



## **GRUPO DE ESTUDO DE ASPECTOS EMPRESARIAIS E DE GESTÃO CORPORATIVA E DA INOVAÇÃO E DA EDUCAÇÃO E DE REGULAÇÃO DO SETOR ELÉTRICO - GEC**

### **APLICAÇÃO DA ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS E ANÁLISE DE AGRUPAMENTOS NA DEFINIÇÃO DE METAS DE EMISSÕES DE GEE DE UMA EMPRESA DO SETOR ELÉTRICO**

**RODRIGO GOMES TÁVORA MAIA(1); JOSÉ FRANCISCO MOREIRA PESSANHA(1); KATIA C GARCIA(1)**  
**CENTRO DE PESQUISAS DE ENERGIA ELETRICA CEPEL(1)**

#### **RESUMO**

A definição de metas factíveis e desafiadoras para os principais indicadores de sustentabilidade é essencial para avaliar a contribuição das empresas para os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS). Esse artigo propõe uma metodologia para definição de metas de emissões de GEE para as empresas atuantes na geração de energia elétrica. A metodologia proposta baseia-se na Análise Envoltória de Dados (DEA) para mensurar a eficiência ambiental de uma empresa em comparação com empresas semelhantes, identificadas por meio da análise de agrupamentos. A aplicação da metodologia proposta é ilustrada por meio da definição da meta de emissões de GEE para uma empresa do setor elétrico brasileiro.

#### **PALAVRAS-CHAVE**

Objetivos de Desenvolvimento Sustentável; Metas de emissões; Pesquisa Operacional; Análise Envoltória de Dados; Análise de Agrupamentos

#### **1.0 INTRODUÇÃO**

A sustentabilidade corporativa é cada vez mais importante para o desempenho das empresas. A internalização dos conceitos de desenvolvimento sustentável e o *triple bottom line* (ELKINGTON, 1997), a definição de indicadores-chave de sustentabilidade (*key performance indicators* – KPIs), procedimentos de monitoramento em relação a metas pré-estabelecidas e a comunicação dos resultados às partes interessadas (*stakeholders*) são alguns exemplos das etapas do novo panorama empresarial.

Entretanto, considerando o atual contexto global, as etapas mencionadas não são mais suficientes para garantir um desempenho de sustentabilidade desejável. Desde a implementação da Agenda 2030 e seus Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) em 2015, o papel das organizações no desenvolvimento sustentável assumiu um novo significado. Os 17 ODS foram criados para alinhar governos, sociedade civil, universidades e agências das Nações Unidas ao desenvolvimento sustentável global (UNITED NATIONS, 2015). Para dar sequência ao trabalho inicialmente conduzido pelos Objetivos do Milênio (ODM), os ODS receberam grande apoio das empresas (UNITED NATIONS GLOBAL COMPACT, 2020), com um forte papel para influenciar o desenvolvimento dos ODS (SCHEYVENS, BANKS, *et al.*, 2016). Assim, as empresas devem tomar algumas ações para contribuir e apoiar os ODS e mostrar os resultados aos *stakeholders*.

Os ODS apontam metas específicas que precisam ser monitoradas com indicadores para permitir sua realização até 2030. Isto requer a pesquisa de novas metodologias para ajudar na definição de metas específicas para atender às demandas internas e externas dos *stakeholders*, ao mesmo tempo em que se cumprem os ODS, com o setor privado tendo pontos fortes particulares, incluindo inovação, capacidade de resposta, eficiência e fornecimento de habilidades e recursos específicos (SCHEYVENS, BANKS, *et al.*, 2016). Entretanto, o envolvimento corporativo aos ODS ainda é, de modo geral, limitado, simbólico e não significativo, segundo o mapeamento realizado por Van der Waal e Thijssens (2020), no qual foram analisadas as 2000 maiores empresas mundiais listadas em bolsas de valores com os ODS.

De acordo com uma pesquisa realizada pelo *UN Global Compact* (2020), 84% das empresas relatam ter tomado medidas para apoiar os ODS. Apesar disso, suas metas geralmente não são ambiciosas o suficiente. Apenas 39% das empresas acreditam ter metas suficientemente ambiciosas para a Agenda 2030, baseiam-se na ciência e/ou alinham-se às necessidades da sociedade (UNITED NATIONS GLOBAL COMPACT, 2020).

Esses resultados levantam preocupações sobre a real eficácia do engajamento empresarial com práticas sustentáveis, em especial aos ODS da Agenda 2030, tornando-se necessário identificar quando as empresas efetivamente alinham suas práticas de ESG e CSR com o desenvolvimento sustentável. Isso é de extrema importância pelo fato de o setor empresarial possuir um forte papel na influência no alcance das metas dos ODS (SCHEYVENS, BANKS, *et al.*, 2016).

Uma das formas de impulsionar um real engajamento empresarial em práticas sustentáveis consiste em definir metas de sustentabilidade desafiadoras. Tais metas, quando bem embasadas, podem moldar planos de ação empresariais, motivando alterações reais na empresa. Entretanto, conforme mostrado na pesquisa do *UN Global Compact* (2020), metas suficientemente ambiciosas para a Agenda 2030 não são comumente encontradas no âmbito empresarial. Isso provavelmente acontece devido à falta de uma metodologia para definição de metas empresariais ambientais com embasamento em estatísticas, já que a maioria das ferramentas encontradas no mercado só são aplicáveis a atividades de mapeamento e relatórios, que ocorrem após o desenvolvimento e até mesmo a implementação de estratégias, com um pequeno número de ferramentas para o estabelecimento de metas (GRAINGER-BROWN, MALEKPOUR, 2019).

Uma possível abordagem inicial para estabelecer uma meta empresarial é conduzir uma análise de *benchmarking*, i.e., o processo de medir o desempenho dos produtos, serviços ou processos de uma empresa em relação aos de outras empresas consideradas. A eficiência da transformação de insumos (*inputs*) em produtos (*outputs*) é uma forma de medir quantitativamente o desempenho de uma empresa. A ineficiência comparativa de uma empresa em relação ao seu *benchmark* permite descobrir quão longe uma empresa está de atingir a eficiência, e esta distância pode ser estabelecida como uma meta. Regressão linear, Análise de Fronteira Estocástica (SFA) e análise envoltória de dados (*Data Envelopment Analysis* - DEA) são alguns dos principais métodos usados para calcular a eficiência relativa.

A DEA, um modelo de programação linear proposto por Charnes, Cooper e Rhodes (1978) para avaliar a eficiência de organizações não lucrativas, tem sido uma das técnicas mais utilizadas na avaliação da eficiência ambiental (MATSUMOTO *et al.*, 2020). A abordagem DEA é uma ferramenta valiosa para a avaliação do desempenho da sustentabilidade, fornecendo uma avaliação sobre os níveis relativos de sustentabilidade que ajudam a encontrar a maneira mais econômica de reduzir a degradação ambiental (ZHOU *et al.*, 2018), além de fornecer uma ligação metodológica entre engenharia, ciências naturais e sociais (SUEYOSHI *et al.*, 2017).

Em um contexto de avaliação de sustentabilidade, a abordagem DEA mede empiricamente a eficiência ambiental, sustentável ou ecológica de como as unidades tomadoras de decisão (*Decision Making Units* - DMUs) transformam *inputs* em *outputs* (SUEYOSHI e GOTO, 2017). A abordagem DEA identifica uma fronteira de eficiência a partir dos dados das quantidades de insumos e produtos das DMUs analisadas. A fronteira de eficiência funciona como um *benchmarking* que permite identificar as DMUs eficientes e ineficientes, bem como definir metas de desempenho para as DMUs com base nas respectivas distâncias até a fronteira, fornecendo aos formuladores de políticas informações cruciais para operar mais eficientemente no ambiente comercial dinâmico, no qual a rivalidade competitiva aumenta exponencialmente (RABAR, 2017).

Vale destacar que este método tem sido aplicado para avaliar países, estados e diferentes tipos de setores e empresas em todo o mundo. Por exemplo, no setor industrial, Egilmez *et al.* (2013) utilizaram a DEA para avaliar a sustentabilidade de 53 DMUs nos setores industriais dos Estados Unidos, utilizando emissões de GEE, uso de energia, consumo de água e geração de resíduos perigosos como insumos e a atividade econômica total como produto. No setor de energia, Sánchez *et al.* (2018) avaliaram a eficiência de 20 países latino-americanos no controle das emissões de gases do efeito estufa, os autores organizaram os países em dois grupos (maiores emissores e menores emissores) e usaram modelos DEA orientados ao *input* com apenas um insumo (emissões de GEE) e dois produtos (geração de energia elétrica e consumo final total de energia) para avaliar as eficiências dos países. Os resultados apresentados mostram o Brasil entre os países com eficiência igual a 100%. Ainda no setor de energia, Chai *et al.* (2020) analisaram a relação entre a melhoria da eficiência técnica de 17 empresas chinesas em 2017 e 2018, utilizando funcionários, capacidade instalada em energia renovável e capacidade instalada em termelétricas a carvão como insumos (*inputs*), geração total de energia como produto desejável (*output*), dióxido de enxofre, NO<sub>x</sub> e emissões de fuligem como produtos indesejáveis (*undesirable outputs*) no modelo DEA. Os autores concluíram que, embora a geração de energia renovável tenha melhores benefícios ambientais, ainda falta eficiência. No setor de construção, Albertini *et al.* (2021) investigaram a eficiência ambiental durante a construção de edifícios em termos de geração de resíduos, consumo de água e energia através da abordagem DEA e do modelo Tobit. Os resultados mostraram uma eficiência média de 83,5%, e cinco dos 16 locais de construção provaram ser 100% eficientes.

Visando auxiliar as empresas a alinharem efetivamente os seus negócios ao desenvolvimento sustentável guiado pela Agenda 2030 e seus ODS, o presente trabalho apresenta uma metodologia para definição de metas de emissões de GEE no contexto empresarial do setor elétrico. A escolha da variável emissões de GEE deve-se ao seu papel de

extrema importância nos ODS 3 (Saúde e bem-estar), 12 (Consumo e produção responsáveis), 13 (Ação contra a mudança global do clima), 14 (Vida na água) e 15 (Vida terrestre) (GRI, 2021).

A metodologia proposta, apresentada na seção 2, baseia-se na análise de agrupamentos, seguida pela aplicação de um modelo DEA. Na sequência, na seção 3, a aplicação da metodologia proposta é ilustrada para o caso de uma empresa brasileira e os resultados obtidos são apresentados e discutidos. Por fim, as principais conclusões do trabalho são resumidas na seção 4.

## 2.0 METODOLOGIA

A metodologia proposta inicia-se com uma seleção internacional de empresas geradoras de energia elétrica comparáveis com a empresa alvo para a qual serão definidas metas de emissões de GEE. Para todas as empresas são coletados dados sobre geração total de energia, geração de energia a partir de fontes fósseis e os lucros antes de juros, impostos, depreciação e amortização (*Earnings before interest, taxes, depreciation and amortization* - EBITDA) referentes ao período de 2017 a 2020.

Conforme ilustrado na Figura 1, a avaliação da eficiência ambiental da empresa alvo envolve duas etapas. Na primeira etapa aplica-se a Análise de Agrupamentos (*cluster analysis*) com o objetivo de identificar o grupo ou *cluster* da empresa alvo, i.e., o grupo com as empresas similares à empresa alvo. Na sequência, a eficiência ambiental da empresa alvo é obtida pela aplicação de um modelo DEA ao conjunto de empresas no grupo da empresa alvo, cuja variável *input* corresponde às emissões de GEE e os *outputs* são a geração de energia fóssil, não fóssil e EBITDA. Por fim, a meta de emissões de GEE para a empresa alvo é definida a partir do respectivo índice de eficiência ambiental.

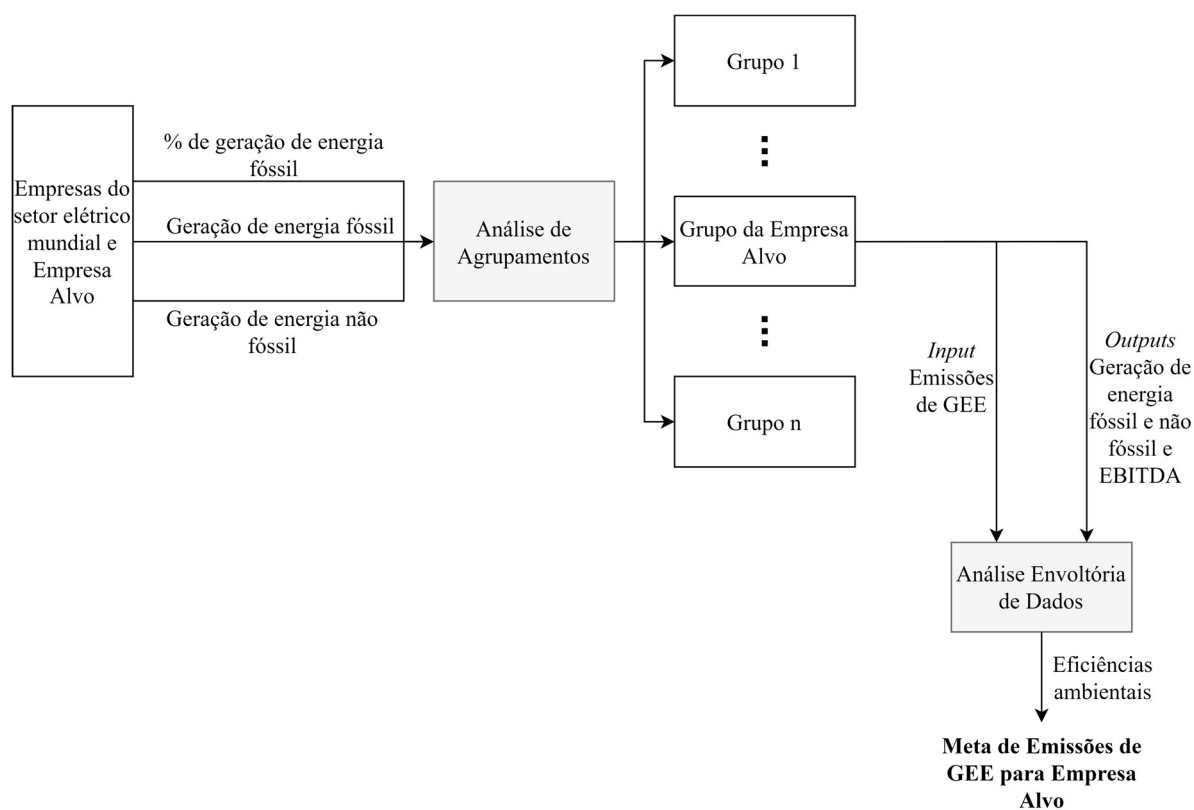


FIGURA 1 – Fluxograma da metodologia proposta

### 2.1 Análise de Agrupamentos

Sabe-se que um mesmo ramo de atividades econômicas pode possuir empresas muito heterogêneas, conforme suas estratégias, integração com outros setores, objetivos, atividades, entre outras características (KAPLAN e NORTON, 2017). No setor elétrico não é diferente, pois é comum observar a presença de empresas que atuam simultaneamente nos segmentos de geração, transmissão, distribuição e comercialização, com algumas inclusive atuando em setores de gestão de resíduos e água. Tal heterogeneidade viola a premissa de DMUs comparáveis e pode comprometer a aplicação da análise envoltória de dados (SENRA, NANJI, *et al.*, 2007). A solução seria comparar as empresas em cada segmento. Porém, geralmente as empresas não reportam os dados desagregados a esse ponto, apenas o seu

total consolidado com indicadores que abrangem todas as atividades, portanto, impossível de selecionar a parcela correspondente apenas à atividade em que se deseja avaliar. Para contornar este problema pode-se recorrer a análise de agrupamentos (*clustering*) com o objetivo de formar grupos (*clusters*) de empresas similares em indicadores selecionados, i.e., grupos de DMUs comparáveis (OMRAN, ENGELBRECHT, *et al.*, 2007). Assim, na metodologia proposta a análise envoltória de dados é precedida pela análise de agrupamentos, uma abordagem conhecida como '*DEA-based clustering*' (PO, GUH, *et al.*, 2009).

Conforme ilustrado na Figura 1, na metodologia proposta as DMUs foram caracterizadas por três atributos: geração de energia não fóssil (GNF), geração de energia fóssil (GF) e percentual de geração fóssil (%GF). Essa caracterização foi feita em duas etapas: a primeira, usando o %GF, foi feita para captar a matriz de geração de cada DMU, já que DMUs com mais geração fóssil estão mais atreladas às emissões de GEE; a segunda, usando GNF e GF, foi feita para captar a escala de produção de cada DMU. Assim, na primeira etapa, cada DMU é caracterizada por apenas uma variável e a dissimilaridade entre uma DMU  $i$  e uma DMU  $j$  pode ser avaliada pela distância euclidiana na Eq. (1), em que  $S_{\%GF}$  denota o desvio padrão amostral. Analogamente, na segunda etapa, cada DMU é um vetor com duas variáveis e a dissimilaridade entre uma DMU  $i$  e uma DMU  $j$  pode ser avaliada pela distância euclidiana na Eq. (2), em que  $S_{GNF}$  e  $S_{GF}$  denotam os desvios padrão amostrais das variáveis GNF e GF, respectivamente. Destaca-se que a distância resultante da Eq. (2) corresponde ao resultado da distância euclidiana calculada a partir das variáveis padronizadas. As distâncias entre todas as DMUs podem ser organizadas em uma matriz de distâncias, uma matriz simétrica,  $D(DMU_i; DMU_j) = D(DMU_j; DMU_i)$ , com elementos nulos na diagonal,  $D(DMU_i; DMU_i) = D(DMU_j; DMU_j) = 0$ .

$$D(DMU_i; DMU_j) = \sqrt{\left(\frac{\%GF_i - \%GF_j}{S_{\%GF}}\right)^2} \quad (1)$$

$$D(DMU_i; DMU_j) = \sqrt{\left(\frac{GNF_i - GNF_j}{S_{GNF}}\right)^2 + \left(\frac{GF_i - GF_j}{S_{GF}}\right)^2} \quad (2)$$

Neste trabalho aplicou-se o método de encadeamento médio (*average linkage*), um método hierárquico aglomerativo (JOHNSON & WICHERN, 1998), i.e., inicialmente cada *cluster* tem apenas uma DMU e em cada iteração do algoritmo dois *clusters* são agregados até que após várias iterações reste apenas um grupo com todos as DMUs. Inicialmente, as distâncias entre os *clusters* correspondem às distâncias euclidianas entre duas DMUs, calculadas pela Eq. (1) e Eq. (2), pois cada *cluster* tem apenas uma DMU. Os *clusters* mais próximos são os mais semelhantes e, portanto, são os primeiros a serem agrupados. À medida que os *clusters* vão sendo agrupados, a ordem da matriz de distâncias diminui de uma unidade e as distâncias entre dois *clusters* são atualizadas pelas médias das distâncias entre as DMUs nos dois *clusters*, conforme indicado na Figura 2 e na Figura 3. Ao final, o método de encadeamento completo agrupa sucessivamente os  $N$  objetos (DMUs) em  $N-1$ ,  $N-2$ , ...,  $2$ ,  $1$  *clusters*, obtendo ao final uma estrutura em árvore conhecida como dendrograma e que permite identificar a estrutura natural de agrupamentos das DMUs.

## 2.2 Análise Envoltória de Dados (DEA)

Introduzido por Charnes *et al.* (1978), a DEA é uma técnica não paramétrica utilizada para avaliar a eficiência de unidades tomadoras de decisão (*decision-making units* - DMUs), i.e., unidades que empregam processos tecnológicos similares na transformação de múltiplos insumos em múltiplos produtos. O método utiliza programação linear para construir uma fronteira de eficiência baseada apenas em observações das quantidades de insumos e produtos das DMUs avaliadas, sem exigir qualquer conhecimento prévio de qualquer relação de importância (pesos) entre as variáveis consideradas. A fronteira de produção serve como referência para comparar os desempenhos das DMUs, na qual as eficientes (eficiência igual a 1) localizam-se na fronteira, enquanto as ineficientes situam-se abaixo da fronteira e os desvios em relação à fronteira quantificam suas ineficiências, que podem ser usadas na definição de metas para as DMUs.

Existem vários tipos de modelos DEA, mas dois se destacam como pioneiros e os mais amplamente utilizados na literatura: o modelo com retorno constante de escala (CRS) (CHARNES *et al.*, 1978) e o modelo com retorno variável de escala (VRS) (BANKER *et al.*, 1984). Em geral, ambos os modelos podem ser orientados ao insumo, i.e., a ineficiência está associada às sobras de insumos (consumo perdulário dos recursos), ou orientados ao produto, i.e., a ineficiência está associada à produção abaixo do possível. Como a metodologia aqui proposta objetiva a definição de uma meta de emissões de GEE, tomando como referência empresas do setor elétrico mundial previamente classificadas na análise de agrupamentos, foi usado o modelo DEA-CRS orientado ao insumo. A implementação computacional do modelo foi realizada por meio do pacote "Benchmarking" (BOGETOF e OTTO, 2019) disponível para o ambiente R. Assim, a eficiência ambiental ( $E_o$ ) da DMU avaliada ( $DMU_o$ ) corresponde à solução do modelo de programação linear na Eq. (3) com  $n+1$  restrições (cada restrição corresponde a uma DMU) e quatro variáveis de decisão, entra elas os pesos atribuídos às três variáveis que caracterizam as DMUs.

$$E_o = \text{Max } u_1 GNF_0 + u_2 GF_0 + u_3 EBITDA_0 \quad (3)$$

s.a.

$$\begin{aligned} u_1 GNF_i + u_2 GF_i + u_3 EBITDA_i - v_1 GEE_i &\leq 0 \quad \forall i = 1, n \\ v_1 GEE_0 &= 1 \\ v_1, u_1, u_2, u_3 &\geq 0 \quad u^* \in \Re \end{aligned}$$

Na Eq. (3), as variáveis de decisão  $v_1$ ,  $u_1$ ,  $u_2$  e  $u_3$  são os pesos atribuídos ao insumo (GEE) e aos produtos (GNF, GF e EBITDA). Em um modelo DEA, os insumos são variáveis do tipo quanto menor melhor, enquanto os produtos são variáveis do tipo quanto maior melhor. A emissões de GEE são um subproduto indesejável que deve ser minimizado. Assim, na metodologia proposta a emissão de GEE foi tratada como variável insumo (HALKOS, PETROU, 2019). Adicionalmente, a geração de energia fóssil, geração de energia não fóssil e o EBITDA foram tratados como produtos. Esses indicadores foram escolhidos por representarem os principais produtos de uma empresa do setor elétrico (CAIADO *et al.*, 2020, CHAI *et al.*, 2020).

### 3.0 RESULTADOS

Para aplicação da metodologia, a Eletrobras, como referência o seu desempenho em 2020, foi definida como Empresa Alvo. Inicialmente, foram levantadas informações de 50 empresas do setor elétrico mundial, com base no *ranking* de sustentabilidade *World Benchmarking Alliance* e base de relatórios GRI. Entretanto, 20 dessas empresas não atenderam as exigências iniciais necessárias para a aplicação da metodologia, i.e., não tinham atividades de geração, principal causadora de emissões de GEE e/ou não foram encontradas informações sobre suas emissões de GEE, total de energia gerada e/ou energia fóssil gerada.

Portanto, 30 empresas tiveram dados de emissões de GEE, energia fóssil gerada e EBITDA no período de 2017 a 2020, coletados a partir dos seus relatórios anuais de sustentabilidade e relatórios financeiros. Como em alguns anos algumas empresas não disponibilizaram todas as informações necessárias, isso resultou em 95 DMUs, incluindo a Eletrobras nos 4 anos. Assim, o desempenho de uma empresa em 2020 é comparado ao desempenho de suas congêneres, ao longo dos três anos do painel de dados, e também com o seu próprio desempenho. Esta abordagem possibilita a análise da evolução temporal de cada empresa, considerando que não houve mudança tecnológica ao longo do período analisado, uma hipótese plausível para as empresas que atuam no ramo de atividade avaliado.

A partir dos dados de geração de energia fóssil (GF) e não fóssil (GNF) e percentual de energia fóssil gerada (%GF), foi aplicada a análise de agrupamentos em duas etapas, cujo resultados são os *clusters* indicados na Figura 2 e na Figura 3. Na primeira etapa, usando o percentual de energia fóssil gerada (%GF), a “Empresa Alvo”, Eletrobras\_2020, foi classificada no *cluster* 1 com 67 DMUs. Na sequência, o *cluster* com a “Empresa Alvo” é desagregado com base nas variáveis energia fóssil e não fóssil, com a “Empresa Alvo” ficando no *cluster* 1 com 14 DMUs, um número superior a 12, o mínimo recomendado neste caso e que corresponde à  $3 \times (1 \text{ variável input} + 3 \text{ variáveis outputs})$ . Portanto, o *cluster* 1, formado pelas DMUs na Tabela 1, está apto para a aplicação da análise envoltória de dados.

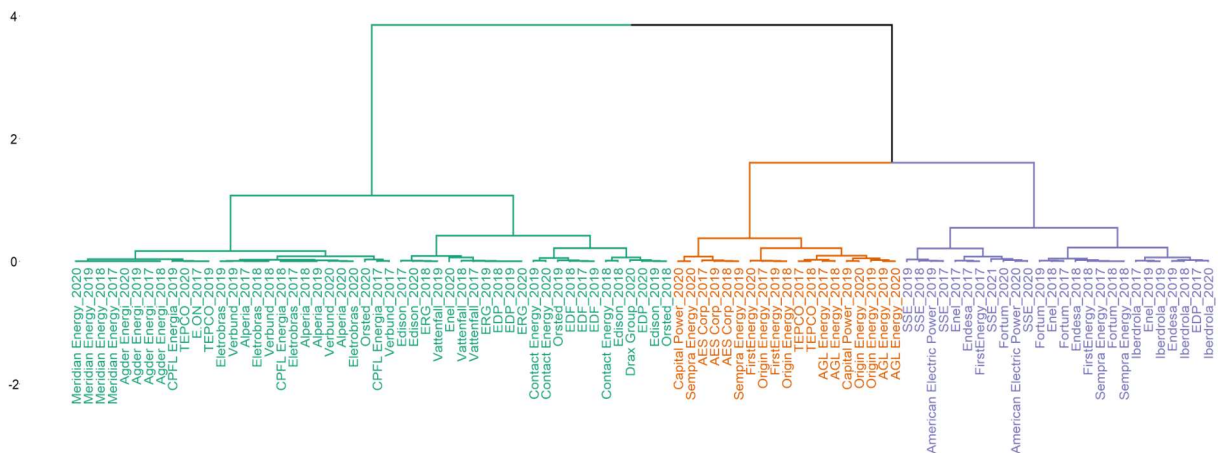


FIGURA 2 – Resultado da 1ª etapa da análise de agrupamentos

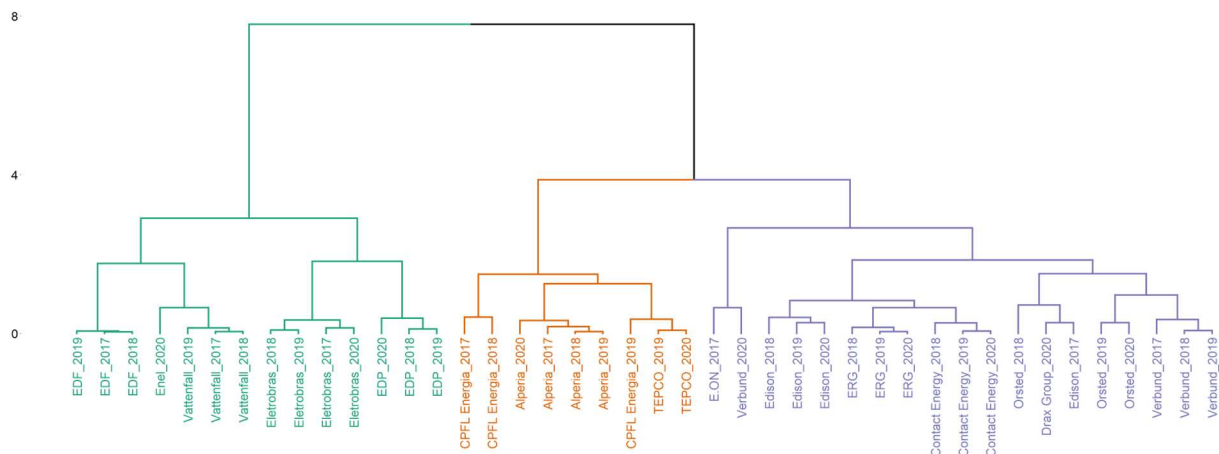


FIGURA 3 – Resultado da 2ª etapa da análise de agrupamentos

TABELA 1 – DMUs do *cluster* 1 (*cluster* da Empresa Alvo) e respectivos *input* e *outputs* usados no modelo DEA.

DMU	<i>Input</i>	<i>Outputs</i>		
	GEE [t CO <sub>2eq</sub> ]	ENF [GWh]	EF [GWh]	EBITDA [M. EUR]
EDF_2017	149257770	529926	79489	13742
EDF_2018	147042235	539121	76673	14898
EDF_2019	152841412	512252	75787	16723
EDP_2018	30348000	48810	22804	3317
EDP_2019	26922000	45192	21039	3706
EDP_2020	21457000	48097	15580	3950
Eletrobras_2017	5678872	174466	7682	2821
Eletrobras_2018	6063440	173743	9503	4429
Eletrobras_2019	5897384	176269	8756	2600
Eletrobras_2020	6046209	188345	6838	1803
Enel_2020	95235000	131199	75909	17940
Vattenfall_2017	44000000	99600	47400	3571
Vattenfall_2018	44600000	103000	46200	3348
Vattenfall_2019	38700000	103300	41500	4011

As eficiências ambientais para o *cluster* 1, formado pelas DMUs da Tabela 1, são obtidas pela modelo DEA-CRS orientado ao insumo. Os resultados são apresentados na Figura 4.

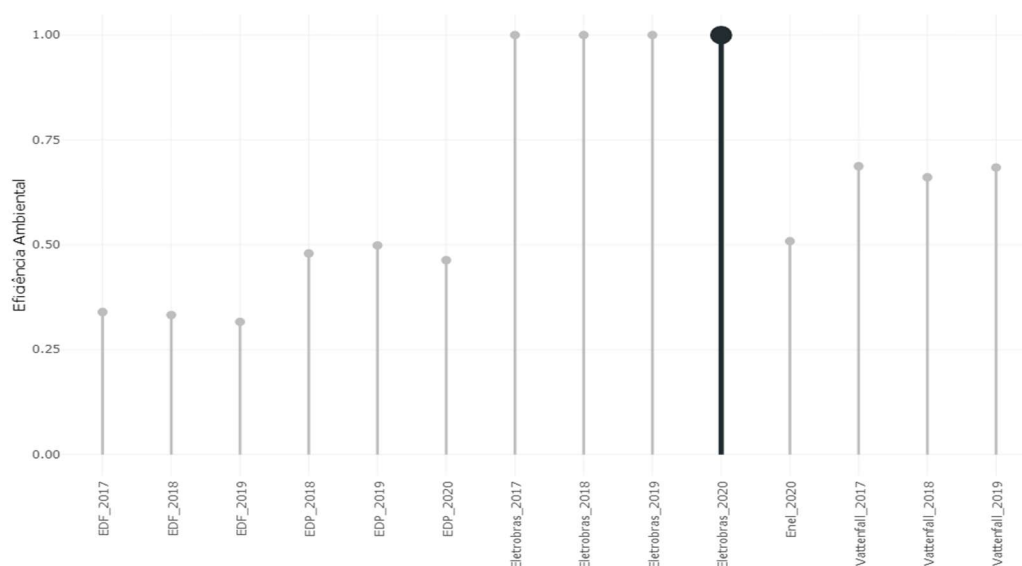


FIGURA 4 – Eficiências ambientais do grupo da Empresa Alvo

Como resultado da Figura 4, a Eletrobras\_2020 se mostrou eficiente. Portanto, por estar na fronteira de eficiência, sua meta de emissões de GEE será de manutenção, a priori, para o ano seguinte. Uma meta de manutenção também pode ser considerada desafiadora, principalmente ao considerar o crescimento anual da geração da Eletrobras nos 4 anos analisados, o que pode levar a uma maior emissão de GEE.

Adicionalmente, a eficiência média do *cluster* foi de 0.64, com 4 das 14 DMUs na fronteira. Portanto, é um resultado discriminatório com bom ajuste à fronteira. Vale destacar que sem a aplicação prévia da análise de agrupamento, o modelo DEA aplicado para todas as 95 DMUs resultaria em uma eficiência média de 0.05, o que tornaria as metas de emissões de GEE para empresas ineficientes inatingíveis.

#### 4.0 CONCLUSÕES

O *benchmarking* é um instrumento importante na formulação de políticas e estratégias corporativas, sendo que a abordagem DEA é uma das principais técnicas usadas na sua implementação. Neste trabalho, foi apresentada uma metodologia baseada em análise de agrupamentos e modelos DEA para auxiliar o processo de quantificação de metas para as emissões de gases do efeito estufa (GEE), uma contribuição das empresas para os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS).

As empresas atuantes em mesmo setor não são exatamente homogêneas, pois podem ter tamanhos, estruturas organizacionais, culturas e estratégias de mercado diferentes. Assim, diante de uma ampla base de empresas de geração de energia no Brasil e no exterior, a análise de agrupamentos (*clustering*) teve como objetivo identificar grupos ou *clusters* de empresas similares ou comparáveis no que tange ao percentual de geração fóssil e ao total de geração fóssil/não fóssil. A busca por grupos de empresas comparáveis visou evitar a atribuição de metas inviáveis para a emissão de GEE.

Já a abordagem DEA quantificou as eficiências das empresas classificadas em um mesmo *cluster*, calculadas a partir de uma fronteira de eficiência (*benchmark*), na qual consideram-se os *trade-off* entre geração fóssil/não fóssil, EBITDA e emissões de GEE. Visando traduzir os escores de eficiência em metas de redução de GEE, o modelo DEA proposto é orientado ao insumo e tem apenas o GEE como variável insumo.

Os resultados obtidos mostram que a Eletrobras é eficiente quando comparada com grandes *players* internacionais do setor, um resultado explicado pela expressiva participação da geração hidrelétrica mantida pela empresa. Além disso, as metas para os demais *players* são factíveis e podem ser alcançadas no caso de as empresas seguirem a tendência mundial de investimentos em geração renovável, sobretudo eólica.

Pesquisas futuras podem avaliar a interação entre esta metodologia e a *Science-Based Targets* (SBTi) (SBTi, 2020). A metodologia aqui proposta concentra-se em estabelecer metas alinhadas com o setor e o plano de negócios da empresa no curto prazo, enquanto a metodologia SBTi alinha as metas com cenários globais de mitigação de longo prazo e poderia ser uma complementação interessante para a avaliação.

#### 5.0 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALBERTINI, F., GOMES, L. P., GRONDONA, A. E. B., *et al.* "Assessment of environmental performance in building construction sites: Data envelopment analysis and Tobit model approach", **Journal of Building Engineering**, v. 44, n. June, p. 102994, 2021. DOI: 10.1016/j.jobbe.2021.102994. .

BANKER, R. D., CHARNES, A., COOPER, W. W. "Some models for estimating technical and scale inefficiencies in Data Envelopment Analysis", **Management Science**, v. 30, n. 9, p. 1078–1092, 1984. DOI: 10.1287/mnsc.30.9.1078. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/2631725?origin=JSTOR-pdf&seq=1>. Acesso em: 26 nov. 2020.

BOGETOF, P., OTTO, L. **Benchmark with DEA and SFA**. . [S.l.: s.n.]. Disponível em: <https://cran.r-project.org/web/packages/Benchmarking/Benchmarking.pdf>. Acesso em: 24 nov. 2020. , 2019

BOWLIN, W. F. "Measuring Performance: An Introduction to Data Envelopment Analysis (DEA)", **The Journal of Cost Analysis**, v. 15, n. 2, p. 3–27, 1998. DOI: 10.1080/08823871.1998.10462318. .

CAIADO, R. G. G., HEYMANN, M. C., SILVEIRA, C. L. R., *et al.* "Measuring the eco-efficiency of Brazilian energy companies using DEA and directional distance function", **IEEE Latin America Transactions**, v. 18, n. 11, p. 1844–1852, 2020. DOI: 10.1109/TLA.2020.9398625. .

CHAI, J., FAN, W., HAN, J. "Does the Energy Efficiency of Power Companies Affect Their Industry Status? A DEA Analysis of Listed Companies in Thermal Power Sector", **Sustainability (Switzerland)**, v. 12, n. 1, p. 1–12, 2020. DOI: 10.3390/SU12010138. .

CHARNES, A., COOPER, W. W., RHODES, E. "Measuring the efficiency of decision making units", **European Journal of Operational Research**, v. 2, n. 6, p. 429–444, 1978. DOI: 10.1016/0377-2217(78)90138-8. .

EGILMEZ, G., KUCUKVAR, M., TATARI, O. "Sustainability assessment of U.S. manufacturing sectors: An economic input output-based frontier approach", **Journal of Cleaner Production**, v. 53, p. 91–102, 2013. DOI: 10.1016/j.jclepro.2013.03.037. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2013.03.037>.

ELKINGTON, J. **Cannibals with Forks: The triple bottom line of 21st century business**. [S.l.], Capstone, Oxford, 1997.

GRAINGER-BROWN, J., MALEKPOUR, S. "Implementing the sustainable development goals: A review of strategic tools and frameworks available to organisations", **Sustainability (Switzerland)**, v. 11, n. 5, p. 1381, 2019. DOI: 10.3390/su11051381. .

GRI. **Linking the SDGs and the GRI Standards**. 2021. Disponível em: <https://www.globalreporting.org/search/?query=Linking+the+SDGs+and+the+GRI+Standards>. Acesso em: 13 set. 2021.

HALKOS, G., PETROU, K. N. "Treating undesirable outputs in DEA: A critical review", **Economic Analysis and Policy**, v. 62, p. 97–104, Jun. 2019. DOI: 10.1016/j.eap.2019.01.005. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0313592618304053>.

KAPLAN, R.S., NORTON, D.P. **Alinhamento: utilizando o Balanced Scorecard para criar sinergias corporativas**, Rio de Janeiro: Alta Books, 2017.

MATSUMOTO, K., MAKRIDOU, G., DOUMPOS, M. "Evaluating environmental performance using data envelopment analysis: The case of European countries", **Journal of Cleaner Production**, v. 272, p. 122637, 2020. DOI: 10.1016/j.jclepro.2020.122637. .

OMRAN, M. G. H., ENGELBRECHT, A. P., SALMAN, A. "An overview of clustering methods", **Intelligent Data Analysis**, v. 11, n. 6, p. 583–605, 2007. DOI: 10.3233/ida-2007-11602. Disponível em: [https://www.researchgate.net/publication/220571682\\_An\\_overview\\_of\\_clustering\\_methods](https://www.researchgate.net/publication/220571682_An_overview_of_clustering_methods). Acesso em: 25 nov. 2020.

PO, R. W., GUH, Y. Y., YANG, M. S. "A new clustering approach using data envelopment analysis", **European Journal of Operational Research**, v. 199, n. 1, p. 276–284, 2009. DOI: 10.1016/j.ejor.2008.10.022. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2008.10.022>. Acesso em: 20 nov. 2020.

RABAR, D. "An overview of data envelopment analysis application in studies on the socio-economic performance of OECD countries", **Economic Research-Ekonomska Istraživanja**, v. 30, n. 1, p. 1770–1784, 18 Jan. 2017. DOI: 10.1080/1331677X.2017.1383178. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/1331677X.2017.1383178>.

SÁNCHEZ, L., VÁSQUEZ, C., VILORIA, A. "The data envelopment analysis to determine efficiency of Latin-American countries for greenhouse gases control in electric power generation", **International Journal of Energy Economics and Policy**, 8(3), p. 197–208, 2018.

SBTI. **Companies Taking Action**. 2020. Disponível em: <https://sciencebasedtargets.org/companies-taking-action>. Acesso em: 11 jan. 2021.



SCHEYVENS, R., BANKS, G., HUGHES, E. "The Private Sector and the SDGs: The Need to Move Beyond 'Business as Usual'", **Sustainable Development**, v. 24, n. 6, p. 371–382, Nov. 2016. DOI: 10.1002/sd.1623. Disponível em: <http://doi.wiley.com/10.1002/sd.1623>.

SENRA, L. F. A. D. C., NANJI, L. C., MELLO, J. C. C. B. S. de, *et al.* "Estudo sobre métodos de seleção de variáveis em DEA", **Pesquisa Operacional**, v. 27, n. 2, p. 191–207, Aug. 2007. DOI: 10.1590/S0101-74382007000200001. Disponível em: [http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0101-74382007000200001&lng=pt&tlng=pt](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0101-74382007000200001&lng=pt&tlng=pt). Acesso em: 24 jun. 2020.

SUEYOSHI, T., GOTO, M. "World trend in energy: an extension to DEA applied to energy and environment ", **Journal of Economic Structures**, v. 6, 13, p. 104–124, 2017.

SUEYOSHI, T., YUAN, Y., GOTO, M. "A literature study for DEA applied to energy and environment", **Energy Economics**, v. 62, p. 104–124, 2017. DOI: 10.1016/j.eneco.2016.11.006. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.eneco.2016.11.006>.

UNITED NATIONS GLOBAL COMPACT. **Uniting business in the decade building on 20 years of progress**. . [S.l: s.n.], 2020. Disponível em: <https://unglobalcompact.org/library/5747>. Acesso em: 29 nov. 2020.

UNITED NATIONS. **Transforming our world: the 2030 Agenda for Sustainable Development**. . [S.l: s.n.], 2015. Disponível em: [https://sustainabledevelopment.un.org/content/documents/21252030\\_Agenda\\_for\\_Sustainable\\_Development\\_web.pdf](https://sustainabledevelopment.un.org/content/documents/21252030_Agenda_for_Sustainable_Development_web.pdf). Acesso em: 26 apr. 2021.

VAN DER WAAL, J. W. H., THIJSSSENS, T. "Corporate involvement in Sustainable Development Goals: Exploring the territory", **Journal of Cleaner Production**, v. 252, p. 119625, 2020. DOI: 10.1016/j.jclepro.2019.119625. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.119625>.

JOHNSON, R. A., WICHERN, D. W. Applied Multivariate Statistical Analysis (4th ed). New Jersey: Prentice-Hall, 1998.

ZHOU, H., YANG, Y., CHEN, Y., *et al.* "Data envelopment analysis application in sustainability: The origins, development and future directions", **European Journal of Operational Research**, v. 264, n. 1, p. 1–16, 2018. DOI: 10.1016/j.ejor.2017.06.023. .

## DADOS BIOGRÁFICOS



Rodrigo Gomes Távora Maia, Engenheiro Ambiental pela Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ) e mestrando em Planejamento Ambiental pelo Programa de Planejamento Energético (PPE) da COPPE/UFRJ. Atua como bolsista no Centro de Pesquisas de Energia Elétrica (CEPEL/ELETROBRAS), na área de otimização energética e meio ambiente, auxiliando na gestão, monitoramento e criação de indicadores de sustentabilidade.



José Francisco Moreira Pessanha é Bacharel em Estatística (Ence, 1992), Engenheiro Eletricista (Uerj, 1994), Mestre e Doutor em Engenharia Elétrica pela Coppe/UFRJ (1999) e Puc-Rio (2006) respectivamente. Dr. Pessanha é pesquisador do Centro de Pesquisas de Energia Elétrica (Cepel) e professor adjunto da Universidade do Estado do Rio de Janeiro (Uerj) no curso de graduação em Estatística, no Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis e no Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Gestão Pública. Em 2016 realizou pós-doutorado no InescTec Porto em Portugal. As suas principais áreas de interesse incluem previsão de mercado, previsão de carga, previsão da geração eólica, tarifação da distribuição, estatística multivariada e análise de produtividade/eficiência.



Katia Cristina Garcia é Engenheira Química, formada pela Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, com Pós-Doutorado em Adaptação às Mudanças Climáticas pela Université Grenoble Alpes da França (IEPG-UJF-UPMF), Doutora em Planejamento Energético e Ambiental pela COPPE/UFRJ e Mestre em Engenharia de Produção pela COPPE/UFRJ, possuindo também MBA em Desenvolvimento Gerencial pela FGV/SP. Pesquisadora do Centro de Pesquisas de Energia Elétrica (CEPEL) e Coordenadora do Comitê de Gestão de Sustentabilidade do Centro. Membro do Comitê de Meio Ambiente do Cigré (C3) e representante brasileira no Working Group C3.20.