

**Pedro Lemos da Silva Araujo**

Análise de eficiência do transporte marítimo pela perspectiva sustentável – estudo de caso em empresa brasileira de cabotagem

PROJETO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO  
APRESENTADO AO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA INDUSTRIAL  
DA PUC-RIO, COMO PARTE DOS REQUISITOS PARA OBTENÇÃO  
DO TÍTULO DE ENGENHEIRO DE PRODUÇÃO

Orientador: Rodrigo Goyannes Gusmão Caiado

Co-Orientador: Renan Silva Santos

Departamento de Engenharia Industrial

Rio de Janeiro, 12 de Junho de 2023.

## Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, por me trazer até aqui, com sabedoria, dedicação, paciência, saúde e muita fé.

Em segundo lugar gostaria de agradecer aos meus pais, Maria das Graças e Claudio, que sem eles eu não estaria aqui. Mesmo meu pai não estando aqui presente há mais de 20 anos, sei de tudo que ele fez daqui e de onde ele estiver para eu estar tendo a oportunidade que estou tendo nesta ótima faculdade. Agradecer também a minha mãe que mesmo criando quatro filhos pequenos sozinha, foi guerreira e amorosa, fazendo de tudo que todos os seus filhos pudessem ter o melhor ensino possível e que pudéssemos nos tornar adultos corretos e responsáveis academicamente e socialmente. Obrigado por estar sempre ao meu lado em todas as minhas decisões.

Aos meus avôs Walter e Fernando que ajudaram com todo esforço para que eu pudesse ter o melhor estudo, a melhor moradia e a melhor vida possível para me tornar um adulto formado. Além disso, agradeço as minhas avós Wanda e Dyrce que infelizmente não puderam estar aqui em vida neste momento, mas que durante toda a vida fez com que eu pudesse ser uma pessoa melhor, uma pessoa mais caridosa, mais responsável e mais alegre.

Agradeço a minha namorada Catarina, que consegue me aguentar todos os dias mesmo com a minha ansiedade, perseverando ao meu lado, me dando alegria, me apoiando e se dedicando para que possamos ser cada dia mais felizes. Obrigado por esses seis anos juntos que me fizeram amadurecer e me fazer mais feliz.

Agradeço aos meus irmãos, André, Clara e Julia, que me apoiam, que torcem pelas minhas conquistas e comemoram quando as conquisto. Agradeço a todos os meus tios e tias que fizeram de tudo para me educar e me auxiliar no que mais precisava.

Agradeço ao Bispo Dom Paulo Alves Romão, que apoiou e me incentivou a entrar na Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (PUC-Rio), e fez de tudo para que eu pudesse ter um estudo de qualidade.

Agradeço ao meu orientador Rodrigo Goyannes Gusmão Caiado e ao meu co-orientador Renan Silva Santos que aceitaram esse desafio de fazer um trabalho final de curso comigo. Agradeço por todo o apoio e sabedoria que foram dados, foram excelentes professores, que me fizeram crescer bastante academicamente.

Agradeço a Pontifícia Universidade Católica (PUC-Rio) pelas excelentes aulas, excelentes professores e excelentes oportunidades que me proporcionaram durante esses seis anos.

## Resumo

O transporte marítimo brasileiro possui uma grande vantagem devido a sua extensa costa marítima navegável. Apesar disto e de emitir menos gases efeito estufa do que os modais ferroviários e rodoviários, a cabotagem ainda não se destaca com o mais popular do país. Logo, é necessário estudar e verificar a evolução do desempenho sustentável e operacional desse transporte. Somado a isso, na literatura ainda não possui uma avaliação da eficiência e produtividade do transporte marítimo brasileiro pelo viés sustentável. O objetivo desta pesquisa é preencher a lacuna da literatura por meio de uma metodologia proposta avaliando a eficiência e a produtividade do transporte de cabotagem em uma empresa do Brasil. O estudo empírico ilustra em quatro fases, a aplicação da metodologia de avaliação de desempenho sustentável proposta em um caso real, que combina modelos de análise envoltória de Dados (DEA, do inglês, “*Data Envelopment Analysis*”), o modelo *Directional Distance Function* (DDF) e índice Malmquist. Na primeira fase do estudo, foram definidas as unidades tomadoras de decisão (DMU, do inglês, “*Decision Making of Units*”) como os navios e as variáveis-chave *outputs* e *inputs* utilizados, além de verificar a necessidade do *output* indesejável de gases de efeito estufa. Na segunda fase, foram testados modelos clássicos de DEA orientados a *outputs* a fim de medir a eficiência (BCC (Banker, Charnes e Cooper) para retornos constantes de escala e CCR (Charnes, Cooper e Rhodes) para retornos variáveis de escala), além do modelo DDF que mede a ineficiência com aumento de *outputs* desejáveis e diminuição de *outputs* indesejáveis. Na terceira fase, mediu-se o índice de produtividade dos navios, por meio dos modelos DEA Malmquist e DDF Malmquist. Na quarta fase foram propostas diretrizes para melhoria de desempenho das embarcações da empresa estudada. Os resultados indicam que os modelos DEA/DDF/Malmquist evidenciam uma visão mais detalhada da ecoeficiência, permitindo maiores análises sobre sustentabilidade dos navios. Além disso, indicaram que os navios próprios da empresa do estudo, apresentam maior ecoeficiência em relação a suas parceiras, devido a proporcionalidade entre receita e emissões de gases efeito estufa. Por fim, as contribuições são teóricas e práticas: (i) é a aplicação da metodologia proposta, utilizando os modelos DEA/DDF/Malmquist, para suprir a lacuna na literatura sobre a ecoeficiência e a produtividade de uma empresa do setor de transporte marítimo no Brasil; (ii) permite a comparação ao longo dos anos dos navios da empresa do estudo e de suas parceiras, unificando a ecoeficiência e produtividade por meio de saídas desejáveis e indesejáveis.

**Palavras Chaves:** Análise Envoltória de Dados (DEA); Transporte marítimo; Cabotagem; Saídas indesejáveis; Sustentabilidade; Ecoeficiência.

## Abstract

Brazilian maritime transport has a great advantage due to its extensive navigable coastline. Despite this and the fact that it emits less greenhouse gases than rail and road modes, cabotage still does not stand out as the most popular in the country. Therefore, it is necessary to study and verify the evolution of the sustainable and operational performance of this transport. Added to this, the literature still does not have an evaluation of the efficiency and productivity of Brazilian maritime transport from a sustainable perspective. The objective of this research is to fill the gap in the literature through a proposed methodology evaluating the efficiency and productivity of cabotage transport in a company in Brazil. The empirical study illustrates, in four phases, the application of the proposed sustainable performance evaluation methodology in a real case, which combines Data Envelopment Analysis (DEA) models, the Directional Distance Function model (DDF) and Malmquist index. In the first phase of the study, the decision making units (DMU) were defined as the ships and the key variables outputs and inputs used, in addition to verifying the need for the undesirable output of gases greenhouse effect. In the second phase, classic output-oriented DEA models were tested in order to measure efficiency (BCC (Banker, Charnes and Cooper) for constant returns to scale and CCR (Charnes, Cooper and Rhodes) for variable returns to scale), in addition to of the DDF model that measures inefficiency with an increase in desirable outputs and a decrease in undesirable outputs. In the third phase, the productivity index of the ships was measured using the DEA Malmquist and DDF Malmquist models. In the fourth phase, guidelines were proposed to improve the performance of the vessels of the studied company. The results indicate that the DEA/DDF/Malmquist models show a more detailed view of eco-efficiency, allowing further analyzes on the sustainability of ships. In addition, they indicated that the study company's own ships are more eco-efficient than their partners, due to the proportionality between revenue and greenhouse gas emissions. Finally, the contributions are both theoretical and practical: (i) it is the application of the proposed methodology, using the DEA/DDF/Malmquist models, to fill the gap in the literature on the eco-efficiency and productivity of a company in the maritime transport sector in the Brazil; (ii) allows the comparison over the years of the ships of the company under study and its partners, unifying eco-efficiency and productivity through desirable and undesirable outputs.

**Keywords:** Data Envelopment Analysis (DEA); Maritime transport; Cabotage; Undesirable output; Sustainability; Eco-efficiency.

## Sumário

1.	Introdução .....	9
2.	Fundamentação teórica .....	12
2.1.	Método DEA .....	12
2.1.1.	Vantagens e desvantagens do método DEA .....	14
2.1.2.	Modelos Clássicos .....	15
2.1.2.1.	Modelo CCR .....	15
2.1.2.2.	Modelo BCC .....	18
2.2.	Saídas indesejáveis.....	19
2.3.	Coefficiente de correlação de Spearman .....	20
2.4.	Modelo DDF e DDF Malmquist .....	21
2.4.1.	Modelo DDF .....	21
2.4.2.	Modelo DDF Malmquist.....	23
2.5.	Trabalhos Relacionados .....	24
2.5.1.	DEA na Sustentabilidade .....	24
2.5.2.	DEA em Transporte .....	25
3.	Metodologia .....	27
3.1.	Escopo.....	27
3.2.	Estudo de Caso.....	28
3.3.	Unidades Tomadoras de Decisão.....	29
3.4.	Definição das Variáveis .....	30
3.5.	Metodologia Proposta .....	32
4.	Resultados e discussões .....	35
4.1.	Resultados da Fase 1 .....	35
4.2.	Resultados da Fase 2 .....	39
4.3.	Resultados da Fase 3 .....	48
4.4.	Resultados da Fase 4.....	51
5.	Conclusão.....	53
	Referências Bibliográficas .....	54

## Listas de figuras

Figura 1 - Fases do processo do estudo de caso .....	32
--	----

## Listas de tabelas

Tabela 1 - Navios usados como DMUs divididos por armadores.....	29
Tabela 2 - Variáveis Inputs e Outputs.....	31
Tabela 3 - Fases da Metodologia Proposta.....	34
Tabela 4 - Resultados das Entrevistas Não Estruturadas .....	35
Tabela 5 - Variáveis Seleccionadas .....	38
Tabela 6 - Eficiências (Eff) DEA BCC e DDF separados de 2020 a 2022.....	40
Tabela 7 - Correlação de Spearman de entradas e saídas do ano de 2020 .....	41
Tabela 8 - Correlação de Spearman de entradas e saídas do ano de 2021 .....	42
Tabela 9 - Correlação de Spearman de entradas e saídas do ano de 2022 .....	43
Tabela 10 - Correlação de Spearman de entradas e saídas dos três anos em conjunto .....	45
Tabela 11 - Eficiências (Eff) DEA BCC e DDF em conjunto de 2020 a 2022.....	46
Tabela 12 - Índices de Produtividade de Malmquist DEA CCR e DDF (2020 – 2022) .....	49

## Listas de gráficos

Gráfico 1 - Fronteira de Produção .....	13
Gráfico 2 - Fronteira Eficiente do Modelo CCR com um input e um output .....	17
Gráfico 3 - Fronteira Eficiente do Modelo BCC com um input e um output .....	19
Gráfico 4 - Fronteira Eficiente do Modelo DDF .....	22

## 1. Introdução

O transporte de cargas por meio da cabotagem é uma importante opção logística para as empresas enviarem seus produtos pelo Brasil de forma rápida, barata e ecológica. Segundo a ABAC (Associação Brasileira dos Armadores de Cabotagem), mais de 85% da população do país vive a até 400 quilômetros do litoral (SAE, 2018), portanto o aumento do transporte logístico via cabotagem, além de ajudar as empresas transportadoras, geram emprego para inúmeras pessoas nas comunidades do entorno (Akabane & De Carvalho, 2022).

A cabotagem se destaca por terem um baixo índice de risco de roubo e de avaria de cargas, além de trazer benefícios ambientais e ganhos diretos e indiretos com custos logísticos (Log-In, 2021). Segundo o quarto estudo de gases efeito estufa (GEE) de 2020 realizada pela Organização Marítima Internacional (IMO, do inglês “*International Maritime Organization*”), a participação das emissões de navios nas emissões antrópicas globais em 2018 era cerca de apenas 2,89% do total (Liao & Lee, 2023). Já a malha rodoviária emite cerca de 71% das emissões de todos os transportes (Minx et al., 2021). Dessa forma, o transporte marítimo brasileiro possui potencial territorial, ambiental e econômico para evoluir nos próximos anos (Nunes et al., 2017).

Assim, muitas empresas utilizam uma medição ambiental, social e de governança (ESG, do inglês “*Environmental, Social and corporate Governance*”) publicada pelo Serviço de Governança Corporativa da Coreia (KCGS, do inglês “*Korea Corporate Governnce Service*”), responsável por avaliar o desempenho da empresa em relação as atividades da responsabilidade social corporativa (CSR, do inglês “*Corporate Social Responsibility*”), onde a companhia deve se atentar para as ações tanto financeiras, como sociais, políticas e ambientais (Yoon et al, 2018). Portanto, para uma estratégia de bem-estar, segurança corporativa e cuidado sustentável as empresas necessitam passar pelo viés do ESG (Lin et al., 2022). No estudo desenvolvido, a abordagem dessa medição das empresas funcionará como parte determinante para guiar as avaliações dos cálculos e dos resultados mensurados (Leal et al., 2012).

Nesta perspectiva, por meio de métodos de estudos que avaliam a eficiência é possível avaliar a produtividade da cabotagem em relação ao viés sustentável e os possíveis ganhos para a melhora do setor. Na literatura há a existência de métodos de análise de desempenho como: o método da análise de fronteira estocástica (SFA, do inglês “*stochastic frontier analysis*”) que é um método estocástico para fazer a análise dos dados (Nunes & Mello, 2019); há alguns métodos deterministas utilizados, *Corrected Median Absolute Deviation* (CMAD), *Modified Ordinary Least Square*

(MOLS) e o *Thick Frontier Approach* (TFA) (Campos, 2018); a metodologia das Reference Companies (RC) que é um método de engenharia que cria uma *proxy* virtual do mercado real de operação do produtor (Campos, 2018); há um estudo de (Pérez et al., 2020) que utiliza um modelo econométrico para avaliar a eficiência portuária por meio do tipo e tamanho do terminal.

Além desses, há o método não-paramétrico, como a Análise Envoltória de Dados (DEA, do inglês "*Data Envelopment Analysis*"), que contemplam a existência de múltiplos insumos que estimam impactos econômicos e ambientais para operações mais eficientes, que apoiam os decisores na análise das políticas de investimento (Agüero-Tobar et al., 2023).

Neste estudo é utilizado o modelo DEA, pois permite agregar diferentes questões ambientais e gerar indicadores de eficiência (Lahouel, 2016). Esta ferramenta é fundamental para a avaliar a eficiência do tripé sustentável (ambiental, econômico e social) dentro de um cenário brasileiro do transporte marítimo de cabotagem. Como os transportes, como um todo, são responsáveis por uma parcela considerável de 18% das emissões de gases para o efeito estufa (Gonçalves, 2022), mensurar esse cenário de ecoeficiência e observar os principais ofensores dentro de um grupo de navios é fundamental para propor novas ideias e melhorias para esse setor da indústria marítima.

O DEA é uma metodologia que usa inputs e outputs para avaliar o desempenho e o benchmarking de unidades de tomada de decisão (DMUs, do inglês "*Decision Making Units*"), por meio de uma fronteira eficiente determina as DMUs mais eficientes pela distância dessa fronteira (Charnes et al., 1978). A abordagem DEA em sustentabilidade é aplicada em setores diversos como por exemplo: para mensurar a eficiência ambiental nas fazendas de produção de chá na China (Zhen et al., 2023); em outro artigo, o modelo DEA é utilizado como uma ferramenta para ter vantagem competitiva para analisar as emissões de carbono agrícola durante os anos em diferentes regiões da China (Pang et al., 2020); no transporte aviação a metodologia DEA é usada com o modelo de barganha de Nash, para definir metas para melhorar a eficiência ambiental e operacional das companhias aéreas (Yu & Rakshit, 2023); além disso, no artigo (Djordjević et al., 2023) que estuda o desempenho operacional, econômico e sustentável de um porto em Dublin, separa a metodologia DEA em dois estágios, isola a eficiência dos dois lados da porta e avalia de forma geral a eficiência, minimizando as emissões de gás carbônico. Portanto, a ampla abordagem da metodologia DEA na literatura é fundamental para o desenvolvimento analítico e estrutural do artigo estudado, avaliando as melhores técnicas a serem abordadas durante os métodos aplicados.

No transporte marítimo, a literatura aborda principalmente as eficiências operacionais com a metodologia DEA, principalmente usando portos como DMUs necessárias para avaliação do

desempenho de cada porto frente aos outros (Agüero-Tobar et al., 2023). Apesar do longo desenvolvimento da metodologia DEA aplicada em sustentabilidade, desde o início dos primeiros estudos nos anos 90 até hoje (Zhou et al., 2018a), o uso da metodologia DEA para avaliar a eficiência dos navios do serviço de cabotagem sobre o viés do tripé sustentável (economia, social e ambiental) ainda é defasado na literatura existente. Por meio disso, o estudo realizado se concentra na análise envoltória de dados dos navios que fazem o serviço de cabotagem no Brasil durante os últimos anos, com uma avaliação do ESG, principalmente pelas emissões dos GEE.

Uma vez que esta pesquisa se baseia em um aspecto ainda não abordado na literatura, o estudo visa preencher essa lacuna existente, solucionando questões que envolvem o uso do modelo DEA com saída indesejável na cabotagem a fim de avaliar a ecoeficiência das operações dos navios brasileiros. Portanto, avaliar os principais transportes marítimos eficientes levando em conta sua operação econômica, seu impacto social para a comunidade do entorno e avaliar seu desenvolvimento sustentável são os princípios para elencar os melhores navios e usá-los como benchmarking com os navios ofensores que necessitam ser reavaliados.

Dessa forma, os principais questionamentos que guiam esse trabalho são os seguintes: quais são os navios mais ecoeficientes dentre as DMUs observadas? Quais são os principais inputs ou outputs que influenciam as DMUs menos eficientes? Como formular um cenário onde possa ajustar e equilibrar de forma mais eficiente os navios estudados?

A abordagem do modelo DEA focada no tripé de sustentabilidade para o serviço de cabotagem na região costeira brasileira é um acréscimo para o estudo deste tema, já que esta abordagem ainda é pouco utilizada na literatura existente. Além disso, este tudo contribui para estudar o desempenho marítimo com empresas reais, sendo importante para produzir um benchmarking no quesito do ESG no setor marítimo entre os navios das empresas com suas operações analisadas. Vale ressaltar, foram utilizados indicadores ecoeficientes com saídas desejáveis e indesejáveis para as DMUs, reduzindo os impactos ambientais e melhorando as operações marítimas.

A pesquisa está dividida em cinco capítulos. Após a introdução, no capítulo 2 há a fundamentação teórica sobre os modelos DEA/DDF/Malmquist e os trabalhos relacionados a sustentabilidade e a cabotagem. No capítulo 3, é explicada a metodologia utilizada e os cálculos feitos para medir a eficiência dos navios. Já no capítulo 4, os resultados são analisados e discutidos, a fim de responder as questões de pesquisa. Por fim, no capítulo 5 as conclusões demonstram quais objetivos iniciais traçados foram cumpridos e qual é a contribuição para a literatura.

## 2. Fundamentação teórica

Neste capítulo será abordado a fundamentação teórica utilizada para o estudo de caso, dividido em quatro seções: (2.1) o método DEA com os modelos clássicos, suas aplicações e suas diretrizes; (2.2), será abordado a utilização de saídas indesejáveis; (2.3), traz a correlação de Spearman; (2.4) traz os modelos DDF e DDF Malmquist; (2.5) os trabalhos relacionados do DEA no transporte e o DEA na sustentabilidade.

### 2.1.Método DEA

A análise envoltória de dados, mais conhecida como o método DEA (do inglês, “*Data Envolpment Analysis*”), criada por Charnes et al. (1978), é uma abordagem não-paramétrica baseada em uma programação matemática. O objetivo é calcular a eficiência relativa das Unidades Tomadoras de Decisão (DMU, do inglês, “*Decision making of Units*”), por meio de uma progressão linear, relacionando as variáveis de *inputs* e de *outputs* (Filho & Milioni, 2004).

As variáveis de *inputs* são os recursos utilizados para o desenvolvimento do cálculo matemático e os *outputs* são as quantidades produzidas. As Unidades Tomadoras de Decisão são os grupos estudados, que podem ser: empresas, fábricas, cidades, portos, navios, etc. É importante que no modelo DEA, as DMUs sejam homogêneas, ou seja, sejam DMUs do mesmo ambiente, para que estejam no mesmo patamar ou que possam chegar ao mesmo patamar (Torres, 2021).

No modelo DEA, as variáveis de entradas e saídas servem como benchmarks no caso das DMUs estejam na fronteira de eficiência, já as que fora dessa fronteira são consideradas ineficientes. Portanto, os *inputs* e os *outputs* das DMUs ineficientes devem buscar por meio do estudo de benchmark das DMUs eficientes, melhorar os seus dados, para se tornarem eficientes.

A eficiência é o objetivo principal do método DEA, por facilitar a análise das unidades produtivas e possibilitar observar as unidades mais eficientes do que outras, assim permite enxergar o que precisa ser feito para otimizar a eficiência das unidades ineficientes. Portanto, para isso o método DEA possui a fronteira de produção que é quantidade máxima de saídas que podem ser obtidas a partir das entradas utilizadas, para analisar a eficiência da DMU (Lins & Meza, 2000).

Dessa forma, a fronteira de eficiência funciona como a representação gráfica da comparação do desempenho de uma empresa com uma outra, sendo a que estiver sobreposta na fronteira de produção quer dizer que ela será considerada o benchmark para as outras empresas que estiverem fora dela. Delimitando, assim, a eficiência das DMUs pelo gráfico da fronteira de produção.

Observando o Gráfico 1, pode-se observar um exemplo do gráfico da fronteira de produção. O eixo horizontal (“eixo X”) representa os dados de *inputs* e o eixo vertical (“eixo Y”) representa os dados de *outputs*, dessa forma é traçado uma linha que representa fronteira de eficiente de produção e os pontos eficientes e ineficientes. O ponto A representa um ponto sobreposto na linha da fronteira eficiente de produção, portanto representa um ponto que pode ser considerado o benchmark deste exemplo, ou seja, um ponto eficiente. Já o ponto B e o ponto C, são considerados pontos ineficientes, por estarem fora da fronteira eficiente de produção.

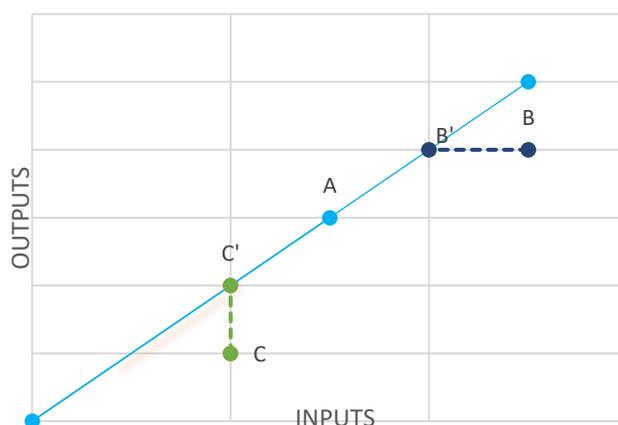


Gráfico 1 - Fronteira de Produção

Como mencionado anteriormente, os pontos B e C são pontos ineficientes, portanto precisa-se buscar uma alternativa para guiá-los a fronteira eficiente de produção. Para o ponto B, movendo este ponto a fim de diminuir os *inputs*, ele se torna eficiente como projetado no ponto B', que representa o ponto B com orientação a *inputs*. Já o ponto C, também representa um ponto ineficiente, onde a projeção eficiente do ponto C é o ponto C' e ele representa uma orientação a *outputs* para se chegar à fronteira eficiente de produção, aumentando os *outputs*.

Dessa forma, no exemplo anterior duas formas de orientação foram apresentadas, restando mais uma forma de orientação dos modelos DEA. Portanto, os três modelos de orientação do DEA são: orientados aos *inputs*; orientados aos *outputs*; e os não orientados.

Os modelos de DEA orientados a *outputs* buscam alcançar a fronteira de eficiência por meio da maximização dos *outputs* sem alterar os dados de *inputs*, mantendo assim os valores anteriores de insumos das DMUs constantes, buscando maximizar a quantidade de produtos

Os modelos de DEA orientados a *inputs* representam os modelos que buscam alcançar a fronteira eficiente de produção por meio da minimização dos *inputs* mantendo os *outputs* inalterados, fazendo com que os recursos se alterem mantendo os produtos constantes.

O outro modelo não citado no exemplo da figura 1, representa os modelos de DEA não orientados, onde para alcançar a fronteira de eficiência de produção as alterações ocorrem tanto nos *inputs* como nos *outputs*, diminuindo os *inputs* e aumentando os *outputs*.

Além disso, os modelos DEA podem ser divididos em dois tipos de descartes: o forte e o fraco. A descartabilidade refere-se ao grau de dependência que o modelo tem em relação entre insumos ou entre produtos que alterem as suas proporções. No modelo forte, o descarte de produtos ou insumos tem menor. Já no modelo de descarte fraco só é possível reduzir de uma variável quando também poder reduzir na mesma proporção os demais produtos (Souza & Wilhelm, 2009).

Além disso, para o DEA existem dois modelos clássicos muito utilizados na literatura: o CCR (Charnes, Cooper e Rhodes) criado em 1978 e o BCC (Banker, Charnes e Cooper) criado em 1984.

O modelo CCR, também conhecido como CRS, do inglês “*Constant Returns of Scale*”, ou seja, Retornos Constantes de Escalas. É caracterizado por retornos constantes de escalas, à variação das entradas resultam em uma variação proporcional dos produtos (Reis, 2017).

Já o modelo BCC, também conhecido como VRS, do inglês “*Variable Returns of Scale*”, ou seja, Retornos Variáveis de Escalas. Neste modelo, a convexidade é o escolhido no lugar da proporcionalidade dos *inputs* e os *outputs*. Onde pode ocorrer retornos crescentes caso os *inputs* tenham valores baixos ou retornos decrescentes nos *inputs* com altos valores (Bertoloto, 2010).

### **2.1.1. Vantagens e desvantagens do método DEA**

Segundo os estudos de Torres (2021), Reis (2017) e Bertoloto (2010), os modelos DEA possuem vantagens que ajudam a medir a eficiência, entretanto também possuem desvantagens que limitam as análises desse método. Dessa forma, nesta seção serão mencionadas as características, as vantagens e as desvantagens deste modelo.

Observando as características do DEA, temos: a relação entre *output* dividido pelo *input* representará sempre uma eficiência da DMU estudada e há a liberdade de selecionar e manipular os pesos utilizados para avaliar as unidades tomadoras de decisão, podendo ter um conjunto de pesos entre as DMUs. (Bertoloto, 2010), Além disso, as medidas de escala das variáveis podem ser diferentes, isso não afetará na análise final de eficiência (Torres, 2021).

As principais vantagens dos modelos DEA são: as DMUs ineficientes possuem a possibilidade de identificar referências de unidades de *benchmark* para a melhora de suas variáveis e não é necessário criar hipóteses sobre a função de produção, já que a fronteira eficiente envolve todas as DMUs observadas, sem precisar conhecer a transformação das entradas em saídas (Torres, 2021).

Além disso, nos aspectos das unidades avaliadas precisam ter similaridades nos aspectos como atividades realizadas e produtos/serviços produzidos (Bertoloto, 2010).

Entretanto esse método também possui desvantagens: ponto que limita são quando as unidades se apresentam não-homogêneas (Dyson et al., 2001). Um ponto importante também são as quantidades de *inputs* e *outputs* que não podem ser excessivos ou insuficientes, pois podem afetar o desempenho da análise. Além disso, não podem ser correlacionados e são sensíveis as entradas e saídas (Bertoloto, 2010). Além disso, o modelo DEA observa uma única vez para cada *input* e *output*, podendo ocasionar erros em seus dados e como podem representar tanto soluções ótimas como degenerações, por causa programação linear (Torres, 2021).

Dessa forma, o modelo DEA apresenta uma série de questões práticas que precisam ser abordadas adequadamente para garantir resultados precisos e confiáveis. Mesmo assim, o DEA é uma técnica útil para avaliar a eficiência relativa de empresas/organizações que produzem múltiplos produtos/serviços interdependentes.

### **2.1.2. Modelos Clássicos**

Os modelos mais tradicionais do método DEA são dois, como já mencionados anteriormente: o modelo CCR, voltado para retornos constantes de escalas para variáveis de entradas e saídas (Charnes et al., 1978); e o modelo BCC, que possui retornos variáveis de escalas, onde não possui proporcionalidade entre os recursos e produtos (Banker et al., 1984).

#### **2.1.2.1. Modelo CCR**

O modelo Charnes, Cooper e Rhodes (CCR) criado em 1978, pelos autores que dão nome ao modelo, assumem que uma mudança proporcional nos *inputs* de uma determinada DMU resultará na mesma mudança proporcional nos *outputs*. Dessa forma, o modelo também conhecido por CRS (do inglês, “*Constant Returns of Scale*”), é uma técnica para avaliar a eficiência relativa de empresas que produzem múltiplos produtos. Leva em consideração que a eficiência relativa é constante à medida que a produção aumenta. Não leva em consideração economias de escala e pode produzir um envelope menos apertado dos dados.

Na Equação (2.1), pode-se notar a divisão entre os somatórios dos *outputs* pelo somatório dos *inputs* ponderados pelos seus pesos, forma uma superfície linear não paramétrica por partes das avaliações feitas das informações presentes. Esses pesos atribuídos devem ser transferíveis, permitindo trocar as DMUs sem alterar uma razão superior à unidade. Portanto, o peso atribuído deve ser atribuído a favorecer o resultado final avaliado, para avaliar os pontos fortes das DMUs.

$$MAX Effo = \frac{\sum_{j=1}^s u_j y_{j0}}{\sum_{i=1}^r v_i x_{i0}} \quad (2.1)$$

Sujeito a

$$\frac{\sum_{j=1}^s u_j y_{jk}}{\sum_{i=1}^r v_i x_{ik}} \leq 1, \forall k$$

$u_j$  e  $v_i \geq 0, \forall j, i$

Na equação a (2.1), a eficiência da DMU que está sendo analisada é dada por *Effo*. Já as variáveis  $r, s$  e  $n$ , representam simultaneamente os totais de *inputs*, *outputs* e DMUs. O *input*  $i$  da DMU  $k$  ( $x_{ik}$ ) e o *output*  $j$  da DMU  $k$  ( $y_{jk}$ ), são estabelecidos para todo  $k$ . Já a DMU 0, possui seu *input*  $i$  representado por  $x_{i0}$  e o *output*  $j$  por  $y_{j0}$ . Os pesos do *input*  $i$  e do *output*  $j$ , são respectivamente,  $v_i$  e  $u_j$ .

A equação é um problema de programação fracionária que pode ser transformada em uma programação linear, para resolver o problema é necessário que seja avaliada cada uma das DMUs, obrigando que o denominador da função (2.1) seja igual a 1. Portanto, a equação (2.2) apresenta a linearização do modelo orientado a *inputs*.

$$MAX Effo = \sum_{j=1}^s u_j y_{j0} \quad (2.2)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^r v_i x_{i0} = 1$$

$$\sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^r v_i x_{ik} \leq 0, \forall k$$

$u_j$  e  $v_i \geq 0, \forall j, i$

Além dessa orientação, há a possibilidade de orientar para *outputs*. O problema orientado a *outputs* trará um resultado inverso ao dos *inputs*, portanto ao final é só inverter que trará o mesmo valor da eficiência, como mostrado na equação (2.3).

$$E_o = MIN \sum_{i=1}^r v_i x_{i0} \quad (2.3)$$

Sujeito a:

$$\sum_{j=1}^s u_j y_{j0} = 1$$

$$\sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^r v_i x_{ik} \leq 0, \forall k$$

$u_j$  e  $v_i \geq 0, \forall j, i$

A partir do modelo anterior foi desenvolvido uma programação linear do dual, dessa forma será possível obter as informações detalhadas dos *benchmarks* das DMUs e os índices de eficiência. Na equação (2.4), O objetivo será minimizar o  $h_o$ , que representa a eficiência da DMU,

já o  $\lambda_k$  é a contribuição individual da DMU k na definição do alvo da fronteira da DMU o, x são os valores de *input* e y os valores de *output*.

$$\text{MIN } h_o \tag{2.4}$$

Sujeito a:

$$h_o x_{io} - \sum_{k=1}^n \lambda_k x_{ik} \geq 0, \forall i$$

$$-y_{jo} + \sum_{k=1}^n \lambda_k y_{jk} \leq 0, \forall j$$

$$u_j \text{ e } v_i \geq 0, \forall j, i$$

$$\lambda_k \geq 0, \forall k$$

Na equação (2.5), o modelo é orientado de forma inversa, é orientada a *outputs*, como  $h_o$  é maior que 1, o seu inverso representa a eficiência, aumentando os valores dos *outputs*.

$$\text{MAX } h_o \tag{2.5}$$

Sujeito a:

$$x_{io} - \sum_{k=1}^n \lambda_k x_{ik} \geq 0, \forall i$$

$$-h_o y_{jo} + \sum_{k=1}^n \lambda_k y_{jk} \leq 0, \forall j$$

$$u_j \text{ e } v_i \geq 0, \forall j, i$$

$$\lambda_k \geq 0, \forall k$$

No Gráfico 2, a fronteira de produção da eficiência é a reta diagonal, enquanto que o ponto P é uma DMU eficiente. Já o ponto M não é eficiente, medindo sua eficiência por meio do modelo orientado a *input* teremos a reta do ponto C ao ponto P dividido pela reta do ponto C ao ponto M, reduzindo os *inputs* e mantendo os *outputs* constantes. Para o modelo orientado a *output*, teremos a eficiência por meio da divisão da reta do ponto C' ao ponto M pela reta do ponto C' ao ponto M', nesse os *outputs* são alterados para encontrar a eficiência enquanto os *inputs* são inalterados.

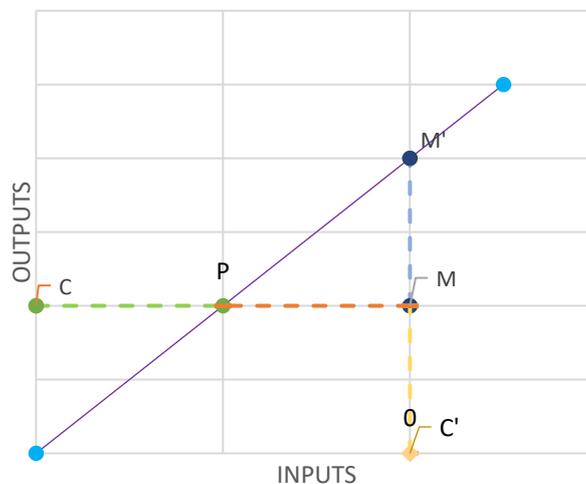


Gráfico 2 - Fronteira Eficiente do Modelo CCR com um input e um output

### 2.1.2.2. Modelo BCC

Anos após o modelo CCR ser criado, em 1984 foi criado modelo BCC, pelos autores Banker, Charnes e Cooper, substituem a ideia de proporcionalidade pela ideia da convexidade. Sendo assim, o modelo também conhecido por VRS (do inglês, “Variable Returns of Scale”), é usado para produzir um envelope mais apertado dos dados do que o modelo CRS, que pode levar uma pontuação melhor. Os Retornos de Escalas representam apenas a forma da fronteira de melhores práticas quando o DEA não é usado para identificar funções de produção.

O modelo BCC, por ter uma fronteira convexa, permite que os *inputs* com baixos valores tenham retornos crescentes de escala e os de alto valores, tenham retornos decrescentes de escala (Torres, 2021). Dessa forma, as equações (2.6) e (2.7), que representam respectivamente, os modelos de multiplicadores e envelopes, para o modelo BCC orientado a *inputs*. As variáveis da equação do modelo BCC são iguais do modelo CCR, porém neste modelo há o acréscimo de uma variável nova que representa uma garantia de convexidade da fronteira ( $u_*$ ). Além disso, há o acréscimo de uma restrição para garantir a convexidade da fronteira no modelo do envelope ( $\sum_{k=1}^n \lambda_k = 1$ ).

$$MAX Eff_o = \sum_{j=1}^s u_j y_{jo} + u_* \quad (2.6)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^r v_i x_{io} = 1$$

$$\sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^r v_i x_{ik} + u_* \leq 0, \forall k$$

$$u_j \text{ e } v_i \geq 0, u_* \in \mathfrak{R}$$

$$MIN h_o \quad (2.7)$$

Sujeito a:

$$h_o x_{io} - \sum_{k=1}^n \lambda_k x_{ik} \geq 0, \forall i$$

$$-y_{jo} + \sum_{k=1}^n \lambda_k y_{jk} \leq 0, \forall j$$

$$\sum_{k=1}^n \lambda_k = 1$$

$$\lambda_k \geq 0, \forall k$$

Além disso, esse modelo BCC também pode ser orientado a *output* com equações dos multiplicadores e do envelope apresentados em (2.8) e (2.9), respectivamente:

$$MIN Eff_o = \sum_{i=1}^r v_i x_{io} + v_* \quad (2.8)$$

Sujeito a:

$$\sum_{j=1}^s u_j y_{jo} = 1$$

$$\sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^r v_i x_{ik} - v_* \leq 0, \forall k$$

$$u_j \text{ e } v_i \geq 0, v_* \in \mathfrak{R}$$

$$\text{MAX } h_o$$

(2.9)

Sujeito a:

$$x_{io} - \sum_{k=1}^n \lambda_k x_{ik} \geq 0, \forall i$$

$$-h_o y_{jo} + \sum_{k=1}^n \lambda_k y_{jk} \leq 0, \forall j$$

$$\sum_{k=1}^n \lambda_k = 1$$

$$\lambda_k \geq 0, \forall k$$

A eficiência de uma DMU no modelo BCC, será aquela que tiver um *input* com o menor valor ou o *output* com o maior valor, além disso os valores de eficiência do modelo BCC serão maiores ou iguais aos do modelo CCR. O Gráfico 3, representa a fronteira convexa de eficiência do Modelo BCC orientado tanto a *inputs* como para *outputs*. Os índices de eficiência do modelo BCC para as duas orientações nem sempre serão os mesmos, porém estes índices para este modelo podem ser determinados geometricamente da mesma forma que para o modelo CCR.

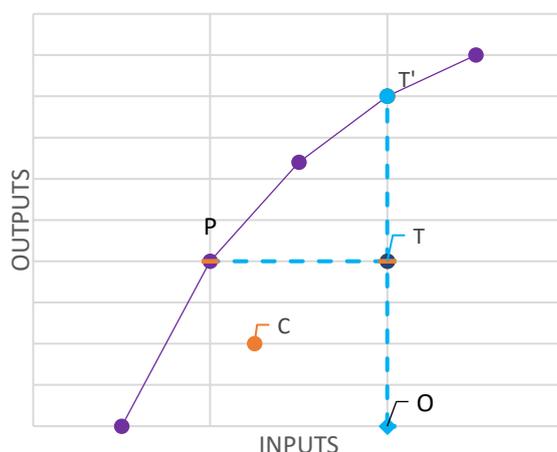


Gráfico 3 - Fronteira Eficiente do Modelo BCC com um input e um output

## 2.2. Saídas indesejáveis

No método da Análise Envoltória de Dados há casos na literatura onde é abordado as saídas indesejáveis. Geralmente, menores níveis de entradas e maiores níveis de saídas, representam maior eficiência, entretanto, há exceções como é o caso das emissões de gases do efeito estufa, onde representa uma saída, porém uma saída que precisa ser minimizada (Cook et al., 2014).

Existem muitos exemplos de *outputs* indesejáveis, como partículas de poeira produzidas, emissões de gás carbônico, ingestão de água e esgoto nas águas subterrâneas, efeitos destrutivos na exploração de minas, etc (Shoja et al., 2021). Nestes casos, são necessários os tratamentos

corretos e os cálculos ajustados para adequar as variáveis a este caso de exceção, buscando assim um resultado de maior eficiência.

Diversas abordagens são utilizadas para as saídas indesejáveis, para desenvolver a melhor metodologia que gerará um resultado eficiente e um cálculo mais direto para as análises envoltória de dados. Ao longo dos anos foram desenvolvidas modelos para solucionar esses casos de saídas indesejáveis, e como é estudado por (Scheel, 2001), há quatro modelos de abordagens indiretas utilizadas: *Additive Inverse* (ADD), *Incorporating Undesirable Outputs as Inputs* (INP), *Multiplicative Inverse* (MLT) e *Translation* (TR $\beta$ ).

A abordagem ADD é incorporação de saídas indesejáveis em saídas desejáveis com o sinal trocado. Essa abordagem utiliza o mesmo princípio do INP, onde incorpora as saídas indesejáveis como entradas, porém neste caso utiliza o sinal diferente (Scheel, 2001). O INP permite a inclusão dos *outputs* indesejáveis no modelo DEA, usando-os como *inputs* do problema e serem aplicados nos modelos CCR e BCC (Reis, 2017).

Já o TR $\beta$  utiliza o método de transladar os valores, adicionando à abordagem ADD um escalar positivo,  $\beta_i$ , que seja grande possibilitando resultados positivos para as unidades tomadoras de decisão. Para essa abordagem é necessário que o modelo seja invariante à translação, portanto o modelo CCR não pode ser utilizado neste caso, pois é variante à translação, diferentemente do modelo BCC (Tschaffon & Meza, 2011).

Por fim, a abordagem *Multiplicative Inverse* (MLT) é utilizada com o inverso da saída indesejável ( $1/u$ ), fazendo a maximização da saída e mantendo como um *output* (Heymann et al., 2021). Esta abordagem não pode ser utilizada para quando o *output* indesejável for zero.

Assim, para atender as necessidades propostas no trabalho final de curso desenvolvido, a abordagem utilizada será a MLT. Já que não há *outputs* indesejáveis com valores zero e como não há grandes restrições desta abordagem para os modelos DEA utilizados, este método foi definido para maximizar a saída do trabalho.

### **2.3. Coeficiente de correlação de Spearman**

Este método é utilizado para avaliar a correlação entre as variáveis calculadas de entradas e de saídas, utilizados de forma mais adequada em casos de dados não paramétricos e medidas mais importantes (Chamodrakas et al., 2011). Visa entender as associações entre as variáveis para que observar quais estão mais correlacionadas entre si. Na equação (2.10), demonstra este cálculo de Spearman.

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{n^3 - n} \quad (2.10)$$

Onde pode-se perceber que,  $\rho$  representa o coeficiente de correlação de Spearman que varia entre -1 e 1, quanto mais próximo de 1 maior a correlação. O símbolo  $n$  é o número de pares de  $(x_1, y_1)$  e  $d_i$  representa as posições de  $x_1$  em relação aos valores de  $x$  menos as posições de  $y_1$  em relação aos valores de  $y$ , se ocorrer o caso de  $x$  e  $y$  estarem na mesma posição  $d_i$  será zero e  $\rho$  será 1.

Este coeficiente é importante para entender a correlação entre as variáveis e auxiliar na análise da eficiência do cálculo. Somando-se a isso, importantes pontos a serem mencionados é que este coeficiente é aceitável para variáveis contínuas, discretas e ordinais, além de não serem sensíveis a *outliers* e a assimetrias na distribuição (Heymann et al., 2021).

## 2.4. Modelo DDF e DDF Malmquist

Nesta seção será abordado dois modelos mais novos do método DEA, o modelo DDF (do inglês, “*Directional Distance Function*”) e o modelo DDF Malmquist. Estas abordagens, foram desenvolvidas para serem utilizadas para medir a eficiência ao longo do tempo com melhorias consequentes que precisam ser analisadas.

### 2.4.1. Modelo DDF

Neste modelo conhecido por DDF (do inglês, “*Directional Distance Function*”), é utilizado em casos onde a medição da eficiência é realizada pelo aumento dos *outputs* desejáveis ao mesmo tempo que se quer diminuir os *outputs* indesejáveis e reduzir os *inputs*, onde é um feito por meio de um vetor de direção. A função de escassez de Luenberger (Luenberger, 1992) é utilizada nesta abordagem para fornecer medidas de desempenho que respondam diretamente as reduções dos *outputs* indesejáveis.

O modelo DEA convencional utiliza da descartabilidade forte, já que permite que qualquer saída seja produzida sem nenhum custo. Entretanto, para um caso de saída indesejável é necessário a utilização de descartabilidade fraca, já que implica as saídas indesejáveis caras, que só podem ser reduzidas quando *outputs* desejáveis também são reduzidos (Färe et al., 2005).

Para avaliar a ineficiência pode-se usar o modelo DDF, onde a função (2.11) o representa:

$$\vec{D}_T(x, y, u; g_y, g_u) = \text{MAX} \{ \beta : (y + \beta g_y, u - \beta g_u) \in T \} \quad (2.11)$$

Na equação (2.11), temos que  $\vec{D}_T$  é a função de distância na tecnologia  $T$ . Já a variável  $y$  e  $u$ , são respectivamente, variável desejável e indesejável. Os vetores de direção  $g$  para variável

desejável é  $g_y$  e para a indesejável é  $g_u$ . A proporção que busca aumentar a produção desejável e reduzir a saída indesejável, é simbolizada pelo índice de ineficiência  $\beta$ .

No Gráfico 4, é criado um exemplo adaptado de (Chung et al., 1997), onde a fronteira de eficiência do ponto (0,0), passando pelo ponto L, O, R até o ponto (5,0). Já o ponto U, representa uma DMU ineficiente que pode ser avaliada ao ponto F na fronteira. Usando o DDF, temos que  $g = (y, -u) = (3, -3)$ ,  $\vec{D}_T(x, y, u; g_y, g_u) = UW/UU' = 0,33$ . Dessa forma, a distância de saída direcional aumentará até a saída (y,u) em U, até chegar ao limite de produção  $y + \beta g_y, u - \beta g_u$  no ponto W.

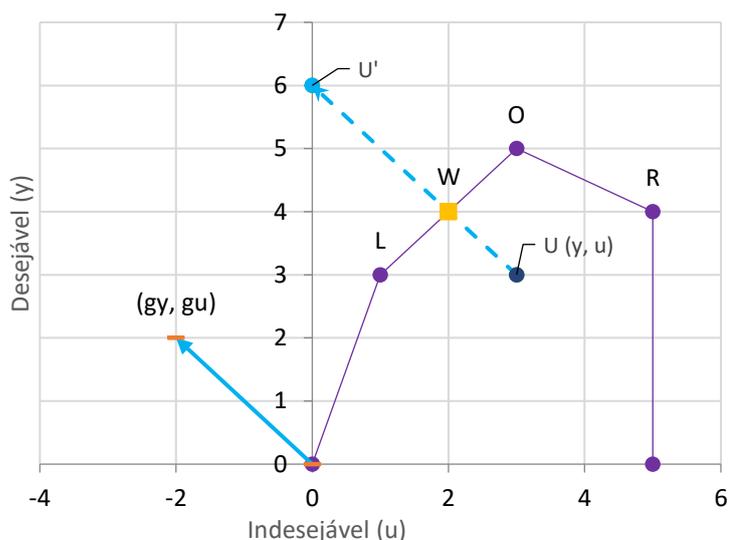


Gráfico 4 - Fronteira Eficiente do Modelo DDF

Utilizando o modelo DDF com uma programação linear para calcular a ecoeficiência de uma DMU  $m$  por CRS e descartabilidade fraca de saídas indesejáveis por (Chung et al., 1997), encontra-se a função (2.12):

$$\text{MAX } \beta_m \tag{2.12}$$

Sujeito a:

$$\sum_{n=1}^N z_n x_{in} \leq x_{im}, \quad i = 1, 2, \dots, I$$

$$\sum_{n=1}^N z_n y_{jn} \geq y_{jm} (1 + \beta_m), \quad j = 1, 2, \dots, J$$

$$\sum_{n=1}^N z_n u_{kn} = u_{km} (1 + \beta_m), \quad k = 1, 2, \dots, K$$

$$z_n \geq 0, \quad n = 1, 2, \dots, N$$

Na expressão (2.12), temos: as variáveis de intensidade como  $z_n$ ;  $x_{in}$  é o  $i$ -ésimo *input* da  $n$ -ésima DMU;  $y_{jn}$  é representada por  $j$ -ésimo *output* desejável da  $n$ -ésima DMU; já  $x_{im}$  é o  $i$ -ésimo *input* da  $m$ -ésima DMU;  $y_{jm}$  é o  $j$ -ésimo *output* desejável da  $m$ -ésima DMU;  $u_{kn}$  é o  $k$ -ésimo *output* indesejável da  $n$ -ésima DMU; já o  $k$ -ésimo *output* indesejável da  $m$ -ésima DMU é o  $u_{km}$ .

Quando há a pontuação zero indica uma DMU eficiente, enquanto for positivo sempre será ineficiente. O vetor direção de  $g$  será  $(y, -u)$  e o  $\beta_m$  deve ser maior ou igual a 0 e menor ou igual a 1. Para obter a pontuação de eficiência do modelo DDF ( $\vartheta_m$ ),  $\vartheta_m = 1 - \beta_m$ . Onde  $\vartheta_m$  também está no intervalo de 0 a 1.

O método DDF é uma abordagem flexível e utiliza a direção para expandir a saída desejável e reduzir a saída indesejável. Esse modelo permite a avaliação de eficiência por um vetor de direção dos pontos observados. Sendo, bem simples e fácil de se colocar em prática.

### 2.4.2. Modelo DDF Malmquist

O modelo DDF Malmquist é uma forma de comparação de diferentes unidades decisórias no mesmo período e as mudanças no índice de produção em períodos diferentes. Destaca-se por não precisar de uma definição de comportamento da função, como minimizar custos e maximizar receitas. É possível desmembrar as mudanças de produtividade, identificando a natureza dessa mudança (A. M. de M. Junior & Wilhelm, 2006).

Os indicadores do fator parcial de produtividade (FPP) indica o rendimento de um fator de cada vez, já o segundo indicador é o fator total de produtividade (FTP), mostra o quanto de produto é possível produzir com todos os insumos utilizados.

A medida FTP na equação (2.13), indica o um único produto ( $y$ ) e um único insumo ( $x$ ), em dois períodos  $t$  e  $t+1$ .

$$FTP = \frac{y^{t+1}/x^{t+1}}{y^t/x^t} \quad (2.13)$$

Observando a função (2.14), é possível analisar este caso para a função distância relativa a tecnologia do período  $t$  ( $D_P^t$ ). Onde mostra essa divisão da distância a fronteira de produção com os insumos e consumos do período  $t$  pelos mesmos insumos e consumos no período  $t+1$ :

$$FTP = \frac{D_P^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_P^t(x^t, y^t)} \quad (2.14)$$

Este índice, também pode ser chamado de índice de produtividade de Malmquist que representado pela equação (2.15):

$$M_P^t(x^t, y^t, x^{t+1}, y^{t+1}) = \frac{D_P^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_P^t(x^t, y^t)} \quad (2.15)$$

Além disso, nos índices Malmquist é utilizado uma ideia semelhante utilizada no índice de Fisher que utiliza a média geométrica do índice de Paasche e o índice de Lapeyres que mostram os maiores e os menores saltos para o índice verdadeiro (Färe, 1994). Portanto, na equação (2.16),

define o índice de Produtividade de Malmquist Orientação Produção ( $M_p$ ), com a média geométrica dos períodos  $t$  e  $t+1$ .

$$M_p^t(x^t, y^t, x^{t+1}, y^{t+1}) = \left( \frac{D_p^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_p^t(x^t, y^t)} \times \frac{D_p^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_p^{t+1}(x^t, y^t)} \right) \quad (2.16)$$

Com a aplicação do índice Malmquist visto na equação (2.16), quando direcionada ao modelo DDF é aplicado na expressão (2.17):

$$M_p^t(x^t, y^t, x^{t+1}, y^{t+1}) = \sqrt{\left( \frac{D_p^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_p^t(x^t, y^t)} \times \frac{D_p^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_p^{t+1}(x^t, y^t)} \right)} \quad (2.17)$$

Após essa equação (2.17), é possível separar entre uma mudança técnica e uma mudança de eficiência técnica, como demonstrada na equação (2.18):

$$M_p^t(x^t, y^t, x^{t+1}, y^{t+1}) = \left( \frac{D_p^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_p^t(x^t, y^t)} \right) \times \sqrt{\left( \frac{D_p^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_p^t(x^{t+1}, y^{t+1})} \times \frac{D_p^t(x^t, y^t)}{D_p^{t+1}(x^t, y^t)} \right)} \quad (2.18)$$

Onde, a expressão (2.19) refere-se a mudança de eficiência entre os períodos  $t$  e  $t+1$ :

$$EFFCH = \left( \frac{D_p^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_p^t(x^t, y^t)} \right) \quad (2.19)$$

Já a expressão (2.20), aborda as melhores práticas utilizadas no período  $t$  e  $t+1$ , onde a média geométrica entre as movimentações nestes períodos refere-se como a mudança da tecnologia:

$$TECH = \sqrt{\left( \frac{D_p^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_p^t(x^{t+1}, y^{t+1})} \times \frac{D_p^t(x^t, y^t)}{D_p^{t+1}(x^t, y^t)} \right)} \quad (2.20)$$

Sendo assim, observando as fórmulas da *EFFCH* e da *TECH* estão relacionadas que a produtividade e os componentes medidos são inversamente proporcionais, já que a melhoria de um pode ser o declínio do outro. O cálculo do índice de eficiência técnica considera retornos constantes de escala, neste processo de cálculo das funções distância.

## 2.5. Trabalhos Relacionados

Nesta seção do capítulo 2, aborda os trabalhos relacionados ao método de análise de envoltória de dados (DEA) aplicados tanto na sustentabilidade como no transporte. É uma revisão da literatura que referência casos usados por tal método em temas relacionados ao trabalho final de curso estudado.

### 2.5.1. DEA na Sustentabilidade

O modelo DEA é uma ferramenta usada para a avaliação do desempenho em inúmeros setores da indústria, portanto a sustentabilidade também é uma abordada em DEA. As organizações de diferentes setores usam o método DEA para avaliar sua eficiência frente ao desenvolvimento

sustentável e nos últimos anos vem crescendo substancialmente essas informações (Zhou et al., 2018).

Ao longo dos anos foram sendo desenvolvidos novos modelos que pudessem ajudar na eficiência dos dados na aplicação do DEA em sustentabilidade. Färe et al. (1996) inicia essa abordagem com o DEA orientado a entrada contendo saídas indesejáveis para avaliar o desempenho ambiental. É usado o método de descartabilidade fraca onde os *outputs* não podem ser descartados livremente. Assim, iniciou-se os primeiros estudos de DEA na sustentabilidade.

Anos mais tardes, (Zhou et al., 2010) propuseram um outro caminho para a avaliação da eficiência da sustentabilidade com a análise envoltória de dados. Neste artigo, é estudado um caso de avaliação da eficiência com saídas desejáveis e indesejáveis, onde é empregado o *Malmquist CO<sub>2</sub> emission performance index* (MCPI) para fazer uma análise transversal entre as séries temporais. Acrescentando também, um modelo de *bootstrapping MCPI*, onde é avaliada a sensibilidade e as inferências estatísticas, com uma análise de regressão múltipla.

Mais recentemente, os modelos de DEA usam um novo método de restrição de multiplicador na avaliação. Sueyoshi & Yuan (2016) solucionam os problemas enfrentados de instabilidade causada por multiplicadores ou variáveis duais para medir a *Marginal Rate of Transformation* (MRT) e *Rate of Substitution* (RS) entre os fatores de produção, com a restrição de multiplicadores para discutir a avaliação ambiental em DEA.

O método de análise envoltória de dados está em desenvolvimento para minimizar as influências de variáveis indesejáveis que impactam o meio ambiente, enquanto maximiza os fatores operacionais. Como é o caso do artigo de (Yu & Rakshit, 2023), onde emissões de CO<sub>2</sub> é aplicado como saída indesejável e receita por passageiro-quilômetro e receita por tonelada de frete-quilômetro representam as saídas desejáveis. Dessa forma, os estudos que envolvem DEA na sustentabilidade estão cada vez mais direcionadas as saídas indesejáveis e sua minimização.

### **2.5.2. DEA em Transporte**

A análise envoltória de dados funciona como modelo fundamental para medir a eficiência das operações dos sistemas de transporte. Já que o setor de transportes é responsável por um crescimento substancial a geração de empregos no Brasil (CNT, 2022). Portanto, um estudo aprofundado para melhorar as operações de transportes são fundamentais para sua evolução.

No artigo (Chen & Lam, 2018), a avaliação da eficiência é abordada em dois estágios para avaliação da eficiência técnica portuária e pela eficiência ambiental da cidade, para medir a

sustentabilidade e a interatividade operacional entre cidades e portos. O método SBM-DEA é baseado em folga para medir a eficiência com retorno constante e variável de escala.

Já no artigo (Lepchak & Voese, 2020), a avaliação da eficiência é abordada no setor aéreo, utilizando variáveis de saída de receita e de entrada custos, mão-de-obra, combustível e compra de meios de transporte. Neste caso, a abordagem utilizada foram os modelos clássicos, que proporcionaram comparações e melhorias por meio do *benchmarking*. Dessa forma, foi possível mitigar possíveis falhas operacionais que afetavam as receitas e a eficiência.

Outro artigo de (Heymann et al., 2021), o método utilizado abordou o DEA clássico BCC, para maximizar a eficiência de combustível e minimizar o consumo energético e as emissões totais na avaliação da ecoeficiência dos veículos de transportes de carga. A variável indesejável realizou o seu inverso multiplicativo, para assim, orientar o modelo para saída e retorno variável de escala (VRS). Portanto, o modelo foi realizado para avaliar ecoeficiência dos veículos.

O índice de Malmquist com DEA também é utilizado para avaliar ao longo dos anos o setor de transportes de cargas em carretas (Torres & García, 2019). As variáveis utilizadas são: nas saídas os valores de exportações, já de entradas os recursos humanos, qualidade do processo, a infraestrutura de carretas e das empresas transportadoras. Chegando assim, ao resultado de produtividade ao longo dos anos estabelecendo marcos de melhorias e de retrocesso.

Desse modo, alguns estudos utilizam indicadores de contábeis, outros operacionais e outros sustentáveis, para diferentes setores de transportes aplicando modelos DEA. Portanto, a literatura existente proporciona opções variadas para a análise da eficiência de transportes com o DEA.

### 3. Metodologia

Este capítulo é dividido em cinco seções: (3.1) é abordado o escopo do trabalho analisando o recorte da cabotagem e de sustentabilidade no Brasil e no mundo; (3.2) é definido estudo de caso da empresa, mostrando suas políticas de sustentabilidade; (3.3) há a descrição das DMUs; (3.4) há a definição das variáveis em *inputs* ou *outputs*; (3.5) apresenta a metodologia proposta.

#### 3.1. Escopo

A cabotagem no Brasil é um importante serviço disponibilizado desde da época da colonização. Com o desenvolvimento do mundo, houve a necessidade de se definir melhor esses processos, e em 8 de janeiro de 1997, pelo inciso IX, Artigo 2º, da Lei 9.432, ficou definido que “a navegação de cabotagem [é aquela] realizada entre portos ou pontos do território brasileiro, utilizando a via marítima ou esta e as vias navegáveis interiores (Nunes et al., 2017).

No Brasil, o órgão responsável por supervisionar, fiscalizar e regulamentar a atividade de Cabotagem e dos serviços de transporte aquaviário é a Agência Nacional de Transporte Aquaviário, vinculada ao Ministério dos Transportes (ANTAQ). Além disso, há a Associação Brasileira das Entidades Portuárias e Hidroviárias (ABEPH), que é uma sociedade civil, sem fins lucrativos, com objetivo de defender, coordenar e mediar os interesses, os direitos e as informações sobre assuntos portuários e hidroviários. Já no cenário amplo mundial, a Associação Mundial para Infraestrutura de Transporte Aquaviário (conhecida pela sigla, PIANC) é responsável pelo estudo e pela mediação dos portos, hidrovias e das costas mundiais (MINFRA, 2021).

No âmbito global, também há a Organização Marítima Internacional (IMO, do inglês *International Maritime Organization*), órgão da Organização das Nações Unidas (ONU), que regulamentam questões ambientais e de segurança no transporte marítimo ) (Patrícia & Ventura, 2021). As principais convenções sobre poluição são: a Convenção Internacional para Controle e Gestão da Água de Lastro e Sedimentos de Navios (BWMS, do inglês *Ballast Water Management System*) que cuida mais do tratamento e o descarte da água de lastro usadas nos navios e a segurança da navegação (Milo et al., 2016) e a Convenção Internacional para a Prevenção da Poluição Causada por Navios (Marpol) que trata do descarte dos óleos e combustíveis, das emissões de GEE e do lixo e esgoto da navegação (Kitzmann & Asmus, 2006).

Além disso, a Agenda 2030, estabelecida pela ONU ao traçar os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS), tem como objetivo diminuir as emissões de GEE dos navios em até 40% até 2030 em comparação à 2008 e 70% até 2050 (Silva et al., 2022). Dessa forma,

definir metas de diminuição dos poluidores por meio do transporte marítimo de cargas, faz-se necessário para cumprir os acordos combinados.

### **3.2. Estudo de Caso**

Nesta pesquisa, foi seguida uma abordagem realizada pelo método do estudo de caso, entendendo o problema, desenvolvendo a resposta do problema, coletando dados e analisando esses dados, por meio de cálculos, para se chegar a resposta desejada (Yin, 1994).

Foi realizado um passo a passo, que inclui a observação direta na empresa estudada, avaliando o desenvolvimento operacional, além de análise documental por meio de uma avaliação da literatura e entrevistas com especialistas que permite observar os impactos na empresa. Portanto, o estudo de caso permite uma investigação sobre os fenômenos da empresa estudada (Yin, 1980).

A empresa do estudo de caso tem como principal serviço da navegação a Cabotagem, além de ser integrada ao modal rodoviário, possuindo mais 1.200 clientes, planejando o melhor trajeto das cargas para seus clientes. A Companhia possui sete navios próprios e compra espaço em navios parceiros para carregar as cargas de seus clientes. Dessa forma, seus navios distribuem suas cargas percorrendo longas distâncias pela costa brasileira nas regiões Sul, Sudeste, Nordeste e Norte, além de circular por países do Mercosul como Argentina, Paraguai e Uruguai.

Em relação ao tripé sustentável, a empresa valoriza o engajamento e o desenvolvimento de planos de ações para melhorar a companhia no âmbito da governança corporativa, da sustentabilidade e do social. Por meio da Agenda ESG, é desenvolvido planejamento estratégico com metas a serem alcançadas até o final de 2023, para diminuir os efeitos negativos de emissões de gases de efeito estufa.

Dessa forma, a cultura do modelo de gestão voltado aos colaboradores com jornadas de colaboradores definidas com intuito de desenvolver o profissional, ações de engajamento a cultura de segurança e logística sustentável, monitoramento e prevenção de acidentes dando segurança e saúde para os colaboradores e programas de diversidade e inclusão para o desenvolvimento de todos. No viés da cadeia de valor, busca-se a máxima eficiência das operações com segurança, além de estabelecer a cultura de cliente no centro e desenvolver um relacionamento eficiente e profissional com os fornecedores.

O compromisso ambiental da empresa estabelece planos de gerir a energia e as emissões geradas, diminuindo a intensidade de carbono de acordo com as medidas obrigatórias da IMO, estabelecidas no seu Comitê de Proteção do Meio Ambiente Marinho (MEPC 76). Além disso,

segue a obrigatoriedade de redução das emissões de gases efeito estufa, a partir de 2023, estabelecidos pelo Anexo VI da Marpol. Somando-se a isso, a empresa gere os resíduos e a água, de acordo com as regras estabelecidas na IMO e na Marpol, tendo todas as empresas transportadoras dos resíduos corretamente homologadas ecologicamente correto.

Segundo a Empresa de Pesquisa Energética (EPE, 2019), existem dois tipos de combustíveis fósseis no transporte marítimo: o *Bunker (Intermediate Fuel Oil – IFO)* ou Óleo Combustível Marítimo (OCM) e o *Marine Gas Oil (MGO)* ou Diesel Marítimo, sendo que 80% do consumo mundial de combustível marítimo é de *bunker* (IEA, 2019). Estes combustíveis, ajudaram no aumento do total das emissões de GEE de 9,6% de 2012 para 2018 (IMO, 2020).

Neste estudo de caso, foi abordado o método DEA, com os modelos clássicos BCC e DDF usando os navios da empresa estudada e de suas parceiras como DMUs, para avaliar a eficiência e ineficiência sustentável do transporte marítimo. Além disso, os modelos DEA Malmquist e DDF Malmquist, proporcionaram uma avaliação de produtividade anual dos anos de 2020 a 2022.

Dessa forma, este estudo de caso avalia a eficiência do transporte marítimo pelo viés sustentável utilizando uma orientação para *output*, com dados de entradas do volume gasto de combustíveis, número de trabalhadores e capacidade por navios, além dos dados de saídas indesejáveis de gases de efeito estufa que serão minimizadas e variáveis de saídas desejáveis como receita e carga transportada que serão maximizadas.

### 3.3. Unidades Tomadoras de Decisão

Neste estudo, foram definidos como unidades tomadoras de decisão (DMU) navios de transporte de cargas pelo serviço de Cabotagem. Foram estudados dezenove navios, sendo sete destinados a empresa do estudo de caso, seis de uma empresa parceira da empresa do estudo de caso e a outras seis de uma outra empresa parceira. Em outra fase consolidou os navios por anos, totalizando 57 DMUs na segunda análise, como no artigo de (Podinovski & Thanassoulis, 2007).

Na Tabela 1, é descrito os navios utilizados e divididos pelos navios da empresa estudada (Log-In) e os das empresas parceiras que tiveram seu nomes preservados por questões de privacidade.

Tabela 1 - Navios usados como DMUs divididos por armadores

LOG-IN	MARÍTIMA	AQUAVIÁRIA
Log-In Jatoba (LB)	Marítima 1 (M1)	Aquaviária 1 (A1)
Log-In Discovery (LD)	Marítima 2 (M2)	Aquaviária 2 (A2)
Log-In Endurance (LE)	Marítima 3 (M3)	Aquaviária 3 (A3)
Log-In Jacaranda (LJ)	Marítima 4 (M4)	Aquaviária 4 (A4)
Log-In Pantanal (LP)	Marítima 5 (M5)	Aquaviária 5 (A5)
Log-In Polaris (LO)	Marítima 6 (M6)	Aquaviária 6 (A6)
Log-In Resiliente (LR)		

A Log-In possui seus navios onde circulam pelo Brasil e por parte de países do Mercosul, tendo grande parte da capacidade dos navios com controle operacional próprio. Já as duas outras empresas parceiras realizam o controle operacional de seus navios e disponibilizam espaço em seus navios para a Log-In embarcar com cargas de seus clientes.

Terem características semelhantes entre os navios é um ponto fundamental para fugir das “armadilhas” que podem atrapalhar na análise envoltória de dados. Dessa forma, como é referida por Dyson et al. (2001), é necessário que as DMUs realizem atividades comparáveis e produzem produtos e/ou serviços similares, todas as DMUs devem ter a disponibilidade dos mesmos recursos e estarem em ambiente similares. No estudo avaliado, todos navios possuem características semelhantes de porte, fazem o transporte na costa marítima brasileira e realizam o serviço de Cabotagem, portanto, estão aptas e são um conjunto de DMUs homogêneas.

### **3.4. Definição das Variáveis**

Nesta pesquisa, foram usadas seis variáveis relevantes para o desenvolvimento do projeto: a capacidade dos navios medidos em Teus (medida adotada para indicar a capacidade que quer dizer em inglês, “*Twenty feet Equivalent*”, unidade equivalente a um contêiner de 20 pés), o volume de combustível utilizado em um ano medido em toneladas de litros, o número médio de trabalhadores que embarcaram no navio durante o período de um ano, as cargas movimentadas em Teus durante um ano, as emissões totais de gases efeito estufas (GEE) medido em tonelada por gás carbônico equivalente (tCO<sub>2e</sub>) e por fim, a receita operacional líquida (ROL) gerada por cada navio ao ano.

Por meio do estudo da literatura existente, baseado em estudos como Heymann et al. (2021) que utiliza elementos econômicos e ambientais para avaliar pelo viés sustentável a eficiência do transporte de veículos de cargas, pelo artigo de Yu & Rakshit (2023) que utiliza dados também econômicos e ambientais para definir metas de emissões de CO<sub>2</sub> e o artigo de Russo & Rindone (2011) que utiliza análises principalmente operacionais para avaliar o desempenho do transporte marítimo internacional. Definindo, assim, capacidade em Teus, volume de combustível e número de trabalhadores como *inputs*; já os *outputs* são as cargas movimentadas em Teus, a receita operacional líquida e as emissões de gases efeito estufa, sendo esta última uma saída indesejável.

Na Tabela 2, pode-se observar as divisões estabelecidas entre as variáveis em *inputs* e *outputs*.

Tabela 2 - Variáveis Inputs e Outputs

<b>VARIÁVEL</b>	<b>INPUT/ OUTPUT</b>	<b>DEFINIÇÃO</b>	<b>JUSTIFICATIVA</b>	<b>ARTIGOS MENCIONADOS</b>
<b>Capacidade em Teus</b>	<i>Input</i>	É a quantidade total de carga que um navio suporta, em relação a medida em Teus que é uma medida de capacidade da carga para descrever um contâiner de 20 pés de comprimento	Variável que será importante para servir como base para dimensionar a eficiência operacional do navio com relação a variável output de cargas movimentadas	<i>Input</i> - (Chin & Low, 2010) <i>Input</i> - (Cochrane, 2008) <i>Input</i> - (Heymann et al., 2021)
<b>Volume de Combustível</b>	<i>Input</i>	É a quantidade de combustível que o navio gasta durante um período	Importante para medir a relação da quantidade que um navio gasta de combustível com o que gera de emissões de gases efeito estufa	<i>Input</i> - (Yu & Rakshit, 2023) <i>Input</i> - (Cui & Li, 2014)
<b>Trabalhadores</b>	<i>Input</i>	É a quantidade de trabalhadores por navio em um ano	A quantidade de trabalhadores é uma entrada importante para avaliar os números de desempenho dos navios em relação a operação e as emissões de gases efeito estufa	<i>Input</i> - (Yu & Rakshit, 2023) <i>Input</i> - (Pham et al., 2022) <i>Input</i> - (Chang et al., 2013)
<b>Carga Movimentadas em Teus</b>	<i>Output</i> Desejável	É a quantidade transportada durante um período de contâiners medido em Teus que é uma medida de capacidade da carga para descrever um contâiner de 20 pés de comprimento	Observar a quantidade de cargas movimentadas em Teus é importante para comparar com a capacidade do navio e mostrar o quão eficiente é a operação dos navios. Teus é a medida mais utilizada para avaliar a quantidade de cargas do navio	<i>Output</i> - (Russo & Rindone, 2011) <i>Output</i> - (Yen et al., 2023) <i>Output</i> - (Cui, 2017)
<b>Emissão de GEE</b>	<i>Output</i> Indesejável	Emissão de gases que são capazes de absorver a radiação infravermelha refletida pelo nosso planeta após a absorção da luz solar.	As emissões do GEE são importantes para analisar uma saída indesejável da operação, relacionada ao que a empresa estudada gera em um determinado navio. Importante variável para medir a eficiência sustentável da empresa	<i>Input</i> - (Zhou et al., 2008) <i>Output</i> - (Cui & Li, 2014) <i>Output</i> - (Chang et al., 2013) <i>Output</i> - (Heymann et al., 2021)
<b>ROL</b>	<i>Output</i> Desejável	É o total do montante que a empresa recebe pelas suas operações após a redução de custos e impostos relacionados ao seu serviço	A receita operacional líquida é importante para ser a saída desejável do estudo, quanto maior a receita melhor será o desempenho da empresa pelo viés econômico	<i>Output</i> - (Pham et al., 2022) <i>Output</i> - (P. Zhou et al., 2008) <i>Output</i> - (Leal et al., 2012)

Dessa forma, a capacidade dos navios em Teus por consistirem em um dado importante para avaliar o desempenho operacional do navio, o volume de combustível por se relacionar com as emissões de GEE e o número de trabalhadores por evidenciarem o controle do gasto com emissões e operação dos navios, foram escolhidos como variáveis de entradas.

Em relação aos *outputs*, foram divididos em desejáveis e indesejáveis. Os dados de saídas que queremos maximizar são as cargas movimentadas em Teus que mostrarão a eficiência operacional e a receita operacional líquida que mostrará a eficiência financeira. Já a saída indesejável são as emissões de GEE que passarão a ter seu valor como o inverso ( $1/u$ ) de seus valores originais, para maximizar o *output* e, conseqüentemente, as emissões de GEE serão minimizadas.

Vale ressaltar ainda que, foi avaliado o número de variáveis e número de *inputs/outputs*, por meio da recomendação sugerida em Dyson et al. (2001), onde para atingir um nível determinante para avaliar de forma mais eficiente os dados, é necessário que o número de unidades tomadoras de decisão seja de pelo menos  $2 m \times s$ , onde  $m$  e  $s$ , representam respectivamente o número totais de entradas e o número totais de saídas. Assim, basta ter o número totais de DMUs acima de dezoito, portanto para a primeira análise com os navios de diferentes empresas há dezenove navios e para a segunda análise com a avaliação dos navios da Log-In nos anos de 2020 a 2022, há 21 DMUs. Portanto, para ambos os casos a análise é recomendável.

### 3.5. Metodologia Proposta

Nesta seção são apresentadas as fases do processo do estudo de caso e os modelos aplicados em cada um dos casos, com suas vantagens para o objetivo final. Como o objetivo do trabalho é medir a eficiência, a ineficiência e a produtividade das DMUs, a fim de torná-las mais vantajosas pela análise do tripé sustentável, é importante escolher as metodologias mais condizentes para isso.

Como demonstrado na Figura 1, é possível observar o sequenciamento das atividades realizadas no processo do estudo de caso.

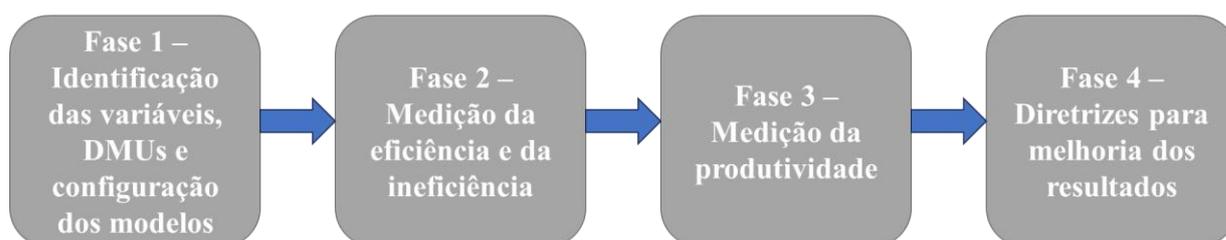


Figura 1 - Fases do processo do estudo de caso

- Primeira Fase – Identificação das variáveis, DMUs e configuração dos modelos

Como primeiro passo para o andamento do estudo, foi necessário fazer uma análise em relação as escolhas das variáveis. Estudando as variáveis que pudessem estabelecer uma relação ao tema de eficiência social, operacional e ambiental. Por meio da revisão da literatura, utilizando os artigos publicados para analisar caso a caso os dados de saídas e de entradas e estabelecer as variáveis que no estudo de caso pudessem retornar resultados mais favoráveis a melhoria da sustentabilidade.

Além disso, foram realizadas entrevistas não estruturadas com o coordenador com experiência de mais de dez anos e uma analista com dois anos de experiência da área de ESG da empresa Log-In Logística & Intermodal, um especialista com oito anos de experiência da área de segurança e meio ambiente, uma supervisora com cinco anos de experiência da área de planejamento marítimo, um gerente de operações com mais de dez anos de experiência e um coordenador da área de resultados com seis anos de experiência, que nortearam os caminhos a serem realizados e disponibilizaram os dados e variáveis importantes a serem utilizadas. Com os dados fornecidos pela empresa, foi fundamental a observação direta da operação para que com um estudo analítico da chegasse aos modelos, DMUs e variáveis utilizados.

Por meio desse estudo analítico, foi determinada a orientação para *outputs*, onde os valores das emissões de gases de efeito estufa são invertidas e mantidas como saída, abordagem conhecida por *Multiplicative Inverse* (MLT) (Heymann et al., 2021). Método escolhido para maximizar a saída, e conseqüentemente, minimizar os gases de efeito estufa.

- Segunda Fase – Medição da eficiência e ineficiência

Na segunda fase da metodologia proposta é utilizado o software R Studio para calcular os modelos DEA e DDF (Raju & Kumar, 1999), utilizando os pacotes “nonparaeff”, “Benchmarking” e “rDEA”. Portanto, nesta fase busca-se a eficiência e a ineficiência das DMUs dos navios da empresa do estudo de caso e das empresas parceiras. Os modelos clássicos DEA BCC e CCR foram testados, mas foi escolhido o modelo BCC pois este calcula o retorno variável da escala (VRS) (Banker et al., 1984). Dessa forma, é medida a eficiência do caso estudado, porém para direcionar os *outputs* desejáveis a fim de aumentar e diminuir os *outputs* indesejáveis, o modelo DDF foi o escolhido (Färe et al., 2005).

- Terceira Fase – Medição da produtividade

Nesta fase, é utilizado o software R Studio (Raju & Kumar, 1999) para calcular os índices Malmquist, utilizando o pacote “DJL” a intenção é analisar a evolução ou o retrocesso ao longo dos anos dos navios da empresa do estudo de caso. Para isso, foi utilizado o DDF Malmquist para

mostrar a produtividade e observar os motivos para tal mudança (A. M. de M. Junior & Wilhelm, 2006). Antes disso, os modelos DEA Malmquist, BCC e CCR, também são aplicados para medir a eficiência a longo dos anos de 2020 a 2022, escolhendo o CCR após testes realizados (Torres & García, 2019).

- Quarta Fase – Diretrizes para melhoria dos resultados

Como última fase, são analisados os resultados das fases anteriores e direcionado a empresa para que seja relatado as ineficiências existentes. Onde, por meio de um grupo focal com os mesmos especialistas da primeira fase, foi repassada as observações e conclusões sobre a pesquisa que poderão direcionar para que as unidades tomadoras de decisão ineficientes possam produzir como as eficientes. Este processo, permite que planos de ações sejam desenvolvidos para que seja possível melhorar a produtividade e eficiência dos navios pelo viés do ESG. Importante ressaltar que esse processo é contínuo e cíclico, pois após este estudo realizado é necessário que anualmente este passo a passo seja refeito para observar a evolução das melhorias propostas nesta quarta fase.

Abaixo é observado a Tabela 3, onde apresenta as fases descritas acima, quais são as suas metodologias utilizadas e as fórmulas propostas:

Tabela 3 - Fases da Metodologia Proposta

Fases	Metodologias	Fórmulas
Identificar as variáveis, DMUs e configuração dos modelos	-Revisão da Literatura -Entrevistas com Especialistas -Análise Envoltória dos dados -Orientação a <i>output</i> - <i>Multiplicative Inverse</i> (MLT)	$u' = 1/u$
Medição da eficiência e da ineficiência	-Modelo DEA (BCC) -Modelo DDF	$MIN Eff_o = \sum_{i=1}^r v_i x_{io} + v_* (2.8)$ $\vec{D}_T(x, y, u; g_y, g_u) = MAX \{ \beta: (y + \beta g_y, u - \beta g_u \in T) \} (2.11)$
Medição da produtividade	-Modelo DEA CCR Malmquist -Modelo DDF Malmquist	$E_o = MIN \sum_{i=1}^r v_i x_{io} + v_* (2.3)$ $M_P^t(x^t, y^t, x^{t+1}, y^{t+1}) = \left( \frac{D_P^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_P^t(x^t, y^t)} \right) x$ $\sqrt{\left( \frac{D_P^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_P^t(x^{t+1}, y^{t+1})} \right) \times \left( \frac{D_P^t(x^t, y^t)}{D_P^{t+1}(x^t, y^t)} \right)} (2.11)$
Diretrizes para melhoria dos resultados	-Avaliação de Resultados -Planos de Ações	

## 4. Resultados e discussões

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos por meio do cálculo da eficiência e da produtividade, além da discussão dos resultados da revisão da literatura e das entrevistas não estruturadas com os especialistas, pré-modelagem de dados e pós obtenção dos resultados.

### 4.1. Resultados da Fase 1

Como primeiro passo do estudo de caso, foi realizado uma revisão da literatura para que seja observado as informações necessárias para fazer a avaliação da ecoeficiência dos transportes marítimos. Conjuntamente a esse estudo, foram realizadas entrevistas não estruturadas com colaboradores da empresa Log-In Logística & Intermodal, como mostradas na Tabela 4, onde há o número de entrevistas, a periodicidade delas, o perfil dos entrevistados, as contribuições para o estudo e os resultados das entrevistas.

Tabela 4 - Resultados das Entrevistas Não Estruturadas

<b>Número de Entrevistas</b>	<b>Áreas</b>	<b>Entrevistados</b>	<b>Contribuição</b>	<b>Resultados</b>
6 entrevistas realizadas de 15 em 15 dias de Março a Maio	ESG	Coordenador (mais de 10 de anos de experiência) Analista (2 anos de experiência)	Definição das variáveis e definição das DMUs	Foram definidas as variáveis de inputs: Capacidade em Teus, o Volume de Combustível e Número de Trabalhadores e de outputs desejáveis: Carga Movimentadas em teus e ROL e indesejáveis: Emissões de GEE. Além disso, foram definidas as DMUs sendo os navios da Log-In, Marítima e Aquaviária
3 entrevistas realizadas 1 por mês de Abril a Junho	Segurança e Meio Ambiente	Especialista (8 anos de experiência)	Dados de emissões de GEE	Foram coletados os dados de emissões de GEE dos navios da Log-In e como são feitos os cálculos para encontrar esses dados
2 entrevistas, uma em Abril e outra em Maio	Planejamento Marítimo	Supervisora (5 anos de experiência)	Dados de Volume de Combustível	Foram coletados os dados de Volume de Combustível dos navios da Log-In e como são feitos os cálculos para encontrar esses dados
1 entrevista em Abril	Operações	Gerente (10 anos de experiência)	Dados de Números de Trabalhadores e Capacidade em Teus	Foram coletados os dados dos Números de Trabalhadores e Capacidade em Teus por navios e como são recolhidas essas informações
2 entrevistas, uma em Abril e outra em Junho	Resultados	Coordenador (6 anos de experiência)	Dados de Cargas Movimentadas em Teus e ROL	Foram coletados os dados de Carga Movimentadas em Teus e ROL. Além de mostrar a forma que são calculadas essas informações

As informações apresentadas na Tabela 4, são coletadas de diferentes maneiras por cada área. Os dados coletados das cargas movimentadas em Teus por viagem são disponibilizados assim que o navio chega no porto seguinte de sua viagem, por meio de um relatório final de cargas disponibilizada pelo terminal de origem. Além disso, a receita operacional líquida desses navios é disponibilizada por um relatório consolidado financeiro com os Conhecimentos de Transporte Eletrônicos (CT-e), que representam o pagamento das cargas transportadas que foram emitidas.

Já observando os dados fornecidos de números de trabalhadores e capacidade em Teus dos navios são controlados pela área de Operações. Os números de trabalhadores são disponibilizados por email pelo comandante do navio no relatório a bordo da tripulação presente no navio. Já a capacidade em Teus do navio é a definida no *Vessel Sharing Agreement* (VSA) que é um acordo entre as empresas parceiras e a Log-In para fazer a divisão do espaço do navio para as cargas de cada empresa, já que os navios são compartilhados nos serviços disponibilizados (Junior, 2018).

Os dados coletados de volume de combustível pela área de planejamento marítimo são realizados, por meio de um cálculo de estoque de combustível. Como mencionado pela supervisora da área, o comandante do navio disponibiliza o boletim do meio dia, onde consta o estoque a bordo. É utilizado o boletim do último dia do mês e compara com o último boletim do mês anterior, levando em conta os abastecimentos realizados durante o mês. Portanto, o cálculo realizado, para os navios da Log-In estão representados abaixo na expressão (3.1):

$$\text{Estoque mês atual} = \text{Estoque mês anterior} - \text{consumo} + \text{abastecimento} \quad (3.1)$$

Em relação aos dados de emissões de gases efeito estufa foi apurado após a entrevista com o especialista de Segurança e Meio Ambiente. As emissões de GEE são realizadas pelo software CLIMA, da empresa WayCarbon com verificação da empresa SGS, utilizando as métricas para quantificar e monitorar de acordo com a ISO 14064-1: 2018 e ISO 14064-3: 2019 (Log-In, 2022). Seguindo as diretrizes da GHG Protocol (FGV/GVCES, 2011), são definidas três categorias para definir as emissões de GEE:

- Escopo 1: Emissões diretas de GEE de fontes que pertencem ou são controladas pela empresa.
- Escopo 2: Emissões Indiretas provenientes da Energia Elétrica que é consumida pela empresa.
- Escopo 3: Emissões Indiretas Não Consolidadas no Escopo 2. São geradas por atividades da empresa, mas que ocorrem em fontes não controladas por ela.

Dessa forma, o software CLIMAS, desenvolvido pela WayCarbon, possui um cálculo seguindo as diretrizes do GHG Protocol (FGV/GVCES, 2011) e do IPCC (IPCC, 2006), como mostrado na expressão (3.2), apresentada abaixo:

$$\text{Emissão GEE} = \text{Dado do parâmetro consolidado} \times \text{Fator de Emissão} \times \text{Potencial de Aquecimento Global} \quad (3.2)$$

Considerando os casos dos navios da Log-In, os parâmetros utilizados no escopo 1 são os consumos dos combustíveis e a recarga de CO<sub>2</sub> dos extintores. Para o escopo 2, o parâmetro utilizado é o consumo de energia elétrica. Já para o escopo 3, são os consumos de combustíveis no período afretado e a quantidade de efluente e resíduo gerados.

Seguindo fontes disponíveis para os fatores de emissão e para o potencial de aquecimento global, como o Programa Brasileiro GHG Protocol (FGV/GVCES, 2011) e o IPCC (IPCC, 2006). Os fatores de emissão indicam a quantidade que as emissões geradas pela quantidade de uma matéria-prima transformada (Jackson, 2006). Já o potencial de aquecimento global determina o impacto que a transformação dessa matéria-prima poderá gerar ao aquecimento global levando em conta fatores naturais e climáticos do local que é gerado essa emissão (Braga, 2018).

Em relação aos navios das empresas parceiras, informações sobre coleta de dados de consumo de combustível e de emissão de gases efeito estufa não foram fornecidos por motivos de confidencialidade. Dessa forma, para avaliar as informações desses navios foram utilizados dados estimados, utilizando a fórmula de Previsão linear do Excel para estimar esses dados não fornecidos.

Dessa forma, na Tabela 5 contêm os dados coletados durante os anos de 2020 a 2022. Os valores em **negrito** e em *itálico* foram estimados por meio da fórmula de estimativa do excel: as seis variáveis dos navios Log-In Discovery e do Marítima 2 que não foram possíveis de serem coletados, além dos valores de volume de combustível gasto e de emissão de gases de efeito estufa dos navios das empresas Marítima e Aquaviária que não disponibilizaram por privacidade, como mencionado anteriormente.

Tabela 5 - Variáveis Seleccionadas

Navio	Capacidade Teus (x10 <sup>3</sup> )			Volume de Combustível (kT L)			Trabalhadores			Carga Movimentadas Teus (x10 <sup>3</sup> )			Emissão de GEE Total (k T CO <sub>2</sub> e)			ROL (R\$ MM)		
	2020	2021	2022	2020	2021	2022	2020	2021	2022	2020	2021	2022	2020	2021	2022	2020	2021	2022
Marítima1	0,45	0,45	0,45	5,52	6,66	9,16	34	25	23	0,55	4,99	0,91	22,45	18,03	21,97	1,90	11,87	4,14
Aquaviária1	0,24	0,24	0,24	8,67	6,99	9,36	26	27	27	2,50	2,38	0,67	17,39	13,92	20,26	8,89	5,40	2,86
Aquaviária2	0,24	0,24	0,24	5,26	9,36	5,35	32	22	25	1,20	1,00	1,00	18,05	16,53	21,85	3,81	2,45	10,92
Aquaviária	0,24	0,24	0,24	5,12	9,24	8,47	24	29	26	1,68	1,27	0,44	16,97	19,64	22,74	5,88	2,67	2,20
Marítima2	0,45	0,45	0,45	7,33	6,92	7,75	24	20	28	1,50	0,60	2,40	18,76	15,00	22,53	5,60	1,24	9,96
Log-In Jatoba	1,55	1,55	1,55	7,21	6,55	6,63	26	25	27	26,53	28,30	39,56	25,75	20,68	21,12	82,63	85,25	143,67
Log-In Discovery	1,35	1,35	1,35	4,33	5,02	3,64	28	25	31	23,60	29,16	18,04	19,33	15,78	22,87	52,72	39,28	66,17
Log-In Endurance	1,65	1,65	1,65	7,43	9,86	9,78	32	23	27	22,19	37,73	48,59	23,08	31,25	32,20	68,92	115,86	175,02
Log-In Jacaranda	1,55	1,55	1,55	7,88	7,72	7,99	26	32	29	33,98	40,73	29,00	27,82	24,54	17,68	103,95	133,20	102,32
Log-In Pantanal	1,20	1,20	1,20	6,10	6,12	6,28	28	23	25	89,09	81,56	65,16	22,95	19,48	16,32	76,88	92,01	95,35
Log-In Polaris	0,72	0,72	0,72	8,76	8,74	8,74	31	20	29	15,97	16,59	16,21	33,15	27,65	26,27	57,74	63,08	83,29
Log-In Resiliente	2,00	2,00	2,00	7,58	5,28	4,99	28	23	24	88,03	96,07	133,13	26,89	16,68	17,54	53,55	46,12	109,38
Marítima3	1,45	1,45	1,45	7,13	8,59	8,14	28	26	29	27,73	30,84	38,03	22,17	20,38	22,79	87,74	51,30	138,56
Marítima4	0,45	0,45	0,45	7,67	9,77	5,74	28	26	24	11,32	11,82	11,71	14,36	16,60	22,00	41,49	28,00	58,90
Marítima5	0,45	0,45	0,45	9,35	5,54	7,27	25	25	25	12,58	5,54	11,99	19,36	15,89	22,44	45,77	12,91	59,12
Marítima6	0,45	0,45	0,45	7,77	7,62	9,02	26	30	28	12,11	13,13	9,39	16,59	14,87	23,99	43,30	30,76	49,10
Aquaviária4	0,24	0,24	0,24	8,26	5,88	8,89	24	26	25	0,84	1,11	2,32	16,54	14,38	21,92	2,62	2,15	11,82
Aquaviária5	0,24	0,24	0,24	9,36	9,07	7,59	33	29	30	2,31	0,79	1,27	13,11	15,03	23,15	8,16	1,47	6,51
Aquaviária6	0,24	0,24	0,24	8,22	8,09	7,51	35	29	26	0,40	1,19	2,40	17,98	18,05	24,39	1,27	3,09	11,67

## 4.2. Resultados da Fase 2

Nesta segunda fase, foi abordado os cálculos da eficiência e da ineficiência dos navios da Log-In e de suas parceiras durante os anos de 2020 a 2022. Foi utilizado o *software* R, com o desenvolvimento dos cálculos dos modelos do DEA clássico (BCC) para medir a eficiência das DMUs por meio dos pacotes “*Benchmarking*” e “*nonparaeff*”, além do modelo DDF para avaliar a ineficiência por meio dos pacotes “*car*” e “*nonparaeff*”.

Essa análise foi dividida em duas partes: na primeira parte foi calculada a eficiência dos modelos CCR e DDF separadamente ano por ano com as DMUs sendo os navios da Log-In e de suas parceiras como DMUs e na segunda parte o cálculo foi realizado em conjunto para todos os anos, dessa forma as DMUs representavam o navio e o ano do dado coletado, ou seja, dezenove navios das três empresas por três anos, totalizando 57 DMUs com seus respectivos dados.

- Primeira Parte da Fase 2: Análise dos Dados separadamente ano por ano de 2020 a 2022

Este caso avalia a eficiência por meio da metodologia DEA com o modelo BCC, com uma técnica de *Multiplicative Inverse* (MLT) para inverter o valor da saída indesejável que é a variável dos gases de efeito estufa. Como o objetivo é aumentar a receita e as cargas movimentadas e diminuir os GEE foi utilizado uma orientação para *output*. Além disso, foi aplicado o modelo DDF para que seja obtida a eficiência com resultados com melhor discriminação (Caiado et al., 2020).

Nos resultados observados que serão mencionados a seguir há a comparação entre os modelos do DEA clássico BCC e do modelo DDF, onde é fundamental observar a relação que os resultados das eficiências de cada um deles proporcionam para a mesma DMU. Como foi feito no estudo de (Pal & Mitra, 2016), a comparação entre os resultados dos dois modelos ocorre principalmente pela proporcionalidade das variáveis, além disso a influência que a variável indesejável possui no resultado da eficiência do modelo DDF é maior do que ocorre no modelo clássico BCC.

É importante salientar que nesta seção do estudo foi utilizado um método para comparação entre as pontuações do modelo DDF e do modelo BCC, para mostrar a eficiência da DMU observada é utilizada  $(1 - \beta_m) / (1 + \beta_m)$ , como a saída desejada torna-se  $(1 + \beta_m)$  vezes e a saída indesejada torna-se  $(1 - \beta_m)$  vezes do valor original. Onde este  $(\beta_m)$ , que é o índice de ineficiência, como explicado na equação (2.11), é igual a zero impede que haja a movimentação da produção tanto de expansão quanto de contração, caso contrário, permite que ocorra essa movimentação a fim de melhorar o sistema (Pal & Mitra, 2016).

Na Tabela 6, estão as informações dos resultados da eficiência das DMUs durante os anos de 2020 a 2022, tanto pelo modelo BCC como pelo modelo DDF.

Tabela 6 - Eficiências (Eff) DEA BCC e DDF separados de 2020 a 2022

ANO DMU	2020		2021		2022	
	Eff – DEA BCC	Eff - DDF	Eff – DEA BCC	Eff - DDF	Eff – DEA BCC	Eff - DDF
Marítima 1	1	1	0,95	0,78	1	1
Aquaviária 1	1	1	0,93	0,62	1	1
Aquaviária 2	0,92	0,51	1	1	0,89	0,54
Aquaviária3	0,69	0,65	1	1	1	1
Marítima 2	1	1	1	1	1	1
Log-In Jatoba	1	1	1	1	0,97	0,99
Log-In Discovery	0,95	0,97	1	1	1	1
Log-In Endurance	1	1	1	1	1	1
Log-In Jacaranda	1	1	1	0,69	1	1
Log-In Pantanal	0,86	0,72	0,79	0,69	0,85	0,8
Log-In Polaris	1	1	1	1	1	1
Log-In Resiliente	1	1	1	1	1	1
Marítima 3	0,93	0,89	1	1	1	0,87
Marítima 4	0,85	0,77	1	0,88	0,8	0,62
Marítima 5	1	1	0,93	0,62	0,86	0,74
Marítima 6	0,86	0,82	1	0,59	1	1
Aquaviária 4	0,98	1	0,91	0,58	0,98	0,92
Aquaviária 5	1	0,82	1	1	1	1
Aquaviária 6	1	1	1	0,8	1	0,83

- Análise dos Dados do ano de 2020:

É possível notar que para o ano de 2020 pelo modelo BCC há oito DMUs não eficientes, assim como para o modelo DDF, onde as únicas DMUs que estão divergindo em relação a eficiência neste ano são as DMUs do navio da Aquaviária 4 e da Aquaviária 5. O navio Aquaviária 4 não está eficiente pelo modelo BCC, mas está pelo modelo DDF, já o navio da Aquaviária 5 é ao contrário, pelo BCC está eficiente e pelo DDF não.

A diferença de 18% da eficiência do navio Aquaviária 5 de 100% eficiente no modelo DEA e 82% no modelo DDF se dá principalmente pelo motivo de os *outputs* desejáveis estarem baixos em relação as demais DMUs, mesmo sendo a DMU com menos emissão de gases efeito estufa. O modelo DDF exige um equilíbrio positivo entre os *outputs* desejáveis e os indesejáveis, já no modelo BCC o baixo índice de emissão de GEE contribuem para uma maior eficiência.

Vale ressaltar que para observar essas mudanças de eficiência em cada um desses modelos é necessário ter conhecimento da relação que cada modelo tem com a correlação entre as variáveis de *input* e *output*. Além disso, entender que para cada um desses modelos as saídas indesejáveis influenciam mais na correlação das variáveis observadas, ou seja, para alguns casos navios que possuem um equilíbrio maior entre as posições em comparação a outros navios podem ter uma

melhor eficiência para o modelo DEA BBC, mas para o modelo DDF o valor do *output* indesejável influencia mais nesta eficiência.

Na Tabela 7, é apresentada a correlação de Spearman de entradas e saídas, podendo auxiliar na análise dos dados de eficiência.

Tabela 7 - Correlação de Spearman de entradas e saídas do ano de 2020

	<b>Capacidade em Teus</b>	<b>Volume de Combustível</b>	<b>Trabalhador</b>	<b>Emissão de GEE Total</b>	<b>Cargas Movimentadas em Teus</b>	<b>ROL</b>
<b>Capacidade em Teus</b>	1,00	-0,23	0,04	0,79	0,84	0,83
<b>Volume de Combustível</b>	-0,23	1,00	-0,03	-0,16	- 0,10	0,04
<b>Trabalhadores</b>	0,04	-0,03	1,00	0,13	-0,11	-0,11
<b>Emissão de GEE Total</b>	0,79	-0,16	0,13	1,00	0,62	0,65
<b>Cargas Movimentadas em Teus</b>	0,84	-0,10	-0,11	0,62	1,00	0,95
<b>ROL</b>	0,83	-0,04	-0,11	0,65	0,95	1,00

Pode-se perceber que nesta Tabela 7, que a maior correlação entre as variáveis estão as cargas movimentadas em Teus e a receita operacional líquida (0,95), algo esperado já que a tendência é que quanto mais cargas movimentadas mais receita gerará para a companhia. Por outro lado, as variáveis com menos interação são os volumes de combustíveis e a capacidade em Teus, demonstrando que a capacidade do navio não influencia de forma mais predominante para o consumo de combustível.

Observando essas correlações entre variáveis, pode-se notar que no ano de 2020, os navios Log-Discovery, Marítima 3 e Aquaviária 4 não estão com eficiências de 100% para os dois modelos, entretanto está com eficiências bem próximas disso. Isso possui influência pelo fato de uma baixa capacidade em Teus para aumentar as cargas movimentadas e aumentar a receita, já que tem menos espaço disponível no navio. Além disso, o navio Aquaviária 3 apresenta as eficiências mais baixas para os dois modelos, isso ocorre principalmente devido aos *outputs* desejáveis serem baixos em relação aos outros navios influenciando em um valor de eficiência abaixo dos demais.

Nos casos onde para ambos os modelos possuem 100% de eficiência é possível notar um equilíbrio positivo entre os *outputs* desejáveis e indesejáveis, de forma proporcional que auxilia nesta eficiência positiva. São os casos dos navios: Marítima 1, Marítima 2, Marítima 5, Aquaviária 1, Aquaviária 6, Log-In Jatoba, Log-In Endurance, Log-In Jacaranda, Log-In Polaris e Log-In Resiliente.

- Análise dos Dados do ano de 2021:

No caso das DMUs de 2021, a correlação entre as variáveis apresenta novamente um alto índice para as variáveis de ROL e de Cargas Movimentadas em Teus (0,94). Entretanto, para os dados do ano de 2020 que a menor correlação era de capacidade em Teus e volume de combustíveis, apesar de continuar com uma correlação negativa, foi superada pela correlação entre as variáveis de trabalhador com capacidade em Teus. Essa correlação baixa significa uma menor influência uma com a outra no desenvolvimento dos cálculos de eficiência.

Abaixo é demonstrado na Tabela 8, esta correlação entre os dados de 2021.

Tabela 8 - Correlação de Spearman de entradas e saídas do ano de 2021

	Capacidade Teus	Volume de Combustível	Trabalhador	Emissão de GEE Total	Carga Movimentadas em Teus	ROL
Capacidade Teus	1,00	-0,23	-0,31	0,58	0,88	0,85
Volume de Combustível	-0,23	1,00	0,14	0,35	-0,23	-0,06
Trabalhador	-0,31	0,14	1,00	-0,17	-0,10	-0,09
Emissão de GEE Total	0,58	0,35	-0,17	1,00	0,56	0,70
Carga Movimentadas em Teus	0,88	-0,23	-0,10	0,56	1,00	0,94
ROL	0,85	-0,06	-0,09	0,70	0,94	1,00

Pode-se perceber, dessa forma, que a correlação de emissão de gases efeito estufa com a receita e com as cargas movimentadas, representam um alto índice de influência. Isso explica as dez DMUs com 100% de eficiência tanto no modelo BCC como no modelo DDF (Aquaviária 2, Aquaviária 3, Aquaviária 5, Marítima 2, Marítima 3, Log-In Jatoba, Log-In Discovery, Log-In Endurance, Log-In Polaris e Log-In Resiliente). Esses navios equilibram os produtos e os insumos, conseguindo ter uma boa eficiência, por meio da relação de influência que os *outputs* desejáveis possuem com o *output* indesejável.

Como mostrado na Tabela 8, também é possível observar que para os dados de 2021, no modelo BCC possui cinco DMUs não eficientes, destas cinco apenas uma é abaixo de 90%, já para o modelo DDF possui nove DMUs não eficientes, sendo todas abaixo de 90% de eficiência.

Destaca-se, negativamente, os navios Marítima 1, Aquaviária 1, Log-In Pantanal, Marítima 5 e Aquaviária 4, que em ambos os modelos possuem eficiência abaixo dos 100%. Para os casos da Aquaviária 1, Aquaviária 5, Marítima 1 e Marítima 5, isso ocorre devido à baixa capacidade que diminui a possibilidade de mais cargas movimentadas com uma rentabilidade melhor. Já o caso do

Log-In Pantanal, o principal ponto que afeta sua eficiência é em relação as emissões de gases efeito estufa que emitem uma elevada quantidade em comparação aos outros navios.

Além disso, existem os casos que estão 100% eficientes no modelo BCC e no modelo DDF não apresentam essa eficiência, que são as DMUs, Log-In Jacaranda, Marítima 4, Marítima 6 e Aquaviária 6. No caso do Log-In Jacaranda isso ocorre devido aos valores de *output* desejáveis estarem positivamente elevados e o *output* indesejável estar negativamente elevado, gerando um impacto positivo pelo modelo BCC e negativo no modelo DDF. Já nos outros casos, o *output* indesejável está baixo impacta de forma positiva, entretanto os desejáveis estão impactando negativamente, devido aos seus valores abaixo em comparação as outras DMUs, dessa forma ocorre essa diferença.

Além desses casos, é importante observar o caso do navio Log-In Jacaranda que possui baixa eficiência apenas no modelo DDF, pois no modelo DEA BCC possui uma eficiência de 100%. Isso ocorre, principalmente, pelo fato do navio possuir bons resultados para os *outputs* desejáveis e para o *output* indesejável não. No modelo DEA BCC, os resultados de receita e de cargas movimentadas suprem a alta taxa de emissão de gases efeito estufa, só que no modelo DDF isso não ocorre, já que esse modelo coloca um peso maior para o *output* indesejável, o que faz com que a eficiência caia em relação ao modelo BCC.

- Análise dos Dados do ano de 2022:

No caso dos dados de 2022, é possível observar pela Tabela 9, a correlação de Spearman entre as variáveis. Sendo assim, as variáveis de cargas movimentadas e de receita são as que mais tem correlações assim como nos outros anos. A menor correlação entre as variáveis, neste caso são as variáveis de cargas movimentadas em Teus com o volume de combustível, que representam uma relação negativa (-0,34).

Tabela 9 - Correlação de Spearman de entradas e saídas do ano de 2022

	Capacidade de Teus	Volume de Combustível	Trabalhador	Emissão de GEE Total	Carga Movimentadas em Teus	ROL
Capacidade Teus	1,00	-0,17	0,15	-0,12	0,90	0,88
Volume de Combustível	-0,17	1,00	0,13	0,32	-0,34	-0,22
Trabalhador	0,15	0,13	1,00	0,47	0,11	0,16
Emissão de GEE Total	-0,12	0,32	0,47	1,00	-0,11	-0,04
Carga Movimentadas em Teus	0,90	-0,34	0,11	-0,11	1,00	0,95
ROL	0,88	-0,22	0,16	-0,04	0,95	1,00

Essa correlação entre as variáveis ajuda a entender os índices de eficiência das unidades tomadoras de decisão. Dessa forma, destaca-se como pontos positivos os navios Aquaviária 1, Aquaviária 3, Aquaviária 5, Marítima 2, Marítima 6, Log-In Discovery, Log-In Endurance, Log-In Jacaranda, Log-In Polaris e Log-In Resiliente, com eficiência de 100% nos dois modelos BCC e DDF. Estas DMUs destacam-se principalmente pelo fato de conseguirem equilibrarem os dados de entradas e de saídas para proporcionarem impactos mais eficientes com seus insumos limitados.

Os destaques negativos são os navios Log-In Pantanal, Marítima 4, Marítima 5 e Aquaviária 2, que não são eficientes em nenhum dos dois modelos no ano de 2022. Isso ocorre principalmente pelo fato dos navios Marítima 4 e Marítima 5 não possuírem elevadas receitas e emitirem em uma quantidade relativamente prejudicial em relação aos outros navios. Já o navio Aquaviária 2 possui uma baixa quantidade de cargas transportada e uma baixa geração de receita. O navio Log-In Pantanal não possui um equilíbrio em relação aos *inputs* e aos *outputs* que impacte na eficiência.

As DMUs Marítima 3 e Aquaviária 6 possuem eficiência de 100% para o modelo BCC, entretanto possuem eficiência abaixo do 100% no modelo DDF. Isso ocorre principalmente pelo fato de que no modelo DDF a importância que se dá para o *output* indesejável é maior do que no que ocorre no modelo BCC. A influência do índice de ineficiência  $\beta_m$  é significativa para essa alteração de eficiência entre os dois modelos.

Sendo assim, observa-se que para os dados de 2022, os índices de eficiência evidenciam uma observação comparativa entre os modelos utilizados, pois como as variáveis possuem um *output* indesejável isso influencia na tomada de decisão para o *benchmarking* realizado.

- Segunda Parte da Fase 2: Análise dos Dados de todos anos em conjunto (Navio/Ano)

As técnicas de modelagem utilizadas na primeira parte da Fase 2 também foram feitas para essa parte, sendo assim, foram utilizados dois modelos, DEA BCC e DDF. O primeiro mede a eficiência das DMUs, onde foi utilizada uma orientação para *outputs*, a fim de maximizar os *outputs* desejáveis, portanto foi necessário usar um método de *Multiplicative Inverse* (MLT), invertendo a saída indesejável, para assim poder maximizar os *outputs* indesejáveis e minimizar os *outputs* desejáveis. Já no modelo DDF, é utilizado para medir a influência do *output* indesejável no índice de ineficiência, consequentemente, medindo a eficiência com uma visão mais significativa para a ineficiência.

Na primeira parte da fase 2, os dados utilizados foram separados pelos três anos e observado para cada ano as melhores e piores ineficiências. Já nesta outra parte, os dados utilizados foram os apresentados na Tabela 5, só que dessa vez foi utilizada de forma consolidada as informações, sem

analisar ano a ano, mas analisando de forma geral. Essa análise generalizada entre os três anos será importante para ver a evolução dos navios durante os anos.

As variáveis utilizadas continuam sendo para os *inputs* a capacidade em Teus do navio, o número de trabalhadores e o volume de combustível utilizado. Já para os *outputs* desejáveis continuaram sendo a receita operacional líquida e as cargas movimentadas em Teus, para *output* indesejável foi mantido os gases de efeito estufa.

Pela unidade tomadora de decisão, os dezenove navios foram utilizados tanto para o ano de 2020, quanto para o ano de 2021 e 2022, todos foram sequenciados como DMUs, ou seja, as novas DMUs para essa parte representam o navio e o ano de cada uma delas. Dessa forma, representam cinquenta e sete DMUs, sendo analisadas e comparadas entre si pela eficiência gerada. Portanto, será possível avaliar de forma consolidada quais navios/anos tiveram uma boa eficiência.

Entretanto, antes da avaliação dos resultados das eficiências dos modelos DEA BCC e DDF, as variáveis foram avaliadas as correlações entre elas, por meio do da correlação de Spearman. Essa correlação foi utilizada nos cálculos separados para os anos de 2020, 2021 e 2022, mencionados anteriormente. É importante observar esses dados para que possa avaliar quais variáveis são influenciadas quando outras variáveis se alteram no modelo.

Sendo assim, pode-se observar na Tabela 10, as correlações das variáveis. As variáveis com maiores correlações são as cargas movimentadas em Teus e a receita operacional líquida, além disso a relação entre a capacidade em Teus e as cargas movimentadas em Teus também possuem uma relação alta próxima da máxima relação. Entretanto, algumas correlações são negativas, portanto, não possuem grande influência nos dados uma da outra. Isso ocorre para as variáveis de cargas movimentadas e combustível (-0,21) e as variáveis de combustível e de capacidade (-0,20).

Abaixo na Tabela 10, é apresentada a correlação de Spearman de entradas e saídas das variáveis para os três anos em conjunto, de forma detalhada caso a caso.

Tabela 10 - Correlação de Spearman de entradas e saídas dos três anos em conjunto

	<b>Capacidade e Teus</b>	<b>Volume de Combustível</b>	<b>Trabalhador</b>	<b>Emissão de GEE Total</b>	<b>Carga Movimentadas em Teus</b>	<b>ROL</b>
<b>Capacidade Teus</b>	1,00	-0,20	-0,05	0,41	0,88	0,84
<b>Volume de Combustível</b>	-0,20	1,00	0,09	0,18	-0,21	-0,10
<b>Trabalhador</b>	-0,05	0,09	1,00	0,16	-0,06	-0,01
<b>Emissão de GEE Total</b>	0,41	0,18	0,16	1,00	0,31	0,48
<b>Carga Movimentadas em Teus</b>	0,88	-0,21	-0,06	0,31	1,00	0,91
<b>ROL</b>	0,84	-0,1	-0,01	0,48	0,91	1,00

Dessa forma, utilizar as correlações demonstradas na Tabela 10, em conjunto com as informações das eficiências apresentadas na Tabela 11, é importante para entender essa evolução ou retrocesso em relação as eficiências, demonstrando como essa relação pode influenciar o desempenho operacional e sustentável das empresas.

Como mencionado anteriormente, os modelos utilizados foram o DEA BCC e DDF. O modelo DEA BCC, permite observar o retorno variável de escala avaliando, para o caso da medida de eficiência é importante já que não necessariamente há uma proporcionalidade entre as entradas e saídas (Heymann et al., 2021). Já o modelo DDF, permite que veja a distância que uma DMU está da fronteira de eficiência, permitindo observar seu grau de ineficiência (Pal & Mitra, 2016).

Importante observar que esses modelos proporcionam diferentes avaliações de eficiência para uma mesma unidade tomadora de decisão. Um exemplo que pode ser observado na Tabela 11, é o caso do navio Aquaviária 2 para o ano de 2020, onde para o modelo DEA BCC a eficiência está em 0,92, porém no modelo DDF essa eficiência cai para 0,41. Isso ocorre principalmente pela fórmula (2.11) de cálculo da ineficiência, que medida pelo modelo DDF, onde a influência da variável indesejável torna-se maior do que para o modelo DEA BCC.

Sendo assim, abaixo a Tabela 11, apresenta as eficiências dos Modelos DEA BCC e DDF, para as cinquenta e sete DMUs.

Tabela 11 - Eficiências (Eff) DEA BCC e DDF em conjunto de 2020 a 2022

Navio- Ano	Eff - DEA BCC	Eff - DDF	Navio- Ano	Eff - DEA BCC	Eff - DDF	Navio-Ano	Eff - DEA BCC	Eff - DDF
M1 - 2020	1	1	M1 - 2021	0,82	0,69	M1 - 2022	1	1
A1 - 2020	0,92	0,79	A1 - 2021	0,81	0,62	A1 - 2022	1	1
A2 - 2020	0,92	0,41	A2 - 2021	1	1	A2 - 2022	0,77	0,53
A3 - 2020	0,69	0,52	A3 - 2021	1	0,93	A3 - 2022	1	1
M2 - 2020	0,92	0,85	M2 - 2021	1	1	M2 - 2022	0,98	0,78
LB - 2020	0,98	1	LB - 2021	0,92	1	LB - 2022	0,89	0,8
LD - 2020	0,93	0,91	LD - 2021	1	1	LD - 2022	0,96	0,92
LE - 2020	1	1	LE - 2021	1	1	LE - 2022	1	1
LJ - 2020	0,96	0,89	LJ - 2021	1	0,69	LJ - 2022	0,97	0,9
LP - 2020	0,86	0,6	LP - 2021	0,75	0,69	LP - 2022	0,79	0,64
LO - 2020	1	1	LO - 2021	0,95	1	LO - 2022	0,97	0,83
LR - 2020	1	1	LR - 2021	1	1	LR - 2022	1	0,99
M3 - 2020	0,9	0,86	M3 - 2021	1	1	M3 - 2022	0,96	0,71
M4 - 2020	0,85	0,63	M4 - 2021	1	0,88	M4 - 2022	0,72	0,56
M5 - 2020	0,97	0,87	M5 - 2021	0,77	0,61	M5 - 2022	0,81	0,67
M6 - 2020	0,83	0,69	M6 - 2021	0,89	0,59	M6 - 2022	0,98	0,89
A4 - 2020	0,89	0,86	A4 - 2021	0,76	0,57	A4 - 2022	0,97	0,9
A5 - 2020	1	0,67	A5 - 2021	1	1	A5 - 2022	1	1
A6 - 2020	1	1	A6 - 2021	0,92	0,7	A6 - 2022	1	0,76

Observando os resultados das eficiências apresentadas na Tabela 11, pode-se notar que dezessete DMUs são eficientes em ambos os casos (M1-2020, LE-2020, LO-2020, LR-2020, A6-2020, A2-2021, M2-2021, LD-2021, LE-2021, LR-2021, M3-2021, A5-2021, M1-2022, A1-2022, A3-202, LE-2022 e A5-2022). O navio LE é o único eficiente nos dois modelos e nos três anos, pois desenvolve um resultado operacional e sustentável ótimo com os seus recursos.

Este navio Log-In Endurance, possui esse ponto positivo durante os três anos, devido principalmente ao bom aproveitamento dos recursos disponibilizados. É possível perceber ao observar os dados da Tabela 5, que a capacidade do navio em comparação ao restante dos navios é maior, além disso possui uma quantidade elevada de trabalhadores que auxiliam nas operações. Isso colabora para um desenvolvimento maior dos resultados positivos das variáveis desejáveis, proporcionando uma alta receita e uma maior movimentação de cargas.

Vale destacar que possuem navios que não performaram em nenhum dos anos de forma positiva, na fronteira de eficiência, nem para o modelo BCC, nem para o modelo DDF. Os navios que estão inseridos neste grupo negativo são: o Aquaviária 4, Log-In Pantanal, Marítima 5 e Marítima 6. Destaca-se cada um deles por aspectos próprios que influenciam nestes resultados.

O navio Aquaviária 4 destaca-se negativamente, com capacidade em Teus menor, acarreta em menos cargas movimentadas e menos receita, já que não conseguem suprir esta variável de entrada. Já para o navio Log-In Pantanal, ocorre uma situação onde durante estes três anos, as receitas são de média para boa, porém pela capacidade do navio poderia ter uma quantidade maior de cargas movimentadas. Desse modo, as taxas de ocupações desse navio durante esses três anos não foram favoráveis para uma taxa de eficiência boa que chegasse à fronteira de eficiência ótima.

Os navios Marítima 5 e Marítima 6 possuem portes de médio para baixo em relação aos demais e possuem resultados medianos para receita e para cargas movimentadas, o que faz com que valores menores para outras variáveis influenciam de forma significativa em sua colocação. Como por exemplo, no ano de 2022 a Marítima 5 emitiu uma quantidade elevada de gases efeito estufa o que proporcionou uma baixa avaliação para a eficiência neste ano. Portanto, a combinação entre as variáveis influencia na elevação ou diminuição da taxa de eficiência das DMUs.

Outro ponto importante de mencionar, são as diferenças de eficiência durante os anos, onde pode ser percebido que no ano de 2020 foram seis DMUs eficientes tanto para o modelo DEA BCC como para o modelo DDF. Já para o ano de 2021, no modelo DEA BBC tiveram dez unidades tomadoras de decisão eficientes e para o modelo DDF foram nove DMUs. Por fim, no ano de 2022, foram nove navios eficientes para o modelo DEA BCC e sete para o modelo DDF.

Portanto, pode-se concluir que há uma evolução da eficiência durante estes três anos. Devido ao crescimento das receitas e das cargas movimentadas da empresa e do setor estudado, gerando um lucro operacional significativo. Além disso, a partir do ano de 2022, foi estabelecido uma reestruturação do setor de sustentabilidade diminuindo os GEE e aumentando a ecoeficiência.

### 4.3. Resultados da Fase 3

O objetivo nesta parte é observar a evolução da produtividade e da eficiência dos navios durante os anos de 2020 a 2022. Os dados utilizados foram das navegações da empresa do estudo de caso e de seus parceiros com as mesmas seis variáveis (três inputs, dois outputs desejáveis e um output indesejável) (Geng et al., 2022), vistas na Tabela 5.

Para cumprir o objetivo traçado que pudesse avaliar a produtividade, a evolução da tecnologia e da eficiência técnica, o modelo utilizado envolveu o Índice de Produtividade de Malmquist (MPI, do inglês, “*Malmquist Productivity Index*”) (Jafari et al., 2020). Este índice proporciona observar ao longo de anos as mudanças ocorridas em cada uma das DMUs, ajudando em observação mais completa entre os dados selecionados de cada ano. Sendo assim, foram testados diferentes modelos, sendo eles o BCC Malmquist, o CCR Malmquist e DDF Malmquist.

Ao testar os modelos BCC Malmquist e o CCR Malmquist, observou-se que o resultado do modelo CCR Malmquist proporcionou um rendimento mais constante (Khaksar & Malakoutian, 2020). Portanto, foi preferido o CCR Malmquist em relação ao modelo BCC Malmquist, pois quando os resultados dos modelos coincidem em grande parte é recomendável utilizar o modelo CCR Malmquist (Torres & García, 2019). Já o modelo DDF Malmquist, foi utilizado a fim de observar a direção vetorial do MPI, pois este modelo proporciona uma visão que direciona a saída indesejável para o ponto desejado, avaliando a produção ao ano. (Geng et al., 2022).

Importante salientar que os modelos foram orientados a *outputs* a fim de maximizar as saídas desejáveis e minimizar a saída indesejável, por isso que os valores das emissões de gases efeito estufa foi invertido utilizando o método de *Multiplicative Inverse* (MLT) (Heymann et al., 2021). Além disso, o índice de produtividade de Malmquist, é dado como o total das mudanças de produtividade, onde é o produto da mudança da eficiência (chamado de *catch-up*, “cu”) e da mudança tecnológica (chamada de *frontier-shift*, “fs”). Portanto, um MPI acima de um significa evolução do desempenho, já um valor abaixo de um significa uma redução na performance da DMU durante o período (Khaksar & Malakoutian, 2020)

Abaixo pode-se observar a Tabela 12, com os Índices de Produtividade de Malmquist.

Tabela 12 - Índices de Produtividade de Malmquist DEA CCR e DDF (2020 – 2022)

Anos	Comparativo de 2020-2021						Comparativo de 2021-2022						Comparativo de 2020-2022					
	DEA CCR Malmquist			DDF Malmquist			DEA CCR Malmquist			DDF Malmquist			DEA CCR Malmquist			DDF Malmquist		
Índices	cu	fs	mpi	cu	fs	mi	cu	fs	mpi	cu	fs	mpi	cu	fs	mpi	cu	fs	mpi
<i>Aquaviária 1</i>	0,92	0,97	0,90	0,33	1,08	0,36	1,00	1,51	1,51	1,00	3,80	3,80	1,20	0,74	0,89	4,51	0,23	1,05
<i>Aquaviária 2</i>	0,93	0,94	0,88	0,70	0,48	0,34	1,00	1,28	1,27	0,31	5,27	1,65	1,00	0,79	0,79	1,00	0,34	0,34
<i>Aquaviária 3</i>	1,41	0,98	1,39	6,92	1,20	8,31	0,77	1,48	1,13	0,77	5,69	4,37	1,07	0,76	0,82	4,90	0,18	0,90
<i>Aquaviária 4</i>	1,00	0,91	0,91	1,00	0,35	0,35	1,00	1,26	1,26	1,00	1,99	1,99	1,04	0,74	0,77	0,59	0,34	0,20
<i>Aquaviária 5</i>	1,08	1,05	1,14	3,22	1,86	6,01	1,00	1,37	1,37	0,93	3,04	2,84	0,83	0,75	0,62	0,62	0,50	0,31
<i>Aquaviária 6</i>	1,01	0,98	0,98	0,73	0,74	0,54	0,82	1,26	1,04	0,41	3,40	1,40	1,00	0,72	0,72	0,16	0,47	0,08
<i>Log-In Jatoba</i>	1,08	0,79	0,85	1,35	0,41	0,56	0,87	0,85	0,75	0,28	0,93	0,26	0,98	0,77	0,75	0,47	0,86	0,40
<i>Log-In Discovery</i>	1,00	0,96	0,96	1,00	1,00	1,00	1,00	0,95	0,95	1,00	1,00	1,00	1,00	0,77	0,77	1,00	0,57	0,57
<i>Log-In Endurance</i>	0,79	0,81	0,64	0,19	0,95	0,18	1,00	0,79	0,79	1,00	0,55	0,55	0,80	0,76	0,61	0,19	0,99	0,19
<i>Log-In Jacaranda</i>	1,00	0,83	0,83	1,00	0,53	0,53	1,18	0,93	1,10	3,11	0,74	2,30	1,49	0,82	1,23	3,50	0,65	2,27
<i>Log-In Polaris</i>	0,95	0,92	0,88	0,29	1,02	0,29	1,06	0,80	0,85	2,10	0,41	0,85	1,06	0,86	0,91	1,63	0,78	1,28
<i>Log-In Pantanal</i>	1,00	0,89	0,89	1,00	1,00	1,00	1,00	1,01	1,01	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
<i>Log-In Resiliente</i>	0,99	0,73	0,72	0,45	0,83	0,38	1,00	0,79	0,79	1,00	1,00	1,00	1,00	0,74	0,74	1,00	1,00	1,00
<i>Marítima 1</i>	0,88	0,93	0,81	0,67	0,38	0,25	0,80	1,47	1,19	1,18	5,35	6,31	1,04	0,96	0,99	42,9	0,11	4,54
<i>Marítima 2</i>	0,89	0,79	0,70	0,05	0,99	0,05	1,22	1,51	1,85	57,0	0,48	27,3	0,98	0,94	0,92	0,99	0,61	0,60
<i>Marítima 3</i>	1,37	0,80	1,10	4,31	0,39	1,69	0,77	0,94	0,72	0,39	0,77	0,30	1,01	0,75	0,76	0,69	0,65	0,45
<i>Marítima 4</i>	1,03	1,14	1,17	2,12	0,98	2,08	0,97	0,89	0,86	0,50	1,41	0,71	0,96	0,72	0,69	0,50	0,85	0,43
<i>Marítima 5</i>	1,03	1,09	1,12	1,95	0,72	1,40	0,97	0,92	0,90	0,31	1,78	0,56	1,00	0,80	0,80	1,00	0,72	0,72
<i>Marítima 6</i>	1,00	1,15	1,15	1,00	1,17	1,17	1,15	0,88	1,02	2,25	0,67	1,50	1,08	0,81	0,87	1,70	0,51	0,87

Por meio da Tabela 12, pode-se observar os comparativos durante os anos. Iniciando com a análise do comparativo entre o ano de 2020 e 2021. Observando pelo modelo DEA CCR Malmquist, os navios que cresceram seu índice de produtividade durante esses períodos são o Aquaviária 3, Aquaviária 5, Marítima 3, Marítima 4, Marítima 5 e Marítima 6, todos estão com o índice MPI acima de 1 indicando uma evolução. Dentre esses navios, apenas o Aquaviária 3 e Marítima 3 cresceram apenas em relação ao crescimento da eficiência (*catch-up*).

Estes mesmos navios para o modelo DDF Malmquist também representaram evolução, só que dessa vez com valores bem expressivos, como por exemplo o Aquaviária 3 que teve seu MPI registrado em 1,39 no primeiro modelo, já neste representou um valor de 8,31. Essa diferença se deve principalmente ao fato do modelo DDF Malmquist a melhora de sua eficiência.

Como pontos negativos, têm-se no modelo DDF Malmquist o Marítima 2 com uma queda, com um valor de MPI de 0,05, principalmente ao índice *catch-up*, já que tiveram uma queda substancial na eficiência, devido a diminuição expressiva de cargas movimentadas (de 1.500 teus para 600 teus) e de receita (de R\$ 5,60 milhões para R\$ 1,24 milhões). Para o modelo DEA CCR Malmquist, o menor índice de produtividade é o Log-In Endurance que teve um valor de 0,64 e também apresentou um valor bem baixo para o modelo DDF Malmquist (0,18). Isso se deve principalmente, ao aumento substancial das emissões dos gases efeito estufa.

No comparativo entre o ano de 2021 e o ano de 2022, pode-se analisar que no modelo DEA CCR Malmquist aumentou em relação ao último comparativo o número de navios que cresceram em produtividade, antes eram seis, agora são onze navios. O mesmo ocorre para o modelo DDF Malmquist, onde antes também tinham seis e agora têm dez. A única DMU que aumentou seu índice de produtividade no modelo DEA CCR Malmquist e no modelo DDF Malmquist ficou em 1, foi o Log-In Pantanal.

Dentre os navios que tiveram um alto índice de produtividade no modelo DDF Malmquist, destaca-se a Marítima 2, pois tem um MPI de 27,3 bem acima dos demais. Isso ocorre principalmente pelo *catch-up*, que teve um valor de 57,0. Dessa forma, evidencia que o crescimento da eficiência impactou no valor do índice de produtividade de Malmquist.

Neste comparativo de 2021 e 2022, as unidades tomadoras de decisão que tiveram os MPIs mais baixos tanto para o modelo DDF Malmquist como para o modelo DEA CCR Malmquist foram o Log-In Jatoba e o Marítima 3. Esses navios tiveram um *catch-up* bem baixo no modelo DDF Malmquist, devido a diminuição de suas eficiências entre esses meses.

Um ponto importante a ser mencionado nestes períodos é o caso do navio Log-In Polaris. Em relação ao modelo DDF Malmquist, seu MPI ficou em 0,85, apesar de ter um *frontier-shift* de 0,41, sendo compensado pelo valor do *catch-up*. Mostrando assim, que apesar de não ter deslocado positivamente na fronteira de eficiência, a sua eficiência aumentou em relação ao mês anterior.

Após duas análises de anos subsequentes, a terceira análise realizada foi feita do ano de 2020 com o ano de 2022, tendo um intervalo maior para avaliar a evolução tecnológica e operacional.

Em relação ao modelo DEA CCR Malmquist, apenas uma unidade tomadora de decisão teve seu índice de produtividade acima de 1 e no modelo DDF Malmquist, quatro navios ficaram acima de 1. Dessa forma, pode-se perceber, analisando os dois modelos, que o *frontier-shift* não foi acima de 1 em nenhum dos casos, evidenciando que a mudança tecnológica em comparação a esses períodos não foi capaz de tornar os navios mais eficientes.

O ponto importante a ser levantado é em relação ao Marítima 1, que no modelo DDF Malmquist teve um *frontier-shift* bem baixo (0,11), entretanto, o *catch-up* dele foi de 42,9. Isso se deve ao grande aumento de eficiência de um ano para outro, que influenciou esse elevado crescimento. O MPI ficou um pouco acima de 1, devido ao baixo valor de mudança tecnológica.

Dessa forma, após a análise separadas dos comparativos entre si dos anos de 2020 a 2022, foi possível perceber alguns pontos importantes. Em relação aos navios, os navios modelos que representaram maiores crescimentos positivos de tecnologia e de eficiência, pelo modelo DDF Malmquist, foi o Marítima 1. Ele foi o destaque para esse modelo, pois ao longo dos anos equilibrou a eficiência com a estabilização da emissão com o crescimento operacional e financeiro. Já para o modelo DEA CCR Malmquist, o destaque foi o Log-In Jacaranda, pois a evolução do navio passou pelas mudanças tecnológicas que diminuiram as emissões de GEE.

Em relação aos modelos utilizados, o modelo DDF Malmquist tem um impacto positivo maior na eficiência do que o modelo do DEA CCR Malmquist. Entretanto, a visão que o modelo DEA CCR Malmquist proporciona é a mudança proporcional das variáveis ao longo dos anos, o DDF Malmquist tem uma percepção mais voltada as mudanças que ocorreram no *output* indesejável.

#### **4.4.Resultados da Fase 4**

A última fase da metodologia proposta tem como objetivo observar os resultados gerados durante o estudo e propor melhorias e diretrizes a serem seguidas.

Dessa forma, pôde-se observar que os modelos utilizados constataram melhorias que ainda podem ser realizadas. Em relação a eficiência pelos modelos DEA BCC/DDF, conclui-se que a

variação do primeiro modelo é maior durante os anos, já que é menos sensível a variação dos *outputs* indesejáveis, considerando mais a convexidade das variáveis (Zhou et al., 2018).

Já no modelo DDF, a exigência com a variação dos *outputs* indesejáveis é maior e sua medição se correlaciona mais a ineficiência, dessa forma o impacto na diminuição da variável de gases efeito estufa também pode afetar um *output* desejável (Picazo-Tadeo et al., 2012). Ponto importante, são que os navios da Log-In possuem mais DMUs eficientes, principalmente pelo fato da compra de espaço em navios parceiros, com menos espaço e menos controle operacional

Na fase 3, ao medir pelo índice Malmquist (DEA CCR/DDF), foi importante observar a evolução tecnológica e da eficiência durante os anos. Os navios que mais evoluíram de 2020 a 2022 são da Log-In, pois aumentaram o número de receita e de cargas movimentadas e diminuiu as emissões de GEE, devido a evolução da sustentabilidade dentro da empresa (Log-In, 2022).

Os resultados foram repassados para os especialistas da área de ESG e de Resultados por meio de uma reunião dentro da Log-In. Foi evidenciado que a melhoria da estrutura sustentável, devido ao crescimento que a empresa está passando, com expansão de capacidade, aumento de cargas transportadas, aumento de receita e aumento de colaboradores (Log-In, 2022), é responsável por esse cenário positivo. Sendo assim, as recomendações repassadas foram:

- Navio Log-In Endurance possui um índice de produtividade instável, dessa forma é necessário que equilibre sua taxa de GEE com as elevadas receitas e cargas movimentadas.
- Navios Marítima 3 e Marítima 4 devem melhorar suas receitas aumentando a disponibilização de cargas para conciliar com os índices de produtividade.
- Navio Aquaviária 4 possui índices de produtividade e eficiência baixos, devido ao número elevado de emissões de GEE para sua receita, por isso deve buscar diminuir suas emissões, economizando combustível ao diminuir a aceleração dos navios.
- Marítima 5 e Marítima 6 possuem portes menores de navios, portanto devem focar na rentabilidade por meio de cargas de clientes com fretes maiores.
- Log-In Pantanal possui baixa eficiência, pois não aproveita seu grande porte, dessa forma é necessário que seja feito um trabalho comercial de aumento de cargas para esse navio.

Sendo assim, é necessária esta rotina cíclica da metodologia proposta ano a ano para mensurar a eficiência e a produtividade da operação e da sustentabilidade em relação a essas recomendações. Além disso, criar um painel de indicadores que possam auxiliar na medição dos dados de eficiência entre os navios das empresas mencionadas nos estudos, criando Comitês de controle sustentável para acompanhar esses indicadores ao longo dos meses e anos.

## 5. Conclusão

Atender à crescente demanda com a diminuição dos efeitos nocivos ao meio ambiente pelo serviço de Cabotagem no território brasileiro, são desafios que a empresa Log-In Logística & Intermodal e outras empresas do setor vem enfrentado ao longo dos últimos anos.

O desafio proposto na Agenda 2030, desenvolvida pela ONU por meio dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS), propõem a diminuição em até 70% até 2050 em comparação ao emitido em 2008, pelo transporte marítimo de cargas (Silva et al., 2022). Com isto, é de suma importância avaliar o processo eficiente e produtivo dos navios das empresas estudadas para averiguar o cumprimento da diminuição da emissão de gases efeito estufa.

O objetivo deste trabalho foi avaliar o desempenho da produtividade e da eficiência dos navios da Log-In e de suas parceiras durante os anos de 2020 a 2022, pelo viés do tripé sustentável. Durante estes períodos, foi importante mensurar os principais navios eficientes e produtivos para serem utilizados como *benchmarking*. Vale ressaltar que estes navios utilizados como DMUs são as embarcações que circulam com cargas da Log-In.

Após os cálculos dos modelos DEA BCC, DDF e o Malmquist (CCR e DDF), foi evidenciado que os navios da Log-In aumentaram sua eficiência devido ao equilíbrio entre aos *outputs* desejáveis e as indesejáveis. Já os navios das empresas parceiras foram abaixo em efetividade, devido as cargas transportadas, não serem operacionalizadas pela Log-In. Sendo assim, as DMUs eficientes são os melhores *benchmarking* a serem utilizados para esta contínua evolução.

Este estudo propôs que a metodologia proposta supre a lacuna na literatura sobre eficiência e produtividade na cabotagem no Brasil pelo viés da sustentabilidade, utilizando os modelos DEA/DDF/Malmquist. Além disso, permite uma análise focada em uma empresa de cabotagem, avaliando a ecoeficiência e produtividade por meio de saídas desejáveis e indesejáveis, a fim de melhorar o desempenho sustentável. Sendo assim, os resultados apresentados demonstram que a metodologia aplicada periodicamente resultará em uma evolução e controle contínuo sustentável.

Com base no estudo realizado, é possível propor sugestões para trabalhos futuros nesse setor. Utilizar o *Big Data* DEA para ter *insights* e puxar dados, desenvolvendo o uso de técnicas de otimização não lineares (Zhu, 2022). Além disso, o *Machine Learning* com o DEA prevê a eficiência das novas DMUs a serem apresentadas (Zhang et al., 2022). Em conclusão, há uma variedade de metodologias a serem abordadas a fim de proporcionar uma análise aplicada a ecoeficiência do transporte marítimo com diferentes perspectivas para serem tomadas as decisões.

## Referências Bibliográficas

- Agüero-Tobar, M. A., González-Araya, M. C., & González-Ramírez, R. G. (2023). Assessment of maritime operations efficiency and its economic impact based on data envelopment analysis: A case study of Chilean ports. *Research in Transportation Business and Management*, 46(May 2021). <https://doi.org/10.1016/j.rtbm.2022.100821>
- Akabane, G. K., & De Carvalho, D. L. (2022). Análise Exploratória da Sustentabilidade Ambiental do Transporte por Cabotagem: Um Estudo de Caso em uma Empresa Transportadora na Rota Manaus (AM) a Santos (SP). *Brazilian Journal of Business*, 4(4), 2469–2494. <https://doi.org/10.34140/bjbv4n4-057>
- Banker, R. D., Charnes, A., & Cooper, W. W. (1984). Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis. *Management Science*, 30(9), 1078–1092. <https://doi.org/10.1287/mnsc.30.9.1078>
- Bertoloto, R. F. (2010). EFICIÊNCIA DE PORTOS E TERMINAIS PRIVATIVOS BRASILEIROS COM CARACTERÍSTICAS DISTINTAS. *NITEROI: UFF*.
- Braga, N. K. M. (2018). *Potencial de aquecimento global de paredes de concreto a partir da avaliação do ciclo de vida*.
- Caiado, R. G. ., Heymann, M. C., Silveira, C. L. ., Meza, L. A., & Quelhas, O. L. . (2020). Measuring the eco-efficiency of Brazilian energy companies using DEA and directional distance function. *IEEE Latin America Transactions*, 18(11), 1844–1852. <https://doi.org/10.1109/TLA.2020.9398625>
- Campos, M. S. (2018). *Uma análise robusta de benchmarking utilizando o método de fronteira estocástica bayesiano aplicado às empresas brasileiras de distribuição de energia* [Universidade Federal de Minas Gerais]. <http://hdl.handle.net/1843/30700>
- Chamodrakas, I., Leftheriotis, I., & Martakos, D. (2011). In-depth analysis and simulation study of an innovative fuzzy approach for ranking alternatives in multiple attribute decision making problems based on TOPSIS. *Applied Soft Computing Journal*, 11(1), 900–907. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2010.01.010>
- Chang, Y. T., Zhang, N., Danao, D., & Zhang, N. (2013). Environmental efficiency analysis of transportation system in China: A non-radial DEA approach. *Energy Policy*, 58(2013), 277–283. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2013.03.011>
- Charnes, A., Cooper, W. W., & Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision

- making units. *European Journal of Operational Research*, 2(6), 429–444. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(78\)90138-8](https://doi.org/10.1016/0377-2217(78)90138-8)
- Chen, C., & Lam, J. S. L. (2018). Sustainability and interactivity between cities and ports: a two-stage data envelopment analysis (DEA) approach. *Maritime Policy and Management*, 45(7), 944–961. <https://doi.org/10.1080/03088839.2018.1450528>
- Chin, A. T. H., & Low, J. M. W. (2010). Port performance in Asia: Does production efficiency imply environmental efficiency? *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 15(8), 483–488. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2010.06.003>
- Chung, Y. H., Färe, R., & Grosskopf, S. (1997). Productivity and undesirable outputs: A directional distance function approach. *Journal of Environmental Management*, 51(3), 229–240. <https://doi.org/10.1006/jema.1997.0146>
- CNT. (2022). *1º trimestre / 2022 , demissões superam contratações em apenas oito estados. I*, 1–5.
- Cochrane, R. A. (2008). The effects of market differences on the throughput of large container terminals with similar levels of efficiency. *Maritime Economics and Logistics*, 10(1–2), 35–52. <https://doi.org/10.1057/palgrave.mel.9100190>
- Cook, W. D., Tone, K., & Zhu, J. (2014). Data envelopment analysis: Prior to choosing a model. *Omega (United Kingdom)*, 44, 1–4. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2013.09.004>
- Cui, Q. (2017). Environmental efficiency measures for ports: an application of RAM-Tobit-RAM with undesirable outputs. *Maritime Policy and Management*, 44(5), 551–564. <https://doi.org/10.1080/03088839.2017.1319982>
- Cui, Q., & Li, Y. (2014). An empirical study on the influencing factors of transportation carbon efficiency: Evidences from fifteen countries. *Applied Energy*, 141(2015), 209–217. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.12.040>
- Djordjević, B., Maitra, R., & Ghosh, B. (2023). Environmental efficiency assessment of Dublin Port using two-stage non-radial DEA model. *Maritime Transport Research*, 4(November 2022). <https://doi.org/10.1016/j.martra.2022.100078>
- Dyson, R. G., Allen, R., Camanho, A. S., Podinovski, V. V., Sarrico, C. S., & Shale, E. A. (2001a). Pitfalls and protocols in DEA. *European Journal of Operational Research*, 132(2), 245–259. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(00\)00149-1](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(00)00149-1)
- Dyson, R. G., Allen, R., Camanho, A. S., Podinovski, V. V., Sarrico, C. S., & Shale, E. A. (2001b). Pitfalls and protocols in DEA. In *European Journal of Operational Research* (Vol.

132, Issue 2, pp. 245–259). [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(00\)00149-1](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(00)00149-1)

EPE. (2019). NOTA TÉCNICA - Precificação de óleo combustível marítimo para cabotagem. *Empresa de Pesquisa Energética*.

FÄRE R., G. S. L. C. A. K. (1994). *Production Frontiers*. Cambridge, Great Britain: Cambridge University Press.

Färe, R., Grosskopf, S., Noh, D. W., & Weber, W. (2005). Characteristics of a polluting technology: Theory and practice. *Journal of Econometrics*, 126(2), 469–492. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2004.05.010>

Färe, R., Grosskopf, S., & Tyteca, D. (1996). An activity analysis model of the environmental performance of firms - Application to fossil-fuel-fired electric utilities. *Ecological Economics*, 18(2), 161–175. [https://doi.org/10.1016/0921-8009\(96\)00019-5](https://doi.org/10.1016/0921-8009(96)00019-5)

FGV/GVCES, W. (2011). *Especificações do Programa Brasileiro GHG Protocol: Contabilização, Quantificação e Publicação de Inventários Corporativos de Emissões de Gases de Efeito Estufa*. <http://www.ghgprotocolbrasil.com.br/cms/arquivos/ghgespec.pdf>

Filho, E. K., & Milioni, A. Z. (2004). Um método para estimativa de metas DEA. *Production*, 14(2), 70–81. <https://doi.org/10.1590/s0103-65132004000200007>

Geng, N., Liu, Z., Wang, X., Meng, L., & Pan, J. (2022). Measurement of Green Total Factor Productivity and Its Spatial Convergence Test on the Pig-Breeding Industry in China. *Sustainability (Switzerland)*, 14(21). <https://doi.org/10.3390/su142113902>

Gonçalves, D. N. S. (2022). *Elaboração de Cenários prospectivos para o uso de energia e para emissões de gases de efeito estufa do setor de transportes brasileiro - uma abordagem multinível*.

Heymann, M. C., Pachcoalino, F. F., Caiado, R. G. G., Lima, G. B. A., & Pereira, V. (2021). Evaluating the eco-efficiency of loading transport vehicles: A Brazilian case study. *Case Studies on Transport Policy*, 9(4), 1688–1695. <https://doi.org/10.1016/j.cstp.2021.06.018>

IEA, I. E. A. (2019). *Oil Analysis and forecast to 2024*. 53(9), 1689–1699.

IMO. (2020). Reduction of GHG emissions from ships. Fourth IMO GHG Study 2020. *International Maritime Organization*, 578(9), 1689–1699.

IPCC. (2006). *IPCC Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories*.

Jackson, A. (2006). Foresight. In *Drugs and the Future: Brain Science, Addiction and Society* (pp. 7–10). <https://doi.org/10.1016/B978-012370624-9/50005-0>

Jafari, F., 1□, G., Azeem, G., & Hasan, A. (2020). Eco-efficiency Evaluation in Cement

- Industries: DEA Malmquist Productivity Index Using Optimization Models. *ENG Transactions*, 1(September), 1–8. <http://www.engtransactions.com>
- Junior, A. M. de M., & Wilhelm, V. E. (2006). Índice de malmquist aplicado na avaliação da Produtividade de soja na região de Guarapuava. *Revista Capital Científico Do Setor de Ciências Sociais Aplicadas*, 4, 15.
- Junior, G. G. da C. (2018). CRIAÇÃO DE VALOR NA UTILIZAÇÃO DA CABOTAGEM NO BRASIL. *Energies*, 6(1), 1–8. <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1120700020921110%0Ahttps://doi.org/10.1016/j.reuma.2018.06.001%0Ahttps://doi.org/10.1016/j.arth.2018.03.044%0Ahttps://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S1063458420300078?token=C039B8B13922A2079230DC9AF11A333E295FCD8>
- Khaksar, M., & Malakoutian, M. M. A. (2020). Productivity Evaluation for Banking System in Developing Countries: DEA Malmquist Productivity Index Based on CCR, BCC, CCR-BCC (A Case Study). *ENG Transactions*, 1, 1–15. <http://www.engtransactions.com>
- Kitzmann, D., & Asmus, M. (2006). Gestão ambiental portuária: desafios e possibilidades. *Revista de Administração Pública*, 40(6), 1041–1060. <https://doi.org/10.1590/s0034-76122006000600006>
- Lahouel, B. Ben. (2016). Eco-efficiency analysis of French firms: a data envelopment analysis approach. *Environmental Economics and Policy Studies*, 18(3), 395–416. <https://doi.org/10.1007/s10018-015-0115-4>
- Leal, I. C., de Almada Garcia, P. A., & de Almeida D'Agosto, M. (2012). A data envelopment analysis approach to choose transport modes based on eco-efficiency. *Environment, Development and Sustainability*, 14(5), 767–781. <https://doi.org/10.1007/s10668-012-9352-x>
- Lepchak, A., & Voese, S. B. (2020). Evaluation of the efficiency of logistics activities using Data Envelopment Analysis (DEA). *Gestao e Producao*, 27(1), 1–20. <https://doi.org/10.1590/0104-530X3371-20>
- Liao, Y. H., & Lee, H. S. (2023). Using a Directional Distance Function to Measure the Environmental Efficiency of International Liner Shipping Companies and Assess Regulatory Impact. *Sustainability (Switzerland)*, 15(4). <https://doi.org/10.3390/su15043821>
- Lin, A. J., Chang, H. Y., & Hung, B. (2022). Identifying Key Financial, Environmental, Social, Governance (ESG), Bond, and COVID-19 Factors Affecting Global Shipping

- Companies—A Hybrid Multiple-Criteria Decision-Making Method. *Sustainability (Switzerland)*, 14(9). <https://doi.org/10.3390/su14095148>
- Lins, M. P. E., & MEZA, L. A. (2000). Análise envoltória de dados e perspectivas de integração no ambiente de apoio à decisão. *Rio de Janeiro: Coppe/UFRJ*.
- Log-In. (2021). *Relatório de Sustentabilidade Sumário*.
- Log-In. (2022). *Relatório de sustentabilidade Sumário*.
- Luenberger, D. G. (1992). BENEFIT FUNCTIONS AND DUALITY. *JOURNAL OF MATHEMATICAL ECONOMICS*, 21(5), 461–481. [https://doi.org/10.1016/0304-4068\(92\)90035-6](https://doi.org/10.1016/0304-4068(92)90035-6)
- Milo, T., Ferreira, S., Dr<sup>a</sup>, O., & Maria, L. (2016). *FACULDADE DE AGRONOMIA E MEDICINA VETERINÁRIA Água de lastro: sistemas de tratamento com uso de cloro aprovados pela Organização Marítima Internacional Água de lastro : sistemas de tratamento com uso de cloro aprovados pela Organização Marítima Internaci*.
- MINFRA, M. da I. (2021). *Cooperação ANTAQ, A ABEPH e PIANC*. Ministério Da Infraestrutura. <https://www.gov.br/antag/pt-br/assuntos/atuacao-internacional/cooperacao-aquaviaria-internacional-1/cooperacao-antag-abeph-e-pianc>
- Minx, J. C., Lamb, W. F., Andrew, R. M., Canadell, J. G., Crippa, M., Döbbeling, N., Forster, P. M., Guizzardi, D., Olivier, J., Peters, G. P., Pongratz, J., Reisinger, A., Rigby, M., Saunio, M., Smith, S. J., Solazzo, E., & Tian, H. (2021). A comprehensive and synthetic dataset for global, regional, and national greenhouse gas emissions by sector 1970–2018 with an extension to 2019. *Earth System Science Data*, 13(11), 5213–5252. <https://doi.org/10.5194/essd-13-5213-2021>
- Nunes, A., Teixeira, M., Rocio, A. R., & Mendes, L. A. (2017). Navegação De Cabotagem Brasileira. *BNDES Setorial*, 47, 391–436. [https://www.bndes.gov.br/wps/wcm/connect/site/3f3a0ce4-4a26-49fc-82e6-3405a1e5dd18/BS47\\_\\_Cabotagem\\_\\_FECHADO.pdf?MOD=AJPERES&CVID=mhsfLlp](https://www.bndes.gov.br/wps/wcm/connect/site/3f3a0ce4-4a26-49fc-82e6-3405a1e5dd18/BS47__Cabotagem__FECHADO.pdf?MOD=AJPERES&CVID=mhsfLlp)
- Nunes, M., & Mello, D. E. (2019). *Aplicação Da Análise De Fronteira Estocástica Em Distribuidoras Brasileiras De Energia: Um Estudo De Caso Monografia De Conclusão Do Curso Em Engenharia De Produção*.
- Pal, D., & Mitra, S. K. (2016). An application of the directional distance function with the number of accidents as an undesirable output to measure the technical efficiency of state road transport in India. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 93, 1–12.

<https://doi.org/10.1016/j.tra.2016.08.012>

Pang, J., Li, H., Lu, C., Lu, C., & Chen, X. (2020). Regional differences and dynamic evolution of carbon emission intensity of agriculture production in china. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(20), 1–14. <https://doi.org/10.3390/ijerph17207541>

Patrícia, P., & Ventura, B. (2021). *Esta obra está licenciada com uma Licença Creative Commons Atribuição-NãoComercial-CompartilhaIgual 3.0 Brasil*. 1, 167–183. <https://orcid.org/0000-0003-1405-0634>

Pérez, I., González, M. M., & Trujillo, L. (2020). Do specialisation and port size affect port efficiency? Evidence from cargo handling service in Spanish ports. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 138(February), 234–249. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2020.05.022>

Pham, T. N., Tran, P. P., & Le, M. (2022). *Os efeitos da pontuação combinada ESG no desempenho comercial de empresas no setor de transporte*.

Picazo-Tadeo, A. J., Beltrán-Esteve, M., & Gómez-Limón, J. A. (2012). Assessing eco-efficiency with directional distance functions. *European Journal of Operational Research*, 220(3), 798–809. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.02.025>

Podinovski, V. V., & Thanassoulis, E. (2007). Improving discrimination in data envelopment analysis: Some practical suggestions. *Journal of Productivity Analysis*, 28(1–2), 117–126. <https://doi.org/10.1007/s11123-007-0042-x>

Raju, K. S., & Kumar, D. N. (1999). Multicriterion decision making in irrigation planning. *Agricultural Systems*, 62(2), 117–129. [https://doi.org/10.1016/S0308-521X\(99\)00060-8](https://doi.org/10.1016/S0308-521X(99)00060-8)

Reis, J. de C. (2017). *COMPARACAO DE METODOS DE SELECAO DE VARIAVEIS EM DEA. NITEROI: UFF*.

Russo, F., & Rindone, C. (2011). Container maritime transport on an international scale: Data envelopment analysis for transshipment port. *WIT Transactions on Ecology and the Environment*, 150, 831–846. <https://doi.org/10.2495/SDP110691>

SAE. (2018). *Navegação de cabotagem no Brasil*. [https://www.gov.br/secretariageral/pt-br/centrais-de-conteudo/publicacoes/publicacoes-e-analise/relatorio-de-conjuntura/relatorio\\_de\\_conjuntura\\_2019.pdf](https://www.gov.br/secretariageral/pt-br/centrais-de-conteudo/publicacoes/publicacoes-e-analise/relatorio-de-conjuntura/relatorio_de_conjuntura_2019.pdf)

Scheel, H. (2001). Undesirable outputs in efficiency valuations. *European Journal of Operational Research*, 132(2), 400–410. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(00\)00160-0](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(00)00160-0)

- Shoja, M., Lotfi, F. H., Abri, A. G., & Komijan, A. R. (2021). Efficiency of green supply chain in the presence of non-discretionary and undesirable factors, using data envelopment analysis. *Business Informatics*, 15(3), 78–96. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2021.3.78.96>
- Silva, P. M. V. da;, Magalhães, D. F., & Deonísio, C. C. de C. (2022). A estratégia de descarbonização da Organização Marítima Internacional (IMO): biocombustíveis nacionais como fonte alternativa de energia no transporte marítimo. *Brasilia: Escola Superior de Defesa (ESD)*.
- Souza, P. C. T., & Wilhelm, V. E. (2009). Uma introdução aos modelos DEA de eficiência técnica. Curitiba. *Ciência e Cultura*, 42, 121–139.
- Sueyoshi, T., & Yuan, Y. (2016). Marginal Rate of Transformation and Rate of Substitution measured by DEA environmental assessment: Comparison among European and North American nations. *Energy Economics*, 56, 270–287. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2016.01.017>
- Torres, A. I. Z., & García, J. G. (2019). Eficiencia del transporte de carga internacional mexicano: análisis por entidad federativa a través del Índice Malmquist, 2010-2014. *Economía Teoría y Práctica*, 50, 125–144. <https://doi.org/10.24275/etypuam/ne/502019/zamora>
- Torres, Y. L. (2021). ANALISE DA PERFORMANCE DOS TIMES DO CAMPEONATO BRASILEIRO DE FUTEBOL MASCULINO DE 2019 ATRAVÉS DO NETWORK DEA. *PETROPOLIS: UFF*.
- Tschaffon, P. B., & Meza, L. A. (2011). Um estudo de outputs indesejáveis em DEA com aplicação no setor de distribuição de energia elétrica. *XLVIII SBPO-Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, 533–544.
- Yen, B. T. H., Huang, M. J., Lai, H. J., Cho, H. H., & Huang, Y. L. (2023). How smart port design influences port efficiency – A DEA-Tobit approach. *Research in Transportation Business and Management*, 46. <https://doi.org/10.1016/j.rtbm.2022.100862>
- Yin, R. K. (1980). *Studying the Implementation of Public Programs*. <https://doi.org/10.2172/5487716>
- Yin, R. K. (1994). Design and methods. *Acta Psychiatrica Scandinavica*, 89, 24–28. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0447.1994.tb05843.x>
- Yu, M. M., & Rakshit, I. (2023). Target setting for airlines incorporating CO2 emissions: The

- DEA bargaining approach. *Journal of Air Transport Management*, 108(October 2022), 102376. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2023.102376>
- Zhang, Z., Xiao, Y., & Niu, H. (2022). DEA and Machine Learning for Performance Prediction. *Mathematics*, 10(10). <https://doi.org/10.3390/math10101776>
- Zhen, H., Qiao, Y., Ju, X., Hashemi, F., & Knudsen, M. T. (2023). Organic conversion tea farms can have comparable economic benefits and less environmental impacts than conventional ones—A case study in China. *Science of the Total Environment*, 877(March), 162698. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.162698>
- Zhou, H., Yang, Y., Chen, Y., & Zhu, J. (2018a). Data envelopment analysis application in sustainability: The origins, development and future directions. *European Journal of Operational Research*, 264(1), 1–16. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.06.023>
- Zhou, H., Yang, Y., Chen, Y., & Zhu, J. (2018b). Data envelopment analysis application in sustainability: The origins, development and future directions. *European Journal of Operational Research*, 264(1), 1–16. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.06.023>
- Zhou, P., Ang, B. W., & Han, J. Y. (2010). Total factor carbon emission performance: A Malmquist index analysis. *Energy Economics*, 32(1), 194–201. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2009.10.003>
- Zhou, P., Ang, B. W., & Poh, K. L. (2008). A survey of data envelopment analysis in energy and environmental studies. *European Journal of Operational Research*, 189(1), 1–18. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2007.04.042>
- Zhu, J. (2022). DEA under big data: data enabled analytics and network data envelopment analysis. *Annals of Operations Research*, 309(2), 761–783. <https://doi.org/10.1007/s10479-020-03668-8>