

**FERNANDO JOSÉ SALVADOR PREBIANCHI**

**ESTUDO DA EFICIÊNCIA DE LINHAS DE  
PRODUÇÃO DE REFRIGERANTES APLICANDO  
O MÉTODO DA ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE  
DADOS (DEA)**

São Paulo  
2023



**FERNANDO JOSÉ SALVADOR PREBIANCHI**

**ESTUDO DA EFICIÊNCIA DE LINHAS DE  
PRODUÇÃO DE REFRIGERANTES APLICANDO  
O MÉTODO DA ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE  
DADOS (DEA)**

Trabalho apresentado à Escola Politécnica  
da Universidade de São Paulo para ob-  
tenção do Diploma de Engenheiro de  
Produção.

São Paulo  
2023



**FERNANDO JOSÉ SALVADOR PREBIANCHI**

**ESTUDO DA EFICIÊNCIA DE LINHAS DE  
PRODUÇÃO DE REFRIGERANTES APLICANDO  
O MÉTODO DA ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE  
DADOS (DEA)**

Trabalho apresentado à Escola Politécnica  
da Universidade de São Paulo para ob-  
tenção do Diploma de Engenheiro de  
Produção.

Orientador:  
Prof. Dr. Dario Ikuo Miyake

São Paulo  
2023



*A todos aqueles que de alguma forma  
estiveram comigo. Sou o resultado da  
confiança e da força de cada um de  
vocês.*



## AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente à minha família e a Deus, por estarem sempre ao meu lado.

Aos meus pais, Elis e Paulo, pelo apoio incondicional, educação, amor, paciência e por sempre me proporcionarem o melhor que puderam.

A minha irmã Letícia, pelo companheirismo, carinho e por ser minha parceira nos bons e nos maus momentos.

Aos meus amigos e a minha namorada Isabella, por estarem comigo me motivando, compartilhando experiências e por tornarem essa jornada muito mais leve e especial.

Aos grandes professores e profissionais das instituições em que estudei. Vocês foram fundamentais para o meu crescimento pessoal, acadêmico e profissional.

Ao professor Dario Ikuo Miyake, por sua dedicação, acessibilidade, flexibilidade e orientação durante a realização deste trabalho.

Gostaria de registrar também meus sinceros agradecimentos à empresa em que realizei meu estágio e a todos meus colegas da companhia, por estarem sempre dispostos a ajudar e interessados, tanto quanto eu, em meu desenvolvimento.

E a todos que de alguma forma contribuíram para a realização deste trabalho de formatura



“

O sucesso nada mais é que ir de fracasso em fracasso sem que se perca o entusiasmo.

”

– Winston Churchill



## RESUMO

O presente trabalho tem por objetivo analisar a eficiência relativa de vinte e duas unidades tomadoras de decisão de uma grande engarrafadora de bebidas através da Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* – DEA) durante os três primeiros trimestres do ano de 2023. Para tanto, foi realizada uma análise quantitativa das linhas de produção responsáveis por envasar diferentes sabores de refrigerantes em garrafas PET não retornáveis, através da seleção inicial de variáveis e aplicado o modelo BCC, que admite retornos variáveis de escala, para geração dos resultados. Assim, após a aplicação da metodologia, foi possível identificar, dentre todas as unidades presentes no estudo, linhas que servirão como *benchmark* para aquelas ineficientes. Por fim, são indicados possíveis pontos de melhoria no processo, além da sugestão de integração da metodologia com softwares de gestão do processo.

**Palavras-chave:** Análise Envoltória de Dados, DEA, Eficiência, Manufatura, Linhas de produção de bebidas.

## ABSTRACT

This study aims to analyze the relative efficiency of twenty-two decision-making units within a large beverage bottling company using Data Envelopment Analysis (DEA) during the first three quarters of the year 2023. The research involves a quantitative analysis of production lines responsible for filling various flavors of non-returnable PET bottled sodas. Initially selecting variables and applying the BCC model, that admits variable returns to scale, to generate results. Following the methodology, benchmarking lines were identified among all units, serving as reference points for the inefficient ones. The findings highlight potential process improvement areas, accompanied by recommendations for integrating the methodology with process management software. This research contributes to enhancing decision-making processes and overall operational efficiency within the beverage production industry.

**Keywords:** Data Envelopment Analysis, DEA, Efficiency, Manufacturing, Beverage Production Lines.

## LISTA DE FIGURAS

1	Comparação entre as fronteiras de eficiência dos modelos CCR e BCC . . . . .	31
2	Pré-forma e garrafa PET . . . . .	43
3	Fardo contendo seis garrafas PET . . . . .	45
4	<i>Layout</i> de linha de produção de envase de refrigerante em garrafa PET . . . . .	46
5	Método I-O <i>Stepwise</i> exaustivo completo . . . . .	50
6	Método Multicritério de Seleção de Variáveis . . . . .	52
7	Método Multicritério Combinatório Inicial de Seleção de Variáveis . . . . .	54
8	Primeira fase do Método Multicritério Combinatório por Cenários de Seleção de Variáveis . . . . .	56
9	Segunda fase do Método Multicritério Combinatório por Cenários de Seleção de Variáveis . . . . .	57
10	Passos 1 e 2 para utilização do <i>software</i> . . . . .	59
11	Passos 3, 4 e 5 para utilização do <i>software</i> . . . . .	60
12	Passos 6, 7 e 8 para utilização do <i>software</i> . . . . .	61
13	Coleta de dados e respectivas fontes . . . . .	66
14	Comparação entre as linhas D6 e E15 . . . . .	79
15	Comparação entre as linhas A2, D5 e E8 . . . . .	80
16	Comparação entre as linhas F2 e G4 . . . . .	81
17	Comparação entre as linhas A3, B2 e H4 . . . . .	82
18	Comparação entre eficiências calculada pelo método DEA e pelo sistema de medição da empresa . . . . .	86

## LISTA DE TABELAS

1	Volume de produção . . . . .	20
2	Quantidades de linhas de produção . . . . .	20
3	Modelos CCR . . . . .	32
4	Modelos BCC . . . . .	33
5	Relação de linhas, bebidas e embalagens da Fábrica A . . . . .	37
6	Relação de linhas, bebidas e embalagens da Fábrica B . . . . .	38
7	Relação de linhas, bebidas e embalagens da Fábrica C . . . . .	38
8	Relação de linhas, bebidas e embalagens da Fábrica D . . . . .	39
9	Relação de linhas, bebidas e embalagens da Fábrica E . . . . .	40
10	Relação de linhas, bebidas e embalagens da Fábrica F . . . . .	40
11	Relação de linhas, bebidas e embalagens da Fábrica G . . . . .	41
12	Relação de linhas, bebidas e embalagens da Fábrica H . . . . .	41
13	Relação das DMUs selecionadas em cada fábrica . . . . .	63
14	Variáveis selecionadas . . . . .	64
15	Normalização dos dados . . . . .	67
16	Escolha do par inicial . . . . .	69
17	Escolha da terceira variável . . . . .	70
18	Escolha da quarta variável . . . . .	71
19	Escolha da quinta variável . . . . .	72
20	Escolha da sexta variável . . . . .	73
21	Escolha da sétima variável . . . . .	74
22	Cenários ao final da primeira fase . . . . .	75
23	Segunda fase - Comparação de cenários . . . . .	76

24	Eficiência relativa obtida com o método DEA . . . . .	78
25	Ranking de DMUs classificadas por eficiência relativa . . . . .	83
26	<i>Benchmarking</i> de DMUs . . . . .	84
27	Eficiência geral calculada pela empresa . . . . .	85

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BCC	Banker, Charnes e Cooper
BI	<i>Business Intelligence</i>
CCR	Charnes, Cooper e Rhodes
CF	Caixa-Física
CRS	<i>Constant Returns to Scale</i>
DEA	<i>Data Envelopment Analysis</i>
DMU	<i>Decision Making Unit</i>
ERP	<i>Enterprise Resource Planning</i>
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
INEP	Inst. Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira
IO	<i>Input-Oriented</i>
NO	<i>Non-Oriented</i>
OKR	<i>Objectives and Key Results</i>
OO	<i>Output-Oriented</i>
OSDEA-GUI	<i>Open Source Data Envelopment Graphical User Interface</i>
PET	Polietileno tereftalato
SAP	<i>Systemanalysis Programmentwicklung</i>
SKU	<i>Stock Keeping Unit</i>
STN	Secretaria do Tesouro Nacional
VRS	<i>Variable Returns to Scale</i>

# SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>19</b>
1.1	O trabalho de formatura e o estágio . . . . .	19
1.2	Problemática e relevância do projeto . . . . .	20
1.3	Método de análise de dados . . . . .	21
1.4	Objetivos . . . . .	22
1.4.1	Objetivo geral . . . . .	22
1.4.2	Objetivos específicos . . . . .	23
1.5	Estrutura do trabalho . . . . .	23
<b>2</b>	<b>Referencial teórico</b>	<b>25</b>
2.1	A metodologia DEA . . . . .	25
2.2	Conceitos fundamentais . . . . .	26
2.2.1	Eficiência, eficácia e produtividade . . . . .	26
2.2.1.1	Eficiência . . . . .	26
2.2.1.2	Eficácia . . . . .	27
2.2.1.3	Produtividade . . . . .	27
2.2.2	<i>Benchmarking</i> . . . . .	28
2.2.3	<i>Decision Making Units</i> (DMU) . . . . .	28
2.2.4	Fronteira de Eficiência . . . . .	29
2.2.5	Escala de produção . . . . .	30
2.2.6	Modelos clássicos . . . . .	30
2.2.6.1	Modelo CCR . . . . .	31
2.2.6.2	Modelo BCC . . . . .	32

<b>3 A empresa</b>	<b>34</b>
3.1 Informações gerais . . . . .	34
3.2 Distribuição geográfica . . . . .	34
3.3 Produtos produzidos . . . . .	35
3.3.1 Refrigerantes . . . . .	35
3.3.2 Água e bebidas hidratantes . . . . .	36
3.3.3 Bebidas à base de chá . . . . .	36
3.3.4 Sucos e Néctares . . . . .	36
3.3.5 Bebidas Energéticas . . . . .	36
3.4 Linhas de produção . . . . .	37
3.4.1 Fábrica A . . . . .	37
3.4.2 Fábrica B . . . . .	37
3.4.3 Fábrica C . . . . .	38
3.4.4 Fábrica D . . . . .	38
3.4.5 Fábrica E . . . . .	39
3.4.6 Fábrica F . . . . .	40
3.4.7 Fábrica G . . . . .	41
3.4.8 Fábrica H . . . . .	41
3.5 <i>Layout</i> de linha de envase de refrigerante em PET . . . . .	42
3.5.1 Equipamentos . . . . .	42
3.5.2 Arranjo físico . . . . .	46
<b>4 Procedimento metodológico</b>	<b>47</b>
4.1 Seleção de DMUs . . . . .	47
4.2 Seleção de variáveis . . . . .	48
4.3 Coleta de dados . . . . .	48
4.4 Escolha do modelo DEA . . . . .	49

4.4.1	Método I-O <i>Stepwise</i> Exaustivo Completo . . . . .	49
4.4.2	Método Multicritério para Seleção de Variáveis em Modelos DEA . . . . .	51
4.4.3	Método Multicritério Combinatório Inicial para Seleção de Variáveis . . . . .	53
4.4.4	Método Multicritério Combinatório por Cenários para Seleção de Variáveis . . . . .	55
4.5	Execução da análise DEA . . . . .	58
4.5.1	<i>Software</i> utilizado . . . . .	58
4.5.1.1	Passo a passo para utilização do <i>software</i> . . . . .	59
4.6	Interpretação e comunicação dos resultados . . . . .	61
<b>5</b>	<b>Modelagem para aplicação do método DEA</b>	<b>62</b>
5.1	Seleção de DMUs . . . . .	62
5.2	Seleção de variáveis . . . . .	63
5.2.1	Utilização de linha (%) . . . . .	64
5.2.2	Paradas (%) . . . . .	64
5.2.3	Quantidades de SKUs (unidades) . . . . .	65
5.2.4	Perdas (R\$) . . . . .	65
5.2.5	Perdas (%) . . . . .	65
5.2.6	Volume de produção (em litros) . . . . .	65
5.2.7	Volume de produção (em caixas-físicas) . . . . .	66
5.3	Coleta de dados . . . . .	66
5.4	Escolha do modelo DEA e execução do método . . . . .	67
<b>6</b>	<b>Resultados gerados pelo modelo e análise dos resultados</b>	<b>77</b>
6.1	Análise a partir de <i>inputs</i> semelhantes . . . . .	78
6.2	Análise a partir de <i>outputs</i> semelhantes . . . . .	81
<b>7</b>	<b>Conclusões e Perspectivas Futuras</b>	<b>87</b>



# 1 INTRODUÇÃO

Este trabalho de formatura começou a ser idealizado antes mesmo do autor iniciar o último ano da graduação, uma vez que a paixão pelo ambiente industrial e, mais especificamente, pela manufatura, sempre trouxe um olhar crítico para os diferentes tipos de operações que envolvem todo este sistema.

## 1.1 O trabalho de formatura e o estágio

Neste mesmo período, surgira uma oportunidade de estagiar em uma das maiores empresas do ramo de bebidas do mundo (que será descrita na terceira seção deste trabalho) e, com isso, a chance de desenvolver estudos, grandes projetos e, principalmente, este trabalho, em um ambiente que fora vislumbrado durante tanto tempo.

O estágio contou com duração de dois anos e permitiu que o autor obtivesse experiência em dois ambientes com grandes diferenças:

- **Ano 1 - Manutenção e Melhoria Contínua:** Na ocasião, o autor esteve intensamente em contato com diferentes projetos de melhoria de processo e de equipamentos, aprendendo diversos conceitos sobre as linhas de produção e todo o caminho percorrido por cada uma das matérias-primas, até a produção do produto final. Além disso, acompanhou o desempenho de diversos indicadores de produção e os tempos e movimentos envolvidos em todo esse processo.
- **Ano 2 - Gerência de Serviços de Manufatura BRASIL:** Por outro lado, na área subsequente, fora momento de expandir os conhecimentos e aprender não apenas sobre a planta em que esteve o primeiro ano todo, mas também sobre todas as outras plantas de produção situadas em território brasileiro que fazem parte da companhia.

## 1.2 Problemática e relevância do projeto

A expansão global do mercado, o avanço das tecnologias e de metodologias ágeis e a crescente exigência dos consumidores em termos de custo e prazo estão compelindo as empresas a otimizarem o uso de seus recursos. Isso torna crucial a elevação da eficiência produtiva das linhas de produção a fim de garantir a manutenção da competitividade no mercado.

Após uma profunda análise realizada pelo autor em sua rotina como estagiário, notou-se a grande necessidade de aprimorar a avaliação da eficiência das linhas de produção, uma vez que a avaliação executada pela companhia não leva em conta importantes fatores (ou variáveis) que serão comentados nos capítulos subsequentes e que acaba fazendo com que a eficiência geral da empresa seja considerada falha neste aspecto por muitos colaboradores.

Com o objetivo de aprimorar esta avaliação da eficiência da produção, desenvolveu-se o estudo de aplicação da metodologia DEA para a análise comparativa de eficiência das linhas de maiores relevância da companhia. Segundo a Tabela 1 e a Tabela 2 (que possui os valores multiplicados por um fator  $\alpha$ , a fim de mascarar os dados conforme solicitado pela empresa) as linhas de envase de refrigerantes em embalagens PET não-retornáveis representam 50% da linhas de produção de toda a companhia, além de representarem mais de 67% do volume de refrigerante produzido pela companhia.

Tabela 1: Volume de produção

Linhas	Número de Linhas	Taxa de representatividade
Linhas de refrigerante envasado em PET	22	50%
Total de linhas de refrigerante	44	100%

Fonte: O autor.

Tabela 2: Quantidades de linhas de produção

Refrigerantes	Litros de Bebida	Taxa de representatividade
Produção nas linhas de PET	361.086.619	67,1%
Produção Total (BRASIL)	538.090.884	100%

Fonte: O autor.

### 1.3 Método de análise de dados

A metodologia de Análise Envoltória de Dados (DEA), possui diferentes casos de aplicação e é bastante difundida no setor educacional e financeiro. Entretanto, nas pesquisas realizadas na coleção de publicações do Scielo e por meio da ferramenta de busca *Google Acadêmico*, não foi possível encontrar estudos relacionados à utilização deste método em linhas de produção de bebidas, mas apenas em linhas de produção de forma geral, ou na produção de bebidas em batelada, como é o caso do vinho. Sendo assim, identificou-se a oportunidade de avançar no estudo da aplicabilidade deste método em ambientes de aplicação industrial como o considerado neste trabalho. Isso motivou a escolha desta temática para o trabalho de formatura por poder contribuir na exploração da viabilidade de aplicação do método DEA em estudos de análise e melhoria da produtividade na indústria de bebidas.

O primeiro passo para o desenvolvimento do trabalho foi a definição do tema. Esta etapa foi iniciada de forma geral e trazida para um cenário mais conciso e controlado, abrangendo linhas de produção mais similares cujo o desempenho é avaliado por meio de indicadores-chave semelhantes para o cálculo de eficiência.

Em seguida, foi analisada a literatura disponível em português e inglês, a fim de ampliar a compreensão sobre o tema, procurando assimilar a aplicabilidade do método e das ferramentas utilizadas para o desenvolvimento da metodologia DEA no ambiente da manufatura e, mais especificamente, para a avaliação comparativa do desempenho de linhas de produção.

O terceiro passo compreendeu a coleta em campo das principais variáveis utilizadas no processo de produção de refrigerantes e, posteriormente, sua seleção, a partir de metodologia própria para seleção de variáveis. Vale ressaltar que, a partir da varredura do material bibliográfico-teórico e da coleta das variáveis utilizadas em campo pela gestão da empresa, pôde-se cruzar as duas fontes de informação e selecionar, de forma mais objetiva e clara, quais as variáveis de entrada (*input*) e de saída (*output*) que serão posteriormente utilizadas no estudo.

Além disso, após a definição das variáveis, buscou-se investigar diferentes bases da empresa (*Microsoft Power BI*, *Microsoft Excel* e *SAP*) e a natureza dos dados coletados por meio de seus sistemas de monitoramento a fim de verificar a disponibilidade de dados que poderiam ser aproveitados para se aplicar a metodologia DEA e realizar análises de eficiência das linhas estudadas.

Na etapa de modelagem, o autor analisou, também em referencial bibliográfico, os principais modelos que podem ser utilizados no estudo do DEA, além de artigos científicos desenvolvidos para a análise da eficiência em diferentes setores da economia.

Por fim, na etapa de resultados e análise de resultados, foram utilizados os dados e cálculos executados pelo *software*, aliados à metodologia, para analisar e propor discussões sobre a eficiência das linhas de produção de refrigerantes em garrafas PET não-retornáveis. O autor, em posse dos resultados obtidos, identificou os *benchmarks* e os comparou a partir da identificação das linhas mais e menos eficientes através dos valores da eficiência relativa. Com isso, foi possível identificar e sugerir possíveis melhorias operacionais ou de planejamento de produção com o objetivo de fornecer diretrizes que orientem as ações de melhoria das linhas com desempenho inferior em relação àquelas que se encontram na fronteira de eficiência.

## 1.4 Objetivos

Nesta seção, serão apresentados os objetivos geral e específicos que este trabalho de formatura pretende alcançar.

### 1.4.1 Objetivo geral

A partir do momento em que houve a transição de uma área para outra no período de estágio, começou a surgir a ideia e a motivação de comparar as linhas de produção com características semelhantes de diferentes localidades e, principalmente, estudar suas eficiências - uma vez que o procedimento de sua medição e comparação feito é executado da mesma maneira na empresa há muito tempo e, de certo modo, de maneira superficial.

Em busca da ferramenta ideal e com auxílio do professor orientador, foi definida a utilização da Análise Envoltória de Dados (DEA) para comparar a eficiência de vinte e duas linhas que produzem e engarrafam refrigerantes dos mais diversos sabores em SKUs não-retornáveis de garrafa PET. O objetivo dessa comparação, de modo resumido, seria identificar quais linhas são os *benchmarks* da companhia e, além disso, apoiar o planejamento e tomada de decisões relacionados à gestão das linhas em questão, oferecendo aos gestores um método de avaliação comparativa mais estruturado.

### 1.4.2 Objetivos específicos

- Realizar pesquisa bibliográfica de trabalhos acadêmico-científicos relacionados à temática deste trabalho de formatura, e que permeiem, de alguma maneira, a metodologia DEA;
- Identificar e selecionar as principais variáveis a serem consideradas na modelagem da eficiência nas linhas de produção definidas;
- Desenvolver a modelagem do problema matemático e resolver o modelo utilizando o *software Open Source Data Envelopment Graphical User Interface* (OSDEA-GUI), para obter as eficiências relativas das linhas de produção analisadas;
- Analisar os resultados da eficiência relativa das linhas de produção estudadas, com o objetivo de compará-los, identificar oportunidade de melhoria e orientar as ações de otimização do desempenho das linhas de produção na companhia.

## 1.5 Estrutura do trabalho

Este trabalho de formatura foi estruturado de maneira que todas as etapas do processo - desde a idealização, até a análise dos resultados finais - possam ser abordadas e compreendidas em uma ordem lógica. A sequência de apresentação dos capítulos também reflete, de forma aproximada, o encadeamento das atividades desenvolvidas para a execução do estudo proposto. Ao todo, são sete capítulos:

1. Introdução: apresentação do trabalho de formatura e o contexto no qual ele foi desenvolvido, bem como a problemática e relevância do projeto para a empresa objeto de estudo, o método de pesquisa utilizado no estudo de eficiência e os objetivos (geral e específicos) a serem alcançados.
2. Referencial teórico: apresentação de conceitos, suporte teórico e a metodologia utilizada para avaliação da eficiência das linhas de produção da companhia e que são imprescindíveis para a análise dos resultados da modelagem.
3. A empresa: descrição geral da empresa, bem como sua distribuição geográfica, o seu *mix* de produtos e informações relacionadas ao faturamento da companhia.
4. Procedimento metodológico: Apresentação da metodologia de Análise Envoltória de Dados (DEA) de maneira mais detalhada e específica, descrevendo suas equações,

apresentando os principais modelos comumente utilizados bem como suas diferenças. Por fim, o capítulo inclui a demonstração de algoritmos das ferramentas de seleção de variáveis, bem como suas vantagens e desvantagens a fim de descrever de forma clara seus respectivos funcionamentos.

5. Modelagem para aplicação do método DEA: apresentação da modelagem desenvolvida no estudo de caso proposto neste trabalho para a análise da eficiência das linhas de produção examinadas, bem como a determinação das variáveis adotadas na mensuração da eficiência. Além disso, é demonstrado o passo a passo executado como no algoritmo apresentado no capítulo anterior, agora com os dados coletados, até a obtenção do resultado final. Vale citar que para a análise do problema em questão foi utilizado o *software Open Source Data Envelopment Graphical User Interface* (OSDEA-GUI).
6. Resultados gerados pelo modelo e análise dos resultados: A partir da modelagem do capítulo anterior, são apresentados os principais resultados, análises e *insights* proporcionados pelo estudo, bem como uma comparação dos valores obtidos através da análise de *benchmarking*. Com base nesta análise comparativa, são propostas possíveis ações para melhorar a eficiência relativa de linhas que estão baixo da fronteira de eficiência.
7. Conclusões e perspectivas futuras: Apresentação das conclusões obtidas pelo método desenvolvido e as referências utilizadas, além de considerações de perspectivas futuras para o cenário estudado.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

A fim de facilitar o entendimento acerca dos conceitos relacionados à Análise Envoltória de Dados (DEA), serão apresentados neste capítulo diferentes definições que servirão como conceitos-chave no desenvolvimento e no compreendimento deste trabalho.

### 2.1 A metodologia DEA

Segundo Casado (2007) a Análise Envoltória de Dados (DEA - *Data Envelopment Analysis*) é uma técnica não-paramétrica de análise de eficiência inicialmente desenvolvida por Charnes, Cooper e Rhodes (1978) que, através do emprego programação matemática, mede o desempenho relativo de unidades produtivas ou unidades tomadoras de decisão (*Decision Making Units* - DMUs), que empregam processos tecnológicos ou operações semelhantes, mas com diferentes combinações, para transformar múltiplos insumos (*inputs*) em múltiplos produtos (*outputs*).

As unidades produtivas eficientes que ficam localizadas nas fronteiras de eficiência, são empregadas para avaliar a eficiência relativa dos planos de operação executados pelas DMUs comparadas e servem, também, como referência para o estabelecimento de metas eficientes para cada unidade produtiva.

De maneira geral, a metodologia de Análise Envoltória de Dados possui o objetivo de determinar quais unidades são eficientes em termos de utilização de recursos e produção de resultados - determinando os *benchmarks*, e identificar as melhores estratégias para melhorar a eficiência das unidades menos eficientes e assim auxiliar na gestão das unidades produtivas.

No Brasil, dentre os primeiros trabalhos realizados utilizando a metodologia DEA podemos citar os estudos desenvolvidos por grupos de pesquisa da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC). Com destaque, temos o trabalho de Belloni et al. (2000), que construiu em sua tese de doutorado uma metodologia DEA para a avaliação da eficiência

produtiva de Universidades Federais Brasileiras.

## 2.2 Conceitos fundamentais

Nesta seção, serão apresentados conceitos e termos fundamentais segundo Lins e MEZA (2000), Périco, Rebelatto e Santana (2008), Flach (2020) e UNIVESP (2017) para a compreensão da metodologia de Análise Envoltória de Dados.

### 2.2.1 Eficiência, eficácia e produtividade

Apesar de conceitos muito relevantes, que fazem parte da rotina de diversos profissionais e acadêmicos, ainda existem trocas conceituais acerca da definição de eficiência. Por isso, abaixo apresenta-se a definição deste termo, bem como de dois outros conceitos frequentemente confundidos com eficiência: eficácia e produtividade.

#### 2.2.1.1 Eficiência

Refere-se à capacidade de realizar a combinação ótima de insumos (*inputs*) e métodos no processo produtivo, de modo a obter o máximo número possível de produtos ou resultados desejados (*outputs*). Em termos mais simples, a eficiência está relacionada à busca dos objetivos desejados utilizando a menor quantidade possível de recursos.

Idealmente, uma operação eficiente é aquela que consegue minimizar a relação insumo por produto, ou seja, produzir mais saídas com menos entradas. Essa otimização é essencial para a gestão eficaz dos recursos disponíveis, sejam eles financeiros, humanos, tecnológicos ou outros (SOUZA, 2011; PEÑA; CARVALHO, 2010).

Ao elevar a eficiência, uma organização consegue maximizar o valor obtido a partir de seus recursos limitados. Isso não apenas contribui para a redução de custos, mas também para o aumento da produção ou do alcance dos objetivos estabelecidos. A eficiência é, portanto, fundamental para a competitividade e sustentabilidade de uma organização.

Além disso, a busca pela eficiência está intrinsecamente ligada à inovação e ao aprimoramento contínuo. Esse ciclo permite que a organização se adapte às mudanças no ambiente de negócios e mantenha ou melhore sua posição no mercado.

### 2.2.1.2 Eficácia

Está relacionada à capacidade de uma unidade produtiva atingir as metas previamente estabelecidas. Em outras palavras, uma operação é considerada eficaz quando consegue realizar suas atividades de maneira a alcançar os objetivos desejados de forma efetiva e bem-sucedida.

A eficácia está centrada nos resultados e na realização das metas, independentemente dos recursos utilizados ou do processo empregado. Uma unidade produtiva eficaz é aquela que entrega os resultados planejados, cumprindo suas responsabilidades e contribuindo para os objetivos globais da organização (SOUZA, 2011; PEÑA; CARVALHO, 2010).

É importante destacar que a eficácia não está necessariamente baseada numa elevada eficiência. Uma operação pode ser eficaz ao atingir suas metas, mesmo que tenha utilizado mais recursos do que o necessário.

### 2.2.1.3 Produtividade

Fundamentalmente definida pela relação entre o que foi produzido e o que foi consumido para realizar essa produção. Essa relação é, frequentemente, expressa como uma razão ou uma proporção e sempre está relacionada ao tempo. A produtividade é considerada alta quando a quantidade de produção é maximizada em relação aos insumos utilizados.

Uma alta produtividade sugere que uma organização está utilizando seus recursos de forma eficiente, maximizando a produção em comparação com os insumos selecionados. Isso pode incluir recursos humanos, materiais, tecnológicos e financeiros. Aumentar a produtividade é uma meta comum nas empresas e organizações, pois isso geralmente leva a uma melhor rentabilidade e competitividade no mercado (SOUZA, 2011; PEÑA; CARVALHO, 2010).

Melhorar a produtividade, em suma, envolve otimizar processos com relação ao tempo, adotar tecnologias mais eficientes, capacitar a força de trabalho e gerenciar eficazmente os recursos disponíveis. Por outro lado, a eficiência mede quantos recursos foram utilizados nesse processo e qual a qualidade do resultado final.

### 2.2.2 *Benchmarking*

Segundo Watson (1995), *benchmarking* é um processo sistemático e contínuo, no qual tem-se a medição e comparação dos processos empresariais da empresa em estudo com as líderes de mercado a fim de que a organização consiga identificar pontos de melhoria para o seu desempenho.

Face às dificuldades de acessar os processos internos realizados pelas concorrentes ou outras empresas do mesmo ramo, Walleck et al. (1991) afirmam que os estudos de *benchmarking* não estão limitados somente às companhias similares, mas qualquer organização que possua um referencial de excelência do processo ou habilidade a ser estudado. É por este motivo que, dentre os diversos tipos de *benchmarking*, o *benchmarking* interno é um dos mais utilizados dentro das organizações.

De acordo com Watson (1995), a análise interna de *benchmarking* possibilita a comparação dos procedimentos entre diferentes unidades pertencentes à mesma organização, fornecendo informações valiosas sobre como melhorar o desempenho dessas unidades. Segundo o autor, a principal vantagem desse método é a ausência de obstáculos na coleta dos dados necessários. No entanto, ele destaca como desvantagem a possibilidade de as práticas adotadas pela empresa não serem suficientes para alcançar as melhorias desejadas.

O *benchmarking* na DEA tem suas limitações. Uma delas é que uma unidade ineficiente e suas respectivas referências para se tornar eficiente podem não ser semelhantes em termos de práticas operacionais. Para superar esse problema, métodos de agrupamento com base no desempenho têm sido utilizados para identificar *benchmarks* mais apropriados. Esses métodos agrupam unidades semelhantes em *clusters*, e aquela com melhor desempenho em cada *cluster* serve como referência para outras unidades nesse *cluster* (KAUR, 2022).

### 2.2.3 *Decision Making Units* (DMU)

Uma DMU, ou unidade de tomada de decisão (*Decision Making Unit*), é essencialmente uma entidade que possui a autonomia para tomar decisões relacionadas à alocação de recursos e à produção de resultados. Pode referir-se a uma empresa, organização ou departamento que opera como uma entidade autônoma em termos de suas decisões de gestão. A eficiência de uma DMU é crucial, pois está diretamente ligada à sua capacidade de otimizar a utilização de *inputs*, como recursos financeiros, humanos e tecnológicos, para gerar *outputs* ou resultados desejados.

A Análise Envoltória de Dados é frequentemente aplicada para avaliar e comparar a eficiência relativa das DMUs. O principal objetivo da metodologia é comparar diferentes unidades de tomada de decisão para identificar aquelas que são mais eficientes na transformação de *inputs* em *outputs*, além de apoiar na identificação das DMUs que conseguem alcançar os melhores resultados com os recursos disponíveis, bem como aquelas que podem apresentar oportunidades de melhoria.

Por fim, as DMUs que estão posicionadas na fronteira são consideradas eficientes, enquanto aquelas fora da fronteira são consideradas ineficientes. As DMUs ineficientes podem então ser avaliadas para identificar áreas específicas em que podem melhorar sua eficiência e, assim, otimizar a alocação de recursos.

É importante ressaltar que não existem normas definidas do número de DMUs a serem analisadas, entretanto quanto maior a quantidade considerada maior será o poder discriminatório do modelo de DEA. Peña (2008), Nanci, Azeredo e Mello (2004) sugerem que o número de unidades analisadas seja ao menos três vezes o número de variáveis que compõem o modelo considerado, porém estudos recentes mostram que o ideal seria o uso de pelo menos cinco vezes o número de insumos e produtos especificados (GONZÁLEZ-ARAYA, 2003). Por isso, deve-se evitar a utilização de muitos insumos e produtos ou agrupar em uma mesma categoria as múltiplas variáveis quando houver redundância (SOUZA, 2011).

#### 2.2.4 Fronteira de Eficiência

A fronteira de eficiência é uma referência crítica na Análise Envoltória de Dados que representa o desempenho máximo efetivamente alcançado pelas unidades produtivas em relação à utilização de recursos. Essa fronteira é determinada pelas unidades mais eficientes dentro do conjunto analisado. Em termos práticos, pode-se visualizar a fronteira de eficiência como uma espécie de “padrão de excelência” que reflete a melhor combinação possível dos *inputs* para produzir *outputs*.

A determinação da fronteira de eficiência é crucial pois com ela podemos estabelecer um ponto de referência realista para avaliar o desempenho de outras unidades produtivas. As unidades que estão sobre ou próximas a essa fronteira são consideradas eficientes, pois estão maximizando a produção de resultados dados os recursos por elas consumidos. Por outro lado, as unidades que estão distantes da fronteira indicam potencial ineficiência, sugerindo que há espaço para melhorias na gestão de recursos.

A fronteira de eficiência também desempenha um papel fundamental na identificação de melhores práticas. Ao estudar as unidades que estão posicionadas na fronteira, é possível extrair *insights* valiosos sobre as estratégias e práticas que contribuem para atingir a eficiência máxima. Essas informações podem ser compartilhadas e adotadas por outras unidades com desempenho inferior em busca de aprimoramento.

### 2.2.5 Escala de produção

Este conceito é fundamental na análise da relação entre a quantidade de insumos (*inputs*) utilizados e a quantidade de produtos ou serviços (*outputs*) gerados por uma unidade produtiva. A escala de produção é um fator-chave que influencia a eficiência operacional, os custos e, em última instância, a competitividade de uma organização.

Quando utiliza-se o método DEA, dependendo do propósito da análise a ser realizada pela organização, deve-se utilizar segundo Peña e Carvalho (2010) uma das seguintes três orientações de escala de produção:

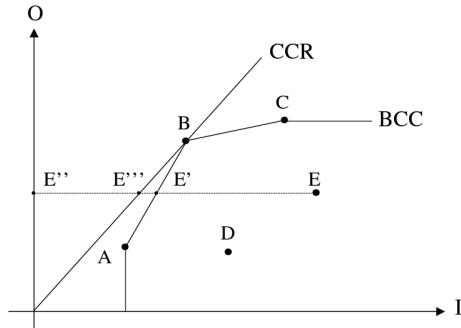
1. Orientado para o *input* (IO): enxerga-se a necessidade de minimizar os insumos mantendo a quantidade de produtos produzidos;
2. Orientado para o *output* (OO): quando mantendo a quantidade de insumos é desejável um aumento de produção;
3. Não orientado (NO): combinação dos dois anteriores, ou seja, quando o objetivo é reduzir os *inputs* e aumentar os *outputs*.

### 2.2.6 Modelos clássicos

A metodologia de Análise Envoltória de Dados tem por base dois modelos clássicos: o modelo que considera retornos constantes de escala para identificar as DMUs eficientes e ineficientes, além de determinar a que distância da fronteira de eficiência estão as DMUs ineficientes (também conhecido como CCR); e o modelo com retorno variável de escala, que avalia a eficiência das DMUs sem assumir uma relação de proporcionalidade entre os insumos e os produtos (também conhecido como BCC) - ambos serão detalhados nas seções seguintes.

Na Figura 1 são ilustradas as fronteiras de eficiência identificadas pelos modelos CCR e BCC.

Figura 1: Comparação entre as fronteiras de eficiência dos modelos CCR e BCC



Fonte: Mello et al. (2004).

#### 2.2.6.1 Modelo CCR

O modelo proposto por Charnes, Cooper e Rhodes (1978) - e que leva o nome com a inicial de cada um dos envolvidos - presume apenas retornos constantes de escala (*Constant Returns to Scale* - CRS), porque se acreditava que as mudanças nos níveis dos insumos seriam obrigatoriamente acompanhadas por alterações proporcionais nos níveis dos resultados, uma vez que esse modelo foi concebido com base em uma observação empírica de que, em geral, as unidades produtivas apresentam uma relação linear entre consumo de insumo e geração de produto. Essa observação levou à concepção de que a curva de possibilidade de produção comporta-se como uma linha reta, refletindo assim a fronteira eficiente.

Na Tabela 3, segue a formulação matemática do modelo CCR (orientado tanto a *input* quanto a *output*), definido na função objetivo que o indicador de eficiência  $h_k$  deve ser maximizado e minimizado, respectivamente. Além disso,  $k$  representa uma DMU qualquer.

Tabela 3: Modelos CCR

Modelo CCR – Orientação input	Modelo CCR – Orientação output
Maximizar $h_k = \sum_{r=1}^S u_r y_{rk}$	Minimizar $h_k = \sum_{i=1}^n v_i x_{ik}$
Sujeito a:	Sujeito a:
$\sum_{r=1}^m u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ij} \leq 0$	$\sum_{r=1}^m u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ij} \leq 0$
$\sum_{i=1}^n v_i x_{ik} = 1$	$\sum_{r=1}^m u_r y_{rk} = 1$
$u_r, v_i > 0$	$u_r, v_i \geq 0$
Considerando:	Considerando:
$y$ = quantidade de <i>outputs</i> utilizados;	$y$ = quantidade de <i>outputs</i> utilizados;
$x$ = quantidade de <i>inputs</i> utilizados;	$x$ = quantidade de <i>inputs</i> utilizados;
$u, v$ = pesos;	$u, v$ = pesos;
$r = 1, \dots, m$ = conjunto de <i>outputs</i> ;	$r = 1, \dots, m$ = conjunto de <i>outputs</i> ;
$i = 1, \dots, n$ = conjuntos de <i>inputs</i> ;	$i = 1, \dots, n$ = conjuntos de <i>inputs</i> ;
$j = 1, \dots, N$ = conjunto de DMUs	$j = 1, \dots, N$ = conjunto de DMUs

Fonte: Périco, Rebelatto e Santana (2008).

### 2.2.6.2 Modelo BCC

Após a contribuição de Banker em 1984, foi possível aprimorar o modelo visto na seção 2.2.6.1. O novo modelo desenvolvido passou a ser aplicado em análises de eficiência com retornos variáveis de escala (*Variable Returns to Scale* - VRS), ao qual foi atribuído o nome de BCC - nomeado da mesma maneira que o modelo anterior, homenageando o nome de seus precursores.

Este modelo surgiu depois da percepção de que quando se utiliza a Análise Envoltória de Dados para unidades produtivas que tenham grandes diferenças de tamanho ou alguma diferença de infraestrutura, as relações entre *input* e *output* passam a não apresentar relações lineares, mas sim uma relação variável (PEÑA, 2008; NANCI; AZEREDO; MELLO, 2004; COLL; BLASCO, 2000).

Na Tabela 4, segue a formulação matemática do modelo BCC (que pode ser orientado tanto a *input* quanto a *output*, onde o indicador de eficiência  $h_k$  será maximizado e minimizado, respectivamente). É importante ressaltar que as variáveis  $u_k$  e  $v_k$  são introduzidas neste modelo a fim de representarem os retornos variáveis de escala. Estas variáveis não necessitam atender a restrição de positividade, podendo assumir valores negativos. Além disso,  $k$  representa uma DMU qualquer.

Tabela 4: Modelos BCC

Modelo BCC – Orientação input	Modelo BCC – Orientação output
Maximizar $\sum_{r=1}^m u_r y_{rk} - u_k$	Minimizar $\sum_{i=1}^n v_i x_{ik} + v_k$
Sujeito a:	Sujeito a:
$\sum_{r=1}^n v_i x_{ik} = 1$	$\sum_{r=1}^m u_r y_{rk} = 1$
$\sum_{r=1}^m u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ij} - u_k \leq 0$	$\sum_{r=1}^m u_r y_{jr} - \sum_{i=1}^n v_i x_{jr} - v_k \leq 0$
$u_r, v_i \geq 0$	$u_r, v_i \geq 0$
Considerando:	Considerando:
$y$ = quantidade de outputs utilizados;	$y$ = quantidade de outputs utilizados;
$x$ = quantidade de inputs utilizados;	$x$ = quantidade de inputs utilizados;
$u, v$ = pesos;	$u, v$ = pesos;
$r = 1, \dots, m$ = conjunto de outputs;	$r = 1, \dots, m$ = conjunto de outputs;
$i = 1, \dots, n$ = conjuntos de inputs;	$i = 1, \dots, n$ = conjuntos de inputs;
$j = 1, \dots, N$ = conjunto de DMUs	$j = 1, \dots, N$ = conjunto de DMUs

Fonte: Périco, Rebelatto e Santana (2008).

## 3 A EMPRESA

Neste capítulo serão apresentadas informações relevantes acerca da empresa, como a distribuição geográfica das unidades, seus produtos produzidos e suas linhas de produção.

### 3.1 Informações gerais

A companhia onde foi realizado o desenvolvimento do presente trabalho está presente em toda América Latina, é uma franqueada de uma grande marca de bebidas e possui, atualmente, o título de ser a maior engarrafadora de bebidas do mundo da marca em termos de volume de vendas, segundo o site da própria empresa. Esta empresa produz e distribui uma ampla variedade de bebidas, oferecendo uma gama diversificada de marcas em diferentes categorias, explicitadas na seção 3.3.

A companhia oferece um amplo portfólio de 134 marcas (dos quais os principais produtos serão abordadas e descritos na seção 3.3) a mais de 270 milhões de consumidores todos os dias.

Com uma equipe que conta com mais de 97 mil profissionais, a empresa distribui e comercializa por ano cerca de 3,8 bilhões de caixas (ou fardos) de produtos através de uma rede de mais de 2 milhões de pontos de venda. Com 56 unidades de produção e 249 centros de distribuição em operação em grande parte da América Latina, a companhia dedica-se a criar valor econômico, social e ambiental para todos os seus *stakeholders* ao longo de toda a cadeia de valor.

### 3.2 Distribuição geográfica

Apesar de estar presente em diferentes países da América Latina (como México, Argentina, Colômbia, Guatemala, Costa Rica, Panamá, Uruguai, Venezuela, entre outros), o estudo deste trabalho de formatura foi direcionado a apenas oito plantas de refrigera-

tes estabelecidas no Brasil, distribuídas em seis estados do território e em oito cidades diferentes.

### 3.3 Produtos produzidos

Os produtos produzidos pela companhia são envasados em diferentes embalagens de diferentes tamanhos, descritos abaixo. Além disso, as categorias são apresentadas das seções 3.3.1 à 3.3.5.

- **Garrafas PET não-retornáveis:**

- Refrigerantes: 200 ml, 600 ml, 1.000 ml, 1.500 ml, 2.000 ml, 2.250 ml, 2.500 ml e 3.000 ml.
- Águas: 300 ml, 350 ml, 510 ml, 591 ml, 1.000 ml, 1.500 ml e 5.000 ml.
- Isotônicos: 500 ml.
- Bebidas à base de chá: 250 ml, 450 ml e 1.5000 ml.
- Sucos e Néctares: 250 ml, 450 ml e 1.5000 ml.
- Bebidas Energéticas: 1.000 ml.

- **Latas de alumínio:**

- Refrigerantes: 220 ml, 310 ml e 350 ml.
- Sucos e Néctares: 290 ml.
- Bebidas Energéticas: 269 ml e 473 ml.

- **Garrafas retornáveis de PET:** Apenas refrigerantes de 1.500 ml e 2.000 ml.

- **Garrafas retornáveis de vidro:** Apenas refrigerantes de 290 ml, 1.000 ml e 1.250 ml.

#### 3.3.1 Refrigerantes

A empresa é conhecida principalmente pela produção e distribuição de refrigerantes. Ela engarrafa e comercializa marcas famosas, com produtos à base de diferentes sabores, como cola, uva, laranja, guaraná e limão. Essas bebidas carbonatadas são disponibilizadas

em diferentes tamanhos e embalagens para atender as preferências dos consumidores - além do *Bag in Box* (BiB), que são caixas de xarope de refrigerantes produzidas para atender grandes redes de restaurantes e *fast-foods*.

### **3.3.2 Água e bebidas hidratantes**

Além dos refrigerantes, a empresa também produz e distribui uma variedade de águas engarrafadas de grande renome, que são capazes de atingir diferentes mercados e são opções refrescantes e hidratantes para os consumidores. A companhia oferece também bebidas isotônicas, que são projetadas para repor eletrólitos e ajudar na hidratação durante atividades físicas.

### **3.3.3 Bebidas à base de chá**

A empresa produz bebidas à base de chá e possui forte posicionamento no mercado. Essas bebidas são oferecidas em diferentes sabores e variedades, incluindo chá gelado com limão, pêssego e chá verde, proporcionando opções refrescantes e saborosas para os consumidores que preferem bebidas não carbonatadas.

### **3.3.4 Sucos e Néctares**

A empresa também fabrica e distribui uma variedade de sucos de frutas e néctares sob diferentes marcas icônicas, que oferecem uma ampla gama de sabores, incluindo laranja, maçã, uva e frutas tropicais. Esses produtos são populares entre os consumidores de todas as idades, que buscam opções de bebidas mais saudáveis e naturais, quando comparadas aos refrigerantes.

### **3.3.5 Bebidas Energéticas**

Por fim, a companhia também está presente no mercado de bebidas energéticas, produzindo e comercializando marcas que são conhecidas por fornecer um “impulso de energia e foco”. Essas bebidas são voltadas para consumidores que desejam uma dose extra de energia em seus dias agitados ou durante atividades físicas intensas.

## 3.4 Linhas de produção

Nesta seção, será apresentada uma relação contendo todas as linhas de produção presente nas oito fábricas analisadas, bem como seus respectivos produtos e embalagens produzidas.

Estas informações servirão como base para a coleta de dados para a modelagem matemática do problema, voltado à comparação de eficiência entre linhas que produzem refrigerante e que envasam o produto em garrafas PET.

Com o intuito de manter a confidencialidade solicitada pela companhia, as fábricas que na empresa são chamadas pelo nome da cidade que estão localizadas, receberão, neste trabalho, um nome fictício, como “Fábrica A”, por exemplo.

Por fim, é importante ressaltar também que as linhas estarão numeradas da maneira original - sendo assim, na Fábrica E, por exemplo, as linhas 4 e 10 não foram inseridas de maneira proposital, pois são linhas que já foram desativadas pela companhia.

### 3.4.1 Fábrica A

A Fábrica A possui cinco linhas de produção no total e três linhas que produzem refrigerantes em PET, conforme descrito na Tabela 5.

Tabela 5: Relação de linhas, bebidas e embalagens da Fábrica A

Linha de produção	Tipo de bebida produzida	Embalagem utilizada
A1	Refrigerante	Retornável
A2	Refrigerante	PET
A3	Refrigerante	PET
A4	Refrigerante	PET
A5	Outros	PET e Lata

Fonte: O autor.

### 3.4.2 Fábrica B

A Fábrica B possui quatro linhas de produção no total e uma linha que produz refrigerantes em PET, conforme descrito na Tabela 6.

Tabela 6: Relação de linhas, bebidas e embalagens da Fábrica B

Linha de produção	Tipo de bebida produzida	Embalagem utilizada
B1	Refrigerante	PET e Lata
B2	Refrigerante	PET
B3	Refrigerante	Lata
B7	Outros	PET e Lata

Fonte: O autor.

### 3.4.3 Fábrica C

A Fábrica C possui cinco linhas de produção no total e uma linha que produz refrigerantes em PET, conforme descrito na Tabela 7.

Tabela 7: Relação de linhas, bebidas e embalagens da Fábrica C

Linha de produção	Tipo de bebida produzida	Embalagem utilizada
C1	Refrigerante	Lata
C2	Refrigerante	Retornável
C3	Refrigerante	PET
C4	Outros	PET e Lata
C5	Outros	PET e Lata

Fonte: O autor.

### 3.4.4 Fábrica D

A Fábrica A possui oito linhas de produção no total e três linhas que produzem refrigerantes em PET, conforme descrito na Tabela 8.

Tabela 8: Relação de linhas, bebidas e embalagens da Fábrica D

Linha de produção	Tipo de bebida produzida	Embalagem utilizada
D1	Refrigerante	Retornável
D2	Refrigerante	Retornável
D4	Refrigerante	Lata
D5	Refrigerante	PET
D6	Refrigerante	PET
D7	Refrigerante	PET
D8	Refrigerante	Lata
D21	Outros	Outros

Fonte: O autor.

### 3.4.5 Fábrica E

A Fábrica E possui dezesseis linhas de produção no total e seis linhas que produzem refrigerantes em PET, conforme descrito na Tabela 9.

Tabela 9: Relação de linhas, bebidas e embalagens da Fábrica E

Linha de produção	Tipo de bebida produzida	Embalagem utilizada
E1	Refrigerante	Lata
E2	Refrigerante	Lata
E3	Refrigerante	Retornável
E5	Refrigerante	PET
E6	Refrigerante	PET
E7	Refrigerante	PET
E8	Refrigerante	PET
E9	Outros	PET e Lata
E11	Outros	PET e Lata
E12	Refrigerante	Retornável
E13	Refrigerante	PET
E14	Refrigerante	Retornável
E15	Refrigerante	PET
E21	Outros	Outros
E31	Outros	Outros
E32	Outros	Outros

Fonte: O autor.

### 3.4.6 Fábrica F

A Fábrica F possui seis linhas de produção no total e duas linhas que produzem refrigerantes em PET, conforme descrito na Tabela 10.

Tabela 10: Relação de linhas, bebidas e embalagens da Fábrica F

Linha de produção	Tipo de bebida produzida	Embalagem utilizada
F1	Refrigerante	Retornável
F2	Refrigerante	PET
F3	Refrigerante	PET
F4	Refrigerante	Lata
F5	Refrigerante	Retornável
F6	Refrigerante	PET e Lata

Fonte: O autor.

### 3.4.7 Fábrica G

A Fábrica G possui seis linhas de produção no total e duas linhas que produzem refrigerantes em PET, conforme descrito na Tabela 11.

Tabela 11: Relação de linhas, bebidas e embalagens da Fábrica G

Linha de produção	Tipo de bebida produzida	Embalagem utilizada
G1	Refrigerante	Retornável
G2	Refrigerante	PET e Lata
G3	Outros	PET e Lata
G4	Refrigerante	PET
G5	Outros	PET e Lata
G6	Refrigerante	PET

Fonte: O autor.

### 3.4.8 Fábrica H

A Fábrica H possui seis linhas de produção no total e quatro linhas que produzem refrigerantes em PET, conforme descrito na Tabela 12.

Tabela 12: Relação de linhas, bebidas e embalagens da Fábrica H

Linha de produção	Tipo de bebida produzida	Embalagem utilizada
H1	Refrigerante	Retornável
H2	Refrigerante	Lata
H3	Refrigerante	PET
H4	Refrigerante	PET
H5	Refrigerante	PET
H6	Refrigerante	PET

Fonte: O autor.

Ao final desta análise pode-se perceber que, como citado na seção 1.2, a companhia possui no total 44 linhas de refrigerantes e 22 linhas que produzem refrigerantes e que são envasados em garrafas PET - dados que explicam a importância do projeto.

## 3.5 *Layout* de linha de envase de refrigerante em PET

Nesta seção são apresentados os principais equipamentos que compõem as linhas de produção de refrigerante envasado em garrafas PET bem como o layout típico dessas linhas nas fábricas consideradas no presente trabalho. As informações fornecidas nesta seção foram retiradas de fontes internas da empresa ou cedidas pelos fornecedores dos equipamentos citados.

### 3.5.1 Equipamentos

- **Sopradora de garrafas:** As sopradoras de garrafas PET são máquinas automatizadas, projetadas para a produção eficiente e precisa de garrafas plásticas. Essas máquinas funcionam a partir da utilização de pré-formas, que são pequenos cilindros de plástico que são aquecidos e moldados para criar as garrafas desejadas. A característica distintiva das sopradoras é a capacidade de produzir uma variedade de garrafas com formas diferentes, através de técnica que permite a fabricação rápida e eficaz de garrafas de água, refrigerante, detergentes, e uma ampla gama de outros recipientes, bastando trocar o molde.

Ao alimentar as pré-formas nas máquinas de sopro, estas aquecem o material plástico a uma temperatura adequada e, em seguida, injetam ar comprimido para expandir e moldar o plástico no interior do molde.

Uma característica vantajosa das sopradoras presentes na companhia é sua versatilidade, pois são capazes de realizar diferentes trabalhos em um único processo (como a própria colagem do rótulo na garrafa, após o processo de sopro). Isso não apenas aumenta a eficiência da produção, mas também reduz significativamente o tempo necessário para a fabricação de diferentes tipos de garrafas.

- **Enchedora:** As enchedoras, ou envasadoras de bebidas carbonatadas, presentes nestas linhas de produção, são equipamentos industriais projetados para envasar bebidas que contêm dióxido de carbono ( $CO_2$ ) dissolvido, proporcionando a eficaz inserção do gás nas bebidas carbonatadas.

O processo de envase envolve três estágios, descritos nos itens abaixo:

- Preparação da bebida: Antes de ser envasada, a bebida é preparada e carbonatada em um *mixer*. Isso pode envolver a mistura dos ingredientes (como

xarope pré-preparado, água e açúcar), resfriamento (com o intuito de facilitar a dissolução do  $CO_2$ ) e a adição controlada de dióxido de carbono (a fim de criar a efervescência desejada).

- Enchimento: A bebida carbonatada é então transferida para a garrafa, através de uma série de bicos ou válvulas, que executam o envase de várias garrafas simultaneamente em fluxo contínuo, em uma espécie de “carrossel”. O processo é projetado para minimizar a perda de gás carbonatado e de refrigerante durante o enchimento.
- Encapsulamento: Após o enchimento, as garrafas são vedadas hermeticamente com tampas de plástico a fim de manter a pressão interna e, assim, preservar o carbonato presente na bebida, além de lacrar a bebida contra possíveis violações.

A eficácia de uma enchedora de bebidas é fundamental para manter a qualidade do produto final, garantindo que a quantidade correta de gás seja preservada, e proporcionando a efervescência esperada pelos consumidores. Esses equipamentos desempenham um papel crucial na produção em larga escala de bebidas carbonatadas, garantindo eficiência e consistência no processo de envase.

Na Figura 2 está representada de maneira genérica uma pré-forma e uma garrafa soprada, pronta para ser envasada.

Figura 2: Pré-forma e garrafa PET



Fonte: Nan Ya Plastics Corporation (2023).

- **Empacotadora:** As empacotadoras de garrafas PET são um equipamentos industriais projetados para automatizar o processo de embalagem de garrafas plásticas. Essas máquinas otimizam a eficiência e a velocidade do processo de empacotamento e seu funcionamento básico está descrito nas etapas de processo abaixo:

- Alimentação das garrafas: As garrafas PET são alimentadas na empacotadora por uma linha de produção de refrigerantes, após uma série de inspeções, através de uma esteira transportadora.
- Agrupamento: Ao adentrarem no equipamento, as garrafas são agrupadas ou organizadas de maneira específica, geralmente em doze ou seis unidades, para facilitar o processo de empacotamento.
- Empacotamento: As garrafas são então empacotadas em embalagens maiores, os famosos “fardos”.  
Esse processo envolve o uso do conjunto de sistemas automatizados de braços robóticos e esteiras transportadoras, responsáveis por posicionar o plástico termoencolhível (nomeado *shrink*) ao redor das garrafas.
- Fechamento do pacote: Após a etapa anterior, as embalagens são enviadas para os fornos da empacotadora, onde serão seladas de maneira adequada, através da ação de altas temperaturas que causa o termoencolhimento do plástico, garantindo a integridade do produto durante o transporte e armazenamento.

A automação proporcionada pelas empacotadoras não apenas aumenta a eficiência da produção, mas também contribui para a padronização e consistência no processo de embalagem.

Na Figura 3 está representado de maneira genérica um fardo de seis garrafas.

Figura 3: Fardo contendo seis garrafas PET



Fonte: Adobe Stock (2023).

- **Paletizadora:** As paletizadoras são máquinas industriais projetadas para automatizar o processo de empilhamento em camadas de garrafas em paletes de maneira organizada e eficiente. A paletização facilita o transporte, armazenamento e manuseio dos produtos produzidos e seu objetivo principal é criar unidades de carga compactas e estáveis, otimizando a logística e melhorando a eficiência operacional, seja na própria fábrica ou nos centros de distribuição da companhia.

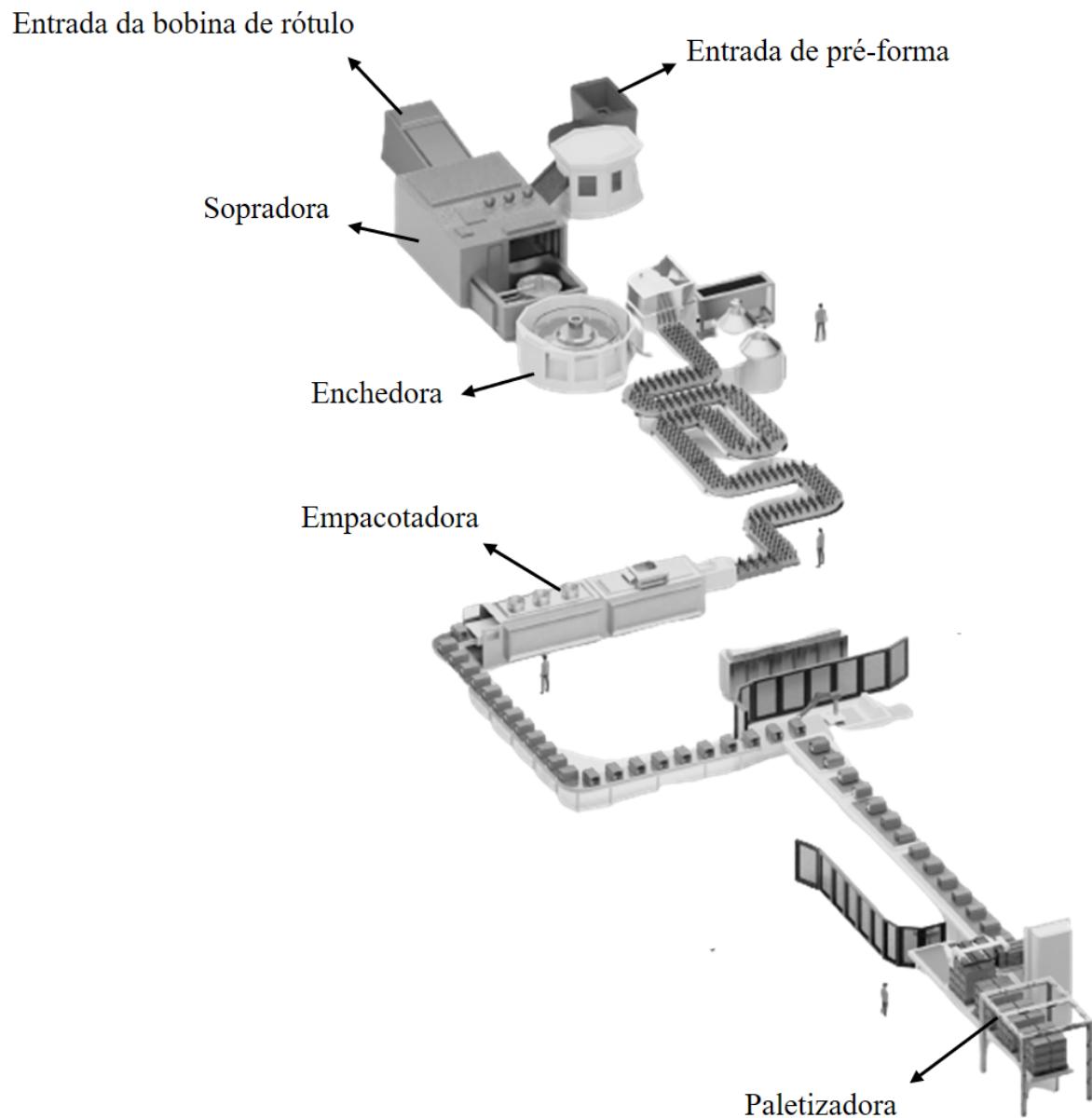
O funcionamento básico das paletizadoras inicia-se através da recepção dos fardos, produzidos na etapa anterior, a partir de uma esteira transportadora. O equipamento, então, organiza esses produtos de acordo com um padrão predeterminado, empilhando-os de forma ordenada e em múltiplas camadas sobre um palete. O processo pode ser ajustado para atender a diferentes requisitos de empilhamento e de capacidade, tais como altura, peso suportado, padrão de arranjo e orientação dos produtos.

Essas máquinas oferecem benefícios significativos, tais como aumento da eficiência operacional, redução do trabalho manual, melhor utilização do espaço de armazenamento e garantia de carga estável para transporte, além de contribuir para segurança nos processos de manuseio de mercadorias.

### 3.5.2 Arranjo físico

Uma vez descritos os principais equipamentos que integram uma linha de envase de refrigerantes em garrafas PET, bem como o passo a passo das etapas a serem seguidas na linha de produção, é apresentado na Figura 4 o *layout* genérico do tipo de linha utilizado pela companhia.

Figura 4: *Layout* de linha de produção de envase de refrigerante em garrafa PET



Fonte: Adaptado de apresentação interna da empresa.

## 4 PROCEDIMENTO METODOLÓGICO

Neste capítulo é apresentado o método selecionado para avaliar de forma assertiva a eficiência de unidades produtivas no conjunto de fábricas considerado no presente estudo. Para isso, foi selecionado o método da Análise Envoltória de Dados que além de identificar melhores práticas possibilita comparar o desempenho relativo de diferentes entidades. Com base nos estudos apresentados por Lins e MEZA (2000) e Périco, Rebelatto e Santana (2008), além dos tutoriais elaborados por Flach (2020) e UNIVESP (2017), o procedimento geral para aplicação deste método é descrito da seção 4.1 à seção 4.6.

### 4.1 Seleção de DMUs

O primeiro passo é identificar claramente as unidades que serão objeto de análise, podendo incluir empresas, organizações, departamentos ou qualquer outra unidade que execute atividades que possam ser avaliadas em termos de eficiência.

Além disso, as DMUs selecionadas devem ser comparáveis entre si. Isso significa que elas devem estar envolvidas em atividades semelhantes ou relacionadas, bem como pertencerem ao mesmo contexto ou setor, de modo que a eficiência possa ser avaliada de maneira significativa - garantindo que as condições e os desafios enfrentados pelas unidades sejam semelhantes e possibilitando uma análise justa da eficiência relativa. A escolha de unidades não comparáveis pode levar a resultados distorcidos e não confiáveis.

Embora as DMUs precisem ser comparáveis, também é importante considerar o tamanho e a escala das unidades selecionadas. Dependendo dos objetivos da análise, pode ser apropriado comparar unidades de diferentes tamanhos, mas essa escolha deve ser fundamentada nas metas específicas da pesquisa.

Por fim, as DMUs selecionadas devem ter dados disponíveis e acessíveis para conduzir a análise DEA. A falta de dados pode limitar a capacidade de avaliar a eficiência dessas unidades.

## 4.2 Seleção de variáveis

O segundo passo é identificar claramente quais variáveis serão consideradas como *inputs* (recursos) e *outputs* (resultados) na análise. Entre os *inputs* podemos incluir fatores como mão de obra, capital e custos de produção, enquanto os *outputs* podem ser expressos em termos de indicadores de produção, receitas, produto acabado ou qualquer outro resultado mensurável da atividade da DMU.

Além disso, as variáveis devem refletir aspectos críticos do desempenho da DMU e serem representativas com relação às operações específicas que estão sendo avaliadas.

Em alguns casos, pode ser benéfico validar a escolha das variáveis com especialistas do setor. Eles podem oferecer *insights* valiosos sobre quais variáveis são mais relevantes para medir a eficiência em um contexto específico.

Esta é apenas a primeira etapa da seleção de variáveis, que contará com um complemento a ser apresentado na seção 4.4 e que possui como objetivo discriminar, através de um modelo matemático, quais variáveis devem ser considerada (dentro do grupo pré-selecionado) para maximizar a eficiência média, levando em consideração o número de DMUs presentes na fronteira de eficiência.

## 4.3 Coleta de dados

Como terceiro passo, tem-se a determinação das fontes de dados necessárias para calcular a eficiência das DMUs selecionadas, podendo incluir fontes financeiras, estatísticas operacionais, relatórios de desempenho internos, dados de instituições tais como o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), Secretaria do Tesouro Nacional (STN), Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP), entre outros, dependendo do contexto da análise.

Além disso, deve-se garantir que os dados coletados abranjam todas as variáveis relevantes identificadas no processo de seleção, além de que sejam consistentes e confiáveis.

Ao final, é preciso organizar os dados de maneira apropriada para a análise DEA, seja através da conversão de unidades, da padronização (ou normalização) dos dados para torná-los comparáveis e garantir que diferentes unidades de medida não distorçam os resultados, além de identificar e manipular *outliers* que possam afetar a integridade dos resultados.

## 4.4 Escolha do modelo DEA

O quarto passo consiste na seleção do modelo DEA mais apropriado para a pesquisa, considerando as suposições, vantagens, contextos, objetivos e restrições de cada modelo. Vale ressaltar que, para este trabalho, foram considerados os modelos DEA clássicos: o CCR de Charnes, Cooper e Rhodes (1978) e o BCC de Banker, Charnes e Cooper (1984).

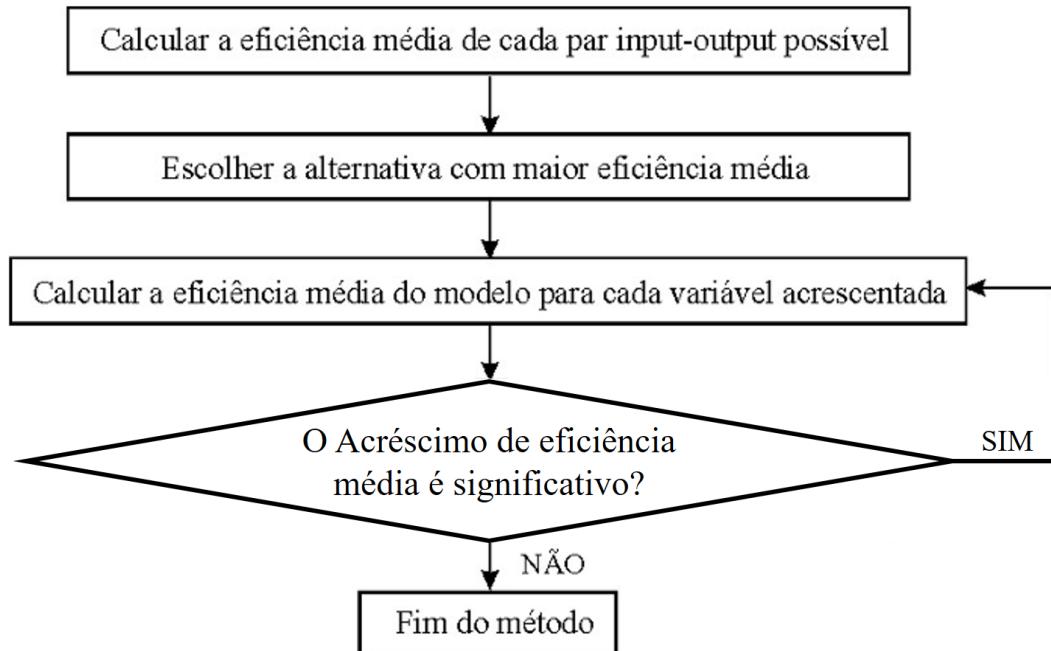
Além disso, deve-se escolher, também, um método de seleção de variáveis discriminatório que possibilite encontrar a melhor eficiência relativa entre DMUs, considerando a fronteira de eficiência. Sendo assim, serão apresentados nas seções seguintes o conjunto dos métodos selecionados por Senra et al. (2007) em seu estudo sobre métodos de seleção de variáveis em DEA.

### 4.4.1 Método I-O *Stepwise Exaustivo Completo*

A família de métodos I-O *Stepwise* parte da premissa que a seleção de variáveis deve obedecer ao princípio de máxima relação causal entre *inputs* e *outputs*. Este é um método que se preocupa em aumentar a eficiência média com um número limitado de variáveis, além de se basear na observação de que algumas variáveis contribuem pouco para a eficiência média do modelo. Sendo assim, uma vez identificadas, podem ser retiradas no modelo. Supõe ainda que o decisor consegue identificar previamente quais das variáveis podem ser *inputs* e quais podem ser *outputs*. Tem como elemento decisor único a eficiência média do modelo. Exige pouca intervenção do agente de decisão e o único julgamento que requer dele é avaliar se o acréscimo da eficiência média pela inclusão de uma variável extra é significativo ou não (SENRA et al., 2007).

Na Figura 5 tem-se a descrição do método a partir de um fluxograma.

Figura 5: Método I-O *Stepwise* exaustivo completo



Fonte: Senra et al. (2007).

Observando os resultados obtidos e tendo em vista o propósito do modelo, verificaram-se as seguintes vantagens e desvantagens segundo Senra et al. (2007):

- Vantagens:

1. Chega-se rapidamente a uma eficiência média elevada;
2. Em modelos com número de variáveis superior ao recomendado (1 variável para cada 5 DMUs), é um método aconselhado para descartar variáveis que agregam pouca ou nenhuma eficiência média ao modelo (menos representativas) e destacar as variáveis que agregam maior eficiência média (mais representativas).

- Desvantagens:

1. Não é adequado para aumentar a capacidade discriminatória do modelo;
2. Por não considerar a capacidade discriminatória, pode gerar um número elevado de DMUs na fronteira de eficiência;
3. Para instâncias com grande número de DMUs e variáveis, exige um custo de processamento de cálculo elevado.

#### 4.4.2 Método Multicritério para Seleção de Variáveis em Modelos DEA

Partindo das observações anteriores, Mello et al. (2002) propuseram um método que combina a boa relação causal e boa discriminação entre as DMUs a que chamaram de Método Multicritério de Seleção de Variáveis. Este é um método com alta participação do decisor já que este deve fornecer um *input* e *output* que obrigatoriamente farão parte do modelo e ainda atribuir maior ou menor importância a cada um dos dois objetivos (SENRA et al., 2007).

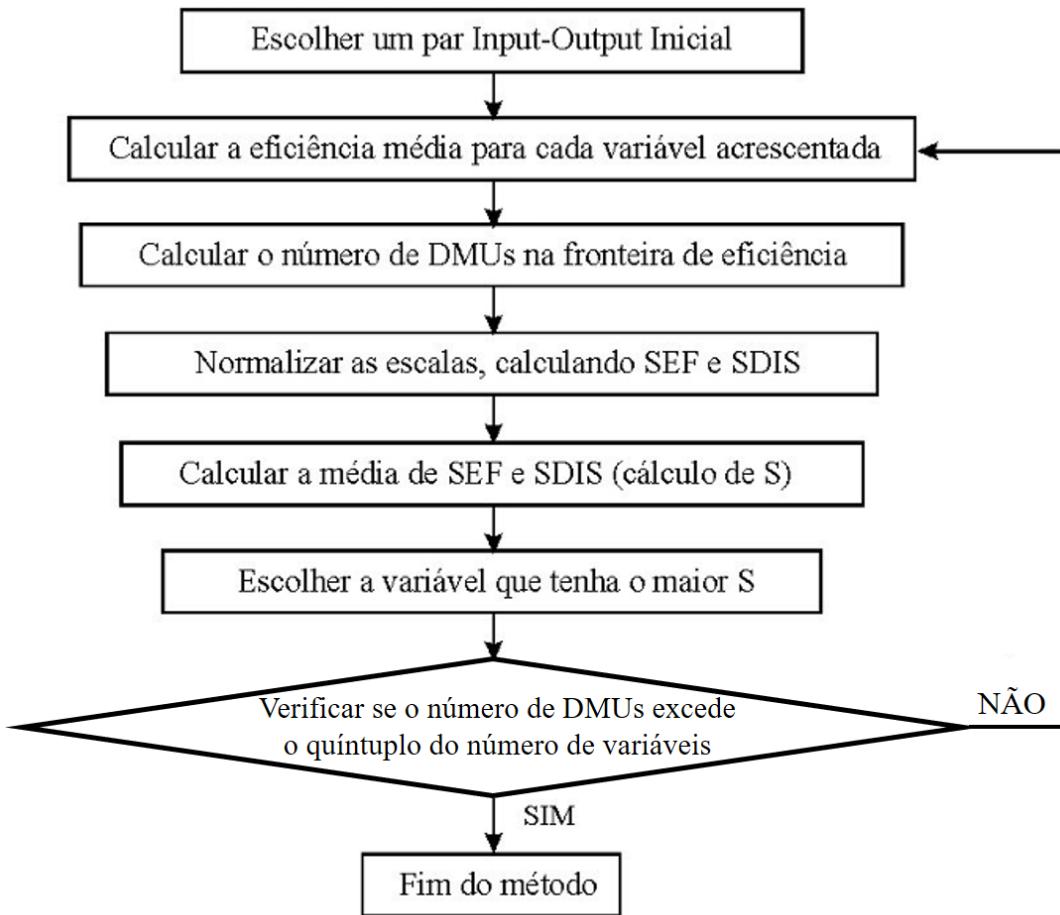
O método foi aplicado a um mesmo conjunto de dados usados por Mello et al. (2002) para avaliar turmas de cálculo I em que foi usada a técnica de restrições aos pesos. Os dois resultados foram bastante semelhantes. MELLO et al. (2004) fizeram nova aplicação do método aos dados usados por Meza et al. (2003) para avaliar programas de pós-graduação da COPPE com avaliação cruzada. Novamente houve grande consistência de resultados. Estes dados viriam ainda ser usados por Mello et al. (2006) em um tipo de avaliação diferente mas cujos resultados mostraram coerência com os anteriores (SENRA et al., 2007).

Neste método, a relação causal é medida através de um ajuste à fronteira, calculado pela eficiência média de todas as DMUs tal como no método I-O *Stepwise*. Já o poder de discriminação, leva em conta o número de DMUs com a mesma eficiência. Como é improvável que DMUs ineficientes tenham o mesmo índice de eficiência optou-se pela simplificação de considerar como descritor do poder de discriminação o número de DMUs na fronteira. Note-se que quanto maior este número, menor o poder discriminatório do modelo (SENRA et al., 2007).

Neste método, além dos cálculos executados no método anterior, também são calculados os valores de *SEF* (normalização das eficiências relativas), *SDIS* (normalização inversa do número de DMUs na fronteira de eficiência) e *S* (média entre os valores calculados de *SEF* e *SDIS* para cada DMU).

Na Figura 6 tem-se a descrição do método a partir de um fluxograma.

Figura 6: Método Multicritério de Seleção de Variáveis



Fonte: Senra et al. (2007).

Observando os resultados obtidos e tendo em vista o propósito do modelo, verificaram-se as seguintes vantagens e desvantagens segundo Senra et al. (2007):

- Vantagens:

1. Possibilita uma eficiência média relativamente alta com boa capacidade de ordenação, através de uma ponderação entre a capacidade discriminatória e a eficiência média do modelo;
2. Por utilizar a opinião do decisor para a escolha do par inicial, apresenta custo de cálculo inferior aos demais métodos apresentados;
3. Possibilita incorporar a opinião do decisor (o que pode também ser visto como desvantagem, como mostrado a seguir).

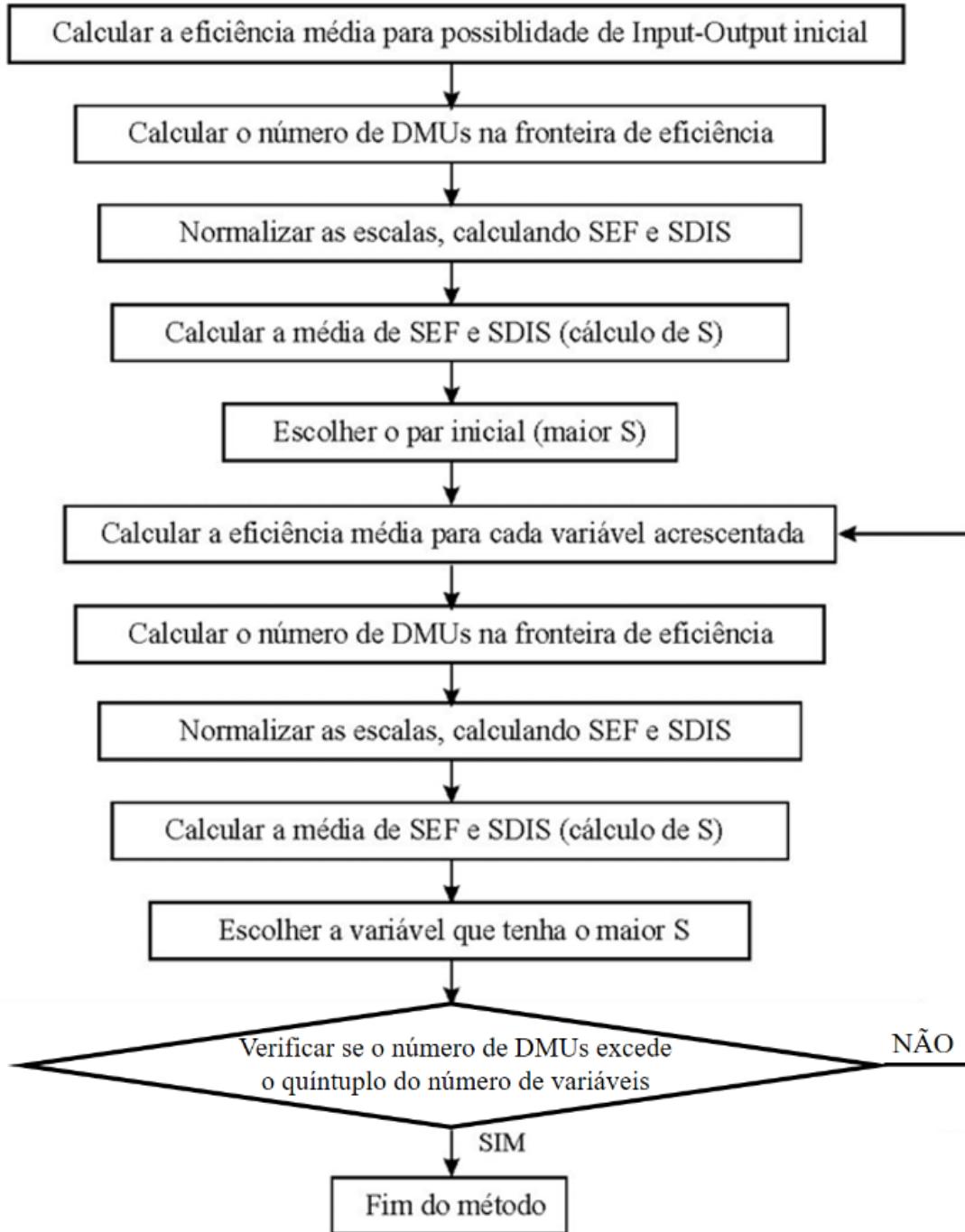
- Desvantagens:
  1. Pode não chegar a uma eficiência média elevada;
  2. Exige opinião do decisor (especialista) para iniciar o processo de escolha das variáveis, o que pode ser tendencioso e levar a resultados distintos, dependendo do decisor;
  3. Pode apresentar baixa eficiência média no par inicial.

#### 4.4.3 Método Multicritério Combinatório Inicial para Seleção de Variáveis

Este método parte do princípio que o decisor não deseja, não é capaz ou é indiferente de emitir opiniões sobre o par inicial a ser incluído no modelo. Essa impossibilidade do decisor pode ser a indiferença entre as variáveis ou o desejo de ver que variáveis seriam selecionadas sem a sua interferência para melhor embasar a sua decisão final. Desta forma, é introduzida uma alteração da forma de seleção do par inicial. Este é escolhido de forma semelhante ao método I-O *Stepwise* exaustivo completo, substituindo-se a eficiência média por  $\alpha * SEF + (1-\alpha) * SDIS$ . No intuito de minimizar a quantidade de informação requerida do decisor este método já arbitra  $\alpha = 0,5$  (SENRA et al., 2007).

Na Figura 7 tem-se a descrição do método a partir de um fluxograma.

Figura 7: Método Multicritério Combinatório Inicial de Seleção de Variáveis



Fonte: Senra et al. (2007).

Observando os resultados obtidos e tendo em vista o propósito do modelo, verificaram-se as seguintes vantagens e desvantagens segundo Senra et al. (2007):

- Vantagens:

1. Possibilita uma eficiência média relativamente alta com boa capacidade de ordenação, através de uma ponderação entre a capacidade discriminatória e a eficiência média do modelo;
2. Independe da opinião do decisor para escolha do par inicial, que é obtido pelo processo de ponderação citado acima;
3. Desde o par inicial, apresenta eficiência média relativamente alta.

- Desvantagens:

1. Pode não chegar a uma eficiência média elevada;
2. Para instâncias com grande número de DMUs e variáveis, exige um custo de cálculo elevado;
3. Não considera nenhuma opinião do decisor, podendo levar a um modelo pouco aderente à realidade.

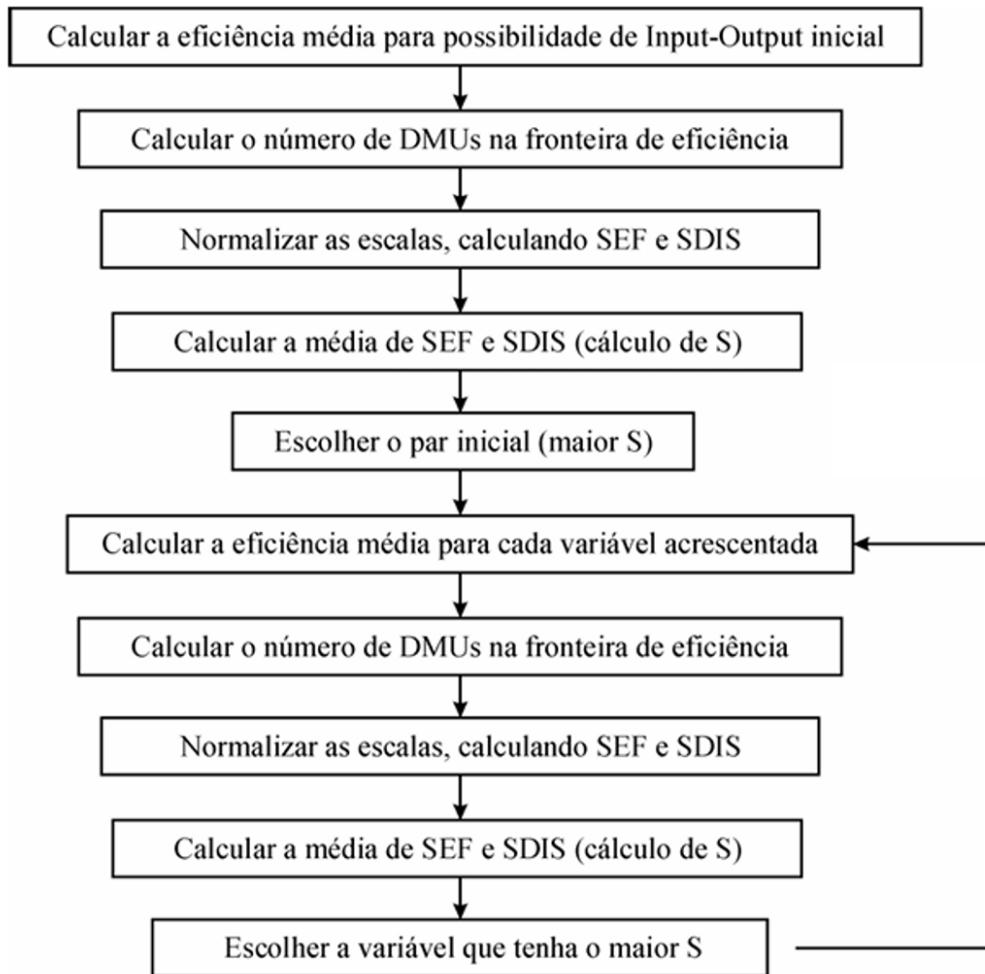
#### **4.4.4 Método Multicritério Combinatório por Cenários para Seleção de Variáveis**

Este método é uma evolução na linha de exigir menos informação ao decisor. Para isso, não há critério de parada do algoritmo, devendo todas as variáveis serem incluídas para em seguida proceder a comparação entre os modelos com diferentes número de variáveis (SENRA et al., 2007).

Este é um método executado em duas fases. Na primeira fase, são construídos os cenários que serão analisados na segunda. Chama-se cenário da primeira fase aquele que considera o melhor modelo com duas, três, quatro, cinco, seis e sete variáveis selecionadas a partir dele e o *looping* é interrompido no momento em que as variáveis selecionadas se esgotarem. A segunda fase limita-se à escolha do melhor cenário (SENRA et al., 2007).

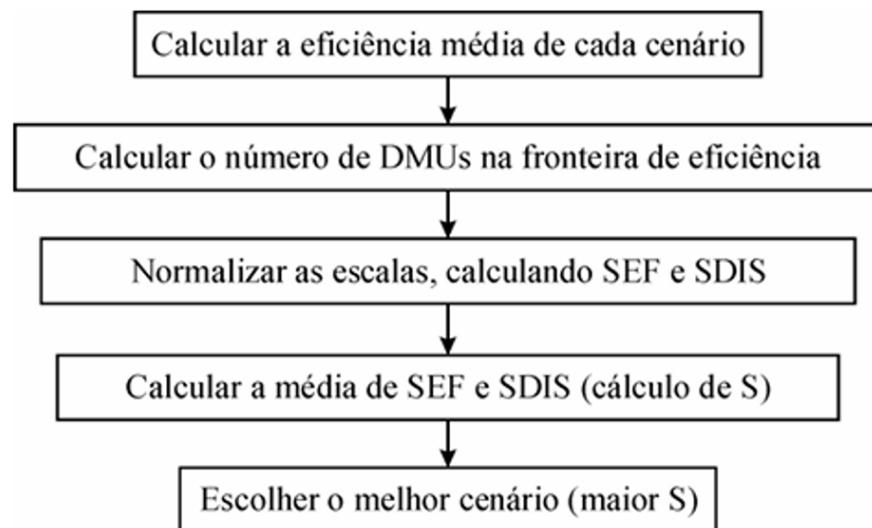
Nas Figuras 8 e 9 tem-se a descrição do método a partir de um fluxograma.

Figura 8: Primeira fase do Método Multicritério Combinatório por Cenários de Seleção de Variáveis



Fonte: Senra et al. (2007).

Figura 9: Segunda fase do Método Multicritério Combinatório por Cenários de Seleção de Variáveis



Fonte: Senra et al. (2007).

Observando os resultados obtidos e tendo em vista o propósito do modelo, verificaram-se as seguintes vantagens e desvantagens segundo Senra et al. (2007):

- Vantagens:

1. Possibilita uma eficiência média relativamente alta com boa capacidade de ordenação, através de uma ponderação entre a capacidade discriminatória e a eficiência média do modelo;
2. Independente da opinião do decisor para escolha do par inicial, que é obtido pelo mesmo processo de ponderação citado na seção 4.4.3;
3. Desde o par inicial, apresenta eficiência média relativamente alta;
4. Seleciona um cenário próximo ao do modelo completo.

- Desvantagens:

1. Pode não chegar a uma eficiência média elevada;
2. Para instâncias com grande número de DMUs e variáveis exige um custo de processamento de cálculo elevado.

## 4.5 Execução da análise DEA

O penúltimo passo baseia-se na aplicação da Análise Envoltória de Dados aos dados coletados das DMUs selecionadas, para calcular a eficiência relativa de cada uma. Isso pode ser feito utilizando um software específico para DEA que realiza os cálculos e fornece os resultados.

É importante ressaltar que antes de aplicar o modelo DEA, é essencial garantir que os dados estejam devidamente preparados e formatados conforme as exigências do modelo escolhido.

Por fim, basta selecionar as opções de configuração oferecidas pelo *software* para refletir as características específicas do modelo escolhido (CCR ou BCC, IO ou OO) e fornecer as informações necessárias sobre as variáveis de *input* e *output*. O software realizará os cálculos necessários para determinar a eficiência relativa de cada DMU em relação às variáveis de *input* e *output* especificadas. Além disso, o *software* também determina a fronteira de eficiência e classifica as DMUs em eficientes e ineficientes.

Para determinar o *software* que seria utilizado, foi consultado além do escolhido, o *software* SIAD (Sistema Integrado de Apoio à Decisão), que também é uma ferramenta *open source* para aplicação do método DEA. Entretanto, devido à falta de informações e instruções para o uso deste *software*, o autor decidiu selecionar o *software* OSDEA-GUI, que será explicado na próxima seção.

### 4.5.1 *Software* utilizado

O *software* utilizado para a aplicação do método DEA neste trabalho foi o *Open Source Data Envelopment Graphical User Interface* (ou OSDEA-GUI). Esta ferramenta é um *software* de *benchmarking* baseado em Análise Envoltória de Dados, totalmente gratuito e de código aberto, além de estar disponível para *download* e execução em computadores equipados com sistema operacional *Windows*, *Linux* e *Mac*, a partir do link: <https://opensourcedea.org/osdea-gui/>.

Segundo Virtos (2023), o criador do *software*, algumas de suas características incluem:

- Quantidade de DMUs ilimitada;
- Quantidade de variáveis ilimitada;
- Diversos modelos DEA disponíveis (clássicos e outros);

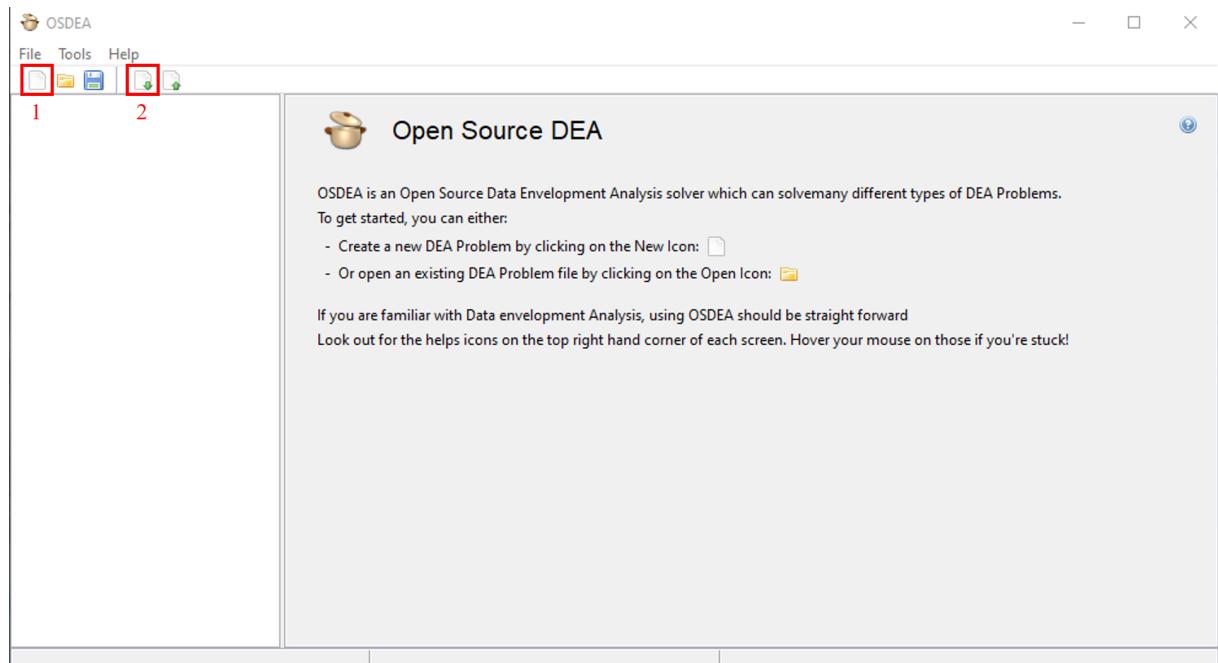
- Controle total sobre a configuração do modelo;
- Visualização completa dos resultados da solução;

#### 4.5.1.1 Passo a passo para utilização do *software*

Ao abrir o *software*, o primeiro passo é criar um novo arquivo de análise DEA (passo 1). Em seguida, deve-se carregar um documento (passo 2) em *Microsoft Excel* no formato CSV com vírgulas a fim de carregar os valores de cada uma das variáveis.

Os comandos para a execução da primeira etapa com os passos 1 e 2 estão destacados na Figura 10.

Figura 10: Passos 1 e 2 para utilização do *software*

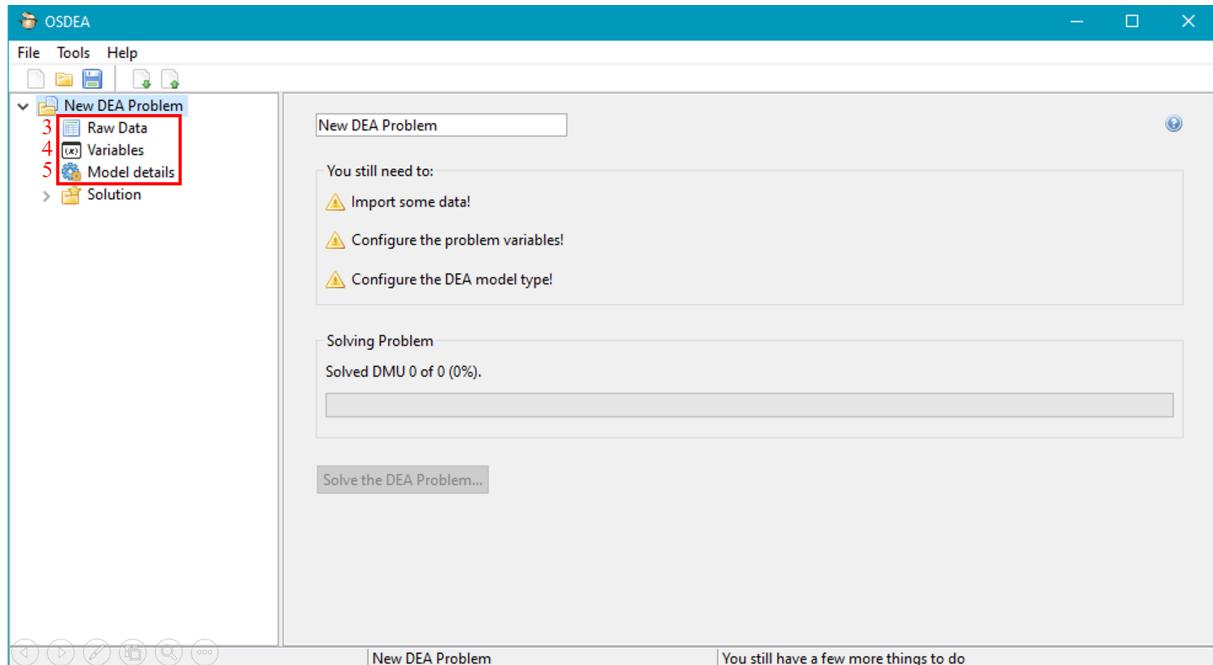


Fonte: *Print* de tela do *software* OSDEA-GUI adaptado pelo autor.

Após a importação dos dados, pode-se então conferi-los a partir do campo “*Raw Data*” (passo 3), bem como selecionar em “*Variables*” (passo 4) o que deve ser considerado como um *input* ou *output* e, por fim, selecionar no item “*Model details*” (passo 5) o modelo DEA que deverá ser considerado para solução (no caso deste trabalho, foi utilizado o modelo BCC-IO).

Os comandos para a execução da segunda etapa com os passos 3, 4 e 5 estão destacados na Figura 11.

Figura 11: Passos 3, 4 e 5 para utilização do *software*

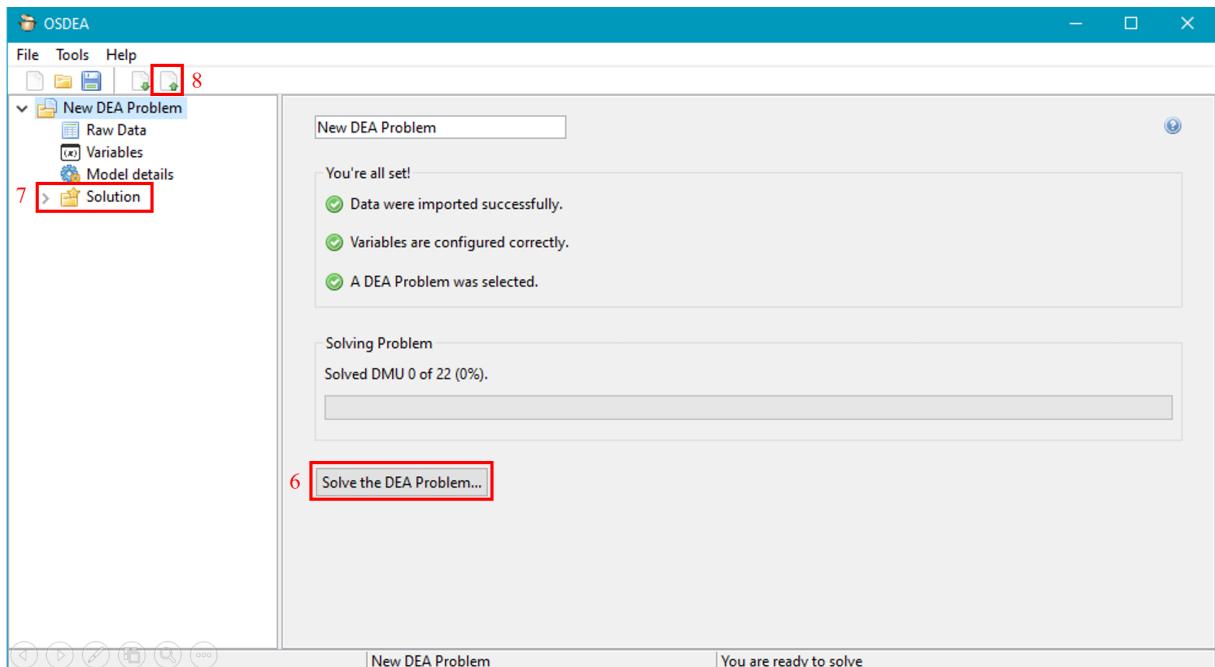


Fonte: *Print* de tela do *software* OSDEA-GUI adaptado pelo autor.

Por fim, basta clicar em “*Solve the DEA Problem...*” (passo 6) para gerar a resolução. Em “*Solution*” é possível analisar de forma resumida quais foram os valores obtidos, bem como os *benchmarks* encontrados. Para baixar os resultados em uma planilha do *Microsoft Excel* e obter informações mais precisas sobre o modelo, é necessário clicar no ícone sinalizado com o número 8.

Os comandos para a execução da terceira e última etapa com os passos 6, 7 e 8 estão destacados na Figura 12.

Figura 12: Passos 6, 7 e 8 para utilização do *software*



Fonte: *Print* de tela do *software* OSDEA-GUI adaptado pelo autor.

## 4.6 Interpretação e comunicação dos resultados

Após a execução do modelo, a última etapa está relacionada à análise dos resultados gerados pelo software. As DMUs eficientes serão identificadas, enquanto as ineficientes mostrarão o grau de sua ineficiência. Esses resultados podem ser expressos em termos de pontuações de eficiência ou índices que indicam o desempenho relativo de cada DMU.

Como complemento, deve-se interpretar os resultados à luz do contexto da pesquisa, bem como considerar fatores externos ou específicos da indústria que possam influenciar os resultados. A análise contextual é fundamental para garantir uma interpretação precisa e significativa dos resultados do modelo. Se necessário, recomenda-se realizar análises adicionais, que podem ser valiosas para investigar fatores que podem estar influenciando a eficiência das DMUs.

Assim como qualquer outro estudo, é fundamental, ao final de todo o processo, preparar relatórios que descrevam os resultados da aplicação do método DEA de forma clara e concisa, com o objetivo de orientar possíveis ações a serem tomadas pela média e alta gerência, destacando as implicações práticas e as áreas potenciais para melhorias.

## 5 MODELAGEM PARA APLICAÇÃO DO MÉTODO DEA

Esse capítulo tem como objetivo desenvolver todo o passo a passo descrito no Capítulo 4, agora, para o estudo do problema abordado neste trabalho aplicando o método DEA na análise da eficiência em linhas de produção de refrigerantes envasados em garrafas PET.

Sendo assim, serão abordados aqui, de forma detalhada os procedimentos de seleção de DMUs, seleção de variáveis, coleta de dados, escolha do modelo DEA (bem como da sua orientação) e escolha da ferramenta de discriminação de variáveis que serão consideradas no estudo.

### 5.1 Seleção de DMUs

Para uma aplicação assertiva da metodologia DEA foram selecionadas - a partir de todo o conjunto de 44 linhas de produção de refrigerantes existentes na companhia - apenas DMUs com o mesmo perfil de produção e que requerem os mesmos tipos de *inputs* e geram os mesmos tipos de *outputs*, diferenciando-se apenas na intensidade dos mesmos, como na proporção de capacidade de produção, área de ocupação da linha de produção ou o período em que as linhas estão em funcionamento (podendo existir linhas mais antigas ou mais recentes). Sendo assim, todas as DMUs selecionadas são linhas de produção que envasam refrigerantes em garrafas PET e que são avaliadas e controladas através das mesmas variáveis ou indicadores.

Deste modo, foram selecionadas as 22 DMUs, descritas na Tabela 13:

Tabela 13: Relação das DMUs selecionadas em cada fábrica

Fábrica	Linhas (DMUs) selecionadas
Fábrica A	A2, A3, A4
Fábrica B	B2
Fábrica C	C3
Fábrica D	D5, D6, D7
Fábrica E	E5, E6, E7, E8, E13, E15
Fábrica F	F2, F3
Fábrica G	G4, G6
Fábrica H	H3, H4, H5, H6

Fonte: O autor.

## 5.2 Seleção de variáveis

Foi listado, inicialmente - com auxílio de responsáveis pelas linhas de produção e com base nos conhecimentos adquiridos pelo autor sobre o assunto no decorrer de seu estágio - todas as variáveis que são extraídas das linhas e que são utilizadas, de alguma forma, como OKRs pela gestão da companhia.

Posteriormente, o autor baseou-se nos estudos de Pourjavad e Shirouyehzad (2014) e de Silva et al. (2016), em que foram executadas aplicações correlatas do método DEA em linhas de produção para selecionar a partir de uma lista inicial um grupo de variáveis factíveis a serem posteriormente examinadas para, enfim, obter-se as principais variáveis do trabalho.

Na Tabela 14, tem-se as variáveis de *input* e *output* selecionadas para comporem a lista inicial a ser considerada no estudo.

Tabela 14: Variáveis selecionadas

Inputs	Outputs
Utilização de linha (%)	Volume de produção (L)
Paradas (%)	Volume de produção (CF)
Quantidade de SKUs (un.)	
Perdas (\$)	
Perdas (%)	

Fonte: O autor.

Nas seções 5.2.1 à 5.2.7, é apresentado um detalhamento de cada uma das variáveis da lista inicial.

### 5.2.1 Utilização de linha (%)

A utilização de linha corresponde à parcela do tempo total em que a linha foi utilizada, considerando uma disponibilidade de 24 horas por dia, 7 dias por semana.

Sendo assim, se uma linha obtiver, por exemplo, uma taxa de utilização igual à 50%, pode-se concluir que ela foi utilizada 12 horas no horizonte de um dia, três dias e meio no horizonte de uma semana, quinze dias completos em um horizonte de trinta dias, e assim em diante.

É importante ressaltar que esta variável representa, de forma indireta, os custos de mão de obra, consumos de água e energia e outros fatores que estão correlacionados ao nível de utilização da linha.

### 5.2.2 Paradas (%)

As paradas correspondem à taxa de tempo em que a linha de produção permaneceu parada, seja por conta de uma manutenção, sanitização, troca de SKU, parada operacional ou parada de um ou mais equipamentos.

Em outras palavras, pode se dizer que as paradas representam o tempo em que a linha não esteve efetivamente em produção - mesmo quando estava programada para tal.

### 5.2.3 Quantidades de SKUs (unidades)

As quantidades de SKUs representam o número de produtos diferentes que foram produzidos durante o horizonte de tempo da análise. Aqui, entende-se “produtos” como uma combinação específica de características de tipo de bebida e tamanho da embalagem.

Sendo assim, um refrigerante de limão envasado em uma garrafa com capacidade para 1.500 ml é um tipo de SKU, enquanto o mesmo refrigerante de limão envasado em uma garrafa com capacidade para 2.000 ml é outro tipo de SKU.

### 5.2.4 Perdas (R\$)

As perdas financeiras são, de forma simplificada, a soma do custo de desperdício de todos os insumos presentes nas linhas de produção (seja essa perda inerente ao processo ou não).

Para esta variável pode-se citar como exemplo as perdas de xarope ou  $CO_2$  que fazem parte do processo e que serão descontadas ao calcular o lucro gerado pela linha de produção.

### 5.2.5 Perdas (%)

Por outro lado, a taxa de perdas pode ser entendida como a taxa de perda de insumos não-inerentes ao processo. Sendo assim, neste cálculo são descartadas aquelas perdas que são esperadas e que, de uma forma ou de outra, acontecerão ao longo da produção de refrigerantes. Para encontrar este valor é feito uma análise estatística em cada linha e entendido, junto com especialistas da área, quais são as “perdas esperadas”.

Ao compararmos com o exemplo fornecido na seção anterior, aqui as perdas não serão consideradas, pois são perdas que fazem parte do processo. Uma perda de um insumo deste tipo será considerada somente se houver algum incidente que faça com que a linha o desperdice, causando um impacto maior que o esperado.

### 5.2.6 Volume de produção (em litros)

Esta variável corresponde ao volume de produção em litros de bebidas produzido por cada uma das linhas.

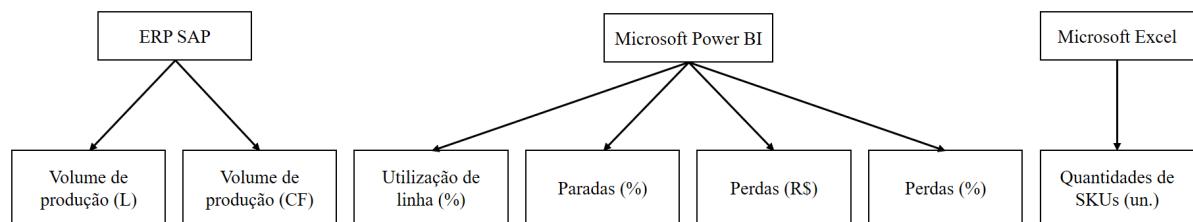
### 5.2.7 Volume de produção (em caixas-físicas)

Esta variável corresponde à quantidade de caixas-físicas (CF) produzidas por cada uma das linhas de produção. Sendo assim, uma linha que produz um fardo de seis garrafas de 350ml e outra que produz um fardo de seis garrafas de 2.500ml obterão, nesta variável, o mesmo resultado: uma caixa-física produzida. Esta variável distingue-se da anterior pois nela também está sendo considerada de forma implícita a utilização de materiais indiretos, como os filmes presentes nos fardos e paletes, chapas de papelão e cola.

## 5.3 Coleta de dados

A coleta de dados baseou-se em informações provenientes de diferentes fontes de dados da companhia, como o sistema ERP SAP, planilhas internas de Microsoft Excel utilizadas no planejamento, programação e controle da produção, e relatórios desenvolvidos em Microsoft Power BI que são utilizados como “condensadores” de informações relevantes para a gerência e que são adaptadas de acordo com a necessidade de cada tomador de decisão. A extração dessas informações, deu-se da seguinte forma, conforme ilustra a Figura 13.

Figura 13: Coleta de dados e respectivas fontes



Fonte: O autor.

A fim de executar uma análise atual que refletisse o desempenho das linhas analisadas durante um período em que o estágio foi realizado, foram extraídos todos dados de *inputs* e *outputs* citados na seção 5.2 referentes ao três primeiros trimestres do ano de 2023 - do dia 01 de janeiro ao dia 30 de setembro.

Na Tabela 15 tem-se todos os dados referentes a todas as DMUs que serão analisadas, e que foram normalizados com o intuito de eliminar análises sujeitas a eventuais distorções causadas, por exemplo, por diferenças nas unidades de medição das variáveis consideradas.

A normalização foi executada a partir da equação  $X_{normalizado} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$  e, por conta dela, os valores representados como 1,000 e 0,000 são respectivamente os máximos e mínimos considerados em cada variável.

Tabela 15: Normalização dos dados

n	DMU	Utilização de linha	Paradas (%)	Quantidade de SKUs	Perdas (R\$)	Perdas (%)	Volume de produção (L)	Volume de produção (CF)
1	A2	0,728	0,431	0,231	0,110	0,122	0,787	0,277
2	A3	0,934	0,191	0,231	0,042	0,341	0,177	0,000
3	A4	0,980	0,000	0,154	0,086	0,317	0,009	0,065
4	B2	0,682	0,052	0,205	0,093	0,000	0,249	0,018
5	C3	0,865	0,474	0,385	0,000	0,512	0,710	0,521
6	D5	0,808	0,483	0,051	0,064	0,073	0,943	0,371
7	D6	1,000	0,468	0,308	0,453	0,756	0,211	0,697
8	D7	0,828	1,000	0,846	0,489	0,390	0,624	0,303
9	E5	0,708	0,483	0,205	0,014	0,390	0,775	0,446
10	E6	0,636	0,292	0,154	0,190	0,951	0,205	0,229
11	E7	0,765	0,634	0,256	0,095	0,732	0,514	0,466
12	E8	0,736	0,074	0,000	0,154	0,195	1,000	0,657
13	E13	0,593	0,388	0,128	0,558	0,000	0,811	0,375
14	E15	0,986	0,394	0,103	0,220	0,854	0,214	1,000
15	F2	0,278	0,489	0,462	0,172	0,780	0,383	0,162
16	F3	0,447	0,394	0,231	0,292	0,732	0,246	0,299
17	G4	0,430	0,563	0,513	0,124	0,756	0,802	0,647
18	G6	0,616	0,443	0,410	0,250	0,293	0,109	0,445
19	H3	0,868	0,742	1,000	0,431	0,780	0,118	0,085
20	H4	0,000	0,578	0,282	0,073	0,000	0,387	0,044
21	H5	0,736	0,465	0,179	0,378	1,000	0,000	0,074
22	H6	0,550	0,618	0,179	1,000	0,000	0,990	0,442

Fonte: O autor.

## 5.4 Escolha do modelo DEA e execução do método

Neste trabalho adotou-se o modelo clássico BCC, devido ao fato que os dados coletados são provenientes de diferentes turnos, diferentes máquinas, diferentes linhas de produção, e diferentes operadores, caracterizando uma situação com retorno variável de escala. Além disso, para a realização da análise foi adotada a orientação voltada ao *input* (IO), uma vez que temas como o *shelf life*, projeção mensal do volume de vendas junto à equipe de planejamento e controle da produção e a capacidade dos armazéns limitam a produção a um determinado nível máximo. Assim, a gerência não objetiva encontrar meios que possibilitem maximizar a quantidade de saídas e sim programar e operar as linhas para

atingir as quantidades limitadas de saídas consumindo *inputs* da forma mais eficiente possível.

Com relação ao método de discriminação de variáveis, será utilizado neste estudo o Método Multicritério Combinatório por Cenários para Seleção de Variáveis, visto que é um método que não utiliza uma escolha que pode muitas vezes ser tendenciosa por parte do decisor, além de possibilitar alcançar uma eficiência média elevada, boa capacidade de ordenação das DMUs e seleção de um cenário muito mais aderente à realidade.

Sendo assim, a Tabela 16, mostra o primeiro passo para a execução do Método Multicritério Combinatório por Cenários para Seleção de Variáveis: a comparação de todos os possíveis pares iniciais de variáveis, de forma normalizada.

Tabela 16: Escolha do par inicial

n	DMU	Utilização de linha	Paradas (%)	Quantidades de SKUs	Perdas (R\$)	Perdas (%)	Utilização de linha	Paradas (%)	Quantidades de SKUs	Perdas (R\$)	Perdas (%)
		Volume de produção (L)									
1	A2	0,502	0,135	0	0,166	0	0,229	0,062	0	0	0
2	A3	0	0,066	0	0	0	0	0	0	0	0
3	A4	0	0	0	0	0	0,015	0	0	0	0
4	B2	0	0,342	0	0	0	0	0	0	0	0
5	C3	0,340	0,110	0	0	0	0,393	0,120	0	0	0,140
6	D5	0,628	0,144	0	1	0	0,289	0,079	0	0	0
7	D6	0	0,032	0	0	0	0,508	0,237	0,039	0,178	0,359
8	D7	0,261	0,046	0	0	0	0,223	0,030	0	0	0
9	E5	0,500	0,118	0	1	0	0,405	0,098	0	0	0,010
10	E6	0	0,050	0	0	0	0,207	0,070	0	0	0
11	E7	0,152	0,059	0	0	0	0,394	0,079	0	0	0,030
12	E8	1	1	0	1	1	0,605	1	0	0,405	1
13	E13	0,651	0,154	0	0,045	0	0,398	0,100	0	0	0
14	E15	0	0,039	0	0	0	1	1	1	1	1
15	F2	0	0,057	0	0	0	0,302	0,025	0	0	0
16	F3	0	0,045	0	0	0	0,407	0,074	0	0	0
17	G4	0,881	0,105	0	0,181	0	1	0,129	0	0,464	0,246
18	G6	0	0,017	0	0	0	0,464	0,107	0	0	0,010
19	H3	0	0,011	0	0	0	0,033	0,003	0	0	0
20	H4	0	0,049	0	0	0	0	0	0	0	0
21	H5	0	0	0	0	0	0,029	0,002	0	0	0
22	H6	1	0,118	0	0,139	0	0,516	0,076	0	0	0
	Eficiência média	0,269	0,123	0	0,161	0,046	0,337	0,150	0,047	0,093	0,127
	DMUs na Fronteira	2	1	0	3	1	2	2	1	1	2
	SEF	0,797	0,364	0	0,476	0,135	1	0,444	0,140	0,276	0,377
	SDIS	0,334	0,667	1	0	0,667	0,334	0,324	0,667	0,667	0,334
	S	0,565	0,515	0,500	0,238	0,401	0,667	0,389	0,403	0,471	0,355

Fonte: O autor.

A partir da primeira análise, escolhe-se o par inicial “Utilização de linha (%)” e “Volume de produção (CF)” por apresentar o maior valor de  $S$ . Este par é composto por uma variável de *input* e uma variável de *output*.

Continuando com a aplicação do Método Multicritério Combinatório por Cenários para Seleção de Variáveis, compara-se, então, o efeito da adição da terceira variável, considerando os valores apresentados na Tabela 17.

Tabela 17: Escolha da terceira variável

n	DMU	Paradas (%)	Quantidades de SKUs	Perdas (R\$)	Perdas (%)	-
		-	-	-	-	Volume de produção (L)
1	A2	0,608	0,554	0,480	0,405	0,502
2	A3	0,635	0,479	0,606	0	0
3	A4	1	0,533	0,434	0,025	0,015
4	B2	1	0,605	0,486	0	0
5	C3	0,595	0,555	1	0,576	0,393
6	D5	0,554	0,782	0,628	0,532	0,628
7	D6	0,650	0,650	0,508	0,651	0,508
8	D7	0,371	0,305	0,223	0,343	0,280
9	E5	0,633	0,651	1	0,604	0,532
10	E6	0,764	0,710	0,358	0,223	0,207
11	E7	0,563	0,607	0,666	0,504	0,394
12	E8	1	1	0,736	1	1
13	E13	0,725	0,794	0,398	0,772	0,665
14	E15	1	1	1	1	1
15	F2	0,840	0,501	0,436	0,302	0,302
16	F3	0,819	0,702	0,407	0,421	0,407
17	G4	1	1	1	1	1
18	G6	0,714	0,626	0,464	0,714	0,464
19	H3	0,414	0,212	0,145	0,044	0,033
20	H4	1	1	1	0	0
21	H5	0,565	0,611	0,166	0,032	0,029
22	H6	0,680	0,815	0,516	1	1
Eficiência média		0,733	0,668	0,575	0,461	0,425
DMUs na Fronteira		6	4	5	4	4
SEF		1	0,788	0,487	0,116	0
SDIS		0	1	0,5	1	1
S		0,500	0,894	0,494	0,558	0,500

Fonte: O autor.

Na segunda etapa é escolhida a variável “Quantidades de SKUs (un.)” por apresentar o maior valor de  $S$ . Trata-se de mais uma variável de *input*.

No terceiro passo da aplicação do método, compara-se, agora, o efeito da adição de uma quarta variável, considerando os valores apresentados na Tabela 18.

Tabela 18: Escolha da quarta variável

n	DMU	Paradas (%)	Perdas (R\$)	Perdas (%)	-
		-	-	-	Volume de produção (L)
1	A2	0,612	0,654	0,592	0,604
2	A3	0,656	0,738	0,479	0,479
3	A4	1	0,688	0,533	0,533
4	B2	1	0,714	0,738	0,605
5	C3	0,595	1	0,576	0,559
6	D5	0,782	1	1	0,808
7	D6	0,655	0,650	0,655	0,650
8	D7	0,371	0,305	0,343	0,313
9	E5	0,651	1	0,651	0,653
10	E6	0,782	0,710	0,710	0,710
11	E7	0,608	0,762	0,607	0,607
12	E8	1	1	1	1
13	E13	0,794	0,794	1	0,826
14	E15	1	1	1	1
15	F2	0,840	0,507	0,501	0,501
16	F3	0,819	0,702	0,702	0,702
17	G4	1	1	1	1
18	G6	0,714	0,626	0,714	0,626
19	H3	0,414	0,213	0,212	0,212
20	H4	1	1	1	1
21	H5	0,611	0,611	0,611	0,611
22	H6	0,815	0,815	1	1
Eficiência média		0,760	0,750	0,710	0,682
DMUs na Fronteira		6	7	7	5
SEF		1	0,867	0,363	0
SDIS		0,5	0	0	1
S		0,750	0,433	0,181	0,500

Fonte: O autor.

Aqui, a variável “Paradas (%)” é adicionada ao conjunto, por apresentar o maior valor calculado em  $S$ . Trata-se de mais uma variável de *input*.

Em sequência, busca-se analisar qual é a quinta variável que deve ser selecionada. Esta etapa está descrita na Tabela 19.

Tabela 19: Escolha da quinta variável

n	DMU	Perdas (R\$)	Perdas (%)	Volume de produção (L)
		-	-	
1	A2	0,736	0,629	0,647
2	A3	1	0,656	0,656
3	A4	1	1	1
4	B2	1	1	1
5	C3	1	0,595	0,595
6	D5	1	1	0,808
7	D6	0,655	0,655	0,655
8	D7	0,371	0,371	0,371
9	E5	1	0,651	0,653
10	E6	0,782	0,782	0,782
11	E7	0,762	0,608	0,608
12	E8	1	1	1
13	E13	0,794	1	0,826
14	E15	1	1	1
15	F2	0,840	0,840	0,840
16	F3	0,819	0,819	0,819
17	G4	1	1	1
18	G6	0,714	0,714	0,714
19	H3	0,414	0,414	0,414
20	H4	1	1	1
21	H5	0,611	0,611	0,611
22	H6	0,815	1	1
Eficiência média		0,832	0,788	0,773
DMUs na Fronteira		10	9	7
SEF		1	0,263	0
SDIS		0	0,333	1
S		0,500	0,298	0,500

Fonte: O autor.

Neste passo, os valores de  $S$  das variáveis “Perdas (R\$)” e “Volume de produção (L)” foram os mesmos. Entretanto, como o objetivo do estudo e do método é classificar as DMUs de maneira discriminatória, escolheu-se a variável “Volume de produção (L)”, uma vez que a sua inclusão resulta em um menor número de DMUs na fronteira de

eficiência, quando comparada com sua concorrente.

Os últimos dois passos consideram a alocação da sexta (Perdas (%)) e sétima (Perdas (R\$)) variáveis, chegando assim ao final da primeira fase do Método Multicritério Combinatório por Cenários para Seleção de Variáveis. Aqui, é importante ressaltar que na Tabela 21 os cálculos de *SEF*, *SDIS* e *S* não foram inseridos propositalmente, uma vez que não existem outras variáveis para normalizar os valores de eficiência e de DMUs na fronteira que foram gerados.

**Tabela 20: Escolha da sexta variável**

n	DMU	Perdas (R\$)	Perdas (%)
1	A2	0,781	0,696
2	A3	1	0,656
3	A4	1	1
4	B2	1	1
5	C3	1	0,595
6	D5	1	1
7	D6	0,655	0,655
8	D7	0,371	0,371
9	E5	1	0,653
10	E6	0,782	0,782
11	E7	0,762	0,608
12	E8	1	1
13	E13	0,826	1
14	E15	1	1
15	F2	0,840	0,840
16	F3	0,819	0,819
17	G4	1	1
18	G6	0,714	0,714
19	H3	0,414	0,414
20	H4	1	1
21	H5	0,611	0,611
22	H6	1	1
Eficiência média		0,844	0,792
DMUs na Fronteira		11	9
SEF		1	0
SDIS		0	1
S		0,500	0,500

Fonte: O autor.

Tabela 21: Escolha da sétima variável

n	DMU	Perdas (R\$)
1	A2	0,832
2	A3	1
3	A4	1
4	B2	1
5	C3	1
6	D5	1
7	D6	0,655
8	D7	0,371
9	E5	1
10	E6	0,782
11	E7	0,762
12	E8	1
13	E13	1
14	E15	1
15	F2	0,840
16	F3	0,819
17	G4	1
18	G6	0,714
19	H3	0,414
20	H4	1
21	H5	0,611
22	H6	1
Eficiência média		0,855
DMUs na Fronteira		12

Fonte: O autor.

Considerando toda a sequência dos seis passos que foram executados até aqui, tem-se ao final da primeira fase os seguintes cenários:

Tabela 22: Cenários ao final da primeira fase

Quantidade de Variáveis do Cenário	Inputs	Outputs
2	Utilização de linha (%)	Volume de produção (CF)
3	Utilização de linha (%) Quantidades de SKUs (un.)	Volume de produção (CF)
4	Utilização de linha (%) Quantidades de SKUs (un.) Paradas (%)	Volume de produção (CF)
5	Utilização de linha (%) Quantidades de SKUs (un.) Paradas (%)	Volume de produção (CF) Volume de produção (L)
6	Utilização de linha (%) Quantidades de SKUs (un.) Paradas (%) Perdas (%)	Volume de produção (CF) Volume de produção (L)
7	Utilização de linha (%) Quantidades de SKUs (un.) Paradas (%) Perdas (%) Perdas (\$)	Volume de produção (CF) Volume de produção (L)

Fonte: O autor.

Por fim, dá-se início a segunda fase do método: a comparação entre os cenários. Os valores considerados nesta comparação são apresentados na Tabela 23.

Tabela 23: Segunda fase - Comparação de cenários

n	DMU	Cenários - Números de variáveis					
		2	3	4	5	6	7
1	A2	0,229	0,554	0,612	0,647	0,696	0,832
2	A3	0	0,479	0,656	0,656	0,656	1
3	A4	0,015	0,533	1	1	1	1
4	B2	0	0,605	1	1	1	1
5	C3	0,393	0,555	0,595	0,595	0,595	1
6	D5	0,289	0,782	0,782	0,808	1	1
7	D6	0,508	0,650	0,655	0,655	0,655	0,655
8	D7	0,223	0,305	0,371	0,371	0,371	0,371
9	E5	0,405	0,651	0,651	0,653	0,653	1
10	E6	0,207	0,710	0,782	0,782	0,782	0,782
11	E7	0,394	0,607	0,608	0,608	0,608	0,762
12	E8	0,605	1	1	1	1	1
13	E13	0,398	0,794	0,794	0,826	1	1
14	E15	1	1	1	1	1	1
15	F2	0,302	0,501	0,840	0,840	0,840	0,840
16	F3	0,407	0,702	0,819	0,819	0,819	0,819
17	G4	1	1	1	1	1	1
18	G6	0,464	0,626	0,714	0,714	0,714	0,714
19	H3	0,033	0,212	0,414	0,414	0,414	0,414
20	H4	0	1	1	1	1	1
21	H5	0,029	0,611	0,611	0,611	0,611	0,611
22	H6	0,516	0,815	0,815	1	1	1
Eficiência média		0,337	0,668	0,760	0,773	0,792	0,855
DMUs na Fronteira		2	4	6	7	9	12
SEF		0	0,639	0,817	0,842	0,878	1
SDIS		1	0,8	0,6	0,5	0,3	0
S		0,500	0,720	0,709	0,671	0,589	0,500

Fonte: O autor.

Ao final da execução e apresentação do método conclui-se então que o melhor cenário, que possibilita uma eficiência média alta e uma boa capacidade discriminatória, é o cenário com três variáveis por possuir o maior valor de  $S$  - apresentando apenas 4 (de um total de 22) DMUs na fronteira de eficiência.

## 6 RESULTADOS GERADOS PELO MODELO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

A partir da aplicação das técnicas do modelo BCC-IO para as 22 linhas de produção que compõem a lista de DMUs selecionadas para o estudo, obtiveram-se os resultados das pontuações de eficiência relativa (calculada a partir das fórmulas presentes na Tabela 4) ilustradas, já de maneira ordenada, na Tabela 24.

A aplicação deste modelo permitiu observar que dentre as 22 linhas de produção e considerando as três variáveis selecionadas na seção 5.4, apenas quatro DMUs são eficientes (alcançando eficiência relativa igual a 1 ou 100%), ou seja, 18,18% do total analisado, sendo elas: E8, E15, G4 e H4.

Tabela 24: Eficiência relativa obtida com o método DEA

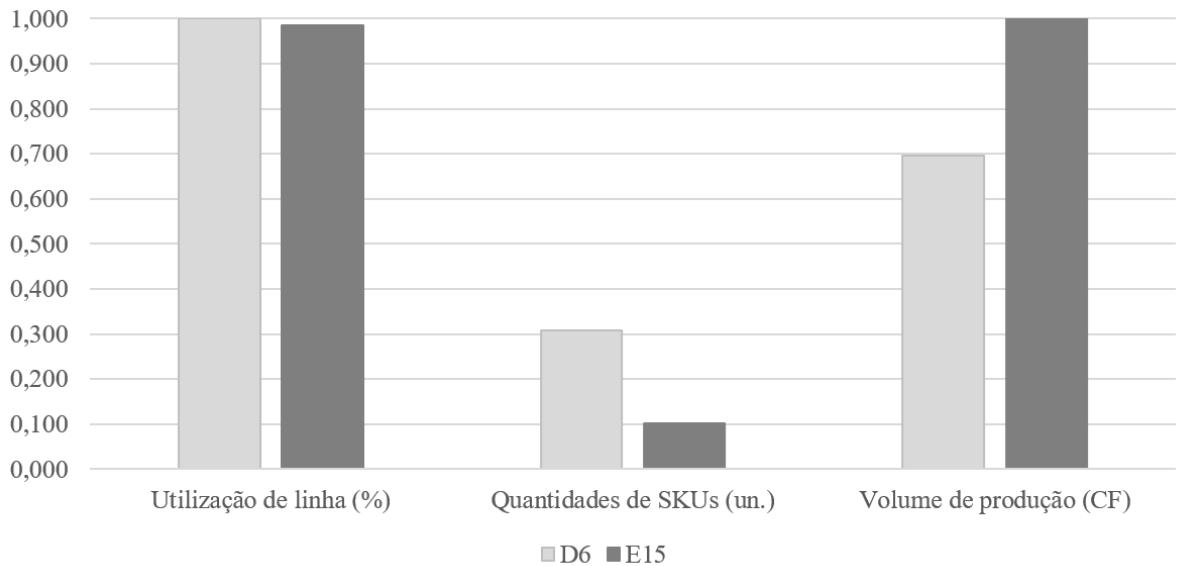
n	DMU	Eficiência relativa
1	A2	0,554
2	A3	0,479
3	A4	0,533
4	B2	0,605
5	C3	0,555
6	D5	0,782
7	D6	0,650
8	D7	0,305
9	E5	0,651
10	E6	0,710
11	E7	0,607
12	E8	1
13	E13	0,794
14	E15	1
15	F2	0,501
16	F3	0,702
17	G4	1
18	G6	0,626
19	H3	0,212
20	H4	1
21	H5	0,611
22	H6	0,815

Fonte: O autor.

## 6.1 Análise a partir de *inputs* semelhantes

Ao comparar linhas semelhantes, nota-se que, segundo a Tabela 15, a linha E15 alcançou o maior valor normalizado de volume de produção em caixas-físicas - o que explica o alto valor normalizado na sua utilização de linha. Entretanto, a linha D6 demandou a maior taxa de utilização de linha da amostra e gerou um volume de produção em caixas-físicas quase 24% menor. Para este caso, uma sugestão de melhoria para esta DMU pode ser a redução da taxa de utilização de linha ou uma redução no número de SKUs buscando manter os valores de volume de produção (mas reduzindo, por exemplo, os custos decorrentes do elevado número de *setups* da linha).

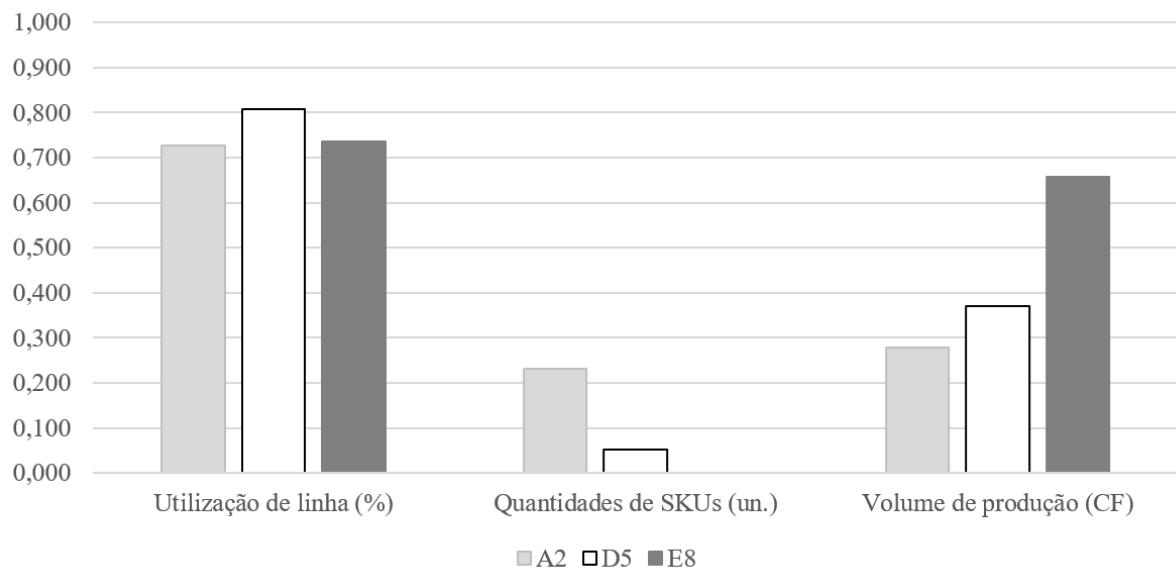
Figura 14: Comparação entre as linhas D6 e E15



Fonte: O autor.

Ainda segundo a Tabela 15, ao compararmos outras duas linhas com valores dos dois *inputs* muito semelhantes, como as linhas E8 e D5, torna-se evidente a ineficiência da linha pertencente à Fábrica D a partir de seu volume de produção em caixas-físicas, que é cerca de 30% mais baixo. Considerando este mesmo critério, a linha A2 produz um número de caixas-físicas 60% menor que a linha E8, além de ter processado também um número elevado de quantidades de SKUs.

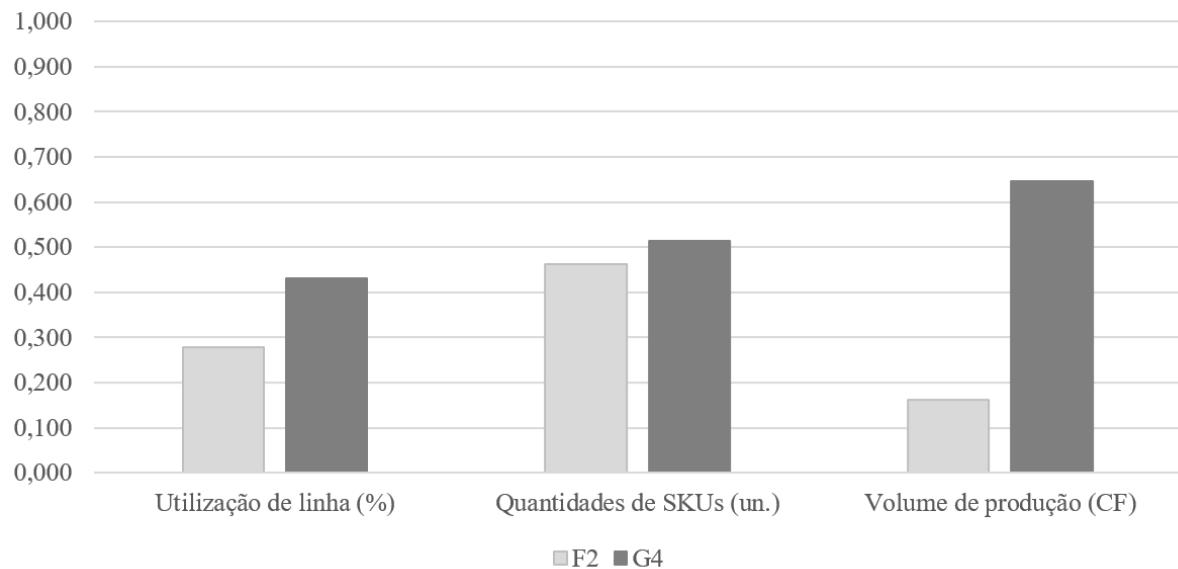
Figura 15: Comparação entre as linhas A2, D5 e E8



Fonte: O autor.

Continuando com o mesmo tipo de análise, ao compararmos as linhas G4 e F2 a mesma disparidade do caso observado entre as linhas E8 e D5 pode ser percebida. Ao mesmo tempo em que ambas atingiram valores de utilização de linha e quantidades de SKUs semelhantes, a ineficiência da linha que pertence à Fábrica F (e a contrastante eficiência da linha G4) torna-se evidente pela diferença do nível de seus *outputs*, com a linha G4 tendo produzido mais que o dobro de caixas-físicas do que a linha F2.

Figura 16: Comparação entre as linhas F2 e G4



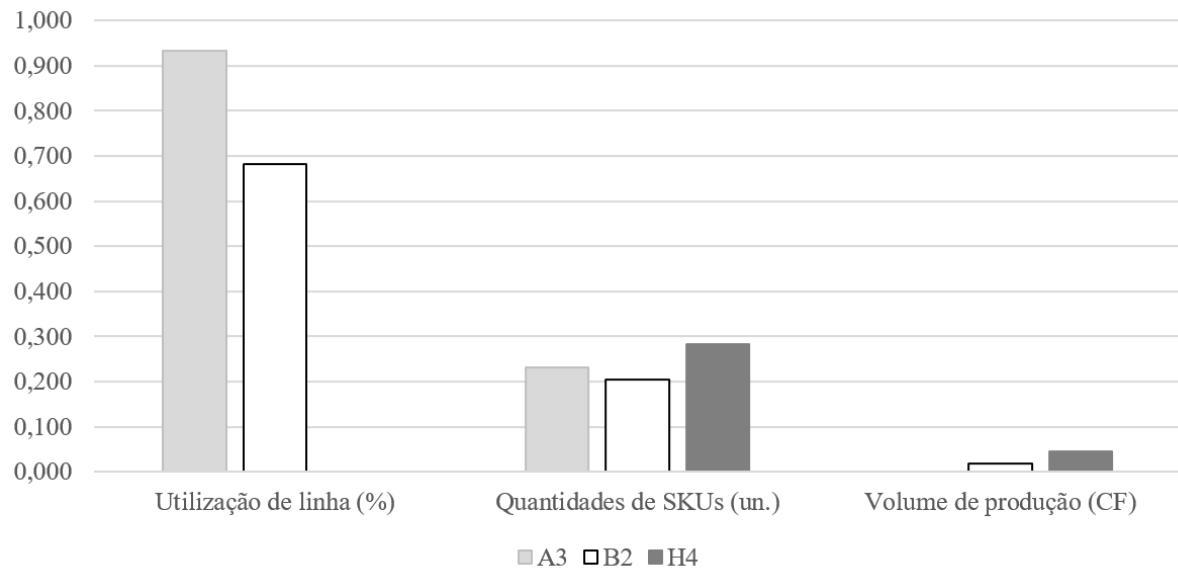
Fonte: O autor.

Para os dois últimos casos, sugere-se como ponto de melhoria a diminuição do nível de utilização de linha para as DMUs D5 e F2, além de uma redução nos SKUs da linha A2, a fim de reduzir a ineficiência gerada pela grande quantidade de *setups* na linha.

## 6.2 Análise a partir de *outputs* semelhantes

Uma última análise comparativa que pode ser feita acerca das DMUs eficientes e as ineficientes, temos o caso das linhas A3, B2 e H4. As três linhas de produção possuem um volume de produção em caixas-físicas muito próximos, bem como um valor semelhante nas quantidades de SKUs. Entretanto, enquanto a DMU pertencente à Fábrica H apresenta a menor taxa de utilização de linha, suas concorrentes possuem um valor consideravelmente elevado para esse *input*. Isso quer dizer que as produzem quantidades semelhantes de caixas-físicas, mas a linha H4 acaba economizando em fatores como energia elétrica, consumo de água, salário de operadores e outros custos envolvidos no processo.

Figura 17: Comparação entre as linhas A3, B2 e H4



Fonte: O autor.

Com base nos resultados dispostos na Tabela 24, foi elaborado um ranking das DMUs classificadas em termos da eficiência relativa (Tabela 25) com o intuito de facilitar a visualização dos valores obtidos e permitir que sejam observados de melhor maneira os contrastes entre as medidas de eficiência obtidas pelas DMUs analisadas com o modelo que foi construído para a aplicação do método DEA.

Tabela 25: Ranking de DMUs classificadas por eficiência relativa

n	DMU	Eficiência relativa
12	E8	1
14	E15	1
17	G4	1
20	H4	1
22	H6	0,815
13	E13	0,794
6	D5	0,782
10	E6	0,710
16	F3	0,702
9	E5	0,651
7	D6	0,650
18	G6	0,626
21	H5	0,611
11	E7	0,607
4	B2	0,605
5	C3	0,555
1	A2	0,554
3	A4	0,533
15	F2	0,501
2	A3	0,479
8	D7	0,305
19	H3	0,212

Fonte: O autor.

A Tabela 26 fornece a relação das DMUs estudadas e seus respectivos *benchmarks* para a eficiência relativa calculada com o modelo BCC-IO. Os valores apresentados nela, representam os coeficientes de eficiência relativa das unidades de referência.

Tabela 26: *Benchmarking* de DMUs

n	DMU	E8	E15	G4	H4
1	A2	0,547	0	0	0,453
2	A3	0,608	0	0	0,392
3	A4	0,709	0	0	0,291
4	B2	0,560	0	0	0,440
5	C3	0	0,461	0,061	0,478
6	D5	0,858	0	0	0,142
7	D6	0	0,608	0,118	0,274
8	D7	0	0,225	0,072	0,703
9	E5	0,438	0,140	0	0,422
10	E6	0,613	0	0	0,387
11	E7	0,282	0,261	0	0,457
12	E8	1	0	0	0
13	E13	0,639	0	0	0,361
14	E15	0	1	0	0
15	F2	0,171	0,014	0	0,815
16	F3	0,426	0	0	0,574
17	G4	0	0	1	0
18	G6	0	0,328	0,146	0,527
19	H3	0,250	0	0	0,750
20	H4	0	0	0	1
21	H5	0,611	0	0	0,389
22	H6	0,365	0,182	0	0,453

Fonte: O autor.

A partir da análise da Tabela 26 observa-se que a unidade eficiente mais vezes referenciada (19 oportunidades) foi a linha H4. Além disso, a segunda unidade mais vezes referenciada foi a linha E8, a qual serviu de referência em 15 oportunidades. As linhas E15 e G4 foram referenciadas, respectivamente, em 9 e 5 oportunidades.

Outro fato pertinente que pode ser observado diz respeito à capacidade do modelo de DEA considerado atribuir diferentes pesos (ou coeficientes de eficiência relativa) para os *benchmarks* que servirão de referência para as unidades - isso indica a relevância que cada uma delas possui no processo de determinação de boas práticas que podem ser aplicadas às DMUs ineficientes. Como exemplo, pode-se citar a DMU C3, que possui como referência as DMUs E15 (46,1%), G4 (6,1%) e H4 (47,8%). Neste caso, a DMU E8 não é considerada um *benchmark* para a linha C3.

Para a última análise, foram extraídos de uma planilha interna da empresa os valores apresentados na Tabela 27 para a eficiência geral calculada com base nos critérios e pre-

missas por ela considerados e que é utilizada como ferramenta norteadora para formulação de projetos de melhoria ou remodelagens de processos e operações.

Tabela 27: Eficiência geral calculada pela empresa

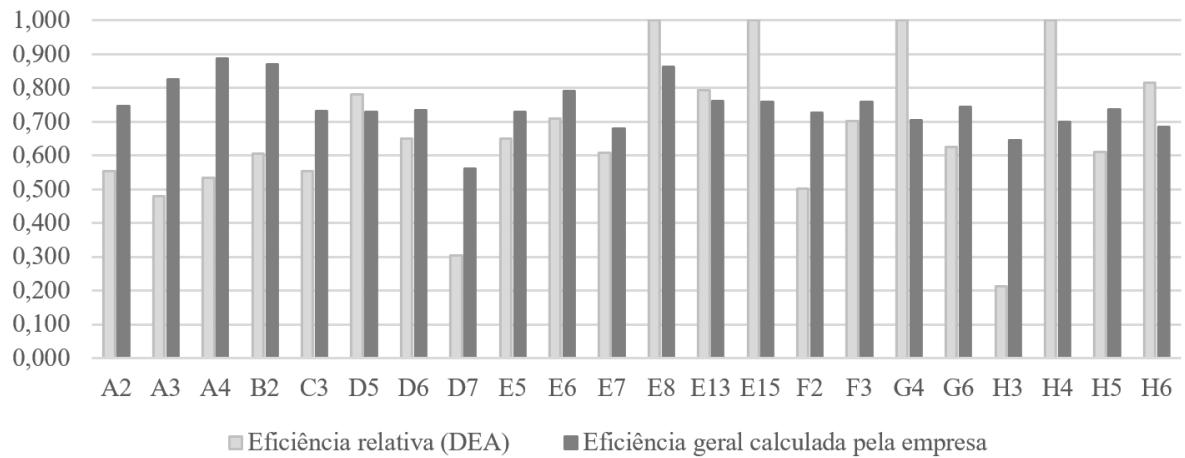
n	DMU	Eficiência geral (cálculo interno)
1	A2	0,747
2	A3	0,825
3	A4	0,887
4	B2	0,870
5	C3	0,733
6	D5	0,730
7	D6	0,735
8	D7	0,562
9	E5	0,730
10	E6	0,792
11	E7	0,681
12	E8	0,863
13	E13	0,761
14	E15	0,759
15	F2	0,728
16	F3	0,759
17	G4	0,704
18	G6	0,743
19	H3	0,646
20	H4	0,699
21	H5	0,736
22	H6	0,686

Fonte: O autor.

Na Figura 18 são confrontados os valores da eficiência relativa calculada pelo método DEA e da eficiência geral medida pelo sistema de medição da empresa. Ela possibilita fazer uma análise visual na diferença entre estas duas medidas de eficiência das linhas de produção examinadas neste trabalho.

A partir desta imagem, pode-se perceber que para muitas DMUs ambos os valores de eficiência são muito próximos, como é o caso das linhas de produção D5, D6, E5, E6, E7, E13 e F3. Por outro lado, para algumas linhas observa-se uma evidente e considerável discrepância, principalmente, para as seguintes DMUs: A3, A4, E15, G4, H3 e H4. Estas discrepâncias devem-se ao fato de que a eficiência geral calculada pela empresa não leva em consideração, por exemplo, o nível de utilização de linha, variável-chave no modelo de DEA construído neste estudo.

Figura 18: Comparação entre eficiências calculada pelo método DEA e pelo sistema de medição da empresa



Fonte: O autor.

## 7 CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS FUTURAS

O presente trabalho assumiu como objetivo geral comparar a eficiência de vinte e duas linhas que produzem e engarrafam refrigerantes dos mais diversos sabores em SKUs não retornáveis de garrafa PET. Em resumo, o objetivo dessa comparação seria analisar quais linhas poderiam servir de *benchmarks* para as demais, além de auxiliar no planejamento e tomada de decisões relacionadas à gestão destas linhas. Para alcançar o objetivo, aplicou-se do método da Análise Envoltória de Dados por meio do modelo BCC, que considera retornos variáveis de escala e que seguiu uma orientação voltada à *input*. A utilização do método DEA permitiu a análise dos fatores que mais contribuíram para definir o nível de eficiência das DMUs examinadas no presente estudo, assim como a identificação dos fatores que podem ser alterados para que linhas de produção classificadas como não-eficientes se tornem mais eficientes.

Das vinte e duas unidades analisadas pelo método, concluiu-se que as linhas de produção nomeadas por E8, E15, G4 e H4 foram as mais eficientes da amostra, enquanto as DMUs A3, D7 e H3 foram consideradas as menos eficientes e que não alcançaram nem 50% da eficiência relativa. Deve-se ressaltar que os resultados obtidos não se referem à eficiência de forma absoluta, mas relativa, uma vez que as DMUs são consideradas eficientes ou não somente dentro da amostra analisada (22 linhas de produção de refrigerantes envasados em garrafas PET).

Sendo assim, o objetivo geral e os quatro objetivos específicos, apresentados na seção 1.4 foram alcançados ao longo do desenvolvimento deste trabalho.

O primeiro objetivo específico possuía como descrição: realizar pesquisa bibliográfica de trabalhos acadêmico-científicos relacionados à temática deste trabalho, e que permeiam, de alguma maneira, o método DEA. Este objetivo foi atingido nos Capítulos 2 e 4, em que foram estudados diferentes materiais, que forneceram o referencial teórico no qual o presente estudo foi apoiado. Adicionalmente, a partir dos materiais pesquisados, foi possível levantar o procedimento de aplicação do método DEA de maneira clara e sistemática.

O segundo objetivo específico fora descrito como: identificar e selecionar as principais variáveis a serem consideradas na modelagem da eficiência das linhas de produção focadas. Este objetivo foi contemplado nas seções 5.2 e 5.4, em que foi apresentada uma lista de variáveis a serem consideradas e, posteriormente, selecionadas apenas as variáveis relevantes ao estudo, a partir do Método Multicritério Combinatório por Cenários para Seleção de Variáveis.

O terceiro objetivo específico, possuía como descrição: desenvolver a modelagem matemática do problema objeto de estudo e resolver o modelo utilizando o *software Open Source Data Envelopment Graphical User Interface* (OSDEA-GUI), para obter as eficiências relativas das linhas de produção analisadas. Este objetivo pôde ser alcançado na seção 5.4, em que a utilização do *software* selecionado auxiliou tanto na aplicação do método de seleção discriminatória de variáveis quanto na execução geral do método DEA.

Por fim, o quarto e último objetivo específico teve como intuito analisar o resultado da eficiência relativa das linhas de produção estudadas, com o objetivo de conduzir análises comparativas e identificar melhorias para otimizar as linhas de produção na companhia. Este objetivo foi cumprido no Capítulo 6, na qual é apresentada uma análise dos resultados obtidos, avaliando a influência exercida entre cada uma das unidades comparadas (evidenciando de forma direta quais DMUs foram consideradas para classificá-las como não-eficientes), e identificando *benchmarks* para as unidades avaliadas pelo método DEA como ineficientes.

Em conclusão, por meio deste trabalho de formatura foi possível apresentar para a companhia um estudo sobre diferentes variáveis dentre àquelas que foram enumeradas na lista inicial que podem tornar (ou não) as linhas de envase analisadas mais eficientes. Por fim, a análise desencadeou *insights* importantes sobre a influência do nível de utilização de linha, quantidades de SKUs e volumes de produção, e sobre o desempenho operacional das linhas consideradas que poderão ser caracterizados para orientar os ajustes necessários nestas variáveis.

Como perspectivas futuras, acredita-se que novas aplicações deste estudo considerando diferentes variáveis ou diferentes linhas de produção (como uma linha de latas ou até mesmo de recipientes retornáveis) serão de suma importância para a companhia e para o setor, uma vez que contemplarão a manufatura de uma forma geral, permitindo fazer ajustes em qualquer esfera do ciclo de produção.

Além disso, sugere-se a integração da Análise Envoltória de Dados com ferramentas de tecnologia da informação para gestão, como os sistemas PIMS (*Plant Information Mana-*

*gement System) ora em implementação na companhia, com o objetivo de criar relatórios automatizados que incorporem a aplicação do método DEA, trazendo novas perspectivas acerca dos conceitos de “eficiência” e “benchmarking” aos tomadores de decisão.*

## REFERÊNCIAS

Adobe Stock. *drinking water bottle six pack in plastic wrap isolated on white, bottle water drink in shrink film clear plastic wrap, packs 6 drinking water bottles plastic in wrapped, PET packed bottled six pieces.* 2023. Disponível em: <[https://stock.adobe.com/ch\\_it/images/](https://stock.adobe.com/ch_it/images/)>.

BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, INFORMS, v. 30, n. 9, p. 1078–1092, 1984. ISSN 00251909, 15265501. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/2631725>>.

BELLONI, J. Â. et al. Uma metodologia de avaliação da eficiência produtiva de universidades federais brasileiras. Florianópolis, SC, 2000.

CASADO, F. L. Análise envoltória de dados: conceitos, metodologia e estudo da arte na educação superior. *Revista Sociais e Humanas*, v. 20, n. 1, p. 59–71, 2007.

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.

COLL, V.; BLASCO, O. M. *Evaluación de la eficiencia mediante el análisis envolvente de datos*. [S.l.]: Juan Carlos Martínez Coll, 2000.

FLACH, L. *Análise Envoltória de Dados (Data Envelopment Analysis - DEA)*. Youtube. 2020. Disponível em: <<https://www.youtube.com/watch?v=cDJ13FFT0wo&t=1419s>>.

GONZÁLEZ-ARAYA, M. C. Projeções não radiais em regiões fortemente eficientes da fronteira DEA–algoritmos e aplicações. *Rio de Janeiro*, 2003.

KAUR, R. Time series clustered benchmarking in data envelopment analysis: Attainable efficiency enhancement approach for an entity. In: *AIP Conference Proceedings*. [S.l.: s.n.], 2022. v. 2555, n. 1.

LINS, M. P. E.; MEZA, L. A. Análise envoltória de dados e perspectivas de integração no ambiente de apoio à decisão. *Rio de Janeiro: Coppe/UFRJ*, 2000.

MELLO, J. et al. Selección de variables para el incremento del poder de discriminación de los modelos DEA. *Revista EPIO, Escuela de Perfeccionamiento en Investigación Operativa*, n. 24 . . ., 2004.

MELLO, J. C. C. S. et al. Engineering post-graduate programmes: A quality and productivity analysis. *Studies in Educational Evaluation*, v. 32, n. 2, p. 136–152, 2006.

MELLO, J. C. C. S. et al. Evaluating the performance of calculus classes using operational research tools. *European Journal of Engineering Education*, v. 27, n. 2, p. 209–218, 2002.

- MELLO, J. S. et al. Suavização da fronteira DEA: o caso BCC tridimensional. *Investigação Operacional*, v. 24, p. 89–107, 2004.
- MEZA, L. A. et al. Avaliação do ensino nos cursos de pós-graduação em engenharia: um enfoque quantitativo de avaliação em conjunto. *Engevista*, 2003.
- Nan Ya Plastics Corporation. *Carbonated Soft Drink PET Bottle Resin*. 2023. Disponível em: <[https://www.npc.com.tw/j2npc/enus/prod/Fibers/PET--Resin/Carbonated%20SOFT%20DRINK%20PET%20BOTTLE%20RESIN\[Type%20No.3842\]](https://www.npc.com.tw/j2npc/enus/prod/Fibers/PET--Resin/Carbonated%20SOFT%20DRINK%20PET%20BOTTLE%20RESIN[Type%20No.3842])>.
- NANCI, L. C.; AZEREDO, S. M.; MELLO, J. C. C. S. Estudo da eficiência de empresas distribuidoras de jornais usando análise envoltória de dados. *Produto & Produção*, v. 7, n. 3, 2004.
- PEÑA, C.; CARVALHO, J. Eficiência e produtividade do ensino brasileiro através do DEA Malmquist. In: *5th Americas International Conference on Production Research*, Bogotá. [S.l.: s.n.], 2010.
- PEÑA, C. R. Um modelo de avaliação da eficiência da administração pública através do método análise envoltória de dados (DEA). *Revista de Administração Contemporânea*, SciELO Brasil, v. 12, p. 83–106, 2008.
- PÉRICO, A. E.; REBELATTO, D. A. N.; SANTANA, N. B. Eficiência bancária: os maiores bancos são os mais eficientes? uma análise por envoltória de dados. *Gestão & Produção*, SciELO Brasil, v. 15, p. 421–431, 2008.
- POURJAVAD, E.; SHIROUYEHZAD, H. A data envelopment analysis approach for measuring the efficiency in continuous manufacturing lines: a case study. *International Journal of Services and Operations Management*, v. 18, n. 2, p. 142–158, 2014.
- SENRA, L. F. A. C. et al. Estudo sobre métodos de seleção de variáveis em DEA. *Pesquisa Operacional*, SciELO Brasil, v. 27, p. 191–207, 2007.
- SILVA, A. F. et al. Análise envoltória de dados fuzzy combinada com o overall equipment effectiveness para avaliação de eficiência de linhas de produção em uma empresa do segmento farmacêutico. 2016.
- SOUZA, V. M. Impacto do contexto, eficiência técnica e de escala e na gestão de concessionárias de carros usando análise envoltória de dados (DEA). 2011.
- UNIVESP. *Análise Envoltória de Dados - DEA*. Youtube. 2017. Disponível em: <<https://www.youtube.com/playlist?list=PL1hd7VjXdkeRHm59e5k-tdE2SUTxjmWGa>>.
- VIRTOS, H. *Open Source Data Envelopment Graphical User Interface*. 2023. Disponível em: <<https://opensourcedea.org/osdea-gui/>>.
- WALLECK, A. et al. *A Race with No Finish: Benchmarking World-class Performance*. McKinsey & Company, 1991. ISBN 9780646064673. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=JsPctgAACAAJ>>.
- WATSON, G. *Benchmarking estratégico*. Javier Vergara Editor, 1995. (Business Class). ISBN 9789501514179. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=MfijOwAACAAJ>>.