



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL

DANIEL LOPES NADER DE AZEVEDO

**ANÁLISE DE EFICIÊNCIA ENERGÉTICA DAS COMPANHIAS AÉREAS POR
ROTAS NO AEROPORTO DO RECIFE**

Recife
2022

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do programa de geração automática do SIB/UFPE

Azevedo, Daniel Lopes Nader de.

Análise de Eficiência Energética das Companhias Aéreas por Rotas no
Aeroporto do Recife / Daniel Lopes Nader de Azevedo. - Recife, 2022.
49 : il., tab.

Orientador(a): Viviane Adriano Falcão

Coorientador(a): Marcelo Pereira Queiroz

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade Federal de
Pernambuco, Centro de Tecnologia e Geociências, Engenharia Civil -
Bacharelado, 2022.

1. Engenharia Civil. 2. Aeroportos. 3. Recife. 4. Companhias Aéreas. 5.
Transportes. I. Falcão, Viviane Adriano. (Orientação). II. Queiroz, Marcelo
Pereira. (Coorientação). III. Título.

620 CDD (22.ed.)

DANIEL LOPES NADER DE AZEVEDO

**ANÁLISE DE EFICIÊNCIA ENERGÉTICA DAS COMPANHIAS AÉREAS POR
ROTAS NO AEROPORTO DO RECIFE**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado
ao Curso de Graduação em Engenharia Civil da
Universidade Federal de Pernambuco, como
requisito parcial para a obtenção do grau de
Bacharel em Engenharia Civil.

Orientadora: Profa. Dra. Viviane Adriano Falcão.
Coorientador: Prof. Dr. Marcelo Pereira Queiroz.

Recife
2022

DANIEL LOPES NADER DE AZEVEDO

**ANÁLISE DE EFICIÊNCIA ENERGÉTICA DAS COMPANHIAS AÉREAS POR
ROTAS NO AEROPORTO DO RECIFE**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Civil.

Aprovado em: 25 / 08 / 2022.

BANCA EXAMINADORA

Profa. Dra. Viviane Adriano Falcão (Orientadora)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof. Dr. Marcelo Pereira Queiroz (Coorientador)
Universidade de Brasília

Prof. Dr. Maurício Oliveira de Andrade (Examinador Interno)
Universidade Federal de Pernambuco

Eng. Ma. Fernanda Silva Toledo (Examinadora Externa)
GRU Airport

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus, o qual me dá forças e discernimentos para impulsionar minha jornada.

Aos meus pais Alexandre e Adriana por todo apoio e incentivo em todas minhas escolhas, pelas orientações e por estarem sempre presentes. A minha irmã Letícia, que sempre foi e será uma companheira para mim, me ajudando prontamente a superar todos os desafios pessoais e acadêmicos.

As minhas avós, tios e primos por todo amor, carinho e atenção. Por vibrarem pelas minhas conquistas e estarem sempre disponíveis. Aos meus amigos, que sempre me apoiaram e torceram por mim. Para os demais colegas de sala da Universidade, obrigado pela convivência e parceria nos estudos e momentos vividos.

A minha orientadora Viviane, que sempre recebeu os alunos de braços abertos e me mostrou que a área de Transportes é muito além do que os olhos podem ver, principalmente para o setor aéreo. Obrigado pela dedicação, ensinamentos e oportunidades e por ter mudado minha jornada para melhor no fim da graduação de Engenharia Civil.

Por fim, agradecer a todos professores e funcionários do Centro de Tecnologia e Geociências, os quais somaram na minha formação acadêmica.

Muito obrigado!

Daniel Lopes Nader de Azevedo.

RESUMO

A alta procura por transportes aéreos para passageiros ou transporte de carga e mercadorias vem proporcionando mudanças logísticas nas infraestruturas aeroportuárias ao passo que soluções eficientes exijam melhoria de desempenho econômico bem como diminuição de impactos na crise climática que o mundo está passando. O aumento na demanda aérea impulsiona a concorrência entre companhias aéreas, visto que devem possuir aeronaves com manutenção de equipamentos em dia e adequadas para cada tipo e natureza de voo. Deste modo, este trabalho tem como objetivo avaliar a eficiência de quatro companhias aéreas que atuam no Aeroporto Internacional do Recife/Guararapes (SBRF) no ano de 2019 para cada tipo de voo, evidenciando os resultados de desempenho obtidos pela aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA) em dois cenários, bem como comentar os resultados evidenciando possíveis efeitos das aeronaves de cada companhia sobre os resultados. Em geral, a análise mostrou que a Azul apresenta eficiência maior que suas concorrentes, principalmente pela adoção do modelo ATR-72 em voos de curta distância. Além disso a aplicação do modelo evidenciou que voos longos são mais eficientes que voos de curta ou média distância, sendo a companhia com menor desempenho com aproximadamente 99% de eficiência.

Palavras-chave: Eficiência. Recife. Companhia aérea. DEA.

ABSTRACT

The high demand for air transport for passengers or transport of cargo and goods has been providing logistical changes in airport infrastructure, while efficient solutions require improved economic performance as well as reduced impacts on the climate crisis that the world is going through. The increase in air demand drives competition between airlines, as they must have aircraft with up-to-date equipment maintenance and suitable for each type and nature of flight. Thus, this work aims to evaluate the efficiency of four airlines operating at Recife/Guararapes International Airport (SBRF) in 2019 for each type of flight, evidencing the performance results obtained by the application of Data Envelopment Analysis (DEA) in two scenarios, as well as commenting on the results evidencing possible effects of each company's aircraft on the results. In general, the analysis showed that Azul has greater efficiency than its competitors, mainly due to the adoption of the ATR-72 model on short-haul flights. In addition, the application of the model showed that long flights are more efficient than short or medium-haul flights, with the company with the lowest performance being approximately 99% efficiency.

Keywords: Efficiency. Recife. Airline. DEA.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Fluxograma de etapas deste estudo.....	20
Figura 2 – Movimentação de Passageiros no Aeroporto do Recife em 2019.	22
Figura 3 – Fronteira de produção do modelo CCR	27
Figura 4 – Fronteira de produção do modelo BCC	28
Gráfico 1 – Cenário 1, Voos curtos.....	34
Gráfico 2 – Cenário 2, Voos curtos.....	35
Gráfico 3 – Cenário 1, Voos médios.....	37
Gráfico 4 – Cenário 2, Voos médios.....	38
Gráfico 5 – Cenário 1, Voos longos domésticos.....	39
Gráfico 6 – Cenário 2, Voos longos domésticos.....	40
Gráfico 7 – Cenário 1, Voos longos internacionais	41
Gráfico 8 – Cenário 2, Voos longos internacionais.	42

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Cenários do estudo de eficiência energética	21
Tabela 2 – Resumo dos modelos CCR e BCC e objetivos.	27
Tabela 3 – Dados (valores médios) de <i>inputs</i> e <i>outputs</i> do Cenário 1.....	29
Tabela 4 – Dados (valores médios) de <i>inputs</i> e <i>outputs</i> do Cenário 2.	30
Tabela 5 – Resumo das companhias aéreas e aeronaves utilizadas em Recife.	31
Tabela 6 – Resumo dos modelos de aeronaves.	32
Tabela 7 – Resultados de <i>scores</i> de eficiência para companhias aéreas.	32
Tabela 8 – Comparação dos dados, Cenário 1 voos curtos.....	34
Tabela 9 – Comparação dos dados, Cenário 2 voos curtos.....	36
Tabela 10 – Comparação dos dados, Cenário 1 voos médios	36
Tabela 11 – Comparação dos dados, Cenário 2 voos médios	37
Tabela 12 – Comparação dos dados, Cenário 1 voos longos domésticos.....	39
Tabela 13 – Comparação dos dados, Cenário 2 voos longos domésticos.....	40
Tabela 14 – Comparação dos dados, Cenário 2 voos longos internacionais.	41

LISTA DE SIGLAS

ABEAR – Associação Brasileira das Empresas Aéreas

ANAC – Agência Nacional de Aviação Civil

ASK – *Available Seat Kilometer*

ATK – *Available Tonne Kilometer*

DEA – Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis*)

DECEA – Departamento de Controle do Espaço Aéreo

DMU – *Decision Making Unit*

FIR – Região de Informação de Voo (*Flight Information Region*)

ICAO – Organização da Aviação Civil Internacional (*International Civil Aviation Organization*)

RPK – *Revenue Seat Kilometer*

RTK – *Revenue Tonne Kilometer*

SBRF – Sigla ICAO para Aeroporto Internacional do Recife/Guararapes – Gilberto Freyre

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	10
1.1 Importância do tema.....	10
1.2 Justificativa e motivação do trabalho	11
1.3 Objetivo do trabalho.....	11
2 REVISÃO DE LITERATURA	12
2.1 Consumo de combustível na aviação	12
2.1.1 Mercado de combustíveis da Aviação Brasileira	12
2.2 Eficiência energética das companhias aéreas.....	13
2.2.1 Estado da arte de estudos em eficiência energética	15
3 MÉTODO	18
3.1 Etapas de pesquisa.....	18
3.2 Cronograma.....	18
3.3 Materiais e métodos	19
3.4 Banco de dados e descrição das variáveis.....	20
3.5 Análise Envoltória de Dados.....	22
3.5.1 DEA-CCR	24
3.5.2 DEA-BCC	25
3.5.3 Modelagem.....	27
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES	29
4.1 Voos de Curta Distância	33
4.2 Voos de Média Distância	36
4.3 Voos Domésticos de Longa Distância	38
4.4 Voos Internacionais de Longa Distância	40
5 CONCLUSÕES	43
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	46

1 INTRODUÇÃO

Nas últimas décadas muito tem se debatido quanto ao impacto da emissão de poluentes pelas aeronaves no aquecimento global e quais suas consequências e formas de mitigar ou eliminar essas substâncias das rotas de aviação. O combustível de aviação é um derivado de petróleo usado geralmente de uma qualidade maior que outros combustíveis fosseis com menos aplicações críticas para o aquecimento ou transporte, e nele estão contidos mais aditivos para reduzir o risco de congelamento ou até mesmo de explosão em temperaturas extremas, além de outras propriedades físico-químicas.

Segundo dados da Agência Nacional de Aviação Civil (ANAC), de 2005 a 2014, o movimento das aeronaves no Brasil cresceu cerca de 75%, ao passo que as emissões de poluentes na atmosfera cresceram em 1,6 mil toneladas, um aumento de 32%. Os voos domésticos representaram 83% das emissões de poluentes, como o monóxido de carbono (CO), e os voos internacionais 17%, além da presença de outros gases também tóxicos ao meio ambiente. Somente em 2018, pouco menos de 18 bilhões de kg de dióxido de carbono (CO₂) foram emitidas pelas aeronaves pelo Brasil sendo responsável por cerca de 55% de emissões em voos nacionais e 45% em voos internacionais.

O crescimento no transporte aéreo estimula o consumo de combustível de aviação, sendo necessário que a cadeia deste insumo se adeque a possíveis aumentos de demanda das companhias aéreas. Devido a isto, as empresas que fornecem abastecimento devem visar as melhores soluções para garantir o suprimento e sua segurança operacional nos processos. Assim, torna-se de grande importância a simples melhoria e aperfeiçoamento de processos para redução de custos do combustível de forma a auxiliar na elucidação de alterações na cadeia deste produto para atender o mercado futuro.

1.1 Importância do tema

Devido ao aquecimento global, iniciativas de setores privados e governamentais são muito importantes para um planejamento a longo prazo e sustentável em estabelecimentos de metas de redução de emissão de gases poluentes na atmosfera. Podendo descobrir alguma substituição ao combustível de aviação ou aumento do desempenho de motores e turbinas com baixo custo e alto valor agregado, a adesão seria rápida e unanime pelas empresas com consciência ambiental.

1.2 Justificativa e motivação do trabalho

O presente trabalho tem como objetivo analisar o desempenho de energia por rota e avaliar viabilidade de criação de estratégias operacionais para gestão dos aeroportos da malha aérea brasileira pelas companhias.

Propor soluções ao setor aeroportuário quanto a adoção de estratégias e equipamentos visando diminuição da emissão de gases poluentes das aeronaves e possíveis reestruturações da infraestrutura utilizando o modelo não-paramétrico DEA, em concordância com a Lei de Criação da ANAC (Lei nº 11.182, de 27 de setembro de 2005) que estabelece à Agência regular e fiscalizar as atividades de aviação civil e da infraestrutura aeronáutica e aeroportuária, observadas as orientações, políticas e diretrizes do Governo Federal.

1.3 Objetivo do trabalho

Este Trabalho de Conclusão de Curso tem como objetivo geral analisar o desempenho energético das rotas das companhias aéreas que atuam no Brasil, mais especificamente no Aeroporto Internacional do Recife/Guararapes – Gilberto Freyre (SBRF).

Para facilitar a compreensão, abaixo estão listados os seguintes objetivos específicos do presente trabalho:

- Explorar mais a correlação entre a competição entre companhias aéreas e seu desempenho energético na aviação e analisar a competição entre companhias aéreas no Recife utilizando Análise de Envoltória de Dados (DEA) e analisar o impacto de características físicas de infraestruturas aeroportuárias, adotando área e porte das pistas;
- Comparar o desempenho energético das companhias aéreas atuantes no Aeroporto do Recife, se convir, analisar possíveis reestruturações da malha do aeroporto com base no desempenho energético;
- Testar hipóteses quanto a eficiência energética com origem no Aeroporto Internacional do Recife/Guararapes.

Conforme Turner (2015), o gerenciamento eficaz de custos com combustível pode ser entendido como uma grande vantagem competitiva em um cenário de riscos devido à alta volatilidade dos preços do combustível. A análise proporciona encontrar os impactos de cada setor na operação de uma rota aérea, não pela empresa em si, mas pelo desempenho energético.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Neste capítulo, é apresentada a revisão de literatura, onde será realizado o embasamento teórico e dos conceitos deste trabalho, tendo como base os fundamentos da engenharia civil aplicado a conceitos de economia na análise de influências da infraestrutura aeroportuária no consumo de combustível de aviação. O propósito deste capítulo é pesquisar a evolução deste assunto na literatura.

2.1 Consumo de combustível na aviação

O consumo de combustível para voos está associado as particularidades de cada aeronave e de sua funcionalidade, como por exemplo, aerodinâmica, motor, distância viajada, velocidade, altitude e peso transportado, peso total inicial e final propiciando diversos desempenhos para cada tipo de voo, dividido em taxi, decolagem, subida, cruzeiro, descida e pouso da aeronave. Nos últimos 50 anos, a aviação tornou esse setor de transporte aéreo mais seguro, rápido e prático para o deslocamento de pessoas e cargas ao redor do mundo. Também são fatores importantes para análise a especificação do combustível, infraestrutura aeroportuária, procedimentos operacionais e a regulação em que as companhias aéreas estão submetidas.

A infraestrutura aeroportuária apresenta um papel importante neste contexto, pois influencia diretamente no consumo de combustível nos voos. Ithnan *et al.* (2015) a otimização do taxiamento de aeronaves é crucial para reduzir o consumo de combustível e as emissões totais durante a processo de retorno da aeronave além de estratégia de manobras de aeronaves que precisam ser consideradas quando a mesma possui fuselagem maior. Ainda apontam que a média de tempo total de *taxi* em sua maior parte nos aeroportos vem diminuindo sua proporção sobre o tempo total de transporte, provocando um aumento no consumo de combustível e emissões de gases poluentes nos aeroportos que recebem voos de curtas distâncias.

2.1.1 Mercado de combustíveis da Aviação Brasileira

Atualmente o Brasil está próximo da autossuficiência em petróleo e refina quase todo combustível consumido pelo setor aéreo nacional segundo o Panorama de 2018 com dados e análises do setor aéreo, documento este desenvolvido pela ABEAR (Associação Brasileira

das Empresas Aéreas). O querosene de aviação é um derivado de petróleo utilizado mais especificamente em aeronaves como combustível.

Segundo Wittmer e Bieger (2011), define-se como setor aéreo o grupo de entidades presentes na operação do sistema de transporte aéreo, em que é encarregado pela movimentação de pessoas e cargas pelo ar. Nesta perspectiva, Gazzoni (2014) declara que o gasto com combustível pode representar até 40% dos custos. De acordo com a ANAC (2014), os custos com combustível do transporte aéreo significam aproximadamente 37% do total de despesas e custos de voo no ano de 2014.

No Brasil, o abastecimento de combustíveis de aviação nos aeroportos de Guarulhos (São Paulo) e do Galeão (Rio de Janeiro) é realizado através de oleodutos que interligam os aeroportos diretamente às refinarias (CNT, 2018). Nos demais aeroportos brasileiros a logística é feita através de caminhões-tanque, que são responsáveis pelo transporte da refinaria ou por importação em navios de cabotagem e transportam o combustível de aviação até os aeroportos, seguido até as bases de distribuição da pista de pouso.

Oleodutos são uma maneira mais econômica de transportar o combustível até o aeroporto, sendo o transporte por meio de caminhões-tanque mais caro. Porém, apesar de ser a forma de transporte mais cara, ela permite uma maior flexibilização e adequação aos tempos de pedidos.

2.2 Eficiência energética das companhias aéreas

Visando operações aéreas cada vez mais lucrativas e econômicas, todas as partes de um voo apresentam oportunidades de terem o seu consumo otimizado em decorrência da responsabilidade de estabelecer procedimentos próprios e em sintonia com as melhores práticas industriais, olhando continuamente a segurança e a eficiência. Nesta conjuntura, a infraestrutura aeroportuária interfere diretamente neste segmento, porque o consumo de combustível no taxiamento do voo é proporcional ao número de curvas, paradas e acelerações a que uma aeronave é submetida (Khadilkar e Balakrishnan, 2011).

Para Moriarty e Honnery (2012), a eficiência energética é um conceito dinâmico, que deve sofrer evolução com as conjunturas analisadas. No sistema de transporte, a eficiência energética deve ser mensurada a partir de um ponto de vista técnico, considerando as mudanças termodinâmicas envolvidas no sistema ou integrando o sistema e as pessoas. Neste caso específico, a eficiência energética deve relacionar a energia consumida com algum *output* que seja útil aos usuários do sistema.

Algumas situações podem motivar o esforço de companhias aéreas em melhorar eficiência energética dos voos, como efeito de regulação, com forma de ICMS no Brasil, ou de oscilações do preço do combustível. Na ocasião em que há aumento do preço, as empresas aéreas podem priorizar suas aeronaves mais eficientes energeticamente, reduzir a velocidade de voos ou até mesmo diminuir o peso das aeronaves.

Os congestionamentos podem ocasionar ineficiência do próprio sistema do transporte, que pode acarretar elevação no consumo de combustível. A análise de eficiência no taxiamento do voo permite monitorar o resultado desse fator que interfere no consumo de combustível e que está associado não somente a congestionamentos ou atrasos, como também no próprio desenho do aeroporto, como por exemplo a presença de saídas rápidas ou comprimento das pistas de pouso dos aeroportos.

As empresas petrolíferas estão estruturadas em oligopólio (Kangis e O'Reilly, 1998). Atualmente no Brasil, os preços do etanol são regulados pelos preços da gasolina, que tem preço superior no mercado de derivados, embora sua estrutura de custos seja menor que do etanol. O preço da gasolina ao consumidor tem sido maior em relação ao preço do etanol hidratado desde quando esse tipo de álcool foi implementado como um combustível alternativo em 1980. Sua diferença é medida na relação de 70% de eficiência termodinâmica entre dois combustíveis. Se esta proporção não for considerada ou houver preços mais atrativos no mercado internacional de açúcar ou no período entre safra, quando há diminuição de oferta e aumento do preço do etanol, o governo deve intervir, dentre outras medidas, e alterar o percentual da mistura e favorecer a criação de estoques (Petrobras, 1997).

A eficácia na administração de combustível armazenado no aeroporto aumenta facilidade no pronto atendimento das necessidades e quantidades necessárias para consumo. O controle de estoque das companhias aéreas desempenha influência direta na rentabilidade da empresa, uma vez que absorve capital que poderia ser investido em outras coisas, realocando dinheiro de fundos de outros potenciais usos. A gestão de estoque busca maximizar disponibilidade do produto com o menor estoque possível (Oliveira e Silva, 2013), já que a necessidade de manter estoque custa muito as empresas aéreas. Contudo, se o excesso de combustível em estoque acarreta custos, o dimensionamento mal feito pode provocar falta deste produto podendo causar eventuais perdas financeiras devido à falta de planejamento (Garcia *et al.*, 2001).

Um fator importante para análise de eficiência energética das companhias aéreas seria o índice de renovação da frota de aeronaves (Amizadeh *et al.*, 2016). Ao analisar eficiência energética e emissão de carbono de seis maiores mercados na Europa entre os anos de 2010

e 2013, consideraram um período alargado de dez anos para analisar a evolução da frota, devido a renovação que demora para ser concretizada. Já Benito e Alonso (2018) escreveram que a redução de combustível consumido adquirida com a renovação da frota nem sempre compensa os custos de investimentos, como por exemplo em tempos de preços baixos de combustível, fazendo com que em certas situações as companhias aéreas possam escolher por preservar suas aeronaves antigas em sua frota.

2.2.1 Estado da arte de estudos em eficiência energética

Segundo estudo de Chezè *et al.* (2011), foi aplicada a técnica de *forecasting*, que consiste em previsão utilizando análise de séries temporais a partir de regressão múltipla de variáveis, como a demanda de combustível de aviação em uma análise de médio prazo, com previsões para 2025, com oito zonas geográficas e em escala mundial. A metodologia consistia em dois importantes passos. Um era prever o fluxo total de tráfego e quais taxas havia crescimento ao longo dos anos. O outro era a conversão da previsão de demanda em termos de quantidade de combustível em termos de coeficiente energético. Este estudo utilizou a massa de combustível necessária de transporte de uma tonelada por quilômetro como parâmetro já que não havia uma métrica adequada que poderia determinar a eficiência energética.

Em resumo, os resultados apontaram que a eficiência do consumo de combustível aumentou nas regiões estudadas no período de 1983 a 2006, além de concluir que a demanda por combustível de aviação não devia aumentar nesses territórios, apesar do tráfego aéreo aumentar. Ainda concluíram que três dessas oito regiões analisadas têm expectativa de diminuição de sua demanda até 2025 devido ao aumento da eficiência energética pelo aperfeiçoamento das tecnologias.

A indústria da aviação civil é caracterizada por uma competição acirrada e as companhias aéreas competem em um mercado de oligopólio. Este sistema é caracterizado por barreiras de entrada baixas e uma variedade de modelos de negócios diferentes (Wells e Wensveen, 2004). Já a indústria aérea é extremamente intensiva em capital e compreende investimentos específicos em ativos de longo prazo que criam altas barreiras de saída, segundo mesmos autores da citação anterior.

Segundo Jensen e Yutko (2014), em média a trajetória a ser voada é 9% superior a distância real em uma linha reta, devido a congestionamentos, estruturas aeroportuárias e relevo em torno do aeroporto. Um planejamento bem feito do voo aliado a uma política de abastecimento apropriada é um exemplo de forma para aumento da eficiência energética do

combustível de aviação além da determinação do FIR (Região de Informação de Voo) que consiste no espaço aéreo de dimensões definidas nas cartas publicadas pelo CECEA (Departamento de Controle do Espaço Aéreo), dentro do qual são proporcionados serviços de informação e alerta de voos. Ainda segundo os autores, a aquisição de aeronaves mais modernas pode ocasionar em uma economia de combustível perto de 20%, conquanto que haja investimentos em tecnologia.

Brueckner e Abreu (2017) estimaram um modelo simples de uso de combustível em companhias aéreas, conectando o uso a um pequeno conjunto de variáveis cruciais. Os resultados permitiram uma avaliação de como as mudanças na frota, nas características operacionais de uma companhia aérea, e no preço do combustível que ela demonstra, afetam o uso de combustível e nível de emissões de carbono proporcional ao uso. Este estudo, porém, identifica outra mudança operacional que reduz o uso de combustível e suas emissões que pode ser alcançado por meio de políticas públicas de redução dos atrasos nos voos. As políticas para redução do congestionamento nos aeroportos (como a tarifação do congestionamento em horários de pico) tem benefícios que vão além da economia no tempo dos passageiros. Um exemplo, os benefícios ambientais de redução hipotética de 3% na média de atraso chegam a custar 48 milhões de dólares por ano, um valor que pode ser ganho com menos atrasos na companhia aérea. A tarifa para o congestionamento do aeroporto ou outras políticas de melhoramento do funcionamento do sistema de transporte aéreo podem beneficiar o meio ambiente. Ao quantificar o impacto dos preços dos combustíveis no uso das companhias aéreas, Brueckner e Abreu também quantificaram a redução de emissões pela imposição de uma taxa ótima de emissões que aumenta o preço efetivo do combustível. Essa redução de 2,2% na regressão básica para um ganho ambiental anual de 117 milhões de dólares representa apenas o efeito de curto prazo das práticas operacionais de economia de combustível, mantendo a eficiência do querosene de aviação. Os ajustes de longo prazo incluiriam uma mudança mais rápida em direção a aeronaves de baixo consumo de combustível, bem como um provável aumento do tamanho das aeronaves.

Cui e Li (2015), em seu estudo propõe que número de funcionários, estoque de capital e toneladas de querosene de aviação fossem escolhidas como *inputs*. Já RTK (*Revenue Ton Kilometer*), RPK (*Revenue Passenger Kilometer*), receita total de negócios e volume de emissão de gás carbônico são selecionados como os *outputs*. O modelo de eficiência cruzada benevolente de fronteira virtual (*Virtual Frontier Benevolent DEA Cross Efficiency*) ou VFB-DEA foi aplicado para avaliar a eficiência energética de 11 companhias aéreas entre os anos de 2008 e 2012. É proposto o uso desse modelo de eficiência cruzada que resolve

duas limitações do modelo DEA tradicional: a limitação de auto avaliação e a limitação em distinguir DMUs (*Decision Making Unit*) eficientes no DEA.

A tese de Babikian *et al.* (2002) identificou os mecanismos que permitiriam reduções históricas na intensidade energética das aeronaves regionais, descrevendo quantitativamente as características tecnológicas, operacionais e de custo das turboélices e aeronaves a jato. Essas características foram comparadas as de aeronaves maiores de corpo estreito e largo, fornecendo duas perspectivas diferentes de evolução da tecnologia, as operações das companhias aéreas e o impacto dos custos em ambos. Além disso, os autores forneceram uma visão sobre o potencial impacto no rápido crescimento do uso de jatos regionais na eficiência energética do sistema de aviação dos Estados Unidos.

Para Koudis *et al.* (2017), o uso de decolagem de empuxo reduzido ou *Flex Temp* – que consiste em ampliar o uso da pista assim reduzindo o impulso necessário para corresponder melhor ao comprimento disponível para a partida (a partir da relação entre a temperatura ambiente, peso total da aeronave e o tamanho livre da pista) – no aeroporto de Heathrow em Londres reduziu o consumo de combustível, emissões de óxidos de nitrogênio e gás carbônico de 1% a 23,2%, 10,7% a 47,7% e 49,0% a 71,7%, respectivamente, dependendo da combinação aeronave-motor, em relação ao ajuste de empuxo de 100% do motor. Se a decolagem com *flex temp* não for usada, aumentos no consumo total de combustível no nível do solo, emissões de óxidos de nitrogênio e gás carbônico de 3,3%, 31,9% e 71,3% são esperados. Se integrado ao procedimento de seleção de configuração de empuxo de rolagem de decolagem pelos operadores de aeronaves como parte do sistema de gerenciamento de voo, usando as configurações de empuxo recomendadas, reduções médias de 1,9%, 5,8% e 6,5% para o consumo de combustível de rolagem de decolagem, emissões de óxidos de nitrogênio e gás carbônico, respectivamente, poderiam ser obtidos. Isso equivale a 0,4%, 3,5% e 3,3% de reduções no consumo total de combustível no nível do solo e emissões desses gases. Essas reduções são uma proporção relativamente pequena daquelas que estão sendo alcançadas atualmente devido ao uso do empuxo de decolagem reduzido. Este artigo supera as limitações de pesquisas anteriores, que se baseavam em suposições sobre a trajetória da aeronave e taxas de fluxo de combustível, no cálculo das taxas de emissão de gases devido à falta de dados empíricos e não representam a atividade da aeronave e a variabilidade associada.

3 MÉTODO

Neste capítulo, será averiguado o modelo conceitual a ser considerado. Também, retratando a base de dados utilizada, o modelo econométrico analisado, as variáveis e do modelo matemático DEA.

3.1 Etapas de pesquisa

Este trabalho é composto por seis etapas as quais serão analisadas em sequência até as considerações finais. Essas etapas podem ser discorridas em série, paralelo ou ambos e abrangem: construção dos referenciais teóricos, detalhamento da metodologia (levantamento de dados e informações e diagnóstico socioeconômico), conclusões e recomendações para trabalhos futuros.

A construção dos referenciais teóricos ou revisão de literatura deste trabalho terão estes tópicos: eficiência energética, infraestrutura aeroportuária, rotas e análise de influência.

Uma infraestrutura de aeroportos pode influenciar no desempenho energético das companhias aéreas que operam neste local, podendo aumentar o consumo de combustível por passageiro-quilometro. A análise de eficiência, no tocante às rotas, permite controlar o efeito deste fator, relativo não somente aos atrasos devido aos congestionamentos, mas abrangendo também o desenho do sistema aeroportuário.

Outro fator determinante para análise de eficiência é a distância entre os aeroportos numa determinada rota. É de se esperar que rotas longas, com distância acima dos 1500 km, sejam mais eficientes visto que o avião gasta mais combustível para pouso e decolagem.

No Capítulo 3 trata da descrição das principais características quanto a eficiência energética do combustível de aviação nos aeroportos do Bloco Nordeste tendo como base o Aeroporto Internacional do Recife, seguido de uma explicação sobre o banco de dados e variáveis adotadas no estudo. A análise dos resultados é feita no Capítulo 4 e comprehende a aplicação do modelo matemático DEA em relação aos fatores utilizados, testando hipóteses que façam sentido ao trabalho. E finalmente, no Capítulo 5 há descrição geral do estudo e conclusões sobre o assunto abordado, bem como possíveis recomendações para estudos futuros e considerações finais quanto a importância do tema.

3.2 Cronograma

Como citado acima, as seis etapas de pesquisa deste trabalho podem ocorrer em série, paralelo ou ambos. O levantamento de dados e informações da pesquisa será a primeira etapa da pesquisa e à medida que esta fase está em desenvolvimento, outras etapas, como a construção dos referenciais teóricos e o detalhamento da metodologia empregada, podem ocorrer.

O diagnóstico socioeconômico será abordado ao longo de todo trabalho, visto que a constatação de fatos deve ser avaliada e ponderada ao passo que a pesquisa é discorrida para que sejam feitas observações ao mérito da pesquisa e que os fundamentos da modelagem possam representar a realidade. E por último e mais importante para o desfecho desta pesquisa são suas conclusões, fazendo uma síntese de toda monografia e propor recomendações e considerações finais para pesquisas subsequentes sobre este mesmo tema.

3.3 Materiais e métodos

O universo da pesquisa serão as companhias aéreas que atuam no Aeroporto do Recife que possuem todos dados disponíveis a respeito de seus voos, através do banco de dados da ANAC para o ano de 2019, e avaliar sua eficiência energética levando em consideração infraestrutura e rota.

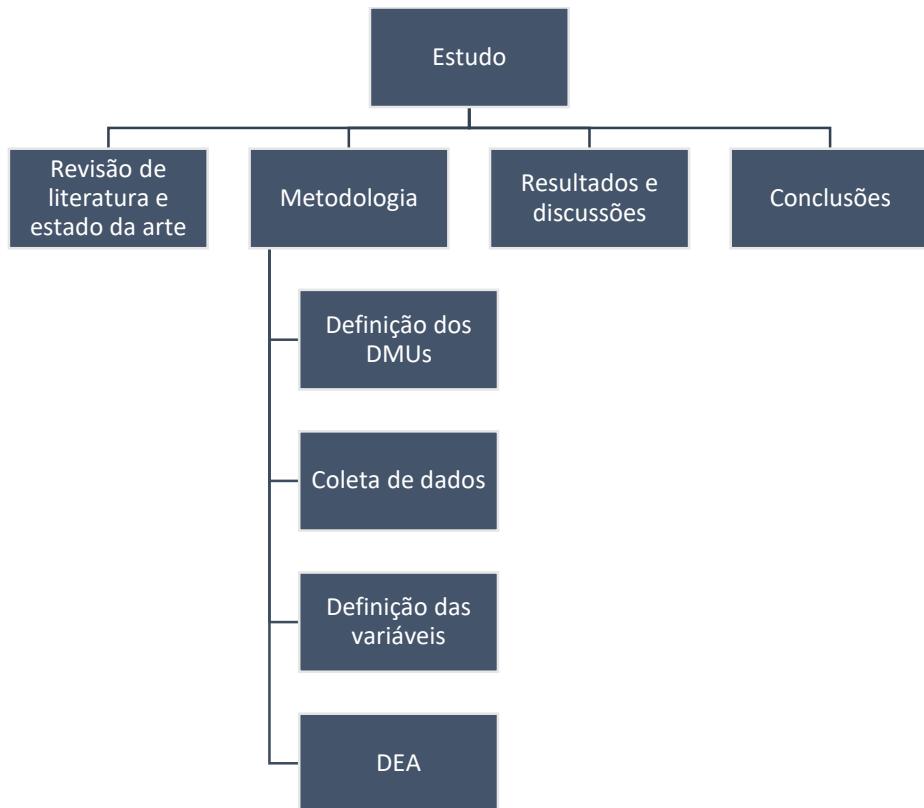
Em se tratando de infraestrutura aeroportuária, serão analisados os impactos sobre a eficiência energética que os modelos das aeronaves utilizadas pelas companhias aéreas que atendem ao Aeroporto do Recife como origem dos voos. Além disso, investigar a correlação entre a competição dentre as companhias aéreas e sua eficiência energética e analisando através do uso da Análise de Envoltória de Dados (DEA) que é uma metodologia de programação linear que quantifica empiricamente a eficiência relativa de múltiplas entidades semelhantes, ou DMU, (Cooper *et al.* 2007). Adicionalmente, comparar os desempenhos energéticos das companhias subdividindo entre tipos de distância de voos e, por fim, propor possíveis reestruturações da malha do aeroporto em questão ou novas estratégias de distribuição de voos pelas companhias.

No que se refere a rota, será analisada a relação entre eficiência energética e concorrência entre as quatro companhias aéreas e identificar o que as distinguem. Essas empresas se empenharão mais em oferecer melhores condições aos seus passageiros quanto maior for a competição entre as companhias, levando em consideração pontualidade ou preço das passagens aéreas e valores adicionais por excesso de bagagem, por exemplo.

Os softwares utilizados para análise serão o Microsoft Excel para tabelamento e banco de dados e o método não-paramétrico da Análise Envoltória de Dados (*DEA – Data*

Envelopment Analysis), que determina a fronteira por meio de técnicas de programação matemática e permite relacionar os *inputs* e *outputs* que farão parte deste trabalho, através do software MaxDEA. A Figura 1 mostra o caminho a ser seguido por esse estudo:

Figura 1 – Fluxograma de etapas deste estudo



Fonte: O autor, 2020.

3.4 Banco de dados e descrição das variáveis

A base de dados que será utilizada neste estudo, considerando dados mensais do período de janeiro a dezembro de 2019, avaliará a eficiência energética em relação aos tipos de rotas de voos – curta, média e longa distância – bem como sua natureza, domestica ou internacional, entre companhias aéreas que atuam no Aeroporto Internacional do Recife.

A base de dados estatísticos do transporte aéreo do Brasil considerada foi retirada do site eletrônico da ANAC (2019). Os dados considerados foram: combustível, *Payload*, ASK (*Available seat kilometer*), ATK (*Available tonne kilometer*), RPK (*Revenue seat kilometer*), RTK (*Revenue tonne kilometer*) e distância voada. Abaixo será explicado em detalhes os dados considerados.

- *Combustível*: é a quantidade, em litros, de combustível consumida pela aeronave na execução da referida etapa.

- *Payload*: é a capacidade total de peso na aeronave, expressa em quilogramas, disponível para efetuar o transporte de passageiros, carga e correio.
- *ASK*: refere-se ao volume de assentos quilômetros oferecidos (*Available seat kilometer*), ou seja, a soma do produto entre o número de assentos oferecido e a distância das etapas.
- *ATK*: refere-se ao volume de toneladas quilômetro oferecida (*Available tonne kilometer*), ou seja, a soma do produto entre o *payload*, que é a capacidade total de peso disponível na aeronave, expressa em quilogramas, disponível para efetuar o transporte de passageiros, carga e correio, e a distância das etapas, dividido por 1.000.
- *RPK*: refere-se ao volume de passageiros quilômetros transportados (*Revenue seat kilometer*), ou seja, a soma do produto entre o número de passageiros pagos e a distância das etapas.
- *RTK*: refere-se ao volume de toneladas quilômetros transportados (*Revenue tonne kilometer*), ou seja, a soma do produto entre os quilogramas carregados pagos, onde cada passageiro possui o peso estimado de 75 kg, e a distância das etapas, dividido por 1.000.
- *Distância voada*: refere-se à distância, expressa em quilômetros, entre os aeródromos de origem e destino da etapa, considerando a curvatura do planeta Terra.

Para este estudo, serão feitas análises de eficiência energética em relação aos tipos de voos e sua natureza, dividindo esta análise em dois cenários, onde no Cenário 1 possui combustível e *payload* como dados de entrada e RPK, RTK e distância voada como dados de saída, enquanto no Cenário 2 possui combustível, ASK, ATK como dados de entradas e RPK, RTK e distância voada como dados de saída.

Tabela 1 – Cenários do estudo de eficiência energética.

	<i>Inputs</i>	<i>Outputs</i>
Cenário 1	Combustível (litros)	RPK
	<i>Payload</i>	RTK Distância voada (km)
Cenário 2	Combustível (litros)	RPK
	ASK	RTK
	ATK	Distância voada (km)

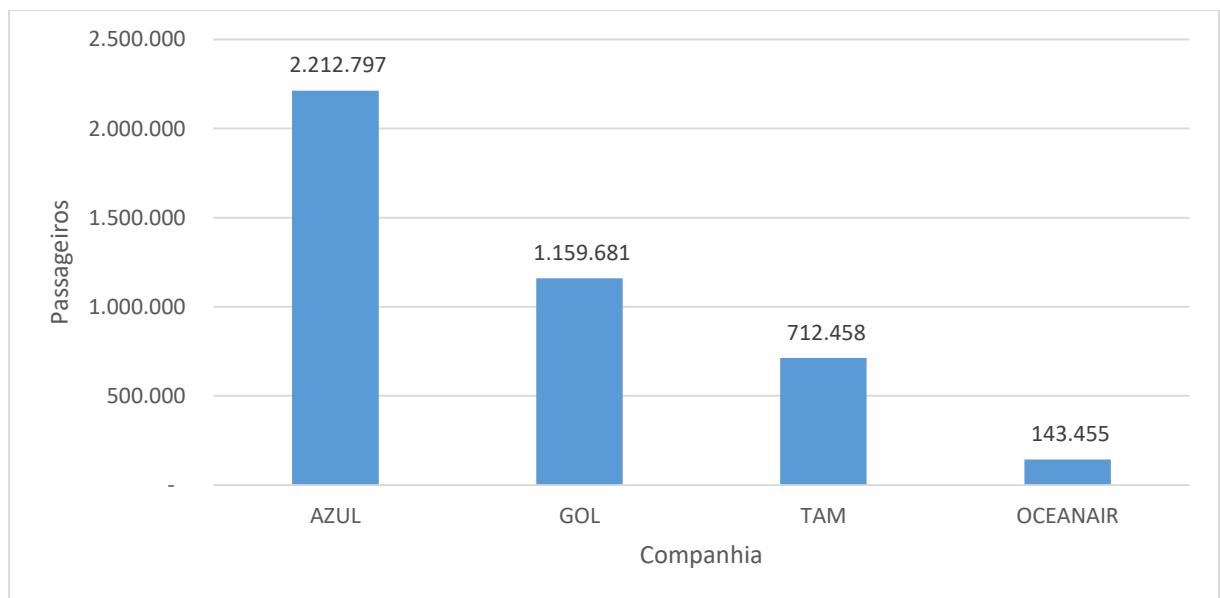
Fonte: O autor, 2021.

A natureza do voo refere-se à natureza das etapas, sendo doméstica, caso as etapas tenham pouso e decolagem realizados no Brasil e internacional caso contrário. Os tipos de

voos são classificados para este trabalho em: Voo curto é aquele com até 500 km de distância entre o par de aeroportos; voo médio entre 500 e 1500 km e longo acima de 1500 km.

Os nomes das DMUs do estudo serão uma junção da média da empresa aérea e seu tipo de distância e natureza do voo. Voos com algum dado zero ou faltando para estes cenários foram descartados, fazendo com que somente quatro companhias partindo de Recife sejam analisadas, que são a AZUL, GOL, OCEANAIR (Avianca) e TAM, totalizando 14 DMUs, sendo 4 para voos curtos, 3 para voos médios, 4 para voos longos domésticos e 3 para voos longos internacionais. A companhia OCEANAIR é a única que possui apenas dados de voos curtos e longos de natureza doméstica, para o estudo em questão. A Figura 2 apresenta a movimentação total de passageiros das companhias aéreas estudadas para o Aeroporto do Recife:

Figura 2 – Movimentação de Passageiros no Aeroporto do Recife em 2019.



Fonte: Base de Dados Estatísticos do Transporte Aéreo da ANAC, 2019.

3.5 Análise Envoltória de Dados

A busca pela excelência passa pela avaliação de desempenho e organização. A Análise Envoltória de Dados (do inglês *Data Envelopment Analysis*), ou simplesmente DEA, é um método não paramétrico que calcula eficiência relativa, portanto tudo que é produzido por uma unidade de tomada de decisão ou DMU (do inglês *Decision Making Units*). É também uma técnica baseada em programação linear, com o objetivo de quantificar empiricamente o desempenho de unidades operacionais ou múltiplas entidades semelhantes (Cooper *et al.*

2007). Este método permite definir objetivos direcionados a minimização de recursos (*inputs*) ou maximizar produção (*outputs*).

O DEA tem fundamentação da matemática para a análise e medição de eficiência de certa dependência produtiva. Conforme explica Gomes *et al* (2001), seu uso é de interesse onde determina-se eficiência de unidades produtivas além do ângulo financeiro. Primeiro deve-se selecionar as unidades produtivas ou DMUs. Em seguida, determina o processo produtivo do Aeroporto do Recife e depois aplica-se o método. O conjunto de DMUs deve ser homogêneo tendo a utilização dos mesmos *inputs* e *outputs*.

Em geral o método é utilizado para o *input* ou para o *output* dependendo se o objetivo é a redução de recursos ou no aumento da produção (Lins *et al.* 2007). Com a utilização do DEA, a projeção das unidades ineficientes é delimitada por um conjunto de referência de unidades eficientes. Peña (2008) esclarece que as unidades selecionadas devem ser iguais, isto é, devem produzir os mesmos bens e serviços. Quanto ao número de unidades, não existem normas definidas, porém, quanto maior for a quantidade de unidades analisadas, maior será a capacidade discriminatória do modelo. O objetivo da técnica DEA é construir um conjunto de referências, permitindo a classificação das DMUs em unidades eficientes ou ineficientes, tendo como referencial a superfície formada por esse conjunto.

Os scores ou resultados de eficiência relativa são calculados através de um procedimento não paramétrico baseado apenas nos dados observados e premissas básicas do estudo para o desenvolvimento de um modelo de otimização. Em cada DMU, é obtido um resultado de eficiência. Além disso, para as DMUs identificadas como ineficientes, com score menor que 1, é contado um conjunto de valores alvo, também chamados de *benchmarks*. Deste modo, o DEA permite a discriminação entre DMUs eficientes e ineficientes ao mesmo tempo em que promove melhorias viáveis para um resultado operacional eficiente. Assim que a matriz de dados observados e o modelo DEA esteja claro, o procedimento matemático é baseado no cálculo de fronteiras de eficiência para aquele conjunto de unidades. O modelo DEA trabalha projetando cada DMU na fronteira de eficiência de acordo com o modelo formulado, assim estimando as melhorias máximas alcançadas por entradas e/ou saídas (Cooper *et al.* 2007, 2011).

Com esses conceitos estabelecidos, a eficiência é verificada pela razão entre a produção verificada e a máxima, ou a razão entre a mínima quantidade de insumos necessários para a meta de produção atual. A seguir a equação apresentada por Falcão e Correia (2012):

$$Eficiência = \frac{Soma\ ponderada\ dos\ produtos}{Soma\ ponderada\ dos\ insumos}$$

3.5.1 DEA-CCR

O modelo CCR (Charnes, Cooper e Rhodes, 1978) exibe retornos constantes de escala, ou CRS (do inglês *Constant Returns to Scale*), ou seja, se aumentarem os *inputs* de uma unidade produtiva há um aumento proporcional em *outputs*. Este modelo poderia ser utilizado para a maximização ou minimização dos *outputs* e *inputs*, respectivamente. O modelo CCR ainda implica uma avaliação através da programação linear, em que restrições apresentam um conjunto de possibilidades de produção e a função objetivo expressa a máxima contração dos recursos, orientado a *inputs*, ou a máxima expansão do produto, orientado a *outputs*, (Rech *et al.*, 2014).

No modelo CCR orientado a *inputs* é almejada a minimização do nível de *inputs* mantendo os *outputs*, tendo como objetivo a máxima redução possível de insumos conservando o mesmo estado do produto. Segundo Mello *et al.* (2005), a determinação da eficiência pela otimização da segmentação entre o somatório ponderado dos *outputs* e o somatório ponderado dos *inputs*, isto é, pela divisão entre a soma dos produtos e a soma dos insumos. Este modelo permite que cada uma das DMUs arbitre um peso para cada variável, desde que os pesos não gerem uma razão maior que 1.

A seguir a demonstração do modelo CCR conforme Peña (2008):

$$Max\ h_k = \frac{\sum_{r=1}^m u_r y_{rk}}{\sum_{i=1}^n v_i x_{ik}} [1]$$

Sujeito a:

$$\frac{\sum_{r=1}^m u_r y_{rj}}{\sum_{i=1}^n v_i x_{ij}} \leq 1, \text{ para } j = 1, \dots, k, \dots, N$$

$$u_r, v_i \geq 0, \text{ para } r = 1, \dots, m; i = 1, \dots, n$$

Onde:

u_r = pesos atribuídos aos *outputs* r ;

v_i = pesos atribuídos aos *inputs* i ;

y_{rj} = quantidade observada do *output* r para unidade j ;

x_{ij} = quantidade observada do *input* i para unidade j ;

N = total de unidades em análise;

m = total de *outputs*;

n = total de *inputs*.

A seguir a demonstração do modelo CCR orientado a insumos:

$$\text{Max } h_k = \sum_{r=1}^m u_r y_{rk} \quad [2]$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^n v_i x_{ik} = 1 \quad [2.1]$$

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rj} \leq \sum_{i=1}^n v_i x_{ij}, \text{ para } j = 1, \dots, k, \dots, N \quad [2.2]$$

$$u_r, v_i \geq 0, \text{ para } r = 1, \dots, m; i = 1, \dots, n \quad [2.3]$$

No modelo CCR orientado a *outputs*, os *inputs* são mantidos e é almejada a maximização dos *outputs*. Neste modelo a eficiência é calculada de forma inversa e o objetivo é a minimização das somas ponderadas dos *inputs* divididos pela soma ponderada dos *outputs*. Ainda segundo o autor, é possível a utilização das mesmas variáveis do modelo CCR orientado a *inputs*, desde que a razão obtida seja maior ou igual a 1 (eficiência = 1/E).

A seguir a demonstração do modelo orientado a produtos:

$$\text{Min } h_k = \sum_{r=1}^m v_r x_{rk} \quad [3]$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^n u_i y_{ik} = 1 \quad [3.1]$$

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rj} \leq \sum_{i=1}^n v_i x_{ij}, \text{ para } j = 1, \dots, k, \dots, N \quad [3.2]$$

$$u_r, v_i \geq 0, \text{ para } r = 1, \dots, m; i = 1, \dots, n \quad [3.3]$$

3.5.2 DEA-BCC

Em comparação ao modelo CCR que fornece retornos constantes de escala, no modelo BCC (Banker, Charnes e Cooper, 1984) há uma visão mais realista onde exibe retornos variáveis de escala, ou VRS (do inglês *Variable Returns to Scale*). Este modelo utiliza de uma formulação que permite a projeção de cada DMU ineficiente sobre a superfície de fronteira ou envoltória, definida pelas DMUs eficientes (Souza e Macedo, 2008). Mariano

et al. (2006) demonstrou a comparação apenas de DMUs que operem em escala semelhante, pois a eficiência de uma determinada DMU é obtida dividindo sua produtividade pela maior produtividade dentre todas DMUs que têm a mesma escala apresentando uma fronteira linear por partes.

No modelo BCC a busca em agrupar valor ao DEA possibilita que seja exibido propriedades de retorno a escalas diferentes ao longo da fronteira, permitindo uma variação de sua produtividade máxima ao longo da fronteira. Por isso, este modelo não possui semelhança ou proporcionalidade entre os *inputs* e *outputs*.

O modelo BCC orientado a *inputs* tem o objetivo em encontrar a combinação ótima que minimize o nível de insumos, dado o nível de produtos. Este modelo busca responder se determinado nível de *outputs* que uma DMU produza, qual a redução que possa ocorrer nos *inputs* de modo a manter os níveis de produtos.

A seguir a demonstração do modelo BCC orientado a insumos, conforme Peña (2008):

$$\text{Max } h_k = \sum_{r=1}^m u_r y_{rk} - u_k \quad [4]$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^n v_i x_{ik} = 1 \quad [4.1]$$

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ij} - u_k \leq 0, \text{ para } j = 1, \dots, k, \dots, N \quad [4.2]$$

$$u_r, v_i \geq 0, \text{ para } r = 1, \dots, m; i = 1, \dots, n \quad [4.3]$$

No modelo BCC orientado a *outputs* comprehende a combinação ótima que maximiza o nível do produto, dado o nível de insumos.

A seguir a demonstração do modelo BCC orientado a produtos:

$$\text{Min } h_k = \sum_{r=1}^m v_r x_{rk} - v_k \quad [5]$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^n u_i y_{ik} = 1 \quad [5.1]$$

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ij} - v_k \leq 0, \text{ para } j = 1, \dots, k, \dots, N \quad [5.2]$$

$$u_r, v_i \geq 0, \text{ para } r = 1, \dots, m; i = 1, \dots, n \quad [5.3]$$

3.5.3 Modelagem

Considerando o anuário da ANAC para o período de janeiro a dezembro de 2019 e suas informações de voos com origem no Aeroporto de Recife, foram arbitrados esses cenários, como citado anteriormente por companhia aérea e tipo de voo. Com isso, os modelos a serem desenvolvidos serão CCR orientado a *inputs*, CCR orientado a *outputs*, BCC orientado a *inputs* e BCC orientado a *outputs*, de tal forma que seja possível uma análise comparativa entre seus resultados. As modelagens foram feitas utilizando o software *MaxDEA 8 Basic*.

A seguir, a Tabela 2 apresenta os modelos a serem utilizados e seus objetivos almejados de forma simplificada:

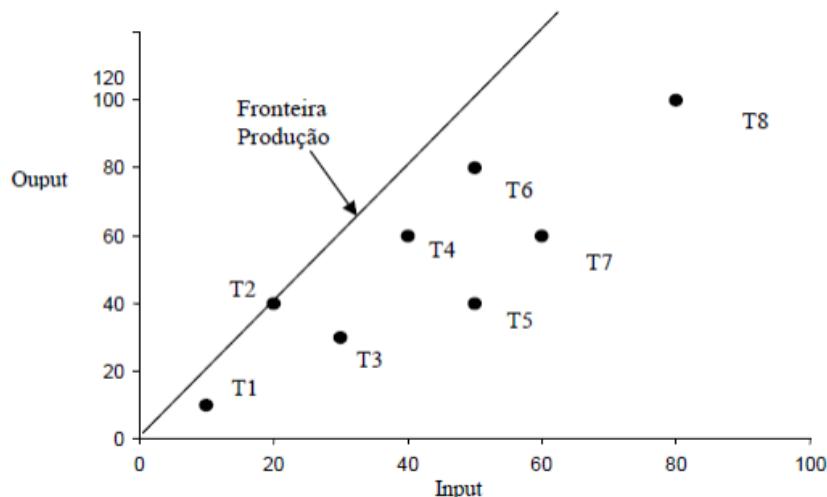
Tabela 2 – Resumo dos modelos CCR e BCC e objetivos.

	Orientado a <i>Inputs</i>	Orientado a <i>Outputs</i>
DEA-CCR	Minimizar entrada com nível mínimo de saída	Maximizar saída dado o mesmo nível de entrada
DEA-BCC	Minimizar entrada mantendo saída inalterada	Maximizar saída mantendo entrada inalterada

Fonte: O autor, 2021.

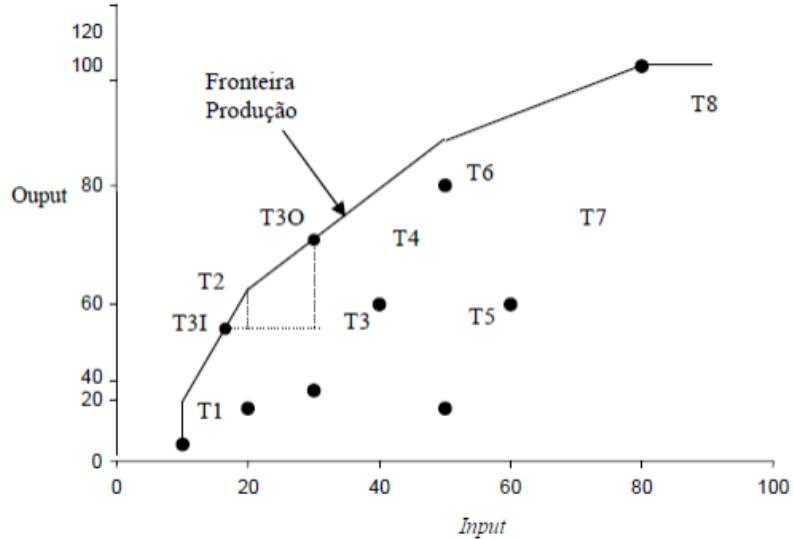
Para uma melhor visualização dos resultados dos modelos apresentados, seguem a Figura 3 e Figura 4 com gráficos das fronteiras de produção dos modelos CCR e BCC, respectivamente:

Figura 3 – Fronteira de produção do modelo CCR



Fonte: Wang, Song e Cullinane (2004).

Figura 4 – Fronteira de produção do modelo BCC



Fonte: Wang, Song e Cullinane (2004).

Devido ao modelo CCR apresentar retornos constantes de escala, os dados geram uma reta cuja representação implica que DMUs que estejam na reta são consideradas eficientes e abaixo delas as ineficientes. No que se refere ao modelo BCC, trata-se do modelo CCR incorporando a possibilidade de retornos variáveis de escala, em outras palavras, o modelo BCC demonstra uma fronteira de eficiência que comporta retornos variáveis de escala. Por apresentar retornos variáveis de escala, o formato torna-se um quarto de elipse. DMUs que se encontram sobre a curva são consideradas eficientes enquanto as demais que se encontram abaixo da curva são as ineficientes. Uma exemplificação de melhoria de eficiência quando a DMU se encontra abaixo da curva para o cálculo da eficiência relativa, essa DMU não tem eficiência máxima, porém, orientando-a para *inputs* (diminuir insumo para produção da mesma quantidade de produtos), a DMU atingirá a fronteira e, consequentemente, 100% de eficiência. O mesmo processo pode ser realizado orientando-a *outputs*, atingindo fronteira de eficiência máxima.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os modelos citados limitam-se a retornos constantes de escala e retornos variáveis de escala, ambos orientados a *inputs* e *outputs*. Esta consideração em termos da orientação dos modelos permite uma visão detalhada, na qual seja possível a otimização dos recursos, concomitantemente a maximização dos produtos, em termos de gerenciamento de insumos às aeronaves utilizadas pelas companhias aéreas.

Os dados utilizados no cenário 1 foram pensados levando em consideração o peso transportado pela aeronave, bem como o quantitativo de passageiros e carregamentos pagos. A seguir, serão apresentados a média dos dados utilizados para o Cenário 1 na Tabela 3:

Tabela 3 – Dados (valores médios) de *inputs* e *outputs* do Cenário 1.

	<i>Inputs</i>		<i>Outputs</i>		
	Combustível (L)	<i>Payload</i>	RPK	RTK	Distância voada (km)
AZUL CURTO	853,53	8.223,79	12.796,05	1.104,16	279,68
AZUL LONGO_DOM	196.545,68	584.001,45	6.254.502,91	550.665,28	49.591,32
AZUL LONGO_INT	238.786,23	198.676,15	6.354.161,23	639.134,35	30.489,37
AZUL MEDIO	3.570,71	18.741,94	67.219,79	5.811,21	947,50
GOL CURTO	1.723,33	18.515,67	21.032,33	1.923,00	173,00
GOL LONGO_DOM	471.265,27	1.153.091,58	15.725.720,78	1.344.660,54	102.364,21
GOL LONGO_INT	67.707,58	79.200,00	1.905.624,06	161.870,97	15.582,00
GOL MEDIO	5.280,53	20.667,47	110.491,79	9.512,21	858,53
OCEANAIR CURTO	1.246,00	18.003,00	15.805,00	1.319,00	109,00
OCEANAIR LONGO_DOM	299.966,62	888.085,76	9.996.392,62	885.389,57	66.689,05
TAM CURTO	4.061,25	28.700,00	26.133,25	2.268,00	154,25
TAM LONGO_DOM	631.108,67	1.591.546,55	20.313.719,40	1.873.569,55	117.318,26
TAM LONGO_INT	222.484,07	207.013,33	6.456.826,83	690.701,10	35.397,80
TAM MEDIO	6.021,00	23.650,00	127.916,25	10.777,00	800,25

Fonte: ANAC, 2019.

Outrossim, o cenário 2 foi pensado da mesma forma, mas dando importância, adicionalmente, ao volume transportado e quantidade de assentos oferecidos. Essa diferença nos cenários influencia na tomada de decisão das companhias aéreas visto que elas possuem altos custos associados a cada voo, devido a tripulação, pessoal de apoio, limpeza e conservação da aeronave, combustível e serviços para atender os passageiros. Sendo assim, caso os assentos não sejam ocupados em sua totalidade, por exemplo, a companhia pode não

estar gerando a melhor receita possível àquele voo. O fator de aproveitamento ou taxa de ocupação (*load factor*) diz respeito à relação entre oferta e demanda. É calculado por voo ou por etapa de voo, pela divisão do total de assentos ocupados por passageiros pagantes pelo total de assentos oferecidos em cada caso, conforme consta no glossário da ABEAR. Para uma companhia ou para a indústria, é calculado a partir da divisão do total de RPK pelo total de ASK daquela companhia ou de todas as companhias. Também pode ser aplicado de forma análoga para o transporte de cargas, indicando o quanto da capacidade ofertada foi efetivamente ocupada por itens que geraram receita para uma companhia.

A seguir, serão apresentados os dados (valores médios) utilizados para o Cenário 2 na Tabela 4:

Tabela 4 – Dados (valores médios) de *inputs* e *outputs* do Cenário 2.

	<i>Inputs</i>			<i>Outputs</i>		
	Combustível (L)	ASK	ATK	RPK	RTK	Distância voada (km)
AZUL CURTO	853,53	19.854,84	1.921,16	12.796,05	1.104,16	279,68
AZUL LONGO_DOM	196.545,68	7.342.721,93	729.069,71	6.254.502,91	550.665,28	49.591,32
AZUL LONGO_INT	238.786,23	7.512.774,27	1.181.945,73	6.354.161,23	639.134,35	30.489,37
AZUL MEDIO	3.570,71	94.530,26	9.030,24	67.219,79	5.811,21	947,50
GOL CURTO	1.723,33	29.890,00	3.241,33	21.032,33	1.923,00	173,00
GOL LONGO_DOM	471.265,27	18.178.286,65	1.961.829,89	15.725.720,78	1.344.660,54	102.364,21
GOL LONGO_INT	67.707,58	2.742.432,36	308.521,52	1.905.624,06	161.870,97	15.582,00
GOL MEDIO	5.280,53	151.364,21	16.330,21	110.491,79	9.512,21	858,53
OCEANAIR CURTO	1.246,00	17.658,00	1.962,00	15.805,00	1.319,00	109,00
OCEANAIR LONGO_DOM	299.966,62	10.801.856,43	1.207.433,05	9.996.392,62	885.389,57	66.689,05
TAM CURTO	4.061,25	31.428,00	3.614,25	26.133,25	2.268,00	154,25
TAM LONGO_DOM	631.108,67	23.673.496,40	2.778.538,02	20.313.719,40	1.873.569,55	117.318,26
TAM LONGO_INT	222.484,07	7.510.766,33	1.146.047,93	6.456.826,83	690.701,10	35.397,80
TAM MEDIO	6.02100,	146.707,00	15.162,75	127.916,25	10.777,00	800,25

Fonte: ANAC, 2019.

A dificuldade na obtenção de dados completos relativos a cada companhia aérea é característica do modelo matemático em questão, fundamentando a escolha de variáveis relacionadas à movimentação por sua maior disponibilidade no banco de dados da ANAC

(2019). Como nem todas informações de voos estavam totalmente preenchidas, somente estas 4 companhias estão sendo avaliadas.

Conforme os microdados da ANAC para o ano de 2019, foi possível levantar quais aeronaves são utilizadas para cada companhia aérea que tem suas atividades no Brasil. Este estudo baseia-se somente com os dados de voos com origem na cidade do Recife sendo possível filtrar as aeronaves na Tabela 5Tabela 6:

Tabela 5 – Resumo das companhias aéreas e aeronaves utilizadas em Recife.

Companhia aérea	Modelo da aeronave	Código da aeronave	Distância média da rota (km)
AZUL	AEROSPATIALE/ALENIA ATR 72 FREIGHTER	AT72	312,32
	AIRBUS A320NEO	A20N	1750,09
	AIRBUS A330-200 FREIGHTER	A332	6327,86
	BOEING 737-400 COMBI	B734	570,00
	EMBRAER 190	E190	1481,38
	EMBRAER 195	E195	1069,69
GOL	BOEING 737 MAX 8	B38M	1848,07
	BOEING 737-700 (WINGLETS) PAX	B737	1082,34
	BOEING 737-800 (WINGLETS) PAX	B738	1885,55
OCEANAIR (AVIANCA)	AIRBUS A320-100/200	A320	1310,99
TAM	AIRBUS A319	A319	1692,03
	AIRBUS A320-100/200	A320	1310,99
	AIRBUS A321-100/200	A321	1770,09
	BOEING 767-300 FREIGHTER	B763	5442,45

Fonte: ANAC, 2019.

Com base nos microdados da ANAC, foi possível também estimar a autonomia da aeronave em quilômetros por litro levando em consideração a razão entre a distância voada pelo combustível. Esta relação é uma média de todos os voos com origem no Aeroporto de Recife e não entrou na modelagem DEA, sendo apenas um parâmetro de comparação com o resultado final deste estudo. A quantidade de assentos é dada também nos microdados, bem como o tipo de serviço, sendo de carga ou de passageiro para cada voo. Para o caso da quantidade de assentos, os valores não representam a quantidade total de assentos da aeronave e sim a quantidade de assentos ofertados pelas companhias aéreas, apresentados na Tabela 6.

Levando em consideração o critério autonomia, a Azul possui a maior autonomia média dentre as quatro de 0,2347 km/L, sendo o modelo Aerospatiale/Alenia ATR 72 Freight o avião com melhor autonomia deste trabalho com 0,3798 km/L. Segundo folheto do fabricante, essa aeronave de médio porte é voltada para o mercado de taxi aéreo de passageiros em rotas domésticas, operando em curtas e médias distâncias, ideal para

infraestruturas aeroportuárias de menor porte. O modelo ATR-72 possui propulsão de turboélice com mais potência estática aeronaves a jato de mesmo tamanho, facilitando operações de pouso com pistas 2 km ou menos de comprimento. Além disso, chega à velocidade máxima de 511 km/h, alcance de 1.528 km e uma altitude de 25 mil pés.

As informações dos microdados da ANAC seguem apresentadas abaixo na Tabela 6:

Tabela 6 – Resumo dos modelos de aeronaves.

Companhia aérea	Código	Autonomia (km/L)	Velocidade média (km/h)	Qtd. assentos	Tipo de Serviço
AZUL	AT72	0,3798	246,81	68	CARGUEIRO/PASSAGEIRO
	A20N	0,2475	589,35	173	PASSAGEIRO
	A332	0,1055	718,03	271	PASSAGEIRO
	B734	0,1887	406,84	0	CARGUEIRO
	E190	0,2552	575,91	106	PASSAGEIRO
	E195	0,2314	525,30	117	PASSAGEIRO
GOL	B38M	0,2510	625,47	186	PASSAGEIRO
	B737	0,2204	539,97	138	PASSAGEIRO
	B738	0,2149	634,30	186	PASSAGEIRO
OCEANAIR	A320	0,2235	561,64	163	PASSAGEIRO
TAM	A319	0,2318	666,67	144	PASSAGEIRO
	A320	0,2053	561,64	163	PASSAGEIRO
	A321	0,1739	617,84	220	PASSAGEIRO
	B763	0,1355	728,23	235	PASSAGEIRO

Fonte: ANAC, 2019.

Visto que quanto maior a velocidade da aeronave maior será seu consumo de combustível, as aeronaves ATR-72 da Azul apresentam quase 50% de uso da potência máxima, o que pode influenciar positivamente na autonomia da aeronave.

Os resultados dos modelos DEA-CCR e DEA-BCC seguem apresentados na Tabela 7. Após isso, uma apresentação dos resultados em gráficos de colunas.

Tabela 7 – Resultados de *scores* de eficiência para companhias aéreas.

DMU	Cenário 1				Cenário 2			
	CCR-I	CCR-O	BCC-I	BCC-O	CCR-I	CCR-O	BCC-I	BCC-O
GOL LONGO_INT	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	0,9021	0,9021	0,9095	0,9098
GOL MEDIO	0,6538	0,6538	0,7234	0,6879	0,8221	0,8221	0,8236	0,8231
OCEANAIR CURTO	0,3839	0,3839	0,7573	0,6101	0,9749	0,9749	1,0000	1,0000
OCEANAIR LONGO_DOM	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
TAM CURTO	0,1929	0,1929	0,3136	0,2179	0,8985	0,8985	0,9218	0,9194
TAM LONGO_DOM	0,9944	0,9944	1,0000	1,0000	0,9944	0,9944	1,0000	1,0000
TAM LONGO_INT	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
TAM MEDIO	0,6367	0,6367	0,7142	0,6899	0,9956	0,9956	0,9992	0,9992

Fonte: O autor, 2021.

Conforme citado anteriormente no Capítulo 3, foram considerados somente informações de voos cujas informações usadas no estudo estivessem completamente preenchidas, sendo, portanto, 4 companhias aéreas analisadas. Enquanto companhias como AZUL, GOL e TAM apresentaram dados para voos curtos, médios e longos domésticos e internacionais, a OCEANAIR (AVIANCA) divulgou somente para voos curtos e longos internacionais.

4.1 Voos de Curta Distância

Para fins de comparação visual, os resultados dos modelos seguem apresentados abaixo em gráficos, de acordo com os resultados da Tabela 7.

A distância dos voos influencia bastante sobre a eficiência energética das aeronaves pelo fato do maior consumo de combustível ocorrerem nos momentos de pouso e de aterrissagem e não em momentos de cruzeiro pela aeronave estar numa velocidade constante e, a depender da situação, tendo o benefício dos ventos. Entretanto, a AZUL é o benchmark desta análise para voos curtos pelo fato de suas aeronaves serem mais adequadas às rotas com uma autonomia de voo maior que de suas concorrentes. Como citado anteriormente neste capítulo, as aeronaves de modelo ATR-72, utilizados pela AZUL, já coloca a companhia no benchmark desta segmentação da análise para voos menores ou iguais a 500 km de distância.

Além da especificidade do ATR-72, a AZUL mostrou-se a mais eficiente tanto no CCR quanto no BCC, ambos orientados a insumos e produtos. Adicionalmente, ela teve a maior média de distância voada dentre as companhias, com aproximadamente 279,68 km voados, seguido da GOL com 173,00 km voados. Outrossim, o gasto com combustível foi menor com uma média de 853,53 L, mostrando-se um *outlier* quando é feita a comparação com as outras companhias.

Outro fator determinante que influencia este cenário é o modelo das aeronaves adotadas pelas outras companhias. Enquanto para voos curtos a preferência da AZUL seja a adoção de modelos econômicos como o ATR-72, nas outras companhias predominam modelos Boeing 737, Boeing 767 e Airbus A320, aviões de portes consideravelmente maiores que o ATR-72, com uma média de assentos ofertados de 179 enquanto na AZUL a média chega a 122 por voo, com o modelo ATR puxando a média para baixo com 68 assentos ofertados. Os modelos DEA-CCR orientados a *inputs* ou *outputs* apresentaram o mesmo resultado, como apresentado no Gráfico 1.

Gráfico 1 – Cenário 1, Voos curtos



Fonte: O autor, 2021.

Para o modelo DEA-BCC, há uma mudança no ranking, mantendo ainda a liderança da AZUL como mais eficiente. Dentre os piores desempenhos, aparece a TAM, que apesar da distância voada ser consideravelmente menor que a AZUL, apresenta *payload* 71,34% maior e, consequentemente, consumo maior de combustível que o benchmark. Essa constatação pode ser elucidada melhor quando há uma comparação das especificações técnicas das aeronaves utilizadas pela própria TAM, que usa modelos Airbus e Boeing, considerados aeronaves de maior porte e que possui em média 190 assentos ofertados por voo em 2019 além de atingir velocidades maiores que o ATR-72, onde este atingiu velocidade de 246,81 km/h e aqueles em média 643,60 km/h por voo. A Tabela 8 mostra a contribuição de cada uma das variáveis para o cálculo da eficiência das DMUs.

Tabela 8 – Comparaçao dos dados, Cenário 1 voos curtos

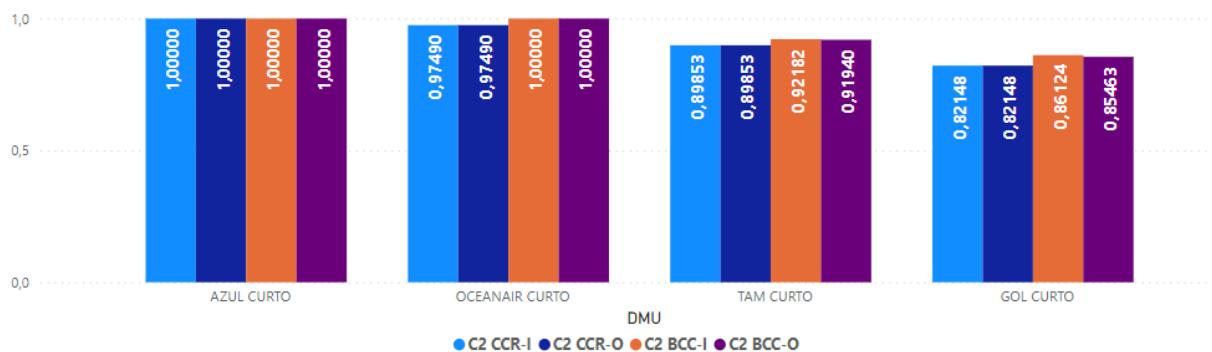
DMU	Inputs		Outputs		
	Combustível (L)	Payload	RPK	RTK	Distância voada (km)
AZUL	853,53	8.223,79	12.796,05	1.104,16	279,68
GOL	1.723,33	18.515,67	21.032,33	1.923,00	173,00
OCEANAIR	1.246,00	18.003,00	15.805,00	1.319,00	109,00
TAM	4.061,25	28.700,00	26.133,25	2.268,00	154,25

Fonte: O autor, 2021.

Entretanto, quando é feita a modelagem BCC orientada a produtos, maximizando a saída e mantendo entrada inalterada, há uma piora na eficiência destas DMUs, com exceção do benchmark. Isso se deve pela limitação que cada aeronave apresenta, visto que num possível aumento de oferta de passageiros ou de peso transportado, impacta diretamente sobre o consumo de combustível devido ao aumento de peso interno das aeronaves. Para o caso da AZUL, o modelo ATR-72 se mostra, mais uma vez, o ideal para uso em rotas de curtas distâncias uma vez que os serviços que a companhia demanda deste avião vão desde transporte de passageiros, transporte de carga ou ambos, dando uma maior margem estratégica de demanda para a AZUL.

No segundo cenário para voos curtos, há uma maior distribuição de eficiência dentre as companhias aéreas, com a AZUL, novamente, na liderança do ranking em todas as modelagens e orientações de insumo ou produto do estudo. O Gráfico 2 ilustra os resultados:

Gráfico 2 – Cenário 2, Voos curtos



Fonte: O autor, 2021.

Comparando com o cenário 1 que tem a TAM com pior desempenho, no cenário 2 este lugar fica a cargo da GOL apesar de terem eficiência maior que 80%. Um decremento nos *inputs*, neste caso, não apresenta uma relação direta entre ambas as companhias, pois a taxa de ocupação da TAM é de 17,81% enquanto a GOL apresenta 0,09%, o que demonstra uma melhor distribuição de peso nas suas aeronaves, apesar da autonomia média ser de 81% da autonomia média da GOL. A Tabela 9 mostra a contribuição de cada uma das variáveis para o cálculo da eficiência das DMUs.

Tabela 9 – Comparação dos dados, Cenário 2 voos curtos

DMU	Inputs			Outputs		
	Combustível (L)	ASK	ATK	RPK	RTK	Distância voada (km)
AZUL	853,53	19.854,84	1.921,16	12.796,05	1.104,16	279,68
GOL	1.723,33	23.673.496,40	2.778.538,02	21.032,33	1.923,00	173,00
OCEANAIR	1.246,00	7.510.766,33	1.146.047,93	15.805,00	1.319,00	109,00
TAM	4.061,25	146.707,00	15.162,75	26.133,25	2.268,00	154,25

Fonte: O autor, 2021.

4.2 Voos de Média Distância

Em voos médios, a OCEANAIR foi desconsiderada por não apresentar dados completos na base do anuário da ANAC (2019). Neste cenário, a AZUL é a mais eficiente disparando em relação as demais, assim como no Cenário 1 de voos curtos. Como apontado abaixo, a AZUL é a que consome menos combustível apesar de um *payload* próximo de suas concorrentes, contudo, quase metade dos passageiros e carga transportadas em comparação com a GOL e TAM. A Tabela 10 exibe a eficiência de cada companhia:

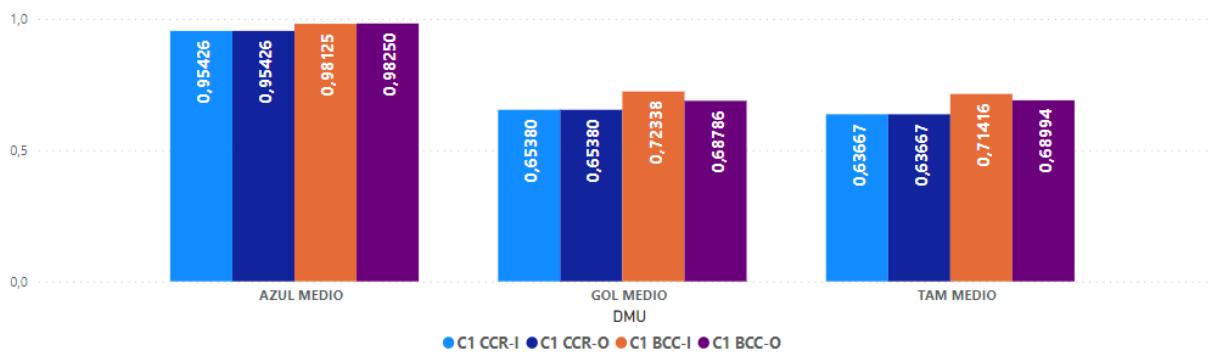
Tabela 10 – Comparação dos dados, Cenário 1 voos médios

DMU	Inputs		Outputs		
	Combustível (L)	<i>Payload</i>	RPK	RTK	Distância voada (km)
AZUL	3.570,71	18.741,94	67.219,79	5.811,21	947,50
GOL	5.280,53	20.667,47	110.491,79	9.512,21	858,53
TAM	6.021,00	23.650,00	127.916,25	10.777,00	800,25

Fonte: O autor, 2021.

No que se refere ao modelo CCR, independente da orientação os resultados se assemelham. No modelo BCC quando se minimiza insumos e mantém produto inalterado, nota-se uma melhora em sua eficiência quando é feita conferência quando se maximiza produtos e mantém insumo inalterado. Essa observação é quase imperceptível sobre a AZUL, porém evidente nas rivais. O Gráfico 3 evidencia essa notação:

Gráfico 3 – Cenário 1, Voos médios



Fonte: O autor, 2021.

O Cenário 2 apresenta um nivelamento dentro de cada companhia aérea, mas a AZUL deixando de ser benchmark deste cenário quando é analisada através do modelo CCR com uma eficiência de 99,6% da TAM e de 97,8% da AZUL. Isso se deve ao fato da TAM ofertar mais assentos e oferecido mais transporte de carga em comparação a AZUL, ao passo que os passageiros pagos e carga transportada representarem quase o dobro que a sua concorrente, além de uma menor média de distância voada com uma diferença de pouco mais de 50 km. A Tabela 11 apresenta os dados para Cenário 2:

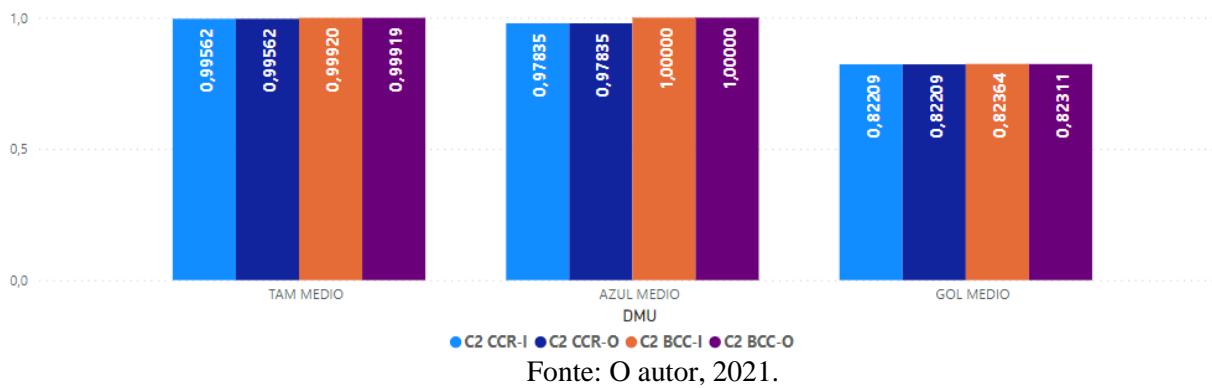
Tabela 11 – Comparaçāo dos dados, Cenário 2 voos médios

DMU	Inputs			Outputs		
	Combustível (L)	ASK	ATK	RPK	RTK	Distância voada (km)
AZUL	3.570,71	17.658,00	1.962,00	67.219,79	5.811,21	947,50
GOL	5.280,53	10.801.856,43	1.207.433,05	110.491,79	9.512,21	858,53
TAM	6.021,00	31.428,00	3.614,25	127.916,25	10.777,00	800,25

Fonte: O autor, 2021.

Já no modelo BCC, o jogo vira e a AZUL retoma a liderança do benchmark e logo atrás a TAM com eficiência de 99,9%. Isso se deve mais pelo consumo médio de combustível da ATR pela AZUL ser de 3.570,71 L e distância média voada de 947,5 km, enquanto a TAM tem 6.021 L e 800,25 km, respectivamente. Essa constatação é mais uma prova da superioridade tecnológica da frota de aviões ATR-72 da AZUL diante das demais, mais uma vez demonstrando que o consumo de combustível por quilometro influência no resultado de eficiência energética. O Gráfico 4 apresenta tais resultados:

Gráfico 4 – Cenário 2, Voos médios



No que se refere aos voos de longa distância, sendo de natureza doméstica ou internacional, a análise torna-se mais complexa visto que para Khadilkar e Balakrishnan, (2011) o consumo de combustível no taxiamento do voo é proporcional ao número de curvas, paradas e acelerações em que uma aeronave é submetida. Como o tempo de cruzeiro é muito maior que o tempo de taxi neste caso, a infraestrutura aeroportuária tem pouco impacto sobre sua eficiência como um todo. Por isso, uma análise quantitativa quanto aos pormenores da infraestrutura aeroportuária na origem ou destino e as especificações técnicas das aeronaves torna-se imprescindível nesta avaliação considerando distâncias maiores que 500 km das viagens.

4.3 Voos Domésticos de Longa Distância

Quando é feita avaliação dos voos longos domésticos no Cenário 1, as companhias AZUL, GOL e OCEANAIR tem performances iguais, sendo a TAM única com comportamento diferente, apesar de apresentar eficiência de 99,4% no modelo CCR, o que já demonstra uma eficiência alta e muito aproximada das demais. A TAM utiliza aeronaves de grande porte dos modelos Airbus A319, A320 e A321 e Boeing 767. A autonomia de viagem média da companhia é de aproximadamente 0,18 km/L logo abaixo da OCEANAIR com 0,22 km/L, fazendo com que a TAM tenha a menor autonomia em relação as demais concorrentes.

Apesar dessa desvantagem perante as demais, isso não necessariamente representa um demérito para a TAM. Ela é a que apresenta maior *payload* e concomitantemente maior relação de passageiros pagos e toneladas transportadas, com *market share* de aproximadamente 30% do mercado, conforme a Tabela 12:

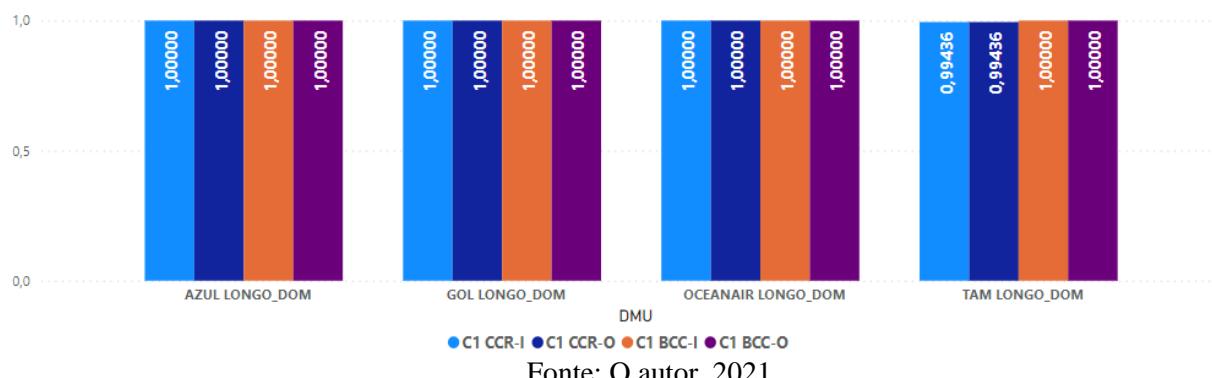
Tabela 12 – Comparação dos dados, Cenário 1 voos longos domésticos

DMU	Inputs		Outputs		
	Combustível (L)	Payload	RPK	RTK	Distância voada (km)
AZUL	196.545,68	584.001,45	6.254.502,91	550.665,28	49.591,32
GOL	471.265,27	1.153.091,58	15.725.720,78	1.344.660,54	102.364,21
OCEANAIR	299.966,62	888.085,76	9.996.392,62	885.389,57	66.689,05
TAM	631.108,67	1.591.546,55	20.313.719,4	1.873.569,55	117.318,26

Fonte: O autor, 2021.

O Gráfico 5 demonstra visualmente as eficiências em voos longos domésticos neste Cenário 1.**Gráfico 5** – Cenário 1, Voos longos domésticos

Gráfico 5 – Cenário 1, Voos longos domésticos



Fonte: O autor, 2021.

A análise aplicada ao Cenário 1 se repete também no Cenário 2, mas removendo o *payload* da avaliação e aplicando os assentos e toneladas ofertadas, na forma de ASK e ATK. Neste cenário, a OCEANAIR equipada com o seu Airbus A320 apresenta maiores valores ASK e ATK dando uma falsa sensação de baixa eficiência por ofertar mais lugares e poder transportar mais do que as demais, apesar de transportar bem menos passageiros que o resto. Porém, no balanço da eficiência, isso não afeta negativamente a eficiência energética da antiga AVIANCA devido a autonomia de sua aeronave atingir 0,22 km/L e a AZUL e GOL apresentarem 0,23 km/L e 0,22 km/L, respectivamente. Essa razão entre combustível e distância voada diretamente da base de dados da ANAC permite uma avaliação rápida perante a autonomia efetiva das aeronaves utilizadas por essas companhias aéreas, apesar de não entrar diretamente no DEA.

A seguir, a Tabela 13 com os dados utilizados para Cenário 2:

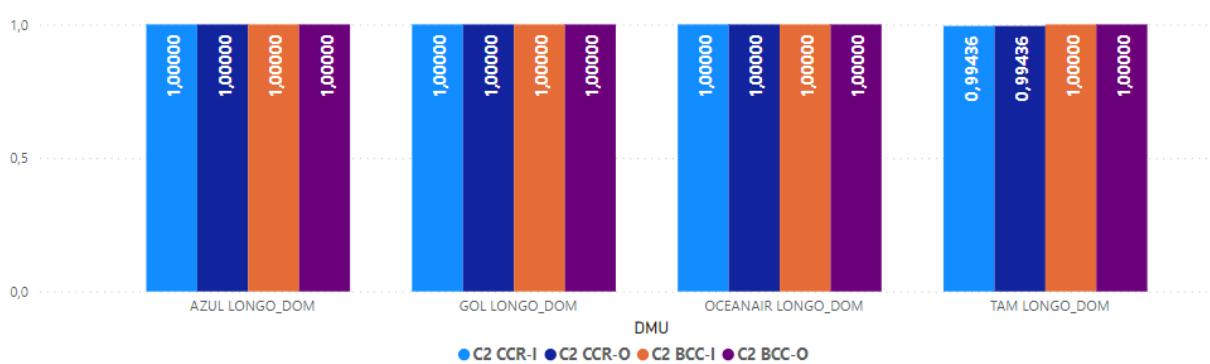
Tabela 13 – Comparação dos dados, Cenário 2 voos longos domésticos.

DMU	Inputs			Outputs		
	Combustível (L)	ASK	ATK	RPK	RTK	Distância voadá (km)
AZUL	196.545,68	7.342.721,93	729.069,71	6.254.502,91	550.665,28	49.591,32
GOL	471.265,27	94.530,26	9.030,24	15.725.720,78	1.344.660,54	102.364,21
OCEANAIR	299.966,62	18.178.286,65	1.961.829,89	9.996.392,62	885.389,57	66.689,05
TAM	631.108,67	151.364,21	16.330,21	20.313.719,40	1.873.569,55	117.318,26

Fonte: O autor, 2021.

O Gráfico 6 demonstra visualmente as eficiências em voos longos domésticos neste Cenário 2.

Gráfico 6 – Cenário 2, Voo longos domésticos

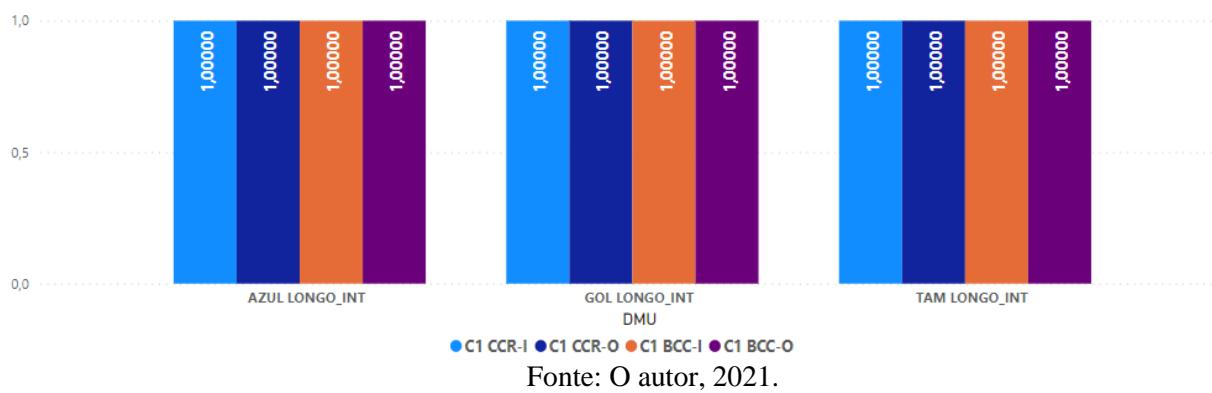


Fonte: O autor, 2021.

4.4 Voo Internacionais de Longa Distância

Em se tratando de voos de longa distância internacionais a OCEANAIR foi desconsiderada por não apresentar informações completas na base de dados do anuário da ANAC (2019). Como descrito no Gráfico 7, não há uma diferença em termos de eficiência energética independente do modelo e sua orientação. Isso evidencia mais uma vez a afirmação de que tempo de cruzeiro maiores em comparação ao tempo de partida e pouso – onde há maior consumo de combustível das aeronaves.

Gráfico 7 – Cenário 1, Voo longos internacionais



A seguir, a Tabela 14 com informações do Cenário 2:

Tabela 14 – Comparação dos dados, Cenário 2 voos longos internacionais.

DMU	Inputs			Outputs		
	Combustível (L)	ASK	ATK	RPK	RTK	Distância voada (km)
AZUL	238.786,23	7.512.774,27	1.181.945,73	6.354.161,23	639.134,35	30.489,37
GOL	67.707,58	29.890,00	3.241,33	1.905.624,06	161.870,97	15.582,00
TAM	222.484,07	2.742.432,36	308.521,52	6.456.826,83	690.701,10	35.397,80

Fonte: O autor, 2021.

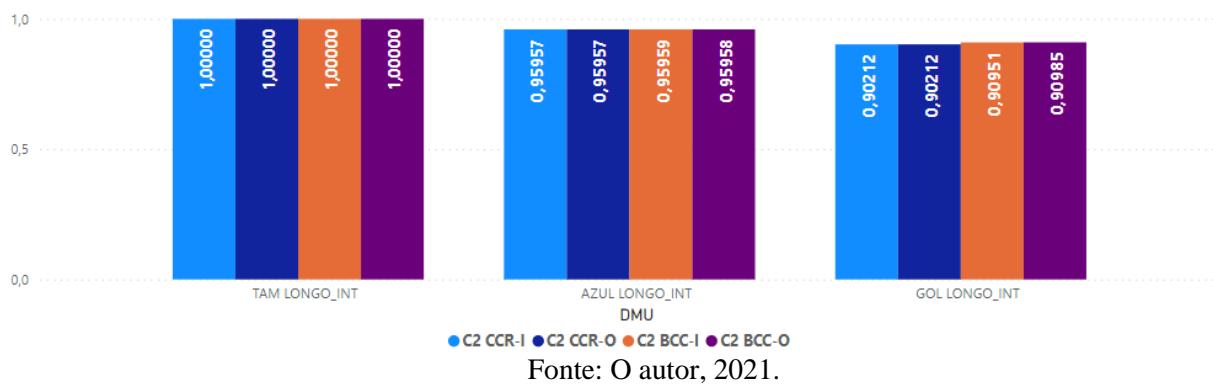
Enquanto no Cenário 1 cabe uma análise quantitativa dos modelos de aeronaves devido à similaridade de suas eficiências energéticas, o mesmo não pode ser dito do Cenário 2 onde há uma diferença de quase 5% da TAM como benchmark e da AZUL, com aproximadamente 96%, conforme Gráfico 8. Neste cenário, a TAM adquire menos combustível e viaja em média mais do que a AZUL, além desta ofertar maior capacidade de carga e de assentos que a anterior. Isso pode ser explicado pelas dimensões de cada aeronave, visto que esta limitação espacial pode comprometer a eficiência das companhias aéreas, evidenciando a influência da infraestrutura sobre os custos operacionais delas.

Para essa natureza de voo, a AZUL dispõe de Airbus 320neo e 330-200 Freighter que chegam a medir 37,57 metros e 59 metros de comprimento e envergaduras de 34,1 metros e 60 metros, respectivamente, enquanto a TAM possui Airbus A320-100/200 e Boeing 767-300 Freighter medindo 37,57 metros e 48,5 metros de comprimento e 35,8 metros e 47,6 metros de envergadura, respectivamente. O Aeroporto Internacional do Recife-Guararapes possui dimensões de pista de 3,3 km de comprimento por 45 metros de largura, o que já dificulta uma manobra ou posicionamento na pista destas aeronaves citadas.

Por demonstrarem eficiência acima de 90% em todos modelos e orientações de *inputs* e *outputs*, fica evidente que a companhia aérea deve possuir controle da distribuição das

aeronaves e de seus trajetos, para que não tenham custos excessivos devido a uma externalidade como a infraestrutura aeroportuária, sazonalidade, procedimentos operacionais, variação de preço do combustível, regulação a qual está submetida ou movimentação de outras aeronaves das empresas aéreas concorrentes. Para que um aeroporto possa receber mais voos ou aviões maiores, é preciso um investimento robusto em infraestrutura dos terminais aéreos para que haja melhor acomodação e fluxo nas pistas. O Gráfico 8 evidencia os resultados deste cenário:

Gráfico 8 – Cenário 2, Voos longos internacionais.



Fonte: O autor, 2021.

5 CONCLUSÕES

O presente estudo teve como objetivo principal a comparação na eficiência energética de quatro companhias aéreas que atuam no Aeroporto Internacional do Recife/Guararapes – Gilberto Freyre, cujos dados de voos encontravam-se disponibilizados no banco de dados da ANAC (2019). Esse banco de dados contém as informações necessárias no que diz respeito aos DMUs do estudo, sendo utilizados dados como combustível, *payload*, ATK, ASK, RPK, RTK e distância voada. Adicionalmente, um banco de dados da ABEAR também foi utilizado para o presente estudo, contendo informações sobre os voos para no ano de 2019, bem como informações de modelos das aeronaves utilizadas naquele período. Ambos bancos de dados foram filtrados com origem no Aeroporto em análise. Concomitantemente, os voos foram caracterizados em três tipos: voos de distância curta, média e longa, este último sendo subdivididos entre domésticos e internacionais, totalizando quatro entidades semelhantes.

A reflexão sobre os dados permite verificar que a companhia aérea AZUL possui maior eficiência sobre maioria dos tipos de voos com origem em Recife tendo 100% de eficiência em voos curtos, longos domésticos e internacionais para o Cenário 1 (nos modelos CCR orientado a *inputs* e *outputs* e no modelo BCC orientado a *inputs*) e voos curtos, longos domésticos e em voos médios (no modelo BCC) para o Cenário 2. As demais companhias possuíram desempenho próximo ao *benchmark*, mas com exceção dos médios da GOL e TAM e voos curtos da GOL, OCEANAIR e TAM, no Cenário 1. Neste recorte, a TAM conseguiu até 31,3% de eficiência.

Em voos curtos, o modelo ATR-72 adotado pela AZUL demonstra maior eficiência nesse tipo de rota. Além disso a mudança de cenário demonstrou uma diferença significativa sobre a eficiência das companhias aéreas, evidenciando como a adoção do *payload* como *input*, que é a capacidade total de peso na aeronave, afeta a eficiência das companhias. Além de tudo, o modelo BCC possui maior eficiência que o modelo CCR neste tipo de voo. Os índices de eficiências do modelo BCC com orientação independendo de entrada ou saída não são iguais, como acontece com o modelo CCR, devido fronteira possuindo forma convexa, porém preservando à classificação entre as unidades eficientes e ineficientes.

No geral, o estudo mostrou que há um indicativo de que os voos mais longos são mais eficientes independendo do modelo de aeronave pelas companhias aéreas, já que no voo de cruzeiro o consumo de combustível é menor, além de abranger a maior porção do tempo total que a aeronave percorre durante o voo.

Importante salientar que mesmo obtendo *benchmark* e considerado como modelo de aproveitamento de recursos, cada aeronave tem suas características específicas, como tipo de motor (que afeta o consumo de combustível) e suas dimensões. Por conseguinte, as companhias aéreas devem adaptar as práticas mais eficientes para suas particularidades e não planejar idêntica alocação de recursos que seus pares. Uma recomendação que se tira deste estudo seria trabalhar somente com transporte de passageiros ou de cargueiros e ver se os resultados se manteriam, já que neste estudo não houve essa diferenciação.

O modelo DEA-SBM (*Slacks-Based Measure*), que lida diretamente com excesso de *inputs* e déficit de *outputs* das unidades de decisão tem o diferencial de admitir orientação simultânea entre *input* e *output*, fazendo com que haja minimização das distâncias a serem percorridas para atingir a fronteira de eficiência. Tone (2001) explica que o modelo tenta encontrar o máximo de proveito virtual, diferente dos modelos radiais, fazendo com que para modelos SBM a eficiência seja menor, devido a existência de folgas que são desconsideradas pelos demais modelos. Dito isso, o acréscimo desse modelo em trabalhos futuros seria mais uma forma de analisar os dados de voos.

Outro modelo que também poderia ser considerado em trabalhos futuros é o Network DEA ou NDEA que, devido a sua estrutura, deve ser eficiente em cada etapa, diferente dos modelos tradicionais como CCR e BCC. Assim, podem haver DMUs que não sejam totalmente eficientes (100% de eficiência) quando se observa todo o processo. Além do cálculo global da eficiência, os modelos NDEA fornecem os índices de eficiência de cada estágio, uma vez que o conjunto de possibilidades de produção é modelado no nível de cada estágio, ou seja, cada etapa tem sua própria técnica, definindo assim o seu próprio conjunto de pesos e unidades de referência (Kao, 2009). Por isso, as aplicações do NDEA poderiam proporcionar análises específicas para decolagem, cruzeiro e aterrissagem, ampliando o campo de observação dos modelos citados no trabalho.

Possíveis trabalhos futuros podem evoluir a partir desse tema, como uma análise mais aprofundada nas especificações técnicas e operacionais de cada aeronave que uma companhia aérea adota para determinado voo, bem como uma análise aprofundada sobre a infraestrutura aeroportuária, como área, tamanho de pista e presença de saídas rápidas, e sua influência e impacto sobre a eficiência energética das aeronaves, visto que no voo de cruzeiro o avião consome menos combustível do que nos momentos de decolagem e aterrissagem (Khadilkar e Balakrishnan, 2011).

Adicionalmente como sugestão, uma análise trimestral ao invés da anual, visto que climas adversos podem influenciar sobre as condições de voo podendo modificar, sazonalmente, o tempo de voo e consumo de combustível. Outra sugestão, seria analisar o

consumo de combustível pela aeronave correlacionando com o preço do combustível de aviação no mês de referência do voo. Além disso, aspectos ligados a manutenção e sistema de calibração que possam garantir melhor desempenho das aeronaves e fazendo uma comparação com seu desempenho em um período maior de tempo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Agência Nacional de Aviação Civil. **117 milhões de passageiros foram transportados em 2014.** ANAC. Disponível em <<https://www.anac.gov.br/noticias/2015/117-milhoes-de-passageiros-foram-transportados-em-2014>> (2014a). Acesso em: 18/10/2020.

Agência Nacional de Aviação Civil. **ANAC lança Inventário de Emissão de Gases na Aviação Civil.** ANAC. Disponível em <<https://www.anac.gov.br/noticias/2014/anac-lanca-inventario-de-emissao-de-gases-na-aviacao-civil>> (2014b). Acesso em: 20/10/2020.

Agência Nacional de Aviação Civil. ANAC. **Anuário do Transporte Aéreo.** Agência Nacional de Aviação Civil, 2014c.

Agência Nacional de Aviação Civil. ANAC. **Lei de Criação da ANAC (Lei nº 11.182).** Disponível em <<https://www.anac.gov.br/acesso-a-informacao/institucional>> Acesso em 01/07/2021.

AMIZADEH, F.; ALONSO, G; BENITO, A. e MORALES-ALONSO, G., **Analysis of the recent evolution of commercial air traffic CO₂ emissions and fleet utilization in the six largest national markets of the European Union.** Journal of Air Transport Management, 2016.

Associação Brasileira das Empresas Aéreas. ABEAR. **Glossário.** ABEAR. Disponível em <<https://www.abear.com.br/imprensa/dados-e-fatos/glossario/>> Acesso em: 25/04/2022.

Associação Brasileira das Empresas Aéreas. **Panorama 2018: O Setor Aéreo em Dados e Análises.** ABEAR, 2018. Disponível em <<https://www.abear.com.br/wp-content/uploads/2019/12/Panorama2018.pdf>> Acesso em: 17/10/2020.

ATR -500 SERIES. ATR Aircraft. Disponível em <https://web.archive.org/web/20140815041630/http://www.atraircraft.com/products_app/media/pdf/Brochure-ATR-500-Series_2011_light.pdf> Acesso em 20/04/2022.

BABIKIAN, R.; LUKACHKO, S. P. e WAITZ, I. A. The historical fuel efficiency characteristics of regional aircraft from technological, operational, and cost perspectives. **Journal of Air Transport Management**, v. 8, n. 6, p.389-400, 2002.

BANKER, B.D., CARNES, A. e COOPER, W.W. **Some models for estimating technical and scale inefficiencies in Data Envelopment analysis.** Management Science, 1984.

BENITO, A. e ALONSO, G., **Energy efficiency in the air transportation.** Oxford: Butterworth-Heinemann, 2018.

BRUECKNER, J. K. e ABREU, C. **Airline fuel usage and carbon emissions: Determining factors.** Journal of Air Transport Management, v. 62, p.10-17, 2017.

CHARNES, A., COOPER, W.W. e RHODES, E. **Measuring the efficiency of decision making units.** European Journal of Operational Research, 1978.

CHEZÈ, B; GASTINEAU, P. e CHEVALLIER, J.; **Forecasting world and regional aviation jet fuel demands to the mid-term (2025).** Energy Policy, v. 39, n.9, p.5147-5158. 2011.

Confederação Nacional do Transporte. **Saiba como funciona o abastecimento em dois dos maiores aeroportos do Brasil.** CNT. Disponível em <<https://www.cnt.org.br/agencia-cnt/saiba-como-funciona-abastecimento-maiores-aeroportos>> Acesso em: 19/10/2020.

COOPER, W. W., SEIFORD, L. M. e TONE, K.; **Data Envelopment Analysis: A Comprehensive Text with Models, Applications, References and DEA-Solver Software.** 2nd Edition, Springer, New York, 2007.

COOPER, W. W., SEIFORD, L. M. e ZHU, J.; **Data Envelopment Analysis: History, Model, and Interpretations.** International Series in Operations Research & Management Science, New York, 1-39, 2011.

CUI, Q. e LI, Y. Evaluating energy efficiency for airlines: An application of VFB-DEA. **Journal of Air Transport Management**, v. 44-45, p.34-41, 2015.

FALCÃO, V. A. e CORREIA, A. R. **Eficiência portuária: análise das principais metodologias para o caso dos portos brasileiros.** J. Transp. Lit. [online]. 2012, vol.6, n.4, pp.133-146. ISSN 2238-1031.

GARCIA, E.; LACERDA, L. e BENÍCIO, R. **Gerenciando incertezas no planejamento logístico: O papel do estoque na segurança.** Revista Tecnologística v.63, n.1, p. 36-43, São Paulo, 2001.

GAZZONI, M. **Pais é campeão em custo para abastecer avião.** O Estado de São Paulo, São Paulo, 2014. Disponível em: <<http://economia.estadao.com.br/noticias/geral,pais-e-campeao-em-custo-para-abastecer-aviao-imp-,1503578>> Acesso em: 20/10/2020.

GOMES, E. G.; SOARES DE MELLO, J. C. C. B. & LINS, M. P. E. **Modelos DEA com soma de outputs constante.** XXXIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, Campos do Jordão, SP, 2001.

ITHNAN, M. I.; SELDERBEEK, T.; BLOKLAND, B. e LODEWIJKS, G.; **Aircraft taxiing strategy optimization,** 2015.

JENSEN, L., YUTKO, B., **Fuel burn reduction: How airlines can save costs,** 2014.

KANGIS, P. e O'REILLY, D. **Strategic responses to competitive pressures,** European air transport. Strategic Change, 7, 167-182. (1998).

KAO, C. **Efficiency decomposition in network data envelopment analysis: A relational model.** European Journal of Operational Research, 2009.

KHADILKAR, H. e BALAKRISHNAN, H.; **Estimation of aircraft taxi-out fuel burn using flight data recorder archives,** 2011.

KOUDIS, G. S., HU, S.J. MAJUMDAR, A., JONES, R. e STETTLER, M.E.J., **Airport emissions reductions from reduced thrust takeoff operations.** Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2017.

LINS, M. E., CASTRO LOBO, M. S., DA SILVA, A. C. M., FISZMAN, R. **Análise Envoltória de Dados (DEA) para avaliação de hospitais universitários brasileiros.** Ciência & Saúde Coletiva, v.12, n.4, p. 985-998, 2007.

MARIANO, E. B.; ALMEIDA, R. M. e REBELATTO, D. A. N; **Peculiaridades da Análise Por Envoltória de Dados,** Anais do XII Simpep, Bauru, 2006.

MELLO, J. C. C. B. S, MEZA, L. A., GOMES, E. G., NETO, L. B., **Curso de Análise de Envoltória de Dados.** XXXVII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, Gramado/RS, 2005.

MORIARTY, P. e HONNERY, D. **Energy efficiency: lessons from transport.** Energy Policy, 2012.

OLIVEIRA, M. e SILVA, E., **Gestão de estoque.** ICE/EDU. Cuiabá, 2013.

PEÑA, C. R. **Um Modelo de Avaliação da Eficiência da Administração Pública através do Método Análise Envoltória de Dados (DEA).** Artigo publicado na Revista de Administração Contemporânea Scielo Brasil. Curitiba/PR, 2008a.

PEÑA, C. R. **Um modelo de avaliação da eficiência da administração pública através do método análise envoltória de dados (DEA).** Revista de Administração Contemporânea, v. 12, n. 1, p. 83- 106, 2008b.

PETROLEO BRASILEIRO S. A. PETROBRAS. **Principais indicadores.** Petrobras, Serplan, Sedin; 1997.

RECH, R. L.; MACHADO, A. S.; BARBIEN, C. C. T. e VILELA, A. C. F., **Desenvolvimento de equipamentos de laboratório para simular PCI em altos-fornos.** 44º Seminário de Redução de Minério de Ferro e Matérias-primas, Belo Horizonte, 2014.

SOUZA, M. W. e MACEDO, M. A. S.; **Análise da eficiência utilizando a metodologia DEA em organização militar de saúde: o caso da odontoclínica central do exército.** Disponível em <https://www.researchgate.net/publication/320635508_Analise_da_Eficiencia_utilizando_a_Metodologia DEA_em_Organizacao_Militar_de_Saude_o_Caso_da_Odontoclinica_Central_do_Exercito?msclkid=fbac3b63b7c311ec838268183897c591> Acesso em 02/04/2022.

TONE, K. **A slacks-based measure of efficiency in data envelopment analysis.** European Journal of Operational Research 130. 2001. 498-509.

TURNER, P. A. e LIM, S.H.; **Hedging jet fuel price risk: the case of U.S. passenger airlines.** Journal of Air Transport Management, 2015.

WANG, T. F.; SONG, D. W.; CULLINAME, K. **The applicability of DEA to efficiency measurement of container ports.** Disponível em <[http://eclac.cl.](http://eclac.cl/)>: Acesso em: 14/08/2022.

WELLS, A. T. e WENSVEEN, J. G., **Air transportation. A management perspective (5th edition).** Belmont: Brooks/Cole Publishing, 2004.

WITTMER, A. e BIEGER, T., **Fundamentals and structure of aviation systems,** in Aviation systems management of integrated aviation value chain, Springer, Londres, 2011.