusters</i> .....	131
Figura 6.12: Impacto da Restrição EP para os dados da AP 052/2017 da NEOENERGIA... 134	134
Figura 6.13: Impacto da Restrição EP para os dados da AP 052/2017 da ENEL .....	135
Figura 6.14: Impacto da Restrição EP para o conjunto reduzido da NEOENERGIA.....	137
Figura 6.15: Impacto da Restrição EP para o conjunto reduzido da ENEL .....	138
Figura 7.1: Etapas para Definição das Redes Unificadas Regionais .....	141
Figura 7.2: Sistema Fictício Completo (CARNEIRO, 2011) .....	143
Figura 7.3: Sistema Fictício “ <i>Equivalentado</i> ” (CARNEIRO, 2011) .....	143
Figura 7.4: Redes Unificadas Regionais para São Paulo.....	145
Figura 7.5: Redes Unificadas Regionais para o Rio Grande do Sul.....	145
Figura 7.6: Resultados do CEA EP NDRS aplicando as variáveis de entrada da AP 052/2017 às RURs .....	147
Figura 7.7: Intervalos de Classificação do REA EP NDRS aplicando as variáveis de entrada da AP 052/2017 às RURs .....	147

---

Figura 7.8: Intervalos de eficiência do REA EP NDRS aplicando as variáveis de entrada da AP 052/2017 às RURs .....	148
Figura 7.9: Comparação entre os resultados do DEA EP NDRS para as variáveis de entrada da AP 052/2017 e o número reduzido de variáveis de entrada .....	150
Figura 7.10: Resultados do CEA EP NDRS aplicando o conjunto reduzido às RURs .....	151
Figura 7.11: Intervalo de Classificação do REA EP NDRS aplicando o conjunto reduzido às RURs .....	152
Figura 7.12: Número de domínios do REA EP NDRS aplicando o conjunto reduzido às RURs .....	152
Figura 7.13: Intervalos de eficiência do REA EP NDRS aplicando o conjunto reduzido às RURs .....	153

---

# LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1: Taxonomia dos métodos de análise de eficiência.....	9
Tabela 2.2: Cross Efficiency Matrix.....	31
Tabela 3.1: Limites utilizados nas restrições aos pesos.....	61
Tabela 5.1: Nomenclatura dos produtos aplicados na análise de eficiência da distribuição ....	89
Tabela 5.2: Correlação entre as variáveis aplicadas na análise de eficiência.....	90
Tabela 5.3: Variação de eficiência entre as simulações de produtos e o modelo da ANEEL ..	95
Tabela 5.4: Tabela de Experimentos para o fatorial fracionado $2^{4-2}$ .....	99
Tabela 5.5: Fatores principais significativos .....	102
Tabela 5.6: Restrições aos pesos adotadas nos modelos de análise de eficiência da distribuição .....	105
Tabela 5.7: Impacto na eficiência da consideração da restrição de positividade no DEA .....	112
Tabela 7.1: Eficiência das RURs para variáveis de entrada da AP 052/2017 .....	146
Tabela 7.2: Eficiência das RURs para as variáveis de entrada da AP 052/2017.....	149
Tabela 7.3: Estatísticas dos dados das RURs de São Paulo .....	155
Tabela 7.4: Resultados obtidos para o caso de estudo considerando variáveis ambientais....	156

---

# SUMÁRIO

<b>Resumo .....</b>	<b>i</b>
<b>Abstract .....</b>	<b>ii</b>
<b>Lista de Figuras .....</b>	<b>iii</b>
<b>Lista de Tabelas .....</b>	<b>vi</b>
<b>Lista de Abreviaturas .....</b>	<b>i</b>
<b>Lista de Símbolos .....</b>	<b>iii</b>
<b>CAPÍTULO 1 Introdução .....</b>	<b>1</b>
1.1. Relevância do tema .....	1
1.2. Definição do problema.....	3
1.2.1. Objetivo geral .....	4
1.2.2. Objetivos específicos .....	4
1.3. Estrutura do documento .....	5
<b>CAPÍTULO 2 Métodos de análise de eficiência.....</b>	<b>8</b>
2.1. Métodos de análise de eficiência aplicadas ao setor de energia elétrica.....	9
2.2. Método Data Envelopment Analysis .....	15
2.2.1. Método DEA com retornos constantes de escala .....	18
2.2.2. Método DEA com retornos de escala .....	21
2.2.3. Método DEA com limites aos pesos.....	23
2.3. Método Cross Efficiency Analysis .....	27
2.4. Método Ratio-Based Efficiency Analysis.....	32
2.4.1. Intervalo de classificação das DMUs .....	33
2.4.2. Relação de domínio entre as DMUs .....	36
2.4.3. Definição de eficiências relativas frente ao conjunto .....	38
<b>CAPÍTULO 3 Regulação da distribuição de energia elétrica no Brasil.....</b>	<b>40</b>

---

3.1.	Conceitos básicos aplicados a regulação tarifária das distribuidoras .....	41
3.2.	1º e 2º ciclos de revisão tarifária periódica .....	44
3.3.	3º ciclo de revisão tarifária periódica.....	46
3.3.1.	Etapa 1 – Estimativa pontual .....	47
3.3.2.	Etapa 2 – Intervalo de confiança .....	50
3.3.3.	Componente T do Fator X.....	53
3.4.	4º ciclo de revisão tarifária periódica.....	54
3.4.1.	Métodos de análise de eficiência .....	55
3.4.2.	Variáveis de entrada .....	56
3.4.3.	Amostra de dados .....	59
3.4.4.	Intervalo de confiança .....	62
3.4.5.	Processo de cálculo dos custos operacionais.....	63
3.5.	5º ciclo de revisão tarifária periódica.....	71
3.6.	Restrição de positividade .....	77
<b>CAPÍTULO 4 Framework do Estudo.....</b>		<b>81</b>
<b>CAPÍTULO 5 Análises do comportamento do DEA na Distribuição .....</b>		<b>88</b>
5.1.	Análise de correlação entre as variáveis de entrada.....	88
5.2.	Análise de sensibilidade dos produtos .....	94
5.2.1.	Projeto de experimentos .....	97
5.3.	Análise do impacto dos limites aos pesos na eficiência .....	105
5.4.	Influência da restrição de positividade nas eficiências .....	111
<b>CAPÍTULO 6 Análises de eficiência interdistribuidoras .....</b>		<b>115</b>
6.1.	Análise do CEA e REA para a AP 052/2017.....	116
6.1.1.	CEA para AP 052/2017 .....	117
6.1.2.	REA para AP 052/2017 .....	119
6.2.	Análise do CEA e REA para o conjunto reduzido.....	123

---

6.2.1.	Resultados de eficiência do DEA para os clusters .....	124
6.2.2.	CEA para o conjunto reduzido .....	125
6.2.3.	REA para o conjunto reduzido .....	126
6.3.	Cálculo do custo operacional regulatório .....	132
6.3.1.	SPARTA para AP 052/2017 .....	134
6.3.2.	SPARTA para o conjunto reduzido .....	136
<b>CAPÍTULO 7 Análise de eficiência intradistribuidora .....</b>		<b>139</b>
7.1.	Definição das redes unificadas.....	140
7.1.1.	Definição das redes unificadas regionais.....	140
7.1.2.	Análise da impedância equivalente .....	142
7.1.3.	Resultados RURs para São Paulo e Rio Grande do Sul .....	144
7.2.	Análise para variáveis de entrada da AP 052/2017 .....	146
7.3.	Análise com número de variáveis reduzido .....	148
7.4.	DEA com dois estágios na análise intradistribuidora .....	153
<b>CAPÍTULO 8 Conclusões .....</b>		<b>157</b>
8.1.	Conclusão.....	157
8.2.	Trabalhos futuros .....	162
<b>Bibliografia.....</b>		<b>163</b>
<b>Anexo I.....</b>		<b>174</b>
<b>Anexo II .....</b>		<b>178</b>

---

# LISTA DE ABREVIATURAS\*

ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
RTP	Revisão Tarifária Periódica
C RTP	Ciclo de Revisão Tarifária Periódica
DEA	<i>Data Envelopment Analysis</i>
DMU	<i>Decision Making Units</i>
CEA	<i>Cross Efficiency Analysis</i>
REA	<i>Ratio-based Efficiency Analysis</i>
COR	Custo Operacional Regulatório
COLS	<i>Corrected Ordinary Least Square</i>
SFA	<i>Stochastic Frontier Analysis</i>
StoNED	<i>Stochastic Nonsmooth Envelopment of Data</i>
CRS	<i>Constant Return to Scale</i>
VRS	<i>Variable Return to Scale</i>
NDRS	<i>Non-decrease Return to Scale</i>
NIRS	<i>Non-increase Return to Scale</i>
CEM	<i>Cross Efficiency Matrix</i>
FPI	<i>False Positive Index</i>
PIS	Programa de Integração Social
COFINS	Contribuição para Financiamento da Seguridade Social
ICMS	Imposto sobre Circulação de Mercadorias e Serviços

---

\* Várias abreviaturas são mantidas na língua inglesa por serem mais conhecidas nesta forma.

---

IGP-M	Índice Geral de Preços de Mercado
MCSE	Manual de Contabilidade do Serviço Público de Energia Elétrica
IPCA	Índice de Preços ao Consumidor Amplo
BT	Baixa tensão
MT	Média tensão
AT	Alta Tensão
OPEX	Custos Operacionais
<i>ralta</i>	comprimento de rede de alta tensão
<i>rdist</i>	comprimento de rede de distribuição aérea
<i>rsub</i>	comprimento de rede de distribuição subterrânea
<i>mpond</i>	mercado ponderado por participação nos custos de cada nível de tensão
<i>cons</i>	número de consumidores atendidos
<i>CH<sub>Iaj</sub></i>	Consumidor Hora Interrompido ajustado pela meta
<i>PNT<sub>aj</sub></i>	Perdas Não Técnicas ajustada pela meta
SPARTA	Sistema para Processos Automatizados de Revisões e Reajustes Tarifários
CP	Consulta Pública
NT	Nota Técnica
EP	Eficiência Positiva
ABRADEMP	Associação Brasileira de Distribuidoras de Energia de Menor Porte
CVM	Comissão de Valores Mobiliários

---

# LISTA DE SÍMBOLOS

$w$	Função objetivo (resultado que define a eficiência da DMU)
$a_1, a_2, \dots, a_c$	Conjunto de variáveis de entrada do modelo
$b_1, b_2, \dots, b_c$	Conjunto de variáveis de decisão do modelo
$j \in J$	Conjunto de DMUs do modelo
$r \in R$	Conjunto de produtos do modelo
$i \in I$	Conjunto de insumos do modelo
$w_j$	Eficiência da DMU $j, \forall j \in J$
$u_r$	Peso dado ao produto $r$ pela DMU sob análise
$v_i$	Peso dado ao insumo $i$ pela DMU sob análise
$y_{rj}$	Produto $r$ produzido pela DMU $j$
$x_{ij}$	Insumo $i$ consumida pela DMU $j$
$p$	DMU em análise pertencente ao conjunto de DMUs $J$ definido para o DEA
$w_p$	Eficiência da DMU $p \in J$
$y_r^p$	Produto $r$ produzido pela DMU $p$
$x_i^p$	Insumo $i$ utilizado pela DMU $p$
$\varphi$	Variável de decisão que representa os retornos de escala adotado para o DEA
$t \in T$	Número de restrições que limitam as razões entre os pesos
$L_r^t$	Variável do produto $r$ relativo à restrição de limites aos pesos $t$
$L_i^t$	Variável do insumo $i$ relativo à restrição de limites aos pesos $t$
$\tau_p$	Função objetivo do CEA NDRS

---

$w_{jp}$	Eficiência cruzada da DMU $j$ em relação à DMU $p$
$FPI_p$	Índice de eficiência falsa calculado para cada DMU $J$ .
$r_{min}^p$	Melhor colocação que a DMU $p$ pode assumir para todos os conjuntos de pesos
$M$	Constante numérica positiva de alto valor (big-M)
$z^j$	Variável de decisão binária que auxilia na definição da DMU $k$ no ranking
$r_{max}^p$	Pior colocação que a DMU $p$ pode assumir para todos os conjuntos de pesos.
$\bar{D}_{pj}$	Máxima razão de eficiência entre a DMU $p$ e a DMU $j$ para todos os conjuntos de pesos
$\underline{D}_{pj}$	Mínima razão de eficiência entre a DMU $p$ e a DMU $j$ para todos os conjuntos de pesos
$\underline{D}_{p\bar{J}}$	Mínima eficiência relativa obtida pela razão entre as eficiências da DMU $p$ frente a todo o conjunto $J$ .
$\bar{D}_{p\bar{J}}$	Supereficiências alcançadas pelas DMUs <i>benchmarking</i> pelo DEA e eficiência do método DEA para as DMUs fora da fronteira
$l \in L$	Conjunto de DMUs <i>benchmarking</i> obtido com a aplicação do método DEA
$IRT$	Índice de Reajuste Tarifário
$VPA_1$	Valor da Parcela A para o atual ciclo regulatório
$VPB_0$	Valor da Parcela B anterior ao atual ciclo regulatório
$IGPM$	Índice de Inflação adotado para correção do $VPB_0$
$X$	Representa a meta regulatória estabelecida (Fator X)
$RA_0$	Receita Anual anterior ao atual ciclo tarifário
$k \in K$	Conjunto de distribuidoras brasileiras do 3º CRTP
$MC_k$	Mercado Composto da distribuidora $k$
$MBT_k$	Mercado de BT da distribuidora $k$

---

$MMT_k$	Mercado de MT da distribuidora $k$
$MAT_k$	Mercado de AT da distribuidora $k$
$\beta BT_k$	Participação do Mercado de BT na Parcela B da distribuidora $k$
$\beta MT_k$	Participação do Mercado de MT na Parcela B da distribuidora $k$
$\beta AT_k$	Participação do Mercado de AT na Parcela B da distribuidora $k$
$\Delta_P$	Crescimento do produto do 2º CRTP para o 3º CRTP
$\varphi_{BT}$	Peso do produto de mercado de baixa tensão
$\Delta_{BT}$	Crescimento do mercado de baixa tensão
$\varphi_{MT}$	Peso do produto de mercado de média tensão
$\Delta_{MT}$	Crescimento do mercado de média tensão
$\varphi_{AT}$	Peso do produto de mercado de alta tensão
$\Delta_{AT}$	Crescimento do mercado de alta tensão
$\rho_{cons}$	Peso do produto número de unidades consumidoras
$\Delta_{cons}$	Crescimento do número de unidades consumidoras
$\rho_{rede}$	Peso do produto comprimento de rede
$\Delta_{rede}$	Crescimento do comprimento de rede
$n$	Número de anos entre as revisões do 2º CRTP e 3º CRTP
$CO_3$	Custos operacionais da estimativa pontual do 3º CRTP
$CO_2$	Custos operacionais reconhecidos do 2º CRTP
$\rho$	Produtividade média dos custos operacionais entre o 2º CRTP e o 3º CRTP
$\Delta_P$	Crescimento dos produtos (ativos) entre o 2º CRTP e o 3º CRTP
$CO_{LI(\theta_k)}^3$	Limite inferior dos custos operacionais, na base de dados do 3º CRTP
$CO_{LS(\theta_k)}^3$	Limite superior dos custos operacionais, na base de dados do 3º CRTP

---

$CO_k^{2009}$	Custo operacional contábil de 2009, atualizado até a data base da revisão tarifária
$\theta_k$	Parâmetro de eficiência considerado para distribuidora $k$ , obtido da Etapa 1
$LI(\theta_k)$	Limite inferior de eficiência obtido pela aplicação dos 3 métodos de regressão da Etapa 2 do 3º CRTP
$LS(\theta_k)$	Limite superior de eficiência obtido pela aplicação dos três métodos de regressão da Etapa 2 do 3º CRTP
$T$	Valor da componente T do Fator X
$m$	Número de reajustes entre duas revisões tarifárias sucessivas
$CO_3$	Custos Operacionais definidos na Etapa 1
$CO_n$	Limite do intervalo definido na Etapa 1 mais próximo do $CO_3$
$VPB_3$	Total da parcela B definida para RTP do 3º CRTP
$CHI_{aj}$	Consumidor Hora Interrompido ajustado
$DEC_{real}$	DEC global realizado pela distribuidora
$DEC_{V8}$	Referência para o indicador DEC global da distribuidora (obtido pela ponderação dos <i>benchmarks</i> de cada conjunto de distribuidoras)
$cons$	Número de consumidores
$PNT_{aj}$	Perdas não técnicas ajustadas
$PNT_{BT}$	Indicador de perdas não técnicas sobre o mercado de baixa tensão
$meta$	Meta regulatória de perdas sobre o mercado de baixa tensão
$mBT$	Mercado de baixa tensão
$Opex_{ef}^j$	Custo operacional eficiente calculado pelos resultados do método DEA na data base da RTP de cada distribuidora
$u_r^j$	Peso atribuído ao produto $r$ da distribuidora $j$ na data base do cálculo de eficiência vigente

---

$v_i^j$	Peso atribuído ao insumo $i$ da distribuidora $j$ na data base do cálculo de eficiência vigente
$y_r^j$	Valor do produto $r$ produzido pela distribuidora $j$ na data base da sua RTP
$\varphi_j$	“fator de escala” obtido para a distribuidora $j$ na data base do cálculo de eficiência vigente
$\partial$	Fator de atualização pela razão entre os custos operacionais calculados na data base do cálculo de eficiência vigente e na data base da RTP da distribuidora
$Opex_{ef}^t$	Custos eficientes estimados na data base do cálculo da eficiência vigente
$Opex_{ef}^{t+1}$	Custos eficientes estimados na data da RTP da distribuidora
$IPCA^{t+1}$	IPCA na data base da RTP da distribuidora
$IPCA^t$	IPCA na data base o cálculo de eficiência vigente
$\theta_{inf}^j$	Limite inferior do intervalo de eficiência para distribuidora “ $j$ ”
$\theta_{sup}^j$	Limite superior do intervalo de eficiência para distribuidora “ $j$ ”
$\theta^j$	Eficiência estimada pelo DEA para distribuidora “ $j$ ”
$\theta_{2,5\%}^{jb}$	Eficiência inferior dentre as amostras de <i>bootstrap</i>
$\theta_{50\%}^{jb}$	Eficiência mediana dentre as amostras de <i>bootstrap</i>
$\theta_{97,5\%}^{jb}$	Eficiência superior dentre as amostras de <i>bootstrap</i>
$LI^k$	Limites mínimo do intervalo de custos operacionais eficientes
$LS^k$	Limites máximo do intervalo de custos operacionais eficientes
$CO_{AT}$	Receita de custos operacionais do ano teste da RTP da distribuidora
$CO_3$	Custos operacionais da última RTP atualizados para o ano base da atual RTP da distribuidora
$VPB_3$	Valor da Parcela B da última RTP da distribuidora atualizados para o ano base da atual RTP da distribuidora

---

$T_3$	Componente T do Fator X obtida pela última RTP da distribuidora
$VPB_{At}$	Valor da Parcela B verificada para o ano teste da atual RTP da distribuidora
$CO_{ef}$	Custos operacionais eficientes a ser utilizado no cálculo da trajetória de eficiência
$\Delta CO$	Variação da meta de custos operacionais sem compartilhamento
$CO_{meta}$	Meta de custos operacionais sem compartilhamento a ser aplicada a partir da RTP
$CO'_{meta}$	Meta de custos operacionais regulatórios com compartilhamento a ser aplicado a partir da RTP
$Opex_{médio}$	Média dos custos operacionais reais das distribuidoras nos dois anos anteriores a RTP
$COR_P$	Custos operacionais regulatórios a ser aplicado pela RPT da distribuidora
$N$	Número de anos entra a RTP atual e a RTP anterior
$h$	Parâmetro bandwidth de suavização da curva;
$\sigma_{DEA}$	Desvio padrão dos scores de eficiência calculado pelo modelo DEA
$size(K)$	Número de DMUs contidas no conjunto $K$
$PSE$	Distância de Lenth's
$ME$	Margem de erro
$\alpha$	Nível de significância
$\delta_k$	Ajuste de eficiência calculado pelo segundo estágio
$g \in G$	Conjunto de variáveis ambientais indexadas por $g$
$AB_g^k$	Inverso do valor da variável ambiental $g$ para DMU $k$
$\gamma$	Vetor de coeficientes estimados
$\varepsilon$	Erro aleatório

# CAPÍTULO 1

## INTRODUÇÃO

### 1.1. RELEVÂNCIA DO TEMA

O setor de distribuição de energia elétrica é considerado como naturalmente monopolista. Essa característica de monopólio natural se deve a inviabilidade econômica e física de duas ou mais distribuidoras possuírem e operarem redes distintas em uma mesma área de concessão e, caso isso exista, uma empresa absorve a(s) outra(s) de forma natural (FILIPPINI; HROVATIN; ZORIČ, 2004; JAMASB; POLLITT, 2001; ZAKARIA; NOUREEN, 2016). A característica de monopólio natural das distribuidoras combinada com a característica de bem essencial da energia elétrica faz com que a regulamentação econômica seja necessária para evitar o poder completo das distribuidoras sobre seus mercados consumidores (SALES, 2011).

O interesse pelo estudo da regulação econômica não é recente e visa estabelecer as tarifas que serão aplicadas aos consumidores e garantir que esses serviços sejam realizados com qualidade, confiabilidade e continuidade (BRASIL, 1996). No Brasil, toda distribuidora para assumir o fornecimento de energia em uma região, deve assinar um contrato de concessão com a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL). Neste contrato fica estabelecido que ela deve cumprir um conjunto de regras estabelecidas pela agência reguladora. O mecanismo adotado para regulamentação tarifária brasileira é a Revisão Tarifária Periódica (RTP) que tem o papel de assegurar que as distribuidoras tenham receita suficientes para cobrir os custos operacionais e remunerar investimentos para garantir a qualidade no fornecimento da energia elétrica. Assim, a otimização dos recursos é determinante para o fornecimento de energia ao consumidor final com qualidade e menor custo possível (LEME et al., 2014; XAVIER, 2015).

Para mensurar se as distribuidoras estão utilizando seus recursos da melhor forma é necessário analisar suas eficiências. Considerando que a eficiência é um conceito relativo usado para medir o quão bem uma distribuidora utiliza seus recursos em relação ao quão melhor ela poderia utilizá-los, surgiu-se primeiramente a ideia de obter a eficiência das distribuidoras pela comparação delas com uma distribuidora virtual cujos recursos são alocados de forma eficiente.

Esse método é denominado Empresa de Referência e foi aplicado nos dois primeiros Ciclos de Revisão Tarifária Periódicas (CRTP). Com o intuito de simplificar o modelo de avaliação de eficiência e resolver os impasses que a metodologia Empresa de Referência causava, a ANEEL optou por utilizar metodologias simplificadas de análise de eficiência a partir da revisão metodológica consolidada em 2010 (XAVIER, 2015) seguindo a tendência mundial de aplicação do *Data Envelopment Analysis* (DEA) em modelos regulatórios.

O Reino Unido em 1991 foi um dos primeiros países a realizar uma reforma no setor elétrico, baseada na introdução de mecanismos de mercado e privatização de empresas, em um setor que era totalmente estatizado (JAMASB; POLLITT, 2001). Este exemplo passou a ser seguido por outros países, salvo algumas diferenças em função das características de cada um. No Brasil, o processo de reestruturação passou a ser exercido no setor elétrico através das Leis 9.426/96, 9.478/97 e 9.648/98.

A reforma britânica chamou a atenção, pois a regulamentação dos setores básicos, como o setor de transmissão e distribuição de energia elétrica, passou a ser voltado para concorrência com relação à eficiência. A abordagem de comparação entre concessionárias de energia, que possuíam característica de monopólio natural, consistia em algo útil no controle das distribuidoras e transmissoras que seriam privatizadas. A competição foi introduzida através da regulação por incentivos, que possui o objetivo de motivar o ganho de eficiência por meio de um regime que recompense as distribuidoras com bom desempenho, e ao mesmo tempo, garanta os interesses dos consumidores (VICKERS; YARROW, 1988). A regulação do setor elétrico surgiu como uma necessidade ao Reino Unido, pois quando as concessionárias de energia foram privatizadas, a arrecadação apresentou lucros elevados motivando aprimoramentos na regulamentação deste setor. O governo do Reino Unido, então, utilizou a regulamentação como artifício para contenção das tarifas de energia, motivando a otimização destes sistemas, ou seja, passaram a incentivar ganhos de eficiência por parte dessas empresas para manutenção de seus lucros (JAMASB; POLLITT, 2007).

Mediante a tendência de ganhos de eficiência, motivada pela reestruturação do setor elétrico realizado no Reino Unido, começaram a surgir trabalhos que buscam avaliar o comportamento das distribuidoras e transmissoras de energia. Várias metodologias de *benchmarking* começaram a ser estudadas e aplicadas na avaliação do setor sendo mais comum a utilização do método DEA.

## 1.2. DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

A metodologia de *benchmarking* atualmente aplicada na definição de eficiência das distribuidoras brasileiras é o método DEA. O DEA é consolidada na regulação de distribuidoras de energia elétrica, principalmente na Europa (PLAGNET, 2006). O DEA se baseia numa avaliação de desempenho “individual” de cada *Decision Making Unit* (DMU) perante um conjunto de DMUs similares (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978).

O DEA permite a utilização de múltiplos insumos (recursos disponíveis) e múltiplos produtos (resultados obtidos) na análise de eficiência, não sendo necessário que os insumos e produtos se encontrem na mesma unidade de medida (COOPER; SEIFORD; TONE, 2007). Uma das grandes vantagens do método DEA é a definição de eficiência a partir de um modelo de otimização linear de simples compreensão que não necessita de uma função de produção a priori. A eficiência final é calculada a partir da ponderação dos insumos e produtos adotados, onde os pesos utilizados na ponderação é o resultado das variáveis de decisão obtido pelo modelo de otimização. Uma das premissas para a aplicação do método DEA está na necessidade de que as DMUs utilizem os mesmos insumos na produção dos mesmos produtos, além de que todas as DMUs estejam inseridas na mesma tecnologia de produção (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978). O insumo mais utilizado na análise de eficiência da distribuição são os custos operacionais e os produtos mais utilizados são comprimento de rede e número de unidades consumidoras (MESQUITA, 2017).

Devido à dimensão territorial do Brasil, as áreas de concessões das distribuidoras são em muitos casos extensas além de apresentar diferentes características socioeconômicas, demográficas e geográficas. Essa heterogeneidade das empresas de distribuição apresenta-se como um problema para a aplicação do método DEA, dado que essa se baseia na similaridade como pré-requisito para sua utilização (AGRELL; BREA-SOLÍS, 2017). A heterogeneidade é reconhecida pela ANEEL e origina um problema difícil de ser controlado nas análises de eficiência, sendo principalmente notado nos resultados encontrados pelo DEA quando alguma DMU é retirada ou incluída no conjunto de análise e/ou produto ou insumo é retirado ou incluído no modelo de otimização (ANEEL: NT 407, 2014). A ANEEL vem estudando e aplicando diferentes mecanismos para tentar diminuir a sensibilidade do método DEA aplicada a distribuição no país, como por exemplo, a adoção do método de *bootstrapping* (método estatístico baseado em amostragens aleatórias) na criação de intervalos de confiança para a

eficiência das distribuidoras e a inclusão de restrições que limitam as relações entre os pesos obtidos para cada variável do modelo. Dessa forma, há espaço para aprimoramentos no modelo de otimização definido para a distribuição e, que possam assim contribuir para a aplicação de uma regulação tarifária mais justa.

Os resultados do método DEA podem ser resumidos em três: a eficiência da DMU em análise, os pesos utilizados na definição desta eficiência (aponta presença de *outliers* e heterogeneidades no conjunto analisado) e quais são as DMUs *benchmarks* (DMUs eficientes). Uma DMU ineficiente não alcança a eficiência, pois existem outras DMUs (suas DMUs *benchmarks*) que apresentaram relações melhores entre os insumos e produtos adotados pelo modelo. A DMU ineficiente deve, então, direcionar seus esforços de ganho de eficiência com foco nas práticas gerenciais de suas DMUs *benchmarks*. Como o ganho de eficiência de cada DMUs ineficientes é importante para o crescimento do setor como um todo, análises complementares ao DEA (auxiliando na definição da trajetória de ganho de eficiência) são ferramentas importantes na regulação.

### **1.2.1. OBJETIVO GERAL**

A metodologia de análise de eficiência do 4º CRTP impacta diretamente na receita definidas para cada uma das empresas que compõe o setor de distribuição brasileiro. Este estudo sugere uma análise de eficiência focada no impacto que a metodologia adotada causa as distribuidoras e aplica ferramentas que venham a ser úteis na definição de uma estratégia de ganho de eficiência.

### **1.2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

Os objetivos específicos do estudo são:

- Sugerir, sobre a ótica do regulador, uma análise interdistribuidoras, na qual cada distribuidora é considerada como uma DMU no DEA e, assim, comparadas entre si. O objetivo da análise interdistribuidoras é explorar a base de dados vigente e sugerir melhorias às metodologias dos próximos CRTPs.
- Sugerir, sobre a vertente corporativa, uma análise intradistribuidora, na qual uma distribuidora é dividida em partes menores (regionais) e estas regionais são consideradas as DMUs no DEA. O objetivo da análise intradistribuidora é auxiliar no ganho de eficiência ao apontar as regiões ineficientes da distribuidora.

- Complementar os resultados do DEA através da aplicação dos métodos *Cross Efficiency Analysis* (CEA) e *Ratio-based Efficiency Analysis* (REA);
- Mostrar que a redução do conjunto de DMUs e variáveis de entrada gera um comportamento mais estável nos resultados de eficiência;
- Medir o impacto da variante do método DEA proposta no Custo Operacional Regulatório (COR) das distribuidoras;
- Organizar a evolução metodológica da RTP ao longo de todos os ciclos tarifários e a propostas apresentadas para o próximo ciclo.

### **1.3. ESTRUTURA DO DOCUMENTO**

A Tese é dividida em 7 Capítulos. O CAPÍTULO 2 apresenta as metodologias aplicadas neste estudo. O método DEA é a primeira apresentada, uma vez que, é a atualmente aplicada na análise de eficiência da regulação tarifária brasileira. Devido a sua vasta aplicabilidade, o DEA possui diferentes abordagens de acordo com o caso estudado. As variações do DEA discutidas são somente aquelas adotadas pela metodologia de análise de eficiência das distribuidoras brasileiras. Os métodos CEA e REA por serem baseadas no DEA são apresentadas logo em seguida. No método CEA é explorado como a solução ótima do DEA, obtida para cada DMU, pode ser expandida para todo o conjunto de DMUs. O CEA possui dois índices que auxiliam na avaliação da homogeneidade do conjunto: (1) a eficiência média da DMU no conjunto; e (2) a variação entre o resultado do DEA e a eficiência média. No método REA as possibilidades de combinações de pesos, dentro da região de solução de seus modelos de otimização, são exploradas com maior detalhamento. O REA possui três índices formados a partir de diferentes modelos de otimização que procuram expandir os resultados obtidos pelo DEA ao definir o comportamento de cada DMU no conjunto. A diferença entre as análises do CEA e REA é que o CEA se baseia no modelo de otimização do DEA aplicado a um conjunto em análise, já o REA faz uso de outros modelos de otimização para explorar a região de solução possíveis dentro de uma análise de eficiência.

O CAPÍTULO 3 organiza de forma temporal a evolução da regulação tarifária adotada pelo Brasil, regulamentada pela ANEEL, detalhando os conceitos básicos nos quais os princípios regulatórios brasileiros foram baseados. Os dois primeiros CRTP são explorados juntos, pois aplicam a metodologia de Empresa de Referência conhecida por ser intensiva em levantamento

de dados, característica comum a metodologias regulatórias *bottom-up*. A partir do 3º CRTP a ANEEL optou por simplificar o processo regulatório e instituir modelos de análise de eficiência menos intensivos em dados, isto é, reestruturou sua metodologia para aplicação de metodologias regulatórias *top-down*. O 3º CRTP e o 4º CRTP são, então, exploradas separadamente e receberam uma maior atenção na construção do capítulo, pois seguem o padrão regulatório vigente na distribuição de energia elétrica brasileira. Grandes modificações ocorreram do 3º CRTP para o 4º CRTP, sendo o 4º CRTP construído com base em intensivas contribuições metodológicas que fomentaram as principais análises realizadas ao longo deste estudo. O 5º CRTP está sendo discutido a algum tempo, mas ainda não está vigente, assim este aparece no capítulo somente para destacar as discussões e as possíveis modificações na metodologia de análise de eficiência da distribuição de energia elétrica brasileira. Por último, o porquê da necessidade de inclusão da restrição de positividade aos modelos de otimização do 4º CRTP é justificado e sua inequação definida.

O CAPÍTULO 5 faz uma série de análise de comportamento da base de dados definida pela ANEEL na Audiência Pública nº 052/2017. A primeira seção explora as correlações entre as variáveis de entrada do método DEA. Análises contabilizando o quanto os limites são ativados na definição de eficiência e quantas vezes cada limite é solicitado ao longo da definição das eficiências de todo o conjunto de distribuidores, são realizadas em seguida. Ainda quanto ao DEA é feita uma análise do impacto dos resultados de eficiência do DEA com a inclusão de cada limite aos pesos. Como forma de medir a importância de cada variável na eficiência final da distribuidora uma análise de impacto da retirada de cada variável do modelo é feita e com o intuito de explorar um pouco mais a importância de cada variável no modelo DEA um Projeto de Experimentos foi criado, aplicado e analisado ao caso em estudo. Por último, mede-se o impacto que a inclusão da restrição de positividade causa no resultado final de eficiência e prova a necessidade de inclusão da mesma a metodologia da ANEEL.

O CAPÍTULO 6 apresenta os resultados e das análises de eficiência (CEA e REA) tanto para a base de dados definida pela ANEEL quanto para um conjunto reduzido de distribuidoras. No qual, o conjunto reduzido apresenta tanto redução no número de distribuidoras como nas variáveis de entrada dos modelos. O objetivo é mostrar que, para conjuntos menores e mais homogêneos, a definição do comportamento da distribuidora no conjunto fica mais claro. Por último, mede-se o impacto que a inclusão da restrição de positividade e adoção de um conjunto reduzido de distribuidoras causaria no COR, caso a metodologia sugerida por esse estudo fosse adotada pela ANEEL. Esta análise considera o impacto dos resultados de eficiência levando em

conta a tendência de unificação de distribuidoras que vem ocorrendo no setor de distribuição de energia elétrica no Brasil. Os Grupos de distribuidoras selecionados para esta avaliação de impacto do COR foram a NEOENERGIA e a ENEL.

O CAPÍTULO 7 apresenta a metodologia de definição das redes unificadas regionais (RURs), explora a sua aplicação na segregação das distribuidoras em regionais para aplicação de *benchmarks* internos e avalia a aplicação do DEA com dois estágios na análise intradistribuidora. Aplica-se a análise intradistribuidora ao Grupo CPFL Energia. Nessas análises são definidos dois conjuntos de dados de entrada um primeiro seguindo o padrão das variáveis de entrada o método DEA vigente e um segundo seguindo o padrão das variáveis de entrada que foram aplicadas no 3º CRTP. Nesse capítulo além do método DEA, também, foram aplicados métodos CEA e REA para que a homogeneidade do conjunto de RURs também pudesse ser avaliado e um comportamento dessas RURs no conjunto definido. Por último, o DEA com dois estágios é aplicado, somente, a uma parte das RURs. O intuito é observar o impacto que a regressão dos resultados pelas variáveis ambientais causaria na eficiência da distribuição caso as DMUs fossem mais homogêneas.

O CAPÍTULO 8 apresenta as conclusões obtidas a partir de todos os capítulos deste estudo.

---

# CAPÍTULO 2

## MÉTODOS DE ANÁLISE DE EFICIÊNCIA

O termo eficiência pode ser aplicado sobre diferentes situações, mas sempre se refere a avaliação de uma tarefa proposta. A tarefa a ser executada pode ser desde o preparo de um sanduiche até o gerenciamento de uma grande empresa. Independente da complexidade da tarefa proposta o resultado sempre pode ser avaliado pela seleção de algumas variáveis de entrada. Na qual as variáveis de entrada representam dimensões importantes da tarefa analisada. A análise de eficiência, então, é o mecanismo que compara e define a eficiência na execução de uma tarefa (BOGETOFT; OTTO, 2010; SOARES DE MELLO et al., 2005). As variáveis de entrada escolhidas para uma análise de eficiência são comumente divididas em insumos e produtos pelas Métodos de análise de eficiência. Os insumos são os recursos disponíveis para a execução da tarefa e os produtos são os resultados obtidos pela tarefa (COOPER; SEIFORD; TONE, 2007; SILVA SÉ, 2012).

Dessa forma, as variáveis de entrada a serem definidas para uma análise de eficiência devem ser criteriosamente selecionadas sobre os conceitos de eficácia e produtividade (CASTRO SENRA et al., 2007; CAVES; CHRISTENSEN; DIEWERT, 1982; COOK; SEIFORD, 2009). A eficácia busca apenas avaliar a quantidade do produto entregue. A produtividade busca avaliar a relação entre a quantidade do que foi produzido e os recursos utilizados nesta produção. A avaliação de eficiência deve sempre ser feita perante um conjunto de DMUs semelhantes. Como, por exemplo, o conjunto de concessionárias de distribuição de energia elétrica. Portanto, a análise de eficiência busca avaliar a quantidade produzida frente aos recursos disponíveis.

Na literatura podem ser encontrados diferentes métodos de análise de eficiência, também conhecidos como técnicas de *benchmarking*. Dentre as vantagens dos métodos de análise de eficiência está a possibilidade de trabalhar, simultaneamente, com múltiplos insumos e produtos em diferentes unidades de medidas. De forma geral, os métodos de análise de eficiência podem ser agrupados segundo quatro categorias mostradas na Tabela 2.1. As quatro categorias em que os métodos de análise de eficiência podem estar inseridas são formadas pela combinação entre as abordagens determinística e estocástica e as abordagens paramétrica e não-paramétrica (BOGETOFT; OTTO, 2010).

Tabela 2.1: Taxonomia dos métodos de análise de eficiência

<b>ABORDAGENS</b>	<b>Determinística</b>	<b>Estocástica</b>
<b>Paramétrica</b>	COLS	SFA
<b>Não-paramétrica</b>	DEA, CEA e REA	DEA Estocástico

As abordagens paramétricas definem as melhores práticas a partir de uma forma funcional atribuída a todas as DMUs e as abordagens não-paramétricos fazem uso da programação linear na definição das melhores práticas de produção (BOGETOFT; OTTO, 2010). As abordagens determinísticas não consideram a existência de erros nas estimativas de eficiência, ou seja, presumem que a eficiência pode ser completamente calculada a partir das variáveis de entrada selecionadas para a análise de eficiência. As abordagens estocásticas consideram a presença de erros aleatórios na análise de eficiência por meio de uma variável adicional ao modelo do método de análise de eficiência (SEMOLINI, 2014).

As abordagens paramétricas são mais simples como o *Corrected Ordinary Least Square* (COLS) e conseguem eliminar o efeito de fatores não gerenciáveis como o *Stochastic Frontier Analysis* (SFA). No entanto, abordagens não-paramétricos normalmente se baseiam em programação linear, como exemplo são apresentados os métodos *Data Envelopment Analysis* (DEA), *Cross Efficiency Analysis* (CEA) e *Ratio-based Efficiency Analysis* (REA).

## **2.1. MÉTODOS DE ANÁLISE DE EFICIÊNCIA APLICADAS AO SETOR DE ENERGIA ELÉTRICA**

Jamasb e Pollitt publicaram trabalhos no início dos anos 2000 que embasaram as pesquisas relacionadas a aplicação de técnicas de *benchmarking* no setor de distribuição de energia elétrica. Jamasb e Pollitt (2000) discutiu os principais tipos de regulações aplicados mundialmente, tanto com relação aos métodos de análise de eficiência e suas variáveis quanto com relação a aspectos regulatórios como componente de incentivo de ganho de eficiência e diferentes tipos de regulações. Jamasb e Pollitt (2003) apresenta um estudo com 63 distribuidoras de energia elétrica pertencentes a seis países europeus (Itália, Países Baixos, Noruega, Portugal, Espanha e Reino Unido), com aplicação dos métodos de análise de eficiência DEA, COLS e SFA. Os resultados mostram que tanto a escolha do método de análise de eficiência, quanto das variáveis de entrada, influenciou diretamente nas eficiências obtidas pelas distribuidoras. Além disso, distribuidoras relativamente maiores podem apresentar

resultados enviesados devido à falta de comparabilidade. O estudo sugere que devido a diferenças nos resultados dos métodos aplicados, é conveniente realizar uma combinação entre os valores de eficiência obtidos pelas três (DEA, COLS e SFA). Jamasb e Pollitt (2007), ainda, revisa a experiência regulatória britânica na década de 90 mostrando os sucessos desta regulação quanto a redução de custos operacionais, definição do preço da energia e qualidade do serviço.

Pahwa; Feng; Lubkeman (2002) realiza uma análise de eficiência para cerca de 50 distribuidoras de energia elétrica nos Estados Unidos com a utilização do método DEA. O estudo apresenta uma análise de sensibilidade com relação as variáveis de entrada do método DEA que categoriza as eficiências, ou ineficiências, como robustas ou marginais. As variáveis de entrada foram retiradas uma a uma e novas simulações do DEA feita para mensurar suas influências nas eficiências. O conceito de eficiência (ou ineficiência) robusta aplicado pelo estudo se baseia na manutenção do valor de eficiência em todas as simulações realizadas. O objetivo da análise é auxiliar na tomada de decisão para melhorar as estimativas de eficiência. Llorca; Orea; Pollitt (2016) aplica o SFA a transmissão de energia dos Estados Unidos para avaliar o impacto de diferentes variáveis ambientais na eficiência de algumas transmissoras nos anos de 2001-2009. O estudo confirma que as transmissoras mais ineficientes se encontram em regiões climáticas adversas e sugere que a regulação considere isso em sua metodologia.

Sadjadi e Omrani (2008) realiza uma avaliação de eficiência das empresas de distribuição de energia elétrica iranianas utilizando as técnicas de *benchmarking*: SFA e dois tipos de DEA (convencional e robusto). A contribuição deste estudo está na comparação dos resultados obtidos pelos dois tipos de DEA com o SFA. Lembrando que o SFA tem como característica a utilização de metodologias estatísticas para construir a fronteira de eficiência. O método DEA robusto é um modelo convexo que tem por objetivo considerar possíveis incertezas nos dados, porém sua desvantagem é que se trata de um modelo de otimização não linear.

Kuosmanen, (2012) e Kuosmanen; Saastamoinen; Sipiläinen (2013) fizeram uma comparação entre os resultados dos métodos DEA, SFA e *Stochastic Nonsmooth Envelopment of Data* (StoNED) aplicados no segmento de distribuição da Finlândia. Após a aplicação dos três métodos foi realizada uma simulação de Monte Carlo para avaliar se os efeitos econômicos dos resultados regulatórios eram consistentes, quando as estimativas de diferentes métodos são correlacionadas. Neste estudo algumas constatações foram feitas: (1) parte das dispersões observadas nos custos é devido à heterogeneidade; (2) ruídos devem ser considerados nas avaliações (3) a utilização da fronteira de eficiência deve auxiliar na definição das metas de

eficiência; (4) a método de análise de eficiência adotada deve ser utilizada como parte integrante da regulação e (5) as simulações personalizadas é uma alternativa para comparar os desempenhos dos métodos, no caso deste estudo foi aplicado a simulação de Monte Carlo.

Zakaria e Noureen (2016) examina a relação custo-benefício das concessionárias de distribuição de eletricidade no Paquistão a partir da aplicação do método SFA. Para esse fim, o custo eficiente é calculado para 8 distribuidoras públicas usando dados entre o período de 2003 à 2013. Os resultados revelam que, em média, existe 72,5% de eficiência no setor de distribuição de energia elétrica no país. Observando os resultados os autores verificam que existe um potencial significativo para melhorar a eficiência das distribuidoras e que a qualidade do serviço deve ser incorporada como parte da análise de eficiência da distribuição no Paquistão. Também são verificados custos elevados de operação de manutenção e elevados números de interrupções de energia. Destacam, por fim, a necessidade de melhorar a rede de distribuição e reduzir as perdas no sistema por meio de investimentos contínuos. O estudo conduziu análises somente sobre as distribuidoras públicas, mas evidenciam a necessidade de realizar essas análises de eficiência para as distribuidoras privadas devido às diferenças em seus objetivos gerenciais e corporativos.

Fallahi et al. (2019) avalia a mudança de eficiência e produtividade de 39 distribuidoras de energia no Irã durante o período de 2005-2014. A análise de eficiência se divide em duas etapas. Na primeira etapa, um modelo DEA é usado para estimar a eficiência técnica e a produtividade dessas 39 distribuidoras separadamente. Na segunda etapa essas empresas são agrupadas nas 5 regiões definidas pelo Ministério do Interior do Irã, na qual as distribuidoras com melhores eficiências são examinadas com base na classificação geográfica, tamanho e tipo de distribuidora. A análise da eficiência agrupando as distribuidoras em 5 regiões permite uma melhor compreensão do sistema do país como um todo e auxilia nas tomadas de decisão governamental. Os resultados demonstram que a eficiência técnica média das empresas aumentou durante os anos 2006-2009, mas diminuiu durante 2010-2014. Além disso, um teste da hipótese verificou que as distribuidoras grandes e pequenas possuem estatisticamente os mesmos escores de eficiência e um segundo teste de hipótese não detectou diferença entre as distribuidoras nos níveis urbano e provincial.

Chen; Zhou; Yang (2017) e Sun Et Al. (2019) abordam a eficiência da distribuição de energia na China sobre dois momentos diferentes. Chen; Zhou; Yang, (2017) utilizam dados em painel de 2005 a 2014 na análise de eficiência das 30 distribuidoras de energia chinesa. Com base nos resultados de eficiência é implementada a análise de agrupamento e definida similaridades

regionais entre as distribuidoras. Os resultados indicam que a eficiência da China não melhorou significativamente e os valores de eficiência têm um certo grau de volatilidade, especialmente no oeste da China. Em geral, a eficiência do leste da China é significativamente maior do que a do centro e oeste da China. Revela, também, que a eficiência do oeste da China é sensível ao meio ambiente e que a implementação de políticas energéticas deve ser adaptada às condições locais. Sun et al. (2019) aborda o impacto da reforma do mercado de energia chinês em 2015 que afetou diretamente seus planos de investimento. Devido a esse ambiente o estudo divide as provinciais chinesas em três grupos: regiões leste, centro e oeste. A avaliação de eficiência é realizada adotando três variáveis ambientais externas: PIB per capita, consumo de eletricidade na indústria e taxa de eletrificação. Além disso, o estudo conduz uma pesquisa empírica sobre a eficiência do investimento das 31 concessionárias provinciais na China em 2017. A análise revela que o PIB per capita, consumo de eletricidade na indústria e taxa de eletrificação têm consideráveis impactos na eficiência do investimento.

A regulamentação da distribuição de energia elétrica é um procedimento singular para cada país, devido a suas diferenças geográficas, econômicas, demográficas e políticas. Existem diversos trabalhos explorando casos em diferentes continentes. Na Europa (ANAYA; POLLITT, 2014; ARCOS-VARGAS; NÚÑEZ-HERNÁNDEZ; VILLA-CARO, 2017; CAMBINI; CROCE; FUMAGALLI, 2014; FILIPPINI; HROVATIN; ZORIČ, 2004; GOERLICH; RUEHRNOESSL, 2017; GROWITSCH et al., 2010; GUNN; SHARP, 1999; HJALMARSSON; VEIDERPASS, 1992; KORHONEN, 2003; MULLARKEY et al., 2015; POUUDINEH; JAMASB, 2015; SADJADI; OMRANI, 2008; ZAKARIA; NOUREEN, 2016), na Ásia (FALLAHI et al., 2019; HEMAPALA; NEELAWALA, 2016; LI; LI; ZHENG, 2014; LU et al., 2006; MEHER; SAHU, 2016; PACUDAN; GUZMAN, 2002; SADJADI et al., 2011; YUNOS; HAWDON, 1997), na América (ANAYA; POLLITT, 2014; LLORCA; OREA; POLLITT, 2016; PAHWA; FENG; LUBKEMAN, 2002; SANHUEZA; RUDNICK; LAGUNAS, 2004) e na Oceania (ZHANG; BARTELS, 1998). O conhecimento dos processos regulatórios adotados, segundo Lowry; Getachew (2009), também, é importante e o trabalho de Mesquita (2017) apresenta uma descrição detalhada da experiência regulatória de diversos países localizados na Europa e na América Latina.

Anaya e Pollitt (2014) analisa a influência de variáveis climáticas na eficiência das distribuidoras de energia elétrica em 4 países sul-americanos: Argentina, Brasil, Chile e Peru. Os dados abrangem 82 distribuidoras que operam nos países mencionados anteriormente e representam mais de 90% do mercado de distribuição de energia entregue no período 1998-

2008. O SFA é aplicado com uma função *translog*, no qual uma combinação de metodologias de custo e custo-qualidade são propostos para criar melhores discussões. Os dados meteorológicos são coletados em 429 estações meteorológicas e os dados sobre raios são coletados a partir de 3.423 coordenadas fornecidas pela NASA. Um sistema de informação geográfica é usado para localizar as áreas de serviço das distribuidoras e alocar suas respectivas estações e coordenadas meteorológicas. Os resultados sugerem que as metodologias de custo no geral, aumentam significativamente sua eficiência quando o clima é incorporado na função de produção. No geral, as distribuidoras do Brasil e do Peru são aquelas que operam em condições climáticas menos favoráveis, segundo os dados levantados pelo estudo. Sob as metodologias de custo-qualidade, em média, o efeito do clima é muito menor. Mostrando que provavelmente as distribuidoras incorporaram os efeitos do clima no processo de operação de suas redes, apesar desta adaptação um grande número de distribuidoras é afetado pelo clima e os reguladores devem levar isso em consideração.

A literatura abordando a regulação do setor elétrico brasileiro é rica em detalhes sobre diferentes períodos regulatórios (FILIPPINI; HROVATIN; ZORIČ, 2004; GANHADEIRO et al., 2018; LINS et al., 2007; MACHADO et al., 2018; PEREIRA DE SOUZA et al., 2014; REMPEL et al., 2017; RESENDE, 2002; RODRIGUES; SOUZA; DIAS, 2017; TANURE, 2000; TANURE; TAHAN; LIMA, 2006; TSCHAFFON; MEZA, 2014; XAVIER, 2015) e aplicação de diferentes métodos de análise de eficiência ao caso da distribuição (BANKER; ZHANG, 2016; COSTA; LOPES; MATOS, 2015; SCALZER et al., 2018; SEMOLINI, 2014; VINICIUS et al., 2010) e ao caso da transmissão (DA SILVA et al., 2019; LOPES et al., 2020; PESSANHA et al., 2010; PESSANHA; MELO, 2021).

Pereira de Souza et. al. (2014) considera a inclusão de restrição de limite aos pesos no DEA com base na metodologia vigente em 2014. Além disso, é aplicado uma “clusterização” ao conjunto de distribuidoras utilizando as Redes Neurais Kohonen. A clusterização é realizada para obtenção de conjuntos de distribuidoras com características mais semelhantes para aplicação do DEA. Os resultados mostram que a segregação das distribuidoras em três *clusters* apresentou uma maior proximidade entre as variáveis estudadas, demonstrando que esta pode ser uma alternativa para melhorar a análise de eficiência feita pelo órgão regulador.

Semolini (2014) propõe a utilização da SFA na análise de eficiência das distribuidoras brasileiras com base na ideia de que a consideração da estocasticidade auxilia em uma avaliação mais justa das distribuidoras. A metodologia vigente em 2014 ainda utilizava dados em painéis, de forma que as análises foram feitas com base nessa disposição de dados. A tese de Semolini

(2014) conclui que o SFA obteve um *ranking* de eficiência diferente do definido pela metodologia da ANEEL e sugere que a ANEEL considere a estocasticidade na metodologia brasileira.

(XAVIER, 2015; XAVIER et al., 2015) aplicam o método DEA com base na metodologia vigente no ano de 2015, porém com uma mudança na definição das DMUs. As distribuidoras são particionadas em regionais para a avaliação da eficiência em vez de serem consideradas como uma única DMU, esta segregação é feita com o propósito de definir um conjunto de DMUs mais semelhante. É analisada também a incorporação da qualidade do serviço como produto do método DEA. O trabalho conclui que a inclusão da qualidade do serviço é importante na representação da metodologia brasileira e que as Redes Unificadas oferecem uma boa distinção entre competências de gerenciamento.

Ganhadeiro et al. (2018) apresenta uma forma alternativa de análise de eficiência das distribuidoras de energia elétrica brasileira. O método DEA proposta constrói o modelo tomando o comprimento de rede como variável intermediária, mas mantendo o OPEX como insumo, e o consumo e número de consumidores como produtos. A análise ainda utiliza um DEA com dois estágios baseado em usa regressão múltipla e aplica *Kohonen Self-Organizing Maps* na geração de quatro "*clusters*" com base no ambiente. Isso permite uma melhor avaliação da trajetória de ganho de eficiência definida para cada distribuidora. A metodologia proposta apresentou resultados diferentes quando comparado com a metodologia aplicada pela ANEEL até o período da Audiência Pública nº 023/2014, com algumas distribuidoras apresentando alta eficiência, enquanto outras tiveram sua eficiência reduzida.

Scalzer et al. (2018) investiga os indicadores financeiros e operacionais que explicam a insolvência das distribuidoras de energia elétrica brasileiras, usando uma abordagem *bootstrap* com o método DEA. O procedimento *stepwise* foi o utilizado para selecionar as variáveis de entrada que tiveram o maior impacto na eficiência média do DEA. Em uma segunda etapa, a regressão truncada com *bootstrapping* (SIMAR; WILSON, 2007) analisou a associação das variáveis contextuais com a ineficiência e a insolvência da distribuidora. A amostra foi composta por distribuidoras de energia elétrica, cujas informações financeiras do período de 2000 a 2015 estavam disponíveis no site da Comissão de Valores Mobiliários (CVM). Os resultados indicaram que a Frequência Equivalente Real das Interrupções de Energia / Frequência Equivalente Regulatória das Interrupções de Energia e Endividamento Geral foram os indicadores mais importantes para explicar a insolvência. A análise do segundo estágio mostrou que as ineficiências calculadas a partir dos indicadores selecionados estão

positivamente relacionadas aos critérios de insolvência utilizados pela literatura, controle estadual, dólar e localização geográfica, e negativamente relacionadas ao índice de inflação doméstico.

Pessanha e Melo (2021) se baseia no DEA aplicada a análise de eficiência da transmissão de energia elétrica brasileira propondo melhorias na representação da qualidade do serviço, capacidade de transmissão e comprimento da rede de transmissão. Além disso, apresenta uma metodologia para avaliar os custos operacionais regulatórios das concessionárias de transmissão, aplicando vários métodos DEA distintos; e então, um escore de eficiência global é definido pela média geométrica dos escores de eficiência resultantes do conjunto de métodos DEA analisados. O caso de estudo apresentado é feito com dados reais das transmissoras brasileiras.

A aplicação de técnicas de *benchmarking* na análise de eficiência da distribuição é um assunto intensamente explorado, como se pode ver pelos trabalhos descritos por esta seção. A heterogeneidade na distribuição de energia elétrica no Brasil é sim discutida em todas as RTPs e a ANEEL vem tentando aprimorar sua metodologia ao longo das revisões tarifárias. Apesar do intenso esforço da ANEEL em melhorar a homogeneidade na sua metodologia de análise de eficiência ainda existe muita influência da heterogeneidade entre as distribuidoras nos resultados finais da RTP. Para explorar um pouco mais as particularidades da base de dados da distribuição este documento estuda as três técnicas de *benchmarking* não-paramétricas apresentadas na Tabela 2.1, DEA, CEA e REA. O intuito do estudo desses métodos de *benchmarking* é além de contribuir com as discussões da ANEEL, também, aprofundar as metodologias de análise de eficiência no âmbito regulatório do setor de energia.

## 2.2. MÉTODO DATA ENVELOPMENT ANALYSIS

O método DEA é uma técnica de *benchmarking* que se baseia em programação linear para a avaliação das DMUs que utilizam os mesmos insumos e geram produtos semelhantes. A ANEEL vem aplicando o DEA na determinação do nível de eficiência para cada uma das distribuidoras de energia elétrica e de seus custos operacionais eficientes desde o 3º CRTP (XAVIER, 2015).

O DEA para a análise de eficiência das distribuidoras no Brasil passou a ser usada devido a sua ampla utilização nas metodologias de análise de eficiência em outros países e a ampla aplicação

do DEA em estudos de análise de eficiência no setor de distribuição de energia elétrica em outros países (MESQUITA, 2017). A ANEEL fundamentou sua escolha na experiência internacional documentada por uma extensa literatura que avalia a utilização do DEA para a regulação da distribuição (JAMASB; POLLITT, 2001, 2003; LEME et al., 2014; PLAGNET, 2006; SANTOS; AMADO; ROSADO, 2011) e a metodologia aplicada pelos reguladores de países como Reino Unido (OFGEM, 2004) e Noruega (AGRELL; BOGETOFT, 2003).

Cambini, Croce e Fumagalli (2014) apresenta um estudo aplicado ao setor de distribuição de energia elétrica na Itália. O trabalho utilizou como base de dados da maior distribuidora de energia italiana para avaliar o efeito da estrutura regulatória de incentivo aplicados aos indicadores de qualidade. O objetivo deste trabalho foi medir o desempenho em termos de eficiência de custos, descobrir que esforços de redução de custos foram exercidos por cada distribuidora e medir seu desempenho em relação à estrutura regulatória geral. Na análise de eficiência os autores utilizaram abordagens estatísticas, baseadas no DEA e *bootstrapping*, que permitem estimar a eficiência técnica no primeiro estágio e estudar possíveis fontes de heterogeneidade da eficiência no segundo estágio. O trabalho também incorporou o uso dos índices de Malmquist para estudar mudanças no desempenho no longo prazo. Quanto ao desempenho em relação à estrutura regulatória geral os autores contestaram que a regulamentação da qualidade não modificou significativamente o comportamento das DMUS: aquelas que responderam bem aos incentivos à eficiência de custos responderam igualmente bem aos incentivos relacionados à qualidade e vice-versa.

O trabalho de Mullarkey et al.(2015) aplica o método DEA à rede de distribuição de elétrica da Irlanda para explorar os impactos que o uso desse método, determinar a eficiência técnica e o potencial de aprimoramentos de eficiência por meio da reorganização da rede de distribuição. O estudo constrói seis modelos de DEA diferentes que buscam avaliar a eficiências das distribuidoras irlandesas considerando aspectos como qualidade do serviço, diferenças entre regiões urbanas e rurais, parâmetro de diagnóstico para dar conta das diferentes características das áreas de concessão, consideração de variáveis ambientais e variáveis de entrada tradicionalmente aplicados na análise de eficiência da distribuição de energia elétrica. As análises são feitas utilizando o DEA com retornos constantes de escala e o DEA retornos variáveis de escala, para no final aferir o impacto dos retornos de escala na eficiência final. A adoção do parâmetro diagnóstico como resultados do método DEA mostrou-se relevante devido ao seu impacto de até 10% na eficiência final, expondo assim, discrepâncias com resultados de eficiência obtidos pelas variáveis ambientais tradicionalmente empregadas. Os autores afirmam

que os resultados deste documento podem ajudar a melhorar o gerenciamento operacional da Irlanda, além de fornecer uma análise empírica com informações úteis aos reguladores. De forma geral, os resultados apresentados mostram que a eficiência geral da rede seria aprimorada pela reestruturação proposta e que a adoção do parâmetro de diagnóstico leva a um entendimento mais intuitivo dos condados de distribuição de energia elétrica.

Arcos-Vargas; Núñez-Hernández; Villa-Caro (2017) explicam que o sistema de energia espanhol é composto por 347 distribuidoras classificadas em dois grupos diferentes: cinco distribuidoras maiores que se alimentam da transmissão e têm aproximadamente cinco milhões de pontos de suprimento e 342 distribuidoras menores, que se alimentam de níveis mais baixos de tensão e têm no geral menos de 5.000 pontos de suprimentos. A remuneração unitária é quatro vezes maior no caso das empresas menores, que operam em níveis mais baixos de tensão e com pior qualidade de serviço. O estudo conduziu uma análise de eficiência com o método DEA para uma amostra de 102 distribuidoras de menor porte. Três modelos diferentes do método DEA foram simulados para explicar o nível de remuneração para distribuidores menores. Os três modelos são calculados assumindo retornos constantes ou variáveis de escala. Retornos variáveis são assumidos devido à situação natural de monopólio da atividade de distribuição e porque os tamanhos observados na amostra são semelhantes, mas não idênticos. O modelo mais completo do estudo considerou como insumos: o nível de remuneração, o segmento de rede (nível de ativos) e a energia não fornecida (produção indesejável). Os produtos são dados pelo consumo de eletricidade e pelos pontos de fornecimento. De acordo com o modelo mais completo do método DEA, 26 empresas em 102 são eficientes. Para cada pequena empresa ineficiente, o modelo fornece seu nível eficiente de receita e, em alguns casos, qual deve ser o nível indicado de qualidade de serviço. Onde 49 empresas menores devem melhorar essa última variável. O estudo propõe uma redução da remuneração de 16,2% (em média) para as empresas menores.

O método DEA pode possuir dois tipos de orientação: a orientação ao insumo e a orientação ao produto. Na orientação ao insumo, as comparações entre as firmas são feitas pelos insumos utilizados, para um valor de produto fixo. Já na orientação ao produto, as comparações entre as firmas são realizadas pelos produtos possíveis, para um valor de insumo fixo. A escolha da orientação utilizada é de acordo com quais variáveis são consideradas gerenciáveis em cada tipo de análise (COELLI et al., 2005; SOARES DE MELLO et al., 2005).

O DEA é fundamentado no conceito de fronteira de eficiência. A fronteira de eficiência identifica as melhores práticas dentro de um conjunto de firmas. A fronteira de eficiência é o

padrão a partir do qual o desempenho de cada firma será avaliado, ou seja, dado os insumos disponíveis, qual o melhor desempenho que poderia ter sido alcançado, caso a firma tivesse produtividade ótima (BOGETOFT; OTTO, 2010). A partir desta definição fica simples entender que a fronteira de eficiência é formada pelas DMUs que possuem a melhor relação entre seus produtos e insumos (COOPER; SEIFORD; TONE, 2007). Vale salientar que o conjunto de firmas no DEA deve cumprir uma proporção mínima entre o número de firmas do conjunto e o número de variáveis de entrada ( $n^\circ$  de insumos +  $n^\circ$  de produtos) para que as estimativas não fiquem enviesadas (rodapé da parágrafo 52 da ANEEL: NT 294, 2011).

As relações entre as  $s$  variáveis de entrada resultam em uma função de produção que pode assumir três retornos de escala diferentes: retornos crescentes de escala, retornos constantes de escala e retornos decrescentes de escala. Assim, o DEA pode obter valores de eficiência tanto para retorno constante de escala, quanto para retorno variável de escala, que por sua vez pode ser crescente, decrescente ou ambos. O tipo de retorno varia de acordo com as características do conjunto de DMUs sob análise (BANKER et al., 2004)

### **2.2.1. MÉTODO DEA COM RETORNOS CONSTANTES DE ESCALA**

O método DEA com retorno constante de escala (*Constant Return to Scale* – CRS) foi criada por Charnes; Cooper e Rhodes (1978) com o objetivo de medir a eficiência de firmas e identificar suas *benchmarks* (melhores práticas). O DEA CRS busca definir a eficiência global de cada firma do conjunto de DMUs aplicando matematicamente os conceitos de programação linear.

A hipótese fundamental do método DEA está na homogeneidade do conjunto de firmas, na qual as firmas são mais usualmente representadas pela terminologia DMUs que significa unidades tomadoras de decisão. Definindo-se como homogêneo no DEA CRS um conjunto que utilize os mesmos insumos na produção dos mesmos produtos e que se encontrem dentro de uma mesma tecnologia de produção. Assim, no método DEA CRS orientado a insumo é verificado se a DMU pode reduzir sua utilização de insumos mantendo sua produção no mesmo nível (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978).

A aplicação do método DEA é baseada na construção de um modelo matemático de otimização que busca pela maximização da eficiência de cada DMU do conjunto em análise. Os modelos de otimização normalmente são representações matemáticas idealizadas de um problema, construído a partir de hipóteses simplificadas, ou seja, na construção do modelo DEA são

selecionadas algumas variáveis para definir os recursos (insumos) que a DMU recebe e algumas variáveis para definir os resultados (produtos) que a DMU alcança (COELLI et al., 2005). Destaca-se que os termos “simplificado” e “idealizado” buscam somente sinalizar que não é possível incluir todas as dimensões envolvidas no modelo do problema.

A estrutura básica de um modelo matemático de otimização é definida pela Equação (2.1).

$$w = f(a_1, a_2, \dots, a_c; b_1, b_2, \dots, b_c) \quad (2.1)$$

Onde:

$w$ : Função objetivo (resultado que define a eficiência da DMU);

$a_1, a_2, \dots, a_c$ : Conjunto de variáveis de entrada do modelo;

$b_1, b_2, \dots, b_c$ : Conjunto de variáveis de decisão do modelo.

A construção do modelo de otimização pode diferir com o método que se deseja aplicar, mas todos os modelos devem ser definidos a partir de quatro conjuntos fundamentais de elementos (i) variáveis de decisão e variáveis de entrada, (ii) restrições estruturais (iii) restrições de limites para as variáveis de decisão e (iv) função objetivo.

As variáveis de decisão são as incógnitas que serão determinadas pela solução do modelo de otimização. As variáveis de entrada representam todos os dados de entrada para construção do modelo de otimização. As restrições inserem no modelo de otimização um conjunto de relações entre as variáveis de decisão que devem ser respeitadas. Isso faz com que as soluções encontradas apresentem variáveis de decisão que possuem valores dentro da região de viabilidade do problema. As restrições são normalmente formadas por equações e/ou inequações matemáticas. A função objetivo define a função matemática que deve ser minimizada ou maximizada pelo algoritmo utilizado para resolver a modelo de otimização (o *solver*).

A eficiência de uma DMU é definida pela relação estabelecida entre os produtos gerados frente aos recursos disponíveis. No modelo DEA a eficiência é definida pela razão entre a soma ponderada dos produtos e a soma ponderada dos insumos (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978) e pode ser representada matematicamente pela Equação (2.2).

$$w_j = \frac{\sum_{r \in R} u_r y_{rj}}{\sum_{i \in I} v_i x_{ij}}, j \in J \quad (2.2)$$

Onde:

$j \in J$ : Conjunto de DMUs do modelo;

$r \in R$ : Conjunto de produtos do modelo;

$i \in I$ : Conjunto de insumos do modelo;

$w_j$ : Eficiência da DMU  $j$ ,  $\forall j \in J$ ;

$u_r$ : Peso dado ao produto  $r$  pela DMU sob análise;

$v_i$ : Peso dado ao insumo  $i$  pela DMU sob análise;

$y_{rj}$ : Produto  $r$  produzido pela DMU  $j$ ;

$x_{ij}$ : Insumo  $i$  utilizado pela DMU  $j$ .

A grande questão para definição da eficiência no DEA é como ponderar os pesos de forma a maximizar a eficiência alcançada por cada uma das DMUs do conjunto. A sugestão dada por Charnes, Cooper e Rhodes (1978) é a aplicação do modelo (2.3). Note que o modelo (2.3) deve ser construído para cada DMU  $p$  pertencente ao conjunto  $J$ . Ou seja, um diferente conjunto de pesos pode ser definido para a maximização da eficiência de cada DMU.

$$w_p = \max \frac{\sum_{r \in R} u_r y_r^p}{\sum_{i \in I} v_i x_i^p} \quad (2.3)$$

s.t.

$$\frac{\sum_{r \in R} u_r y_r^j}{\sum_{i \in I} v_i x_i^j} \leq 1, \quad \forall j \in J$$

$$u_r, v_i \geq 0, \quad \forall r \in R, \forall i \in I$$

Onde:

$p$ : DMU em análise pertencente ao conjunto de DMUs  $J$  definido para o DEA;

$w_p$ : Eficiência da DMU  $p \in J$ ;

$y_r^p$ : Produto  $r$  produzido pela DMU  $p$ ;

$x_i^p$ : Insumo  $i$  utilizado pela DMU  $p$ .

Observando o modelo (2.3) tem-se que a função objetivo, Equação (2.3a), é composta pela maximização da eficiência da DMU  $p$  (DMU em análise). A função objetivo é o elemento dos modelos de otimização que fornece o resultado para o problema modelado, desta forma na construção do modelo DEA a função objetivo é o primeiro elemento a ser definido. No caso do

método DEA orientada a insumo a função objetivo é de maximização, pois o que se busca é a solução que resulte no maior valor de eficiência para cada DMU.

A Equação (2.3b) do modelo (2.3) garante que a eficiência de todas as DMUs que compõem o conjunto  $J$  possuam valores menores ou iguais a 1. A Equação (2.3b) além de restringir as eficiências de todas as DMUs também estabelece um teto para o valor de eficiência que pode ser atribuído a DMU  $p$ .

A Equação (2.3c) do modelo (2.3) garante que todos os pesos  $u_r$  e  $v_i$  atribuídos pela solução do modelo de otimização sejam positivos. O conjunto de insumos e produtos para avaliação da eficiência DEA são, normalmente, não negativos e a Equação (2.3c) é adicionada na construção do modelo de otimização para garantir isso.

O modelo (2.3) é um modelo de otimização não linear, porém a reformulação do modelo do método DEA em formato de programação linear é comumente adotada na literatura por ser mais eficiente computacionalmente. Uma das formas de linearizar a função objetivo do modelo (2.3), Equação (2.3a), é igualar o denominador a 1, retirá-lo da Equação (2.3a) e adicioná-lo como uma nova restrição estrutural para o modelo matemático. Para linearizar Equação (2.3b) pode-se multiplicar ambos os lados por  $(\sum_{i \in I} v_i x_i^j)$ . Como os insumos são sempre positivos e os pesos também devido ao segundo conjunto de restrições, não é necessário alterar o sentido da inequação. Após a multiplicação, pode-se subtrair ambos os lados por  $\sum_{i \in I} v_i x_i^j$ . O modelo matemático do método DEA CRS resultante é representado pelo modelo (2.4).

$$w_p = \max \sum_{r \in R} u_r y_r^p \quad (2.4)$$

s.t.

$$\sum_{r \in R} u_r y_r^j - \sum_{i \in I} v_i x_i^j \leq 0, \quad \forall j \in J$$

$$\sum_{i \in I} v_i x_i^p = 1$$

$$u_r, v_i \geq 0, \quad \forall r \in R, \forall i \in I$$

### 2.2.2. MÉTODO DEA COM RETORNOS DE ESCALA

O DEA CRS somente pode ser aplicado para conjuntos de DMUs que possuam retornos constantes de escala. Banker, Charnes e Cooper (1984) estenderam o DEA para retornos variáveis de escala. Os retornos variáveis de escala consideram a proporcionalidade entre os

fatores de produção na construção da fronteira de eficiência do método DEA. A adoção da proporcionalidade permite captar os efeitos ao longo da função de produção decorrentes de alterações na escala de produção. Assim, o DEA com retorno variáveis de escala permite tanto que os retornos sejam crescentes de escala quanto decrescentes de escala ao longo de sua fronteira de eficiência (BANKER et al., 2004; SOARES DE MELLO et al., 2005).

A inclusão dos retornos de escala pode ser dividida em três orientações adicionais ao modelo de otimização do método DEA, são elas:

- DEA com Retornos Variáveis de Escala (*Variable Return to Scale – VRS*): se aumentar o produto, o aumento no insumo pode ser proporcionalmente maior, menor ou igual;
- DEA com Retornos Não Decrescentes de Escala (*Non-decrease Return to Scale - NDRS*): se aumentar o produto, o aumento do insumo é proporcionalmente maior ou igual;
- DEA com Retornos Não Crescentes de Escala (*Non-increase Return to Scale - NIRS*): se aumentar o produto, o aumento no insumo é proporcionalmente menor ou igual.

Por fim, a proposta de Banker, Charnes e Cooper (1984) pode ser modelada através da inclusão de uma variável de decisão irrestrita ( $\varphi$ ) ao modelo DEA CRS apresentado no modelo (2.4). Desta forma, o modelo DEA é definido pelo modelo (2.5).

$$w_p = \max \sum_{r \in R} u_r y_r^p + \varphi \quad (2.5)$$

s.t.

$$\sum_{r \in R} u_r y_r^j - \sum_{i \in I} v_i x_i^j + \varphi \leq 0, \quad \forall j \in J$$

$$\sum_{i \in I} v_i x_i^p = 1$$

$$u_r, v_i \geq 0, \quad \forall r \in R, \forall i \in I$$

Onde:

$\varphi$ : Variável de decisão que representa os retornos de escala adotado para o DEA

A Figura 2.1 traz uma interpretação geométrica para os retornos de escala.

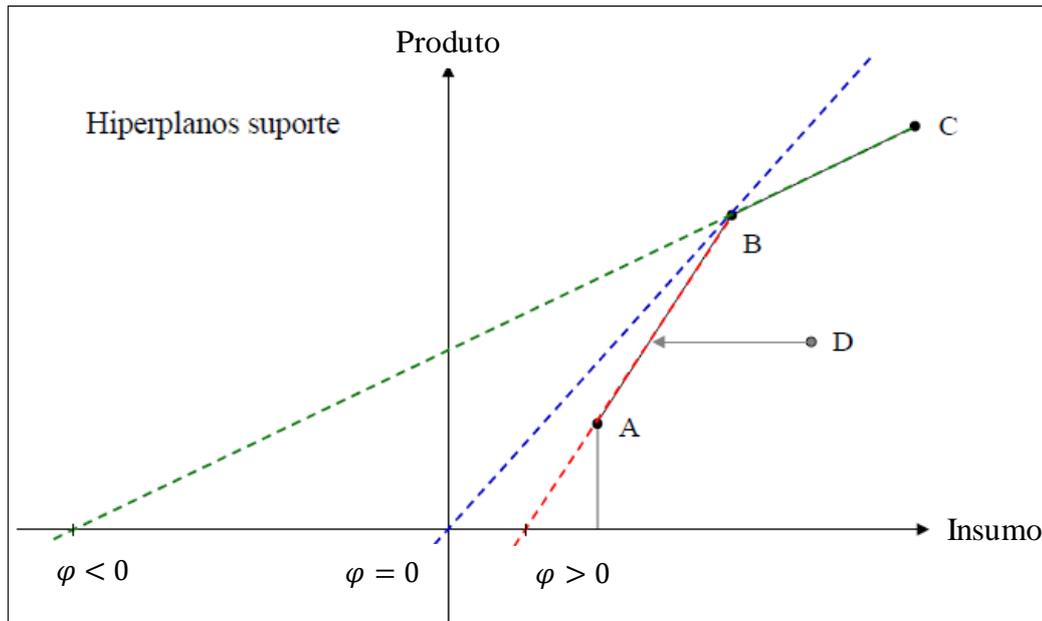


Figura 2.1: Interpretação geométrica das variações de escala do método DEA

Fonte: (SOARES DE MELLO et al., 2005) adaptado

Pode-se notar que cada hiperplano representa um retorno de escala. O hiperplano verde representa o retorno decrescente de escala, o hiperplano azul representa o retorno constante de escala e o hiperplano vermelho representa o retorno crescente de escala. No DEA CRS somente a DMU B se encontra na fronteira de eficiência ( $\varphi = 0$ ), no DEA VRS as DMUs A, B e C se encontram na fronteira de eficiência ( $\varphi \in \mathfrak{R}$ ), no DEA NDRS as DMUs A e B se encontram na fronteira de eficiência ( $\varphi \geq 0$ ) e no DEA NIRS as DMUs B e C se encontram na fronteira de eficiência ( $\varphi \leq 0$ ). Porém em nenhum dos modelos de otimização do método DEA a DMU D consegue alcançar a fronteira de eficiência.

### 2.2.3. MÉTODO DEA COM LIMITES AOS PESOS

A flexibilidade do método DEA é considerada uma de suas vantagens frente a outras técnicas de *benchmarking*, contudo uma total liberdade de escolha dos valores dos pesos pode produzir resultados que apresentam viés. Por exemplo, caso uma DMU tenha um desempenho muito superior em certo produto, o método pode considerar uma relevância acentuada do peso dessa variável na definição de sua eficiência, ou seja, uma DMU pode ser colocada na fronteira de eficiência por causa de uma única dimensão (insumo ou produto) da análise.

Assim sendo, algumas aplicações do método DEA usando programação linear mostram uma prevalência de pesos zero, levando a questionamentos quanto a estimativa de eficiência baseadas somente na definição da razão entre produtos e insumos. A literatura sobre restrições

de peso questiona a afirmação de que variáveis com peso zero não influenciam no escore de eficiência. Nota-se, também, casos em que muitas DMUs alcançam a fronteira de eficiência (DMUs *benchmarks*) indicando comprometimento na precisão dos resultados obtidos. Como meio de diminuir imprecisões na aplicações do método DEA a literatura sugere a incorporação do conceito de restrição aos pesos ao seu modelo de otimização (FØRSUND, 2013).

Førsund (2013) apresenta uma ampla revisão da literatura abordando a utilização das restrições de pesos no modelo DEA, acompanhada de uma análise crítica da definição de eficiência a partir de uma função de produção. A motivação do estudo veio do diagnóstico de que as eficiências ótimas do método DEA apresentam, frequentemente, uma grande quantidade de pesos zero. Segundo Førsund (2013) a literatura do DEA recomenda constantemente a utilização de conjuntos de dados com maior grau de agregação nas análises de eficiência, para que uma menor quantidade de pesos zero sejam definidos na eficiência ótima. No entanto, os autores afirmam que essa abordagem não está sendo seguida por diversos estudos de DEA. Por fim, destacam que a consideração de restrições aos pesos deve ser aplicada com o intuito de restringir as possibilidades de produção definida para o conjunto de insumos e produtos que possuam alto grau de agregação.

A definição de restrição de pesos por Podinovski (2004) é baseada no conceito de *trade-off* aplicado no modelo de otimização matemática. O *trade-off* é uma expressão derivada do inglês utilizada para explicar as relações ganha e perde de uma escolha, ou seja, a noção de que escolhendo por um aspecto se abdica dos benefícios que as outras opções de escolha iriam proporcionar. Na procura de uma solução ótima nos modelos de otimização a ideia de *trade-off* pode ser vista quando se abre mão de se colocar uma maior importância a um fator representativo, pois outro fator representativo do modelo adiciona um resultado mais favorável a função objetivo. Podinovski (2004) explora os motivos pelos quais a consideração de *trade-offs* na construção de restrições aos pesos é justificada matematicamente. O autor baseia suas análises no modelo do método DEA CRS, mas afirma que as restrições definidas em CRS podem ser aplicadas no VRS, sendo a recíproca falsa.

Podinovski (2004) parte do pressuposto de que os modelos de otimização linear podem ser interpretados sobre duas perspectivas diferentes: o modelo primal e o modelo dual. Pode-se definir o modelo primal como um modelo de otimização formado por uma função objetivo linear e um conjunto de restrições lineares, ambos construídos a partir de um conjunto de variáveis de decisão e variáveis de entrada, como já tratado na seção 2.2.1. Onde o objetivo é maximizar ou minimizar o valor da função objetivo sujeita às restrições. Já no modelo dual, a

função objetivo é uma combinação linear dos limites nas restrições do modelo primal, sujeito a restrições lineares formadas a partir dos *trade-off* de cada variável de decisão inserida no modelo de otimização. Os teoremas desenvolvidos por Podinovski (2004) baseiam-se no modelo dual do DEA.

Nesta tese as análises com o modelo de otimização do método DEA foram estruturadas sob a perspectiva do modelo primal. Desta forma, as restrições aos pesos podem ser representadas no modelo de otimização do DEA a partir da inclusão de um conjunto de restrições adicionais apresentadas pela Equação (2.6).

$$\sum_{r \in R} u_r L_r^t - \sum_{i \in I} v_i L_i^t \leq 0, \quad \forall t \in T \quad (2.6)$$

Onde:

$t \in T$ : Número de restrições que limitam as razões entre os pesos;

$L_r^t$ : Variável do produto  $r$  relativo à restrição de limites aos pesos  $t$ ;

$L_i^t$ : Variável do insumo  $i$  relativo à restrição de limites aos pesos  $t$ .

Sollero e Lins (2004) aborda outras formas de se inserir limites aos pesos em um conjunto de dados e oferece um estudo de caso considerando restrições aos pesos. Os autores consideram que a inclusão de restrição aos pesos nos modelos de otimização gera informações preferencias na análise DEA. Uma vez que, o uso do modelo do método DEA original pode produzir escores de eficiência elevados, devido a maior região de solução do modelo de otimização. A maior região de solução permite que o algoritmo de solução tenha maior liberdade na escolha dos pesos (variáveis de decisão). No caso do setor de energia elétrica, que possui como foco produzir padrões para representar o mercado e alcançar melhores eficiências, na transmissão e distribuição, é imprescindível um modelo justo de comparação entre esses monopólios naturais.

Bjørndal, Bjørndal e Camanho (2013) utilizaram o conjunto de dados definido pelo regulador Norueguês no ano de 2008 e destacaram em suas análises que a utilização de muitas restrições aos pesos pode causar efeitos não intencionais nos escores de eficiência. A agência reguladora norueguesa definiu uma parte dos limites das restrições aos pesos por relações entre dimensões físicas e custos, e outra parte por relações entre duas dimensões físicas. O problema em selecionar variáveis para representar o setor está no fato de que estas variáveis normalmente representam “mais do que elas mesmas”. Por exemplo, o comprimento de rede representa os gastos com serviços de operação e manutenção, mas também carrega informações de densidade

demográfica. Para ilustrar isso, o estudo faz uso de programação linear para análise prática das restrições aos pesos e observa que para algumas variáveis as suposições adotadas pela agência reguladora norueguesa são discutíveis.

Os trabalhos de Podinovski e Bouzdine-Chameeva (2013), Podinovski e Bouzdine-Chameeva (2015) e Podinovski (2016) focaram suas análises no impacto que a inserção de restrições aos pesos causa nos modelos DEA CRS e DEA VRS, conseqüentemente no NDRS e no NIRS também, uma vez que esse procedimento é comumente utilizado para melhorar a discriminação na definição de eficiência pelas DMUs.

Podinovski e Bouzdine-Chameeva (2013) faz uma análise do impacto da inserção de restrições aos pesos no método DEA CRS e VRS. Nessas análises foram levantadas quatro inconsistências matemáticas possíveis de ocorrer ao incluir restrições aos pesos múltiplas e complexas: (i) eficiência inviáveis em alguns casos; (ii) valores de eficiência convergindo para zero ou um número negativo finito, embora os insumos e produtos sejam sempre positivos; (iii) resultados de eficiência inviáveis pelo DEA CRS primal pode ser inviável ou indefinido no seu modelo dual; (iv) quando uma ou mais DMUs são removidas do conjunto de dados as três primeiras inconsistências podem deixar de existir, alertando para a possibilidade de inconsistências não detectadas em algumas restrições aos pesos. As inconsistências matemáticas surgem simultaneamente no CRS e VRS, ou seja, apenas um desses dois modelos precisa ser testado na avaliação das restrições adotadas no modelo. Ao final o estudo sugere duas possibilidades de testes para verificação da presença de inconsistências nas restrições incluídas. O autor destaca que resultados inconsistentes são raros se as restrições aos pesos adicionadas ao modelo forem diretas entre variáveis.

Podinovski (2016) analisa criticamente os resultados obtidos por Podinovski (2004) e mostra que a incorporação de restrições aos pesos no modelo primal (multiplicador) do método DEA leva à expansão da tecnologia por meio de *trade-offs*. Já no modelo de dual (envelopamento) do método DEA a DMU é projetada no limite dessa tecnologia em ambas as orientações existentes (insumo ou produto). Assim, este método compara a DMU em análise com todas as DMUs do conjunto e não apenas com as DMUs alvo (*benchmarking*). Segundo Podinovski (2016) as observações anteriores apresentam um problema na interpretação do modelo do método DEA. Já que a eficiência da DMU pode ser convencionalmente interpretada como o fator de melhoria proporcional no modelo dual para qualquer restrição de peso e no modelo primal sinaliza uma eficiência limitada apenas as restrições de peso incluídas. O estudo prova que, considerando qualquer restrição de peso, os pesos ótimos do modelo primal do método

DEA apresentam resultados mais consistentes quando comparados com os pesos ótimos obtidos pelo modelo dual do método DEA. E afirma que suas análises superam as preocupações levantadas pela análise de Podinovski (2004) sobre o uso de restrições aos pesos nos modelos do DEA. O trabalho também fornece uma interpretação rigorosa e significativa dos resultados obtidos.

Os modelos do método DEA clássicos podem atribuir pesos zero ou irrealistas às entradas e saídas e podem resultar em eficiências superestimadas. Uma maneira de mitigar esse problema é incluir restrições aos pesos no modelo DEA. Porém, as restrições aos pesos trazem intrinsecamente um grau de arbitrariedade, pois dependem das interpretações do regulador quanto a importância que cada variável de decisão tem na eficiência final da DMU. Uma alternativa é o CEA, onde a eficiência de uma DMU é avaliada de acordo com os esquemas de peso ideal das outras DMUs, ou seja, as pontuações de eficiência são avaliadas do ponto de vista das outras concessionárias (PESSANHA; MELO, 2021).

### **2.3. MÉTODO CROSS EFFICIENCY ANALYSIS**

O método CEA visa aprofundar o escopo da análise do método DEA, pois ao utilizar o DEA busca-se, somente, determinar a máxima eficiência possível para cada DMU. O CEA expande essa análise, calculando, para um conjunto de pesos que mantenha a eficiência DMU  $p$ , qual seria a máxima eficiência das demais DMUs do conjunto  $J$ . Isto é, o CEA expande a análise de eficiência individualizada do DEA para uma análise de eficiência coletiva, onde uma eficiência relativa é calculada, com os pesos ótimos da DMU  $p$ , para todas as DMUs do conjunto  $J$  estudado (BAKER; TALLURI, 1997).

Vale salientar que, o termo “eficiências relativas” não está associado ao escore de eficiência de uma DMU obtido pela divisão da eficiência desta pela eficiência média do conjunto de DMUs e sim a aplicação do conceito de eficiência cruzada. A eficiência cruzada é o cálculo das eficiências para todas as DMUs do conjunto, a partir dos pesos ótimos obtidos para a maximização da eficiência da DMU  $p$ . A contribuição do método CEA está na aplicação do conceito de eficiência cruzada, ou seja, no CEA a eficiência da DMU não é medida somente pelo seu melhor comportamento, como no DEA, mas sim pelo seu comportamento perante todo o conjunto  $J$  de DMUs. Por fim, o CEA busca inserir sensibilidade sobre os resultados do método DEA ao não permitir que DMUs sejam definidas como eficientes apenas por não terem outra DMU semelhante no conjunto  $J$  (SEXTON; SILKMAN; HOGAN, 1986).

O CEA foi criada por Sexton, Silkman e Hogan (1986) onde o conjunto de pesos obtido na maximização da eficiência da DMU  $p$  era aplicado diretamente no cálculo da eficiência cruzada de todas as demais DMUs do conjunto  $J$ . O CEA criada por Sexton, Silkman e Hogan (1986) foi aprimorada na literatura subsequente, pois o DEA é conhecida por sua característica de múltiplas soluções no conjunto de pesos, ou seja, para um mesmo valor de eficiência ótima podem existir mais de um conjunto de pesos ótimos. Isso implica em múltiplos resultados de eficiência cruzada para as DMUs do conjunto  $J$ , com excessão da DMU  $p$  (COOPER; RUIZ; SIRVENT, 2007; YANG et al., 2012).

Doyle e Green (1994) propõe uma forma de diminuir as múltiplas soluções nos pesos do método DEA pela aplicação do conceito de eficiência cruzada do CEA. A diminuição das múltiplas soluções dos pesos para aplicação do CEA também pode ser realizada por duas diferentes abordagens: otimista e pessimista. Na abordagem pessimista o modelo de otimização do CEA criado por Doyle e Green (1994) deve minimizar o somatório das eficiências cruzadas do conjunto de DMUs e na abordagem otimista o modelo de otimização do CEA deve maximizar a soma das eficiências cruzadas do conjunto de DMUs.

Baker and Talluri (1997) propõe um método alternativa para seleção de tecnologia usando DEA. Para os autores uma das limitações do método DEA existente está na flexibilidade total de peso. Isso pode resultar na identificação de uma DMU com um esquema de ponderação irrealista (extremo). Essas DMUs com pesos extremos têm o potencial de serem candidatos 'falsos positivos'. Um candidato 'falso positivo' atinge uma pontuação relativa de eficiência de 1 atribuindo pesos a poucos insumos e produtos favoráveis e ignorando completamente os outros produtos e insumos. Tais DMUs apresentam bom desempenho em relação a insumos e produtos, não se entregando a boas práticas gerais. Portanto, o estudo aplica a análise de eficiência cruzada nos resultados do método DEA e utiliza como caso exemplo um conjunto formado por 27 robôs. As vantagens deste método são, segundo os autores: (1) Não haver a necessidade de selecionar uma tecnologia; (2) A escolha ótima ser definida por um bom candidato geral com bom desempenho em relação a muitos atributos; (3) Não ser necessário restrições aos pesos a priori na análise; e (4) A possibilidade de reestruturar o modelo para permitir restrições de peso, se necessário. Finalmente, a aplicabilidade do ponto de vista do comprador e do fabricante é discutida reforçando o uso do DEA como uma ferramenta operacional para tomada de decisão.

Yang et. Al. (2012) destaca que o método de avaliação de eficiência cruzada vem sendo utilizada em vários contextos devido a sua forte capacidade de discriminação. Porém, as

múltiplas soluções dos pesos podem levar a não unicidade dos scores de eficiência cruzada, assim o estudo baseou-se na sugestão de Sexton et al. (1986) de utilização de metas secundárias na obtenção dos pesos ótimos. As abordagens utilizadas para definição das metas secundárias exploram o conceito de eficiência cruzada pessimistas e otimistas. O interessante deste estudo é a observação das duas abordagens como um intervalo de eficiência com limites inferiores e superiores. Segundo Yang et. Al. (2012) as formulações pessimistas e otimistas do CEA não são formulações perfeitas, apesar da abordagem pessimista ser mais amplamente aplicada. Elas, também, não obtêm a mesma ordem de classificação para as DMUs e, conseqüentemente, não oferecem uma decisão definitiva. O estudo também apresenta um método de análise de aceitabilidade multicritério estocástico que faz uso da distribuição de pesos, critérios estocásticos e utilidade arbitrariamente em problemas de tomada de decisão multicritério estocástico. A análise é estendida fornecendo critérios como índice de aceitabilidade (baseado na ordem de classificação específica), pesos centrais (preferências de um tomador de decisão típico apoiando uma alternativa) e fatores de confiança (confiabilidade da análise). A técnica aplicada no estudo exige menores suposições prévias e pode ser aplicada em uma gama de aplicações.

Lim and Zhu (2015) destaca que o método CEA possui dois benefícios, o primeiro é a ordenação das DMUs sobre o conceito de avaliação aos pares e o segundo é a eliminação de ponderações irrealistas de eficiência quando limites aos pesos não são impostos. A aplicação do método CEA no DEA VRS não é comum, porém quando esse método é aplicado algumas eficiências negativas surgem. Quando se projeta pesos é possível que a eficiência resulte em valores inviáveis e até mesmo não-positivos. Segundo Podinovski e Bouzdine-Chameeva (2013) esses resultados aparecem devido a definição de produção livre no VRS, onde esses resultados problemáticos são devido a utilização de pesos inviáveis para a avaliação de eficiência. Lim and Zhu (2015) desenvolve uma interpretação geométrica de VRS com base no equacionamento do CRS e prova que uma solução para o VRS pode ser definida por um sistema de coordenadas cartesianas selecionada para encontrar um conjunto de pesos ótimos de forma a maximizar os resultados do modelo CRS. Vale salientar, que quando o retorno escolhido é crescente de escala não são encontrados resultados problemáticos e assim a suas eficiências cruzadas podem ser realizadas sem os ajustes propostos pelo estudo. Conclui-se que como os valores VRS obtidos pelo modelo desenvolvido no estudo baseados no CRS, a gama de avaliações aos pares é menor que no modelo convencional.

Resumidamente, a aplicação do CEA podem ser feita diretamente tanto no DEA CRS (BAKER; TALLURI, 1997) quanto no DEA NDRS (LIM; ZHU, 2015). E tanto por uma abordagem otimista quanto por uma abordagem pessimista (YANG et al., 2012). Em Yang et al. (2012) é sugerido utilizar as abordagens pessimista e otimistas como limites para determinar o intervalo de eficiência, além de um outra proposta de equacionamento para diminuição das múltiplas soluções dos pesos analisando os pares cruzados de DMUs.

O CEA que é aplicada neste estudo é a proposta por Doyle e Green (1994) com a consideração do VRS (LIM; ZHU, 2015), mais especificamente o NDRS, e aplicando a abordagem otimista (YANG et al., 2012). Por fim, o CEA se divide em duas etapas, a primeira é a aplicação do modelo (2.5) e a segunda é representada pela utilização do modelo (2.7).

$$\tau_p = \max \sum_{r \in R} \sum_{j \in J \setminus p} (u_r y_r^j + \varphi) \quad (2.7)$$

s.t.

$$\sum_{i \in I} \sum_{j \in J \setminus p} v_i x_i^j = 1$$

$$\sum_{r \in R} u_r y_r^j - \sum_{i \in I} v_i x_i^j + \varphi \leq 0, \quad \forall j \in J \setminus p$$

$$\sum_{r \in R} u_r y_r^p - w_p \sum_{i \in I} v_i x_i^p + \varphi = 0$$

$$u_r, v_i, \varphi \geq 0, \quad \forall r \in R, \forall i \in I$$

Onde:

$\tau_p$ : Função objetivo do método CEA NDRS

Vale destacar que  $w_p$ , observado na terceira restrição do modelo (2.7), é o resultado de eficiência obtido pela DMU  $p$  no DEA NDRS. O valor de  $w_p$  deve ser fixado para que possa ser feita a diminuição das múltiplas soluções dos pesos no modelo (2.7) sem alterar o valor de eficiência da DMU  $p$ .

Os pesos obtidos para a DMU  $p$  pelo modelo (2.7) são utilizadas na Equação (2.8) juntamente com os insumos e produtos da DMU  $j$  para se obter os valores de eficiência cruzada.

$$w_{jp} = \frac{\sum_{r \in R} u_r^p y_r^j}{\sum_{i \in I} v_i^p x_i^j} \quad (2.8)$$

Onde:

$w_{jp}$ : Eficiência cruzada da DMU  $j$  em relação à DMU  $p$ .

As eficiências cruzadas calculadas pela Equação (2.8) constituem a matriz de eficiência cruzada, mais conhecida por seu nome em inglês *Cross Efficiency Matrix* (CEM) (BAKER; TALLURI, 1997). Mais detalhadamente,  $w_{jp}$  é a eficiência cruzada da DMU  $j$  em relação à DMU  $p$  obtidas após todas as simulações do modelo (2.7) para o conjunto  $J$  de DMUs e  $(v_i^p, \forall i \in I$  e  $u_r^p, \forall r \in R)$  representam os pesos dos insumos e produtos obtidos para a DMU  $p$  e aplicados para todo o conjunto  $J$  de DMUs. A Tabela 2.2 exemplifica a disposição dos dados na CEM.

Tabela 2.2: Cross Efficiency Matrix

		DMU meta (pesos utilizados)				
		$p = 1$	$p = 2$	$p = 3$	...	$p = J$
DMU	$j = 1$	$w_1$	$w_{12}$	$w_{13}$	...	$w_{1J}$
	$j = 2$	$w_{21}$	$w_2$	$w_{23}$	...	$w_{2J}$
	$j = 3$	$w_{31}$	$w_{32}$	$w_3$	...	$w_{3J}$
	...	...	...	...	...	...
	$j = J$	$w_{J1}$	$w_{J2}$	$w_{J3}$	...	$w_J$

A partir deste conceito, um índice é criado para medir a variação das eficiências geradas no CEA perante as eficiências geradas pelo DEA NDRS denominado índice de eficiência falsa, mais conhecido pelo nome em inglês *False Positive Index* (FPI), representado para cada DMU  $j$  usando a equação (2.9).

$$FPI_p = \frac{w_p - \sum_{j \in J} \frac{w_{jp}}{|J|}}{\sum_{j \in J} \frac{w_{jp}}{|J|}} \quad (2.9)$$

Onde:

$FPI_p$ : Índice de eficiência falsa calculado para cada DMU  $J$ .

Como se pode notar pela Equação (2.9), quanto maior for o  $FPI_p$ , maior é a diferença na eficiência da DMU do método DEA para CEA. A DMU com maior média na linha da matriz da Tabela 2.2 entre todas as DMUs observadas pode ser considerada a escolha ótima, ou a mais eficiente, dentre todas as DMUs (BAKER; TALLURI, 1997).

Quanto a aplicação do CEA ao setor de distribuição em Chen (2002) foi realizada um estudo nas distribuidoras de energia de Taiwan com o objetivo de identificar as distribuidoras *benchmarking* por não comparabilidade (*false positive*). Basicamente os autores utilizaram o FPI do método CEA como indicador de que as distribuidoras de grande porte poderiam ser beneficiadas na definição de eficiência quando aplicado somente ao DEA. Chen; Zhou e Yang (2017) realizaram um estudo na China, onde aplicou-se o CEA associado as relações *game* entre DMUs na avaliação da eficiência das companhias de energia elétricas chinesas. Os resultados indicaram que a eficiência do setor não aumentou significativamente na última década e sugerem que as políticas regulatórias devem ser adaptadas as realidades de cada província.

## 2.4. MÉTODO RATIO-BASED EFFICIENCY ANALYSIS

O método REA foi proposta em Salo e Punkka (2011) com o intuito de aprimorar a análise de eficiência de conjuntos. Além de fazer uso do método DEA também faz uso de outros conceitos em sua análise que extrapolam o conceito de fronteira de eficiência usualmente aplicado, como: supereficiência, detecção de outliers, relação de domínio entre DMUs, intervalo de confiança e avaliação proporcional de eficiência.

Os teoremas aplicados por Zhu (1996) fundamentam o conceito de supereficiência desenvolvido pelo método REA. ZHU (1996) propõe e explora uma versão modificada do método DEA CRS, com base na avaliação de cada DMU em relação a todo conjunto de DMUS. Os métodos utilizados para a análise de sensibilidade das DMUs são compostos por problemas de programação linear cujos valores ótimos produzem regiões particulares de estabilidade. Nas análises de sensibilidade são fornecidas condições suficientes e necessárias para variações ascendentes dos insumos e para variações descendentes dos produtos de uma DMU eficiente que permanece eficiente. O estudo apresenta dois exemplos numéricos para demonstrar os efeitos de análise de sensibilidade nos resultados do método DEA.

O REA fez uso do estudo de Salo e Hämäläinen (2001) na definição do conceito de relações de domínio, uma de suas etapas de análise de sensibilidade. Salo e Hämäläinen (2001) propõe a utilização das razões de preferência entre atributos (insumos e produtos) para análise de sensibilidade em método com múltiplos atributos. A análise de sensibilidade em método com múltiplos atributos busca reduzir o esforço na limitação da região de solução de modelos com múltiplos insumos e produtos, mesmo quando as definições de preferência entre atributos são imprecisas. A delimitação das preferências no modelo é então imposta a partir de comparações

holísticas entre alternativas reais ou hipotéticas, julgamentos de força ordinal de preferência ou comparações de razão sobre diferenças de preferência. Todas as declarações de preferência são modeladas a partir de restrições lineares ao pontuar cada atributo e à medida que novas declarações são introduzidas, essas restrições se tornam mais restritivas e permitem inferir novos resultados de domínio entre DMUs.

Como o DEA é baseado no conceito de fronteira de eficiência pequenas variações na entrada de dados, como a retirada ou inclusão de DMUs no conjunto, pode gerar diferenças significativas nos resultados de eficiência obtidos. Dentre as vantagens do método REA está que seus índices de eficiência não são sensíveis a retirada ou inserção de DMUs no conjunto analisado e mesmo que o número de DMUs do conjunto seja pequeno os seus resultados são confiáveis (SALO; PUNKKA, 2011).

O REA explora as diferentes relações entre as DMUs do conjunto dentro das regiões de solução dos seus modelos, ou seja, analisa o comportamento da DMU não somente para seu conjunto de pesos ótimos, mas também para todas as outras possibilidades de conjunto de pesos que não viole nenhuma das restrições dentro dos modelos utilizados pelo REA. Segundo Salo e Punkka (2011), este método alcança patamares de eficiência não somente sobre a melhor eficiência que pode ser atingida por cada DMU, mas também sobre seu comportamento no conjunto. Os resultados gerados pelo REA podem ser separados em três categorias principais:

- Intervalo de classificação das DMUs no conjunto;
- Relações de domínio entre as DMUs do conjunto;
- Definição de eficiências relativas para as DMUs frente ao conjunto

#### **2.4.1. INTERVALO DE CLASSIFICAÇÃO DAS DMUS**

O intervalo de classificação tem por objetivo estabelecer uma faixa de classificação para as eficiências de cada uma das DMUs do conjunto analisado. A relação de eficiência entre as DMUs do conjunto, obtida pela aplicação do método DEA, pode variar de acordo com o conjunto de pesos ótimos encontrados pelo algoritmo de solução aplicado sobre o DEA. Isto é, as eficiências cruzadas das DMUs podem mudar de acordo com o conjunto de pesos aplicados na obtenção da máxima eficiência de cada DMU, como já abordado anteriormente, devido às múltiplas soluções do modelo.

O intervalo de classificação do método REA busca estabelecer um intervalo para as colocações que cada DMU pode possuir dentro do conjunto de DMUs explorando diferentes conjuntos de pesos dentro da região de solução do modelo de otimização (SALO; PUNKKA, 2011).

Como todo intervalo, o intervalo de classificação é definido por dois limites: a melhor e a pior colocação. O  $r_{min}^p$  é a melhor colocação que a DMU pode possuir se todos os conjuntos de pesos possíveis forem considerados, isto é, o  $r_{min}^p$  está relacionada ao *ranking* mínimo, pois nesse caso quanto menor o valor do *ranking*, mais eficiente é a DMU. Assim, caso a DMU seja *benchmark* a sua melhor colocação será sempre 1 e caso a DMU não seja *benchmark* a sua melhor colocação também poderá ser 1. Basicamente o algoritmo do  $r_{min}^p$  conta quantas DMUs podem ter o valor de eficiência superior ao da DMU  $p$ , para todos os conjuntos de pesos, quando sua eficiência é maximizada, conforme definido pelo modelo (2.10). Por exemplo, se duas DMUs superaram a eficiência da DMU  $p$  dentre todos os conjuntos de pesos possíveis o  $r_{min}^p$  da DMU  $p$  será três.

$$r_{min}^p = \min_{v,u,z} 1 + \sum_{j \in J \setminus p} z^j \quad (2.10)$$

s.t.

$$\sum_{i \in I} v_i x_i^j \leq \varphi + \sum_{r \in R} u_r y_r^j + M z^j \quad \forall j \in J \setminus p$$

$$\sum_{r \in R} u_r y_r^p + \varphi = 1$$

$$\sum_{i \in I} v_i x_i^p = 1$$

$$z^j \in \{0,1\}, \quad \forall j \in J \setminus p$$

$$u_r, v_i \geq 0, \quad r \in R, i \in I, \varphi \geq 0$$

Onde:

$r_{min}^p$ : Melhor colocação que a DMU  $p$  pode assumir para todos os conjuntos de pesos;

$M$ : Constante numérica positiva de alto valor (big-M);

$z^j$ : Variável de decisão binária que auxilia na definição da DMU  $k$  no *ranking*.

O big-M é um parâmetro de artificial com valor alto. O intuito de incluir esta constante no modelo é o de impedir violações das restrições imposta, por isso o valor alto atribuído a essa

constante. Desta forma, ao dimensionar o valor do big-M escolhesse um valor que imponha uma penalidade alta o suficiente para que a restrição não seja violada.

No caso do modelo (2.10) a segunda e terceira restrição definem a eficiência da DMU  $p$  (em análise) como a meta de eficiência ao igualar a parcela do insumo e do produto desta DMU a um. A primeira restrição avalia se as demais DMUs do conjunto superam o desempenho da DMU  $p$  quando esta se encontra na meta. E a função objetivo conta quantas DMUs conseguiram superar a DMU  $p$ .

Analogamente,  $r_{max}^p$  é a pior colocação que a DMU pode possuir se todos os conjuntos de pesos possíveis forem considerados, conforme definido pelo modelo (2.11). A construção do modelo (2.11) segue raciocínio semelhante a construção do modelo (2.10), só que no caso o que se busca é quantas DMUs conseguem ocupar posições superiores a DMU  $p$ . Por exemplo, se duas DMUs superaram a eficiência da DMU  $p$  e uma DMU iguala o desempenho da DMU  $p$  dentre todos os conjuntos de pesos possíveis o  $r_{max}^p$  da DMU  $p$  será quatro, ou seja, a DMU  $p$  se posiciona atrás da DMU que igualou seu desempenho.

$$r_{max}^p = \max_{v,u,z} 1 + \sum_{j \in J \setminus p} z^j \quad (2.11)$$

s.t.

$$\sum_{i \in I} v_i x_i^j \leq \varphi + \sum_{r \in R} u_r y_r^j + M(1 - z^j), \forall j \in J \setminus p$$

$$\sum_{r \in R} u_r y_r^p + \varphi = 1$$

$$\sum_{i \in I} v_i x_i^p = 1$$

$$z^j \in \{0,1\}, \quad \forall j \in J \setminus p$$

$$u_r, v_i \geq 0, \quad r \in R, i \in I, \varphi \geq 0$$

Onde:

$r_{max}^p$ : Pior colocação que a DMU  $p$  pode assumir para todos os conjuntos de pesos.

Nota-se que nos modelos (2.10) e (2.11),  $z^j, \forall j \in J \setminus p$  são variáveis de decisão binárias,  $u_r, \forall r \in R$  são variáveis de decisão contínuas e  $v_i, \forall i \in I$  são variáveis de decisão contínuas. Pode-se dizer, portanto, que os modelos utilizados em (2.10) e (2.11) são modelos de programação linear inteira mista (SALO; PUNKKA, 2011).

Os intervalos de classificação auxiliam na detecção da sensibilidade das DMUs aos conjuntos de pesos verificados pelos modelos (2.10) e (2.11). Intervalos de classificação estreitos é um indicativo de que a DMU  $p$  possui baixa sensibilidade a variação dos conjuntos de pesos e intervalos de classificação amplos é um indicativo de que a DMU  $p$  possui alta sensibilidade a variação dos conjuntos de pesos. Além disto, o fato da DMU ser *benchmark* pelo DEA não significa que seu valor de  $r_{max}^p$  também será 1, existem casos em que o  $r_{max}^p$  assume valores altos, ou seja, mesmo uma DMU *benchmark* pode ser sensível a variações no conjunto de pesos (SALO; PUNKKA, 2011).

#### 2.4.2. RELAÇÃO DE DOMÍNIO ENTRE AS DMUS

A dominância determina quantas e quais DMUs possuem um desempenho superior a DMU  $p$  para todos os conjuntos de pesos possíveis da região de solução do modelo de otimização. Ao comparar os resultados do  $r_{min}^p$  e o  $r_{max}^p$  (intervalo de classificação) com os resultados de domínio, nota-se que o intervalo de classificação apresenta um comportamento geral da DMU no conjunto e os domínios apresentam a comparação entre DMUs de forma individualizada (uma a uma). Assim, mesmo que duas DMUs E1 e E2 tenham intervalos de classificação coincidentes, é possível que uma domine a outra, ou seja, existe a possibilidade de que E1 possua eficiência sempre maior que E2 para todos os conjuntos de pesos.

Caso a DMU  $p$  seja *benchmark* pelo DEA significa que ela não poderá ser dominada por nenhuma outra, porém caso a DMU  $p$  não seja *benchmark* pelo modelo DEA, o algoritmo faz uma análise sobre todos os conjuntos de pesos possíveis e identifica se existe alguma DMU cuja eficiência é sempre maior que a da DMU  $p$  para todos os casos. Portanto, existe a possibilidade de que uma DMU fora da fronteira de eficiência não seja dominada por nenhuma outra DMU do conjunto analisado. Isso mostra que para algum conjunto de pesos a DMU  $p$  consegue superar ou igualar a eficiência de uma DMU *benchmarking* pelo DEA.

As relações de domínio são estabelecidas pela comparação entre as eficiências alcançadas por duas DMUs simultaneamente, construindo-se um conceito de programação preferencial (SALO; HÄMÄLÄINEN, 2001). O objetivo da programação preferencial é determinar as DMUs dominantes sobre cada DMU  $p$  do conjunto  $J$ . Assim, para que uma DMU domine outra DMU, é necessário que todas as eficiências da DMU dominante sejam pelo menos maiores ou iguais que todas as eficiências da DMU dominada, para os mesmos conjuntos de pesos. E que pelo menos uma eficiência da DMU dominante seja maior que uma eficiência da DMU

dominada, para os mesmos conjuntos de pesos. Vale ressaltar que, a comparação das eficiências é feita aos pares, onde esses pares devem ser comparados sempre sob o mesmo conjunto de pesos, podendo estabelecer ou não uma relação de domínio (SALO; PUNKKA, 2011).

O modelo (2.12) calcula a maximização da relação de eficiência entre a DMU  $p$  e a DMU  $j$ .

$$\bar{D}_{pj} = \max_{v,u} \sum_{r \in R} u_r y_r^p + \varphi \quad (2.12)$$

s.t.

$$\sum_{r \in R} u_r y_r^j + \varphi = \sum_{i \in I} v_i x_i^j,$$

$$\sum_{i \in I} v_i x_i^p = 1$$

$$u_r, v_i \geq 0, \quad r \in R, i \in I, \varphi \geq 0$$

Onde:

$\bar{D}_{pj}$ : Máxima razão de eficiência entre a DMU  $p$  e a DMU  $j$  para todos os conjuntos de pesos

No modelo (2.12), a primeira restrição igual os insumos e produtos de uma DMU  $j$ , isso seria equivalente a colocar a DMU  $j$  na meta e tentar maximizar a eficiência da DMU  $p$  (sob análise) somente com relação a DMU  $j$ . Observe que a eficiência proporcional da DMU  $p$  não é limitada, desta forma o valor da função objetivo pode ser maior que um.

E o modelo (2.13) calcula a minimização da relação de eficiência entre a DMU  $p$  e a DMU  $j$ . Onde a construção do modelo (2.13) possui como única diferença a função objetivo de minimização.

$$\underline{D}_{pj} = \min_{v,u} \sum_{r \in R} u_r y_r^p + \varphi \quad (2.13)$$

s.t.

$$\sum_{r \in R} u_r y_r^j + \varphi = \sum_{i \in I} v_i x_i^j,$$

$$\sum_{i \in I} v_i x_i^p = 1$$

$$u_r, v_i \geq 0, \quad r \in R, i \in I, \varphi \geq 0$$

Onde:

$\underline{D}_{pj}$ : Mínima razão de eficiência entre a DMU  $p$  e a DMU  $j$  para todos os conjuntos de pesos.

As razões de eficiência estabelecidas entre as DMUs nos modelos (2.12) e (2.13) do método REA são lineares e seus valores podem ser maximizados e minimizados por meio de um mesmo modelo de programação linear que determina, respectivamente, as máximas e mínimas eficiências de cada DMU frente ao conjunto  $J$ . Assim, ao analisar todos os conjuntos de pesos possíveis obtêm-se as eficiências máximas e mínimas da DMU  $p$  frente cada DMU  $j$ ,  $\forall j \in J$ .

Como já comentado a dominância de uma DMU sobre outra é definida pelo REA, se para todos os conjuntos de pesos, uma DMU supera ou iguala todos os valores de eficiência obtidos por outra DMU. Assim, ao contrário do método DEA, no REA é possível estabelecer domínio entre DMUs sem que necessariamente uma delas se encontre na fronteira de eficiência (SALO; PUNKKA, 2011).

### 2.4.3. DEFINIÇÃO DE EFICIÊNCIAS RELATIVAS FRENTE AO CONJUNTO

As eficiências relativas quantificam o desempenho das DMUs para todos os conjuntos de pesos possíveis e são calculados com base nas relações de eficiências definidas pela etapa de relações de domínio entre DMUs. Isto é, as eficiências relativas são obtidas ao juntar as matrizes formadas pelos resultados de  $\bar{D}_{pj}$  e  $\underline{D}_{pj}$  e os resultados de outros dois modelos que serão apresentados nessa seção. De posse desses resultados é possível determinar dois diferentes tipos de limites de eficiência para cada DMU  $j$ ,  $\forall j \in J$ . Esses limites de eficiência correspondem à eficiência relativa mínima e máxima, respectivamente, da DMU  $p$  em comparação com a DMU mais eficiente do conjunto  $J$  dentro do conjunto de minimizações da razão da eficiência da DMU  $p$  pela eficiência da DMU  $j$ ,  $\forall j \in J$  considerando todos os conjuntos de pesos possíveis.

A primeira é a eficiência relativa gerada é a mínima eficiência obtida pela razão da eficiência da DMU  $p$  por cada eficiência das DMU  $j$ ,  $\forall j \in J$  considerando todos os conjuntos de pesos possíveis, conforme representado pela Equação (2.14). E este valor é o mínimo valor alcançado pelas relações de domínio obtidas pela DMU  $p$  frente a todas as DMUs do conjunto  $J$ , calculadas pelo modelo (2.14).

$$\underline{D}_{pJ} = \min_{j \in J} \underline{D}_{pj} \quad (2.14)$$

Onde:

$\underline{D}_{pJ}$ : Mínima eficiência relativa obtida pela razão entre as eficiências da DMU  $p$  frente a todo o conjunto  $J$ .

A segunda eficiência relativa,  $\bar{D}_{pj}$ , é obtida pela máxima eficiência obtida pela razão da eficiência da DMU  $p$  por cada eficiência das DMU  $j$ ,  $\forall j \in J$  considerando todos os conjuntos de pesos possíveis. Considerando que a DMU  $p$  não é *benchmark* pelo DEA, o seu  $\bar{D}_{pj}$  é igual à eficiência obtida pelo DEA. Porém, caso a DMU  $p$  seja *benchmark* pelo DEA, o seu  $\bar{D}_{pj}$  é dado por (2.15). Sendo que o conceito envolvido em (2.15) é o conceito de supereficiência (ZHU, 1996).

$$\bar{D}_{pj} = \max \sum_{r \in R} u_r y_{rp} + \varphi \quad (2.15)$$

s.t.

$$\sum_{r \in R} u_r y_r^l - \sum_{i \in I} v_i x_i^l + \varphi \leq 0, \quad \forall l \in L \subseteq J \setminus p$$

$$\sum_{i \in I} v_i x_i^p = 1$$

$$u_r, v_i \geq 0, \quad r \in R, i \in I, \varphi \geq 0$$

Onde:

$\bar{D}_{pj}$ : Supereficiências alcançadas pelas DMUs *benchmark* pelo DEA e eficiência do método DEA para as DMUs fora da fronteira;

$l \in L$ : Conjunto de DMUs *benchmark* obtido com a aplicação do método DEA.

O modelo (2.15) se diferencia em dois aspectos do equacionamento do método DEA. O primeiro é justamente o tamanho do conjunto do modelo, composto somente pelas DMUs *benchmarks* e o segundo é que a DMU  $p$  não tem seu valor de eficiência limitado a um, ou seja, ela pode atingir eficiências superiores a um.

Vale destacar que o primeiro e o segundo parâmetro podem ser vistos como um intervalo de eficiência para a DMU  $p$ . O primeiro é a mínima eficiência que a empresa pode obter e o segundo é o máximo valor de eficiência possível. Note que pela definição do segundo parâmetro, “máxima eficiência possível”, já se pode concluir que o segundo parâmetro irá coincidir com o resultado do DEA. Exceção apenas para as DMUs que estão na fronteira de eficiência. O DEA não aceita eficiência maior que 1, mas o segundo parâmetro do método REA, por se tratar de eficiência relativa pode assumir valores maiores que 1. Portanto, para essas DMUs que apresentam resultados na fronteira de eficiência do DEA, o segundo parâmetro será maior que 1.

---

# CAPÍTULO 3

## REGULAÇÃO DA DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA NO BRASIL

O setor elétrico brasileiro no final do século XX era composto basicamente de empresas estatais. O foco do setor era a qualidade da energia fornecida aos consumidores que demandava altos investimentos em infraestrutura e promoviam um sistema robusto e caro. Em meados da década de 70 as interconexões entre as redes do sistema começaram a não dar os retornos desejados as distribuidoras que, em paralelo, com os aumentos nos custos de investimentos causados pela crise mundial do petróleo em 1973 e 1979, começaram a impactar nos gastos associados ao fornecimento de energia (SALES, 2011). Sob a administração do Estado, o governo não deixou que os crescentes custos do setor elétrico fossem repassados aos consumidores para evitar crises inflacionárias, ou seja, o setor acabou sendo instrumento de política monetária. Essa interferência estatal contribuiu para o endividamento do setor nas décadas de oitenta e noventa que motivou uma ampla reforma e necessidade de privatização (SAMPAIO; RAMOS; SAMPAIO, 2005)

O governo brasileiro, então, seguiu a tendência mundial de reestruturação do setor de energia elétrica e ao final da década de 90 começaram os incentivos para realização de estudos que levantassem as alternativas pertinentes para a reestruturação do setor (SAMPAIO; RAMOS; SAMPAIO, 2005). Na reestruturação ficou definido que algumas distribuidoras seriam privatizadas e todo o setor passaria a ser regulado pela ANEEL. A regulação no setor de distribuição de energia elétrica brasileiro foi importante, já que este setor possui característica de monopólio natural e bem essencial (JAMASB; POLLITT, 2003; TSCHIRHART, 1995).

### 3.1. CONCEITOS BÁSICOS APLICADOS A REGULAÇÃO TARIFÁRIA DAS DISTRIBUIDORAS

O papel da regulação é estabelecer as tarifas que serão aplicadas aos consumidores e garantir que esses serviços sejam realizados com boa qualidade, confiabilidade e continuidade. A proposta de regulação econômica se fundamentou na premissa de regulação por incentivo, onde as tarifas são revisadas em períodos de tempo maiores que na regulação pela taxa de retorno. O intuito de intervalos mais longos entre as revisões foi estimular as distribuidoras a implementar medidas de economia e ganho de eficiência, uma vez que o compartilhamento dos benefícios alcançados com os consumidores é feito somente no momento de suas RTPs. O regime tarifário adotado foi do tipo *price-cap*, onde um preço limite inicial é fixado sob as tarifas a serem praticadas pelas distribuidoras. Os procedimentos adotados pela ANEEL podem ser divididos em 4 mecanismos regulatórios: RTP, reajuste tarifário anual, revisão tarifária extraordinária e verificação das metas de qualidade.

As RTPs são realizadas em intervalos de tempo uniformes, cujo o período é estabelecido pelo contrato de concessão de cada distribuidora, de forma a avaliar os ganhos de eficiência alcançados pelas mesmas nesse período. Os reajustes tarifários anuais são realizados anualmente para atualizar a tarifa das distribuidoras com base na inflação e ganhos de produtividade. As revisões tarifárias extraordinárias somente são aplicadas quando imprevistos aumentam os custos das distribuidoras e uma reavaliação da tarifa é necessária para o restabelecimento do seu equilíbrio econômico-financeiro. A verificação das metas de qualidade faz-se necessário para que a qualidade do serviço ofertado seja comprometida em detrimento à redução dos custos. Caso os padrões de qualidade estabelecidos pela ANEEL não sejam alcançados, penalidades devem ser aplicadas às distribuidoras (ANEEL: NT 025, 2000).

Durante a RTP, a ANEEL estabelece a receita das concessionárias de distribuição que é dívida em Parcela A e Parcela B. A Parcela A da receita é constituída pelos custos “não gerenciáveis”, ou seja, ela é formada pela parcela de custos que não podem ser controlados pelas distribuidoras, que são os custos relativos à compra de energia, encargos e tributos. Já a Parcela B da tarifa é constituída pelos custos “gerenciáveis”, ou seja, aqueles custos que podem ser controlados e reduzidos administrativamente por medidas gerenciais das distribuidoras. Os custos da Parcela B são os custos da distribuição de energia formados pelos custos de pessoal, material, atividades de operação e manutenção, custos de depreciação de ativos, remuneração

de investimentos e outras atividades vinculadas ao serviço de distribuição de energia (APPA et al., 2010; XAVIER, 2015).

A tarifa paga pelo consumidor final é composta pela contribuição à receita das concessionárias de distribuição (Parcela A e Parcela B) e pelo pagamento dos tributos ao Governo Federal, Estadual e Municipal. Os tributos do Governo Federal são o Programa de Integração Social (PIS) e Contribuição para Financiamento da Seguridade Social (COFINS). O tributo do Governo Estadual é Imposto sobre Circulação de Mercadorias e Serviços (ICMS). O tributo do Governo Municipal é a taxa de iluminação Pública. A Parcela A representa a parcela de custos não gerenciáveis pela distribuidora como compra de energia, pagamento de tarifa de transmissão e encargos diretamente relacionados com o setor elétrico. A Parcela B representa a parcela diretamente relacionada com a distribuição de energia (também conhecido como o “fio” da distribuidora) e que é gerenciável pelas empresas de distribuição. É nesta última parcela que reside o objetivo deste estudo. A Figura 3.1 ilustra os custos da Parcela A que representam atualmente 53,5% da tarifa de energia, seguidos pelos encargos setoriais com 29,5% da tarifa de energia e em último a Parcela B com 17% da tarifa de energia. Assim sendo, os custos da Parcela B representam a menor parcela da tarifa de energia, isto é, toda a RTP foca em somente 17% do custo total da energia que é repassado ao consumidor (ANEEL, 2020a).

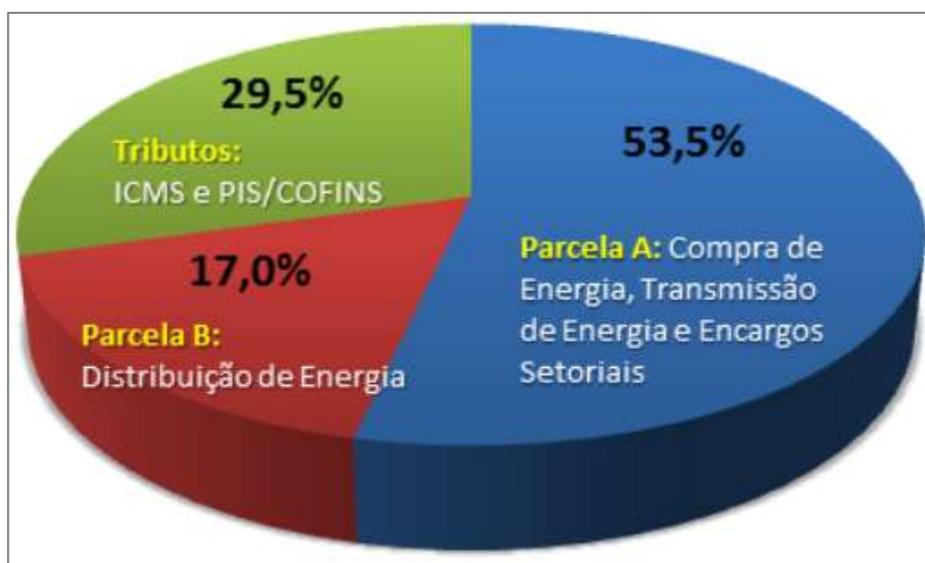


Figura 3.1: Valor final da Energia Elétrica

Fonte: (ANEEL, 2020a)

Durante o reajuste tarifário anual, o preço limite definido na RTP é atualizado pela inflação com base no Índice Geral de Preços de Mercado (IGP-M) e no Fator X. O Fator X corresponde ao ganho de produtividade que deve ser repassado ao consumidor e é definido na RTP. O Índice

de Reajuste Tarifário, definido na equação (3.1), deve atuar diferentemente no valor da Parcela A (custos não-gerenciáveis) e no valor da Parcela B (custos gerenciáveis), pois ambos são afetados pela receita anual das distribuidoras, mas somente o valor da Parcela B sofre influência da inflação e do Fator X.

$$IRT = \frac{VPA_1 + VPB_0 * (IGPM - X)}{RA_0} \quad (3.1)$$

Onde:

*IRT*: Índice de Reajuste Tarifário;

*VPA<sub>1</sub>*: Valor da Parcela A para o atual ciclo regulatório;

*VPB<sub>0</sub>*: Valor da Parcela B anterior ao atual ciclo regulatório;

*IGPM*: Índice de Inflação adotado para correção do *VPB<sub>0</sub>*;

*X*: Representa a meta regulatória estabelecida (Fator X);

*RA<sub>0</sub>*: Receita Anual anterior ao atual ciclo tarifário.

O incentivo na metodologia aparece tanto para os consumidores quanto para a distribuidora. Os consumidores se apropriam dos ganhos de produtividade definidos pelo Fator X e as distribuidoras se apropriam dos ganhos de produtividade superiores aos definidos pelo Fator X.

A metodologia de cálculo das RTPs deve ser fundamentada no equilíbrio econômico-financeiro e na definição de seus elementos base. O equilíbrio econômico-financeiro é representado pelo equilíbrio no processo de comparação entre as distribuidoras. Para o 1º CRTP assumiu-se que o equilíbrio econômico-financeiro é dado pela condição da distribuidora antes do fato gerador do desequilíbrio e para todos os CRTPs seguintes é assumida a condição definida pela última RTP ou revisão tarifária extraordinária plena realizada pela distribuidora.

Os elementos base do processo de regulação definido para o setor de distribuição são cinco:

1. Definição de uma referência para o Ano-Teste – fundamental para orientar a construção da base de dados das revisões (mercado e custos) que embasam o cálculo da receita requerida e da receita base.
2. Base de remuneração – definida pelo histórico contábil que deve levar em consideração a depreciação, efeitos tributários e ganhos financeiros baseados em inovações tecnológicas.

3. Taxa de retorno sobre a base tarifária – deve compensar o risco frente ao capital investido. O capital investido é composto por duas parcelas: dívida e capital acionário. E a taxa de retorno sobre o investimento deve ser equivalente a outros investimentos com risco similar, de modo a quitar as dívidas, remunerar acionistas e atrair mais capital.
4. Despesas de operação e manutenção da área de concessão – obtidas de duas formas: com base no histórico de despesas de operação e manutenção de cada distribuidora comparada com suas próprias características estruturais ou fazendo uso de técnicas estatísticas para agrupar e comparar as despesas de operação e manutenção entre todas as distribuidoras.
5. Atividades extra concessão – uso da infraestrutura das distribuidoras em outros tipos de negócios (não elétricos) com o intuito de obter economias no seu custo. Essas economias podem ser observadas de duas formas, pelo compartilhamento da infraestrutura ou expansão da estrutura para obtenção de um custo unitário menor. Além disso, as atividades extra concessão não podem comprometer a confiabilidade e qualidade do serviço de distribuição de energia elétrica.

O presente estudo foca seus esforços no estudo da metodologia de cálculo dos CORs, maior custo que compõe a Parcela B. Ao longo dos ciclos regulatórios as metodologias aplicadas pela ANEEL para o cálculo do COR foram modificando e isso se deve ao amadurecimento do regulador quanto a complexidade do sistema interligado brasileiro. Um dos maiores desafios em todas as RTPs está associado ao cálculo dos custos operacionais eficientes, assunto que será tratado detalhadamente nas seções que se seguem.

### **3.2. 1º E 2º CICLOS DE REVISÃO TARIFÁRIA PERIÓDICA**

A definição da metodologia do 1º CRTP representou um marco regulatório no setor elétrico brasileiro, pois apesar do tema já ter sido explorado na RTP da ESCELSA em 1998 (atual EDP ES) um procedimento a ser replicado às RTPs das demais distribuidoras ainda não havia sido documentado. A Nota Técnica nº 148/2002 foi escrita pela ANEEL para documentar a metodologia de cálculo dos custos operacionais e orientar as distribuidoras na determinação da base de remuneração de seus processos de RTP no 1º CRTP. A metodologia definida para o cálculo dos custos operacionais foi construída a partir de uma referência de mercado pela qual a competição pôde ser simulada e seus ganhos de eficiência incentivados (ANEEL: NT 148,

2002). No 2º CRTP a metodologia para o cálculo dos custos operacionais eficientes veio detalhada pela Nota Técnica nº 343/2008 e manteve como objetivo a adoção de uma referência de mercado para os custos operacionais que fosse equivalente com as características físicas da área de concessão de cada distribuidora regulada. O principal aprimoramento do 1º CRTP para o 2º CRTP foi a inclusão da análise de consistência global que avaliava se os resultados obtidos tinham coerência com as perspectivas de nível médio de eficiência esperado (ANEEL: NT 343, 2008).

A referência de mercado foi criada com base na metodologia *bottom-up* (modelos regulatórios detalhados e mais intensivo em dados) de Empresa de Referência que baseava suas análises na criação de uma distribuidora virtual. A distribuidora virtual representava uma distribuidora ótima (eficiente) que estivesse entrando em funcionamento e que possuísse exatamente o mesmo mercado, complexidade, área de concessão, serviços prestados e atividades de operação e manutenção da distribuidora real. Para definição de cada distribuidora virtual foi necessário o mapeamento de todas as etapas da prestação de serviço através da observação do dia-a-dia de cada distribuidora real. A performance das distribuidoras monopolistas, quando expostas ao ambiente de competição definido pela metodologia de Empresa de Referência, permitiam a definição dos ganhos mínimos exigidos na prestação do serviço e a busca pela modicidade tarifária. Assim, no reposicionamento tarifário os ganhos de eficiência atingidos e o Fator X representavam a trajetória de redução de custos calculada para cada distribuidora pelo regulador até o próximo CRTP. Como se tratou de uma metodologia normativa não era necessária ao uso de dados físicos reais na definição da função de produção aproximada, porém a metodologia brasileira optou pela aplicação dos dados reais dos ativos físicos na definição da função de produção média.

A determinação da base de remuneração para construção das distribuidoras virtuais devia, portanto, estar alinhada com os princípios de eficiência econômica, equidade no impacto dos preços entre gerações de consumidores, coerência na tarifa definida, manutenção dos investimentos, praticidade na reprodução e compromisso regulatório. A eficiência econômica preza pela alocação eficiente de recursos ao menor custo possível, ou seja, o nível de eficiência no setor deve estar em equilíbrio com as necessidades do mesmo (sem excesso ou falta de investimentos). A equidade no impacto dos preços entre gerações de consumidores preza pela contabilização da depreciação no valor do ativo para que valores superestimados não sejam atribuídos aos mesmos. A coerência na tarifa definida procura manter constante a influência dos investimentos necessários em ativos no longo prazo. A manutenção dos investimentos

busca pela garantia de que os investimentos realizados apresentaram retornos compatíveis, pois o custo de capital aumenta proporcionalmente a diminuição do risco. A praticidade na reprodução considera que o mecanismo regulatório deve ser simples de replicar, uma vez que procedimentos complexos tendem a ser arriscados. E o compromisso regulatório promove a adoção de regras claras de forma a não gerar dúvidas quanto ao desempenho das distribuidoras e, por consequência, reduzir as incertezas do negócio (ANEEL: NT 148, 2002).

A ANEEL destacou que a principal diferença entre a metodologia de Empresa de Referência brasileiro e as técnicas de *benchmarking* é a posição relativa de suas curvas de produção estimada, uma vez que a Empresa de Referência tende a apresentar valores maiores de custo. O posicionamento das curvas também é diferente entre a metodologia de Empresa de Referência e as metodologias estatísticas, embora a média da distribuição seja a base para a construção de ambos. O mecanismo definido para o 1º CRTP e o 2º CRTP procurava pela competição gerar incentivos a redução dos custos, seja com o intuito de aumentar os ganhos ou reduzir as perdas. O maior problema da regulação utilizando a Empresa de Referência estava em sua intensidade de dados que exigia um alto custo monetário e temporal para seu levantamento, problema comum a todas as metodologias *bottom-up*.

### **3.3. 3º CICLO DE REVISÃO TARIFÁRIA PERIÓDICA**

A dificuldade de levantamento de dados aliada à grande quantidade de distribuidoras no Brasil fez com que, a partir do 3º CRTP, a ANEEL abandonasse a metodologia de Empresa de Referência no cálculo dos custos operacionais eficientes e adotasse em suas análises metodologias *top-down* (modelos regulatórios simplificados e menos intensivos em dados). A ANEEL pretendia pela Audiência Pública nº 040/2010 (AP 040/2010) com base no conhecimento adquirido nos dois primeiros CRTP, simplificar a metodologia e aprimorar o processo da RTP, reforçando a qualidade na prestação do serviço e controle do nível de perdas. A AP 040/2010 foi marcada por duas fases e a consolidação da metodologia estabelecida foi documentada pela Nota Técnica nº 294/2011 (NT 294/2011).

A metodologia do 3º CRTP foi dividida em duas etapas: a estimativa pontual (Etapa 1) e a estimativa do intervalo de confiança (Etapa 2). A estimativa pontual foi baseada na atualização dos custos definidos no 2º CRTP para o 3º CRTP pela evolução dos produtos, inflação e ganhos médios de produtividade alcançados pelas distribuidoras entre esses dois ciclos. A estimativa

do intervalo de confiança foi baseada em dois estágios. No Estágio 1 foi feita uma comparação entre os níveis de eficiência das distribuidoras utilizando duas técnicas de *benchmarking*. No Estágio 2 o nível de eficiência (Estágio 1) foi ajustado considerando a influência das variáveis ambientais nos custos praticados pelas distribuidoras. O reposicionamento do COR é, então, calculado pela comparação entre a estimativa pontual e o intervalo de confiança, gerando uma transição amena entre o 2º CRTP e o 3º CRTP (ANEEL: NT 294, 2011)

As distribuidoras brasileiras possuem características bem distintas devido à dimensão territorial do Brasil, havendo diferenças econômicas, demográficas e topográficas entre as diferentes áreas de concessões. No 3º CRTP a ANEEL reconheceu que as distribuidoras de pequeno porte têm característica de mercado diferentes das distribuidoras de grande porte e para tentar mitigar essas diferenças a ANEEL segregou as distribuidoras em dois grupos. No Grupo A ficaram as distribuidoras com consumo anual faturado maior que 1TWh e no Grupo B ficaram as distribuidoras com consumo anual faturado menor ou igual a 1 TWh.

### 3.3.1. ETAPA 1 – ESTIMATIVA PONTUAL

A Etapa 1 foi elaborada de forma a representar uma transição entre o 2º CRTP e o 3º CRTP, devido à mudança de metodologia de análise de eficiência que ocorreu entre esses dois ciclos de revisão metodológica. A Etapa 1 pode ser dividida em 4 passos: ajuste dos valores do 2º CRTP (Empresa de Referência), atualização monetária, ganho de produtividade e crescimento dos ativos. O processo simplificado é representado pela Figura 3.2.



Figura 3.2: Fluxograma de definição dos Custos Operacionais da Etapa 1

O Passo 1 foi ajustar os valores do 2º CRTP (Empresa de Referência Ajustado) de forma a compatibilizá-lo com a metodologia do 3º CRTP. Para isso foram retirados dos custos do 2º CRTP os custos com geração própria, receitas de serviços taxados, custo de capital associado a anuidades e custos adicionais relacionados a atividade de operação e manutenção e crescimento de processos.

O Passo 2 foi atualizar os valores do 2º CRTP ajustados para a data base do 3º CRTP (Empresa de Referência Ajustadas a Preços Correntes). A atualização monetária é a parcela onde é estabelecida uma correlação entre os custos das distribuidoras e para isto foram utilizados os

dados contábeis do Manual de Contabilidade do Serviço Público de Energia Elétrica – MCSE (2003-2009). O objetivo era contabilizar gastos com: pessoal (corrigido pelo Índice de Preços ao Consumidor Amplo - IPCA), administração, materiais e serviços (corrigido pelo IGP-M), terceirização e tributos (ANEEL: NT 294, 2011).

O Passo 3 foi a consideração dos ganhos de produtividade entre o 2º CRTP e o 3º CRTP. Os ganhos de produtividade é a parcela onde são contabilizados os ganhos de eficiência das distribuidoras. E o Passo 4 foi o cálculo do crescimento dos ativos para definição dos custos operacionais do 3º CRTP.

Os ganhos de produtividade (Passo 3) são mensurados pelo comportamento da relação entre o produto e o insumo ao longo do tempo. Neste caso, o quanto essa relação modificou do 2º CRTP para o 3º CRTP. Os produtos selecionados para definição dos ganhos de produtividade foram comprimento de rede, número de unidades consumidoras e mercado composto.

O mercado composto foi a variável mais discutida na AP 040/2010, pois os custos de operação e manutenção da baixa tensão (BT), no serviço de distribuição de energia, são muito superiores ao da alta tensão (AT) e média tensão (MT). A consideração da AT e MT foi questionada por algumas contribuições, porém a ANEEL se manteve firme na consideração dos três níveis de tensão na construção do produto mercado. A justificativa da ANEEL foi que existem distribuidoras que possuem mercados de BT semelhantes e mercados de MT e AT distintos e, portanto, a consideração somente da BT modelaria essas distribuidoras como semelhantes. O produto mercado foi definido como mercado ponderado pelos níveis de tensão conforme equação (3.2).

$$MC_k = MBT_k^{\beta BT_k} MMT_k^{\beta MT_k} MAT_k^{\beta AT_k} \quad (3.2)$$

Onde:

$k \in K$ : Conjunto de distribuidoras brasileiras do 3º CRTP;

$MC_k$ : Mercado Composto da distribuidora  $k$ ;

$MBT_k$ : Mercado de BT da distribuidora  $k$ ;

$MMT_k$ : Mercado de MT da distribuidora  $k$ ;

$MAT_k$ : Mercado de AT da distribuidora  $k$ ;

$\beta BT_k$ : Participação do Mercado de BT na Parcela B da distribuidora  $k$ ;

$\beta MT_k$ : Participação do Mercado de MT na Parcela B da distribuidora  $k$ ;

$\beta AT_k$ : Participação do Mercado de AT na Parcela B da distribuidora  $k$ .

A metodologia adotada pela ANEEL utiliza três produtos na avaliação do ganho de produtividade (Passo 3) e quando se utiliza mais de um produto é necessário adotar metodologias mais completas para estimar os índices de produtividade. Os dois tipos de indicadores de produtividade são os indicadores de produtividade parciais dos fatores, que utilizam somente um fator de produção; e os indicadores de produtividade total dos fatores, que utilizam pelo menos dois fatores de produção ao mesmo tempo (PEREIRA, 1999). Os indicadores de produtividade parciais dos fatores, apesar de mais fácil aplicação que os de produtividade total dos fatores, não consideraram a complexidade existente nos processos produtivos do negócio. Já os indicadores produtividade total dos fatores fazem uso de dados composto por insumos e produtos na busca de maior representatividade no processo produtivo (XAVIER, 2015). Os ganhos do setor de distribuição foram, portanto, estimados utilizando dois índices de produtividade total dos fatores: o Índice de *Tornqvist* (PEREIRA, 1999) e o Índice de *Malmquist* (CAVES; CHRISTENSEN; DIEWERT, 1982).

A ANEEL baseou-se no procedimento de Coelli et al. (2005), onde o ganho de produtividade do setor de um ano é calculado pela média aritmética dos ganhos de produtividade individuais e os ganhos de produtividade do período é calculado pela média aritmética dos ganhos de produtividade de cada ano. O Índice *Tornqvist* obteve um ganho de 0,726% e o Índice *Malmquist* obteve um ganho de 0,837%. No geral, tanto o Índice *Tornqvist* quanto o Índice *Malmquist* tiveram estimativas anuais semelhantes e certa variabilidade entre o período de 2003/2009. Por fim, o ganho de produtividade do setor entre o 2º CRTP e o 3º CRTP ( $\rho$ ) é 0,782%, obtido pela média dos dois índices (ANEEL: NT 294, 2011).

O crescimento de cada produto foi calculado pela proporção de aumento de ativos entre a data base do 2º CRTP e data base do 3º CRTP. A contribuição de cada produto para o crescimento total dos ativos foi ponderada com base no peso que cada produto obteve na estimativa de eficiência do COLS. Onde, o peso do mercado foi segregado pela contribuição de cada nível de tensão. Assim, a estimativa de crescimento total do produto (Passo 4) foi definida pela equação (3.3).

$$\Delta_P = \varphi_{BT} * \Delta_{BT} + \varphi_{MT} * \Delta_{MT} + \varphi_{AT} * \Delta_{AT} + \rho_{cons} * \Delta_{cons} + \rho_{rede} * \Delta_{rede} \quad (3.3)$$

Onde:

$\Delta_P$ : Crescimento do produto do 2º CRTP para o 3º CRTP;

$\varphi_{BT}$ : Peso do produto de mercado de baixa tensão;

$\Delta_{BT}$ : Crescimento do mercado de baixa tensão;

$\varphi_{MT}$ : Peso do produto de mercado de média tensão;

$\Delta_{MT}$ : Crescimento do mercado de média tensão;

$\varphi_{AT}$ : Peso do produto de mercado de alta tensão;

$\Delta_{AT}$ : Crescimento do mercado de alta tensão;

$\rho_{cons}$ : Peso do produto número de unidades consumidoras;

$\Delta_{cons}$ : Crescimento do número de unidades consumidoras;

$\rho_{rede}$ : Peso do produto comprimento de rede;

$\Delta_{rede}$ : Crescimento do comprimento de rede.

A partir dos resultados obtidos pelos Passos 2, 3 e 4 os custos operacionais da estimativa pontual do 3º CRTP é calculado por (3.4).

$$CO_3 = CO_2 * \left( \frac{\Delta_P}{[1 + \rho]^n} \right) \quad (3.4)$$

Onde:

$n$ : Número de anos entre as revisões do 2º CRTP e 3º CRTP;

$CO_3$ : Custos operacionais da estimativa pontual do 3º CRTP;

$CO_2$ : Custos operacionais reconhecidos do 2º CRTP;

$\rho$ : Produtividade média dos custos operacionais entre o 2º CRTP e o 3º CRTP é 0,782%;

$\Delta_P$ : Crescimento dos produtos (ativos) entre o 2º CRTP e o 3º CRTP.

### 3.3.2. ETAPA 2 – INTERVALO DE CONFIANÇA

A Etapa 2 se divide em dois estágios. No primeiro estágio é feita uma análise de eficiência a partir de duas técnicas de *benchmarking*: *Data Envelopment Analysis* e *Corrected Ordinary Least Squares*. E no segundo estágio é feita uma regressão das eficiências do primeiro estágio utilizando o vetor médio das variáveis ambientais.

### 3.3.2.1 ESTÁGIO 1 – ESTIMATIVA DE EFICIÊNCIA UTILIZANDO DEA E COLS

O DEA é uma técnica de *benchmarking* consagrado na avaliação de eficiência do setor de energia elétrica, tanto em trabalhos acadêmicos quanto por reguladores segundo Jamasb and Pollitt (2000).

Porém, o DEA apresenta algumas desvantagens e vantagens, levantadas pela ANEEL na NT 294/2011. Dentre as desvantagens estão: sensibilidade a presença de *outliers*, sensibilidade ao número de insumos e produtos do modelo de otimização do DEA, impossibilidade de aplicar testes estatísticos nos resultados. Dentre as vantagens estão: modelo de programação linear, método não-paramétrico (não necessita da definição de uma forma funcional para a função de produção) e vasta aplicação na regulação internacional.

Para contornar as desvantagens do DEA e inserir maior robustez aos escores de eficiência, a ANEEL sugeriu combinar os resultados do COLS com os resultados do DEA. O COLS se destaca por sua simplicidade e é um método de *benchmarking* paramétrico. Dentre suas vantagens estão a baixa sensibilidade aos erros de medida e possibilidade de teste estatísticos dos resultados, mas como desvantagem possui a necessidade de definir uma forma funcional para a função de produção.

Ambos os métodos, DEA e COLS, podem considerar os mesmos insumos e produtos para aferição da eficiência das distribuidoras. Os produtos definidos para ambas foram comprimento de rede, mercado composto e número de unidades consumidoras. E como insumo foi utilizado apenas o custo operacional (OPEX).

Além disso, duas fronteiras de eficiência foram estimadas para o período de 2003 a 2009. Uma fronteira foi estimada para o Grupo A (distribuidoras de grande porte) com uma amostra de 29 distribuidoras e outra fronteira para o Grupo B (demais distribuidoras) com uma amostra de 30 distribuidoras. Foi considerada a disposição de dados em painel, onde os dados de cada ano foram dispostos dentro do período de 7 anos como uma amostra diferente da mesma distribuidora. Ou seja, as distribuidoras além de serem comparadas com as demais distribuidoras do seu grupo, também são comparadas consigo mesmas ao longo do tempo. A adoção desta disposição de dados foi feita para aumentar o número de distribuidoras e, então, diminuir os problemas relacionados ao tamanho da amostra.

Uma discussão metodológica levantada durante a NT 294/2011 foi a consideração do DEA NDRS. Algumas contribuições levantaram que o DEA VRS deveria ser adotado ao invés do DEA NDRS. A ANEEL indeferiu essas contribuições, principalmente porque os resultados são

bastante sensíveis a retirada das duas maiores distribuidoras da amostra – que seriam as favorecidas pelo VRS. Por tanto os resultados estariam capturando um viés na estimativa de eficiência.

Por fim, a estimativa de eficiência definida pelo primeiro estágio é dada pela média das eficiências obtidas pelo COLS e pelo DEA em 2009. Ademais, as eficiências obtidas pelo DEA e COLS foram semelhantes e apresentaram correlação de 94% demonstrando robustez na estimativa, segundo a ANEEL.

### 3.3.2.2 ESTÁGIO 2 – AJUSTE DE EFICIÊNCIA PELA CONSIDERAÇÃO DE VARIÁVEIS AMBIENTAIS

As variáveis ambientais são variáveis que estão fora do controle das empresas, mas que apresentam um impacto direto nos seus resultados de eficiência. Estas variáveis estão ligadas ao ambiente em que as empresas estão situadas. No caso da distribuição atribuições climáticas, densidade demográfica e até índices salariais podem ser consideradas como variáveis ambientais. No caso do DEA aplicado pela ANEEL, as variáveis ambientais são normalmente consideradas em um segundo estágio, onde os ajustes da eficiência são feitos por meio de uma regressão. Basicamente, o DEA de dois estágios equivale a regressar a eficiência obtida no primeiro estágio utilizando variáveis ambientais, consideradas somente no segundo estágio. Na metodologia brasileira, ao invés de se utilizar somente a eficiência do DEA como estimativa do primeiro estágio utilizou-se a média das eficiências do DEA e COLS.

Existem uma grande quantidade de métodos de regressão onde pode ser feito o ajuste pelas variáveis ambientais. Na metodologia do 3º CRTP foi utilizado o método TOBIT (TOBIN, 1958) e mais duas outras variações deste método (BANKER; NATARAJAN, 2008) e (SIMAR; WILSON, 2007).

Para definir as variáveis ambientais que iriam compor os métodos de regressão foi realizado um teste estatístico de baixa significância e as variáveis que apresentaram *P-value* inferior a 10% ou inconsistência de sinal foram descartadas. Assim, as variáveis exógenas do Grupo A foram: Salário Médio, Índice de Precipitação, Número de Consumidores por Conjunto e Índice de Complexidade. E as variáveis exógenas do Grupo B foram: Salário Médio, Índice de Precipitação e Número de Consumidores por Km de rede.

As correções obtidas pelas regressões (média dos três métodos de regressão aplicados) afetaram significativamente as eficiências estimadas. O impacto sofrido nos valores de eficiência após o segundo estágio foi de até 60 pontos percentuais, ou seja, as empresas em área de concessão mais desfavoráveis poderiam gastar até 60% a mais que empresas em área de concessão mais

favorável. Como a importância das variáveis ambientais pareceram excessivas, a alternativa adotada pela ANEEL foi de preservar as eficiências obtidas no primeiro estágio. Portanto ao invés de ajustar essas eficiências diretamente, as variáveis ambientais foram utilizadas para estabelecer um intervalo de confiança sobre os valores obtidos no primeiro estágio. O intervalo de confiança foi fixado a uma variação de 20% sob o resultado do primeiro estágio (média do DEA e COLS) considerando as correções sob as variáveis ambientais. Os limites de custos operacionais foram então definidos pelas equações (3.5) e (3.6).

$$CO_{LI(\theta_k)}^3 = CO_k^{2009} * [\theta_k + LI(\theta_k)] \quad (3.5)$$

$$CO_{LS(\theta_k)}^3 = CO_k^{2009} * [\theta_k + LS(\theta_k)] \quad (3.6)$$

Onde:

$CO_{LI(\theta_k)}^3$ : Limite inferior dos custos operacionais, na base de dados do 3º CRTP;

$CO_{LS(\theta_k)}^3$ : Limite superior dos custos operacionais, na base de dados do 3º CRTP;

$CO_k^{2009}$ : Custo operacional contábil de 2009, atualizado até a data base da revisão tarifária;

$\theta_k$ : Parâmetro de eficiência considerado para distribuidora  $k$ , obtido da Etapa 1;

$LI(\theta_k)$ : Limite inferior de eficiência obtido pela aplicação dos 3 métodos de regressão da Etapa 2 do 3º CRTP;

$LS(\theta_k)$ : Limite superior de eficiência obtido pela aplicação dos 3 métodos de regressão da Etapa 2 do 3º CRTP.

Como as eficiências médias obtidas pelas distribuidoras foi baixa os limites superior e inferior do intervalo de confiança foram corrigidos. A correção foi feita pela divisão dos limites pela média das distribuidoras que em 2009 obtiveram eficiência superior à média do período de 2003 a 2008.

### 3.3.3. COMPONENTE T DO FATOR X

A componente T do Fator X representa o incentivo de eficiência definido com base nos desempenhos que a distribuidora obteve na Etapa 1 e Etapa 2. Seu objetivo é suavizar os impactos das RTPs e criar uma transição entre os custos praticados pela distribuidora e os custos operacionais eficientes. Caso o valor da Etapa 1 (Estimativa pontual) esteja contido dentro do intervalo de confiança definido pela Etapa 2 a componente T do Fator X é zero. E caso o valor

da Etapa 1 esteja fora do intervalo de confiança da Etapa 2, a diferença entre a Estimativa pontual e o limite mais próximo do intervalo da Etapa 2 será considerado no cálculo da componente T do Fator X conforme equação (3.7).

$$T = \left( 1 - \sqrt[n]{\frac{CO_m^3}{CO_3}} \right) * \left( \frac{CO_3}{VPB_3} \right) \quad (3.7)$$

Onde:

*T*: Valor da componente T do Fator X;

*m*: Número de reajustes entre duas revisões tarifárias sucessivas;

*CO<sub>3</sub>*: Custos Operacionais definidos na Etapa 1;

*CO<sub>n</sub>*: Limite do intervalo definido na Etapa 1 mais próximo do *CO<sub>3</sub>*;

*VPB<sub>3</sub>*: Total da parcela B definida para RTP do 3º CRTP.

Após algumas contribuições na NT 294/2011 ficou definido que era necessário limitar o valor que a componente T do Fator X poderia assumir, pois um maior conservadorismo deve ser assumido entre transições de metodologias. A componente T do Fator X foi limitada no 3º CRTP em +/- 2%.

### 3.4. 4º CICLO DE REVISÃO TARIFÁRIA PERIÓDICA

A definição dos procedimentos e metodologia do 4º CRTP ocorreu através da Consulta Pública nº 011/2013 (CP 011/2013) onde os conceitos envolvidos nos processos de revisão tarifária foram discutidos e da Audiência Pública nº 023/2014 (AP 023/2014) onde as análises, discussões e colaborações foram enviadas e estudadas frente a proposta inicial do regulador. A AP 023/2014 foi dividida em 3 fases. A Fase 1, documentada pela Nota Técnica nº 192/2014 (NT 192/2014), sugeriu metodologias que poderiam ser aplicadas ao setor de distribuição e veio acompanhada de um conjunto de análises realizadas pela ANEEL. A NT 192/2014 trouxe algumas alternativas de metodologias de cálculo dos custos operacionais eficientes de forma a motivar contribuições da sociedade quanto aos modelos a serem aplicados, variáveis representativas, tratamento de dados e outros. A Fase 2 trouxe a proposta de metodologia de cálculo de custos operacionais eficientes pela Nota Técnica nº 407/2014 (NT 407/2014), porém que ainda precisava de aperfeiçoamentos em alguns aspectos. Na NT 407/2014 a ANEEL

deixou claro que a estrutura do processo de revisão dos custos operacionais seria próxima da apresentada, mas mostrou-se aberta a sugestões mais pontuais de alterações na metodologia. A Fase 3 marcou o fechamento da AP 023/2014 onde o processo de RTP foi consolidado com base em todas as contribuições recebidas. A metodologia de cálculo dos custos operacionais eficientes com suas regras de aplicação foi documentada pela Nota Técnica nº 066/2015 (NT 066/2015).

Vale salientar que em 2017, a Audiência Pública nº 052/2017 (AP 052/2017) foi a responsável pela atualização da base de dados do processo de RTP definido na AP 023/2014, isto é, a metodologia de cálculo dos custos operacionais foi mantida havendo somente uma atualização da base de dados aplicada a mesma.

A descrição da metodologia de cálculo dos custos operacionais apresentada nas próximas seções é dividida em quatro categorias: metodologia de análise de eficiência, variáveis de entradas, amostras de dados e intervalos de confiança.

### **3.4.1. MÉTODOS DE ANÁLISE DE EFICIÊNCIA**

A NT 192/2014 veio com a proposta de continuar aplicando o DEA como metodologia de análise de eficiência do setor de distribuição de energia elétrica mantendo a hipótese assumida no 3º CRTP de que o setor de distribuição possui retornos não decrescentes de escala. A adoção desta hipótese assume que distribuidoras grandes não tendem a ter custos médios maiores quando comparadas às distribuidoras pequenas (ANEEL: NT 192, 2014).

Na NT 192/2014 foi levantada a possibilidade de manter o COLS como metodologia de análise complementar, porém essa ideia foi abandonada na NT 407/2014. A ANEEL decidiu por não utilizar mais o COLS, porque o conjunto de dados do problema não satisfaz todas as condições necessárias para sua aplicação. Métodos baseados em funções de custo paramétricas não consideram que os produtos possuem relação com a eficiência, porém a qualidade no serviço é considerada como um produto no 4º CRTP e não se pode garantir que não existe relação entre ambas.

Outra mudança no 4º CRTP foi com relação ao segundo estágio do modelo DEA. No 3º CRTP, o segundo estágio tinha como objetivo avaliar aspectos não gerenciáveis pelas distribuidoras que poderiam afetar suas eficiências, no qual correções seriam feitas através de regressões lineares utilizando variáveis ambientais. As variáveis ambientais podem influenciar de forma positiva ou negativa os resultados das distribuidoras. Na NT 407/2017, o segundo estágio do

DEA foi retirado da metodologia, pois segundo a ANEEL a consideração das variáveis ambientais para correções nos valores de eficiência não teve impacto significativo nos resultados (ANEEL: NT 407, 2014).

### **3.4.2. VARIÁVEIS DE ENTRADA**

Os setores da economia podem ser divididos em um conjunto de produtos e insumos para avaliação da eficiência das firmas que o constituem. Mais especificamente, o setor de distribuição de energia elétrica pode ser especificado por múltiplos conjuntos de produtos devido ao seu processo complexo que envolve atividades distintas, não havendo consenso na literatura sobre quais conjuntos de produtos e insumos devem ser adotadas para avaliação das distribuidoras (JAMASB; POLLITT, 2001). Alguns exemplos de produtos utilizados são: energia distribuída, demanda, número de unidades consumidoras e comprimento de rede. E alguns exemplos de insumos utilizados são: quantitativo de pessoal, dados de comprimento de rede e número de transformadores (ANEEL: NT 192, 2014) parágrafo 22. Vale ressaltar que o comprimento de rede aparece tanto como insumo tanto como produto dependendo da abordagem de cada regulador (JAMASB; POLLITT, 2001).

O insumo considerado pela ANEEL desde o 3º CRTP e mantido pela AP 023/2014 são os custos operacionais (OPEX) das distribuidoras. O OPEX é representado pelos custos ligados diretamente a atividade de distribuição, pois estes custos são comuns a todas as distribuidoras e suas componentes são mantidas ao longo do tempo.

Um aspecto importante na definição do OPEX é o nível médio de remuneração que varia de região para região do Brasil. O nível médio de remuneração deve ser conduzido com cuidado, pois interferem no nível final de eficiência atribuído a cada distribuidora, podendo penalizá-las ou premiá-las. Neste ciclo tarifário foi criado um indicador de custo de mão-de-obra que diferencia as áreas de concessão. As concessões foram agrupadas em oito grupos de índices salariais diferentes, um para cada uma das cinco regiões geográficas do país, e um para cada um dos três grandes centros São Paulo, Rio de Janeiro e Brasília.

Os reajustes pelos índices salariais foram feitos na base de dados que entra do método DEA e somente aplicados sobre a parcela do OPEX que representa os custos com pessoal e serviço a terceiros. Ou seja, os custos ligados a materiais e equipamentos são excluídos do ajuste pelo índice salarial.

No 3º CRTP os produtos utilizados na metodologia da ANEEL foram definidos para representar cada uma das dimensões físicas das distribuidoras e foram compostos por comprimento de rede, número de unidades consumidoras e mercado ponderado. Na AP 023/2014 procurou-se manter essa mesma premissa, porém com variáveis de entrada mais desagregadas. Os produtos utilizados na metodologia de análise de eficiência ponderam ser divididos em dois grupos: produtos convencionais e produtos negativos. Os produtos convencionais são relacionados ao comprimento de rede, mercado consumidor e número de consumidores que já existiam no 3º CRTP. Essas categorias conseguem representar as dimensões estruturais das distribuidoras uma vez que o comprimento de rede representa a dispersão de consumidores e as atividades de operação e manutenção, o mercado consumidor reflete a energia entregue e o número de consumidores dimensiona a quantidade de clientes atendidos. A novidade do 4º CRTP foi a segregação do comprimento de rede em três categorias resultando em cinco produtos convencionais: comprimento de rede de alta tensão (*ralta*), comprimento de rede de distribuição aérea (*rdist*), comprimento de rede de distribuição subterrânea (*rsub*), mercado ponderado por participação nos custos de cada nível de tensão (*mpond*) e número de consumidores atendidos (*cons*) (ANEEL: NT 066, 2015).

Um ponto de discussão durante a AP 023/2014, documentado na NT 066/2015, foi a definição dos produtos não convencionais associados a qualidade do serviço e incorporados ao modelo como produtos negativos. As perdas não técnicas e a qualidade do serviço têm um papel relevante na formação dos custos operacionais. Por exemplo, distribuidoras que investem na qualidade do serviço e no combate às perdas não técnicas têm seu custo operacional elevado. O DEA vê o custo operacional elevado como uma ineficiência por parte da distribuidora. Portanto, a incorporação de variáveis de qualidade na análise tende a beneficiar distribuidoras que prezam pela qualidade do serviço. Os produtos associados a qualidade adotados para o 4º CRTP foram: Consumidor Hora Interrompido ajustado pela meta (*CHI<sub>aj</sub>*), calculado conforme equação (3.8), e Perdas Não Técnicas ajustada pela meta (*PNT<sub>aj</sub>*), conforme equação (3.9).

$$CHI_{aj} = \max((DEC_{real} - DEC_{V8}) * cons; 0) \quad (3.8)$$

$$PNT_{aj} = \max((PNT_{BT} - meta) * mBT; 0) \quad (3.9)$$

Onde:

*CHI<sub>aj</sub>*: Consumidor Hora Interrompido ajustado;

*DEC<sub>real</sub>*: DEC global realizado pela distribuidora;

$DEC_{V8}$ : Referência para o indicador DEC global da distribuidora (obtido pela ponderação dos *benchmarks* de cada conjunto de distribuidoras);

*cons*: Número de consumidores;

$PNT_{aj}$ : Perdas não técnicas ajustadas;

$PNT_{BT}$ : Indicador de perdas não técnicas sobre o mercado de baixa tensão;

*meta*: Meta regulatória de perdas sobre o mercado de baixa tensão;

*mBT*: Mercado de baixa tensão.

A ANEEL afirmou que a consideração dos índices de eficiência operacional como insumo indica que os mesmos são gerenciáveis e podem ser reduzidos com o ganho de produtividade. Com base nesta afirmação, a adoção dos produtos negativos como insumo estaria equivocada porque as perdas não técnicas seriam variáveis que dependem do ambiente em que a área de concessão está inserida o que não pode ser gerenciada pelas distribuidoras. No caso da qualidade do serviço há uma regulação por metodologia específica na qual um índice de incentivo já é estabelecido. Por fim, a ANEEL declarou que considerar os produtos de qualidade como insumo não faria sentido dentro da metodologia proposta, uma vez que a análise de eficiência foi estruturada utilizando como premissa somente o OPEX como insumo. Essa premissa já havia sido assumida no 3º CRTP e foi mantida pela ANEEL no 4º CRTP através da AP 023/2014.

Na NT 192/2014 (Fase 1) foi proposta a utilização de variáveis de qualidade do serviço e perdas não técnicas na metodologia, porém elas seriam contabilizadas em valores absolutos. Com o aperfeiçoamento metodológico na NT 407/2014 foi proposta a consideração da qualidade na metodologia de análise de eficiência por valores ajustados. Isto é, os produtos que mensuram o impacto das perdas não técnicas e da qualidade do serviço foram ajustados por suas respectivas metas. Salientando que cada distribuidora tem metas diferentes a serem cumpridas, tanto para perdas não técnicas quanto para qualidade do serviço.

A consideração da parcela regulatória foi um importante passo na definição dessas variáveis, pois as adversidades que cada distribuidora enfrenta depende de condições ambientais específicas de cada área de concessão e incluir esse tipo de informação na metodologia inseriu uma maior acuracidade na avaliação das distribuidoras. A ANEEL destaca que adotar as variáveis de qualidade sem a consideração das metas regulatórias não lhe parece uma boa decisão pela sensibilidade que seria perdida nos resultados.

Dentre as contribuições foi mencionada uma possível duplicidade na incorporação do *CHIAj* na metodologia de análise de eficiência, uma vez que uma componente de incentivo à qualidade (componente Q) já compõe o Fator X. A ANEEL defendeu que a adoção da qualidade na metodologia de custos operacionais e no Fator X não representam uma duplicidade, pois ambas aplicações produzem efeitos distintos na RTP. Na metodologia de custos operacionais a qualidade adiciona acuracidade a metodologia de análise de eficiência ao produzir uma melhor estimativa. Na componente Q do Fator X seu papel é de incentivo a melhoria continua da qualidade.

### 3.4.3. AMOSTRA DE DADOS

O 3º CRTP segregou as concessionárias em dois grupos de distribuidoras com o intuito de alcançar maior similaridade na comparação entre as distribuidoras, utilizando como critério de separação o mercado total anual superior e inferior a 1TWh. A separação, naquele momento, se deu porque as distribuidoras de pequeno porte possuem gastos menores com rede de subtransmissão e combate a perdas não técnicas quando comparadas com as distribuidoras de grande porte. A abertura da AP 023/2014 (NT 192/2014) havia optado por manter a condição adotada pelo 3º CRTP e apresentou estudos sobre ‘*clusterização*’ dos grupos de distribuidoras. Contribuições afirmaram que o componente de escala para essas distribuidoras ficaria enviesado e a análise de eficiência seria prejudicada se uma ‘*clusterização*’ fosse feita no grupo de distribuidoras. A ANEEL decidiu por acatar as contribuições e na NT 407/2014 e utilizou um único grupo com todas as distribuidoras. A razão para esta adoção foi a justificativa de que o DEA NDRS já controla a presença de economias de escala no setor, ou seja, o método já limita a comparação entre distribuidoras com portes muito diferentes.

O problema ao se juntar todas as distribuidoras em um único conjunto é que as diferenças entre as distribuidoras do conjunto crescem (maior heterogeneidade) dificultando a comparação entre as DMUs para análise de eficiência. No CAPÍTULO 6 é apresentada uma alternativa de definição das DMUs na busca de um conjunto mais homogêneo.

Na NT 192/2014 a proposta da ANEEL também se mantinha na disposição de dados em painel abordada no livro escrito por Bogetoft e Otto em 2010. Porém a ANEEL, a partir da NT 407/2014, passou a assumir os valores da base de dados como a média do triênio de 2011-2013 para evitar distorções e oscilações atípicas de curto prazo, devido a inclusão da qualidade no serviço e perdas não técnicas à metodologia. Salienta-se que a metodologia de análise de

eficiência da ANEEL, como previsto pela AP 023/2014, passou por uma atualização da base de dados com a Audiência Pública nº 052/2017 (AP 052/2017) e a base de dados passou a ser calculada pelos dados médios do triênio de 2014-2016, como especificado pela Nota Técnica nº 038/2018 (NT 038/2018).

A mudança de dados em painel para dados médios na AP 023/2014, também foi utilizada como justificativa pela ANEEL para a não segregação da amostra em dois grupos de distribuidoras pelo seguinte trecho da NT 407/2014.

Por fim, é sabido que as estimativas do DEA são tão melhores quanto maior for a variabilidade da amostra para comparação. Com a redução do número de observações devido a consideração dos valores médios de cada empresa no período 2011/2013 a amostra já foi reduzida, portanto uma segmentação adicional com relação ao porte não seria desejável. (ANEEL: NT 407, 2014)

Ainda assim, a consideração de todas as distribuidoras em um grupo de análise gerou diversos questionamentos destacando um possível prejuízo causado as distribuidoras de grande porte. A ANEEL justificou que a tendência de fusão de distribuidoras se manteve, ou seja, se houvesse uma perda nos ganhos das companhias em fusões de distribuidoras essa tendência não existiria.

O 4º CRTP também veio com a incorporação de restrições aos pesos. Com o intuito de evitar viés nas estimativas de eficiência, a ANEEL adotou restrições que limitavam o conjunto de pesos atribuídos a cada uma das distribuidoras pelo modelo do método DEA. As restrições aos pesos foram aplicadas, pois apesar da flexibilidade do método DEA ser considerada uma de suas vantagens, em casos particulares esta flexibilidade também pode tornar o modelo matemático enviesado. Por exemplo, é provável que alguma distribuidora 100% eficiente só tenha alcançado este desempenho por possuir uma única variável com uma representatividade bem superior que a das demais distribuidoras. Outro exemplo é que todo o peso pode ser dado somente a uma variável da entrada da distribuidora, desprezando todos os demais aspectos que deveriam contribuir para o seu score de eficiência. As restrições foram baseadas nas relações entre produtos/produtos ou insumo/produtos. Para dimensionar as restrições, segundo a ANEEL, buscou-se não restringir excessivamente o modelo de otimização aplicando limites amplos para os pesos. A ANEEL destaca que as variáveis que tiveram seus pesos limitados foram apenas aquelas que distorciam consideravelmente as relações entre os pesos na prática (ANEEL: NT 407, 2014). Assim, baseados na proposição de Podinovski (2004) foi incorporado ao modelo do método DEA restrições adicionais que limitam os pesos que podem ser aplicados para cada variável de entrada, conforme apresentados pela Tabela 3.1.

Tabela 3.1: Limites utilizados nas restrições aos pesos

<b>Relações de pesos entre variáveis restringidas</b>	<b>Limite</b>	<b>AP 023/2014</b>	<b>AP 052/2017</b>
<b>Peso de Rede distribuída/ Peso do OPEX</b>	Mínimo	580,00	682,27
	Máximo	2200,00	2587,91
<b>Peso de Rede subterrânea/ Pesos de Rede distribuída</b>	Mínimo	1,00	1,00
	Máximo	2,00	2,00
<b>Peso de Rede aérea/ Peso de Rede distribuída</b>	Mínimo	0,40	0,40
	Máximo	1,00	1,00
<b>Peso de número de consumidores/ Peso do OPEX</b>	Mínimo	30,00	35,29
	Máximo	145,00	170,57
<b>Peso do mercado ponderada/Peso do OPEX</b>	Mínimo	1,00	1,18
	Máximo	60,00	70,58
<b>Pesos das <i>PNTaj</i>/ Peso do OPEX</b>	Mínimo	10,00	11,76
	Máximo	150,00	176,45
<b>Peso do <i>CHIAj</i>/ Peso do OPEX</b>	Mínimo	-	-
	Máximo	2,00	2,35

De forma simplificada, ao se atribuir essas restrições, limita-se a capacidade do modelo DEA de distribuir pesos aos insumos e produtos de forma indiscriminada. Isto é, a importância que pode ser dada a cada uma das variáveis deve ser baseada, se possível, em informações externas ao modelo de otimização como constatações e opiniões de especialistas. O maior problema é desenvolver uma metodologia de como limitar os pesos, pois para isso é necessário um levantamento de dados e uma análise da relação entre insumos e produtos. Para estabelecimento dos limites aos pesos foi realizada uma estimativa para os custos unitários reais das distribuidoras baseada nos dados recebidos pela ANEEL (Ofícios circulares de 29/10/2009 e 19/07/2013) e nas atividades consideradas nas empresas de referência do 2º CRTP (despesas atualizadas pela variação de inflação da data base e janeiro de 2014).

O problema em utilizar dados antigos para definir esses limites aos pesos é que a configuração das distribuidoras e características de suas áreas de concessão modificaram muito desde o 2º CRTP. Os valores obtidos para esses limites tendem a ser imprecisos e incompatíveis com as características das distribuidoras na data base da análise de eficiência que aplicou dados de 2011 à 2013 pela AP 023/2014 e de 2014 à 2016 pela AP 052/2017 (ANEEL: NT 038, 2018). Entende-se que o intuito da ANEEL era definir limites com base nos dados que ela tinha

disponível e, devido a mudança metodológica de *bottom-up* para *top-down* no 3º CRTP, dados confiáveis com o nível de detalhamento necessário para definição desses limites não estão mais disponíveis. A ANEEL admite que a metodologia necessita de aprimoramentos, mas a princípio está foi a melhor solução encontrada para diminuir o viés das estimativas, conforme parágrafo 34 da NT 066/2015.

Frise-se que a formulação do modelo proposto decorre de um processo extenso de análise e discussão que se iniciou no 3CRTP. Os resultados têm se mostrado robustos e, como demonstrado nas NT 192 e NT 407, estão englobando os principais aspectos relacionados à atividade de distribuição de energia. Não obstante, sempre haverá imprecisões, seja em função da escolha do método, seja nas variáveis elencadas. Logo, todas as estimativas apresentarão alguma margem de erro associada. O caminho que a ANEEL tem adotado para tratar essas incertezas é o de ser conservador na aplicação dos resultados dos modelos. Isso está contemplado na metodologia pela introdução de i) Intervalos de confiança, ii) Trajetórias graduais e iii) eficiência média. (ANEEL: NT 066, 2015)

A ANEEL admite as imprecisões, mas afirma que a sua metodologia apresenta três mitigadores de erro. A trajetória gradual que vem sendo aplicado pela componente T do Fator X, a eficiência média que procura mitigar distorções de custos ao longo do tempo e o intervalo de confiança que a partir da AP 023/2014 passou a ser calculado de forma estatística.

#### 3.4.4. INTERVALO DE CONFIANÇA

O intervalo de confiança é calculado sobre um parâmetro de interesse e procura estimar a confiabilidade desta estimativa. No caso da ANEEL, o intervalo de confiança estima o quanto o custo eficiente obtido pela análise de eficiência é confiável, uma vez que podem ter erro de medição e as áreas de concessão brasileiras são muito diferentes, conforme parágrafo 80 e 81 da NT 407/2014.

A grande dificuldade desse exercício é delimitar de forma precisa a diferença entre o que é custo decorrente de especificidades não observadas e ineficiência gerencial. O regulador não detém informação completa sobre todos os fatores que afetam os custos das empresas e nem a dimensão da influência deles nesses custos. As distribuidoras, por sua vez, irão despende considerável esforço para demonstrar ao regulador que a parcela de custos não explicada decorre de especificidades não capturadas pelos modelos utilizados.

O exercício torna-se ainda mais difícil em um mercado como o brasileiro, em que as regiões de atuação das concessionárias apresentam grande heterogeneidade, tanto em termos socioeconômicos como também nas suas características físicas. Por outro lado, observa-se também uma grande disparidade no nível de gestão das concessionárias. Isso pode ser observado tanto nos custos operacionais como nas diversas outras dimensões das distribuidoras. A grande questão então é como distinguir o que é ineficiência e o que é influência do ambiente. (ANEEL: NT 407, 2014)

O *bootstrap* (EFRON; TIBSHIRANI, 1998) foi utilizado no DEA para a determinação de um intervalo de confiança das eficiências de cada distribuidora. O algoritmo utilizado pela ANEEL

foi o apresentado por Bogetoft e Otto (2010). Basicamente, o *bootstrap* é a estimativa de uma distribuição de eficiências por subamostras aleatórias utilizados para recalculer a eficiência da distribuidora. No *bootstrap* as estimativas de eficiências por subamostras aleatórias do conjunto são utilizadas para recalculer a eficiência de cada distribuidora. O procedimento de utilização de subamostras diminui possíveis efeitos específicos que não tenham sido capturados pelo modelo de otimização do método DEA. As simulações foram realizadas com 2000 amostras *bootstrap* para obtenção de um intervalo de confiança para cada uma das distribuidoras. Como o objetivo é encontrar o intervalo de confiança entre a eficiência estimada pelo DEA os resultados foram normalizados entorno deste valor.

No estudo das NT 407/2014 e NT 066/2015 ficaram alguns questionamentos quanto a aplicação do *bootstrap* pela ANEEL e da forma como foi feita a seleção das subamostras. A ANEEL não definiu precisamente se somente mexeu no grupo de distribuidoras ou se mexeu também nas variáveis de entrada do modelo. Pela interpretação das notas técnicas presume-se que somente mexeu-se no número de distribuidoras da amostra, essa suposição foi feita devido a exemplificação feita na NT 407/2014 parágrafo 70.

Além disso, o tamanho do conjunto utilizado na definição das amostras não foi informado. Pela observação dos intervalos obtidos pelo *bootstrap* concluiu-se que não diminuiu muito o tamanho da amostra de distribuidoras, mas não se pode afirmar qual ou quais tamanhos de amostras foram utilizados na estimativa.

### **3.4.5. PROCESSO DE CÁLCULO DOS CUSTOS OPERACIONAIS**

Toda distribuidora ao se comprometer a fornecer energia em uma região deve assinar um contrato de concessão. Neste contrato fica estabelecido que ela deve cumprir um conjunto de regras emanadas pelo poder público e pela agência reguladora. A RTP é realizada com o intuito de analisar o comportamento dos custos das distribuidoras e recalculer a receita total (Parcela A + Parcela B). O processo de RTP ocorre em períodos de 4 anos em média, variando conforme o contrato de concessão firmado. A RTP consiste em reposicionamento tarifário, definição da Componente T do Fator X, além de avaliações de critérios de confiabilidade e qualidade (APPA et al., 2010). No reposicionamento tarifário é estabelecida a Receita Requerida pela distribuidora, mediante o seu nível eficiente dos custos operacionais e a remuneração de investimentos, e na definição da Componente T do Fator X são definidas as suas metas de eficiência individuais.

O SPARTA (Sistema para Processos Automatizados de Revisões e Reajustes Tarifários) é o sistema que desenha as tarifas de energia endereçada para cada distribuidora. Ele é composto por, aproximadamente, 25 planilhas que contabilizam todos os dados importantes para a definição da receita permitida a ser direcionada para cada uma das distribuidoras.

Os custos operacionais eficientes são representados no processo de RTP através da planilha “VPB e Fator X”. Nestas planilhas são calculadas todas as etapas para definição da Parcela B. Os custos finais da Parcela B são importantes, pois esses custos compõe a parcela da receita que é gerenciável pela distribuidora e sobre a qual a ANEEL aplica o incentivo ao aumento de eficiência. A Parcela B é composta por 3 componentes: Custos de Administração, Operação e Manutenção, Custo Anual de Ativos e Outras Receitas.

Todo o processo de definição da Parcela B pode ser acompanhado pelo fluxograma da Figura 3.3. O objetivo do fluxograma é visualizar e entender o processo da RTP. O detalhamento dos blocos é apresentado nas seções a seguir. Observe que os nomes dos blocos do fluxograma da Figura 3.3 aparecem entre “ ” ao longo do texto e nas siglas das equações da RTP que seguem.

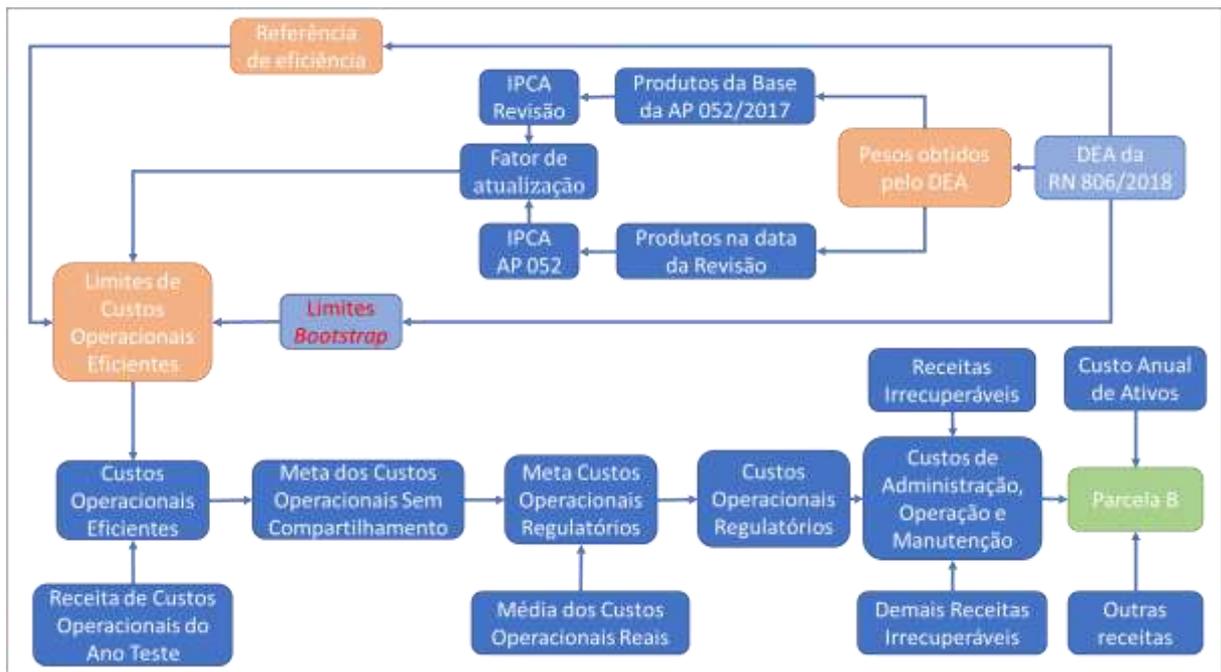


Figura 3.3: Fluxograma simplificado do processo de cálculo da Parcela B

O fluxograma começa com o “DEA da RN 806/2018”, onde se considera toda a base de dados e a metodologia definida para cálculo de eficiência baseado na AP 052/2017. Destacando que o componente da Parcela B que é explorado neste trabalho é o “Custos de Administração, Operação e Manutenção”, onde a metodologia de análise de eficiência definida pela ANEEL na AP 023/2014 é aplicada.

### 3.4.5.1 CUSTOS DE ADMINISTRAÇÃO, OPERAÇÃO E MANUTENÇÃO

O segmento Custos de Administração, Operação e Manutenção da Parcela B é composto por três tipos de custos que definem todos os gastos relativos as atividades gerenciais das distribuidoras, esses custos aparecem ao final do fluxograma da Figura 3.3 e são as “Receitas Irrecuperáveis” (Encargos Setoriais), as “Demais Receitas Irrecuperáveis” e, efetivamente, os “Custos Operacionais Regulatórios”. Tanto as “Receitas irrecuperáveis” quanto as “Demais Receitas Irrecuperáveis” compõem a menor parcela do Custos de Administração, Operação e Manutenção e também não sofrem influência dos resultados da análise de eficiência das distribuidoras. A maior parte dos custos do Custos de Administração, Operação e Manutenção estão diretamente relacionados ao COR.

O resultado do método DEA da RN 806/2018” são 3: a “Referência de eficiência”, os “Pesos obtidos pelo DEA” e os “Limites Bootstrap”. A “Referência de eficiência” ( $\theta_{ref}$ ) é definida pela média das eficiências de todas as distribuidoras que obtiveram escores de eficiência maiores que 50% no DEA, ou seja, esse valor foi atualizado para 79% por meio da RN 806/2018 (anteriormente este valor era de 76%, como definido pela AP 023/2014).

Os “Pesos obtidos pelo DEA” representam a ponderação feita nos insumos e produtos para obtenção da eficiência de cada distribuidora. A obtenção dos pesos é um ponto importante do processo de cálculo de eficiência, pois é a partir deles que os custos eficientes das distribuidoras são calculados. A equação (3.10) apresenta como os pesos são utilizados na definição do OPEX ( $Ope x_{ef}^k$ ).

$$Ope x_{ef}^j = \frac{1}{v_r^j} \left( \sum_{r \in J} u_r^j y_r^j + \varphi_j \right) \quad (3.10)$$

Onde:

$Ope x_{ef}^j$ : Custo operacional eficiente calculado pelos resultados do método DEA na data base da RTP de cada distribuidora;

$u_r^j$ : Peso atribuído ao produto  $r$  da distribuidora  $j$  na data base do cálculo de eficiência vigente;

$v_i^j$ : Peso atribuído ao insumo  $i$  da distribuidora  $j$  na data base do cálculo de eficiência vigente;

$y_r^j$ : Valor do produto  $r$  produzido pela distribuidora  $j$  na data base da sua RTP;

$\varphi_j$ : “fator de escala” obtido para a distribuidora  $j$  na data base do cálculo de eficiência vigente.

De posse dos “Pesos obtidos pelo DEA” e dos “Produtos da Base da AP 052/2017” são obtidos os custos eficientes estimados na data base do cálculo da eficiência vigente ( $Opex_{ef}^t$ ), conforme equação (3.10). No momento da revisão, de posse dos “Pesos obtidos pelo DEA” e, agora, com os “Produtos na data da revisão” são calculados os custos eficientes estimados na data base da RTP da distribuidora ( $Opex_{ef}^{t+1}$ ), utilizando a mesma equação (3.10). Vale salientar que a definição dos pesos, portanto, constitui uma etapa importante da RTP, sendo a base para definição da meta regulatória de cada distribuidora.

Voltando ao fluxograma, o “Fator de atualização” é então calculado a partir do “IPCA Revisão” ( $IPCA^{t+1}$ ), do “IPCA AP 052” ( $IPCA^t$ ), dos  $Opex_{ef}^t$  e  $Opex_{ef}^{t+1}$ . O fator de atualização monetário é importante para conduzir uma RTP justa as distribuidoras, pois as RTPs das distribuidoras não são realizadas em paralelo ao cálculo de eficiência. A ANEEL escolheu o IPCA como indicador da inflação para atualizar os custos operacionais eficientes das distribuidoras da data base do cálculo de eficiência do DEA para a data base das RTPs das distribuidoras usando a equação (3.11).

$$\partial = \frac{Opex_{ef}^{t+1}}{Opex_{ef}^t} \cdot \frac{IPCA^{t+1}}{IPCA^t} \quad (3.11)$$

Onde:

$\partial$ : Fator de atualização pela razão entre os custos operacionais calculados na data base do cálculo de eficiência vigente e na data base da RTP da distribuidora;

$Opex_{ef}^t$ : Custos eficientes estimados na data base do cálculo da eficiência vigente;

$Opex_{ef}^{t+1}$ : Custos eficientes estimados na data da RTP da distribuidora;

$IPCA^{t+1}$ : IPCA na data base da RTP da distribuidora;

$IPCA^t$ : IPCA na data base o cálculo de eficiência vigente.

Os “Limites *Bootstrap*” representam os limites inferior ( $\theta_{inf}^j$ ) e superior ( $\theta_{sup}^j$ ) do intervalo de eficiências das distribuidoras construído a partir de 2000 amostras aleatórias sobre o conjunto de DMUs e são calculados conforme equações (3.12) e (3.13).

$$\theta_{inf}^j = \theta^j \cdot \frac{\theta_{2,5\%}^{jb}}{\theta_{50\%}^{jb}} \quad (3.12)$$

$$\theta_{sup}^j = \theta^j \cdot \frac{\theta_{97,5\%}^{jb}}{\theta_{50\%}^{jb}} \quad (3.13)$$

Onde

$\theta_{inf}^j$ : Limite inferior do intervalo de eficiência para distribuidora “j”;

$\theta_{sup}^j$ : Limite superior do intervalo de eficiência para distribuidora “j”;

$\theta^j$ : Eficiência estimada pelo DEA para distribuidora “j”;

$\theta_{2,5\%}^{jb}$ : Eficiência inferior dentre as amostras de *bootstrap*;

$\theta_{50\%}^{jb}$ : Eficiência mediana dentre as amostras de *bootstrap*;

$\theta_{97,5\%}^{jb}$ : Eficiência superior dentre as amostras de *bootstrap*.

Note que se considera um intervalo de confiança de 95% para as amostras aleatórias, por isso elimina-se 2,5% das menores eficiências e 2,5% das maiores eficiência no cálculo dos  $\theta_{2,5\%}^{jb}$ ,  $\theta_{50\%}^{jb}$  e  $\theta_{97,5\%}^{jb}$ .

Os “Limites de Custos Operacionais Eficientes” são então obtidos através do “Fator de atualização”, “Referência de Eficiência”, “Limites *Bootstrap*” e o OPEX definido na data base do cálculo de eficiência, onde os valores dos limites de eficiência dos custos operacionais podem ser calculados, respectivamente, pelas equações (3.14) e (3.15).

$$LI^k = \partial^k \cdot \frac{\theta_{inf}^k}{\theta_{ref}^k} \cdot Opex^k \quad (3.14)$$

$$LS^k = \partial^k \cdot \frac{\theta_{sup}^k}{\theta_{ref}^k} \cdot Opex^k \quad (3.15)$$

Onde:

$LI^k$ : Limites mínimo do intervalo de custos operacionais eficientes;

$LS^k$ : Limites máximo do intervalo de custos operacionais eficientes.

A “Receita de Custos Operacionais do Ano Teste” é obtida a partir dos custos operacionais da última revisão com ajustes, Valor da Parcela B da última revisão com ajustes, componente T obtido pela última revisão e a receita verificada no Ano Teste, calculado pela equação (3.16).

$$CO_{At} = \frac{CO_3 - VPB_3(1 - (1 - T_3)^{N-1})}{VPB_3(1 - T_3)^{N-1}} \cdot VPB_{At} \quad (3.16)$$

Onde:

$CO_{At}$ : Receita de custos operacionais do ano teste da RTP da distribuidora;

$CO_3$ : Custos operacionais da última RTP atualizados para o ano base da atual RTP da distribuidora;

$VPB_3$ : Valor da Parcela B da última RTP da distribuidora atualizados para o ano base da atual RTP da distribuidora;

$T_3$ : Componente T do Fator X obtida pela última RTP da distribuidora;

$VPB_{At}$ : Valor da Parcela B verificada para o ano teste da atual RTP da distribuidora.

A sinalização da trajetória de eficiência a ser seguida por cada distribuidora é definida pelo posicionamento do  $CO_{At}$  nos “Limites de Custos Operacionais Eficientes”. As possibilidades de trajetórias de eficiência são três:  $CO_{At}$  dentro dos “Limites de Custos Operacionais Eficientes” esperados pela ANEEL,  $CO_{At}$  maior que o  $LS^k$  esperado pela ANEEL e  $CO_{At}$  menor que o  $LI^k$  esperado pela ANEEL. Assim, os “Limites de Custos Operacionais Eficientes” juntamente com a “Receita de Custos Operacionais do Ano Teste” ( $CO_{At}$ ) definem os “Custos Operacionais Eficientes”, conforme equação (3.17).

$$CO_{ef} = \min(\max(CO_{At}; LI^k); LS^k) \quad (3.17)$$

Onde:

$CO_{ef}$ : Custos operacionais eficientes a ser utilizado no cálculo da trajetória de eficiência.

Quando o  $CO_{At}$  estiver dentro “Limites de Custos Operacionais Eficientes” esperado pela ANEEL os  $CO_{ef}$  assumira o valor do  $CO_{At}$  nos próximos passos da análise. Quando o  $CO_{At}$  estiver acima do  $LS^k$  esperado pela ANEEL o  $CO_{ef}$  assumirá o valor do  $LS^k$  esperado pela ANEEL. E quando o  $CO_{At}$  estiver abaixo do  $LI^k$  esperados pela ANEEL o  $CO_{ef}$  assumirá o valor do  $LI^k$  esperado pela ANEEL.

#### 3.4.5.2 DEFINIÇÃO DA META E TRAJETÓRIA DE CUSTOS OPERACIONAIS

A definição da meta regulatória é dividida em duas etapas. Na primeira etapa é calculada a variação ( $\Delta CO$ ) das “Metas dos Custos Operacionais Sem Compartilhamento” ( $CO_{meta}$ ) por

uma comparação entre o  $CO_{At}$  e o  $CO_{ef}$ , utilizando a equação (3.18). A diferença entre esses dois custos foi limitada a 5%, isto é, se ao longo do ciclo regulatório a razão entre o  $CO_{ef}$  e o  $CO_{At}$  for superior a 5% o  $\Delta CO$  máximo aplicado sobre o  $CO_{At}$  será 5%.

$$\Delta CO = \min \left( \left| \sqrt[N]{\frac{CO_{ef}}{CO_{At}}} - 1 \right|; 5\% \right) \quad (3.18)$$

Onde:

$\Delta CO$ : Variação da meta de custos operacionais sem compartilhamento.

O valor de 5% foi definido de forma discricionária, pois segundo a ANEEL este é o desempenho de redução de custos das boas distribuidoras no panorama histórico recente. Concorda-se que uma metodologia para definição da meta geral é importante, mas a definição da meta geral por juízo do regulador ainda é uma prática comum na regulação mundial (MESQUITA, 2017).

Na NT 406/2014 firmou-se que a metodologia para definição da trajetória limitaria os ganhos excessivos devido a desempenhos muito discrepantes aos esperados pela ANEEL. Na NT 066/2015 a ANEEL destacou que houveram várias contribuições que mostraram a necessidade de aumentar a máxima variação (de 5%) sobre o  $CO_{At}$ , na definição do  $CO_{meta}$ , para que os custos das distribuidoras não fossem afetados. A ANEEL afirmou que não iria mudar sua proposição, pois a máxima variação foi imposta sobre os custos operacionais do ano teste com o objetivo de limitar os ganhos das distribuidoras que se afastassem dos custos operacionais definidos como esperados (Limites de custos operacionais).

Destacou que a transição dos  $CO_{At}$  para os  $CO_{meta}$  foi definida de forma gradual, justamente, para mitigar os impactos da meta regulatória na rentabilidade das distribuidoras. Desta forma, o máximo de mitigação de custos que pode ser adotado é 5% ao ano. Assim, as “Metas de Custos Operacionais sem compartilhamento” ( $CO_{meta}$ ) vem definida pela equação (3.19).

$$CO_{meta} = CO_{At}(1 \pm \Delta CO)^N \quad (3.19)$$

Onde:

$CO_{meta}$ : Meta de custos operacionais sem compartilhamento a ser aplicada a partir da RTP.

Na segunda etapa foi feita uma comparação entre o  $CO_{meta}$  e a “Média dos Custos Operacionais Reais” ( $Opex_{médio}$ ). Neste caso, optou-se por utilizar a médias dos Custos Operacionais reais das distribuidoras nos dois anos anteriores a RTP, pois evitaria que por conveniência regulatória os dados reais fossem alterados pelas distribuidoras a fim de maximizar seus ganhos.

Com o intuito de mitigar esta dinâmica regulatória que influencia nos ganhos de escala, estrutura tarifárias e ganhos de eficiência das distribuidoras, a ANEEL definiu uma divisão dos altos ganhos com os consumidores para a revisão metodológica consolidada da AP 023/2014. Assim, se a razão entre os  $CO_{meta}$  e os  $Opex_{médio}$  for superior a 120%, os ganhos obtidos pelas distribuidoras devem ser compartilhados em 50% com os consumidores, desta forma a “Meta de Custos Operacionais Regulatórios” com compartilhamento ( $CO'_{meta}$ ) pode ser calculada pela equação (3.20).

$$CO'_{meta} = \frac{1,2 * Opex_{médio} + CO_{meta}}{2} \quad (3.20)$$

Onde:

$CO'_{meta}$ : Meta de custos operacionais regulatórios com compartilhamento a ser aplicado a partir da RTP;

$Opex_{médio}$ : Média dos custos operacionais reais das distribuidoras nos dois anos anteriores a RTP.

Essas duas formas de cálculo para a meta regulatória são adotadas com o intuito de não premiar excessivamente a distribuidora pelo ganho de eficiência. Assim, se o ganho for superior a 120% a distribuidora deve dividir seus ganhos com o consumidor. A ANEEL observando o espalhamento das eficiências obtidas, na NT 407/2014, entre as distribuidoras considerou três modelos para estabelecer a alocação do ganho/prejuízo associado à definição do custo operacional regulatório. No modelo A, a eficiência obtida é totalmente endereçada à distribuidora. No modelo B, é aplicado um percentual máximo de 20% sobre o custo operacional real, ou seja, existe um limitador para os ganhos de eficiência obtido pela distribuidora. Por outro lado, neste mesmo modelo, as empresas com baixo desempenho sofrem menos em função do ajuste realizado. No modelo C, buscou-se manter o incentivo total para a distribuidora até 20% e o restante do ganho (no exemplo da NT 407/2014 chega-se a 11%) é dividido entre a concessionária e o consumidor. O modelo A estimula as empresas eficientes, o modelo B desestimula parcialmente as empresas eficientes, mas alivia as empresas ineficientes. O modelo C tenta fazer um meio termo entre o modelo A e B e, desta forma, a ANEEL optou por adotá-lo na AP 023/2014.

Definidos o  $CO_{meta}$  e o  $CO'_{meta}$  é necessário definir a trajetória dos “Custos Operacionais Regulatórios” ( $COR_p$ ) a ser considerado na RTP em processamento. Essa trajetória é repassada gradualmente para a tarifa pelo Fator X. Porém, como o Fator X só tem seus efeitos

incorporados as tarifas nos reajustes tarifária a ANEEL propôs que esse incentivo fosse incorporado na própria RTP. Então, a primeira parcela da trajetória é incorporada ao  $COR_P$  pela equação (3.21) e as demais parcelas da trajetória são repassadas pelos reajustes tarifários via componente T do fator X pela equação (3.22).

$$COR_P = CO_{At} + \frac{(CO_{meta} - CO_{At})}{N} \quad (3.21)$$

$$T_P = \left( 1 - \sqrt[N-1]{\frac{CO_{meta}}{COR_P}} \right) * \frac{COR_P}{VPB_{At}} \quad (3.22)$$

Onde:

$COR_P$ : Custos operacionais regulatórios a ser aplicado pela RPT da distribuidora;

N: Número de anos entra a RTP atual e a RTP anterior.

Somando os “Custos Operacionais Regulatórios” ( $COR_P$ ), com as “Receitas Irrecuperáveis” e “Demais Receitas Irrecuperáveis” têm-se o “Custos de Administração, Operação e Manutenção”. E somando o “Custos de Administração, Operação e Manutenção”, com o “Custo Anual de Ativos” e as “Outras Receitas” têm-se a “Parcela B”.

### 3.5. 5º CICLO DE REVISÃO TARIFÁRIA PERIÓDICA

A abertura das discussões para a revisão metodológica do 5º CRTP foi feita na Consulta Pública nº 011/2019 (CP 11/2019) pela Nota Técnica nº 066/2019 (ANEEL: NT 066, 2019). O regulador baseou as discussões em 11 perguntas para a sociedade pelo Relatório de Análise de Impacto Regulatório nº 03/2019 (ANEEL: AIR, 2019). As 41 contribuições recebidas deram origem a proposta da ANEEL na abertura da Consulta Pública nº 062/2020 (CP 62/2020) pela Nota Técnica nº 121/2020 (ANEEL: NT 121, 2020).

Muito embora as discussões da metodologia do 5º CRTP tenham começado em 2019, até o momento a metodologia do 4º CRTP é a vigente e a metodologia do 5º CRTP ainda se encontra em discussão. Vale salientar que, apesar de todas as análises da tese serem com relação ao 4º CRTP, esta seção apresenta os pontos em discussão para o 5º CRTP.

Como já tratado anteriormente neste capítulo, o objetivo da RTP é definir o COR das distribuidoras com base em seus custos operacionais praticados, nível de eficiência desses custos e características das áreas de concessão. Como proposta de cálculo do COR a ANEEL

sugere manter a média do triênio (2016-2018) do PMSO das distribuidoras. A decisão se baseou em duas razões: mitigação de distorções no valor do PMSO regulatório e adequada consideração do agrupamento das distribuidoras (a partir de 2017). A ANEEL destaca que para metodologia final pretende-se acrescentar o ano de 2019 à base de dados substituindo o triênio de 2016-2018 pelo triênio de 2017-2019 ou assumindo o quadriênio de 2016-2019.

A NT 121/2020 propõe manter o DEA como metodologia de análise de eficiência. A ANEEL destaca que a manutenção do DEA foi devido à (i) facilidade de reprodutibilidade; (ii) bibliografia disponível; (iii) alinhamento com as experiências internacionais; (iv) experiência da ANEEL e das distribuidoras; (v) facilidade de compreensão do método; (vi) redução da assimetria de informação; e (vii) construção da fronteira de eficiência com base nos próprios dados da distribuidora.

Apesar da aceitação do método DEA, a aceitação dos retornos não decrescentes de escala não foi unânime, havendo sugestões para adoção somente do DEA CRS, somente do DEA VRS e média do DEA VRS com o DEA NDRS. A ANEEL continuou se posicionando em favor da premissa de que o seguimento da distribuição possui retornos crescentes de escala e mantém a proposta de aplicação do DEA NDRS na análise de eficiência da distribuição.

Os dados de entrada do modelo de otimização do método DEA são uma importante etapa na avaliação e, como já explicado anteriormente, se dividem em insumos e produtos. As contribuições recebidas quanto aos insumos do método DEA se posicionaram favoráveis a manutenção do OPEX, porém houveram discussões quanto a sua composição. Custos associados as condenações trabalhistas, qualidade do serviço, pagamentos de indenizações e PNT são sempre alvo de discussões durante o período de RTP. Os posicionamentos das distribuidoras é sempre em sugerir a consideração dessas variáveis no valor do OPEX, mas a ANEEL justifica que esses custos não são totalmente gerenciáveis pelas distribuidoras e sua contabilização poderia impactar de forma errada nos resultados do modelo DEA. Para o 5º CRTP a ANEEL propôs a consideração das condenações trabalhistas na composição do OPEX do modelo DEA, mas afirma que essa parcela deverá ser suprimida no cálculo das tarifas das distribuidoras (SPARTA). Segundo o parágrafo 45 da NT 121/2020.

Conforme evidenciado pelas linhas de tendência, verifica-se que a abordagem proposta é capaz de internalizar o trade off (custo de oportunidade) contido na premissa de que empresas com práticas trabalhistas inadequadas tenderiam a minimizar seus custos com pessoal (com consequente aumento de condenações trabalhistas), tornando-se artificialmente eficientes frente às demais empresas da amostra. (ANEEL: NT 121, 2020)

Ainda quanto a definição do OPEX a ANEEL, também, propõe que o mesmo tratamento dado às condenações trabalhistas seja atribuído a:

- Compensação de continuidade pagas aos consumidores;
- Os valores consolidados da Componente Q do Fator X; e
- Os valores de PNT apurados as concessionárias.

Portanto, para o 5º CRTP propõe-se um total de quatro custos que serão contabilizados na definição do OPEX para o cálculo de eficiência das distribuidoras, mas que serão suprimidos na etapa de cálculo da tarifa permitida das distribuidoras. Destacando que os mesmos testes realizados com as compensações trabalhistas foram replicados, também, para esses outros três custos.

A qualidade do serviço e PNT começaram a ser contabilizadas no 4º CRTP como produtos negativos do modelo do método DEA e configuram uma importante modificação metodológica do 4º CRTP (ANEEL: NT 066, 2015). Assim, fica claro que a ANEEL considera importante a consideração do *trade off* “qualidade/PNT X custo” na definição do COR da distribuidora. A proposta para o 5º ciclo é incorporar o efeito da qualidade e PNT diretamente no OPEX para cálculo de eficiência, como se faz com nível salarial, e não mais considerar os produtos negativos.

A diferença salarial entre as diferentes regiões do Brasil, também, foram motivo de discussões no 4º CRTP, onde estabeleceu-se uma metodologia para aplicação de um índice salarial para corrigir essas diferenças. O problema é que a base de dados utilizada para esse cálculo do índice salarial não era pública. Para o 5º CRTP observou-se que o Ministério da Economia fornece uma base pública de índices salariais sem a identificação dos CNPJs. Assim, a ANEEL propõe a utilização desta base de dados para o cálculo do ajuste pelo índice salarial do 5º CRTP e disponibiliza o algoritmo utilizado no cálculo.

Por último, quanto ao insumo, os índices para atualização monetária do insumo foram mantidos com relação ao 4º CRTP, ou seja, aplicou-se o IPCA para atualizar os custos com pessoal, serviços de terceiros, condenações trabalhistas e custos de desativação e alienação de ativos e o IGP-M para os demais custos (custos de materiais, seguros, tributos, outros, estagiários e comunicação interna e reprografia).

A ANEEL continuou com o princípio de adotar produtos que retratem as múltiplas dimensões do serviço de distribuição de energia, tomando sempre o cuidado para não construir modelos enviesados. Isto é, segundo a ANEEL, o caso em estudo possui uma amostra relativamente

pequena de distribuidoras e a consideração de muitos produtos na análise de eficiência do método DEA não é recomendável (ANEEL: NT 121, 2020).

A quarta tabela da NT 121/2020 apresenta a proposta de produtos a serem utilizados no 5º CRTP dada pelo regulador:

- Rede Total: Somatórios do comprimento (km) de todas as redes (BT, MT e AT) sob responsabilidade de cada distribuidora;
- MVA Total: Somatório de toda a potência ativa (MVA) dos transformadores instalados nas subestações de cada distribuidora;
- Transformadores de Distribuição: Número total de transformadores de distribuição sob responsabilidade de cada distribuidora;
- Mercado Ponderado (Mercado faturado): Suprimento Livre, Cativo e Uso (TUSD\_MWh) de todos os níveis de tensão (BT, MT e AT) ponderados pela participação de cada nível de tensão na receita da TUSD fio B;
- Total de Unidades Consumidoras: Número total de unidades consumidoras em todos os níveis de tensão (BT, MT e AT) de cada distribuidora.

No parágrafo 86 e 87 da NT 121/2020 a ANEEL justifica suas escolhas sem explorar profundamente os testes realizados para seleção destas variáveis.

Procurou-se retratar as diversas dimensões do serviço prestado, desde a gestão dos ativos, contemplando a operação e manutenção da infraestrutura física disponibilizada por cada empresa (Rede Total, MVA Total e Transformadores de Distribuição), até os serviços comerciais por elas prestados (Mercado Ponderado e Total de Unidades Consumidoras).

A composição das variáveis Rede Total, MVA Total e Transformadores de distribuição em conjunto com as variáveis Mercado Ponderado e Total de Unidades Consumidoras também podem retratar as condições de adensamento de carga, que pode influenciar os custos operacionais das empresas. (ANEEL: NT 121, 2020)

Mercado Ponderado, Comprimento de Rede e Total de Unidades Consumidoras são os três produtos consolidados na metodologia de análise de eficiência da distribuição brasileira e estão sendo aplicados desde o 3º CRTP. No 4º CRTP a ANEEL, também, considerada comprimento de rede subterrânea e de alta tensão como produtos convencional do modelo DEA e propõe retirá-los da análise para o 5º CRTP. Os produtos MVA Total e Transformadores de distribuição sempre foram avaliados pela ANEEL desde o início da aplicação do DEA no 3º CRTP, porém sempre foram desconsiderados na análise por possuírem alta correlação com algum dos outros produtos do modelo. As contribuições sugeriram tanto no 3º CRTP quanto no 4º CRTP a adoção de MVA Total e Transformadores de distribuição como produtos e para o 5º CRTP a ANEEL pretende adotá-los.

Desde de o 4º CRTP vem se discutindo a utilização de restrições aos pesos para limitar a região de solução do modelo DEA e a importância de uma metodologia adequada na definição dos mesmos. A ANEEL afirma novamente na NT 121/2020 que uma total liberdade de escolha dos

pesos pode conduzir a resultados enviesados. No 4º CRTP, metodologia vigente, a ANEEL adota a definição dos limites aos pesos de forma desagregada ao modelo DEA.

Na NT 121/2020 a ANEEL abre espaço para continuar essa discussão e afirma que gostaria que as informações utilizadas na definição dos limites aos pesos fossem obtidas a partir de dados diferentes dos utilizados como variáveis de entrada no modelo DEA. Porém, devido à falta de contribuições, para o 5º CRTP opta por propor o uso de critérios estatísticos com base nos próprios dados da amostra de distribuidoras. Em outras palavras, apesar da ANEEL afirmar que prefere definir os limites aos pesos a partir de novos dados, ela opta por usar os pesos obtidos pelo DEA na definição dos limites aos pesos do 5º CRTP. A metodologia proposta pela ANEEL pode ser dividida em 6 passos e os limites superiores e inferiores definidos pela NT 121/2020 na Figura 3.4.

- Passo 1: Simulação do modelo DEA, com o insumo e os produtos propostos, DEA sem restrição aos pesos;
- Passo 2: Captura dos pesos obtidos pelo modelo DEA sem restrições de pesos;
- Passo 3: Para cada produto será descartado os pesos nulos;
- Passo 4: Com o conjunto não nulo é calculada média e o desvio padrão dos pesos;
- Passo 5: Limites mínimos são definidos subtraindo o desvio padrão ou múltiplos do desvio padrão da média;
- Passo 6: Limites máximos são definidos somando o desvio padrão ou múltiplos do desvio padrão da média;

Segundo a ANEEL, todo o processo de definição dos limites aos pesos de forma estatística foi realizado buscando o maior conservadorismo pelos maiores limites aos pesos não nulos. Também destacam que aplicação das medidas estatísticas se a exclusão dos pesos nulos não se mostrar eficaz.

Produto	Média	Desvio Padrão	Média - 1,5 DP	Média - DP	Média - 0,75 DP	Média - 0,5 DP	Média + 0,5 DP	Média + 0,75 DP	Média + DP	Média + 1,5 DP
Rede R\$ / Km	1.4133	0.5951	0.5134	0.8110	0.9598	1.1085	1.7037	1.8525	2.0012	2.2988
MVA Total R\$ / MVA	11.1341	14.2277	-5.7132	1.4007	4.9576	8.5145	22.7422	26.2991	29.8560	36.9698
Transformadores de distribuição R\$ / Unidade	0.6719	0.4661	0.0352	0.2683	0.3848	0.5013	0.9674	1.0840	1.2005	1.4335
Mercado Ponderado R\$ / MWh	0.0370	0.0224	0.0069	0.0181	0.0237	0.0293	0.0517	0.0573	0.0629	0.0741
UCs Total R\$ / UC	0.0664	0.0574	0.0093	0.0380	0.0523	0.0667	0.1240	0.1384	0.1527	0.1814

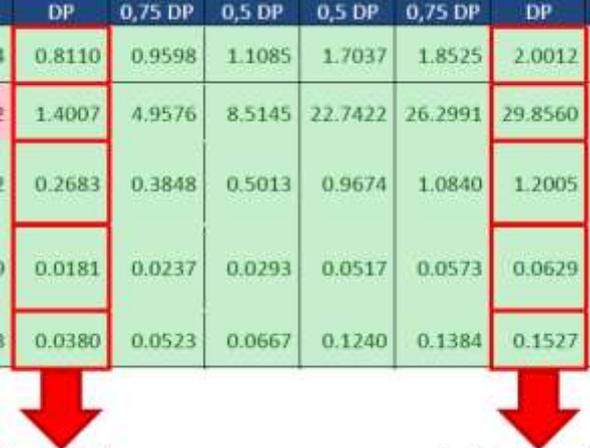


Figura 3.4: Racional para obtenção dos limites aos pesos (ANEEL: NT 121, 2020)

Para o 5º CRTP a ANEEL realiza novamente vários testes para a consideração de um segundo estágio do DEA, mas assim como no 4º CRTP, as correções apresentadas pelas variáveis ambientais não apresentaram resultados significativos para justificar um segundo estágio.

A metodologia de definição do intervalo de confiança adotada no 4º CRTP foi o *bootstrap*, que teve os critérios de definição de amostra pouco detalhados em todas as notas técnicas da AP 023/2014. A ANEEL propôs para o 5º CRTP a manutenção do *bootstrap* adaptado de Simar e Wilson (2007), porém incluiu à metodologia um parâmetro de largura de banda (*bandwidth*), apresentado por Silverman em 1986. A inclusão do parâmetro *bandwidth* tem o propósito de definir um nível ótimo de suavização da curva gerada pelo *bootstrap*.

A construção do parâmetro *bandwidth* é baseada no desvio padrão das eficiências do DEA e do tamanho da amostra de distribuidoras analisadas. O parâmetro *bandwidth* adiciona maior acuracidade as estimativas do *bootstrap*, que na metodologia vigente, 4º CRTP, tem valor fixo de largura de banda. A maior vantagem desta modificação metodológica ao *bootstrap* é o ajuste automático a dispersão de eficiências e tamanho da amostra. O valor do parâmetro *bandwidth* é então calculado pela seguinte equação (3.23).

$$h = 1,06\sigma_{DEA}[size(K)]^{-0.2} \quad (3.23)$$

Onde:

*h*: Parâmetro *bandwidth* de suavização da curva;

$\sigma_{DEA}$ : Desvio padrão dos scores de eficiência calculado pelo modelo DEA; e

*size(K)*: Número de DMUs contidas no conjunto *K*.

Vale ressaltar que a ANEEL compartilha o código em R do *bootstrap* aplicado a proposta do 5º CRTP.

Um último aspecto importante da metodologia da análise de eficiência é o incentivo de ganho de eficiência, representado pela Componente T do Fator X. No 3º CRTP esse fator era limitado a  $\pm 2\%$ . No 4º CRTP esse fator é limitado primeiro a  $\pm 5\%$  e caso os custos operacionais eficientes superem em mais de 120% o custo real no momento da RTP, os ganhos superiores à 120% devem ser compartilhados com os consumidores.

A NT 121/2020 mostra diversas análises quanto aos impactos nos incentivos às tarifas das distribuidoras e propõem metodologia de incentivo semelhante a metodologia do 4º CRTP apresentada na seção 3.4.5.2.

### 3.6. RESTRIÇÃO DE POSITIVIDADE

A inclusão de produtos negativos ao modelo do método DEA foi uma das grandes modificações metodológicas proposta pela AP 023/2014. A ANEEL baseou sua proposta no fato de que a consideração dos índices de eficiência operacional como insumo indica que os mesmos são gerenciáveis e podem ser reduzidos com o ganho de eficiência da distribuidora. A adoção dos produtos negativos como insumo estaria equivocada, segundo a ANEEL, porque as perdas não técnicas são variáveis que não estão sobre o controle da distribuidora (dependem diretamente do ambiente em que a área de concessão está inserida) e a qualidade do serviço sofre regulação por metodologia específica na qual um índice de incentivo já é definido. Assim, a consideração dessas variáveis como gerenciáveis no DEA inseriria importância excessiva as suas contribuições na definição de eficiência. A proposta baseou-se no tratamento dessas variáveis como não discricionárias no DEA como abordado trabalho de Bogetoft e Otto (2010) que afirma que a adoção dos insumos indesejáveis equivale a adoção de produtos negativos.

Bogetoft e Otto (2010) destaca que os modelos do DEA considerados até aquele momento se baseiam na abordagem de Farrell para medição de eficiência; os insumos são reduzidos ou todos os produtos são expandidos pelo mesmo fator. Os autores notaram que os insumos aplicados aos modelos do método DEA podem se distinguir em insumos e insumos indesejáveis (produtos negativos). Portanto, um insumo indesejável seria corresponde a um produto negativo na modelagem do DEA, ou seja, se um problema possuir insumos indesejáveis, ainda poderemos usar os modelos usuais do DEA se simplesmente tratarmos os insumos indesejáveis como produtos negativos no modelo linear. Os autores do livro destacam, no entanto, que a maioria dos *solvers* de softwares pressupõe insumos e produtos como positivos. Indicando o solver da biblioteca R como alternativa para simulações de modelos do DEA que possuam insumos indesejáveis.

Devido a heterogeneidade, bastante presente no conjunto de distribuidoras brasileiras, e as limitações do modelo DEA, a ANEEL também aplicou o conceito de restrição aos limites de pesos e retornos de escala para a avaliação da eficiência das distribuidoras, como já explorado.

O problema é que ao se aplicar o conceito de eficiência cruzada no DEA NDRS com produtos negativos notou-se a presença de eficiências relativas negativas. Como as eficiências negativas só aparecem na projeção dos pesos ótimos de algumas distribuidoras esta pequena falha do modelo passou despercebida na AP 023/2014.

Gomes et al. (2012) analisa se o modelo DEA VRS orientado a insumo pode gerar eficiências negativas ocultas. Demonstram, também, que com a inclusão de restrição intuitiva no modelo DEA VRS primal é possível evitar a ocorrência de eficiências negativas ocultas. Neste capítulo do livro *Advanced Topics in Applied Operations Management* foram apresentados dois exemplos numéricos e um estudo de caso real. No estudo de caso foi aplicada a modificação proposta pelos autores no modelo DEA VRS. As DMUs que poderiam causar eficiências negativas foram identificadas no modelo e novas eficiências foram calculadas. Destacam que é muito importante observar que as eficiências negativas mencionadas não se aplicam aos modelos do DEA CRS e VRS orientado aos produtos.

A proposta desta tese para solucionar o problema das eficiências relativas negativas, ainda não abordado pela ANEEL, é a adição de uma restrição adicional de positividade no modelo de otimização proposta por Gomes et al. (2012) e Meza et al. (2004). A restrição adicional de positividade impede que o soma ponderada dos produtos seja menor que zero, sem alteração da convexidade do modelo. No caso do modelo DEA, os resultados só serão afetados caso a DMU em análise esteja maximizando sua eficiência com um conjunto de pesos que resulte em eficiência negativa para alguma outra DMU.

Permitir que uma distribuidora jogue a eficiência de outras distribuidoras para valores negativos ao maximizar sua eficiência não é um resultado que possua interpretação na teoria clássica de eficiência. Assim, a restrição de positividade da eficiência representa uma importante adequação a ser feita na metodologia da ANEEL, para manutenção do uso de produtos negativos. Vale ressaltar que na maioria das aplicações do método DEA, onde todos produtos são positivos, a inclusão desta restrição de positividade não é necessária.

A restrição de superioridade da inequação (3.24) foi retirada do modelo (2.3) que é o modelo de otimização não linear que deu origem a formulação do DEA CRS proposto por Banker; Charnes; Cooper (1984). Esta restrição de superioridade especifica que a máxima eficiência alcançada pelas DMUs deve ser menor ou igual a 1.

$$\frac{\sum_{r \in R} u_r y_r^j}{\sum_{i \in I} v_i x_i^j} \leq 1, \quad \forall j \in J \quad (3.24)$$

Na formulação convencional do DEA, os produtos e os insumos considerados pelo são sempre positivos. Assim, a adição da restrição de positividade nos modelos não modifica em nada os resultados, pois as eficiências de todas as DMUs são naturalmente positivas para todos os

conjuntos de pesos. Porém, o modelo do método DEA da ANEEL possui dois produtos, que, por serem não gerenciáveis devem ser considerados como produtos negativos no modelo.

Como já explicado, a eficiência da DMU sob análise deve ser limitada quando o conjunto de pesos leva alguma outra DMU a obter eficiência maior que 1. Mas o contrário não ocorre, pois a eficiência da DMU em análise não é limitada quando a maximização de sua eficiência leva alguma outra DMU a obter eficiência menor que zero. Partindo do princípio de que eficiências relativas negativas não configuram uma parametrização racional de eficiência Gomes et al. (2012) e Meza et al. (2004) sugeriram a adição de uma restrição ao modelo DEA que não permite eficiências negativas durante o processo de otimização. Nesta restrição a razão entre a soma ponderada dos produtos e a soma ponderada dos insumos deve ser maior ou igual a 0 para todas as DMUs pertencentes ao conjunto  $J$ . E o que a restrição de inferioridade da inequação (3.25) busca fazer é especificar que as eficiências alcançadas pelas DMUs devem ser no mínimo 0.

$$0 \leq \frac{\sum_{r \in R} u_r y_r^j}{\sum_{i \in I} v_i x_i^j}, \quad \forall j \in J \quad (3.25)$$

O DEA é comumente aplicado a partir de um modelo de otimização linear, ou seja, a restrição que limita os níveis de eficiência possíveis de serem atingidos na restrição de inferioridade da inequação (3.25) deve ser linearizada multiplicando ambos os lados da inequação pelo denominador  $\sum_{i \in I} v_i x_i^j$ . Assim, a inequação (3.26) é a restrição linearizada da restrição de inferioridade da inequação (3.25) e deve ser adicionada ao modelo linearizado do método DEA (2.3) construindo com isso o modelo DEA com Eficiência Positiva (EP).

$$\sum_{r \in R} u_r y_r^j \geq 0, \quad \forall j \in J \quad (3.26)$$

A ANEEL também assume que o setor de distribuição possui retornos NDRS. Segundo Banker; Charnes; Cooper (1984), a variação de escala é incorporada ao modelo DEA pela inclusão de uma variável de decisão  $\varphi$  e, como a economia de escala adotada pela ANEEL é a NDRS, o  $\varphi \geq 0$  no modelo (2.5). Assim, o modelo DEA NDRS que considera a presença de produtos negativos (DEA EP NDRS) é representado pelo modelo (3.5) mais a restrição de positividade para NDRS da inequação (3.27).

$$\sum_{r \in R} u_r y_r^j + \varphi \geq 0, \quad \forall j \in J \quad (3.27)$$

Do 3º CRTP para o 4º CRTP, a ANEEL dobrou o número de variáveis de entrada do modelo DEA, configurando, assim, um espaço de busca para o conjunto de pesos ótimos maior. Isto permitiria que um maior número de distribuidoras alcançasse a fronteira de eficiência. Para evitar esse efeito, o regulador optou por limitar o espaço de busca para o conjunto de pesos ótimos, ao adicionar restrições que limitam as relações entre os pesos atribuídos a cada variável de entrada do modelo (2.6). Assim, o DEA NDRS com restrições aos pesos (modelo final da ANEEL) ao considerar a presença de produtos negativos (DEA EP NDRS com restrição aos pesos) é representado pelo modelo (2.5) com as restrições aos pesos de (2.6), a restrição de positividade (3.27) e retornos NDRS ( $\varphi \geq 0$ ).

Os modelos CEA e REA seguem a mesma linha de formulação do modelo DEA EP NDRS com restrições aos pesos. Desta forma, as equações (2.6) e (3.27), também, deve ser incorporada a esses dois modelos, juntamente com retornos NDRS ( $\varphi \geq 0$ ) garantindo a coerência com as premissas definidas para o DEA. Isto é, as equações (2.6), (3.27) e o ( $\varphi \geq 0$ ) devem ser adicionada no modelo (2.7) formando o CEA EP NDRS com restrição aos pesos e aos modelos (2.10), (2.11), (2.12), (2.13) e (2.15) formando o REA EP NDRS com restrição aos pesos.

---

# CAPÍTULO 4

## FRAMEWORK DO ESTUDO

Os estudos aqui apresentados apresentam uma análise de eficiência das distribuidoras de energia elétricas brasileiras com base na metodologia adotada pela ANEEL no 4º CRTP. A análise realizada aborda os três pilares da análise de eficiência:

1. Metodologia: análise do DEA NDRS utilizada pela ANEEL e avaliação de outras duas técnicas de *benchmarking* CEA e REA;
2. Variáveis: estudo das variáveis de entrada adotadas pela ANEEL através de suas correlações e influência nos resultados de eficiência. Avaliação da inclusão das variáveis de qualidade do serviço de fornecimento de energia e variáveis representativas do ambiente operativo das áreas de concessão, as chamadas variáveis ambientais;
3. DMU: aplicação de ‘clusters’ no conjunto de distribuidoras avaliadas pela ANEEL na tentativa de buscar grupos mais homogêneos e fragmentação da distribuidora em sub-áreas, aqui denominadas de regionais, para aplicação de *benchmarking* interno.

Os três pilares de uma análise de eficiência podem ser observados nas duas partes deste estudo: a análise interdistribuidoras e intradistribuidora. Uma vez que diferentes técnicas de *benchmarking* são estudadas (Pilar 1), diferentes conjuntos de variáveis de entrada aplicados (Pilar 2) e diferentes conjuntos de DMUs explorados (Pilar 3) em ambas as análises interdistribuidoras e intradistribuidora. Para melhor entendimento das metodologias propostas pelas duas partes da análise de eficiência apresentada por este estudo um *framework* de cada uma delas é apresentado pelas Figura 4.1 e Figura 4.2.

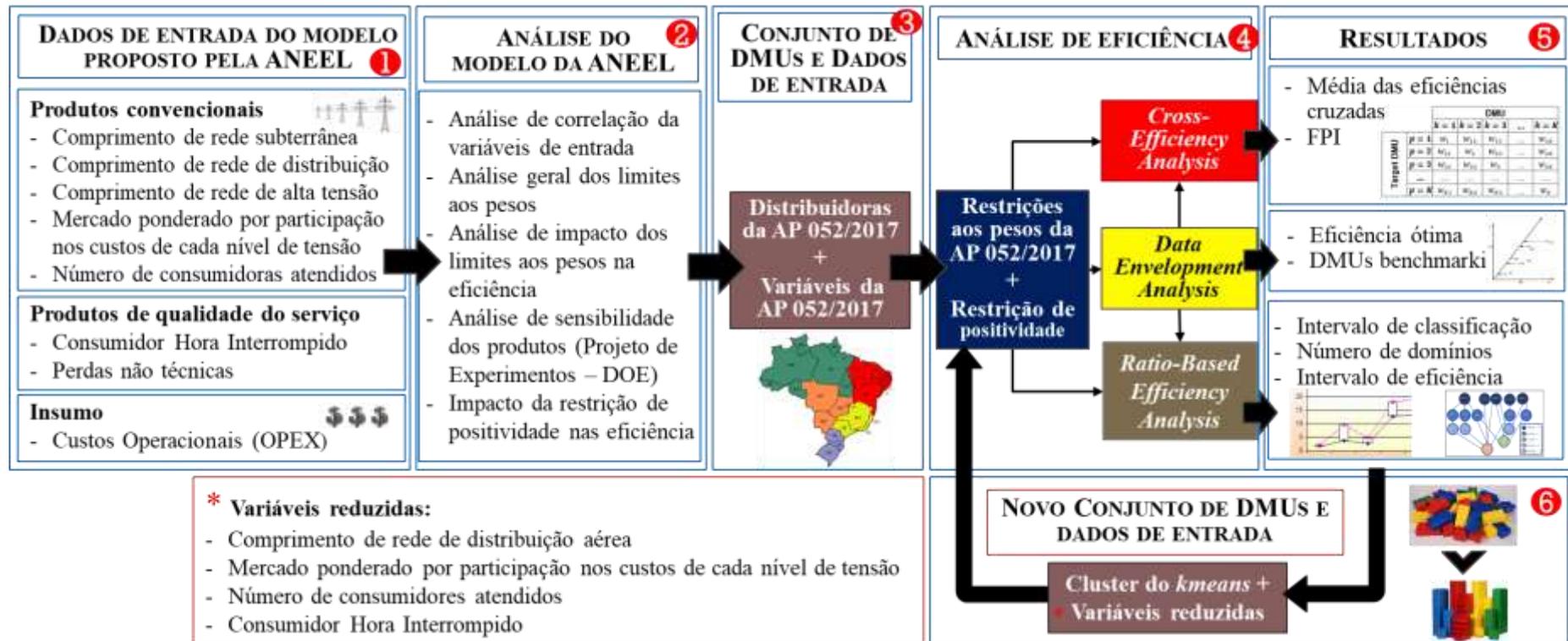


Figura 4.1: Framework da análise interdistribuidoras

A Figura 4.1 apresenta o *framework* da metodologia proposta para a análise interdistribuidoras que é dividida em 6 blocos numerados em vermelho. No Bloco 1 as variáveis de entrada da metodologia da ANEEL são definidas na data base do 4º CRTP e se dividem em produtos convencionais, produtos de qualidade do serviço e insumo. Os produtos convencionais são os que representam as dimensões estruturais das distribuidoras, uma vez que, os comprimentos de rede representam a dispersão de consumidores e características da linha, o mercado ponderado reflete a energia entregue e o número de consumidores dimensiona a quantidade de clientes atendidos. Os produtos de qualidade foram incluídos ao modelo, pois tendem a beneficiar distribuidoras que prezam pelo cumprimento das metas de qualidade e perdas não técnicas. E o insumo são os custos operacionais das distribuidoras, ou seja, variável pela qual a ANEEL determina o quanto dos custos das distribuidoras podem ser reduzidos.

No Bloco 2 uma série de análises é feita na metodologia da ANEEL de forma a levantar os pontos de aprimoramento ainda existentes na metodologia de análise de eficiência. As análises aplicadas no Bloco 2 correspondem a análise das correlações entre as variáveis de entrada, análises quanto a aplicação dos limites aos pesos e seus impactos na eficiência das distribuidoras, a sensibilidade que o resultado de eficiência tem em relação aos produtos com a aplicação de Projeto de Experimento e o impacto de uma restrição adicional proposta por este estudo no resultado de eficiência da metodologia definida pela ANEEL para o 4º CRTP.

O Bloco 3 destaca que as distribuidoras são consideradas como as DMUs da metodologia de análise de eficiência definida pela ANEEL para o 4º CRTP e que os produtos e insumos do modelo de análise de eficiência definidos pelo Bloco 1 são as variáveis de entrada para o método de análise de eficiência definido na AP 052/2017.

O Bloco 4 mostra que as restrições aos pesos definidas pela ANEEL serão mantidas na análise, mas que devido a existência dos produtos negativos (na representação das dimensões de qualidade no serviço) uma restrição de positividade precisa ser acrescida aos três métodos de *benchmarking* sugeridos pelo estudo. Ainda no Bloco 4 as metodologias DEA, CEA e REA são simuladas separadamente. Vale destacar que os resultados de eficiência obtidos pelo DEA são dados de entrada das metodologias CEA e REA.

O Bloco 5 representa os resultados de cada método sugerido. No DEA são apresentadas as eficiências das distribuidoras e as DMUs *benchmarking*. Para o CEA são apresentadas as médias das eficiências cruzadas sob a ótica do conjunto e o FPI que mostra o quanto a ótica do

conjunto de distanciou do resultado do DEA. E o REA apresenta seus três parâmetros de análise do conjunto: intervalo de classificação, número de domínios e intervalos de eficiência relativas.

O Bloco 6 foi criado, pois os resultados apresentados pelas análises de eficiência mostram que a metodologia proposta pela ANEEL necessita de aprimoramentos. Desta forma, o Bloco 6 propõe a “clusterização” das distribuidoras pela metodologia *k-means* e uma redução no conjunto de variáveis com base nas análises feitas no Bloco 2. Reparem que um outro bloco vermelho aparece como complemento do Bloco 6, essa são as variáveis reduzidas, ou seja, a sugestão de variáveis de entrada que devem ser aplicadas. Assim é como se o Bloco 6 fosse o novo Bloco 1 que define o conjunto de DMUs e as variáveis de entrada dos métodos de análise de eficiência.

Por fim o Bloco 4 e o Bloco 5 são repetidos para que a simulação e os resultados da análise de eficiência proposta sejam novamente interpretados.

A Figura 4.2 apresenta o *framework* da metodologia proposta para a análise intradistribuidora que pode ser dividida em 5 blocos principais numerados em vermelho. No Bloco 1 as características de rede são contabilizadas para a definição das redes unificada regionais. Lembrando que, na análise intradistribuidora distribuidora é dividida em partes menores (regionais) e estas regionais são consideradas como as DMUs nos modelos de análise de eficiência. As variáveis para a característica da rede foram a configuração de rede, digramas unifilares da rede, e os mapas geográficos com a localização das subestações e linhas de transmissão do sistema elétrico da empresa.

No Bloco 2 a metodologia de redes unificadas é aplicada para segregação da distribuidora em Redes Unificadas Regionais de São Paulo e do Rio Grande do Sul. A distribuidora participou ativamente como ‘*stackholder*’ na configuração final das RURs, pois é a partir desta segregação que toda a coleta de dados de entrada é feita pela própria distribuidora. Como se pode notar, as RURs de São Paulo, também, são uma entrada para uma segunda análise dentro das análises intradistribuidora. Nesta segunda análise foi necessário um conjunto de DMUs ainda mais homogêneo, na qual além de pertencer a mesma empresa precisava ter características climáticas semelhantes.

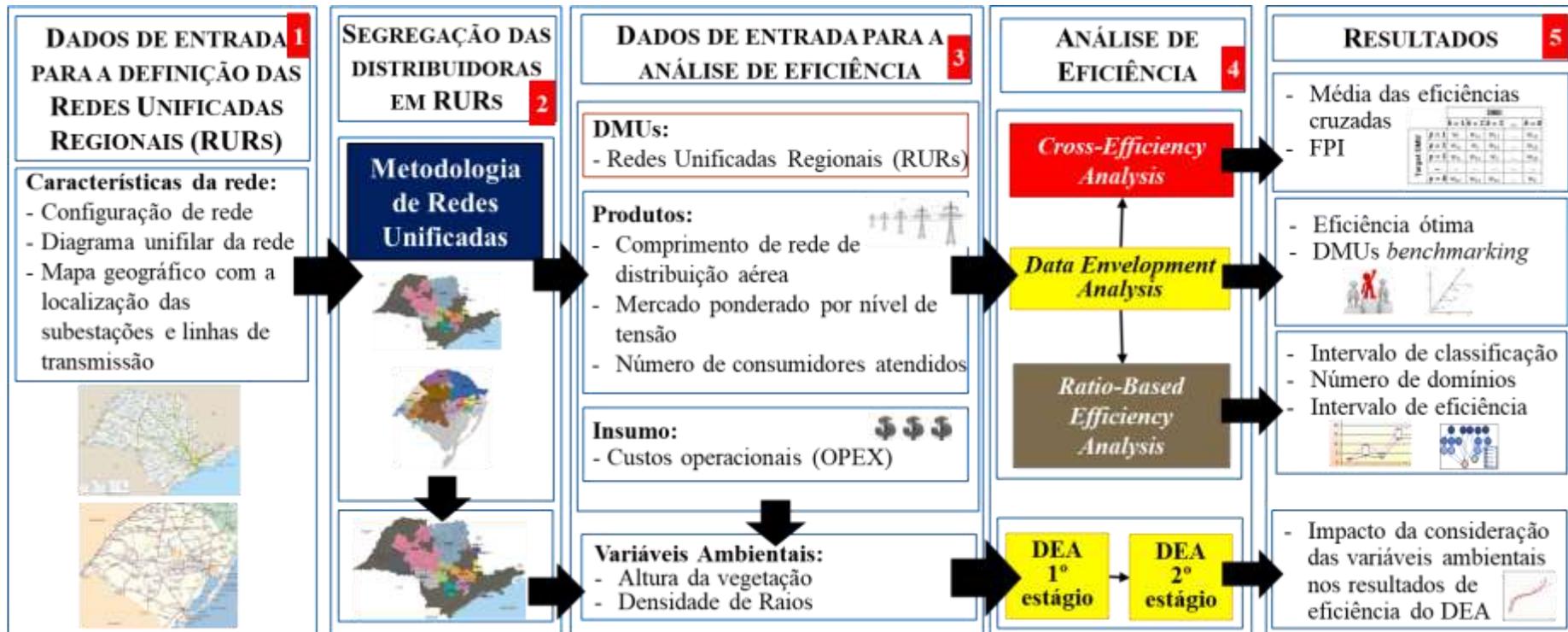


Figura 4.2: Framework da análise intradistribuidora

---

O Bloco 3 define os dados de entrada para a análise de eficiência que se dividem em produtos, insumo, definição das DMUs e variáveis ambientais. Lembrando que, as variáveis ambientais são variáveis que estão fora do controle das empresas, mas que representam características específicas da área de concessão de cada DMU. As variáveis ambientais impactam diretamente seus resultados de eficiência. Os produtos e insumos foram contabilizados com base na metodologia de contabilização de insumos e produtos utilizados pela ANEEL no 4º CRTP, porém para o novo conjunto de DMUs representados por 25 RURs da CPFL Energia (definida no Bloco 2). Vale ressaltar que, não foi feita uma nova análise do comportamento das variáveis de entrada uma vez que todas as análises das intradistribuidoras são baseadas na metodologia do 4º CRTP. Contudo, devido ao tamanho do conjunto de DMUs, uma redução no número de produtos foi necessária e os produtos selecionados foram: comprimento de rede de distribuição aérea, mercado ponderado por nível de tensão e número de consumidores. As variáveis de qualidade não foram consideradas nas análises de eficiência, pois aumentavam muito a sensibilidade ao conjunto de pesos e distorciam os resultados do CEA e REA. As variáveis ambientais foram utilizadas somente na segunda análise dentro da análise intradistribuidora. As variáveis ambientais aplicadas neste estudo foram: altura da vegetação da área de servidão e densidade de raios.

No Bloco 4 aos três métodos de otimização sugeridos (*Data Envelopment Analysis*, *Cross-efficiency Analysis* e *Ratio-based Efficiency Analysis*) são aplicados. Destacando que, no caso da análise intradistribuidora nem as restrições aos pesos (DMUs dimensionamento diferentes) e nem a restrição de positividade (ausência de produtos negativos nos modelos) se fazem necessárias nos modelos de análise de eficiência. Ainda no Bloco 4, é aplicado somente as RURs de São Paulo o DEA com dois estágios, para a análise do impacto das variáveis ambientais nos resultados de eficiência das RURs no DEA.

O Bloco 5 representa os resultados das metodologias de *benchmarking* sugerida. No DEA são apresentadas as eficiências e as DMUs *benchmarking*. No CEA são apresentadas as médias das eficiências cruzadas sob a ótica do conjunto e o FPI. E o REA apresenta seus três parâmetros de análise: intervalo de classificação, número de domínios e intervalos de eficiência relativas. Apresentando, também, os impactos que a consideração das variáveis ambientais pode causar nos resultados de eficiência do DEA.

A principal diferença da metodologia proposta para a análise interdistribuidoras quando comparada com a metodologia proposta para a análise intradistribuidora está no conjunto de

DMUs utilizados em cada uma dessas análises e na avaliação do impacto da inclusão de um segundo estágio com base no impacto das variáveis ambientais.

A metodologia desta tese traz uma análise de eficiência com base em múltiplos métodos de *benchmarking* (Pilar método), diferentes formas de enxergar os conjuntos de DMUs da distribuição (Pilar DMUs) e um estudo quanto as variáveis de entrada da metodologia vigente (Pilar variáveis de entrada). Assim, cumprindo seu objetivo principal de sugerir uma análise de eficiência focada no impacto que a metodologia adotada pela ANEEL no 4º CRTP causa as distribuidoras e definição de ferramentas que venham a ser úteis em estratégias de ganho de eficiência.

---

# **CAPÍTULO 5**

## **ANÁLISES DO COMPORTAMENTO DO DEA NA DISTRIBUIÇÃO**

Uma das grandes questões da análise de eficiência das distribuidoras brasileiras é a aplicação de limites aos pesos sob os insumos e produtos do método DEA. Com o aprimoramento metodológico advindo da AP 023/2014, a limitação dos pesos tem sido um ponto de discussão quanto à discricionariedade do regulador no processo. Entende-se que o REA pode representar uma excelente ferramenta de análise destes limites inclusive fornecendo subsídios para a avaliação dos mesmos. A inclusão das restrições aos pesos ao DEA foi uma das alternativas metodológicas aplicadas pela ANEEL ao decidir por continuar utilizando o DEA na regulação da distribuição. Os resultados, porém, ainda continuam sendo questionados devido a heterogeneidade que um país de dimensão continental, como o Brasil, apresenta entre as áreas de concessão. O fato do modelo DEA apresentar notável variabilidade nos resultados com a inserção ou exclusão de DMUs agrava, ainda mais, a credibilidade frente aos gestores.

A metodologia consolidada pela AP 023/2014 teve como principais modificações na análise de eficiência das distribuidoras a consideração de todas as distribuidoras em um único conjunto, o aumento do número produtos no modelo DEA para sete (cinco convencionais e dois negativos) e a inclusão das restrições que limitam as razões entre os pesos atribuídos ao DEA. O intuito deste capítulo é analisar o impacto destas mudanças metodológicas consolidadas pela ANEEL e o impacto da restrição adicional, proposta por essa tese, no nível de eficiência calculado para as distribuidoras.

### **5.1. ANÁLISE DE CORRELAÇÃO ENTRE AS VARIÁVEIS DE ENTRADA**

A definição dos limites do modelo de otimização do DEA, segundo a ANEEL, deve ser feita a partir de informações externas, como por exemplo: constatações empíricas e opiniões de

especialistas. A ANEEL destaca ainda que sua maior dificuldade na definição dos limites as restrições aos pesos estavam na capacidade de obter informações consistentes quanto as relações ideias entre os pesos, mas destacou que procurou estabelecer intervalos amplos para que o modelo DEA não fosse excessivamente restringido (ANEEL: NT 192, 2014).

Seguindo as diretrizes definidas pela ANEEL a análise de dispersão de dados não procura definir limites a partir da base de dados, mas sim analisar os resultados obtidos e investigar a importância da inclusão de cada um dos produtos no conjunto de variáveis de entrada do DEA. O conjunto de distribuidoras brasileiros é heterogêneo, ou seja, as diferenças climáticas, socioeconômicas, geográficas e populacionais são altas entre as áreas de concessão. Este problema de heterogeneidade é reconhecido pela ANEEL e foi uma das razões para a inclusão de restrições aos pesos a metodologia de análise de eficiência das distribuidoras para correção de viés nas estimativas (ANEEL: NT 407, 2014) parágrafo 75.

Existem importantes desafios que precisam ser superados no processo regulatório. Sem dúvida um dos mais relevantes é a assimetria de informação entre regulador e regulado, que está no cerne da discussão dos regimes de regulação e um dos principais motivos para se adotar preferencialmente modelos comparativos e baseados em incentivos. No contexto dos custos operacionais pode-se destacar também aspectos adicionais como a heterogeneidade de concessões (e concessionárias) e seu reflexo sobre as incertezas no cálculo, bem como a questão da atualidade dos parâmetros para aplicação das metodologias, que permeia a discussão da assimetria e dos ciclos tarifários. (ANEEL: NT 407, 2014)

Antes de trabalhar com as restrições aos pesos e seus limites é importante uma análise de correlação entre as variáveis de entrada do método DEA de análise de eficiência definido para o 4º CRTP. A Tabela 5.1 especifica as nomenclaturas utilizadas para cada uma das variáveis de entrada utilizadas nas regulações tarifárias da distribuição.

Tabela 5.1: Nomenclatura dos produtos aplicados na análise de eficiência da distribuição

<b>Variáveis de Entrada</b>	<b>Nomenclatura</b>
Custos Operacionais	OPEX
Comprimento de rede subterrânea	<i>rsub</i>
Comprimento de rede de distribuição	<i>rdist</i>
Comprimento de rede de alta tensão	<i>ralta</i>
Números de consumidores conectados a rede	<i>cons</i>
Mercado de energia ponderado por nível de tensão	<i>mpond</i>
Perdas não técnicas ajustada pela meta regulatória	<i>PNTaj</i>
Consumidor hora interrompido ajustado pela meta regulatória	<i>CHIaj</i>

A Tabela 5.2 apresenta a matriz de correlação entre todas as variáveis de entrada utilizadas na análise de eficiência das distribuidoras. As correlações maiores que 0,9 são entre OPEX e *cons* (0,976), OPEX e *mpond* (0,9334), *ralta* e *rdist* (0,9716), e *cons* e *mpond* (0,9561). Para validar as correlações obtidas o Teste de Hipótese de correlação de Pearson foi aplicado a todas as correlações apresentadas na Tabela 5.2 onde o H0: correlação igual a zero e H1: correlação diferente de zero. Somente *rsub* e *rdist*, e *rsub* e *ralta* não rejeitaram a H0.

Tabela 5.2: Correlação entre as variáveis aplicadas na análise de eficiência

	OPEX	<i>rsub</i>	<i>rdist</i>	<i>ralta</i>	<i>cons</i>	<i>mpond</i>	<i>PNTaj</i>	<i>CHlaj</i>
OPEX	1	-	-	-	-	-	-	-
<i>rsub</i>	0,3839	1	-	-	-	-	-	-
<i>rdist</i>	0,8741	0,04402	1	-	-	-	-	-
<i>ralta</i>	0,8687	0,08092	0,9716	1	-	-	-	-
<i>cons</i>	0,9760	0,4170	0,8214	0,8371	1	-	-	-
<i>mpond</i>	0,9334	0,5372	0,6909	0,7082	0,9561	1	-	-
<i>PNTaj</i>	0,4539	0,3527	0,3060	0,2915	0,3741	0,3608	1	-
<i>CHlaj</i>	0,6884	0,3259	0,5096	0,4814	0,6740	0,6319	0,3515	1

Mediante aos resultados obtidos pela análise de correlação decidiu-se por plotar as correlações entre as três dimensões de rede nas Figura 5.1, Figura 5.2 e Figura 5.3 que apresentam, respectivamente, os gráficos de correlação de dados entre os produtos de *rsub*, *ralta* e *rdist*. O gráfico *rsub* x *rdist* e *rsub* x *ralta* apresentam um formato de “L”, pois possuem os muitos valores nulos de *rsub* (esses valores são nulos, de forma que se tirarmos as distribuidoras com altos *rsub* o formato se manterá em “L”). A LIGHT é a principal distribuidora afetada pelo *rsub*, como fica claro pela Figura 5.1 e Figura 5.2 e a única que apresenta comprimento de *rsub* superiores a 5000 km. Além disso, somente a ENEL SP e a CEB possuem comprimento de *rsub* superiores a 1000km, de forma que a influência dos custos de *rsub* são baixos.

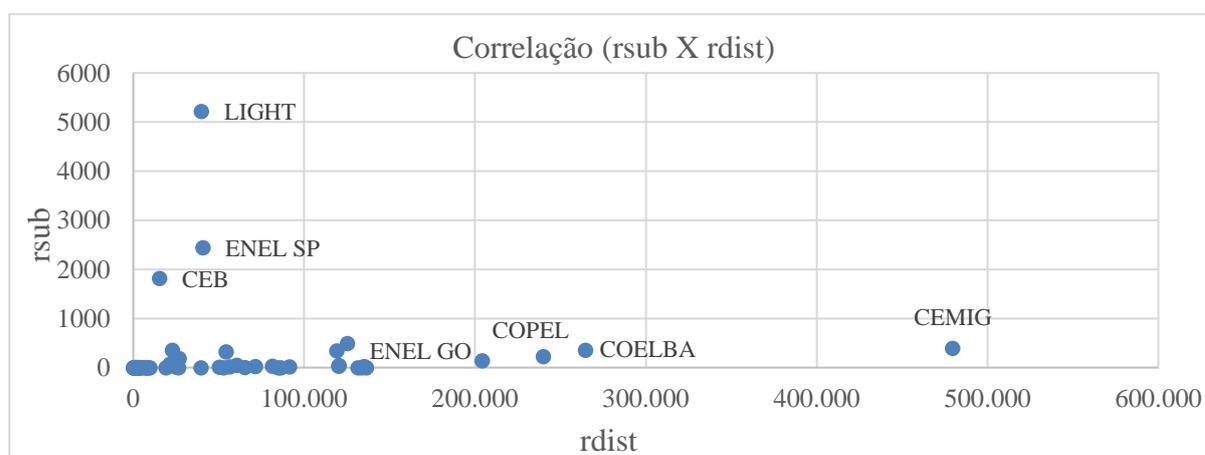


Figura 5.1: Gráfico de correlação entre *rsub* e *rdist*

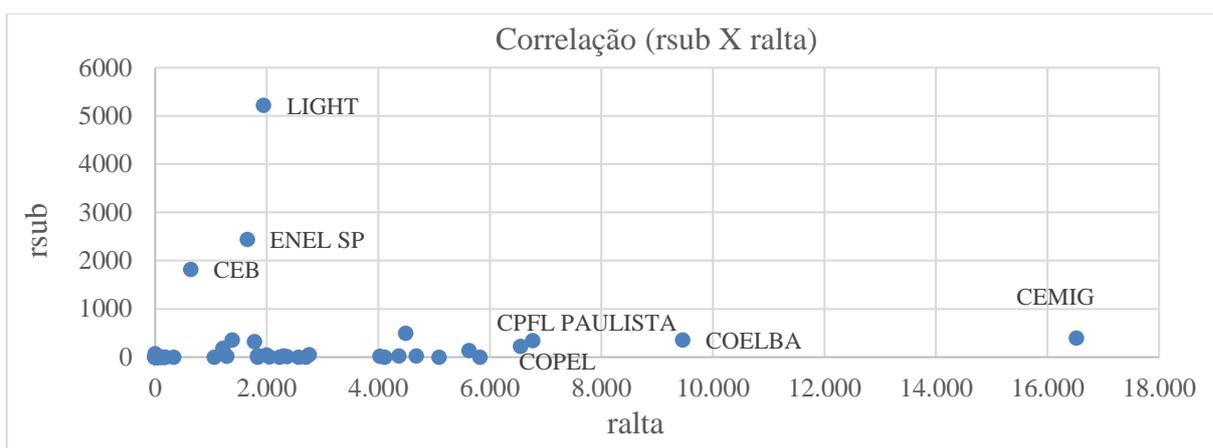


Figura 5.2: Gráfico de correlação entre *rsub* e *ralta*

O gráfico de correlação da Figura 5.3 mostra que os produtos de *ralta* e *rdist* são correlacionados. As distribuidoras que se destacam na Figura 5.3 por estarem mais distante das demais são CEMIG, COELBA, COPEL e ENEL GO, pois apresentam, simultaneamente, valores altos tanto de *rdist* quanto *ralta*.

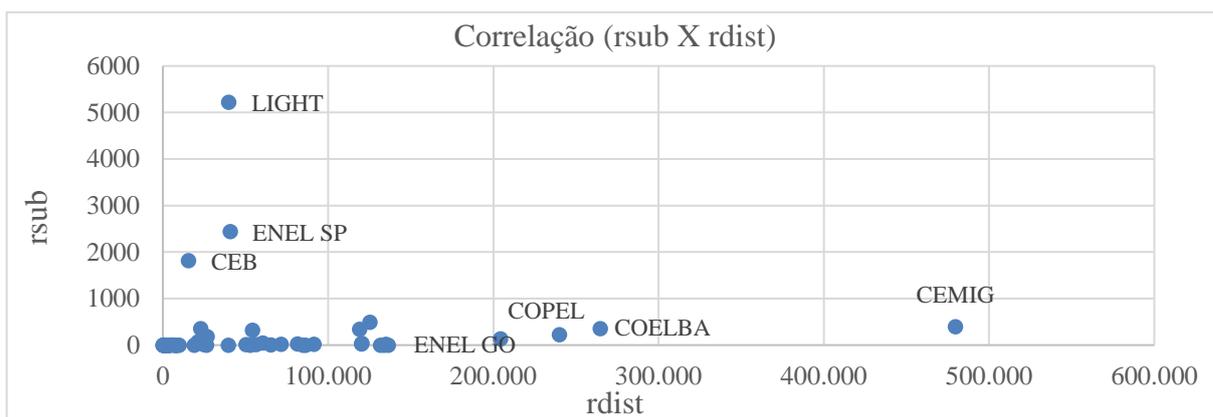


Figura 5.3: Gráfico de correlação entre *ralta* e *rdist*

A única distribuidora que apresenta valores discrepantes de OPEX e que não aparece nesse gráfico de dispersão é a ENEL SP, devido a sua configuração altamente urbana (baixo comprimento de rede). Porém, a característica urbana da ENEL SP é complementada pela consideração de *mpond* e *cons* no modelo do método DEA.

A ANEEL afirma que segregou a rede de distribuições em 3 na base de dados de entrada do DEA, pois cada uma dessas dimensões de rede possui características operativas distintas, segundo o parágrafo 18 da NT 407/2014. Em resposta as contribuições contrárias a adoção de *rsub* a ANEEL, na NT 066/2015, afirma que apesar de *rsub* ter efeitos pontuais, ela opta por sua adoção por representar uma informação adicional na análise. Afirma, também, no parágrafo 52 da NT 407/2014 que o impacto da consideração de *ralta* é mais sobre as distribuidoras de

grande porte, visto que as distribuidoras de pequeno porte não possuem muita rede de alta tensão em suas áreas de concessão.

De forma geral, pelo gráfico de correlação note-se que *rsub* possui a maioria de seus valores zero, com algumas exceções, e o *ralta* possui característica de dispersão muito próxima de *rdist*.

A Figura 5.4 mostra um gráfico de correlação de *PNTaj* em relação ao OPEX. Esse gráfico de correlação apresenta poucos valores zero, pois somente a CELESC e FORCEL atingiram as metas de combate de perdas não técnicas estipulada pela ANEEL. A dispersão de dados deste gráfico também é diferente, pois não se tratam de produtos físicos e sim produtos ajustados pelos os quais a ANEEL define os serviços prestados pela distribuidora.

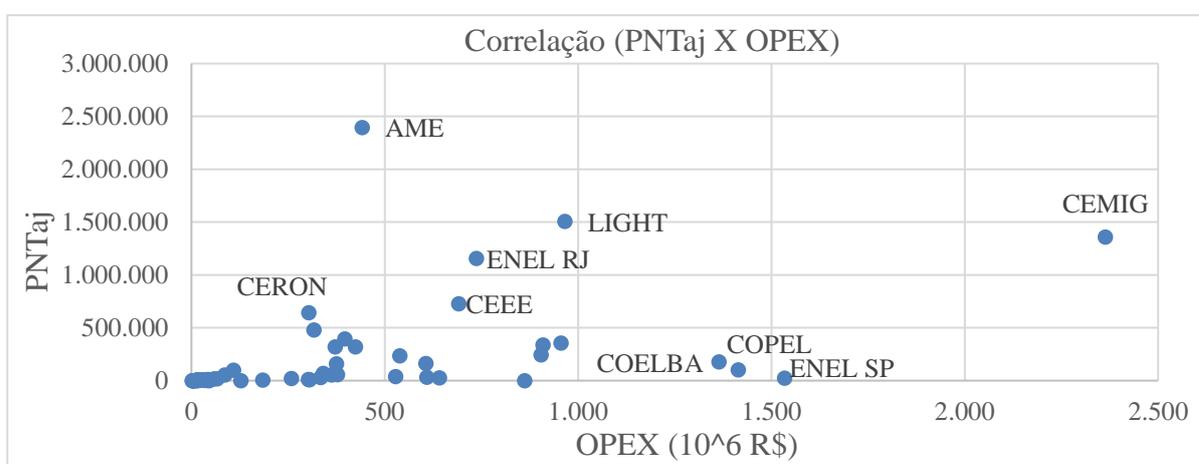


Figura 5.4: Gráfico de correlação entre *PNTaj* e OPEX

As distribuidoras que chegaram perto das metas estabelecidas pela ANEEL possuem *PNTaj* baixas, assim ENEL SP, COELBA e COPEL apesar da dimensão bem maior e possivelmente maiores valores de perdas não técnicas não se destacaram como a CEMIG, AME, LIGHT e ENEL RJ no gráfico de correlação. A CEMIG apesar de em destaque no gráfico, possui uma proporção média entre a relação de *PNTaj* por OPEX.

No parágrafo 33 na NT 407/2014 a ANEEL explica que as posições contrárias a utilização de perdas não técnicas e qualidade no serviço na análise de eficiência se embasam no fato de que essa variável tem muita influência do meio (condições e características das áreas de concessão) e que para sua contabilização adequada os investimentos em combate a perdas não técnicas e aumento da qualidade de fornecimento deveriam ser considerados. A ANEEL na AP 407/2014 afirma que entende os posicionamentos contrários, mas que a não consideração dessas variáveis desfavorece as distribuidoras que investiram pesadamente para melhorar esses índices e prefere por adotá-los.

Ao entendimento desse estudo o posicionamento da ANEEL mostra que ela sabe que distribuidoras podem ser prejudicadas com a inclusão de perdas não técnicas, mas que ela prefere focar nas distribuidoras que serão beneficiadas pela consideração desta dimensão na análise. As distribuidoras mais afetadas pela presença de *PNTaj* nas variáveis de entrada são a AME, LIGHT e ENEL RJ, essas três distribuidoras não possuem valores de OPEX muito altos, porém lidam com problemas relacionados perdas não técnicas. As perdas não técnicas são problemas crônicos na AME, LIGHT e ENEL RJ. Essas distribuidoras já são prejudicadas pelos altos furtos de energia e a inclusão do produto *PNTaj* penaliza essas distribuidoras, por algo que não é totalmente gerenciável por elas.

A ABRADEMP (Associação Brasileira de Distribuidoras de Energia de Menor Porte) em suas contribuições quanto ao agrupamento de distribuidoras na NT 66/2015, também, questiona a inclusão de perdas não técnicas na análise de eficiência, pois a ANEEL afirma que o impacto desse produto negativo é baixo e suas distribuidoras foram afetadas pela inclusão de *PNTaj* no modelo.

O último gráfico de correlação analisado é o de *CHIAj* pelo OPEX ilustrado pela Figura 5.5. O *CHIAj*, assim como as *PNTaj*, é uma variável de entrada ajustada. A ANEEL define o valor de *CHIAj* com base nas metas de qualidade de serviços prestados. Porém, muitas distribuidoras cumpriram as metas para o DEC definidos pela ANEEL fazendo com que esse produto negativo apresente muitos valores zero, como pode ser observado pela Figura 5.5.

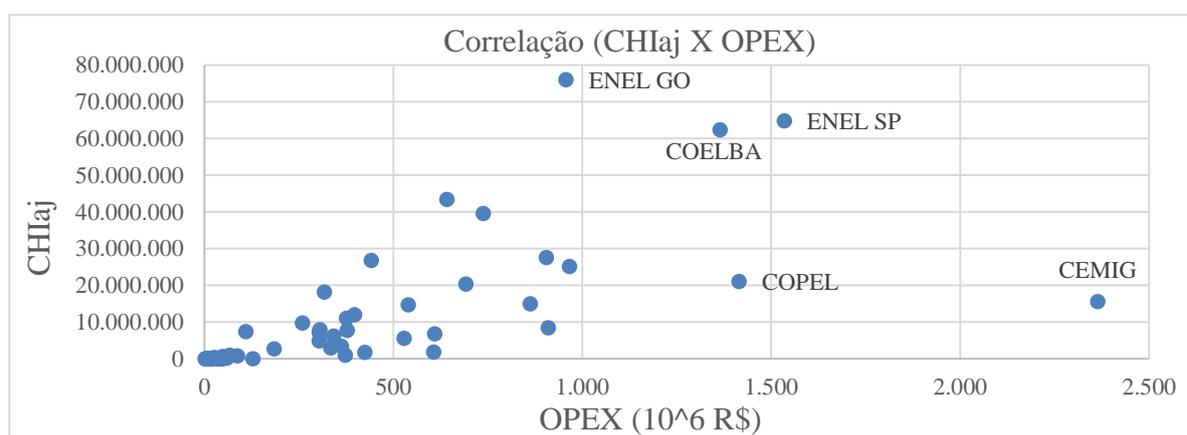


Figura 5.5: Gráfico de correlação entre *CHIAj* e OPEX

As distribuidoras que se destacaram na Figura 5.5 foram justamente as com maior número de consumidores e que também são, as que possuem os maiores OPEX. A inclusão de *CHIAj* na metodologia da ANEEL beneficiou a CEMIG ao melhorar sua eficiência. No geral a consideração de *CHIAj* não causou grande impacto na eficiência final das distribuidoras, pela

possibilidade de atribuir peso zero a esse produto. A consideração ou não dessa variável de entrada no DEA (possibilidade de incluir peso zero ao *CHLaj*) contribui para a análise de eficiência e acredita-se que se o mesmo fosse feito com *PNTaj* a análise de eficiência seria mais justa com as distribuidoras que sofrem com o furto de energia.

## 5.2. ANÁLISE DE SENSIBILIDADE DOS PRODUTOS

O modelo de análise de eficiência proposto pela ANEEL, na AP 023/2014 apresenta um total de oito variáveis de entrada (sete produtos e um insumo). A consideração do OPEX como insumo já é consolidada desde o 3º CRTP quando foi introduzida ao DEA na análise de eficiência. O mesmo não é verdade para os produtos, pois durante as audiências públicas apareceram diversas contribuições dos agentes com relação a quais produtos deveriam ou não ser utilizados na análise. Do 3º CRTP para o 4º CRTP foram inseridos mais quatro produtos ao DEA, como pode ser visto pela Figura 5.6. A ANEEL justifica que a adição dessas variáveis de entrada é necessária para uma representação mais completa das características do setor de distribuição brasileiro.

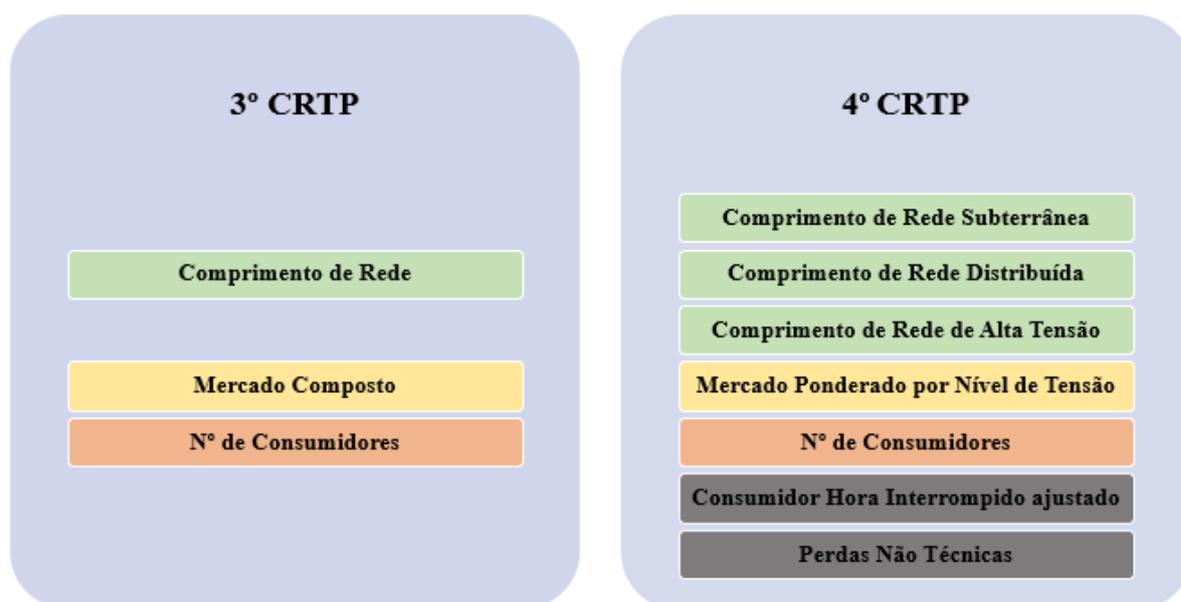


Figura 5.6: Variáveis do 3º CRTP X Variáveis do 4º CRTP

Como forma de investigar o impacto da inclusão de cada um dos sete produtos definidos para atual metodologia de análise de eficiência foram realizadas sete simulações. Em cada simulação foi retirado um produto do modelo DEA NDRS com pesos adotado pelo ANEEL. Qualquer restrição aos pesos associada ao produto retirado, também foi removida do modelo em

simulação. A diferença no valor de eficiência obtido na simulação e o valor de eficiência obtido pelo modelo original da ANEEL é apresentada pela Tabela 5.3 Vale salientar que, o valor apresentado na Tabela 5.3 quando positivo informa que a simulação produziu uma eficiência maior para a distribuidora que a metodologia da ANEEL, da mesma forma deltas negativos mostram que o valor de eficiência da simulação foi menor que da metodologia da ANEEL.

Tabela 5.3: Variação de eficiência entre as simulações de produtos e o modelo da ANEEL

Nº	Distribuidoras	Sem <i>rsub</i>	Sem <i>rdist</i>	Sem <i>ralta</i>	Sem <i>cons</i>	Sem <i>mpond</i>	Sem <i>PNTaj</i>	Sem <i>CHIAj</i>
D01	RGE SUL	0,01%	-4,03%	-0,11%	-0,56%	-8,60%	0,34%	0,00%
D02	AME	0,02%	-1,02%	0,08%	-0,86%	-7,65%	6,73%	0,00%
D03	ENEL RJ	0,01%	3,84%	0,05%	-11,27%	-2,73%	1,91%	0,00%
D04	EDP SP	0,02%	1,59%	0,04%	-4,14%	-13,59%	0,86%	-0,95%
D05	BOA VISTA	0,03%	-1,67%	0,03%	1,50%	-11,19%	0,73%	0,00%
D06	CAIUA	0,03%	-6,12%	0,06%	-1,46%	-13,18%	0,18%	0,00%
D08	CEAL	0,00%	6,07%	-0,06%	-10,29%	0,08%	1,85%	0,00%
D09	CEB	-0,85%	39,34%	0,04%	1,17%	-16,41%	0,11%	0,00%
D10	CEEE	-0,05%	-0,76%	0,01%	-3,25%	-5,76%	1,25%	0,00%
D11	CELESC	-0,06%	1,36%	-0,15%	0,97%	-16,76%	-2,50%	0,00%
D12	ENEL GO	-0,06%	-12,12%	0,05%	-2,70%	-1,46%	0,36%	0,00%
D13	CELPA	0,00%	-8,57%	0,05%	-5,15%	-0,66%	-0,38%	0,00%
D14	CELPE	0,00%	0,42%	0,03%	-9,63%	-0,16%	0,29%	0,00%
D15	ETO	0,00%	-10,57%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
D16	CEMAR	-0,03%	2,11%	-0,54%	-9,53%	0,09%	0,03%	-1,33%
D17	EMT	0,01%	10,23%	-0,97%	1,36%	-4,30%	0,39%	0,00%
D18	CEMIG	-0,09%	-3,98%	-0,78%	-4,65%	-1,09%	0,66%	-2,00%
D19	CEPISA	0,00%	-7,97%	0,04%	-5,89%	0,06%	1,18%	0,00%
D20	CERON	-0,01%	-26,14%	0,49%	0,65%	-2,92%	2,54%	-0,24%
D22	CFLO	0,03%	-3,51%	0,18%	-2,85%	-8,93%	-0,71%	-1,89%
D23	CHESP	0,00%	-17,75%	-0,29%	-2,08%	0,02%	0,01%	-0,47%
D24	JAGUARI	0,04%	0,35%	0,04%	7,39%	-39,23%	0,18%	-0,88%
D25	MOCOCA	0,00%	-17,94%	0,24%	0,10%	-7,08%	0,18%	-1,46%
D26	SANTA CRUZ	0,01%	-1,82%	-0,20%	-3,56%	-4,40%	0,24%	-1,88%
D27	NACIONAL	0,05%	1,63%	-0,18%	-0,94%	-13,24%	0,21%	-0,91%
D28	COCEL	-0,01%	-8,32%	0,12%	0,08%	-5,75%	0,20%	-2,04%
D29	COELBA	-0,13%	0,13%	0,02%	-11,28%	0,12%	0,10%	0,00%
D30	ENEL CE	0,00%	0,00%	0,00%	-9,00%	0,00%	0,00%	0,00%
D31	COOPERALIANCA	0,01%	-5,09%	0,10%	-1,84%	-4,13%	0,14%	-1,68%
D32	COPEL	-0,02%	-4,85%	-0,07%	-0,79%	-5,72%	-1,23%	0,00%
D33	COSERN	0,00%	8,44%	-0,09%	-9,68%	-1,24%	-0,43%	0,00%
D34	CPEE	0,01%	-17,55%	0,26%	1,67%	-9,63%	0,27%	-1,61%
D35	PIRATININGA	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	-20,77%	0,00%	0,00%
D36	CPFL PAULISTA	0,02%	4,47%	-0,29%	-2,55%	-16,76%	0,33%	-0,48%
D37	CSPE	0,01%	-12,81%	0,23%	-1,09%	-4,86%	0,31%	0,00%

Nº	Distribuidoras	Sem <i>rsub</i>	Sem <i>rdist</i>	Sem <i>ralta</i>	Sem <i>cons</i>	Sem <i>mpond</i>	Sem <i>PNTaj</i>	Sem <i>CHLaj</i>
D38	DEMEI	0,02%	0,50%	0,05%	-1,26%	-6,57%	0,27%	-0,15%
D39	DMED	0,02%	-0,12%	0,02%	-0,68%	-4,62%	0,13%	-0,64%
D40	EBO	-0,01%	5,08%	0,17%	-17,05%	0,05%	-1,08%	-2,16%
D41	EDEVP	0,02%	-9,20%	0,19%	-2,18%	-10,87%	0,08%	-2,27%
D42	BRAGANTINA	0,02%	-7,01%	0,07%	-1,69%	-8,50%	0,06%	0,00%
D43	JOAO CESA	0,00%	3,78%	0,00%	7,56%	1,18%	-4,11%	-0,35%
D44	URUSSANGA	0,00%	-2,28%	0,03%	4,14%	-4,16%	-1,81%	-0,56%
D45	ELEKTRO	0,01%	-11,70%	0,09%	-2,81%	-8,88%	0,15%	-2,83%
D46	ELETROACRE	0,01%	-20,46%	0,46%	-1,28%	-1,54%	1,06%	0,00%
D47	ELETROCAR	0,01%	21,62%	-1,13%	-0,06%	-3,62%	0,17%	-0,48%
D48	ENEL SP	-0,11%	11,11%	0,09%	-2,33%	-17,58%	-1,18%	0,00%
D49	SANTA MARIA	0,00%	-23,19%	0,09%	1,51%	-6,54%	0,05%	-3,41%
D50	EMG	0,00%	4,39%	-0,99%	-5,48%	-0,22%	-0,60%	-3,53%
D51	EMS	-0,02%	8,52%	-2,20%	-1,54%	-2,04%	0,11%	-3,48%
D52	ENF	0,01%	2,99%	0,09%	-8,11%	-2,02%	-0,03%	-1,24%
D53	EPB	-0,04%	-7,38%	0,07%	-10,07%	0,11%	-0,45%	0,00%
D54	EDP ES	0,00%	6,49%	-0,25%	-5,56%	-8,40%	0,95%	-2,13%
D55	ESE	-0,01%	9,68%	-0,09%	-10,72%	-1,02%	-0,28%	0,00%
D56	FORCEL	0,00%	-14,90%	0,00%	3,97%	0,23%	-3,02%	-0,15%
D57	HIDROPAN	0,01%	24,85%	-0,56%	0,34%	-5,21%	-0,27%	-0,99%
D58	IGUACU	0,01%	-12,30%	0,17%	1,82%	-8,28%	0,42%	-1,75%
D60	LIGHT	-0,67%	23,04%	0,05%	-2,06%	-15,13%	1,86%	0,00%
D61	MUXFELDT	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
D62	RGE	0,00%	-11,43%	0,00%	0,00%	-6,30%	0,00%	0,00%
D63	SULGIPE	0,00%	-13,85%	0,00%	-11,36%	0,26%	0,32%	-2,22%
D64	NOVA PALMA	0,00%	-41,53%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
<b>Média absoluta</b>		<b>0,04%</b>	<b>9,02%</b>	<b>0,21%</b>	<b>3,83%</b>	<b>6,10%</b>	<b>0,74%</b>	<b>0,76%</b>

A Tabela 5.3 mostra que as simulações que retiram os produtos *rdist*, *cons* e *mpond* são as simulações que causam maiores impactos nos resultados de eficiência, esse impacto fica mais claro pela média absoluta da variação das eficiências, apresentada na última linha da Tabela 5.3.

Observa-se também que *rsub* quase não causou diferença nos escores de eficiência quando retirado da análise, apresentando impacto apenas para CEB (-0,85%) e LIGHT (-0,67%). Isso se deve ao fato de as distribuidoras apresentarem pouca rede subterrânea em suas áreas de concessão. A *rsub* dentre todas as incluídas neste 4º CRTP é a que apresenta menor impacto total e ainda aumenta em uma dimensão a busca pela solução ótima. O impacto da retirada da variável *ralta* do modelo foi mais representativo que *rsub*, e atinge principalmente as

distribuidoras EMT (-0,97%), CEMIG (-0,78%), ELETROCAR (-1,13%), EMG (-0,99%) e EMS (-2,2%).

Os produtos negativos *PNTaj* e *CHIAj* não apresentam uma média absoluta alta de variação nos resultados sendo 0,74% para *PNTaj* e 0,76% para *CHIAj*. Porém tiveram uma maior quantidade de distribuidoras afetadas em mais de 1% por suas inclusões o método DEA NDRS com pesos. A retirada do produto *PNTaj* beneficiou, principalmente, a AME (6,73%) e prejudicou, principalmente, a JOÃO CESA (-4,11%), afetando, também, em mais de 2% CELESC (-2,5%), CERON (2,54%) e FORCEL (-3,02%). No caso do *CHIAj*, a retirada dessa variável resultou no geral em eficiências menores ou iguais a da metodologia ANEEL, sendo as distribuidoras mais afetadas ELEKTRO (-2,83%), SANTA MARIA (-3,41%), EMG (-3,53%) e EMS (-3,48%).

As variáveis utilizadas desde o 3º CRTP relacionadas às dimensões físicas das distribuidoras são as que realmente influenciam no resultado. As variáveis incluídas no 4º CRTP apresentam impactos menores e pontuais na eficiência final das distribuidoras.

Devido aos resultados significativos encontrados nas análises desta seção optou-se por fazer uma melhor investigação da sensibilidade das variáveis de entrada nos resultados das eficiências utilizando Projeto de Experimentos (*Design of Experiments* – DOE).

### 5.2.1. PROJETO DE EXPERIMENTOS

O DOE é uma técnica desenvolvida por Fisher em 1920, mas que ficou mais conhecida ao ser utilizada por pesquisadores na área de estatística como Box, Hunter e Taguchi, entre outros (PRVAN; STREET, 2002). O DOE foi aplicado de forma prática em 1930 pela British Textile, mas firmou-se em processos industriais, principalmente na indústria química, no Estados Unidos e Europa. Difundindo-se posteriormente pelo mundo e chegando ao Brasil.

O principal objetivo da aplicação do DOE, atualmente, é no aumento da produtividade (RAJABI; EHSAN, 2020). O DOE passou a ser utilizado com frequência em práticas de simulação a partir dos anos 2000 (KLEIJNEN et al., 2005). A principal razão é a falta de conhecimento dos benefícios do DOE no campo da simulação. Dentre os benefícios do DOE na simulação temos: melhor desempenho da simulação pelos experimentos planejados (ao invés da tentativa e erro) e diminuição do tempo gasto na definição dos experimentos inadequados para o propósito da análise (BALESTRASSI et al., 2009).

Embora antiga, a difusão deste método foi tardia devido à dificuldade em tornar factíveis seus cálculos. Com a vinda de programas computacionais mais robustos como o MINITAB,

STATISTICA e R, a utilização do DOE ganhou uma maior aplicabilidade na simulação. Além dos programas computacionais, o interesse pelo DOE nas mais diferentes organizações aumentou com a difusão do método 6 Sigma, desenvolvida pela empresa Motorola na década de 90 e adotada no mundo inteiro pela General Electric.

As variáveis de entrada de um processo ou simulação são chamados de fatores no DOE, podendo ser quantitativos ou qualitativos. E cada fator pode adotar dois ou mais níveis diferentes, dependendo do tipo de simulação que se deseja realizar. Os fatores combinados em seus diferentes níveis determinam um experimento do DOE (MONTGOMERY, 2013). A Figura 5.7 define uma matriz de experimentos com três fatores ( $x_1$ ,  $x_2$  e  $x_3$ ) e dois níveis (+ e -) definindo um total de 8 experimentos diferentes possíveis.

		Fatores		
		$x_1$	$x_2$	$x_3$
Experimentos		+	+	+
		+	+	-
		+	-	+
		+	-	-
		-	+	+
		-	+	-
		-	-	+
		-	-	-

Two red circles highlight the '+' and '-' signs in the  $x_3$  column, with red arrows pointing to the label 'Níveis'.

Figura 5.7: Modelo de uma matriz de experimentos (QUEIROZ, 2007)

Os níveis são as condições possíveis para cada um dos fatores durante o experimento proposto. O nível negativo (-) indica o valor mínimo e o nível positivo (+) indica o valor máximo. De forma que, a matriz de experimentos do DOE é formada por todos os experimentos que devem ser realizados. Dentro do DOE também existem dois tipos de efeitos: principais e interações. Um efeito principal ocorre quando se altera somente um nível de um fator de controle. Um efeito de interação ocorre quando dois ou mais efeitos principais dos fatores atuam em conjunto na resposta, podendo causar um efeito inesperado (LEME et al., 2014; MONTGOMERY, 2013).

A aplicação do DOE para simulação pode ser repartida em 6 passos, como ilustrado na Figura 5.8. Passo 1 é a Definição do Problema em que deseja aplicar os múltiplos experimentos. Passo 2 é a Seleção dos Fatores e Níveis, no qual se define o que se pretende avaliar nos experimentos. Passo 3 é a Elaboração dos Experimentos para estimar os efeitos dos fatores no modelo proposto, na qual a disponibilidade de recursos e a precisão do experimento são importantes de serem considerados. Passo 4 é a Aplicação do Experimento definido no Passo 3 e a

documentação sobre os resultados e possíveis anormalidades. Passo 5 é a Análise dos Efeitos dos fatores no resultado obtido pelo modelo, pela aplicação de metodologias estatísticas voltados na análise das relações entre os fatores e as variações na resposta. Passo 6 é a Interpretação dos Resultados obtidos e a elaboração de possíveis melhorias no conjunto de variáveis do modelo (QUEIROZ, 2007).



Figura 5.8: Passos para aplicação do DOE a simulação

O DOE, assim como o método DEA, possui diferentes tipos de modelagens, dentre elas podemos destacar o projeto de fatorial completo e o projeto de fatorial fracionado. O projeto de fatorial completo é o de mais fácil compreensão e seu tipo mais comum é o fatorial  $2^k$ . O fatorial completo  $2^k$  significa que cada um dos  $k$  fatores são variados em dois níveis e todas as possíveis combinações entre esses fatores são analisadas (LEME et al., 2014). Dessa forma, todos os níveis dos fatores são alterados e combinados entre si para todas as combinações possíveis. Por exemplo, para um projeto fatorial completo de 3 fatores com 2 níveis cada o total de experimento gerados são  $2^3=8$  e para um projeto fatorial completo de 4 fatores com dois níveis cada, o total de experimentos é  $2^4=16$ . Pelo exemplo é possível notar que o aumento de um único fator no fatorial completo dobra o número de experimentos do projeto. Essa característica do fatorial completo faz com que o número de experimentos se torne inviável para modelos com muito fatores.

No fatorial fracionado o número de experimento considerados viáveis é definido e a interação entre os fatores analisados é calculada de forma aleatória a partir disto. O maior problema é que nem todas a interações entre os fatores são consideradas quando os fatoriais fracionados são utilizados (MONTGOMERY, 2013). Assim, é importante entender como os níveis dos fatores são formados. A Tabela 5.4 busca exemplificar um fatorial fracionado  $2^{4-2}$ .

Tabela 5.4: Tabela de Experimentos para o fatorial fracionado  $2^{4-2}$

Experimento	A	B	C	D <sup>1</sup>	D <sup>2</sup>
1	-	-	+	+	-
2	+	-	-	+	+
3	-	+	-	+	-
4	+	+	+	+	+

Na Tabela 5.4 é aplicado um fatorial completo somente aos fatores A e B, ou seja, todas as possíveis combinações entre esses dois fatores são testadas. Já o nível de C (em verde) é

calculado pela multiplicação dos níveis dos fatores A e B, mantendo assim algumas das interações entre esses três fatores. O problema do fatorial fracionado se evidencia na definição dos níveis de D, que foram calculados para dois casos o D<sup>1</sup> (azul) e o D<sup>2</sup> (vermelho). O nível de D<sup>1</sup> é calculado pela multiplicação dos níveis dos fatores A, B, C. O nível de D<sup>2</sup> é calculado pela multiplicação dos níveis de B e C, somente. Observando a Tabela 5.4 é fácil notar que o nível de D<sup>1</sup> não é variado nos experimentos, ou seja, é como se este fator nem estivesse na análise. E o nível de D<sup>2</sup> é analisado em seus dois níveis, porém coincide com as variações do nível de A, ou seja, as interações entre esses dois fatores não são analisadas pelos experimentos.

Assim, experimentos de fatoriais fracionados deixam de analisar algumas interações entre variáveis. Cabe a quem está realizando o projeto de experimentos definir o quanto essas interações não observadas influenciam nos resultados finais e gerir os riscos associados a essa escolha. O uso de fatoriais fracionados em dois níveis, portanto, é comum em experimentos exploratórios, nos quais muitos fatores são examinados em uma quantidade relativamente pequena de experimentos, para que seja possível identificar os fatores que exercem grandes efeitos em uma ou mais variáveis de resposta (DRAPER; LIN, 1990)

A significância dos efeitos desses fatores é então observada pelo Diagrama de Pareto (QUEIROZ, 2007). O Diagrama de Pareto permite a comparação da magnitude relativa dos fatores, a Figura 5.9 busca exemplificar um Diagrama de Pareto.

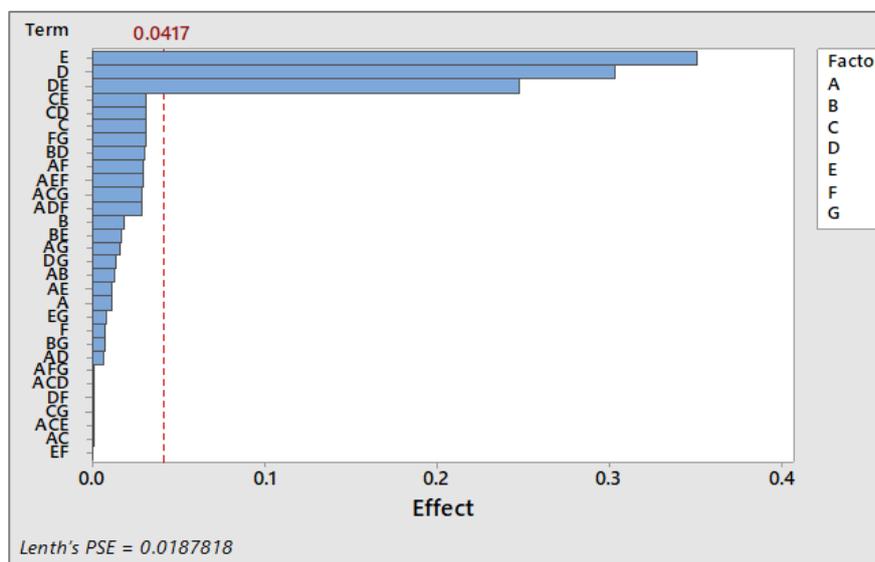


Figura 5.9: Diagrama de Pareto no MINITAB

Na Figura 5.9 a linha vertical que é utilizada para determinar quais fatores ou interações de fatores são realmente importantes. Já a linha vertical dimensiona o grau de liberdade dos fatores

ou interações que estão sendo analisadas, pois qualquer efeito que se estende além desta linha de referência (em vermelho) é considerado significativo. O MINITAB identifica os efeitos importantes no Diagrama de Pareto pela margem de erro ( $ME$ ), como na equação (5.1).

$$ME = (1 - \alpha / 2) * PSE \quad (5.1)$$

Onde:

$(1 - \alpha / 2)$ : é o quartil de uma distribuição t com o número de graus de liberdade igual a razão do número de efeitos por 3, para nível de significância ( $\alpha = 0,05$ ).

$PSE$ : Distância de Lenth's

O  $PSE$  é calculado através de quatro passos no MINITAB. No Passo 1 calcula-se o valor absoluto de cada efeito. No Passo 2 calcula-se  $S$ , que é  $1.5 * \text{mediana dos efeitos do primeiro passo}$ . No Passo 3 calcula-se a mediana dos efeitos menores que  $2.5 * S$ . E no Passo 4 calcula-se  $PSE$ , que é  $1.5 * \text{a mediana calculada no Passo 3}$ .

Assim, o DOE monta os experimentos com o intuito de medir o impacto da presença ou ausência de cada variável de entrada (fator) nos resultados de eficiência do método DEA (MOHAN et al., 2009). O método DEA, como já abordado em detalhes no CAPÍTULO 2, é um método de programação linear que define a eficiência de DMUs com base em produtos e insumos. Se os produtos e insumos do modelo DEA mudam, os resultados de eficiência podem ser muito diferentes. O DOE aplicado ao DEA, no caso desse estudo, busca avaliar o impacto que a retirada ou inclusão de cada produto pode causar na eficiência de cada distribuidora e, também, o impacto que as interações entre esses produtos podem causar na eficiência. Adotou-se os níveis como ausência (nível -) e presença (nível +) de variáveis inspirado no trabalho de Leme et al. (2014) que também aplicou DOE, só que o método DEA com dois estágios do 3º CRTP. Desta forma, o DOE aplicado a este estudo faz uso de 7 fatores (os 7 produtos do método DEA da ANEEL) com dois níveis cada: ausência e presença.

A análise de DOE aplicado ao DEA, neste estudo, foi feita utilizando R e MINITAB. Utilizando R o fatorial fracionado do DOE, biblioteca FrF2, com 32 experimentos foi gerado e as simulações do modelo do método DEA para cada um dos experimentos realizadas em cadeia. Os resultados deram origem a uma matriz que continha os 7 fatores principais do DOE e as 61 respostas de eficiência (uma resposta associada a cada distribuidora). Em posse dos experimentos e resultados da simulação, o MINITAB foi utilizado para gerar os Diagramas de Pareto para as 61 respostas (eficiência) do método DEA.

A Tabela 5.5 mostra o resultado obtido pelo Diagrama de Pareto para o caso em estudo, considerando somente os 7 fatores principais, ou seja, nesta primeira análise as interações entre os fatores não são consideradas na construção do Diagrama de Pareto. No qual na Tabela 5.5 o Fator A é o *rsub*, o Fator B é o *rdist*, o Fator C é o *ralta*, o Fator D é o *cons*, o Fator E é o *mpond*, o Fator F é o *PNTaj* e o Fator G é o *CHlaj*.

Tabela 5.5: Fatores principais significativos

Distribuidoras	<i>rsub</i>	<i>rdist</i>	<i>ralta</i>	<i>cons</i>	<i>mpond</i>	<i>PNTaj</i>	<i>CHlaj</i>
	A	B	C	D	E	F	G
RGE SUL		X		X	X		
AME				X	X	X	
ENEL RJ				X	X		
EDP SP				X	X		
BOA VISTA				X	X		
CAIUA		X		X	X		
CEAL			X	X	X		
CEB	X	X			X		
CEEE				X	X		
CELESC			X	X	X		
ENEL GO		X	X	X	X		
CELPA		X	X	X	X		
CELPE				X	X		
ETO		X	X				
CEMAR		X	X	X			
EMT		X	X				
CEMIG		X	X	X	X		
CEPISA		X	X	X			
CERON		X		X	X		
CFLO		X		X	X		
CHESP		X	X	X			
JAGUARI				X	X		
MOCOCA		X		X	X		
SANTA CRUZ		X	X	X	X		
NACIONAL				X	X		
COCEL		X		X	X		
COELBA		X	X	X			
ENEL CE			X	X	X		
COOPERALIANCA		X		X	X		
COPEL		X		X	X		
COSERN			X	X	X		
CPEE		X		X	X		
PIRATININGA				X	X		
CPFL PAULISTA				X	X		
CSPE		X		X	X		

Distribuidoras	<i>rsub</i>	<i>rdist</i>	<i>ralta</i>	<i>cons</i>	<i>mpond</i>	<i>PNTaj</i>	<i>CHlaj</i>
	A	B	C	D	E	F	G
DEMEI				X	X		
DMED				X	X		
EBO				X	X		
EDEVP		X		X	X		
BRAGANTINA		X		X	X		
JOAO CESA		X		X		X	
URUSSANGA		X		X	X	X	
ELEKTRO		X		X	X		
ELETROACRE		X		X	X		
ELETROCAR			X				
ENEL SP				X	X		
SANTA MARIA		X		X	X		
EMG		X	X	X			
EMS		X	X				
ENF				X	X		
EPB		X	X	X	X		
EDP ES			X	X	X		
ESE			X	X	X		
FORCEL		X		X		X	
HIDROPAN		X	X		X		
IGUACU		X		X	X		
LIGHT	X	X		X	X		
MUXFELDT		X		X	X		
RGE		X		X	X		
SULGIPE		X	X	X			
NOVA PALMA		X		X	X		
<b>Total</b>	<b>2</b>	<b>39</b>	<b>22</b>	<b>55</b>	<b>49</b>	<b>4</b>	<b>0</b>

A Tabela 5.5, além de mostrar quais fatores impactam nos resultados de cada eficiência, também mostra um resumo de quantas distribuidoras foram afetadas por cada fator, em sua última linha. Os fatores com significância em mais da metade das eficiências geradas pelo DOE são os Fatores B, D e E, com impacto em, respectivamente, 39, 55 e 49 eficiências. O Fator C, também apresenta certa significância no DOE, com um impacto em 22 eficiências. Por último os fatores com baixa significância no DOE aplicado ao DEA são os Fatores A, F e G, com impacto em, respectivamente, 2, 4 e 0 eficiências.

Os Diagramas de Pareto para as 61 distribuidoras, deste caso de estudo, são agora gerados pelo MINITAB considerando as interações entre os fatores, onde cada um dos 61 Diagramas de Pareto e uma tabela da significância das interações entre os fatores podem ser encontrados no ANEXO II. As interações de dois fatores que apresentaram significância em mais da metade dos 61 Diagramas de Pareto foram as interações AF (38 Paretos), AG (50 Paretos), BD (53

Pareto), BE (51 Pareto), CD (36 Pareto), CE (35 Pareto), DE (61 Pareto) e FG (37 Pareto). A interação DE é a única que apresenta significância em todos os Diagramas de Pareto. As interações AG, BD, BE, aparecem em mais de 50 Diagramas de Pareto e muitas vezes entre umas das interações de maior significância. O interessante sobre AF, AG e FG é que essas 3 interações apresentam significância em mais da metade dos Diagramas de Pareto e seus impactos são quase nulos quando olhamos somente os fatores principais no DOE. Isso mostra que os fatores que não tiveram muito impacto nas eficiências do DEA quando considerados isolados, Tabela 5.5, podem impactar na eficiência quando sua interação com outros fatores é analisada.

Para as interações entre três fatores ADF (35 Pareto), ACG (34 Pareto) e AEF (35 Pareto) foram as que tiveram impacto em mais da metade dos 61 Diagramas de Pareto. Reforçando o resultado de que fatores que não apresentam significância quando observados sozinhos, podem gerar impacto nos resultados de eficiência do DEA quando interagem com outros fatores. Esses resultados não podem ser ignorados quando análises para redução de variáveis no modelo do método DEA são feitos.

Pode-se concluir que a significância dos fatores principais é decisiva na seleção de variáveis de entrada do método DEA, mas análise do DOE mostrou que algumas interações de fatores também apresentam significância na eficiência final dada pelo DEA. O principal propósito da análise de DOE, neste estudo, está ligada a uma avaliação para potencial redução do conjunto de variáveis de entrada em simulações do método DEA. Assim, mesmo os resultados do DOE mostrando que variáveis de entrada como *rsub*, *ralta*, *PNTaj* e *CHIAj* apresentam significância em mais da metade das estimativas de eficiência do método DEA quando suas interações são consideradas. Esses 4 produtos ainda são os produtos mais adequados de serem retiradas do conjunto de variáveis de entrada caso seja necessária uma redução de 7 para 3 produtos, uma vez que *rdist*, *cons* e *mpond* já impactam a eficiência como fatores principais. Para umas reduções de 7 para 5 produtos o *rsub* e o *CHIAj* deveriam ser os próximos produtos a serem mantidos na amostra uma vez que sua interação tem significância em 50 Diagramas de Pareto. De qualquer forma, é importante estar ciente de que podem haver perdas de informações com a desconsideração de alguns fatores do modelo.

### 5.3. ANÁLISE DO IMPACTO DOS LIMITES AOS PESOS NA EFICIÊNCIA

O objetivo desta seção é avaliar de forma geral a influência dos limites aos pesos nos resultados finais de eficiência do método DEA. Nesse sentido, busca-se estabelecer quais e quantas restrições aos pesos estão ativas ao se obter a eficiência ótima de cada distribuidora. Dizer que uma restrição de limite aos pesos está ativa significa dizer que ela está influenciando a solução ótima. Ou seja, o nível de eficiência não pode ser aumentado devido a presença daquela restrição. Quando na solução ótima o peso definido para alguma das variáveis esbarra nos limites aos pesos impostos, pode-se afirmar que a classificação da DMU fica dependente destes limites (BJØRNDAL; BJØRNDAL; CAMANHO, 2013).

Como trataremos de limites aos pesos a partir desta seção é preciso definir uma nomenclatura padrão para cada uma das restrições aos pesos adotadas na metodologia de análise de eficiência da ANEEL, conforme Tabela 5.6.

Tabela 5.6: Restrições aos pesos adotadas nos modelos de análise de eficiência da distribuição

<b>Restrição aos pesos</b>	<b>Nomenclatura</b>
Peso de <i>rsub</i> pelo peso de <i>rdist</i>	$u[rsub]/u[rdist]$
Peso de <i>ralta</i> pelo peso de <i>rdist</i>	$u[ralta]/u[rdist]$
Peso de <i>rdist</i> pelo peso do OPEX	$u[rdist]/v$
Peso de <i>cons</i> pelo peso do OPEX	$u[cons]/v$
Peso de <i>mpond</i> pelo peso do OPEX	$u[mpond]/v$
Peso de <i>PNTaj</i> pelo peso do OPEX	$u[PNTaj]/v$
Peso de <i>CHIaj</i> pelo peso do OPEX	$u[CHIaj]/v$

A Figura 5.10 ilustra a quantidade de distribuidoras que esbarram em cada uma das sete restrições de limite aos pesos. A coluna em laranja, da Figura 5.10, apresenta o total de vezes que os limites aos pesos foram determinantes na eficiência ótima das distribuidoras do conjunto. A coluna cinza apresenta a quantidade de vezes que cada limite de superioridade foi determinante na eficiência ótima das distribuidoras do conjunto. A coluna azul apresenta a quantidade de vezes que cada limite de inferioridade foi determinante na eficiência ótima das distribuidoras do conjunto. Para uma mesma distribuidora apenas o limite superior ou o inferior pode estar ativo, nunca os dois, e a soma das colunas azul e cinza sempre será igual a coluna

laranja. Vale salientar que, existem seis restrições com limites superior e inferior e uma restrição ( $u[CHlaj]/v$ ) com apenas limite superior, por isso a coluna azul não aparece nesta restrição.

Observa-se na Figura 5.10 que para três das restrições  $u[rdist]/v$ ,  $u[cons]/v$  e  $u[mpond]/v$  a quantidade de distribuidoras que esbarraram em seus limites foi baixa. Essas restrições correspondem as relações de pesos entre variáveis de entrada estruturais que já vem sendo consideradas pela ANEEL desde o 3º CRTP. Nota-se, também, que os limites de inferioridade foram mais ativados para as restrições  $u[rdist]/v$ ,  $u[cons]/v$  e  $u[mpond]/v$ , sendo que os limites de superioridade das restrições  $u[cons]/v$  e  $u[mpond]/v$  não foram ativos para nenhuma das distribuidoras.

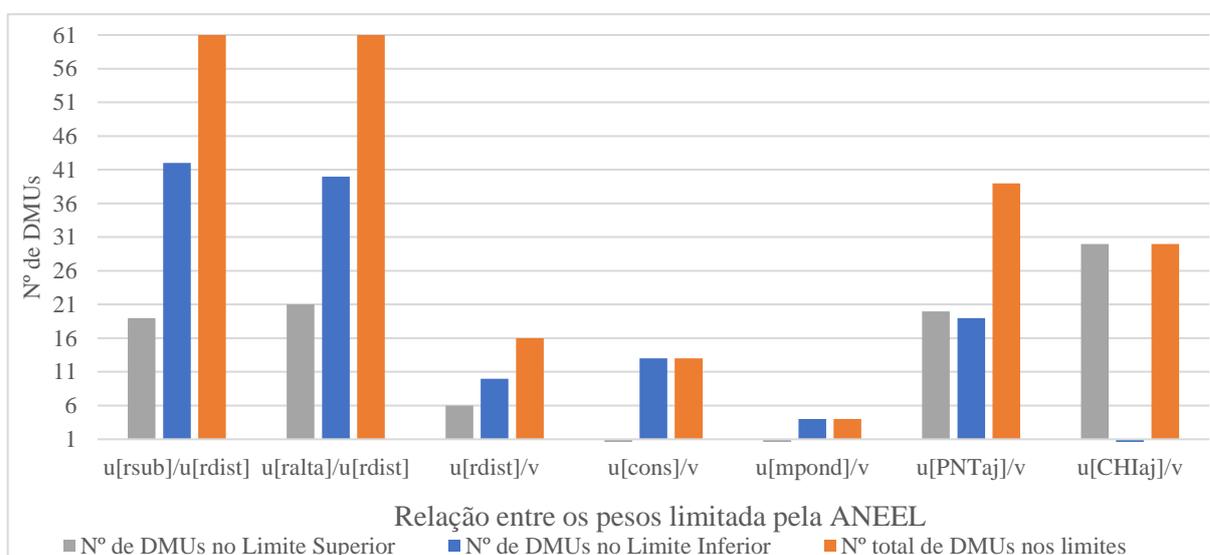


Figura 5.10: Número de distribuidoras que utilizam os limites da AP052 na sua eficiência

Os acionamentos dos limites das restrições de pesos associadas as variáveis de entrada incorporados pela AP 023/2014 foram os que mais impactaram nos escores de eficiência. No caso das restrições de  $u[rsub]/u[rdist]$  e  $u[ralta]/u[rdist]$  todas as distribuidoras esbarram nos limites dessas restrições no estabelecimento de suas eficiências máximas. Aproximadamente dois terços das distribuidoras do conjunto ativam o limite de inferioridade e um terço das distribuidoras ativam o limite de superioridade das restrições de  $u[rsub]/u[rdist]$  e  $u[ralta]/u[rdist]$ . O problema associado a quantidade de usos dos limites destas restrições está na importância atribuída a elas, pois cada distribuidora foi desenvolvida ao longo dos anos em função das características locais e muitas vezes sem controle da forma como seria feita sua expansão. Neste caso particular observam dois extremos que podem ter seus desempenhos prejudicados devido a característica territorial de suas áreas de concessão: uma distribuidora essencialmente urbana como o caso da ENEL SP que tem proporção alta de  $u[rsub]/u[rdist]$  e

uma distribuidora com grande extensão territorial como o caso da CEMIG que tem proporção alta de  $u[ralta]/u[rdist]$ .

A restrição  $u[CHIAj]/v$  foi incluída para inserir a importância do cumprimento das metas de qualidade no fornecimento de energia elétrica e observa-se que 30 distribuidoras ativaram o limite de superioridade desta restrição, destacando que a restrição de  $u[CHIAj]/v$  não possui limite de inferioridade. A restrição de  $u[PNTaj]/v$  foi incluída com o intuito de considerar as perdas diretamente ligadas ao furto de energia e erros de medição e de faturamento. A quantidade de distribuidoras que tiveram sua eficiência limitada por esta restrição foi alta, uma vez que 39 distribuidoras ativaram os limites definidos para essa restrição, sendo que 20 distribuidoras ativaram seu limite superior e 19 distribuidoras ativaram seu limite inferior.

A Figura 5.11 complementa a análise apresentada pela Figura 5.10, pois ilustra a quantidade de limites de restrições que foram ativados pelas distribuidoras na definição de suas eficiências ótimas. Isto é, sabendo que o número de restrição aos pesos definidos pela ANEEL são sete e que o número de distribuidoras do conjunto de análise de eficiência são 61, a Figura 5.11 mostra como o número de restrições ativas na definição das eficiências das distribuidoras.

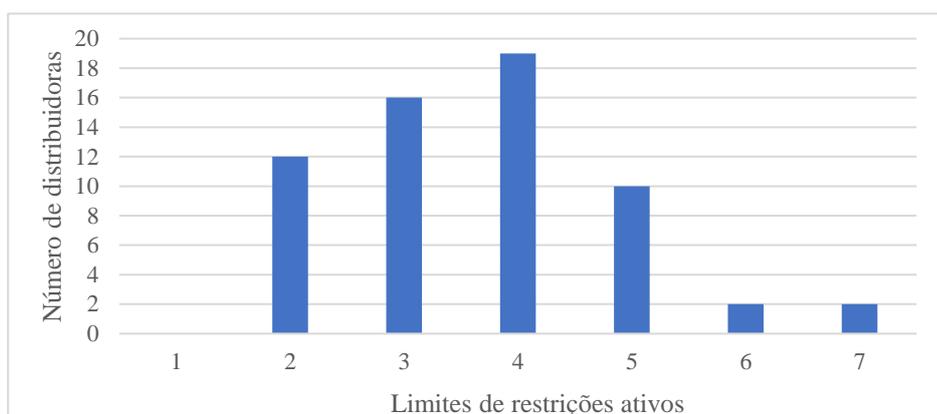


Figura 5.11: Número de limites de restrições ativos X número de distribuidoras que os ativam

As distribuidoras cujas eficiências ótimas ativaram 3 e 4 limites de restrições aos pesos são as que aparecem em maior número, respectivamente, 16 e 19 distribuidoras. Além disso, 2 distribuidoras têm suas eficiências ótimas definidas por 6 limites de restrições aos pesos e 2 distribuidoras têm suas eficiências definidas por 7 limites de restrições aos pesos. Nenhuma das distribuidoras utiliza somente um limite de restrição aos pesos na definição de sua eficiência ótima, 12 distribuidoras utilizam 2 limites de restrições aos pesos na definição de sua eficiência e 10 distribuidoras utilizam 5 limites de restrições aos pesos na definição de suas eficiências.

Como o DEA é conhecido por ter múltiplas soluções no conjunto de pesos, não se sabe se esses resultados podem ser generalizados ou se eram específicos do conjunto solução em análise. Portanto, uma nova simulação foi realizada usando o CEA e um segundo conjunto de solução foi obtido a partir do algoritmo que maximização da eficiência de todas as distribuidoras, apresentados pelo modelo (2.7), ou seja, uma outra solução de pesos que mantivesse as eficiências ótimas obtidas pela ANEEL foi estudada.

Neste novo conjunto de pesos o número de ativação dos limites diminuiu somente para a restrição de  $u[ralta]/u[rdist]$  em aproximadamente 25%. Nas demais restrições a ativação dos limites não modificou o comportamento de forma relevante. Para o caso da restrição de  $u[rsub]/u[rdist]$  a ativação se dividiu quase que igualmente entre os limites de superioridade e inferioridade da restrição, porém esta restrição continuou ativando para todas as distribuidoras.

Quando contabilizado a quantidade de limites de restrições aos pesos que foram ativados na definição da eficiência ótima melhores resultados foram obtidos pelo algoritmo que maximização da eficiência de todas as distribuidoras do CEA, uma vez que o número de distribuidoras que ativam somente um limite na definição de sua eficiência ótima subiu de nenhum para 6. O número de distribuidoras que ativaram 2, 3, 4 e 5 limites de restrições aos pesos na definição de suas eficiências ótimas passaram a ser, respectivamente, 13, 20, 13 e 8 distribuidoras. E o número de distribuidoras que ativaram 6 limites diminuiu de dois para um e nenhuma distribuidora ativou 7 limites na definição de sua eficiência ótima.

Resumidamente, têm-se que os limites das restrições associadas as variáveis adicionadas (*rsub*, *ralta*, *CHIAj* e *PNTaj*) pela AP 023/2014 são os que mais impactaram os escores de eficiência sendo que essas variáveis são as que tem menos impacto nos escores conforme mostrado na seção 5.2.

Além dessa análise geral, é importante avaliar também quais distribuidoras estão sendo mais impactadas pelas restrições aos pesos. O ponto de partida para esta análise é o DEA sem a consideração de limites aos pesos, representado pela curva em vermelho na Figura 5.12. Comparando as eficiências do método DEA NDRS sem limites aos pesos com o DEA NDRS da ANEEL (com todos os limites aos pesos), curva em preto na Figura 5.12, fica claro que a inclusão dos limites aos pesos ao modelo de otimização causou grande impacto nos escores de eficiências das distribuidoras.

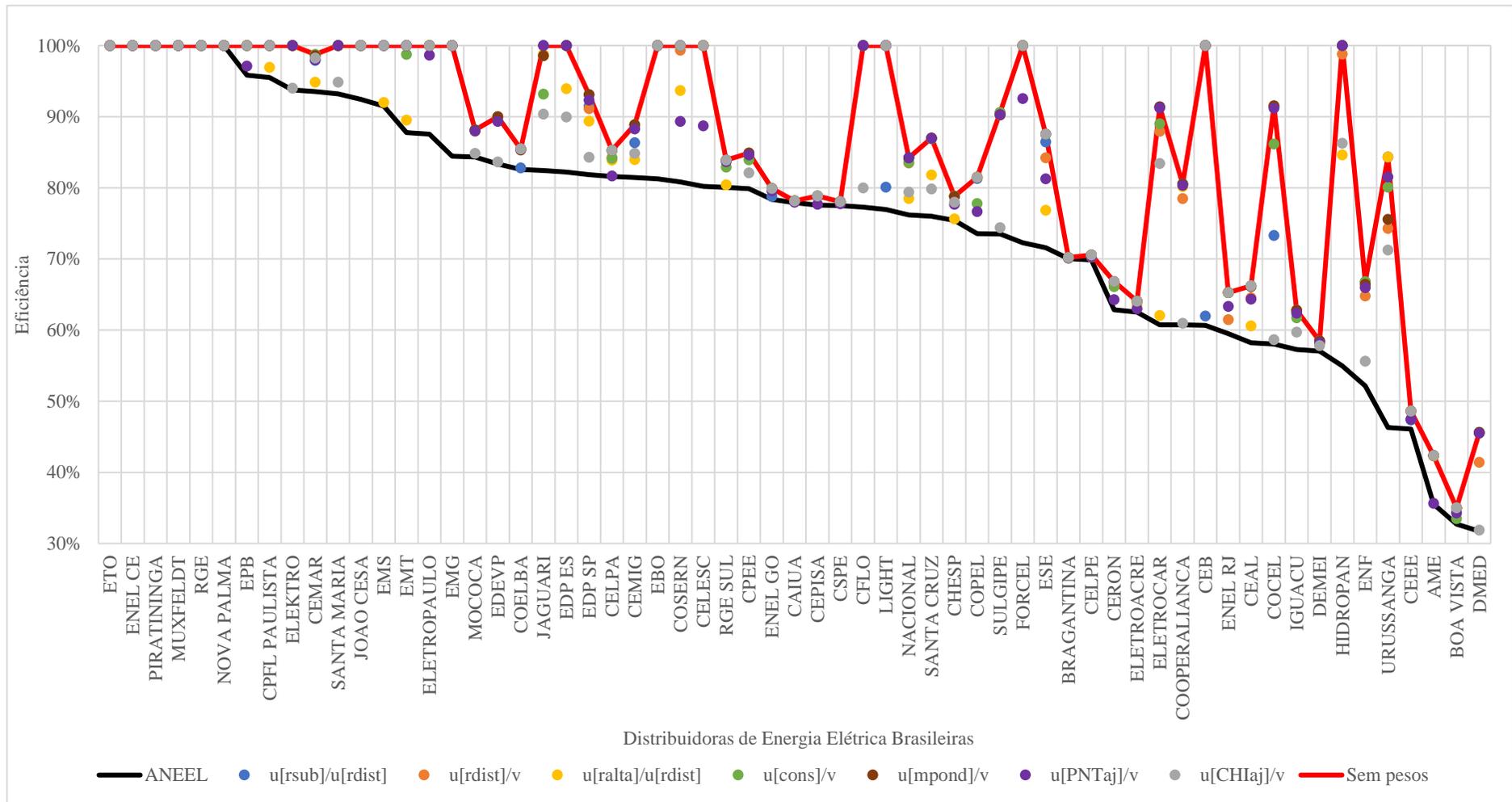


Figura 5.12: Impacto da inclusão de cada conjunto de restrições aos pesos na eficiência das distribuidoras

O total de distribuidoras na fronteira de eficiência foram 25 sem as restrições aos pesos e 6 com as restrições aos pesos. As distribuidoras que se mantiveram na fronteira de eficiência foram somente a ETO, ENEL CE, CPFL PIRATININGA, MUXFELDT, RGE e NOVA PALMA, isto é, a eficiência dessas distribuidoras não é afetada pela inclusão dos limites aos pesos. Para outras 15 distribuidoras a inclusão de todos os limites aos pesos impactam em menos de 5% suas eficiências, dessas 15 distribuidoras CAIUÁ, CELPE e BRAGANTINA tem suas eficiências impactadas em menos de 1%. Porém, ao comparar as eficiências com e sem a inclusão dos limites aos pesos, pela Figura 5.12, nota-se que a adoção dos limites aos pesos apresenta um impacto significativo na eficiência geral do setor ao saírem de uma média geral de 85,8% (sem pesos) para uma média geral de 75,4% (ANEEL).

A Figura 5.12 também apresenta, isoladamente, o impacto nos valores de eficiência obtidos com a inclusão de cada uma das restrições aos pesos com seus limites de inferioridade e de superioridade, estabelecidos entre os pesos definidos pelo modelo do método DEA da ANEEL. Isto é, parte do modelo DEA da ANEEL sem restrição aos pesos e inclui a restrição de  $u[rsub]/u[rdist]$  com seus limites de inferioridade e superioridade ao modelo de otimização, depois volta para o modelo DEA da ANEEL sem restrição aos pesos e inclui a restrição de  $u[ralta]/u[rdist]$  com seus limites de inferioridade e superioridade, e assim em diante. Em azul são observadas as eficiências obtidas com a inclusão das restrições de  $u[rsub]/u[rdist]$ , em laranja são observadas as eficiências obtidas com a inclusão das restrições de  $u[rdist]/v$ , em amarelo são observadas as eficiências obtidas com a inclusão das restrições de  $u[ralta]/u[rdist]$ , em verde são observadas as eficiências obtidas com a inclusão das restrições de  $u[cons]/v$ , em marrom são observadas as eficiências obtidas com a inclusão das restrições de  $u[mpond]/v$ , em roxo são observadas as eficiências obtidas com a inclusão das restrições de  $u[PNTaj]/v$  e em cinza são observadas as eficiências obtidas com a inclusão de restrição de  $u[CHIAj]/v$ .

As restrições de  $u[rdist]/v$ ,  $u[cons]/v$  e  $u[mpond]/v$  apresentam um impacto muito baixo nos escores de eficiência distribuidoras. A restrição de  $u[rsub]/u[rdist]$  sozinha limita a eficiência da LIGHT e da CEB, respectivamente, para 80% e 62%. A restrição de  $u[ralta]/u[rdist]$  sozinha limita a eficiência da ELETROCAR, HIDROPAN, ESSE e EMT, respectivamente, para 62%, 84,6%, 76,8% e 89,5%. A restrição de  $u[PNTaj]/v$  sozinha limita a eficiência da COSERN e CELESC, respectivamente, para 89,3% e 88,7%. A restrição de  $u[CHIAj]/v$  é a que sozinha limita mais a eficiência das distribuidoras e diminui em mais de 10% a eficiência de 9 distribuidoras. Para as demais distribuidoras, o impacto isolado de cada uma das restrições consolidadas pelo modelo DEA da ANEEL é baixo ou nulo.

Ao observar a Figura 5.12 é importante levar em consideração que quanto menor a dispersão dos pontos menor é o impacto no valor de eficiência da distribuidora aos limites aos pesos definidos pela ANEEL. Logo, quanto maior a dispersão no resultado de eficiência da distribuidora mais afetada ela é pelos limites aos pesos. Vale ressaltar que, como a Figura 5.12 foi construída considerando o efeito das restrições de forma isolada a combinação entre os efeitos das restrições pode diminuir ainda mais os escores de eficiência obtidos pelo DEA.

## **5.4. INFLUÊNCIA DA RESTRIÇÃO DE POSITIVIDADE NAS EFICIÊNCIAS**

As primeiras seções deste CAPÍTULO 5 foram dedicadas a analisar a base de dados da ANEEL e as modificações metodológicas feitas do 3º CRTP para o 4º CRTP. O entendimento da metodologia consolidada pela ANEEL e o comportamento geral do conjunto de dados, consolidado pela AP 052/2017, são importantes para embasar as análises que buscam fomentar a inclusão da restrição EP ao modelo DEA, proposta por este estudo.

A inclusão da restrição EP ao modelo DEA aplicado pela ANEEL na análise de eficiência das distribuidoras é proposta para solucionar o problema das eficiências relativas negativas. Como já mencionada, a consideração de produtos negativos no modelo DEA abriu a possibilidade de, na busca da eficiência ótima de uma DMU, o algoritmo escolher um conjunto de pesos que leva a eficiência de outras distribuidoras a um valor menor que zero. A inclusão da restrição EP impede que a soma ponderada dos produtos do modelo DEA seja menor que zero e, consequentemente, que eficiências relativas negativas sejam impostas pela solução ótima do modelo (GOMES et al., 2012; MEZA et al., 2004). Da mesma forma que, o método impede que os pesos ótimos de uma DMU levem a eficiência de outras distribuidoras a valores maiores que um, a restrição EP impede que a eficiência de qualquer outra distribuidora seja menor que zero. A existência das eficiências negativas só é percebida quando se analisa as eficiências relativas.

A Tabela 5.7 apresenta a diferença entre os resultados de eficiência com e sem a consideração da restrição EP no modelo DEA NDRS com pesos. Variação de eficiência (coluna  $\Delta \neq 0$ ) significa que, para alcançar os níveis de eficiência apresentados pelo modelo DEA NDRS com pesos (ANEEL), a distribuidora utilizou um conjunto de pesos que leva a eficiência de pelo menos uma das distribuidoras do conjunto a valores menores que zero. As distribuidoras que

apresentam diferença de eficiência são 15 das 61 distribuidoras (24,6%) e encontram-se todas em negrito na Tabela 5.7. Das 15 distribuidoras que apresentaram diferença na eficiência somente CELESC (1,47%), JOÃO CESA (3,96%), URUSSANGA (1,31%) e FORCEL (2,6%) apresentam diferença maior que 1% e foram destacadas em vinho da Tabela 5.7. Além disto, não há modificação na eficiência das distribuidoras que se encontravam na fronteira.

Tabela 5.7: Impacto na eficiência da consideração da restrição de positividade no DEA

Nº	Distribuidora	DEA NDRS com pesos		$\Delta$
		BASE	EP	
D01	RGE SUL	80,06%	80,06%	0,00%
D02	AME	35,55%	35,55%	0,00%
D03	ENEL RJ	59,50%	59,50%	0,00%
D04	EDP SP	81,84%	81,84%	0,00%
D05	BOA VISTA	32,72%	32,72%	0,00%
D06	CAIUA	77,90%	77,90%	0,00%
D08	CEAL	58,20%	58,20%	0,00%
D09	CEB	60,66%	60,66%	0,00%
D10	CEEE	46,10%	46,10%	0,00%
D11	CELESC	<b>80,20%</b>	<b>78,73%</b>	<b>1,47%</b>
D12	ENEL GO	78,37%	78,37%	0,00%
D13	CELPA	<b>81,61%</b>	<b>81,35%</b>	<b>0,26%</b>
D14	CELPE	69,87%	69,87%	0,00%
D15	ETO	100,00%	100,00%	0,00%
D16	CEMAR	93,55%	93,55%	0,00%
D17	EMT	87,75%	87,75%	0,00%
D18	CEMIG	81,45%	81,45%	0,00%
D19	CEPISA	77,58%	77,58%	0,00%
D20	CERON	62,86%	62,86%	0,00%
D22	CFLO	<b>77,29%</b>	<b>76,78%</b>	<b>0,51%</b>
D23	CHESP	75,42%	75,42%	0,00%
D24	JAGUARI	82,45%	82,45%	0,00%
D25	MOCOCA	84,33%	84,33%	0,00%
D26	SANTA CRUZ	76,01%	76,01%	0,00%
D27	NACIONAL	76,19%	76,19%	0,00%
D28	COCEL	58,02%	58,02%	0,00%
D29	COELBA	82,57%	82,57%	0,00%
D30	ENEL CE	100,00%	100,00%	0,00%
D31	COOPERALIANCA	60,72%	60,72%	0,00%
D32	COPEL	<b>73,56%</b>	<b>72,85%</b>	<b>0,72%</b>
D33	COSERN	<b>80,84%</b>	<b>80,59%</b>	<b>0,25%</b>
D34	CPEE	79,88%	79,88%	0,00%
D35	PIRATININGA	100,00%	100,00%	0,00%
D36	CPFL PAULISTA	95,53%	95,53%	0,00%
D37	CSPE	77,51%	77,51%	0,00%

Nº	Distribuidora	DEA NDRS com pesos		$\Delta$
		BASE	EP	
D38	DEMEI	57,04%	57,04%	0,00%
D39	DMED	31,73%	31,73%	0,00%
D40	EBO	<b>81,25%</b>	<b>80,39%</b>	<b>0,86%</b>
D41	EDEVP	83,35%	83,35%	0,00%
D42	BRAGANTINA	70,06%	70,06%	0,00%
D43	JOAO CESA	<b>92,44%</b>	<b>88,48%</b>	<b>3,96%</b>
D44	URUSSANGA	<b>46,31%</b>	<b>44,99%</b>	<b>1,31%</b>
D45	ELEKTRO	93,76%	93,76%	0,00%
D46	ELETROACRE	62,54%	62,54%	0,00%
D47	ELETROCAR	60,73%	60,73%	0,00%
D48	ENEL SP	<b>87,55%</b>	<b>86,86%</b>	<b>0,69%</b>
D49	SANTA MARIA	93,21%	93,21%	0,00%
D50	EMG	<b>84,45%</b>	<b>83,94%</b>	<b>0,51%</b>
D51	EMS	91,48%	91,48%	0,00%
D52	ENF	<b>52,16%</b>	<b>52,14%</b>	<b>0,02%</b>
D53	EPB	<b>95,86%</b>	<b>95,53%</b>	<b>0,32%</b>
D54	EDP ES	82,23%	82,23%	0,00%
D55	ESE	<b>71,59%</b>	<b>71,43%</b>	<b>0,16%</b>
D56	FORCEL	<b>72,28%</b>	<b>69,68%</b>	<b>2,60%</b>
D57	HIDROPAN	<b>54,98%</b>	<b>54,78%</b>	<b>0,20%</b>
D58	IGUACU	57,28%	57,28%	0,00%
D60	LIGHT	76,96%	76,96%	0,00%
D61	MUXFELDT	100,00%	100,00%	0,00%
D62	RGE	100,00%	100,00%	0,00%
D63	SULGIPE	73,53%	73,53%	0,00%
D64	NOVA PALMA	100,00%	100,00%	0,00%

O método DEA EP NDRS com limite aos pesos não apresenta muita variação nos resultados quando comparado à DEA NDRS com limite aos pesos, pois os limites aos pesos definidos pela ANEEL na AP 023/2014 limitam a região de solução que pode ser explorada pelo modelo de otimização, ou seja, a restrição EP acaba sendo pouco ativada.

Observando os resultados da Tabela 5.7 nota-se que os limites aos pesos utilizados pela ANEEL foram capazes de minimizar, mas não resolver em 100%, os casos de negatividade nas eficiências relativas, pois ainda restaram distribuidoras cujos resultados de sua eficiência foram afetados pela inclusão da restrição EP. Apesar da pequena influência nos resultados atuais da ANEEL, dada a relevância desta restrição para uma adequada interpretação de todas as eficiências, assume-se ao longo do trabalho o DEA EP NDRS com pesos como o método de análise de eficiência dos resultados que se seguem, pois acomoda melhor as premissas de

utilização de produtos negativos no modelo de otimização da análise de eficiência. Assim, as análises que se seguem partem da existência desta restrição EP no modelo DEA.

Vale ressaltar que, também foi feita uma simulação para averiguar o impacto da consideração da restrição EP no modelo DEA NDRS sem os limites aos pesos definidos pela ANEEL na AP 023/2014. Um total de 34 distribuidoras apresentaram diferenças entre as eficiências obtidas com o modelo DEA EP NDRS e do DEA NDRS. Dessas 34 distribuidoras, 29 apresentaram diferenças maiores que 1% e 13 distribuidoras saíram da fronteira de eficiência. O alto impacto da inclusão da restrição EP para o modelo DEA NDRS sem limites aos pesos se deve ao fato de que sem as restrições definidas pela ANEEL o DEA possui uma maior liberdade ao definir os pesos que maximizem a eficiência de cada distribuidora e devido a existência de produtos negativos no modelo DEA surgem mais eficiências cruzadas negativas na eficiência final, como pode ser visto pela Figura 5.13.

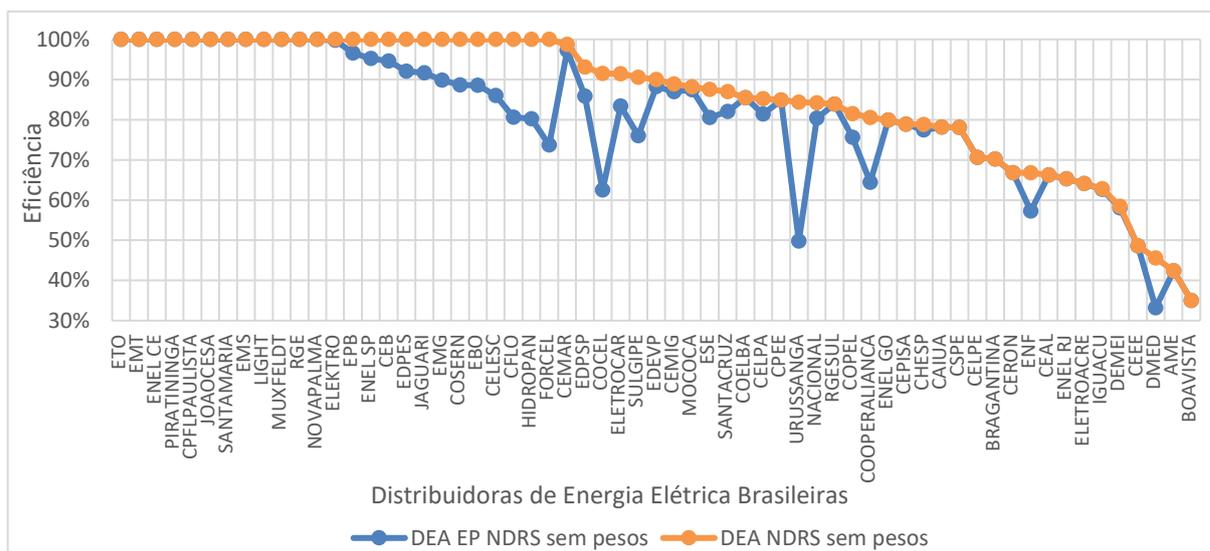


Figura 5.13: Impacto da restrição EP para a metodologia da ANEEL sem limite aos pesos

Vale ressaltar que a restrição de positividade sozinha já melhora as eficiências das distribuidoras, ou seja, esta fosse considerada no modelo de otimização do DEA os limites aos pesos definidos pela ANEEL no 4º CRTP poderiam não ser necessários.

---

# CAPÍTULO 6

## ANÁLISES DE EFICIÊNCIA

### INTERDISTRIBUIDORAS

O presente estudo aplica outros dois métodos, o CEA e o REA, com o intuito de complementar o DEA na análise de eficiência das distribuidoras consolidada pela ANEEL na AP 023/2014 e, conseqüentemente, aumentar a robustez da análise.

O método CEA aplica o conceito de eficiência cruzada com o intuito de aprofundar a análise de eficiência do DEA. Para isso, o CEA utiliza os resultados do método DEA e define eficiências relativas às demais distribuidoras, a partir da projeção dos pesos ótimos obtidos pela maximização da eficiência das distribuidoras em análise. A partir dessas eficiências relativas, são calculados dois índices que avaliam o desempenho das distribuidoras na análise de eficiência: a média das eficiências cruzadas do CEA e o FPI. O resultado ‘média das eficiências cruzadas do CEA’ significa a média de todas as eficiências relativas obtidas pela distribuidora após a diminuição das múltiplas soluções dos pesos. E o FPI significa o quanto essas eficiências médias se distanciam das eficiências obtidas pelo DEA. Resumidamente, o método CEA procura capturar as diferenças entre as DMUs a partir da projeção da eficiência obtida por uma DMU na eficiência das demais DMUs do conjunto. Essa projeção é feita fixando a eficiência ótima da DMU em análise, e utilizando esses pesos para calcular a eficiência das demais, uma a uma, originando assim uma matriz de eficiências cruzadas.

Como já abordado, o método CEA foi criada por Sexton, Silkman e Hogan (1986) onde o conjunto de pesos obtido na maximização da eficiência da DMU  $p$  era aplicado diretamente no cálculo da eficiência cruzada de todas as demais DMUs do conjunto  $J$ . Na literatura subsequente, a diminuição das múltiplas soluções dos pesos para aplicação do CEA foi explorada sobre duas diferentes abordagens: otimista e pessimista. Na abordagem pessimista o modelo criado por Doyle e Green (1994) deve minimizar o somatório das eficiências cruzadas do conjunto de DMUs e na abordagem otimista o modelo deve maximizar a soma das eficiências cruzadas do conjunto de DMUs.

O método REA foi proposta em Salo e Punkka (2011), com o intuito de aprimorar e complementar a análise de eficiência obtida pelo DEA. O REA estabelece as relações entre as DMUs por meio de testes baseados na variação dos pesos associados aos seus insumos e produtos. A vantagem da análise do REA é a robustez dos valores de eficiência que não são tão sensíveis a variações como retirada ou inclusão de DMUs na avaliação. Os resultados gerados pelo REA podem ser separados em 3 etapas: Intervalo de classificação das DMUs no conjunto, Relações de domínio entre as DMUs do conjunto e definição de eficiências relativas para as DMUs frente ao conjunto. Estas três etapas em conjunto fornecem um panorama completo do comportamento de cada DMU no conjunto e auxilia a orientar as DMUs sob as melhores medidas a serem tomadas para melhorar o seu posicionamento geral.

As análises das contribuições do CEA e do REA para a regulação do setor de distribuição brasileiro será realizada sob duas óticas diferentes. A primeira é sob a ótica do regulador, onde todas as análises são feitas sob a base de dados definida pela AP 052/2017 e a segunda é sob uma ótica mais homogênea do conjunto, onde o conjunto de DMUs é reduzido por uma ‘*clusterização*’ e, conseqüentemente, uma redução das variáveis de entrada do modelo é realizada.

O CEA e o REA partem do método DEA e expandem a análise por meio da aplicação de outros modelos de otimização. Da mesma forma que ocorre com o DEA, no CEA e no REA o conjunto de pesos para maximizar a eficiência da DMU alvo não deve originar eficiências relativas negativas para outras distribuidoras. Por isso, todas as análises apresentadas a seguir consideram a incorporação da restrição de positividade da eficiência nos métodos CEA e REA apresentados no CAPÍTULO 2.

## **6.1. ANÁLISE DO CEA E REA PARA A AP 052/2017**

As análises apresentadas nesta seção consideram a base de dados definida pela AP 052/2017 e aplicação dos métodos CEA EP NDRS com limites aos pesos e REA EP NDRS com limites aos pesos, ou seja, são considerados como entradas nos modelos de otimização os sete produtos, o OPEX como insumo, as restrições que limitam os pesos e as 61 distribuidoras em um único conjunto de DMUs.

### 6.1.1. CEA PARA AP 052/2017

A Figura 6.1 apresenta os resultados do DEA EP NDRS com limites aos pesos e do CEA EP NDRS com limite aos pesos. Os resultados em laranja são as eficiências alcançadas pelo DEA EP NDRS com pesos e tem o seu valor observado pelo eixo esquerdo (Eficiência) da Figura 6.1. Os resultados em azul são as médias das eficiências relativas obtidas a partir da construção da matriz de eficiência do CEA EP NDRS com pesos, cujos valores também se baseiam no eixo esquerdo (Eficiência). Já os pontos em amarelo representam o FPI que definem a variação de eficiência do DEA EP NDRS com pesos para o CEA EP NDRS com pesos e têm como base o eixo direito (Variação de eficiência) do gráfico da Figura 6.1.

Observa-se que os resultados de eficiência do CEA são sempre menores ou iguais aos resultados do DEA devido a sua construção com base nos valores médios. É natural que as distribuidoras que ocupavam a fronteira de eficiência pelo DEA NDRS sofram um impacto nos resultados do CEA, pois é difícil uma distribuidora alcançar 100% de eficiência em todas as eficiências relativas. É importante esclarecer que o intuito desse estudo não é substituir o método DEA pelo método CEA, mas sim introduzir ao CEA como uma ferramenta complementar ao DEA. O CEA permite avaliar a variabilidade e/ou sensibilidade das eficiências do DEA analisando o comportamento da distribuidora perante o grupo (*peer-appraisal*), enquanto o DEA faz apenas uma análise individual da distribuidora (*self-appraisal*).

O FPI representa exatamente esse desvio entre a eficiência da análise individual do DEA para a análise por conjunto do CEA. As distribuidoras que possuem valores de FPI altos são as que possuem maiores diferenças entre as eficiências do CEA (média das eficiências relativas) e do DEA. O resultado dos FPIs apresenta valor médio de 19,39%. Ou seja, na média quase 20% da eficiência das distribuidoras foi reduzida na análise em conjunto. O alto FPI pode ser devido a heterogeneidade presente no conjunto, uma vez que em dados homogêneos a variação de eficiência tende a ser menor e/ou devido a quantidade alta de variáveis utilizadas pela ANEEL. Conforme já mencionada, na análise de eficiência, quanto maior o número de variáveis de decisão no modelo de otimização maior liberdade as DMUs têm de ponderar essas variáveis e maximizar suas eficiências. Na Figura 6.1, nota-se que as distribuidoras ENEL RJ, FORCEL, ETO, ENEL SP, JAGUARI e ELETROACRE possuem variações de eficiência (FPI) entre 30% a 40%, evidenciando alta sensibilidade do score de eficiência a variações dos conjuntos de pesos. Além das seis distribuidoras citadas acima, a AME e JOÃO CESA são as que sofrem o maior impacto em suas eficiências relativas, respectivamente, FPIs de 95,3% e 123,5%.

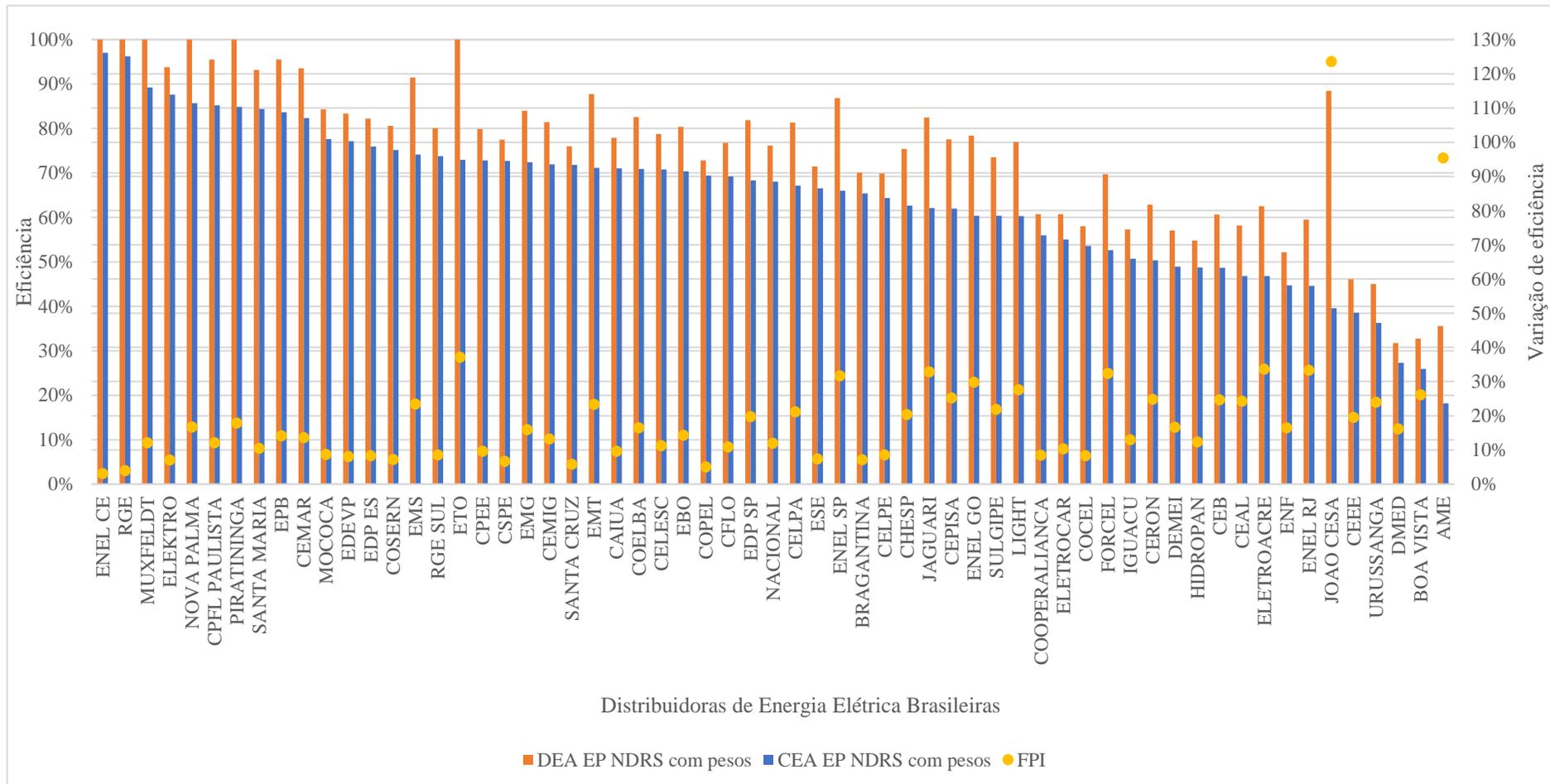


Figura 6.1: Resultados do CEA EP NDRS com limites aos pesos para AP 052/2017

A análise do CEA permite afirmar quão estáveis são as eficiências do DEA até para distribuidoras que estão na fronteira de eficiência. Por exemplo ENEL-CE e RGE, ambas *benchmark* pelo DEA, conseguem manter uma consistência nos valores de eficiência mesmo variando o conjunto de pesos. Já a ETO, também *benchmark* no DEA, não consegue manter sua eficiência na análise por conjunto. Portanto a análise dos resultados do CEA permite a comparação de empresas que pelo DEA têm o mesmo nível de eficiência.

### 6.1.2. REA PARA AP 052/2017

A Figura 6.2 apresenta os intervalos de classificação das distribuidoras. Observa-se que os intervalos são amplos, reforçando a conclusão do CEA de que a eficiência das distribuidoras é sensível aos pesos atribuídos a cada variável de entrada. Nota-se que as distribuidoras SANTA MARIA, MOCOCA, EDEVP, CSPE e SANTACRUZ, apesar de não estarem entre as distribuidoras de melhor colocação possuem maior estabilidade em seus intervalos de classificação, apresentando intervalos mais estreitos. Quando os intervalos são estreitos uma maior segurança quanto ao seu desempenho é passada. As distribuidoras *benchmark* apresentaram intervalos de classificação maiores, mostrando alta sensibilidade aos conjuntos de pesos por aqueles que devem ser um sinal de eficiência para o restante do conjunto. A ETO, por exemplo, varia de 1 (*benchmark*) até 57 (últimas classificações) no intervalo de classificação. Este resultado mostra que a quantidade de variáveis de entrada definidos para o método DEA combinada com as grandes diferenças entre as áreas de concessão deram origem a um conjunto de resultados com uma região de solução muito ampla e sensível ao conjunto de pesos.

A Figura 6.3 apresenta número de domínios para cada distribuidora. Lembrando que uma distribuidora X domina uma distribuidora Y se, para qualquer conjunto de pesos, a eficiência de X é sempre maior ou igual a eficiência de Y. Observa-se que 16 das 61 distribuidoras não são dominadas por nenhuma outra. O número de domínios só começa a ficar mais significativo para as dez últimas distribuidoras do gráfico. Ou seja, a forma como o modelo foi desenvolvido em termo de escolha de variáveis, conjunto de DMUs, retorno de escala, etc, não permite a definição de uma hierarquia das distribuidoras. E essa seria uma informação importante para uma distribuidora que está fora da fronteira de eficiência. Quem seriam os seus peers? Para qual distribuidora ela precisaria olhar para subir de nível nessa hierarquia?

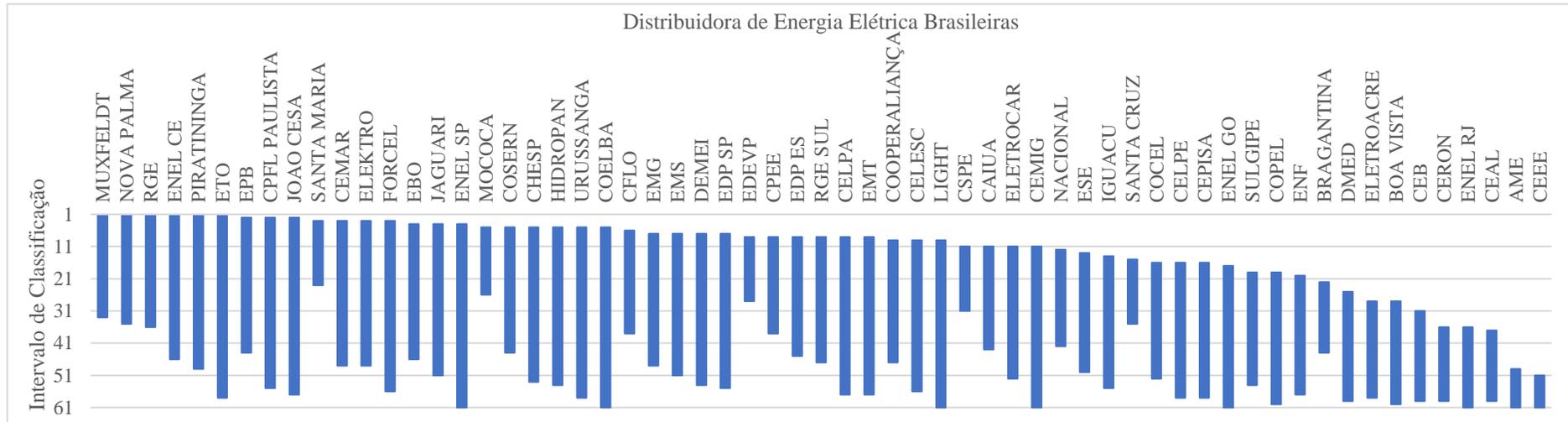


Figura 6.2: Intervalo de Classificação do REA EP NDRS com limites aos pesos para AP 052/2017

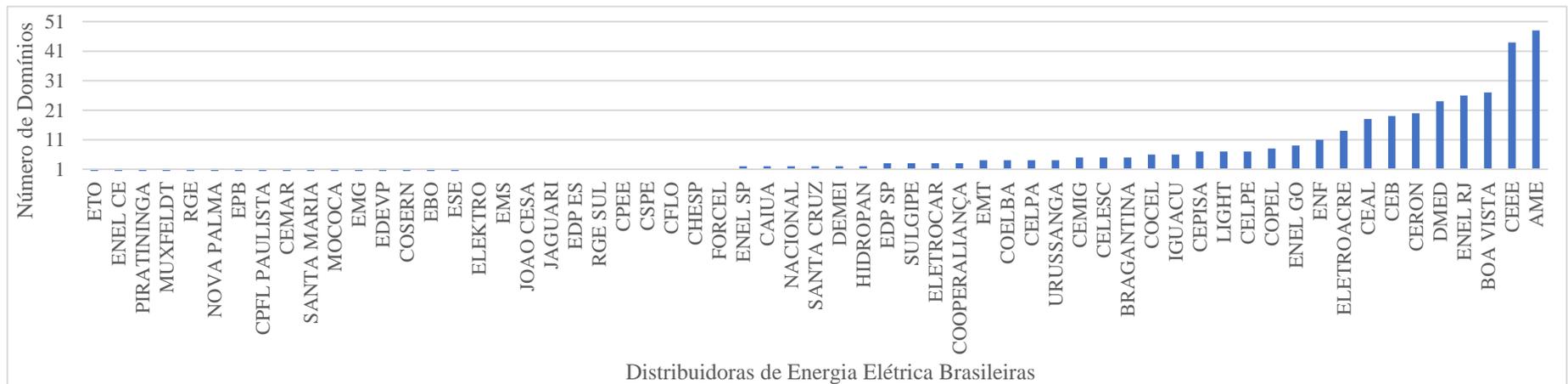


Figura 6.3: Número de domínios do REA EP NDRS com limites aos pesos para AP 052/2017

A Figura 6.4 apresenta os intervalos de eficiência. Neste parâmetro do REA a MUXFELDT e NOVA PALMA foram as distribuidoras que mais se destacou devido ao seu alto valor de supereficiência. Os limites de eficiência correspondem à eficiência relativa mínima e máxima. O primeiro é a mínima eficiência que as DMUs podem obter e o segundo é o máximo valor de eficiência possível. Note que pelo termo “máxima eficiência possível”, sabe-se que o segundo parâmetro irá coincidir com o resultado do DEA, exceto para as DMUs que estão na fronteira de eficiência. Devido a ampla região de solução, as diferenças entre as áreas de concessão e o grande número de variáveis de entrada do modelo, os valores de supereficiências alcançados pelos *benchmarks* foram altos e causam uma sensação de impossibilidade de serem alcançadas pelas demais distribuidoras do conjunto.

A aplicação do REA tem como intuito acrescentar mais informações comparativas ao conjunto de distribuidoras e assim proporcionar um melhor conhecimento do comportamento do conjunto em análise. Observa-se que os intervalos de classificação e intervalos de eficiência são amplos e o número geral de domínios é baixo, mesmo com a consideração dos limites aos pesos. Assim, os resultados obtidos para o conjunto de análise de eficiência das distribuidoras brasileiras apresentam o comportamento instável e que evidencia a dificuldade de comparação entre elas.

A hipótese levantada no estudo é que as diferenças entre as áreas de concessão das distribuidoras somada a influência dos retornos de escala e a quantidade de variáveis de entrada (8 variáveis) no modelo do método DEA podem ter contribuído para esses resultados. A maior quantidade de variáveis de entrada do modelo contribui para o aumento da região de solução e, conseqüentemente, maior dispersão nos valores de pesos. A heterogeneidade contribui para que o conjunto de pesos ideal de cada DMU sejam muito diferentes e, por consequência, apresentem grandes variações nas eficiências relativas do conjunto. O NDRS garante um “prêmio” às distribuidoras de menor porte, pela dificuldade de diluírem seus custos quando comparadas com empresas maiores.

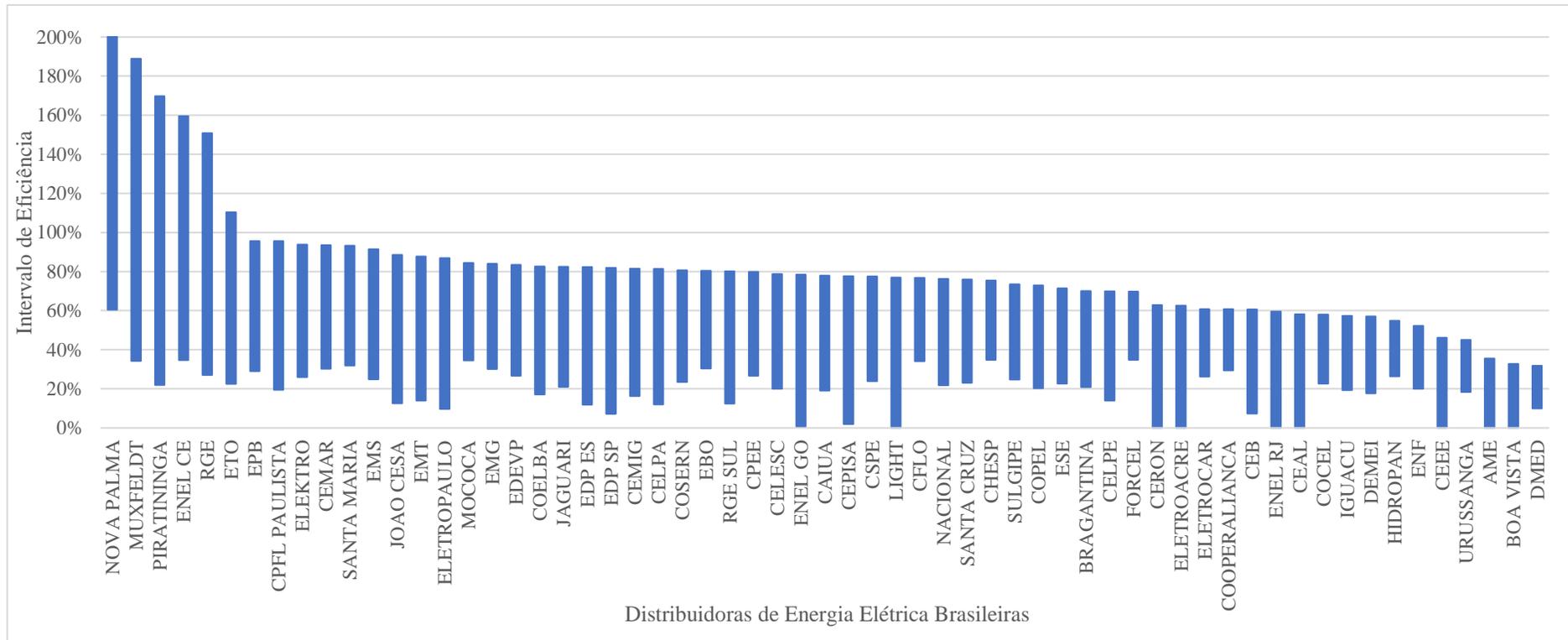


Figura 6.4: Intervalo de eficiência do REA EP NDRS com limites aos pesos para AP 052/2017

## 6.2. ANÁLISE DO CEA E REA PARA O CONJUNTO REDUZIDO

Acredita-se que os amplos intervalos de classificação e eficiência obtidos com o método REA e os valores elevados de FPI obtidos com o CEA quando se analisa a eficiência das distribuidoras possa ser justificado pelo efeito da heterogeneidade das DMUs. Para explorar esta assertiva, o conjunto de distribuidoras brasileiras foi reagrupado em 3 grupos ou *clusters* utilizando o *k-means*, na tentativa de obter conjuntos mais homogêneos.

O critério utilizado na seleção dos atributos foi a caracterização física das áreas de concessão, ou seja, variáveis de entrada que representassem as características estruturais das distribuidoras. As variáveis definidas para formação do *cluster* foram: comprimento de rede distribuída, mercado ponderado por nível de tensão e número de consumidores. Como no processo do *k-means* é necessário fazer uma normalização dos valores de cada atributo, foi utilizado o valor máximo de cada atributo como parâmetro base.

O objetivo é observar o comportamento das distribuidoras em conjunto mais homogêneos, na qual a comparação seja entre DMUs de características semelhantes. A quantidade de distribuidoras alocadas nos *clusters* 1, 2 e 3, foram, respectivamente, 16, 15 e 30 distribuidoras. Doravante os *clusters* serão denominados C1, C2 e C3. Devido aos *clusters* C1 e C2 possuírem um número menor de distribuidoras, os testes foram conduzidos para estes três clusters utilizando somente os produtos convencionais: comprimento de rede distribuída (*rdist*), mercado ponderado por nível de tensão (*mpond*) e número de consumidores (*cons*). O teste com menos variáveis de entrada foi selecionado para satisfazer a condição do método DEA do número de DMUs ser de duas a três vezes maior que a soma do número de insumos e produtos (BOGETOFT; OTTO, 2010).

O CHI, também, foi considerado no teste com menos variáveis, para considerar ao menos uma variável de qualidade no método de análise de eficiência. No caso da metodologia original da ANEEL as variáveis de qualidade são CHI e PNT. Optou-se por não considerar PNT para não aumentar muito o número de variáveis. Entre o CHI e o PNT, acredita-se que o primeiro represente melhor a qualidade do serviço de distribuição.

As restrições de limites aos pesos vigentes, respectivas aos quatro produtos e insumo adotados, foram adotadas em todas as simulações.

### 6.2.1. RESULTADOS DE EFICIÊNCIA DO DEA PARA OS CLUSTERS

Os resultados das simulações para cada um dos três *clusters* foi comparado com os resultados da metodologia da ANEEL definido pela AP 052/2017. Cabe ressaltar que para cada cluster, a diminuição do número de DMUs implica em diminuição do número de restrição o que poderia levar a um aumento de eficiência. Porém como nas simulações foram retiradas algumas variáveis de entrada, limita-se a região de solução o que pode levar a diminuição da eficiência.

A Figura 6.5 apresenta os resultados de eficiência obtidos para os *clusters* (DEA EP *k-means*) em azul e os resultados obtidos para o único conjunto de distribuidoras definido pela ANEEL (DEA EP conjunto ANEEL) em laranja.

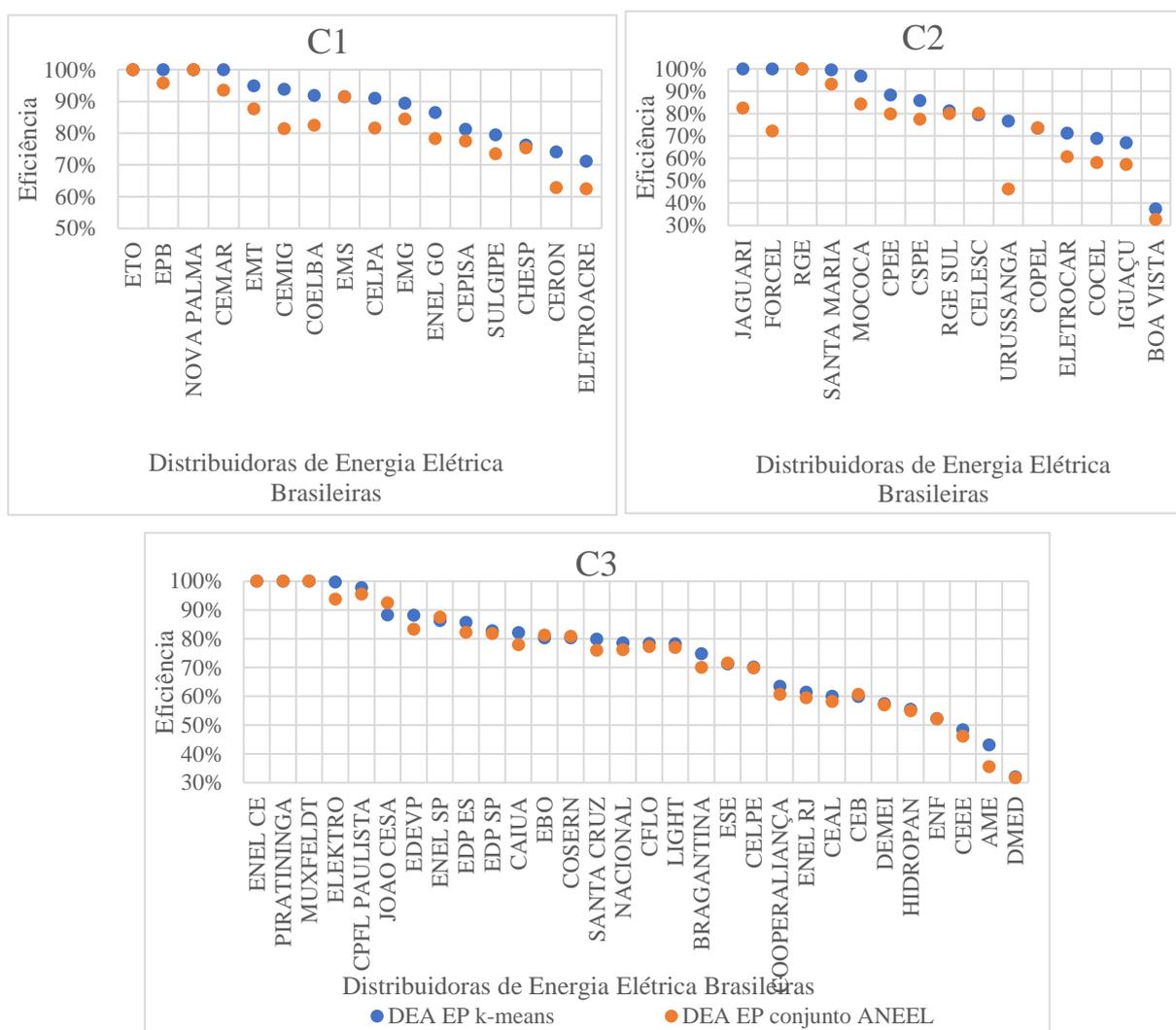


Figura 6.5: Comparação de eficiência entre os *clusters* e a AP 052/2017

No geral, o impacto na eficiência com a divisão das distribuidoras em *clusters* foi positivo, onde a variação de eficiência médias no C1, C2 e C3 foram positivas e, respectivamente, 5,8%,

9,82% e 1,49%. Onde, todas as distribuidoras do C1 apresentaram aumento de eficiência com a divisão das distribuidoras em 3 conjuntos. Somente a CELEC (0,76%) e a COPEL (0,07%) sofreram mínimas diminuições na eficiência no C2. E seis distribuidoras sofreram redução de eficiência no C3: JOÃO CESA (4,17%), ENEL SP (1,20%), EBO (0,93%), COSERN (0,52%), ESE (0,37%) e CEB (0,71%). Assim, com a divisão das distribuidoras em *clusters* o impacto negativo na eficiência foi maior que 1% somente para JOÃO CESA e ENEL SP.

### 6.2.2. CEA PARA O CONJUNTO REDUZIDO

A Figura 6.6 apresenta os resultados encontrados para os três *clusters* quando aplicada ao CEA. Em azul aparecem as eficiências definidas pelo DEA EP NDRS com limites aos pesos que devem ser observados pelo eixo da esquerda (Eficiência). Em laranja aparecem as médias das eficiências cruzadas definidas para o CEA EP NDRS com limites aos pesos que tem seus valores especificados pelo eixo da esquerda (Eficiência). E os pontos amarelos da Figura 6.6 apresentam o FPI do CEA que tem seus valores especificados pelo eixo da direita (Variações de eficiência).

Nos resultados da Figura 6.6 os valores médios de FPI para o C1, C2 e C3 foram, respectivamente, 7,5%, 8,5% e 12,1%. Comparando o FPI dos *clusters* com os da AP 052/2017 (19,4%) uma menor variação entre os resultados de eficiência foi obtida. Na Figura 6.6 nota-se que somente a distribuidora JOÃO CESA (110,7%) apresentou FPI maiores que 30%. E quatro distribuidoras apresentaram FPIs maiores que 20%, sendo elas: ETO (24,2%) no C1, JAGUARI (24,6%) NO C2 e, CEAL (20,6%) e AME (26,6%) no C3.

Ao observar os 3 gráficos da Figura 6.6 e compará-los com o gráfico da Figura 6.1 fica claro que a os resultados obtidos pelo CEA para um conjunto reduzido de DMUs e variáveis de entrada produziu melhores resultados que para o conjunto da AP 052/2017. Note que as barras azuis e laranja estão mais próximas em todos os gráficos, com algumas exceções, mostrando uma maior robustez da eficiência do método DEA quando aplicado a um conjunto de DMU mais semelhante.

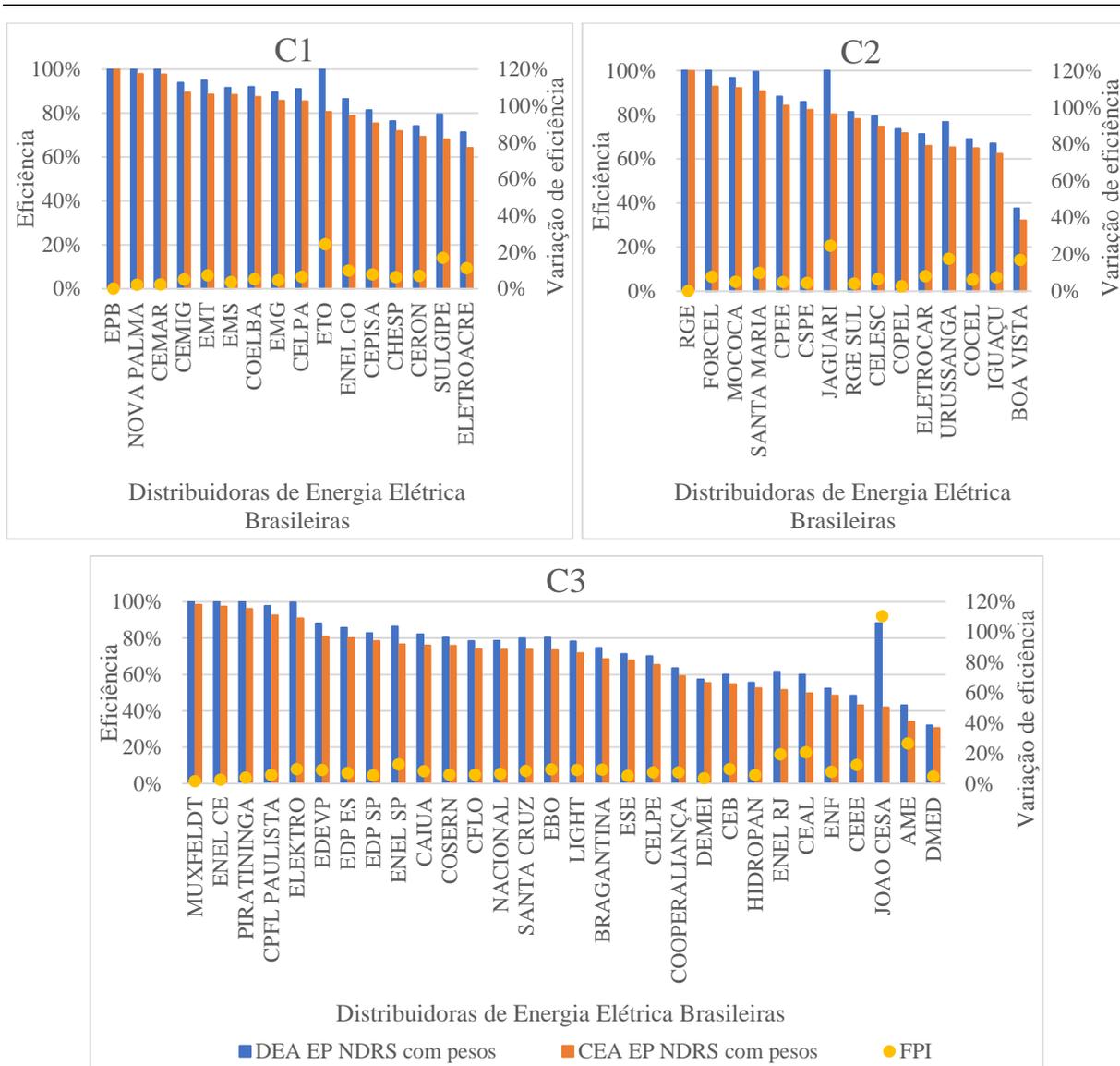


Figura 6.6: Resultados do CEA EP NDRS com limites aos pesos para os clusters

### 6.2.3. REA PARA O CONJUNTO REDUZIDO

Na primeira etapa do REA se avalia o intervalo de classificação, pela Figura 6.7, e nota-se que apesar de amplos os intervalos estão menores que para a Figura 6.2. Os menores conjuntos auxiliam também na observação e comparação dos resultados entre as distribuidoras, uma vez que é melhor se espelhar nas distribuidoras semelhantes ao se definir como gerenciar os investimentos.

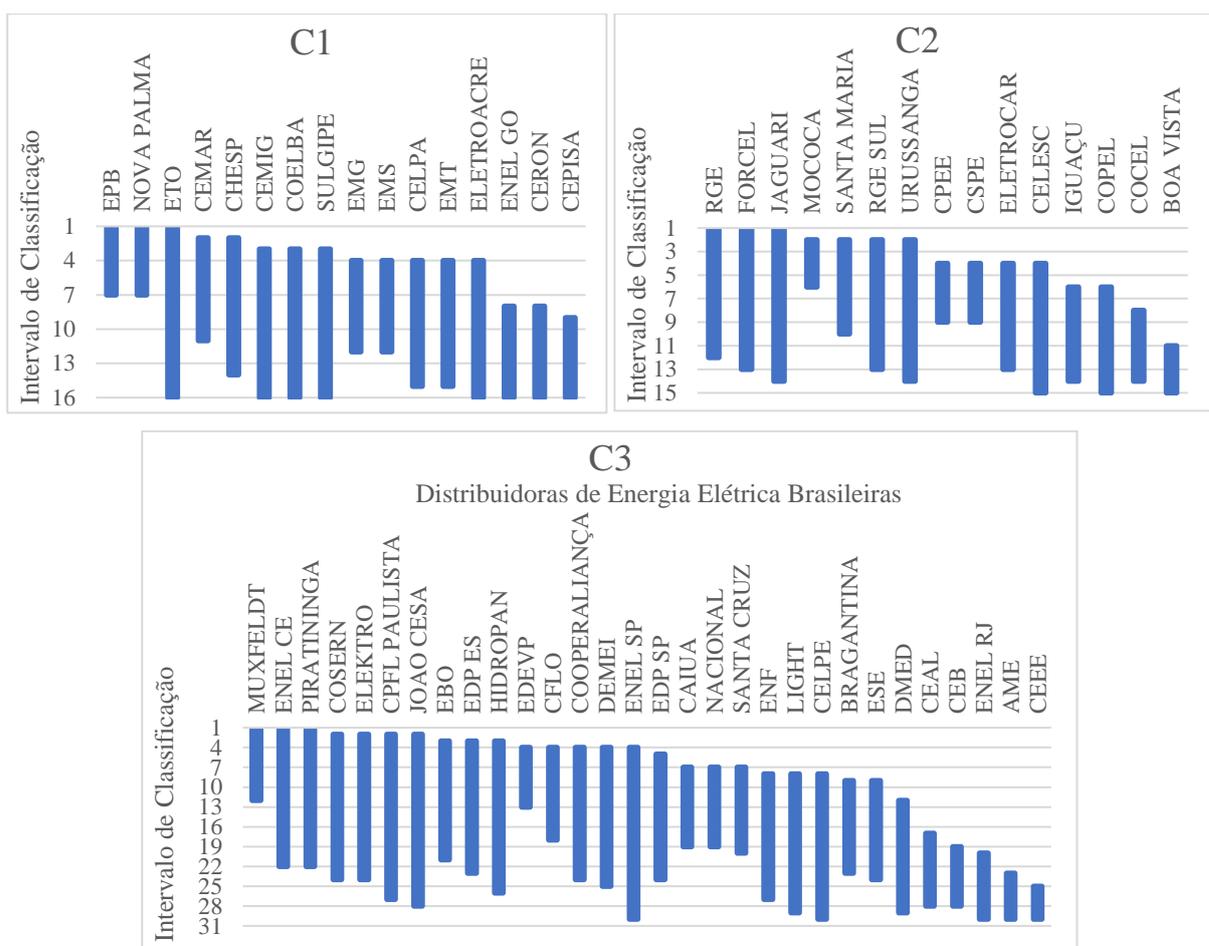


Figura 6.7: Intervalo de Classificação do REA EP NDRS com limites aos pesos para os *clusters*

A ETO no C1 da Figura 6.7 continua tendo um amplo intervalo de classificação, ocupa a primeira e última posição do intervalo de classificação, e apesar de *benchmark* pelo DEA apresenta alta sensibilidade ao conjunto de pesos. A alta sensibilidade aos pesos também pode ser observada pela CEMIG, COELBA e SULGIPE que apresentam simultaneamente o intervalo de classificação de 3 a 16. Porém a EPB e NOVA PALMA apresentam baixa sensibilidade a variação de pesos, lembrando que pelo método DEA da ANEEL a EPB nem era *benchmark* do conjunto conforme resultados da AP 052/2017.

A RGE, FORCEL e JAGUARI no C2 da Figura 6.7, também continuam apresentando sensibilidade ao conjunto de pesos mesmo com a diminuição do conjunto. A MOCOCA, no entanto, não apresenta sensibilidade ao conjunto de pesos, apresentando um comportamento estável perante o conjunto. De forma geral, os intervalos de classificação do C2 são mais informativos que do C1, permitindo uma maior distinção entre as distribuidoras.

No C3 da Figura 6.7, devido a maior quantidade de distribuidoras no conjunto os intervalos de classificação são maiores, porém, as distribuidoras que apresentam como melhor classificação 1 não compartilham piores colocações. A MUXFELDT entre elas é a que apresenta o menor intervalo de classificação, ou seja, dentre as *benchmark* é a que apresenta o comportamento mais estável.

A divisão do conjunto de distribuidoras em três grupos, permitiu a criação de mapas de domínio entre distribuidoras. Fazer um mapa de domínio para o conjunto todo não é possível, até porque, conforme resultados da Figura 6.3, as relações de domínio estabelecidas pelo método REA não foram percebidas quando da consideração de todas as DMUs no mesmo conjunto. Para visualizar melhor como os resultados de domínios podem guiar as distribuidoras as Figura 6.8, Figura 6.9 e Figura 6.10 foram construídas e correspondem, respectivamente, aos mapas de domínio de C1, C2 e C3. Para facilitar a construção dos mapas de domínio foram utilizadas as siglas aplicadas pela ANEEL a cada distribuidora, por exemplo, D01 para RGE SUL, D02 para AME e assim por diante. A correspondência das siglas com a distribuidora pode ser encontrada na Tabela 5.7. As setas nos mapas de domínio são os guias para quais distribuidoras dominam e quais distribuidoras são dominadas, assim a seta aponta para a distribuidora dominada. Cadeias de domínios são formadas e foram divididas por cores nos mapas de domínio. Cabe destacar que cada um dos mapas de domínio apresenta sua própria legenda e que os círculos azuis pequenos são somente nós de passagem.

Na Figura 6.8 nota-se que a distribuidora D15 (ETO) não domina e nem estabelece domínio sobre nenhuma distribuidora, isto já era esperado com os resultados dos intervalos de classificação, pois esta distribuidora ocupava simultaneamente a primeira e última posição do intervalo. Fora isso pela legenda da Figura 6.8 nota-se que o maior domínio deste mapa é quatro, ou seja, D12 (ENEL GO) e D20 (CERON) são dominadas por pelo menos quatro distribuidoras. Assim, o mapa consegue direcionar sob quais práticas gerenciais cada distribuidora deve focar na alocação de recursos. No caso da D19, por exemplo, o objetivo deve ser superar o desempenho da D50 (EMG), D53(EPB) e D64 (NOVA PALMA).

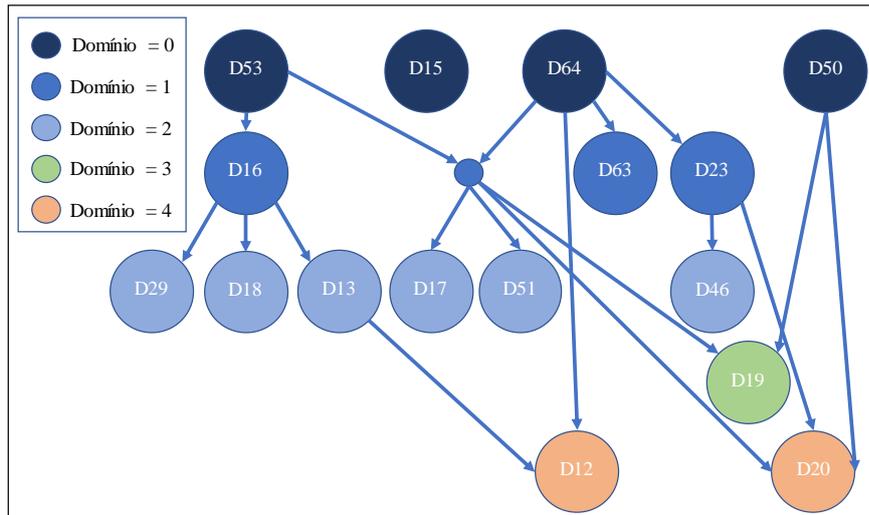


Figura 6.8: Mapa de domínio do REA EP NDRS com limite aos pesos para o C1

Na Figura 6.9 a distribuidora mais dominada é apresentada pela D05 (BOA VISTA) que apresenta um total de 10 domínios, apesar de ser muito dominada ela tem um direcionamento em cadeia de quais distribuidoras a dominam. Ainda no caso da D05 as primeiras distribuidoras que ela deve focar são as D58 (IGUAÇÚ) e D28 (COCEL) que não apresentam eficiência altas pelo DEA. A D32 (COPEL) é a segunda distribuidora mais dominada no C2 e deve seguir um processo de avaliação dos custos similar ao descrito para D05.

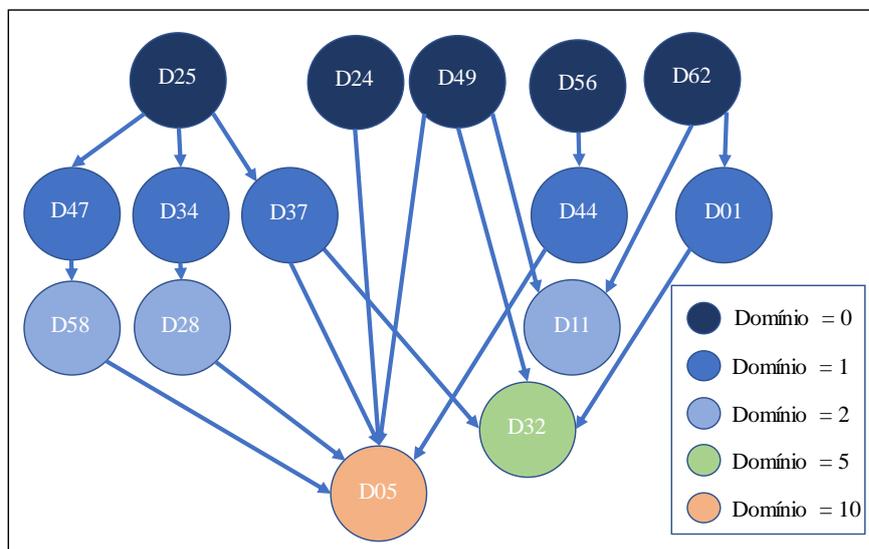


Figura 6.9: Mapa de domínio do REA EP NDRS com limite aos pesos para o C2

Na Figura 6.10 é apresentado o mapa de domínio do C3 que é bem maior que nos outros *clusters*, como montar todas as cadeias ficaria confuso optou-se por fazer um mapa de domínio simplificado. Desta forma, apenas as distribuidoras com até seis níveis de domínio foram desenhadas no mapa da Figura 6.10. Para seis distribuidoras que apresentaram domínios maiores que nove são somente apresentadas as distribuidoras que às dominam. Seguindo a

legenda e observando a Figura 6.10 nota-se que D02 (AME) e D10 (CEEE) são dominadas por mais de 20 outras distribuidoras. A tomada de decisões da alocação de investimentos é complicada para essas duas distribuidoras, pois são dominadas por mais de dois terços das distribuidoras do conjunto. As distribuidoras D03 (ENEL RJ), D08 (CEAL), D09 (CEB) e D39 (DMEC) apesar de serem dominadas por várias outras distribuidoras, ainda encontram em situação melhor. Essas quatro distribuidoras ainda conseguem definir uma cadeia de melhores práticas grande, mas que feita isoladamente cria um panorama do que seguir para melhorar seu desempenho.

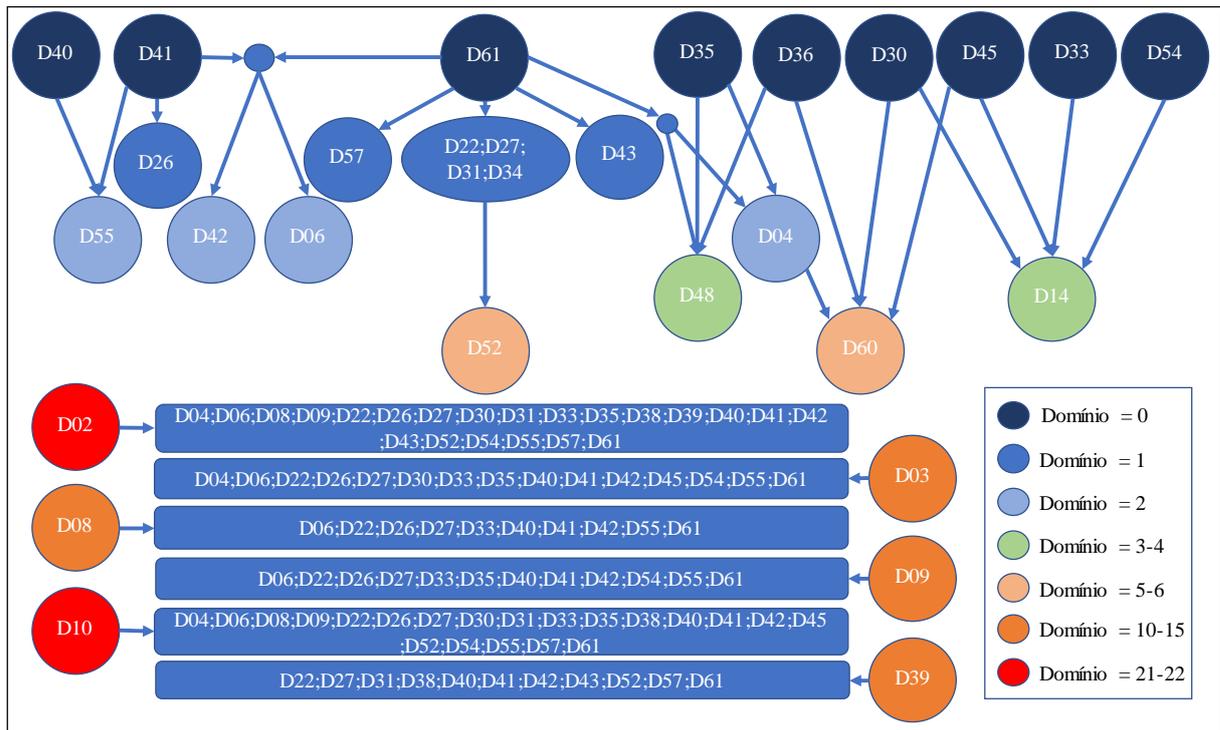


Figura 6.10: Mapa de domínio do REA EP NDRS com limite aos pesos para o C3

O último parâmetro de análise do REA é o intervalo de eficiência e este é o parâmetro que efetivamente oferece valores numéricos de eficiência. Dentre uma das principais vantagens desses intervalos está a possibilidade de comparar DMUs *benchmark* pelo DEA. Quando comparado os resultados da aplicação do REA na AP 052/2017 com os resultados para os *clusters* vê-se uma melhora no limite inferior do intervalo, que antes ficava fixo em zero e agora atribui valores às distribuidoras. Quanto ao limite superior os resultados foram melhores, mas algumas eficiências continuam atingindo valores excessivamente altos para os três *clusters*, foram elas: NOVA PALMA no C1, FORCEL no C2 e, ENEL CE, PIRATININGA e MUXFELDT no C3. Os intervalos de eficiência para cada *cluster* podem ser observados na Figura 6.11.

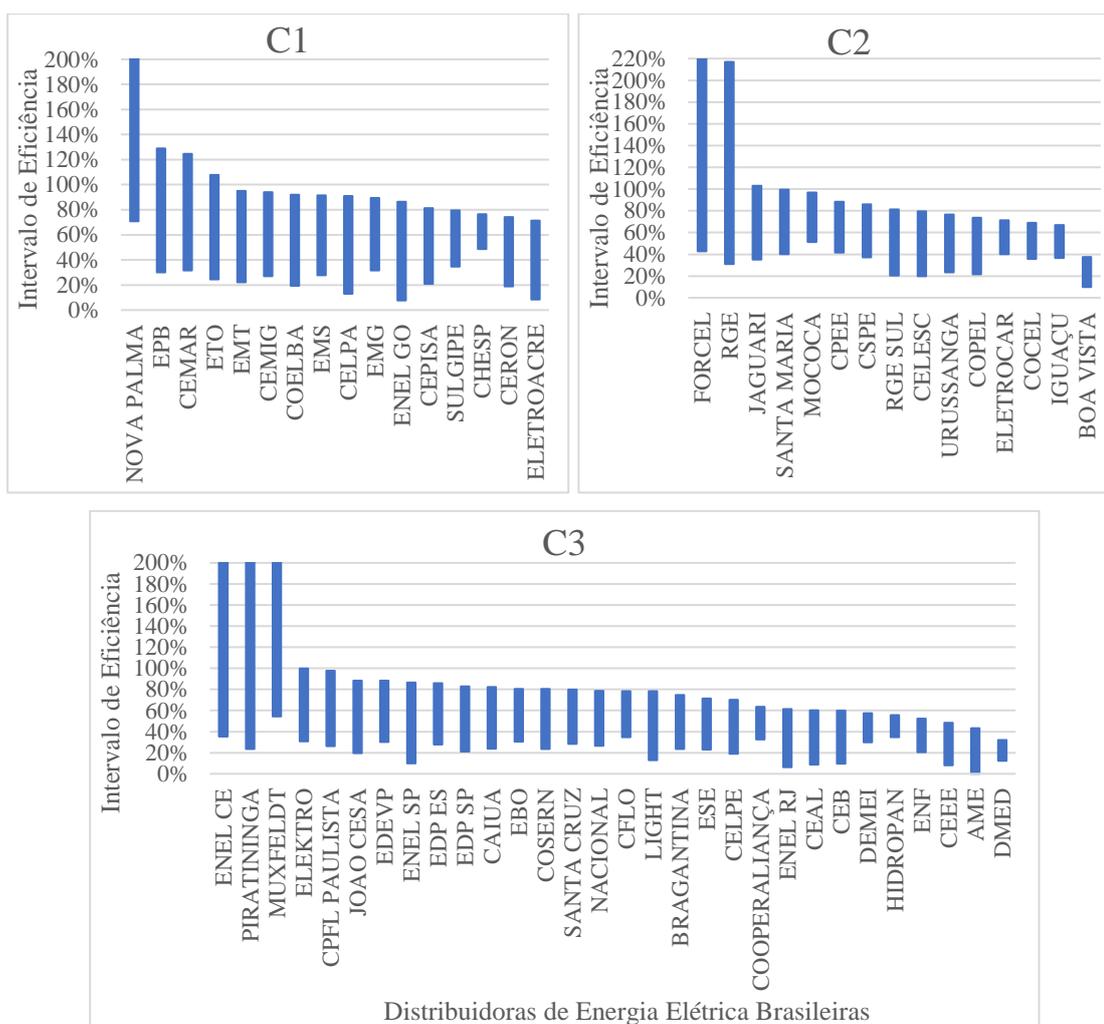


Figura 6.11: Intervalo de Classificação do REA EP NDRS com limites aos pesos para os clusters

Os intervalos de eficiência para as distribuidoras *benchmark* mostram que a NOVA PALMA possui o maior limite mínimo (71%) dentre todas em C1. Para as demais *benchmark* do C1 o limite inferior do intervalo de eficiência ainda continua baixo, mostrando ainda sensibilidade aos conjuntos de pesos. Os intervalos de eficiência do C2 foram os mais estreitos, ou seja, o C2 apresenta uma menor sensibilidade aos pesos. Porém ainda existem distribuidoras *benchmark* com limites superiores (supereficiência) altos. Utilizando o conceito de supereficiência é possível classificar as *benchmark* do C2 na seguinte ordem da mais eficiente para a menos eficiente dentre os *benchmarks*: FORCEL (1º), RGE (2ª) e JAGUARI (3º). Os intervalos de eficiência do C3, também, foram mais estreitos e apresentam limites inferiores superiores a zero. As três distribuidoras *benchmarks* apresentaram supereficiências altas demais (superiores a 200%) e, portanto, não é possível classificá-las. Quando observada as *benchmarks* sobre a ótica dos limites inferiores a MUXFELDT foi a que apresentou melhor desempenho.

Os resultados obtidos pela aplicação do REA nos *clusters* oferecem maiores subsídios para as distribuidoras gerenciarem seus investimentos no ganho de eficiência individual que os resultados do DEA sozinho. O DEA apenas classifica as distribuidoras sem dar qualquer orientação sobre o comportamento da distribuidora perante o conjunto.

Ao se aplicar o REA ao conjunto de dados consolidado pela AP 052/2017 os resultados são ruins e pouco conclusivos, isso se deve principalmente a grande quantidade de variáveis no modelo de otimização e tamanho do conjunto de distribuidoras. Ao diminuir o tamanho do conjunto e o número de variáveis de entrada do modelo DEA são obtidos melhores resultados e, portanto, melhores decisões gerenciais tendem a ser tomadas. Assim, os melhores resultados são devido a maior homogeneidade entre as distribuidoras de cada *clusters*, muito embora ainda existam muitas particularidades entre elas. Por exemplo, no C1 CEMIG é uma distribuidora grande quando comparada com SULGIPE e NOVA PALMA; no C2 FORCEL e RGE são distribuidoras grandes quando comparadas com CPEE e CSPE e no C3 a CPFL PAULISTA E PIRATININGA são distribuidoras grandes e JOÃO CESA e NACIONAL são pequenas.

### **6.3. CÁLCULO DO CUSTO OPERACIONAL REGULATÓRIO**

O método DEA é conhecida por possuir múltiplas soluções, ou seja, infinitas combinações de pesos para as variáveis insumo e produto podem gerar um mesmo valor de eficiência. Os pesos definidos pela ANEEL representam, na realidade, uma das combinações de pesos possíveis. Na data base da RN 806/2018 esses pesos podem ser aplicados sem qualquer prejuízo no cálculo do OPEX visto que tanto a distribuidora em análise, como as demais estão avaliadas num mesmo instante de tempo. No entanto, ao aplicá-lo na data base da RTP das distribuidoras existem mudanças nas variáveis de input e output que transcendem a correção monetária podendo gerar distorções no valor do OPEX. A ANEEL na AP 023/2014 optou por utilizar os pesos obtidos pelo DEA no cálculo do OPEX eficiente da distribuidora. Algumas contribuições questionaram essa adoção, pois o OPEX eficiente pode ser calculado diretamente pela multiplicação da eficiência da distribuidora pelo OPEX utilizado no modelo de otimização do DEA. A ANEEL comenta na NT 066/2015 que a não aceitação de sua proposta seria negar que a função de custo das distribuidoras pode ser representada pelo DEA (modelo não paramétrico). E afirma que os cálculos serão atualizados a cada dois anos e por isso as múltiplas soluções dos pesos não devem apresentar problemas na estimativa.

Os resultados obtidos pelo DEA são utilizados no cálculo dos custos operacionais e influenciam diretamente a receita a ser estabelecida para cada distribuidoras durante as RTPs. O objetivo desta seção é explorar o impacto que a adição da restrição EP no DEA e possíveis modificações na base dados do DEA causam na metodologia de definição dos custos operacionais ótimos realizado nas RTPs. Esta análise é aplicada a partir de dois conjuntos de variáveis de entrada diferentes, onde no primeiro é estudado o impacto da inclusão da restrição EP para as variáveis de entrada definida pela AP 052/2017 e no segundo é estudado o impacto da inclusão da restrição EP para o *cluster* detalhado pela seção 6.2.

O período que as RTPs são realizadas depende do contrato de concessão firmado por cada distribuidora, comumente em períodos de 4 ou 5 anos. O SPARTA (Sistema para Processos Automatizados de Revisões e Reajustes Tarifários) é a planilha onde estão inseridas todas as etapas da RTP das distribuidoras. No SPARTA, portanto, contém os dados de entrada da metodologia de custos operacionais das distribuidoras que são registrados somente para o ano da RTP da mesma, e, portanto, não são atualizados ano a ano na SPARTA. Os dados utilizados nas análises de eficiência são os dados da última RTP aplicada a cada distribuidora estudada que podem ser encontrados no site da ANEEL (ANEEL, 2020b). Já os resultados de eficiência que foram inseridos no SPARTA foram os obtidos com os dados da AP 052/2017 (ANEEL: NT 038, 2018). O IPCA adotado foi o do mês anterior à data base do cálculo da eficiência da referida Audiência Pública

Outro ponto que influência a análise dentro do SPARTA é o método *bootstrapping*, utilizada pela ANEEL, para a definição do intervalo de confiança para os custos operacionais eficientes. A etapa de simulação das 2000 amostras do *bootstrapping* não foi implementada no âmbito deste estudo, portanto não foi possível recalculer os intervalos de confiança. A NT 66/15 não descreve detalhadamente o método utilizada na seleção das amostras trazendo dificuldade na reprodução dos intervalos obtidos no PRORET. Observando os intervalos de eficiência típicos adotados para as distribuidoras no 4º CRTP, nota-se que a maioria dos intervalos são da ordem de  $\pm 4\%$  do valor de eficiência do DEA. Portanto, nas simulações realizadas nesta seção adota-se essa variação para todas as distribuidoras.

As análises apresentadas nas seções 6.1 e 6.2 focam nas análises de eficiência. Esta seção foca no final da cadeia da RTP, ou seja, procura-se entender como a inclusão da restrição de positividade no DEA da ANEEL influencia o COR das distribuidoras. Fazer essa análise para todas as 61 distribuidora exige um esforço muito grande de coleta de dados. Portanto, o impacto foi calculado apenas para algumas distribuidoras. Assim, os cálculos foram feitos, somente,

para as empresas do Grupo NEOENERGIA e Grupo ENEL. O Grupo ENEL é uma firma italiana que atua no setor de infraestrutura e a NEOENERGIA é uma holding brasileira. A adoção do impacto da metodologia do COR para empresas de culturas diferentes foi um dos motivos para a escolha dessas duas firmas.

### 6.3.1. SPARTA PARA AP 052/2017

As análises feitas levam em consideração os resultados de eficiência obtidos com a base de dados da AP 052/2017 para os dois métodos: DEA NDRS com pesos e DEA EP NDRS com pesos. No desempenho das distribuidoras no SPARTA compara-se os valores do COR com e sem a consideração da restrição EP. Vale salientar que, algumas adaptações no SPARTA foram necessárias para desenvolver o fluxo de cálculo e todas essas adaptações já foram descritas nos parágrafos introdutórios desta seção, ou seja, os resultados obtidos não coincidem com os resultados obtidos pelas últimas RTPs das distribuidoras.

A Figura 6.12 mostra os principais parâmetros do SPARTA e o COR obtido pelas distribuidoras da NEOENERGIA. O Intervalo dos CO Eficientes é definido pela faixa azul. Os CO do Ano Teste são definidos em vermelho. O COR é ilustrado em laranja e todos dos valores de custos são valorados pelo eixo da esquerda. Os valores de eficiência obtido pelo DEA é apresentado em preto e possuem seu valor de eficiência definido pelo eixo direito da Figura 6.12.

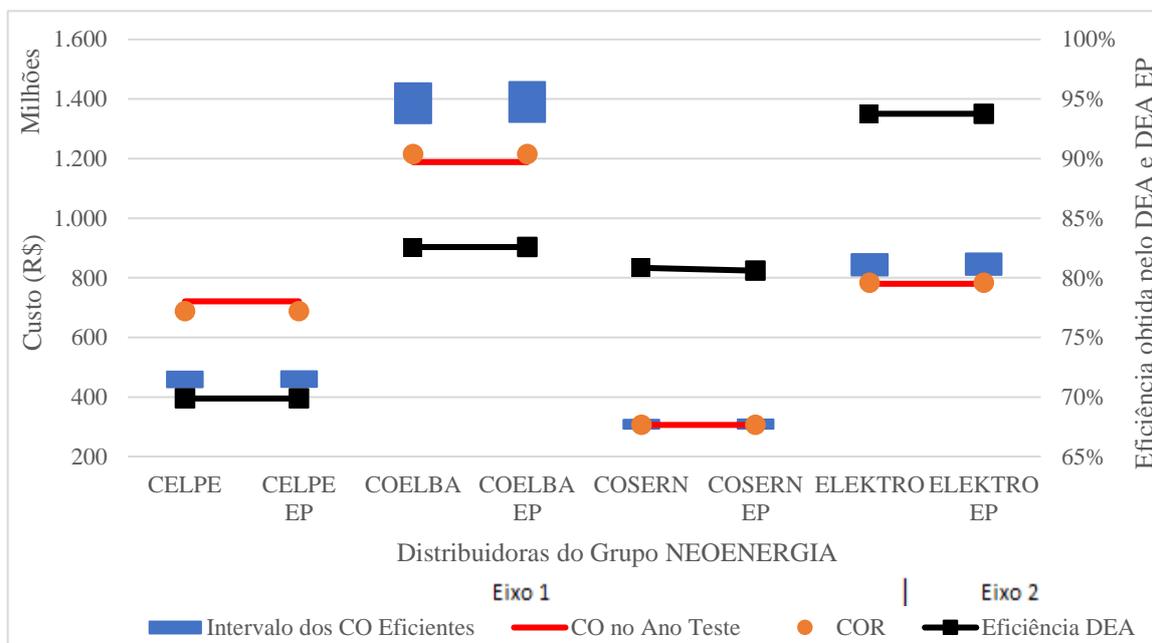


Figura 6.12: Impacto da Restrição EP para os dados da AP 052/2017 da NEOENERGIA

Ao observar a Figura 6.12 nota-se que a CELPE apresenta CO no Ano Teste superior ao seu Limite Máximo do Intervalo de CO Eficientes para ambos os modelos de DEA. A diferença entre CO no Ano Teste e o Limite Máximo do Intervalo de CO Eficientes, também, deu superior a 5% em ambos os modelos de DEA. Como a redução dos custos é limitada a 5%, ambos os valores de COR são ajustados para uma redução de 5% ao ano e, portanto, no caso da CELPE a inclusão da restrição EP não influenciou o valor de seu COR. A COSERN, também, não teve seu valor de COR modificado com a inclusão da restrição EP, mas para a COSERN o COR não modificou porque o CO no Ano Teste caiu dentro do Intervalo dos CO Eficientes tanto para o DEA quanto para o DEA EP.

Já para COELBA e para ELEKTRO a inclusão da restrição EP ao DEA produziu impactos no COR, muito embora não seja possível observa-los na Figura 6.12, devido a escala adotada. Isso ocorre porque o CO do Ano Teste foi menor que o Limite Mínimo do Intervalo de CO Eficientes e a diferença entre esses dois custos também foi inferior a 5%. Assim, o COR da COELBA subiu em R\$ 752.118,74 e COR da ELEKTRO subiu em R\$ 287.791,85, totalizando um aumento total no COR da NEOENERGIA de R\$ 1.039.910,60.

A Figura 6.13 mostram os principais parâmetros do SPARTA e o COR obtido pelas distribuidoras da ENEL e segue o mesmo padrão de legenda da Figura 6.12.

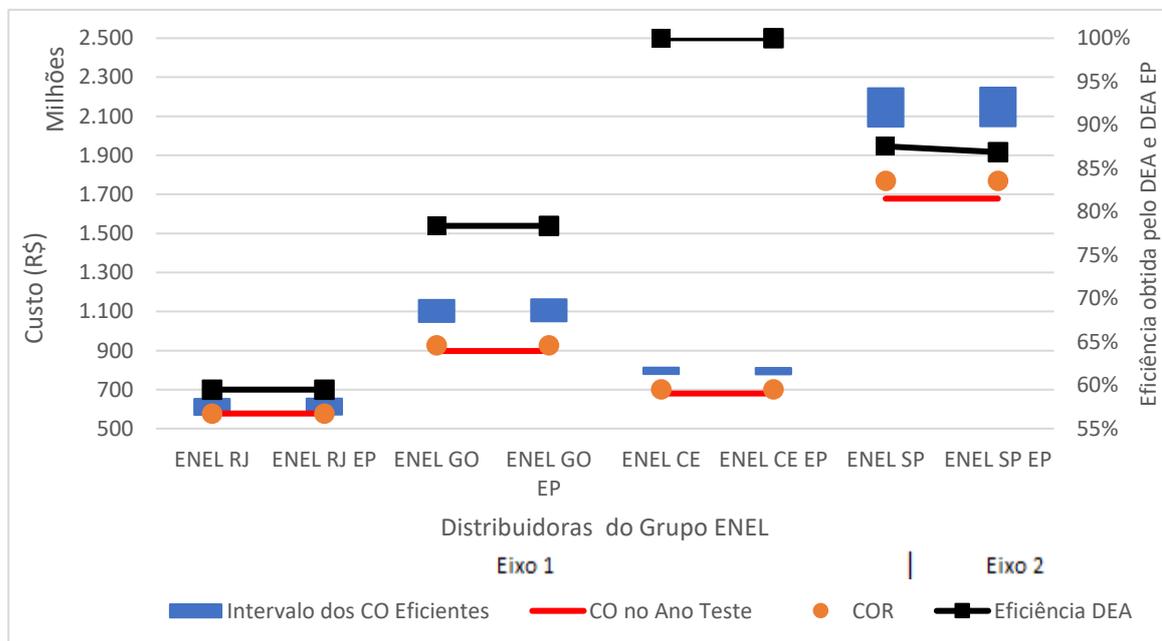


Figura 6.13: Impacto da Restrição EP para os dados da AP 052/2017 da ENEL

Na Figura 6.13 os CO do Ano Teste da ENEL RJ caem dentro do Intervalo dos CO Eficientes para os dois modelos de DEA testados, ou seja, não tem alteração do COR para a ENEL RJ

quando é feita a consideração da restrição EP. Para a ENEL SP o CO do Ano Teste apresenta um valor mais de 5% menor que o Limite Mínimo do Intervalo dos CO Eficientes para os dois modelos de DEA. Portanto a ENEL SP também não apresenta diferença no valor do COR com a consideração da restrição EP ao DEA.

Já para ENEL GO e ENEL CE a inclusão da restrição EP ao DEA produziu impactos no COR, como pode ser observado na Figura 6.13. Isso ocorre porque o CO do Ano Teste foi menor que o Limite Mínimo do Intervalo de CO Eficientes e a diferença entre esses dois custos também foi inferior a 5%. Assim, o COR da ENEL GO subiu em R\$ 597.000,88 e COR da ENEL CE caiu em R\$ 257.295,15, totalizando um aumento total no COR da ENEL de R\$ 339.704,73.

O fluxograma de cálculo do COR para o conjunto de variáveis de entrada da AP 052/2017 da ENEL e NEOENERGIA podem ser encontrados no ANEXO 1.

### 6.3.2. SPARTA PARA O CONJUNTO REDUZIDO

O conjunto reduzido é formado por três *clusters*, onde para cada um dos *clusters* foi aplicado quatro produtos (*rdist*, *cons*, *mpond* e *CHlaj*) e OPEX como insumo ao modelo do método DEA. Os dados dos produtos e insumos utilizados foram os definidos pela AP 052/2017. Lembrando que detalhes sobre a construção do conjunto reduzido podem ser encontradas na seção 6.2.

Além disso, foi necessário adaptar o fluxo de cálculo do SPARTA para os novos dados de entrada. A referência de eficiência foi calculada separadamente para cada *cluster* e seguindo as regras definidas pela ANEEL para cálculo das médias. Desta forma, as médias regulatórias para C1, C2 e C3 foram, respectivamente, 88,86%, 81,73% e 78,24%.

A Figura 6.14 mostram os principais parâmetros do SPARTA e o COR obtido pelas distribuidoras da ENEL e segue o mesmo padrão de legenda da Figura 6.12. As eficiências e custos apresentados na Figura 6.14 são referentes aos resultados encontrados pela aplicação do DEA NDRS com limite aos pesos para os dados da AP052/2017 e aos resultados obtidos pela aplicação do DEA EP NDRS com limites aos pesos para o conjunto de DMUs e variáveis reduzido. Ao observar a Figura 6.14 nota-se que os resultados de eficiência do DEA, com a troca de método, modificam bastante para a COELBA e ELEKTRO, porém apresentam baixa variação de eficiência para a CELPE e a COSERN.

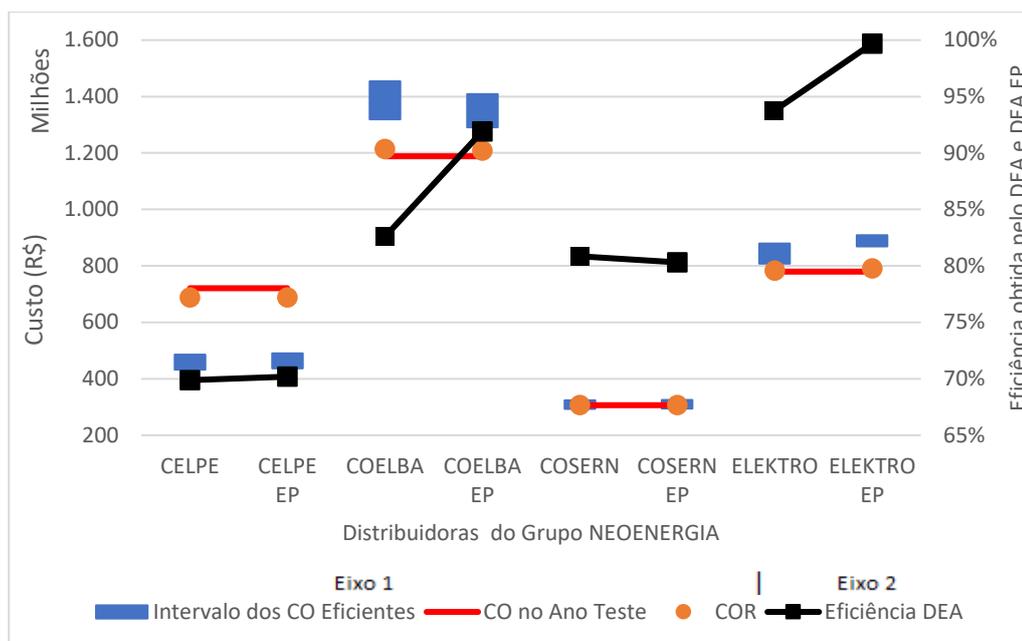


Figura 6.14: Impacto da Restrição EP para o conjunto reduzido da NEOENERGIA

A CELPE e a COSERN não apresentam variações no COR com a mudança de método aplicada, mas essas mudanças não ocorrem por motivos diferentes. Na Figura 6.14 o CO do Ano Teste da COSERN cai dentro do Intervalo dos CO Eficientes para os dois modelos de DEA testados, ou seja, não tem alteração do COR para a COSERN quando comparadas os dois métodos. Para a CELPE o CO do Ano Teste apresenta um valor mais de 5% superior que o Limite Máximo do Intervalo dos CO Eficientes para os dois modelos. Portanto, a CELPE também não apresenta diferença no valor do COR quando comparadas as duas metodologias.

Já para COELBA e ELEKTRO sofrem impactos no COR com a mudança de modelo, como pode ser observado na Figura 6.14. Isso ocorre porque o CO do Ano Teste foi menor que o Limite Mínimo do Intervalo de CO Eficientes e a diferença entre esses dois custos também foi inferior a 5%. Assim, o COR da COELBA caiu em R\$ 5.681.105,83 e COR da ELEKTRO subiu em R\$ 7.700.780,43, totalizando um aumento total no COR da NEOENERGIA de R\$ 2.019.674,60. Para o conjunto reduzido os impactos no SPARTA da NEOENERGIA foram maiores.

A Figura 6.15 mostram os principais parâmetros do SPARTA e o COR obtido pelas distribuidoras da ENEL e segue o mesmo padrão de legenda e conjunto de dados da Figura 6.12 e Figura 6.14.

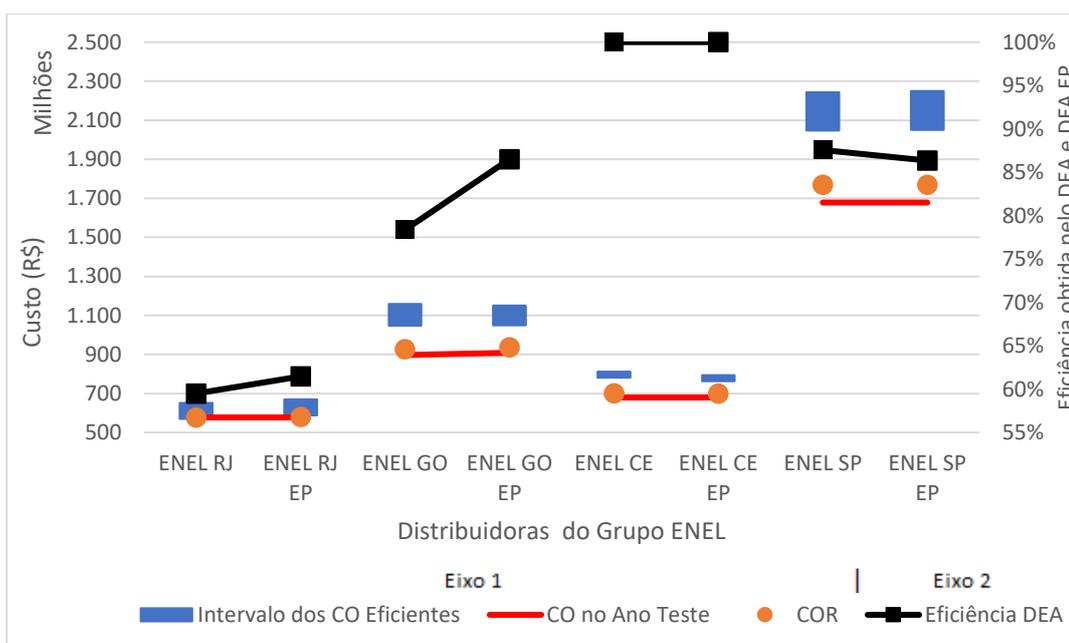


Figura 6.15: Impacto da Restrição EP para o conjunto reduzido da ENEL

Para a ENEL SP, na Figura 6.15, o CO do Ano Teste apresenta um valor mais de 5% menor que o Limite Mínimo do Intervalo dos CO Eficientes para os dois métodos. Portanto, a ENEL SP não apresenta diferença no valor do COR.

Já para ENEL RJ, ENEL GO e ENEL CE o DEA com conjunto reduzido produziu impactos no COR, como pode ser observado na Figura 6.15. Isso ocorre porque o CO do Ano Teste foi menor que o Limite Mínimo do Intervalo de CO Eficientes e a diferença entre esses dois custos também foi inferior a 5%. Assim, o COR da ENEL RJ subiu em R\$ 2.803.428,82, o COR da ENEL GO subiu em R\$ 9.403.609,11 e COR da ENEL CE caiu em R\$ 2.223.888,75, totalizando um aumento total no COR da ENEL de R\$ 9.983.149,18.

O desempenho da ENEL melhorou quando considerado todo o grupo, porém a redução do custo final da ENEL CE quando comparado ao custo calculado para a AP 052/2017 diminuiu. Essa diminuição no custo foi devida, principalmente, ao aumento da referência de eficiência do C3.

O fluxograma de cálculo do COR para o conjunto reduzido de variáveis da ENEL e NEOENERGIA, também, podem ser encontrados no ANEXO 1.

---

# CAPÍTULO 7

## ANÁLISE DE EFICIÊNCIA

### INTRADISTRIBUIDORA

O *benchmarking* interno é uma análise de eficiência feita com o ideal de melhoria continua dentro de uma organização (SARKIS, 2000). No caso deste estudo o *benchmarking* interno é aplicado com o intuito de melhorar a eficiência da distribuidora no método DEA adotada pela ANEEL no 4º CRTP. O *benchmarking* interno, então, particiona a área de concessão de uma distribuidora em sub-áreas administrativas e realiza uma análise de eficiência com essas sub-áreas. Neste estudo, o *benchmarking* interno, nomeado aqui de análise intradistribuidora, foi aplicado a área de concessão da CPFL estudadas no P&D PA 3027. Para particionar essa área de concessão foi aplicada a metodologia de redes unificadas regionais (RURs). A segregação pela metodologia RUR foi feita com base nas características elétricas da rede e da própria gestão da firma que normalmente já especifica suas regionais de operação. A busca pelos dados necessários na construção das RURs foi alcançada pela interação com a equipe de regulação da CPFL. Essa interação foi essencial para aquisição dos dados individualizados por RUR visto que o “recorte” feito a partir dos dados consolidados requer um conhecimento mais profundo desta rede de distribuição.

Para que a metodologia de análise de eficiência definida pela ANEEL na AP 023/2014 fosse aplicada na análise intradistribuidora, depois de segregar a área de concessão, foi necessário o levantamento dos sete produtos e do OPEX estratificadas para as 25 RURs. Mais uma vez isso só foi possível devido à interação com a equipe da CPFL. Lembrando que 12 RURs se encontram em São Paulo e 13 RURs se encontram no Rio Grande do Sul.

No *benchmarking* interno não foram considerados os limites aos pesos atualizados pela ANEEL na AP nº 052/2017, pois os mesmos são construídos a partir de dados totais das 61 distribuidoras. Portanto, para análise intradistribuidora não seriam consistentes. Também vale destacar que foi considerado em todas as simulações a restrição adicional de positividade em

função da presença ou não de produtos negativos. As simulações foram feitas considerando o DEA EP NDRS, CEA EP NDRS e REA EP NDRS.

Nos mapas que apareceram neste capítulo, as RURs de São Paulo e do Rio Grande do Sul são respectivamente de 1 a 12 e de 1 a 13. Porém para diferenciar as distribuidoras nos Gráficos, as RURs de São Paulo vão de 1 a 12 e as RURs do Rio Grande do Sul vão de 13 a 25.

## **7.1. DEFINIÇÃO DAS REDES UNIFICADAS**

O conceito de redes unificadas está associado a segregação das distribuidoras em sub-áreas ou regionais. A repartição da área de concessão em regionais já foi utilizada pela ANEEL para comparar os índices de qualidade entre conjuntos elétricos e para definir Tarifa de Uso do Sistema de Distribuição para geradores (TUSDg).

As redes unificadas são exploradas neste estudo devido a possibilidade de realizar análises de eficiência intradistribuidora. A análise intradistribuidora é interessante em função das características regionais bem distintas encontradas dentro de uma mesma área de concessão. Os desempenhos internos, entre as sub-áreas de uma mesma concessão, podem auxiliar no gerenciamento de recursos, ou seja, podem ser utilizados como uma ferramenta de gestão. O conceito de redes unificadas também poderia ser estendido para análise interdistribuidoras. Na análise interdistribuidoras o conjunto de DMUs, que atualmente é formado pelas distribuidoras, seria formado pelas próprias redes unificadas. Entende-se que o número de DMUs aumentaria significativamente permitindo a aplicação de técnicas de *‘cluster’* a fim de obter um conjunto de redes unificadas mais homogêneo para aplicação do método DEA, como já abordado por (XAVIER, 2015).

Devido a impossibilidade de se obter dados de todas as distribuidoras que permitissem suas repartições em regionais será apresentada neste capítulo apenas a análise intradistribuidora.

### **7.1.1. DEFINIÇÃO DAS REDES UNIFICADAS REGIONAIS**

A análise de eficiência intradistribuidora pode ser feita segregando sua área de concessão em pequenas redes, as RURs, que se assemelham às redes unificadas estabelecidas pela ANEEL para cálculo da TUSDg. Porém o critério para definição das RURs é diferente do critério adotado pela ANEEL, visto que o objetivo é diferente. As redes unificadas da ANEEL exigem

a presença de alguma barra com geração dentro da rede unificada, que não é condição necessária na análise de eficiência. A segregação é feita considerando características da rede como proximidade elétrica das barras, pontos de conexão com a rede básica e identificação de áreas de influência por meio de simulações de fluxo de potência. Os dados utilizados na determinação das RURs para o Grupo CPFL foram:

- Configuração das redes A2 no formato ANAREDE;
- Diagrama unifilar das redes A2 e A3;
- Mapa geográfico com a localização de cada subestação e linhas de transmissão.

O processo de definição das RURs é baseado na metodologia definida em (LIMA et al., 2011) e é feito em 4 etapas conforme Figura 7.1. Foram considerados neste caso, dois critérios básicos na segregação das redes de distribuição: o elétrico e o administrativo. O critério elétrico avalia a proximidades elétrica entre as barras, a impedância das linhas de distribuição e o fluxo de potência nas redes. O critério administrativo avalia a segregação já existente nas próprias distribuidoras, a estrutura das regiões de operação, ou seja, as regionais.

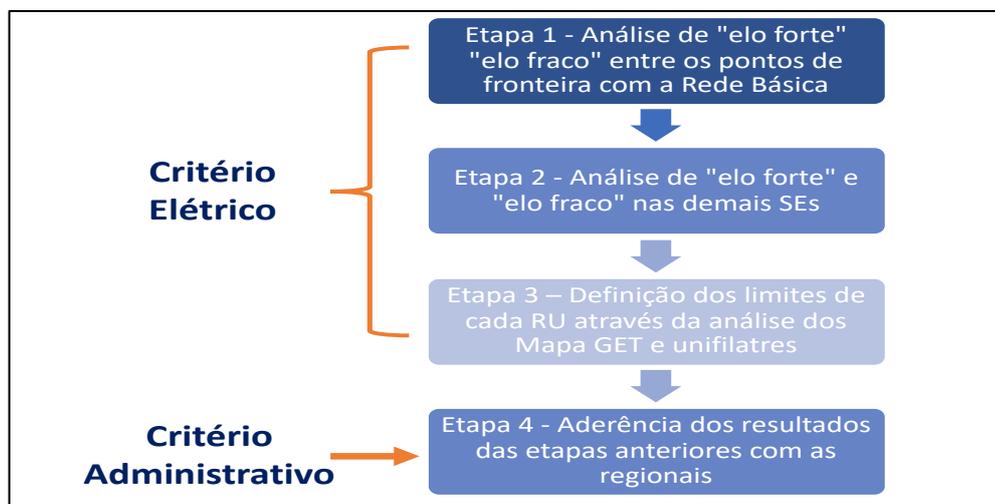


Figura 7.1: Etapas para Definição das Redes Unificadas Regionais

Na Etapa 1 é feita a análise de elo forte e elo fraco entre as subestações de fronteira com a Rede Básica, por meio da simulação do programa IELORU (LIMA et al., 2011). Elo forte entre duas subestações significa que a impedância equivalente entre as barras que correspondem ao lado de baixa de quaisquer dois transformadores de fronteira é baixa.

A Etapa 2 é baseada no mesmo conceito da Etapa 1, porém a análise passa a ser nas barras onde as distribuidoras celebram os contratos de uso do sistema de transmissão. Os pontos de conexão

considerados nos contratos de uso do sistema de transmissão podem ser as instalações de fronteira com a Rede Básica, ou barras consideradas como demais instalações de transmissão de uso compartilhado. O objetivo é avaliar a existência de elo forte entre esses pontos de conexão, para identificar quais pontos devem pertencer à uma mesma RUR. Quando a contratação acontece apenas nas instalações de fronteira, a Etapa 2 não se faz necessária.

A Etapa 3 busca definir a abrangência de cada RUR. Das Etapas 1 e 2 sabe-se quais pontos de contratação devem pertencer a uma mesma rede. A partir desses pontos, faz-se uma análise dos diagramas unifilares e fluxo de potência para avaliar quais linhas e subestações pertencem a cada RUR. Em outras palavras, nessa etapa define-se os limites da RURs.

A Etapa 4 avalia se os limites definidos na Etapa 3 estão coerentes com a estrutura de operação, as regionais, da distribuidora. Como os mapas e unifilares terminam no 69kV, tem-se uma certa dificuldade para alocar alguns municípios a uma ou outra RUR. Quando as RURs adjacentes são de regionais diferentes, esse município será alocado à RUR correspondente a sua regional. Essa etapa foi incorporada também para facilitar a segregação dos dados que serão posteriormente utilizados na análise de eficiência intradistribuidora.

### **7.1.2. ANÁLISE DA IMPEDÂNCIA EQUIVALENTE**

As subestações de conexão da rede de distribuição com a Rede Básica são o ponto de partida para a definição das RURs. Inicialmente, considera-se que a subestação de fronteira e todos os ativos alcançados pelo fluxo que passa nessa subestação são uma rede unificada. Porém, normalmente existe conexão entre duas ou mais subestações de fronteira dentro da própria rede de distribuição. Ou seja, quando duas subestações de fronteira estão próximas geograficamente e eletricamente, há uma sobreposição de ativos alcançados pelos fluxos.

A verificação da existência de elos fortes entre as rede unificada definidas pela área de influência de cada ponto de conexão com a Rede Básica, foi utilizado o programa IELORU (LIMA et al., 2011), que executa o cálculo da impedância equivalente de sequência positiva entre barras, permitindo avaliar a proximidade elétrica entre duas barras quaisquer. O equivalente *Thevenin* entre dois pontos de conexão ou fronteira da rede em estudo (rede de distribuição ou RB) foi o parâmetro utilizado para medir o grau de acoplamento entre duas RURs (CARNEIRO, 2011).

O cálculo de equivalente é útil quando se deseja realizar estudos de uma porção do sistema elétrico, sem interesse no que acontece em outra (área “equivalentada”). O sistema equivalente não contém explicitamente a área “equivalentada”, porém o seu efeito é considerado por meio das ligações equivalentes, série e *shunt*, que surgem na construção deste novo sistema.

As barras pertencentes ao sistema “equivalentado” que estão conectadas ao restante do sistema são chamadas de barras de fronteira. As ligações equivalentes são criadas apenas entre estas barras e normalmente acontecem entre a maioria dos pares de barras fronteira possíveis.

A Figura 7.2 ilustra um sistema fictício e a Figura 7.3 ilustra o mesmo sistema fictício após o processo de equivalente de redes ser aplicado. Observa-se, pela Figura 7.3, que todo o sistema de distribuição, da Figura 7.2, foi substituído pelas impedâncias equivalentes que aparecem entre as barras de fronteira.

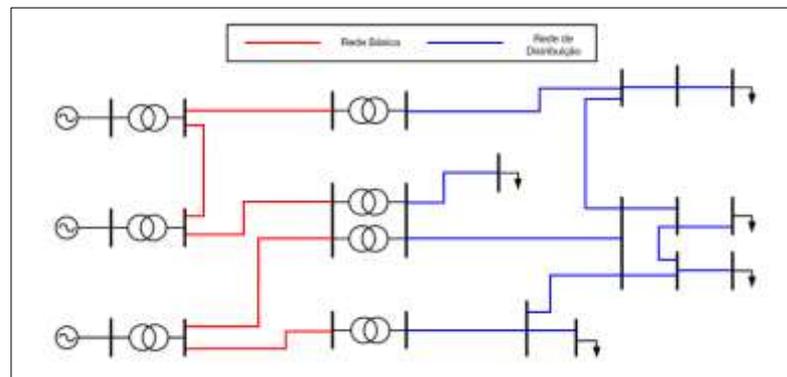


Figura 7.2: Sistema Fictício Completo (CARNEIRO, 2011)

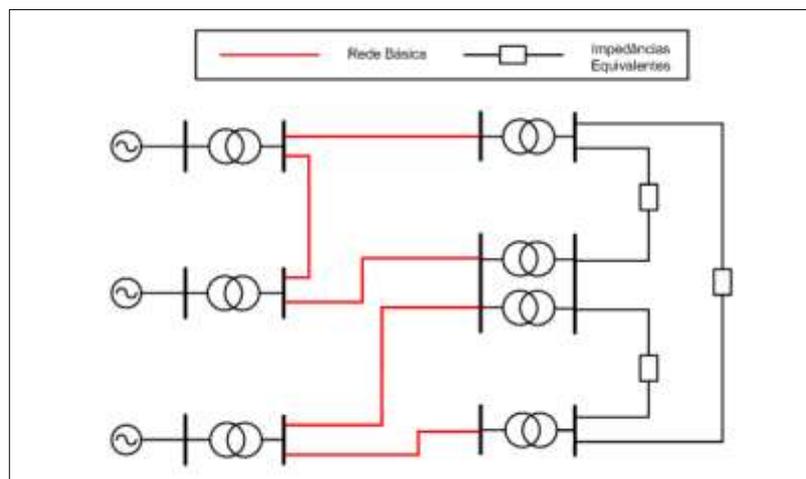


Figura 7.3: Sistema Fictício “Equivalentado” (CARNEIRO, 2011)

As impedâncias equivalentes que aparecem entre as barras de fronteira definem a distância elétrica entre estas barras e, dependendo da ordem de grandeza destas impedâncias, duas ou mais RURs podem ser combinadas. Se a impedância equivalente é pequena, existe um forte elo entre os dois pontos de conexão e, portanto, estas duas RURs devem ser aglutinadas. Por outro lado, se a impedância equivalente é grande, existe um elo fraco entre os dois pontos de conexão e, portanto, as RURs deverão permanecer isoladas. É relevante observar que a classificação do valor em que a impedância equivalente deve ser considerada (grande ou pequena) dependerá das particularidades do sistema em avaliação (CARNEIRO et al., 2011).

### **7.1.3. RESULTADOS RURs PARA SÃO PAULO E RIO GRANDE DO SUL**

As Etapas 1 e 2 fazem agregação entre os pontos de contratação e subestações de fronteira com a Rede Básica. A definição da abrangência de cada RUR, ou dos limites de cada RUR foi feita por meio da análise dos diagramas unifilares, mapa geográfico e, considerando o critério administrativo, a área de concessão das distribuidoras.

O processo definido pode ser aprimorado para aplicações posteriores, porém acredita-se ser uma métrica, que utiliza um menor grau de subjetividade, devido a sua avaliação a partir do fluxo de potência. Como critério adicional para a segregação das RURs, utilizou-se a incorporação dos aspectos administrativos. É importante observar que as RURs originalmente definidas para o tratamento das tarifas de geração não são totalmente estranhas ao objetivo deste estudo. As RURs são os instrumentos para as tarifas locais ou regionais que apesar de configurar a estrutura tarifária não podem estar distantes da origem dos custos que são alocados entre os usuários da rede. A Parcela B a ser alocada entre os usuários da rede de distribuição que se transforma em custos para os conectados da rede poderia ser calculada não de forma integrada, mas já de forma segregada por RUR.

Com esta nova forma de segregação, as seis distribuidoras do Grupo CPFL, localizadas no estado de São Paulo, ficaram constituídas por 12 RURs conforme apresentado na Figura 7.4. E as duas distribuidoras do Grupo CPFL, localizadas no Rio Grande do Sul, ficaram constituídas por 13 RURs conforme apresentado na Figura 7.5.



Figura 7.4: Redes Unificadas Regionais para São Paulo



Figura 7.5: Redes Unificadas Regionais para o Rio Grande do Sul

## 7.2. ANÁLISE PARA VARIÁVEIS DE ENTRADA DA AP 052/2017

Nesta seção são analisados especificamente os resultados obtidos pelas RURs para a metodologia definida pela ANEEL composta por 5 produtos convencionais, 2 produtos negativos e 1 insumo. Os resultados de eficiência obtidos para cada RUR pela aplicação do modelo DEA EP NDRS para as variáveis da AP 052/2017 são apresentados pela Tabela 7.1.

Tabela 7.1: Eficiência das RURs para variáveis de entrada da AP 052/2017

<b>RUR São Paulo</b>	<b>Eficiência</b>	<b>RUR Rio Grande do Sul</b>	<b>Eficiência</b>
RUR1	78,69%	RUR13	100,00%
RUR2	90,79%	RUR14	100,00%
RUR3	65,46%	RUR15	99,60%
RUR4	92,85%	RUR16	98,09%
RUR5	92,46%	RUR17	96,60%
RUR6	100,00%	RUR18	98,41%
RUR7	90,25%	RUR19	96,60%
RUR8	65,94%	RUR20	87,12%
RUR9	100,00%	RUR21	76,08%
RUR10	100,00%	RUR22	100,00%
RUR11	76,36%	RUR23	77,92%
RUR12	100,00%	RUR24	70,81%
		RUR25	100,00%

Observando a Tabela 7.1, nota-se que RUR3, RUR8 e RUR 24 apresentam os menores níveis, respectivamente, 65,46%, 65,94% e 70,81%. Essas regiões são potenciais locais de uma análise mais profunda para verificação do nível de seus investimentos em busca de uma melhoria de eficiência. Num total de 25 RURs, oito atingiram a fronteira de eficiência do DEA EP NDRS, o que representa uma quantidade alta de RURs na fronteira de eficiência para o dimensionamento deste conjunto.

Analisando a Figura 7.6, nota-se que os valores de FPI apresentaram uma tendência de aumento conforme o desempenho da RUR diminui. Nota-se também que os seis melhores desempenhos pelo CEA são para RURs de São Paulo.

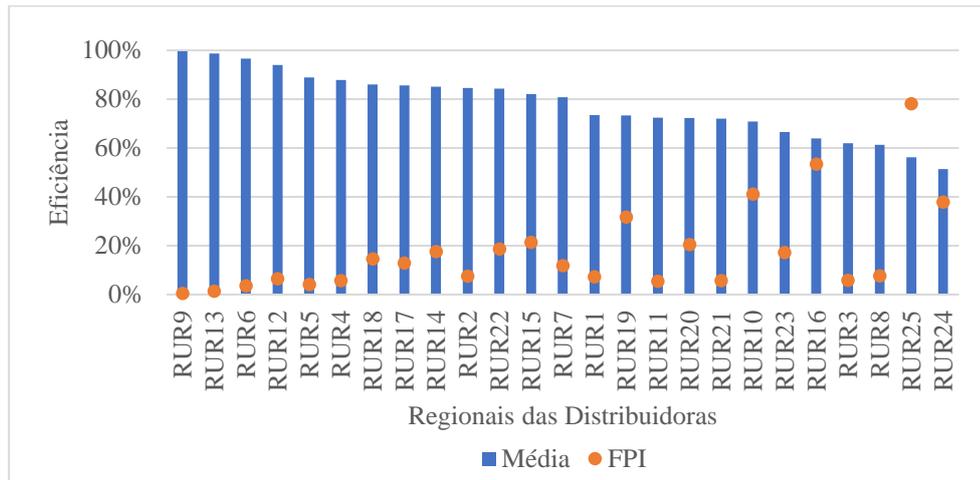


Figura 7.6: Resultados do CEA EP NDRS aplicando as variáveis de entrada da AP 052/2017 às RURs

A Figura 7.7 apresenta os resultados do Intervalo de Classificação do REA EP NDRS. Os Intervalos de Classificação são amplos, mostrando sensibilidade das RURs à variação do conjunto de pesos associado aos insumos e produtos. A alta sensibilidade aos pesos não é desejável. Acredita-se que isso seja consequência do número de variáveis de entrada nos modelos de otimização que é elevado quando comparado ao número de RURs. O modelo possui oito variáveis de entrada e 25 DMUs. O recomendável é que a proporção de variável por DMUs seja maior que quatro e neste caso ela é igual a três (CASTRO SENRA et al., 2007).

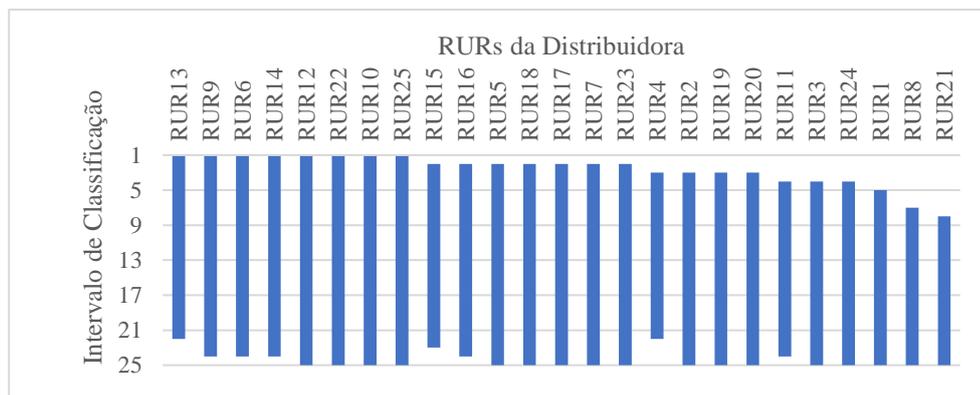


Figura 7.7: Intervalos de Classificação do REA EP NDRS aplicando as variáveis de entrada da AP 052/2017 às RURs

As quatro RURs que tiveram algum domínio foram RUR7, RUR8, RUR11, de São Paulo, e RUR 21, do Rio Grande do Sul, porém o domínio obtido por elas foi igual a 1 (domínio muito baixo). O restante as RURs que constituem o conjunto de DMUs não apresentaram nenhum

domínio. O domínio foi, portanto, baixo para o conjunto de RURs, não permitindo conclusão com relação ao desempenho das RURs.

A Figura 7.8 traz os intervalos de eficiência obtidos pelas RURs, 5 das 25 RURs apresentaram valores de supereficiência superiores a 200%. As RURs que apresentaram supereficiências altas foram RUR9, RUR13, RUR6, RUR12 e RUR5. Todas as distribuidoras apresentam eficiências mínimas de aproximadamente 0%. Apresentam também intervalos de eficiência extensos, que foram causados pelos mesmos motivos dos intervalos de classificação.

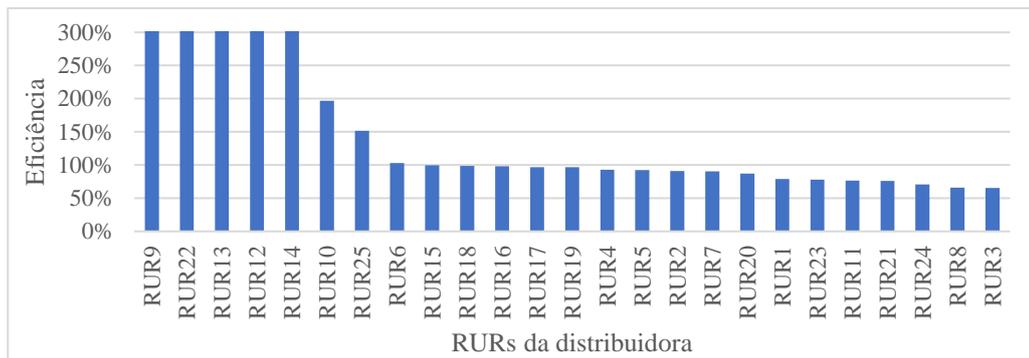


Figura 7.8: Intervalos de eficiência do REA EP NDRS aplicando as variáveis de entrada da AP 052/2017 às RURs

Os resultados do REA com o conjunto de variáveis da AP 052/2017 mostram intervalos longos e domínios altos para o conjunto de RURs estudado, por isso decidiu-se por aplicar a metodologia para um grupo reduzido de variáveis de entrada, conforme já realizado na análise com *clusters*.

### 7.3. ANÁLISE COM NÚMERO DE VARIÁVEIS REDUZIDO

Uma das constatações na literatura é que quanto maior o número de variáveis de entrada, maior é a chance de ter um número elevado de DMUs na fronteira de eficiência. Desta forma, foi testada uma condição com menor quantidade de variáveis de entrada adotando uma abordagem semelhante ao do 3º CRTP. Neste teste, foram considerados três produtos e um insumo, onde os produtos foram comprimento de rede de distribuição (*rdist*), número de consumidores (*cons*) e mercado de energia ponderado por nível de tensão (*mpond*) e o insumo foi o custo operacional (OPEX).

Os resultados obtidos para o método DEA EP NDRS com um número reduzido de variáveis de entrada são apresentados pela Tabela 7.2. As RURs de pior desempenho para as variáveis de entrada da AP 052/2017 se mantiveram para o número reduzido de variáveis. Para esse conjunto de variáveis de entrada reduzido os valores da eficiência obtidos pela RUR 3, RUR 8 e RUR 24 foram, respectivamente, 63,31%, 63,58% e 69,73%.

O menor número de variáveis de entrada no DEA diminui a liberdade de escolha dos pesos de insumos e produtos, resultando em um menor número de RURs (apenas 3) alcançando a fronteira de eficiência. Ou seja, um menor número de variáveis melhorou a discriminação do modelo.

Tabela 7.2: Eficiência das RURs para as variáveis de entrada da AP 052/2017

<b>RUR São Paulo</b>	<b>Eficiência</b>	<b>RUR Rio Grande do Sul</b>	<b>Eficiência</b>
RUR1	78,52%	RUR13	97,31%
RUR2	86,65%	RUR14	100,00%
RUR3	63,31%	RUR15	98,71%
RUR4	86,79%	RUR16	97,85%
RUR5	87,99%	RUR17	96,60%
RUR6	100,00%	RUR18	97,55%
RUR7	86,70%	RUR19	96,58%
RUR8	63,58%	RUR20	72,20%
RUR9	98,57%	RUR21	73,55%
RUR10	70,07%	RUR22	100,00%
RUR11	73,89%	RUR23	77,92%
RUR12	93,24%	RUR24	69,73%
		RUR25	97,87%

A diferença entre as eficiências obtidas pelo DEA EP NDRS para as variáveis de entrada da AP 052/2017 e o número reduzido de variáveis de entrada podem ser observados pela Figura 7.9. Em azul estão representados os resultados de eficiência para as variáveis da AP 052/2017 e em laranja estão representados os resultados para o número reduzido de variáveis de entrada. Nota-se uma melhoria na definição das eficiências para o DEA que considera com menos variáveis de entrada, conforme era esperado.

Na Figura 7.9, também, é apresentada uma análise adicional, simulou-se o DEA EP NDRS adicionando o produto negativo *CH<sub>4</sub>* ao número reduzido de variáveis de entrada. Isto é, um

teste considerando um conjunto de dados com 3 produtos convencionais, 1 produto negativo e 1 insumo foi realizado de forma complementar. Os resultados de eficiência que aparecem representados pelo gráfico de linha em verde na Figura 7.9 são as eficiências com a consideração do *CHIAj*. No caso a RUR10 é a que sofre maior impacto com a inclusão do produto negativo ao número reduzido de variáveis de entrada, onde o aumento em sua eficiência é de 21,47% quando comparado com o número reduzido de variáveis. O impacto na inclusão do *CHIAj* no número reduzido de variáveis de entrada é na média 2,23%, não representado um impacto muito significativo.

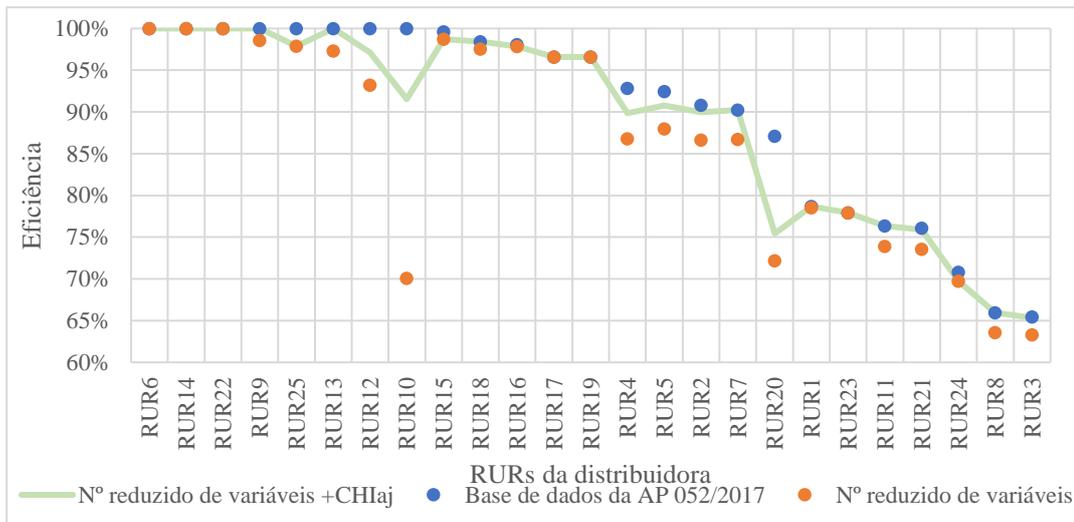


Figura 7.9: Comparação entre os resultados do DEA EP NDRS para as variáveis de entrada da AP 052/2017 e o número reduzido de variáveis de entrada

Voltando a análise do número reduzido de variáveis de entrada, os resultados obtidos pelo CEA são apresentados na Figura 7.10, onde os valores do FPI para conjunto de variáveis reduzido são mais baixos que os da Figura 7.6, que apresenta os resultados para as variáveis da AP 052/2017.

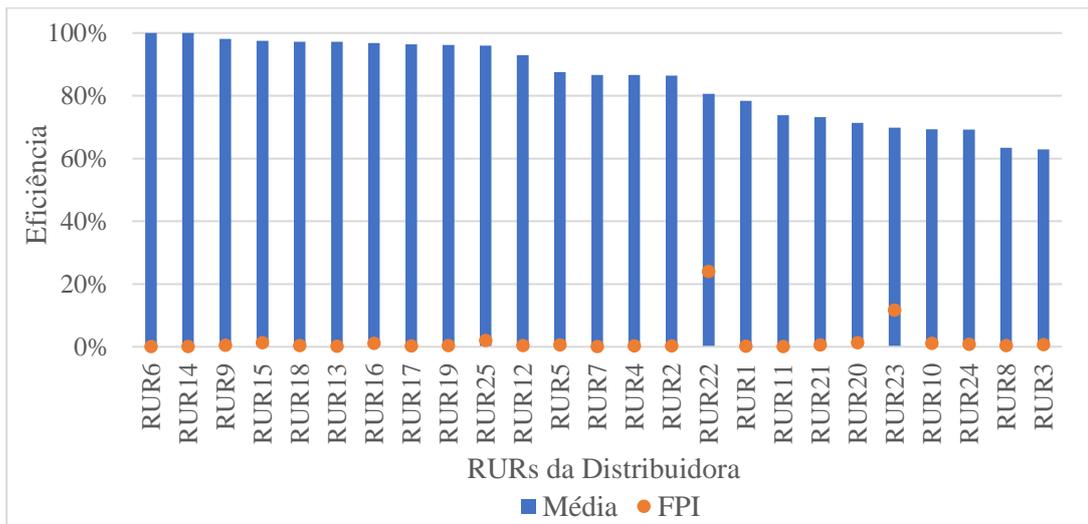


Figura 7.10: Resultados do CEA EP NDRS aplicando o conjunto reduzido às RURs

O FPI na Figura 7.10 quase não apresenta variação entre a eficiência do DEA EP NDRS e do CEA EP NDRS. As duas RURs que têm variações significativas nos resultados de eficiência são a RUR 22 (FPI = 24%) e a RUR 23 (FPI = 11,6%), ambas no Rio Grande do Sul. De forma geral, os resultados do CEA EP NDRS mostraram similaridade entre os resultados de eficiência obtidos no DEA. Pode-se concluir que há uma maior robustez nos resultados do DEA visto que o CEA ratifica as classificações obtidas.

Quanto aos índices do REA, temos que o intervalo de classificação é apresentado pela Figura 7.11. Observa-se por este índice do REA que algumas RURs possuem menor sensibilidade à variação do conjunto de pesos e outras possuem uma maior sensibilidade. As DMUs com maior sensibilidade apresentam intervalos de classificação maiores, ou seja, a diferença entre a colocação mínima e máxima que a DMU pode ocupar é grande. Na Figura 7.11 os maiores intervalos de classificação são 24, 23 e 23 para, respectivamente, as RUR 22, RUR 23 e RUR 10. A RUR 14 é *benchmarking* pelo DEA e, além disso, possui um bom intervalo de classificação (10 colocações). Em contrapartida a RUR 15 não é *benchmark* pelo DEA, mas é mais estável quanto à sua classificação no conjunto (9 colocações).

Os intervalos de classificação diminuem quando comparados o caso das variáveis da AP 052/2017 (Figura 7.8) com o caso do conjunto de variáveis reduzido (Figura 7.11), devido à menor quantidade de variáveis de entrada no modelo DEA que diminui a região de solução do modelo de otimização.

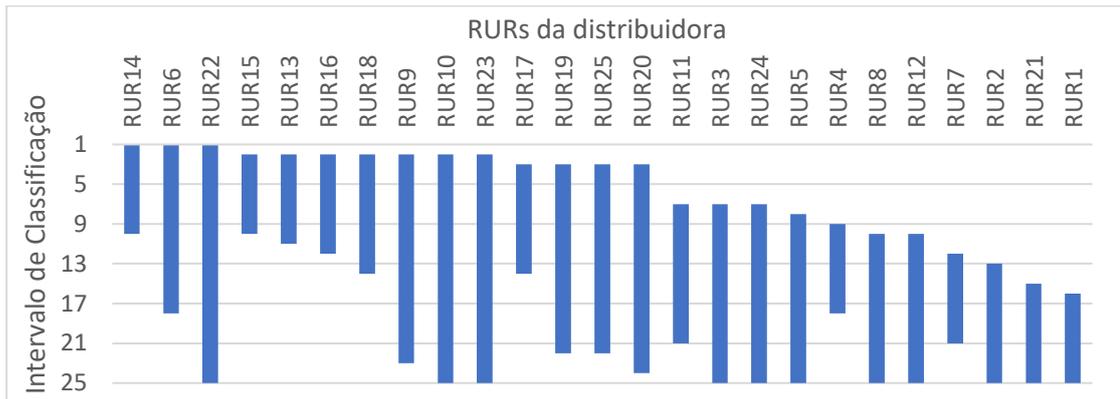


Figura 7.11: Intervalo de Classificação do REA EP NDRS aplicando o conjunto reduzido às RURs

O número de domínios obtidos para cada RUR é apresentado na Figura 7.12. O domínio é definido pela quantidade de RURs que sempre possuem o desempenho superior à RUR em análise para todos os conjuntos de pesos possíveis. Assim, mesmo que uma RUR não seja *benchmark* ela pode dominar outra RUR. Lembrando que as RURs *benchmarks* não podem ser dominadas, ou seja, como elas se encontram na fronteira de eficiência, para pelo menos um conjunto de pesos, nenhuma outra DMU a supera. Porém, existem RURs que mesmo não ocupando a fronteira de eficiência, para pelo menos um conjunto de pesos, possuem desempenho superior ou igual às *benchmark*. Para este conjunto, as RURs que apresentaram essa característica são RUR15, RUR9, RUR20 e RUR23. Pode-se observar também que o domínio neste conjunto não é alto, pois o máximo domínio foi para a RUR 1, que é dominada por 9 outras RURs.

Comparando o domínio obtido considerando o número reduzido de variáveis (Figura 7.12) com o domínio obtido para as variáveis da AP 052/2017, nota-se que os números de domínios melhoram com a diminuição de variáveis de entrada.

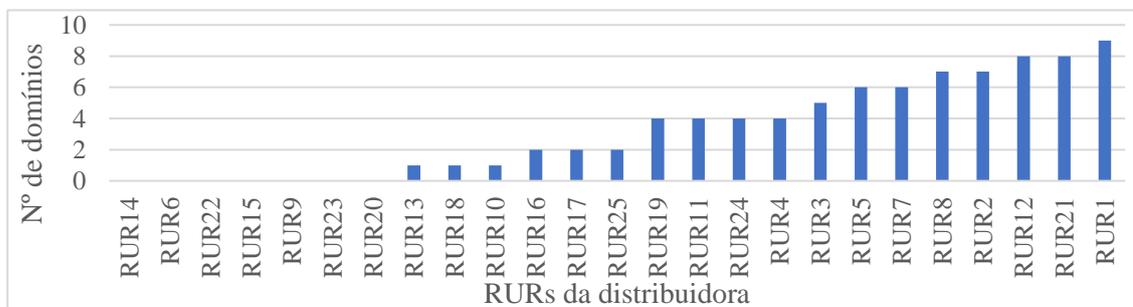


Figura 7.12: Número de domínios do REA EP NDRS aplicando o conjunto reduzido às RURs

Os intervalos de eficiência obtidos para o número reduzido de variáveis são representados na Figura 7.13. A supereficiência da RUR22 e RUR14 continuaram dando valores muito altos, como ocorreu para as variáveis da AP 052/2017 (Figura 17). Os intervalos de eficiência ainda se encontram extensos, apesar do intervalo de classificação ter melhorado.

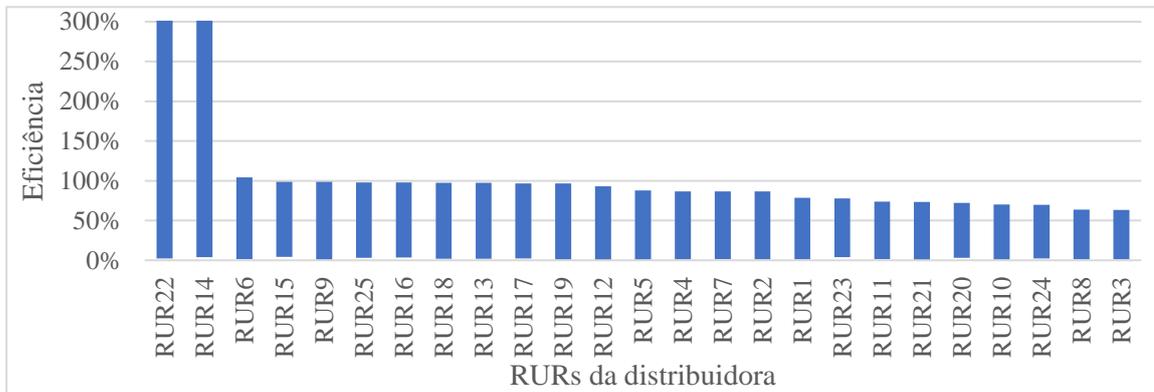


Figura 7.13: Intervalos de eficiência do REA EP NDRS aplicando o conjunto reduzido às RURs

## 7.4. DEA COM DOIS ESTÁGIOS NA ANÁLISE INTRADISTRIBUIDORA

O método DEA com dois estágios foi aplicada a metodologia do 3º CRTP da distribuição de energia elétrica (FERNANDES; RESENDE FILHO, 2018). O DEA com dois estágios é um método semi-paramétrico. O 1º estágio é representado pelo método não-paramétrico DEA e o 2º estágio é representado pelo método paramétrico de regressão que corrige as eficiências do 1º estágio pelas variáveis ambientais de cada região. A ANEEL chegou a propor a manutenção do DEA com dois estágios para o 4º CRTP na primeira fase da AP 023/2014 (ANEEL: NT 407, 2014). Porém no final acabou não adotando o 2º estágio, já que os resultados da AP mostravam que a correção pelas variáveis ambientais não tinha muito impacto nos resultados do 1º estágio. Acredita-se que como o DEA considera cada distribuidora como uma DMU, as variáveis ambientais entram no modelo como médias da área de concessão. Quando se olha a média de incidência de raio da distribuidora como um todo, áreas com muita e pouco incidência acabam se anulando. Ou seja, a média por distribuidora falha em capturar particularidades de regiões da área de concessão. A ideia desse capítulo é avaliar se a consideração de áreas menores, as

RUR como DMUs, consegue capturar melhor o efeito das variáveis ambientais nos escores de eficiência.

Quando se fala de análise intradistribuidora, as RURs da análise de eficiência são fragmentos de uma área de concessão gerida por uma única firma, ou seja, esses fragmentos (regionais) possuem acesso a uma mesma tecnologia produção e utilizam os mesmo insumos e produtos no serviço prestado. Em outras palavras o conjunto de RURs de uma mesma área de concessão é um conjunto homogêneo. Desta forma, optou-se por aplicar o método DEA CRS com dois estágios somente as RURs e, assim, desconsiderar os retornos de escala na análise e os limites as restrições aos pesos. As simulações consideram a impacto das variáveis ambientais para as RURs São Paulo ilustradas na Figura 7.4.

O método DEA com dois estágios utilizada neste estudo foi proposta em Simar e Wilson (2007) e aplicado em Leme et al. (2014) para o 3º CRTP para as distribuidoras de energia elétrica, onde uma análise de regressão Tobit é aplicada levando em consideração o *bootstrapping*. O DEA CRS com dois estágios é uma técnica *benchmarking* semi-paramétrica. No primeiro estágio do DEA é simulada, conforme o modelo (2.5), para definir a eficiência de cada DMU. Sendo o DEA a etapa não-paramétrico, como já tratado anteriormente no CAPÍTULO 2. No segundo estágio, as variáveis fora do controle das DMUs, também conhecidas como variáveis ambientais, são avaliadas pela aplicação da análise de regressão definida na Equação (7.1). Sendo a regressão a etapa paramétrica do método DEA com dois estágios.

$$\delta_k = AB_g^k \gamma + \varepsilon \quad (7.1)$$

Onde:

$\delta_k$ : Ajuste de eficiência calculado pelo segundo estágio  $k$

$g \in G$ : Conjunto de variáveis ambientais indexadas por  $g$

$AB_g^k$ : Inverso do valor da variável ambiental  $g$  para DMU  $k$

$\gamma$ : Vetor de coeficientes estimados

$\varepsilon$ : Erro aleatório.

Aqui vale destacar que a regressão é realizada no inverso da eficiência calculada pelo DEA do 1º estágio. Assim sendo, considera-se também o inverso da variável ambiental na regressão. Segundo Simar e Wilson (2007) a regressão Tobit aplicada a eficiência do DEA deve ser

centrada no valor 1 (100% eficiência), mas efetuada somente com base nos valores de eficiência das DMUs que não alcançaram a fronteira de eficiência.

É importante observar que algumas das ineficiências da DMU resultantes do DEA se devem ao fato de que as características ambientais locais podem afetar o desempenho de cada DMU (LEME et al., 2014). Alguns exemplos de variáveis ambientais no setor de distribuição de energia elétrica são temperatura, terreno, altura, proximidade do mar, regime de chuvas e vegetação.

Desta forma, o método aplicada nesta seção será o DEA CRS com dois estágios (SIMAR; WILSON, 2007), onde as DMUs são as RURs de São Paulo, o insumo continua sendo o OPEX de cada RUR, os produtos são comprimento de rede em quilômetros, mercado ponderado por nível de tensão em MWh e número de consumidores, e as variáveis ambientais são altura da vegetação em metros e densidade anual de raios por quilômetro de cada RUR. A Tabela 7.3 possui algumas estatísticas da base de dados usada, uma vez que o detalhamento de dados é informação confidencial da concessionária de distribuição, como já abordado anteriormente.

Tabela 7.3: Estatísticas dos dados das RURs de São Paulo

<b>Dados de entrada</b>	<b>nº de RURs</b>	<b>Média</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Máximo</b>
<b>Custos Operacionais (10<sup>6</sup>\$)</b>	12	24,17	2,395	73,74
<b>Comprimento de rede (10<sup>3</sup>km)</b>	12	14,03	1,007	46,07
<b>Número de consumidores (10<sup>3</sup>)</b>	12	544,7	42,29	1681
<b>Mercado ponderado (10<sup>6</sup>Mwh)</b>	12	1561	123,6	5367
<b>Altura da vegetação (m)</b>	12	0,108	0,025	0,556
<b>Densidade de raio (km/ano)</b>	12	5,451	2,868	8,319

Os resultados do DEA CRS são apresentados na Tabela 7.4. As pontuações médias de eficiência do DEA CRS para o primeiro e segundo estágios são aproximadamente iguais (92%). Portanto, o grupo apresenta em geral uma boa eficiência para o conjunto de insumos e produtos selecionados para a análise de intradistribuidora. Observa-se que todas as RURs são afetadas pela correção dos níveis de eficiência no 2º estágio, considerando as duas variáveis ambientais. Cinco RURs (RUR6, RUR7, RUR9, RUR10 e RUR11) estão na fronteira de eficiência no primeiro estágio de DEA CRS e apenas a RUR9 não continua na fronteira após o segundo estágio. Outras 4 RURs na fronteira de eficiência alcançam eficiência maior que 100% (valores de eficiência mais altos são truncados em 100%). Esses resultados são consistentes com a ideia

de que ao somarmos a influência das variáveis ambientais, espera-se que o escore de eficiência melhore, pois, a vegetação e a densidade do raio aumentam o custo de operação e manutenção. Em outras palavras, as áreas de concessão com maior incidência de raios e altura da vegetação tem maiores custos operacionais.

Tabela 7.4: Resultados obtidos para o caso de estudo considerando variáveis ambientais

<b>RUR</b>	<b>DEA CRS 1º Estágio</b>	<b>DEA CRS 2º Estágio</b>
<b>RUR1</b>	80%	79%
<b>RUR2</b>	89%	88%
<b>RUR3</b>	82%	88%
<b>RUR4</b>	95%	95%
<b>RUR5</b>	91%	87%
<b>RUR6</b>	100%	-
<b>RUR7</b>	100%	-
<b>RUR8</b>	76%	77%
<b>RUR9</b>	100%	-
<b>RUR10</b>	100%	-
<b>RUR11</b>	100%	-
<b>RUR12</b>	93%	91%

O DEA com dois estágios foi abandonado no 4º CRTP e a ANEEL já indica que não será adotado também no 5º CRTP, pois não apresentam impacto significativo no resultado de eficiência do método DEA. Porém os resultados mostram que realmente não houve impacto na eficiência pois ao se analisar das DMUs, como distribuidoras, os valores das variáveis ambientais são calculados com base em médias. O fato de usar média faz com que condições climáticas adversas regionais sejam atenuadas. Pela análise intradistribuidora os impactos regionais das variáveis ambientais ficam mais evidente e, conseqüentemente, o impacto das variáveis ambientais no segundo estágio é mais significativo.

---

# CAPÍTULO 8

## CONCLUSÕES

### 8.1. CONCLUSÃO

O estudo se propôs a realizar uma análise de eficiência (interdistribuidoras e intradistribuidora) sob seus três pilares. Na análise interdistribuidoras, as distribuidoras de energia elétricas brasileiras são avaliadas com base na metodologia adotada pela ANEEL no 4º CRTP. A análise intradistribuidora considera as RURs de São Paulo e Rio Grande do Sul administradas pelo Grupo CPFL. A análise interdistribuidoras provou que a segregação de distribuidoras em *clusters* e uma redução no conjunto de variáveis de entrada produz resultados de eficiência mais robustos. Em outras palavras, o CEA apresentou eficiências cruzadas mais próximas das eficiências do DEA mostrando uma menor sensibilidade dos DEA com relação a variáveis e conjunto de DMUs. No mesmo contexto, o REA apresentou uma região de solução mais estreita, na qual intervalos de classificação são menores e os mapas de domínio conseguem representar uma trajetória de ganho de eficiência para cada distribuidora. A análise de eficiência intradistribuidora, por sua vez, provou ser uma ferramenta útil em apontar as RURs que necessitam de uma maior atenção da distribuidora no ganho de eficiência. No caso de estudo apresentado as RURs que diminuem a eficiência geral do Grupo CPFL são RUR 3, RUR 8 e RUR 24 com eficiências de, respectivamente, 63,31%, 63,58% e 69,73%. Em posse desses resultados, a distribuidora pode definir políticas para melhorar a eficiências dessas RURs e, conseqüentemente, a eficiência do Grupo como um todo na RTP.

No CAPÍTULO 2 as técnicas de *benchmarking* DEA, CEA e REA (com NDRS e limites aos pesos) foram apresentadas juntamente com suas revisões bibliográficas. No CAPÍTULO 3 as técnicas de *benchmarking* são colocadas no contexto do setor de distribuição de energia elétrico brasileiro. Esse capítulo apresenta uma revisão de todos os ciclos de revisão tarifária sofridas pelas concessionárias de distribuição de energia elétrica no Brasil com foco no cálculo do custo operacional regulatório. Pelas análises feitas, neste estudo, fica claro que a metodologia de análise de eficiência na distribuição de energia elétrica tem muitos aspectos a melhorar e alguns

deles estão sendo mais cuidadosamente discutidos na revisão metodológica para o 5º CRTP. Aspectos como a metodologia de definição de limites aos pesos, a inclusão de variáveis associadas à qualidade do serviço e demais variáveis de entrada do modelo de otimização do DEA, continuam sendo estudados pela ANEEL.

Como o estudo foi realizado com base na metodologia do 4º CRTP, o CAPÍTULO 3, em sua última seção, explora a inclusão de uma restrição de positividade ao DEA de forma a tornar a construção do modelo DEA aplicado a distribuição matematicamente correto. Isso porquê, a inclusão da qualidade, como produtos negativos no modelo DEA, foi feita de forma errada pela ANEEL. Este estudo prova isto e inclui a restrição de positividade em todos as metodologias de análise de eficiência estudados aqui. Vale ressaltar que, esta foi uma contribuição que esse estudo gerou para o 5º CRTP, porém devido a forma como a ANEEL está propondo incorporar a qualidade na análise de eficiência para o 5º CRTP, talvez a restrição de positividade não se faça mais necessária.

O CAPÍTULO 5 teve o intuito de analisar a base de dados e as modificações metodológicas definidas pela ANEEL no 4º CRTP. A análise de correlação entre as variáveis de entrada foi realizada para mostrar que a inclusão de Rede Subterrânea, Rede de Alta Tensão, Perdas Não Técnicas e Consumidor Hora Interrompido poderiam ser aplicadas de outras formas na análise de eficiência, por exemplo, regressões na base de dados. Rede subterrânea têm muitos valores nulos e Rede de Alta Tensão tem correlação alta com Rede de Distribuição, assim ambas poderiam ter sido incorporadas na variável Rede de Distribuição. No caso de PNT e CHI, a inclusão delas, por si só, como produtos negativos traz complexidade ao modelo de otimização. Mas se atendo as suas correlações a PNT pune pontualmente LIGHT, AME e ENEL RJ, sendo que a ABRADEMP também alega que as distribuidoras de pequeno porte foram prejudicadas. O CHI apresenta muitos valores nulos, ou seja, apresenta impacto muito baixo na eficiência. Assim, a consideração do CHI e PNT como parte do OPEX (proposta da ANEEL para o 5º CRTP) faria muito mais sentido que como variáveis de entrada do modelo DEA. Uma análise de sensibilidade, também foi aplicada no CAPÍTULO 5, mais especificamente, aos produtos do modelo DEA com o auxílio do DOE. Os resultados mostram que os produtos que mais impactam nos resultados de eficiência são Rede de Distribuição de Energia, Número de consumidores e Mercado Ponderado por Nível de Tensão. Os demais produtos apresentam impactos mais importantes em suas interações, isso mostra que a consideração dos mesmos faz sentido, mas que a forma como estão sendo considerados na análise de eficiência possa ser aprimorada pela ANEEL.

Os limites aos pesos, também, foram novidades do 4º CRTTP. Assim, uma análise geral de seus impactos foi apresentada no CAPÍTULO 5. Foi calculado quantas vezes os limites são ativados na definição de eficiência. Mostrou-se que para algumas distribuidoras, os limites aos pesos basicamente definem suas eficiências e que, em muitos casos, a inclusão de somente um dos limites pode gerar reduções excessivas no escore de eficiência de algumas distribuidoras. Por último, no CAPÍTULO 5, a restrição de positividade foi aplicada ao modelo de eficiência e mostrou-se que apesar de ser necessária sua inclusão no modelo, seu impacto na eficiência de forma geral é baixo. Vale destacar que, a restrição de positividade sozinha já melhora as eficiências das distribuidoras, ou seja, se a restrição de possibilidade fosse considerada no modelo de otimização do DEA os limites aos pesos definidos pela ANEEL no 4º CRTTP poderiam não ser necessários.

O CAPÍTULO 6 traz efetivamente a análise interdistribuidoras uma análise que mostra, com o auxílio do CEA e do REA, que mesmo com as tentativas de homogeneização do conjunto de distribuidoras de energia elétrica pela inclusão dos limites aos pesos, correção dos índices salariais e construção de um intervalo de confiança, a partir do *bootstrapping*, o conjunto de DMUs continua com características de heterogeneidade. O CEA evidencia isso pelo FPIs médio de 19,39%, ou seja, na média quase 20% da eficiência das distribuidoras foi reduzida quando a eficiência cruzada é aplicada. Quanto ao REA observa-se que os intervalos de classificação e intervalos de eficiência são amplos e o número de domínios é baixo, mostrando que a dificuldade de comparação entre as distribuidoras. O estudo sugere, então, a aplicação do método DEA para conjuntos reduzidos de DMUs e variáveis de entrada. O *k-means* foi o método utilizada para segregação das DMUs em 3 grupos e a redução do conjunto de variáveis foi feita com base nas análises do CAPÍTULO 5. Assim, devido a maior importância, os produtos considerados foram Rede de Distribuição de Energia, Número de Consumidores e Mercado Ponderado por Nível de Tensão. A redução fez-se necessária, uma vez que, a quantidade de variáveis estava grande para os novos conjuntos de DMUs (BOGETOFT; OTTO, 2010). Pela observação dos resultados do CEA e REA, fica clara uma maior homogeneidade nos conjuntos reduzidos. Os FPI médios do CEA para o C1, C2 e C3 foram, respectivamente, 7,5%, 8,5% e 12,1%. No REA os intervalos de classificação foram mais estreitos, sendo que o C2 foi o que permitiu uma maior distinção entre as distribuidoras e foi possível construir para esse conjunto mapas de domínios para direcionar sob quais práticas gerenciais cada distribuidora deve focar para melhorar suas eficiência. Infelizmente, até o presente momento, a

ANEEL indica que continuará considerando todas as distribuidoras em um único grupo na análise de eficiência.

Em seguida, ainda no CAPÍTULO 6 foi avaliado o impacto da restrição eficiência positiva no valor da SPARTA para a AP 052/2017 e os conjuntos reduzidos propostos por este estudo. O cálculo do nível de eficiência pelo modelo DEA corresponde à fase inicial de cálculo dos COR que irão compor a receita das distribuidoras, por isso é importante avaliar o impacto de alteração no nível de eficiência no valor final do COR. Devido a tendência de fusões que estão ocorrendo no setor de distribuição brasileiro avaliou-se o impacto no COR para dois Grupos: NEOENERGIA e ENEL. Observou-se dentro das considerações adotadas por esse estudo um aumento no COR de ambos os Grupos com a inclusão da restrição eficiência positiva no modelo DEA, porém o aumento do COR foi maior para o Conjunto Reduzido de dados. Na qual, para a inclusão da restrição de positividade o COR da NEOENERGIA obteve um aumento de R\$ 2.019.674,60 e COR da ENEL obteve um aumento de R\$ 9.983.149,18. Vale salientar, que eficiências altas no DEA nem sempre configuram uma situação favorável à distribuidora. O importante é manter o CO do Ano Teste dentro dos limites de receita calculados pela ANEEL.

Pelas análises do CAPÍTULO 6 fica claro que a adoção de *clusters* na análise de eficiência das distribuidoras pode ser uma boa alternativa para o setor de distribuição brasileiro, caso o número de variáveis de entrada do modelo DEA seja reduzido. O acesso deste estudo é restrito aos dados públicos, assim dados muito mais precisos podem ser aplicados na “*clusterização*” caso a ANEEL concorde com o proposto por esta pesquisa. De qualquer forma, independente da adoção da “*clusterização*” os resultados obtidos pelos conjuntos reduzidos conseguem guiar as distribuidoras em como melhorar seus desempenhos na análise de eficiência, pois foca naquelas distribuidoras que são mais semelhantes entre si.

O CAPÍTULO 7 mostra a aplicação do DEA para *benchmarking* interno, chamada aqui de análise intradistribuidora. Na busca de mudanças estruturais para melhorar a análise de eficiência é proposta a análise intradistribuidora, na qual as RURs da análise de eficiência são sub-áreas de uma área de concessão gerida por uma única firma, ou seja, essas sub-áreas (regionais) possuem acesso a uma mesma tecnologia produção e utilizam insumos e produtos semelhante no serviço prestado. Em outras palavras o conjunto de RURs de uma mesma área de concessão é um conjunto mais homogêneo que o conjunto de distribuidoras da ANEEL. Neste caso particular, foi utilizado como exemplo, a área de concessão das empresas do Grupo CPFL que atendem os estados de São Paulo e Rio Grande do Sul. O processo foi feito considerando as características elétricas e administrativas da rede de distribuição. A análise

também se baseou na comparação dos resultados para as variáveis de entrada da AP 052/2017 em comparação com um conjunto reduzido em número de variáveis de entrada. Verificou-se, mais uma vez, que a quantidade de variáveis estava grande para o conjunto de RURs definidas para a CPFL, segundo regra de proporcionalidade entre variáveis de entrada e DMUs (BOGETOFT; OTTO, 2010). Por fim, a análise de eficiência intradistribuidora pelo DEA permitiu identificar que RUR 3, RUR 8 e RUR 24 com, respectivamente, 63,31%, 63,58% e 69,73%, são as RURs dentro da área de concessão do Grupo CPFL, que devem melhorar suas eficiências. As únicas duas RURs que pelo CEA têm variações significativas nos resultados de eficiência, para o conjunto reduzido de variáveis de entrada, são a RUR 22 (FPI = 24%) e a RUR 23 (FPI = 11,6%), ambas no Rio Grande do Sul. O índice de FPI quase nulo apresentado pelo CEA ratifica os resultados de eficiência obtidos pelo DEA para a análise de RURs.

A última análise do CAPÍTULO 7 foi relacionada a retirada do segundo estágio do DEA no 4º CRTP. O DEA com dois estágios foi abandonado no 4º CRTP por não apresentarem impacto significativo no resultado do DEA. O estudo acredita que as variáveis ambientais tem sim impacto nas eficiências, porém o fato de usar como variáveis de entrada para o segundo estágio a média das variáveis ambientais de toda a área de concessão, as condições climáticas adversas acabam sendo atenuadas. Pela análise intradistribuidora os impactos das variáveis ambientais ficam mais evidentes e para testar essa premissa, o estudo aplica o DEA CRS com dois estágios somente as RURs de São Paulo. As variáveis ambientais selecionadas foram altura da vegetação e densidade de raios. Os resultados mostram que para algumas RURs a variação entre a eficiência no 1º e 2º estágio chegou a ser de até 6%. Variação 6 pontos percentuais no cálculo do COR durante a revisão tarifária é muito significativo para as distribuidoras. A RUR3 teve um aumento de 6% em sua eficiência com a consideração do DEA com dois estágios e consequentemente o COR desta distribuidora aumentou R\$ 877.052,28 o equivalente a 0,4% de seu OPEX total.

Como proposto, o estudo aplicou análises de *benchmarking* interdistribuidoras e intradistribuidora ao setor de distribuição de energia elétrica. Pode-se dizer que as análises se completam e fomentam material que pode guiar tanto o regulador quanto as concessionárias de distribuição. Fora isso provou-se que tanto o CEA quanto o REA são úteis na análise de eficiência como métodos complementares ao DEA.

## 8.2. TRABALHOS FUTUROS

As análises aplicadas a esse estudo fomentam a possibilidade de muitas pesquisas nesta mesma área, como trabalhos futuros pretendemos aplicar:

- Aplicação do CEA e REA a metodologia do 5º CRTP, ainda em revisão metodológica. Para verificar se a nova metodologia que está sendo estudada pela ANEEL, apresenta resultados menos sensíveis aos limites aos pesos.
- Aplicação do DOE aos limites aos pesos para a metodologia do 5º CRTP. A consideração da interação entre os diferentes limites aos pesos definidos pela ANEEL pode ser aprofunda.
- Aplicação da análise intradistribuidora a outras concessionárias de distribuição. Estes resultados fomentariam as decisões corporativas e também auxiliariam em um melhor entendimento por parte da ANEEL da eficiência desagregada do sistema e onde os principais desafios se encontram.
- A combinação da análise intradistribuidora com a análise interdistribuidoras, a partir da segregação de todo o sistema interligado brasileiro em RURs, de forma que as DMUs do sistema fossem as RURs e não as distribuidoras. A definição de *clusters* neste cenário de RUR tornaria o conjunto de entrada homogêneo para todo o território nacional. E a eficiência final da distribuidora poderia ser dada pela ponderação das eficiências obtidas pelas RURs.
- Aplicação de outras técnicas de *benchmarking* a análise de eficiência da distribuição de energia elétrica brasileira como o DEA estocástico e SFA.

---

# BIBLIOGRAFIA

AGRELL, P.; BOGETOFT, P. **Benchmarking for Regulation: Preproject 4 - Final Report**. Disponível em: <[https://www.sumicsid.com/reg/papers/fp4\\_final.pdf](https://www.sumicsid.com/reg/papers/fp4_final.pdf)>. Acesso em: 9 dez. 2019.

AGRELL, P. J.; BREA-SOLÍS, H. Capturing heterogeneity in electricity distribution operations: A critical review of latent class modelling. **Energy Policy**, v. 104, n. February, p. 361–372, 2017.

ANAYA, K. L.; POLLITT, M. G. **Does Weather Have an Impact on Electricity Distribution Efficiency? Evidence from South America**. Disponível em: <[www.eprg.group.cam.ac.uk](http://www.eprg.group.cam.ac.uk)>. Acesso em: 9 dez. 2021.

ANEEL: NT 025. **Nota Técnica nº 025/2000 - Conceitos Econômicos para Reajuste e Revisão Tarifária**. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br>>. Acesso em: 1 jul. 2019.

ANEEL: NT 038. **Nota Técnica nº 038/2018 - Atualização dos parâmetros relacionados à definição dos Custos Operacionais Regulatórios**. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br>>. Acesso em: 28 dez. 2018.

ANEEL: NT 066. **Nota Técnica nº 066/2015 – Metodologia de Custos Operacionais**. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br>>. Acesso em: 12 fev. 2019.

ANEEL: NT 066. Nota Técnica nº 66/2019 – SRM/ANEEL Em 16 de maio de 2019. 2019.

ANEEL: NT 121. Metodologia de Cálculo dos Custos Operacionais Regulatórios a ser aplicada às Distribuidoras de Energia Elétrica a partir de 2021. v. 1, p. 1–31, 2020.

ANEEL: NT 148. **Nota Técnica nº 148/2002 - Metodologia e critérios gerais para definição da base de remuneração de ativos para fins de revisão tarifária periódica das concessionárias de distribuição de energia elétrica**. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br>>. Acesso em: 1 jul. 2019.

ANEEL: NT 192. **Nota Técnica nº 192/2014 – Análise de Eficiência dos Custos Operacionais das Distribuidoras de Energia Elétrica**. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br>>. Acesso em: 28 dez. 2018.

---

ANEEL: NT 294. **Nota Técnica nº 294/2011 - Metodologia de Cálculo dos Custos Operacionais**. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br>>. Acesso em: 28 dez. 2018.

ANEEL: NT 343. **Nota Técnica nº 343/2008 - Metodologia de Cálculo dos Custos Operacionais: Detalhamento do Modelo de Empresa de Referência**. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br>>. Acesso em: 1 jul. 2019.

ANEEL: NT 407. **Nota Técnica nº 407/2014 – Metodologia de Custos Operacionais**. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br>>. Acesso em: 12 fev. 2019.

ANEEL: AIR. Relatório de Análise de Impacto Regulatório nº 3/2019-SRM/ANEEL. v. 1, p. 1–31, 2019.

ANEEL. **Conteúdo Educativo: Como é composta a tarifa**. Disponível em: <<https://www.aneel.gov.br/conteudo-educativo>>. Acesso em: 10 jun. 2020a.

ANEEL. **Resultado dos Processos Tarifários de Distribuição**. Disponível em: <<https://www.aneel.gov.br/resultado-dos-processos-tarifarios-de-distribuicao>>. Acesso em: 10 fev. 2020b.

APPA, G. et al. **DEA in X-factor evaluation for the Brazilian Electricity Distribution Industry**. London: The London School of Economics and Political Science, 2010.

ARCOS-VARGAS, A.; NÚÑEZ-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.

BAKER, R. C.; TALLURI, S. A Closer Look at the Use of Data Envelopment Analysis for Technology Selection. **Computers and Industrial Engineering**, v. 32, n. 1, p. 101–108, 1997.

BALESTRASSI, P. P. et al. Design of experiments on neural network's training for nonlinear time series forecasting. **Neurocomputing**, v. 72, p. 1160–1178, 2009.

BANKER, A. R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis. **Management Science**, v. 30, n. 9, p. 1078–1092, 1984.

BANKER, R. D. et al. Returns to scale in different DEA models. **European Journal of Operational Research**, v. 154, n. 2, p. 345–362, 2004.

BANKER, R. D.; NATARAJAN, R. Evaluating Contextual Variables Affecting Productivity

- Using Data Envelopment Analysis. **Operations Research**, v. 56, n. 1, p. 48–58, 2008.
- BANKER, R. D.; ZHANG, D. **Improvement in Efficiency Under DEA-based Incentive Regulation of Electric Utilities in Brazil**. Disponível em: <<https://www.semanticscholar.org>>. Acesso em: 11 dez. 2019.
- BJØRNDAL, E.; BJØRNDAL, M.; CAMANHO, A. **Weight Restrictions in the DEA Benchmarking Model for Norwegian Electricity Distribution Companies – Size and Structural Variables**. Disponível em: <<https://www.researchgate.net/publication/258468054>>. Acesso em: 23 nov. 2019.
- BOGETOFT, P.; OTTO, L. **Benchmarking with DEA, SFA, and R**. New York: Springer, p. 351, 2010.
- BRASIL. **Lei nº 9.427 de 26 de dezembro de 1996: Institui a Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL, disciplina o regime das concessões de serviços públicos de energia elétrica e dá outras providências**, 1996.
- CAMBINI, C.; CROCE, A.; FUMAGALLI, E. Output-based Incentive Regulation in Electricity Distribution: Evidence from Italy. **Energy Economics**, v. 45, p. 205–216, 2014.
- CARNEIRO, J. et al. **Tarifas de Uso Regionais na Distribuição para a Utilização Plena da Tecnologia “Smart Grid”**. Florianópolis: XXI SNPTEE - Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, 2011
- CARNEIRO, J. A. **Metodologia para Definição de Redes Unificadas**. Itajubá: Universidade Federal de Itajubá, p. 138, 2011.
- CASTRO SENRA, L. F. et al. Estudo Sobre Métodos de Seleção de Variáveis em DEA. **Pesquisa Operacional**, v. 27, n. 2, p. 191–207, 2007.
- CAVES, D. W.; CHRISTENSEN, L. R. .; DIEWERT, W. . E. The Economic Theory of Index Numbers and the Measurement of Input , Output , and Productivity. **Economic Theory**, v. 50, n. 6, p. 1393–1414, 1982.
- CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision making units. **European Journal of Operational Research**, v. 2, p. 429–444, 1978.
- CHEN, T. YIETH. An assessment of technical efficiency and cross-efficiency in Taiwan’s electricity distribution sector. **European Journal of Operational Research**, v. 137, n. 2, p. 421–433, 2002.

- CHEN, W.; ZHOU, K.; YANG, S. Evaluation of China's electric energy efficiency under environmental constraints: A DEA cross efficiency model based on game relationship. **Journal of Cleaner Production**, v. 164, p. 38–44, 2017.
- COELLI, T. J. et al. **An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis**. 2. ed. New York: Springer, p. 349, 2005.
- COOK, W. D.; SEIFORD, L. M. Data envelopment analysis (DEA) – Thirty years on. **European Journal of Operational Research**, v. 192, p. 1–17, 2009.
- COOPER, W. W.; RUIZ, J. L.; SIRVENT, I. Choosing weights from alternative optimal solutions of dual multiplier models in DEA. **European Journal of Operational Research**, v. 180, p. 443–458, 2007.
- COOPER, W. W.; SEIFORD, L. M.; TONE, K. **Data Envelopment Analysis - A Comprehensive Text with Models, Applications, References and DEA-Solver Software**. 2. ed. New York: Springer, 2007.
- COSTA, M. A.; LOPES, A. L. M.; MATOS, G. B. B. DE P. Statistical evaluation of Data Envelopment Analysis versus COLS Cobb e Douglas benchmarking models for the 2011 Brazilian tariff revision. **Socio-Economic Planning Sciences**, v. 49, p. 47–60, 2015.
- DA SILVA, A. V. et al. Performance benchmarking models for electricity transmission regulation: Caveats concerning the Brazilian case. **Utilities Policy**, v. 60, n. May, p. 10, 2019.
- DOYLE, J.; GREEN, R. Efficiency and Cross-Efficiency in DEA : Derivations , Meanings and Uses. **The Journal of the Operational Research Society**, v. 45, n. 5, p. 567–578, 1994.
- DRAPER, R.; LIN, K. J. Capacity considerations for two-level fractional factorial designs. **Journal of Statistical Planning and Inference**, v. 24, p. 25–35, 1990.
- EFRON, B.; TIBSHIRANI, R. J. **Introduction to the Bootstrap**. New York: Chapman & Hall/CRC, p. 436, 1998.
- FALLAHI, A. et al. Application of a robust data envelopment analysis model for performance evaluation of electricity distribution companies. **International Journal of Energy Sector Management**, v. 15, n. 4, p. 724–742, 2019.
- FERNANDES, D. DE P.; RESENDE FILHO, M. DE A. Eficiência de custos operacionais das companhias de distribuição de energia elétrica no brasil: Uma análise em dois estágios (DEA & TOBIT). **Planejamento e Política Pública**, v. 51, p. 1–64, 2018.

- FILIPPINI, M.; HROVATIN, N.; ZORIČ, J. Efficiency and Regulation of the Slovenian Electricity Distribution Companies. **Energy Policy**, v. 32, n. 3, p. 335–344, 2004.
- FØRSUND, F. R. Weight restrictions in DEA : misplaced emphasis ? **Journal of Productivity Analysis**, v. 40, p. 271–283, 2013.
- GANHADEIRO, T. G. L. et al. Evaluation of energy distribution using network data envelopment analysis and Kohonen Self Organizing Maps. **Energies**, v. 11, n. 10, 2018.
- GOERLICH, R.; RUEHRNOESSL, U. Quality and Efficiency — A DEA Based Analysis of the Austrian Electricity Distribution Sector. **Data Envelopment Analysis Journal**, v. 3, p. 151–195, 2017.
- GOMES, E. G. et al. Some Remarks About Negative Efficiencies in DEA Models. In: HOLTSMAN, Y. (Ed.). . **Advanced Topics in Applied Operations Management**. Croacia: InTech, 2012. p. 113–132.
- GROWITSCH, C. et al. Social Cost-efficient Service Quality - Integrating Customer Valuation in Incentive Regulation: Evidence from the Case of Norway. **Energy Policy**, v. 38, p. 2536–2544, 2010.
- GUNN, C.; SHARP, B. Electricity Distribution as an Unsustainable Natural Monopoly: A Potential Outcome of New Zealand's Regulatory Regime. **Energy Economics**, v. 21, p. 385–401, 1999.
- HEMAPALA, K. T. M. U.; NEELAWALA, L. Benchmarking of Electricity Distribution Licensees Operating in Sri Lanka. **Hindawi Publishing Corporation-Journal of Energy**, p. 10, 2016.
- HJALMARSSON, L.; VEIDERPASS, A. N. N. Efficiency and Ownership in Swedish Electricity Retail Distribution \*. **The Journal of Productivity Analysis**, v. 3, p. 7–23, 1992.
- JAMASB, T.; POLLITT, M. Benchmarking and regulation: International electricity experience. **Utilities Policy**, v. 9, n. 3, p. 107–130, 2001.
- JAMASB, T.; POLLITT, M. International benchmarking and regulation: An application to European electricity distribution utilities. **Energy Policy**, v. 31, n. 15, p. 1609–1622, 2003.
- JAMASB, T.; POLLITT, M. Incentive regulation of electricity distribution networks: Lessons of experience from Britain. **Energy Policy**, v. 35, n. 12, p. 6163–6187, 2007.

- KLEIJNEN, J. P. C. et al. A user's guide to the brave new world of designing simulation experiments. **INFORMS Journal on Computing**, v. 17, n. 3, p. 263–289, 2005.
- KORHONEN, P. J. Evaluation of Cost Efficiency in Finnish Electricity. **Annals of Operations Research**, v. 121, p. 105–122, 2003.
- KUOSMANEN, T. Stochastic semi-nonparametric frontier estimation of electricity distribution networks: Application of the StoNED method in the Finnish regulatory model. **Energy Economics**, v. 34, n. 6, p. 2189–2199, 2012.
- KUOSMANEN, T.; SAASTAMOINEN, A.; SIPILÄINEN, T. What is the Best Practice for Benchmark Regulation of Electricity Distribution? Comparison of DEA, SFA and StoNED Methods. **Energy Policy**, v. 61, p. 740–750, 2013.
- LEME, R. C. 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.
- LI, J.; LI, J.; ZHENG, F. Unified Efficiency Measurement of Electric Power Supply Companies in China. **Sustainability**, v. 6, p. 779–793, 2014.
- LIM, S.; ZHU, J. DEA cross-efficiency evaluation under variable returns to scale. **Journal of the Operational Research Society**, v. 66, p. 476–487, 2015.
- LIMA, J. W. M. et al. Subprojetos Sinais locacionais. In: DELGADO, M. A. P. (Ed.). **A Estrutura Tarifária em Monopólios Naturais - Novas Reflexões no Setor Elétrico**. 1ª ed. ed. Rio de Janeiro: Synergia, 2011. p. 149–175.
- LINS, M. P. E. et al. Integrating the regulatory and utility firm perspectives , when measuring the efficiency of electricity distribution. **European Journal of Operational Research**, v. 181, p. 1413–1424, 2007.
- LLORCA, M.; OREA, L.; POLLITT, M. G. Efficiency and environmental factors in the US electricity transmission industry. **Energy Economics**, v. 55, p. 234–246, 2016.
- LOPES, A. L. M. et al. The evolution of the benchmarking methodology data envelopment analysis - DEA in the cost regulation of the Brazilian electric power transmission sector: A critical look at the renewal of concessions. **Gestao e Producao**, v. 27, n. 1, p. 1–20, 2020.
- LOWRY, M. N.; GETACHEW, L. Statistical benchmarking in utility regulation: Role, standards and methods. **Energy Policy**, v. 37, n. 4, p. 1323–1330, 2009.

- LU, W. et al. Assessing the Performance and Finding the Benchmarks of the Electricity Distribution Assessing the Performance and Finding the Benchmarks of the Electricity Distribution Districts of Taiwan Power Company. **IEEE TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS**, v. 2, n. July, p. 855–861, 2006.
- MACHADO, L. G. et al. **A Multiobjective Data Envelopment Analysis Model Applied to the Evaluation of Brazilian Electrical Distributors**. Niterói: Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétrico, 2018
- MEHER, S.; SAHU, A. **Efficiency of electricity distribution utilities in India : a data envelopment analysis**. Disponível em: <<https://www.opec.org>>.
- MESQUITA, R. DE B. **Regulação de Custos de Distribuição de Energia Elétrica : uma análise comparativa das abordagens de benchmarking utilizadas em países europeus e latino-americanos**. Belo Horizonte: Universidade Federal de Minas Gerais, p. 216, 2017.
- MEZA, L. A. et al. **Eficiências negativas em modelos DEA-BCC : como surgem e como evita-las**. Rio de Janeiro: VII Simpósio de Pesquisa Operacional e Logística da Marinha, 2004
- MOHAN, S. V. et al. Optimization and evaluation of fermentative hydrogen production and wastewater treatment processes using data enveloping analysis ( DEA ) and Taguchi design of experimental ( DOE ) methodology. **International Journal of Hydrogen Energy**, v. 34, n. 1, p. 216–226, 2009.
- MONTGOMERY, D. C. **Design and Analysis of Experiments Eighth Edition**. 8. ed. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2013.
- MULLARKEY, S. et al. A Framework for Establishing the Technical Efficiency of Electricity Distribution Counties (EDCs) using Data Envelopment Analysis. **Energy Conversion and Management**, v. 94, p. 112–123, 2015.
- OFGEM. **Electricity Distribution Price Control Review - Final Proposals**. Disponível em: <<https://www.ofgem.gov.uk>>. Acesso em: 9 dez. 2019.
- PACUDAN, R.; GUZMAN, E. DE. Impact of energy efficiency policy to productive efficiency of electricity distribution industry in the Philippines. **Energy Economics**, v. 24, p. 41–54, 2002.
- PAHWA, A.; FENG, X.; LUBKEMAN, D. Performance Evaluation of Electric Distribution Utilities Based on Data Envelopment Analysis. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 17, n. 3, p. 400–405, 2002.

- PEREIRA DE 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.
- PEREIRA, M. F. **Evolução da fronteira tecnológica múltipla e da produtividade total dos fatores do setor agropecuário brasileiro de 1970 a 1996**. Florianópolis: Universidade Federal de Santa Catarina, p. 156, 1999.
- PESSANHA, J. F. M. et al. Avaliação dos custos operacionais eficientes das empresas de transmissão do setor elétrico brasileiro: Uma proposta de adaptação do modelo dea adotado pela aneel. **Pesquisa Operacional**, v. 30, n. 3, p. 521–545, 2010.
- PESSANHA, J. F. M.; MELO, A. C. G. Benchmarking the operational expenditures of Brazilian transmission utilities by using DEA models. **Electric Power Systems Research**, v. 190, n. October 2019, p. 106675, 2021.
- PLAGNET, M.-A. **Use of benchmarking methods in Europe in the electricity distribution sector**. Berlin: Conference of Applied Infrastructure Research, 2006
- PODINOVSKI, V. V. Production Trade-offs and Weight Restrictions in Data Envelopment Analysis. **Journal of the Operational Research Society**, v. 55, p. 1311–1322, 2004.
- PODINOVSKI, V. V. Optimal weights in DEA models with weight restrictions. **European Journal of Operational Research**, v. 254, p. 916–924, 2016.
- PODINOVSKI, V. V; BOUZDINE-CHAMEEVA, T. Weight Restrictions and Free Production in Data Envelopment Analysis. **Operations Research**, v. 61, n. 2, p. 426–437, 2013.
- PODINOVSKI, V. V; BOUZDINE-CHAMEEVA, T. Consistent weight restrictions in data envelopment analysis. **European Journal of Operational Research**, v. 244, p. 201–209, 2015.
- POUDINEH, R.; JAMASB, T. A New Perspective : Investment and Efficiency under Incentive. **The Energy Journal Following**, v. 36, n. 4, p. 241–263, 2015.
- PRVAN, T.; STREET, D. J. An annotated bibliography of application papers using certain classes of fractional factorial and related designs. **Journal of Statistical Planning and Inference**, v. 106, p. 245–269, 2002.
- QUEIROZ, A. R. DE. **Simulação de Custos Marginais em Mercado de Energia Elétrica Utilizando Redes Neurais**. Itajubá: Universidade Federal da Itajubá, 2007.

- RAJABI, M.; EHSAN, K. Integrated production optimization of an oil field based on constructing of a proxy model using DOE methods. **Journal of Petroleum Exploration and Production Technology**, v. 10, n. 6, p. 2465–2482, 2020.
- REMPEL, C. et al. Analysis of the relative technical efficiency of Brazilian electricity distribution companies : a DEA approach. **Revista Contemporânea de COntabilidade**, v. 14, p. 33–54, 2017.
- RESENDE, M. Relative efficiency measurement and prospects for yardstick competition in Brazilian electricity distribution. **Energy Policy**, v. 30, p. 637–647, 2002.
- RODRIGUES, L. F.; SOUZA, M. A. M. DE; DIAS, T. P. DO S. Performance Assessment of Brazilian Power Transmission and Distribution Segments using Data Envelopment Analysis. **International Journal of Energy Economics and Policy**, v. 7, n. 3, p. 14–23, 2017.
- SADJADI, S. J. et al. Expert Systems with Applications An interactive robust data envelopment analysis model for determining alternative targets in Iranian electricity distribution companies. **Expert Systems with Applications**, v. 38, p. 9830–9839, 2011.
- SADJADI, S. J.; OMRANI, H. Data Envelopment Analysis with Uncertain Data: An Application for Iranian Electricity Distribution Companies. **Energy Policy**, v. 36, p. 4247–4254, 2008.
- SALES, G. M. D. A. **Proposta de um Modelo Utilizando Análise Envoltória de Dados - DEA na Definição das Metas dos Indicadores da Qualidade Comercial das Distribuidoras de Energia Elétrica - DER e FER**. Brasília: Universidade de Brasília, 2011.
- SALO, A. A.; HÄMÄLÄINEN, R. P. Preference Ratios in Multiattribute Evaluation Under Incomplete Information. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, v. 31, n. 6, p. 533–545, 2001.
- SALO, A.; PUNKKA, A. Ranking Intervals and Dominance Relations for Ratio-Based Efficiency Analysis. **Management Science**, v. 57, n. 1, p. 200–214, 2011.
- SAMPAIO, L. M. B.; RAMOS, F. S.; SAMPAIO, Y. Privatização e Eficiência das Usinas Hidrelétricas Brasileiras. **Economia Aplicada**, v. 9, n. 3, p. 465–480, 2005.
- SANHUEZA, R.; RUDNICK, H.; LAGUNAS, H. DEA Efficiency for the Determination of the Electric Power Distribution Added Value. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 19, n. 2, p. 919–925, 2004.

---

SANTOS, S. P.; AMADO, C. A. F.; ROSADO, J. R. Formative evaluation of electricity distribution utilities using data envelopment analysis. **Journal of the Operational Research Society** (2011), v. 62, p. 1298–1319, 2011.

SARKIS, J. A comparative analysis of DEA as a discrete alternative multiple criteria decision tool. v. 123, p. 543–557, 2000.

SCALZER, R. S. et al. Insolvency of Brazilian electricity distributors: A DEA bootstrap approach. **Technological and Economic Development of Economy**, v. 24, n. 2, p. 718–738, 2018.

SEMOLINI, R. **Eficiência dos Custos Operacionais das Empresas de Distribuição de Energia Elétrica no Brasil**. Campinas: Universidade Estadual de Campinas, p.192, 2014.

SEXTON, T. R.; SILKMAN, R. H.; HOGAN, A. J. Data envelopment analysis: Critique and extensions. **New Directions for Program Evaluation**, v. 32, p. 73–105, 1986.

SILVA SÉ, F. E. **Análise da produtividade das distribuidoras de energia elétrica utilizando Índice Malmquist e o método de bootstrap**. Itajubá: Universidade Federal de Itajubá, p. 84, 2012.

SIMAR, L.; WILSON, P. W. Estimation and Inference in two-stage, semi-parametric models of Production Processes. **Journal of Econometrics**, v. 136, n. 1, p. 31–64, 2007.

SOARES DE MELLO, J. C. C. B. et al. **Curso de Análise Envoltória de Dados**. Gramado: XXXVII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 2005

SOLLERO, M. K. V.; LINS, M. P. E. **Avaliação de Eficência de Distribuidoras de Energia Elétrica através da Análise Envoltória de Dados com Restrições aos Pesos**. São João del-Rei: Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 2004

SUN, J. et al. Evaluating the investment efficiency of China's provincial power grid enterprises under new electricity market reform: Empirical evidence based on three-stage DEA model. **Energies**, v. 12, n. 18, 2019.

TANURE, J. E. O. S. **Análise Comparativa de Empresas de Distribuição para o Estabelecimento de Metas de Desempenho para Indicadores de Continuidade e Serviço de Distribuição**. [s.l.] Universidade Federal de Itajubá, 2000.

TANURE, J. E. O. S.; TAHAN, M. C. V.; LIMA, J. W. M. Establishing Quality Performance of Distribution Companies Based on Yardstick Regulation. v. 21, n. 3, p. 1148–1153, 2006.

- TOBIN, B. Y. J. Estimation of Relationships for Limited Dependent Variables. **Econometrica**, v. 26, n. 1, p. 24–36, 1958.
- 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**, v. 12, n. 6, p. 1027–1035, 2014.
- TSCHIRHART, J. Monopsony power and the existence of natural monopoly in energy utilities. **Resource and Energy Economics**, v. 17, p. 327–340, 1995.
- VICKERS, J.; YARROW, G. Regulation of privatised firms in Britain. **European Economic Review**, v. 32, n. 2–3, p. 465–472, 1988.
- VINICIUS, M. et al. The Cost Efficiency of the Brazilian Electricity Distribution Utilities : A Comparison of Bayesian SFA and DEA Models. **Hindawi - Mathematical Problems in Engineering**, p. 20, 2010.
- XAVIER, S. DE S. **Análise de Eficiência Técnica das Concessionárias de Distribuição de Energia Elétrica utilizando DEA ( Data Envelopment Analysis ) e Redes Unificadas**. Itajubá: Universidade Federal de Itajubá, p. 206, 2015.
- XAVIER, S. S. et al. How Efficient are the Brazilian Electricity Distribution Companies? **Journal of Control, Automation and Electrical Systems**, v. 26, n. 3, p. 283–296, 2015.
- YANG, F. et al. Ranking DMUs by using interval DEA cross efficiency matrix with acceptability analysis. **European Journal of Operational Research**, v. 223, p. 483–488, 2012.
- YUNOS, J. M.; HAWDON, D. Energy Economics The efficiency of the National Electricity Board in Malaysia : An intercountry comparison using DEA. **Energy Economics**, v. 19, p. 255–269, 1997.
- ZAKARIA, M.; NOUREEN, R. Benchmarking and Regulation of Power Distribution Companies in Pakistan. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 58, p. 1095–1099, 2016.
- ZHANG, Y. U. N.; BARTELS, R. The Effect of Sample Size on the Mean Efficiency in DEA with an Application to Electricity Distribution in Australia , Sweden and New Zealand. **Journal of Productivity Analysis**, v. 9, p. 187–204, 1998.
- ZHU, J. Robustness of the efficient DMUs in data envelopment analysis. **European Journal of Operational Research**, v. 90, p. 451–460, 1996.

# ANEXO I

Calculo do COR ENEL para variáveis da AP 052/2017								
Pesos	ENEL RJ	ENEL RJ EP	ENEL GO	ENEL GO EP	ENEL CE	ENEL CE EP	ENEL SP	ENEL SP EP
Insumo (OPEX)	1,356E-09	1,356E-09	1,046E-09	1,046E-09	1,642E-09	1,642E-09	6,517E-10	6,517E-10
"Fator de escala" da empresa	3,584E-04	3,584E-04	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00
Comprimento de redes subterrâneas	9,846E-07	9,846E-07	5,169E-06	5,169E-06	1,192E-06	1,192E-06	9,462E-07	9,462E-07
Comprimento de rede de distribuição	9,846E-07	9,846E-07	2,585E-06	2,585E-06	1,192E-06	1,192E-06	4,731E-07	4,731E-07
Comprimento de rede de alta tensão	3,939E-07	3,939E-07	1,034E-06	1,034E-06	4,767E-07	4,767E-07	1,892E-07	1,892E-07
Número de consumidores	1,349E-07	1,349E-07	6,091E-08	6,091E-08	2,568E-07	2,544E-07	6,481E-08	6,488E-08
Perdas Não Técnicas Aj	1,698E-08	1,698E-08	1,309E-08	1,309E-08	3,082E-07	6,291E-08	1,224E-07	5,076E-08
Consumidor Hora Interrompido Aj.	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00	4,110E-09	4,110E-09	0,000E+00	0,000E+00
Mercado Ponderado	4,013E-08	4,013E-08	1,363E-08	1,363E-08	2,055E-09	2,055E-09	1,994E-08	1,951E-08
<b>Custo Eficiente Estimado</b>	<b>457.265.248</b>	<b>457.265.248</b>	<b>800.113.808</b>	<b>800.113.808</b>	<b>662.840.695</b>	<b>659.212.819</b>	<b>1.387.769.462</b>	<b>1.384.972.596</b>
Cálculo da Meta e COR	ENEL RJ	ENEL RJ EP	ENEL GO	ENEL GO EP	ENEL CE	ENEL CE EP	ENEL SP	ENEL SP EP
Custo Operacional no Ano Teste	577.456.006	577.456.006	897.000.922	897.000.922	679.563.947	679.563.947	1.678.177.633	1.678.177.633
Limite Superior dos CO Eficientes	652.149.479	654.008.729	1.159.645.306	1.162.951.405	812.824.602	810.680.475	2.243.625.408	2.246.269.325
Limite Inferior dos CO Eficientes	569.989.985	571.615.002	1.047.016.608	1.050.001.607	780.311.618	778.253.256	2.047.569.376	2.048.486.477
Custo Operacional Eficiente	577.456.006	577.456.006	1.047.016.608	1.050.001.607	780.311.618	778.253.256	2.047.569.376	2.048.486.477
Variação Anual dos CO - Sem limite	0,00%	0,00%	3,14%	3,20%	3,52%	3,45%	5,10%	5,11%
Variação Anual dos CO(limitado a ±5%)	0,00%	0,00%	3,14%	3,20%	3,52%	3,45%	5,00%	5,00%
Meta CO sem Compartilhamento	577.456.006	577.456.006	1.047.016.608	1.050.001.607	780.311.618	778.253.256	2.039.835.401	2.039.835.401
Média dos CO Reais (Opex medio)	873.675.686	873.675.686	986.092.306	986.092.306	627.230.386	627.230.386	1.904.127.642	1.904.127.642
Razão entre CO regulatórios Ajustado e CO Reais Médios	0,66	0,66	1,06	1,06	1,24	1,24	1,07	1,07
Meta CO Regulatórios	577.456.006	577.456.006	1.047.016.608	1.050.001.607	766.494.041	765.464.860	2.039.835.401	2.039.835.401
<b>Custos Operacionais Regulatórios</b>	<b>577.456.006</b>	<b>577.456.006</b>	<b>927.004.059</b>	<b>927.601.059</b>	<b>701.296.470</b>	<b>701.039.175</b>	<b>1.768.592.075</b>	<b>1.768.592.075</b>

Calculo do COR NEOENERGIA para variáveis da AP 052/2017								
Pesos	CELPE	CELPE EP	COELBA	COELBA EP	COSERN	COSERN EP	ELEKTRO	ELEKTRO EP
Insumo (OPEX)	1,106E-09	1,106E-09	7,328E-10	7,328E-10	3,277E-09	3,277E-09	1,649E-09	1,649E-09
"Fator de escala" da empresa	3,584E-04	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00	1,225E-03	1,009E-03	0,000E+00	0,000E+00
Comprimento de redes subterrâneas	9,846E-07	1,606E-06	3,659E-06	3,659E-06	2,379E-06	2,379E-06	1,889E-06	1,889E-06
Comprimento de rede de distribuição	9,846E-07	8,029E-07	1,830E-06	1,830E-06	2,379E-06	2,379E-06	1,889E-06	1,889E-06
Comprimento de rede de alta tensão	3,939E-07	3,212E-07	7,318E-07	7,318E-07	2,379E-06	2,379E-06	7,555E-07	7,555E-07
Número de consumidores	1,349E-07	1,102E-07	5,723E-08	5,723E-08	3,221E-07	3,224E-07	1,235E-07	1,235E-07
Perdas Não Técnicas Aj	1,698E-08	1,384E-08	9,172E-09	9,172E-09	6,153E-07	2,551E-07	2,063E-08	2,063E-08
Consumidor Hora Interrompido Aj.	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00	4,127E-09	4,127E-09
Mercado Ponderado	4,013E-08	3,266E-08	9,172E-10	9,172E-10	1,010E-07	9,887E-08	6,056E-08	6,056E-08
<b>Custo Eficiente Estimado</b>	<b>651.697.757</b>	<b>651.697.757</b>	<b>1.183.448.175</b>	<b>1.183.448.175</b>	<b>262.805.876</b>	<b>262.677.560</b>	<b>598.493.501</b>	<b>598.493.501</b>
Cálculo da Meta e COR	CELPE	CELPE EP	COELBA	COELBA EP	COSERN	COSERN EP	ELEKTRO	ELEKTRO EP
Custo Operacional no Ano Teste	721.245.790	721.245.790	1.188.294.696	1.188.294.696	306.295.880	306.295.880	779.915.129	779.915.129
Limite Superior dos CO Eficientes	485.182.646	486.565.880	1.453.370.302	1.457.513.798	323.596.582	324.408.504	879.539.200	882.046.729
Limite Inferior dos CO Eficientes	432.641.679	433.875.122	1.319.063.596	1.322.824.189	293.082.488	293.726.737	807.565.587	809.867.922
Custo Operacional Eficiente	485.182.646	486.565.880	1.319.063.596	1.322.824.189	306.295.880	306.295.880	807.565.587	809.867.922
Variação Anual dos CO - Sem limite	-9,44%	-9,37%	2,11%	2,17%	0	0	0,87%	0,95%
Variação Anual dos CO (limitado a ±5%)	-5,00%	-5,00%	2,11%	2,17%	0	0	0,87%	0,95%
Meta CO sem Compartilhamento	587.459.204	587.459.204	1.319.063.596	1.322.824.189	306.295.880	306.295.880	807.565.587	809.867.922
Média dos CO Reais (Opex medio)	740.868.623	740.868.623	1.372.246.205	1.372.246.205	284.278.603	284.278.603	645.451.366	645.451.366
Razão entre CO regulatórios Ajustado e CO Reais Médios	0,79	0,79	0,96	0,96	1	1	1,25	1,25
Meta CO Regulatórios	587.459.204	587.459.204	1.319.063.596	1.322.824.189	306.295.880	306.295.880	791.053.613	792.204.780
<b>Custos Operacionais Regulatórios</b>	<b>687.799.144</b>	<b>687.799.144</b>	<b>1.214.448.476</b>	<b>1.215.200.595</b>	<b>306.295.880</b>	<b>306.295.880</b>	<b>782.699.750</b>	<b>782.987.542</b>

Cálculo do COR ENEL para o cluster e conjunto de variáveis reduzido								
Pesos	ENEL RJ C3	ENEL RJ EP C3	ENEL GO C1	ENEL GO EP C1	ENEL CE C3	ENEL CE EP C3	ENEL SP C3	ENEL SP EP C3
Insumo (OPEX)	1,356E-09	1,356E-09	1,046E-09	1,046E-09	1,642E-09	1,642E-09	6,517E-10	6,517E-10
"Fator de escala" da empresa	3,584E-04	3,421E-04	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00
Comprimento de redes subterrâneas	9,846E-07	0,000E+00	5,169E-06	0,000E+00	1,192E-06	0,000E+00	9,462E-07	0,000E+00
Comprimento de rede de distribuição	9,846E-07	9,846E-07	2,585E-06	1,315E-06	1,192E-06	1,192E-06	4,731E-07	4,731E-07
Comprimento de rede de alta tensão	3,939E-07	0,000E+00	1,034E-06	0,000E+00	4,767E-07	0,000E+00	1,892E-07	0,000E+00
Número de consumidores	1,349E-07	1,355E-07	6,091E-08	3,955E-08	2,568E-07	2,462E-07	6,481E-08	6,511E-08
Perdas Não Técnicas Aj.	1,698E-08	0,000E+00	1,309E-08	0,000E+00	3,082E-07	0,000E+00	1,224E-07	0,000E+00
Consumidor Hora Interrompido Aj.	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00	4,110E-09	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00
Mercado Ponderado	4,013E-08	3,999E-08	1,363E-08	7,853E-08	2,055E-09	2,055E-09	1,994E-08	1,925E-08
<b>Custo Eficiente Estimado</b>	<b>457.265.248</b>	<b>468.499.767</b>	<b>800.113.809</b>	<b>900.789.306</b>	<b>662.840.696</b>	<b>644.073.150</b>	<b>1.387.769.462</b>	<b>1.382.607.188</b>
Cálculo da Meta e COR	ENEL RJ C3	ENEL RJ EP C3	ENEL GO C1	ENEL GO EP C1	ENEL CE C3	ENEL CE EP C3	ENEL SP C3	ENEL SP EP C3
Custo Operacional no Ano Teste	577.456.006	577.456.006	897.000.922	908.238.607	679.563.947	679.563.947	1.678.177.633	1.678.177.633
Limite Superior dos CO Eficientes	652.149.479	670.601.782	1.159.645.306	1.150.818.589	812.824.602	794.292.195	2.243.625.408	2.249.330.015
Limite Inferior dos CO Eficientes	569.989.985	588.669.721	1.047.016.608	1.049.083.911	780.311.618	762.520.508	2.047.569.376	2.050.161.903
Custo Operacional Eficiente	577.456.006	588.669.721	1.047.016.608	1.049.083.911	780.311.618	762.520.508	2.047.569.376	2.050.161.903
Variação Anual dos CO - Sem limite	0,00%	0,48%	3,14%	2,93%	3,52%	2,92%	5,10%	5,13%
Variação Anual dos CO (limitado a ±5%)	0,00%	0,48%	3,14%	2,93%	3,52%	2,92%	5,00%	5,00%
Meta CO sem Compartilhamento	577.456.006	588.669.721	1.047.016.608	1.049.083.911	780.311.618	762.520.508	2.039.835.401	2.039.835.401
Média dos CO Reais (Opex medio)	873.675.686	873.675.686	986.092.306	986.092.306	627.230.386	627.230.386	1.904.127.642	1.904.127.642
Razão entre CO regulatórios Ajustado e CO Reais Médios	0,66	0,67	1,06	1,06	1,24	1,22	1,07	1,07
Meta CO Regulatórios	577.456.006	588.669.721	1.047.016.608	1.049.083.911	766.494.041	757.598.486	2.039.835.401	2.039.835.401
<b>Custos Operacionais Regulatórios</b>	<b>577.456.006</b>	<b>580.259.435</b>	<b>927.004.059</b>	<b>936.407.668</b>	<b>701.296.470</b>	<b>699.072.582</b>	<b>1.768.592.075</b>	<b>1.768.592.075</b>

Calculo do COR da NEOENERGISA para o cluster e conjunto de variáveis reduzido								
Pesos	CELPE C3	CELPE EP C3	COELBA C1	COELBA EP C1	COSERN C3	COSERN EP C3	ELEKTRO C3	ELEKTRO EP C3
Insumo (OPEX)	1,106E-09	1,106E-09	7,328E-10	7,328E-10	3,277E-09	3,277E-09	1,649E-09	1,649E-09
"Fator de escala" da empresa	3,584E-04	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00	1,225E-03	8,267E-04	0,000E+00	0,000E+00
Comprimento de redes subterrâneas	9,846E-07	0,000E+00	3,659E-06	5,320E-07	2,379E-06	0,000E+00	1,889E-06	0,000E+00
Comprimento de rede de distribuição	9,846E-07	8,029E-07	1,830E-06	1,330E-07	2,379E-06	2,379E-06	1,889E-06	2,777E-06
Comprimento de rede de alta tensão	3,939E-07	0,000E+00	7,318E-07	0,000E+00	2,379E-06	0,000E+00	7,555E-07	0,000E+00
Número de consumidores	1,349E-07	1,105E-07	5,723E-08	2,129E-09	3,221E-07	3,275E-07	1,235E-07	6,190E-08
Perdas Não Técnicas Aj.	1,698E-08	0,000E+00	9,172E-09	0,000E+00	6,153E-07	0,000E+00	2,063E-08	0,000E+00
Consumidor Hora Interrompido Aj.	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00	4,127E-09	4,127E-09
Mercado Ponderado	4,013E-08	3,267E-08	9,172E-10	0,000E+00	1,010E-07	9,664E-08	6,056E-08	7,595E-08
<b>Custo Eficiente Estimado</b>	<b>651.697.758</b>	<b>654.899.705</b>	<b>1.183.448.175</b>	<b>1.300.948.755</b>	<b>262.805.876</b>	<b>262.170.442</b>	<b>598.493.501</b>	<b>638.824.785</b>
Cálculo da Meta e COR	CELPE C3	CELPE EP C3	COELBA C1	COELBA EP C1	COSERN C3	COSERN EP C3	ELEKTRO C3	ELEKTRO EP C3
Custo Operacional no Ano Teste	721.245.790	721.245.790	1.188.294.696	1.188.294.696	306.295.880	306.295.880	779.915.129	779.915.129
Limite Superior dos CO Eficientes	485.182.646	490.213.102	1.453.370.302	1.408.127.156	323.596.582	324.745.540	879.539.200	908.378.899
Limite Inferior dos CO Eficientes	432.641.679	437.354.468	1.319.063.596	1.290.658.067	293.082.488	293.933.336	807.565.587	869.171.830
Custo Operacional Eficiente	485.182.646	490.213.102	1.319.063.596	1.290.658.067	306.295.880	306.295.880	807.565.587	869.171.830
Variação Anual dos CO - Sem limite	-9,44%	-9,20%	2,11%	1,67%	0	0	0,87%	2,75%
Variação Anual dos CO(limitado a ±5%)	-5,00%	-5,00%	2,11%	1,67%	0	0	0,87%	2,75%
Meta CO sem Compartilhamento	587.459.204	587.459.204	1.319.063.596	1.290.658.067	306.295.880	306.295.880	807.565.587	869.171.830
Média dos CO Reais (Opex medio)	740.868.623	740.868.623	1.372.246.205	1.372.246.205	284.278.603	284.278.603	645.451.366	645.451.366
Razão entre CO regulatórios Ajustado e CO Reais Médios	0,79	0,79	0,96	0,94	1	1	1,25	1,35
Meta CO Regulatórios	587.459.204	587.459.204	1.319.063.596	1.290.658.067	306.295.880	306.295.880	791.053.613	821.856.735
<b>Custos Operacionais Regulatórios</b>	<b>687.799.144</b>	<b>687.799.144</b>	<b>1.214.448.476</b>	<b>1.208.767.370</b>	<b>306.295.880</b>	<b>306.295.880</b>	<b>782.699.750</b>	<b>790.400.531</b>

## ANEXO II

<i>Distribuidoras</i>	<i>AF</i>	<i>AG</i>	<i>BD</i>	<i>BE</i>	<i>CD</i>	<i>CE</i>	<i>DE</i>	<i>FG</i>	<i>ADF</i>	<i>ACG</i>	<i>AEF</i>	<i>AB</i>	<i>AE</i>	<i>DG</i>	<i>AC</i>	<i>EG</i>	<i>BG</i>	<i>EF</i>	<i>AD</i>	<i>DF</i>	<i>AC</i>	<i>CG</i>	<i>ACD</i>	<i>AFG</i>	<i>ACE</i>
<i>RGE_SUL</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>AME</i>		X	X				X																		
<i>ENEL_RJ</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>EDP_SP</i>							X																		
<i>BOA_VISTA</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>CAIUA</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>CEAL</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>CEB</i>				X			X					X	X	X											
<i>CEEE</i>							X																		
<i>CELESC</i>	X				X		X	X																	
<i>ENEL_GO</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>CELPA</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>CELPE</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>ETO</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X										X			
<i>CEMAR</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X							X							
<i>EMT</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>CEMIG</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>CEPISA</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X		X												X		
<i>CERON</i>		X	X	X			X																		
<i>CFLO</i>		X	X	X			X	X										X	X						
<i>CHESP</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X				X										
<i>JAGUARI</i>							X																		
<i>MOCOCA</i>		X	X	X			X						X	X		X	X		X						

<i>Distribuidoras</i>	<i>AF</i>	<i>AG</i>	<i>BD</i>	<i>BE</i>	<i>CD</i>	<i>CE</i>	<i>DE</i>	<i>FG</i>	<i>ADF</i>	<i>ACG</i>	<i>AEF</i>	<i>AB</i>	<i>AE</i>	<i>DG</i>	<i>AC</i>	<i>EG</i>	<i>BG</i>	<i>EF</i>	<i>AD</i>	<i>DF</i>	<i>AC</i>	<i>CG</i>	<i>ACD</i>	<i>AFG</i>	<i>ACE</i>
<i>SANTA_CRUZ</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>NACIONAL</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>COCEL</i>		X	X	X			X					X	X	X		X	X								
<i>COELBA</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>ENEL_CE</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>COOPERALIANCA</i>		X	X	X			X																		
<i>COPEL</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X		X	X					X						
<i>COSERN</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>CPEE</i>		X	X	X			X									X	X		X						
<i>PIRATININGA</i>							X																		
<i>CPFL_PAULISTA</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>CSPE</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>DEMEI</i>		X	X	X			X					X		X		X									
<i>DMED</i>	X	X	X		X	X	X	X	X	X	X					X									
<i>EBO</i>		X	X	X			X																		
<i>EDEVP</i>		X	X	X			X																		
<i>BRAGANTINA</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>JOAO_CESA</i>			X				X							X						X					
<i>URUSSANGA</i>		X	X	X			X									X	X	X		X	X	X	X	X	X
<i>ELEKTRO</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>ELETROACRE</i>	X	X	X	X			X																		
<i>ELETROCAR</i>	X	X	X		X	X	X	X	X	X	X											X		X	
<i>ENEL_SP</i>				X			X					X	X	X											
<i>SANTA_MARIA</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>EMG</i>	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>EMS</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X						X								

<i>Distribuidoras</i>	<i>AF</i>	<i>AG</i>	<i>BD</i>	<i>BE</i>	<i>CD</i>	<i>CE</i>	<i>DE</i>	<i>FG</i>	<i>ADF</i>	<i>ACG</i>	<i>AEF</i>	<i>AB</i>	<i>AE</i>	<i>DG</i>	<i>AC</i>	<i>EG</i>	<i>BG</i>	<i>EF</i>	<i>AD</i>	<i>DF</i>	<i>AC</i>	<i>CG</i>	<i>ACD</i>	<i>AFG</i>	<i>ACE</i>
<i>ENF</i>		X	X	X			X																		
<i>EPB</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>EDP_ES</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>ESE</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>FORCEL</i>		X	X	X			X								X			X		X		X	X	X	X
<i>HIDROPAN</i>	X			X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>IGUACU</i>	X	X	X	X			X					X		X		X	X		X						
<i>LIGHT</i>		X	X	X			X					X	X	X		X	X	X							
<i>MUXFELDT</i>		X	X	X			X											X		X	X	X	X	X	X
<i>RGE</i>	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X														
<i>SULGIPE</i>	X		X		X	X	X	X	X	X	X														
<i>NOVA_PALMA</i>		X	X	X			X								X		X	X		X		X	X	X	X
<i>Total</i>	<b>38</b>	<b>50</b>	<b>53</b>	<b>51</b>	<b>36</b>	<b>35</b>	<b>61</b>	<b>37</b>	<b>35</b>	<b>34</b>	<b>35</b>	<b>7</b>	<b>6</b>	<b>9</b>	<b>3</b>	<b>8</b>	<b>10</b>	<b>7</b>	<b>3</b>	<b>5</b>	<b>3</b>	<b>6</b>	<b>4</b>	<b>5</b>	<b>4</b>

