

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS**  
**FACULDADE DE ADMINISTRAÇÃO, CIÊNCIAS CONTÁBEIS E CIÊNCIAS**  
**ECONÔMICAS**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO**  
**MESTRADO EM ADMINISTRAÇÃO**

**ALEXANDRE PINCHEMEL CERQUEIRA COSTA**

**INDICADORES DE EFICIÊNCIA OPERACIONAL E SEUS IMPACTOS NO**  
**DESEMPENHO DE COMPANHIAS AÉREAS BRASILEIRAS**

**Goiânia/GO**

**2019**

**TERMO DE CIÊNCIA E DE AUTORIZAÇÃO PARA DISPONIBILIZAR  
VERSÕES ELETRÔNICAS DE TESES E DISSERTAÇÕES  
NA BIBLIOTECA DIGITAL DA UFG**

Na qualidade de titular dos direitos de autor, autorizo a Universidade Federal de Goiás (UFG) a disponibilizar, gratuitamente, por meio da Biblioteca Digital de Teses e Dissertações (BDTD/UFG), regulamentada pela Resolução CEPEC nº 832/2007, sem ressarcimento dos direitos autorais, de acordo com a Lei nº 9610/98, o documento conforme permissões assinaladas abaixo, para fins de leitura, impressão e/ou *download*, a título de divulgação da produção científica brasileira, a partir desta data.

1. Identificação do material bibliográfico:     Dissertação     Tese

2. Identificação da Tese ou Dissertação:

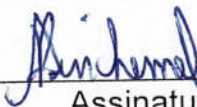
Nome completo do autor: Alexandre Pinchemel Cerqueira Costa

Título do trabalho: Indicadores de eficiência operacional e seus impactos no desempenho de companhias aéreas brasileiras

3. Informações de acesso ao documento:

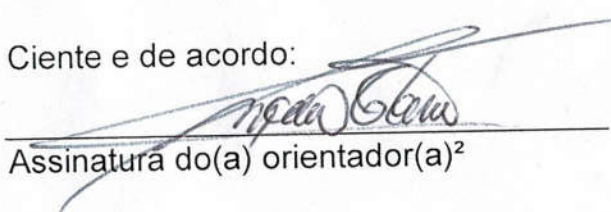
Concorda com a liberação total do documento  SIM     NÃO<sup>1</sup>

Havendo concordância com a disponibilização eletrônica, torna-se imprescindível o envio do(s) arquivo(s) em formato digital PDF da tese ou dissertação.



Assinatura do(a) autor(a)<sup>2</sup>

Ciente e de acordo:



Assinatura do(a) orientador(a)<sup>2</sup>

Data: 25 / 09 / 2019

<sup>1</sup> Neste caso o documento será embargado por até um ano a partir da data de defesa. A extensão deste prazo suscita justificativa junto à coordenação do curso. Os dados do documento não serão disponibilizados durante o período de embargo.

Casos de embargo:

- Solicitação de registro de patente;
- Submissão de artigo em revista científica;
- Publicação como capítulo de livro;
- Publicação da dissertação/tese em livro.

<sup>2</sup> A assinatura deve ser escaneada.

**SIBI**SISTEMA DE  
BIBLIOTECAS UFG**PRPG**PRÓ-REITORIA  
DE PÓS-GRADUAÇÃO

---

**TERMO DE CIÊNCIA E DE AUTORIZAÇÃO PARA DISPONIBILIZAR  
VERSÕES ELETRÔNICAS DE TESES E DISSERTAÇÕES  
NA BIBLIOTECA DIGITAL DA UFG**

---

Na qualidade de titular dos direitos de autor, autorizo a Universidade Federal de Goiás (UFG) a disponibilizar, gratuitamente, por meio da Biblioteca Digital de Teses e Dissertações (BDTD/UFG), regulamentada pela Resolução CEPEC nº 832/2007, sem ressarcimento dos direitos autorais, de acordo com a Lei nº 9610/98, o documento conforme permissões assinaladas abaixo, para fins de leitura, impressão e/ou *download*, a título de divulgação da produção científica brasileira, a partir desta data.

O conteúdo das Teses e Dissertações disponibilizado na BDTD/UFG é de responsabilidade exclusiva do autor. Ao encaminhar o produto final, o(a) autor(a) e o(a) orientador(a) firmam o compromisso de que o trabalho não contém nenhuma violação de quaisquer direitos autorais ou outro direito de terceiros.

1. Identificação do material bibliográfico:     Dissertação     Tese

2. Identificação da Tese ou Dissertação:

Nome completo do(a) autor(a): Alexandre Pinchemel Cerqueira Costa

Título do trabalho: Indicadores de eficiência operacional e seus impactos no desempenho de companhias aéreas brasileiras

3. Informações de acesso ao documento:

Concorda com a liberação total do documento  SIM     NÃO<sup>1</sup>

Independente da concordância com a disponibilização eletrônica, é imprescindível o envio do(s) arquivo(s) em formato digital PDF da tese ou dissertação.

Assinatura do(a) autor(a)<sup>2</sup>

Ciente e de acordo:

  
Assinatura do(a) orientador(a)<sup>2</sup>

Data: 12 / 07 / 2022.

<sup>1</sup> Neste caso o documento será embargado por até um ano a partir da data de defesa. Após esse período, a possível disponibilização ocorrerá apenas mediante: a) consulta ao(à) autor(a) e ao(à) orientador(a); b) novo Termo de Ciência e de Autorização (TECA) assinado e inserido no arquivo da tese ou dissertação. O documento não será disponibilizado durante o período de embargo.

Casos de embargo:

- Solicitação de registro de patente;
- Submissão de artigo em revista científica;
- Publicação como capítulo de livro;
- Publicação da dissertação/tese em livro.

<sup>2</sup> As assinaturas devem ser originais sendo assinadas no próprio documento. Imagens coladas não serão aceitas.

**ALEXANDRE PINCHEMEL CERQUEIRA COSTA**

**INDICADORES DE EFICIÊNCIA OPERACIONAL E SEUS IMPACTOS NO  
DESEMPENHO DE COMPANHIAS AÉREAS BRASILEIRAS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação  
em Administração da Universidade Federal de Goiás  
(PPGADM/UFG) como requisito parcial para a obtenção  
do título de **Mestre em Administração**.

Orientador: Prof. Dr. Mauro Caetano de Souza

**Goiânia/GO**

**2019**

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor, através do  
Programa de Geração Automática do Sistema de Bibliotecas da UFG.

Costa, Alexandre Pinchemel Cerqueira  
Indicadores de eficiência operacional e seus impactos no  
desempenho de companhias aéreas brasileiras [manuscrito] /  
Alexandre Pinchemel Cerqueira Costa. - 2019.  
LII, 52 f.: il.

Orientador: Prof. Mauro Caetano de Souza.  
Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Goiás,  
Faculdade de Administração, Ciências Contábeis e Ciências  
Econômicas (FACE), Programa de Pós-Graduação em Administração,  
Goiânia, 2019.

Bibliografia.

Inclui siglas, abreviaturas, tabelas, lista de figuras, lista de tabelas.

1. Companhia Aérea. 2. Eficiência Operacional. 3. Estratégia. 4.  
Indicadores de Desempenho. 5. Transporte aéreo. I. de Souza, Mauro  
Caetano, orient. II. Título.

CDU 005



## ATA DE DEFESA PÚBLICA DE DISSERTAÇÃO

Aos três dias do mês de setembro de 2019, no horário de 9 horas e 30 minutos às 11 horas e 22 minutos, foi realizada, em sessão pública, na sala 2107 da FACE a defesa de dissertação *Indicadores de eficiência operacional e seus impactos no desempenho de companhias aéreas brasileiras*, de autoria do discente Alexandre Pinchemel Cerqueira Costa, do Programa de Pós-Graduação em Administração – PPGADM da Universidade Federal de Goiás. A Comissão Examinadora, constituída pelos Professores Mauro Caetano de Souza, da Universidade Federal de Goiás (UFG)/PPGADM/(Membro Interno/Orientador), Ricardo Messias Rossi, da Universidade Federal de Goiás (UFG)(Membro Interno/Examinador) e Marco Antônio Silva, da Universidade Anhanguera de São Paulo (UNIAN/SP) (Membro Externo/Examinador), emitiu o seguinte parecer: Resultado Final: **APROVADO**. Recomendações: realizar pequenos ajustes recomendados pela banca. Eu, Mauro Caetano de Souza, orientador do discente, lavrei a presente Ata que segue por mim assinada e pelos demais membros da Comissão Examinadora.

Prof. Dr. Mauro Caetano de Souza (Orientador/Presidente/PPGADM/UFG)

Prof. Dr. Ricardo Messias Rossi (Examinador/Membro Interno/UFG)

Prof. Dr. Marco Antônio Silva (Examinador/Membro Externo/UNIAN/SP)

## AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus familiares por me mostrarem as oportunidades da vida e por me incentivarem a crescer como pessoa e como profissional.

Minha sincera e eterna gratidão a Luiz Gambetta, Flávia Melo e João Hélio, meus maiores incentivadores desde a largada até a superação do desafio de apresentar a dissertação de mestrado. Agradeço também aos meus colegas de curso e aos professores do PPGADM que, direta ou indiretamente, contribuíram durante o percurso do mestrado e para a execução desse trabalho. Agradeço à CAPES pela concessão da bolsa de estudos nos últimos meses do mestrado. E, indubitavelmente, agradeço ao meu orientador, Professor Mauro Caetano, que me abriu as portas da Academia e confiou na minha capacidade de pesquisador.

Agradeço ao governo do Canadá, por me conceder bolsa de estudos através do ELAP (*Emerging Leaders in the Americas Program*) onde pude vivenciar uma das melhores experiências da minha vida ao lado de grandes pesquisadores e apoiadores. E claro, ao Professor Ahsan Habib por me aceitar como membro do time da Daltrac, na Dalhousie University, em Halifax.

O caminho tênue entre a superação e a desistência quase no fim do mestrado me trouxe grande aprendizado, sobretudo, pessoal, pois pude testar minha capacidade de resiliência e paciência. Dessa forma, agradeço aos meus amigos, especialmente a Amanda Borges e Henrique Vieira, que me ouviram e me motivaram a permanecer até a conclusão desse projeto, mesmo renunciando a vivenciar outras experiências pessoais e profissionais. E sem dúvida, o que me motivou a buscar esse caminho do transporte aéreo foi a paixão por voar, por sentir a liberdade no cockpit de um avião e por enxergar a vida em um outro ângulo. Obrigado, aviação!

## RESUMO

As companhias aéreas devem avaliar permanentemente os custos e a eficiência de suas operações para estabelecer estratégias competitivas de mercado. Nesse estudo, a eficiência operacional foi representada pelo *Passenger Load Factor* (PLF), e foram utilizadas variáveis explicativas como o Revenue Passenger Kilometres (RPK), o Available Seat Kilometers (ASK), o *stage length*, entre outras. Propôs-se, como objetivo geral, avaliar os indicadores de eficiência operacional no gerenciamento de voos que produzam efeito no desempenho de companhias aéreas brasileiras. Utilizou-se a regressão com dados em painel para as quatro maiores companhias aéreas brasileiras - Azul, Gol, Avianca e Latam, no período de 2009 a 2017. Identificou-se que a eficiência operacional é alcançada quando há maior oferta de rotas e frequência de voos para atender a demanda de passageiros, gerando maior receita passageiro-quilômetro. Por outro lado, limitar o crescimento da companhia aérea através do controle da capacidade de transporte nas aeronaves indica aumento da eficiência operacional, pois evita problemas de deseconomia de escala. Também foi evidenciado que um menor *stage length* e a redução da quantidade de decolagens têm efeito inversamente proporcional à eficiência operacional em função do consumo de combustível e capacidade energética. Informações sobre os indicadores que provocam efeito no desempenho operacional de companhias aéreas e que apresentam impacto nos custos e na eficiência operacional são cruciais para auxiliar na tomada de decisão e promover mudança estratégica. Ao adotar estratégias que elevem a eficiência operacional contribui para um ambiente propício à competitividade entre as companhias aéreas, melhora os serviços prestados aos passageiros, eleva os índices de desempenho e, ao mesmo tempo, serve de base para a subsequente análise de indicadores econômico-operacional.

Palavras-chave: Companhia Aérea, Eficiência Operacional, Estratégia, Indicadores de Desempenho, Transporte aéreo.

## ABSTRACT

Airlines must continually assess the costs and efficiency of their operations to establish competitive market strategies. In this study, operational efficiency was represented by Passenger Load Factor (PLF), and explanatory variables such as Revenue Passenger Kilometers (RPK), Available Seat Kilometers (ASK), stage length, among others were used. The general objective was to evaluate the operational efficiency indicators in the management of flights that influence the performance of Brazilian airlines. Panel data regression was used for the four largest Brazilian airlines - Azul, Gol, Avianca and Latam, from 2009 to 2017. As a result, operational efficiency is achieved when there is a greater offer of routes and frequency of flights to meet the behavior of passenger demand, generating higher revenue passenger-kilometer. On the other hand, limiting the growth of the airline by controlling the transport capacity of aircraft indicates increased operational efficiency so that they do not face problems of diseconomies of scale. It has also been shown that shorter stage length and reducing take-offs have an effect inversely proportional to operating efficiency due to fuel consumption and energy capacity issues. It is concluded, therefore, that information on indicators that have an effect on airline operating performance and impact on costs and operational efficiency is crucial to assist decision making and drive strategic change. Adopting strategies that increase operational efficiency contributes to a propitious environment to competitiveness among airlines, improves passenger services, raises performance rates and, at the same time, underpins the subsequent analysis of economic and operational indicators.

Keywords: Airline, Operational Efficiency, Strategy, Performance Indicators, Air Transport.

## **Lista de ilustrações**

Figura 1: Padronização de categorização no modelo de frequência-capacidade .....	5
Figura 2: Esquema de modelo de planejamento de frota de linha aérea de três estágios .....	7

## **Lista de quadros**

Quadro 1: Resumo das variáveis de eficiências .....	12, 13, 14
Quadro 2: Variáveis a serem utilizadas no estudo .....	14, 15
Quadro 3: Testes para análise do modelo .....	22
Quadro 4: Variáveis e sinais esperados e encontrados .....	31

## Lista de tabelas

Tabela 1: Resultados da estimação com efeitos fixos e teste <i>F de Chow</i> .....	23, 24
Tabela 2: Resultados da estimação com efeitos aleatórios e teste Breusch-Pagan .....	25
Tabela 3: Resultados do teste de Hausman .....	26
Tabela 4: Resultados do teste de verossimilhança .....	26
Tabela 5: Estatística descritiva da amostra .....	27
Tabela 6: Média anual de PLF das companhias aéreas .....	29
Tabela 7: Coeficiente de correlação de Spearman .....	30

## **Lista de Siglas e Abreviações**

AD – Aeroporto

ASK (*Available Seat Kilometers*) – Assento Quilômetro Oferecido

ASM (*Available Seat Miles*) – Assento disponível por milha

ATK (*Available Tonne Kilometres*) – Tonelada Quilômetro Oferecida

CASM (*Cost per ASM*) – Custo por ASM

CASK (*Cost per ASK*) – Custo por ASK

COD – Custo Operacional Direto

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

FATK (*Freight Available Tonne Kilometers*) – Frete por ATK

FRTK (*Freight Revenue Tonne Kilometers*) – Frete por RTK

FTK (*Freight Tonne Kilometers*) – Frete Tonelada-Quilômetros

KM – Quilômetros

LCC – (*Low Cost Carriers*) – Operadoras de Baixo Custo

NM (*Nautical Miles*) – Milhas Náuticas

PAX – Passageiro

PLF (*Passenger Load Factor*) – Fator de Carga por Passageiro

RASM (*Revenue per ASM*) – receita por ASM

RNP (*Required Navigation Performance*) – Desempenho requerido de navegação

RPK (*Revenue Passenger Kilometres*) – Receita Passageiro-Quilômetros

RPM (*Revenue Passenger Miles*) – Receita Milhas por passageiro

RTK (*Revenue Tonne Kilometres*) – Receita Tonelada-Quilômetros

TON – Toneladas

## Sumário

<b>1. Introdução</b> .....	1
<b>2. Gerenciamento de operações de voo por companhias aéreas</b> .....	4
<b>3. Eficiência operacional de companhias aéreas</b> .....	9
<b>4. Metodologia</b> .....	16
4.1 Coleta de dados.....	16
4.2 Procedimento de execução e análise dos dados.....	18
4.3 Métodos de estimação de dados em painel.....	19
<b>5. Resultados</b> .....	23
5.1 Resultado dos testes preliminares para o modelo.....	23
5.2 Estatística descritiva das variáveis.....	27
5.3 Discussão dos resultados .....	31
<b>6. Considerações finais</b> .....	36
<b>Referências</b> .....	38

## 1. Introdução

O transporte aéreo desperta o interesse dos *stakeholders* do setor com suas operações habituais, infraestrutura, investimento e capacidade operacional para atender ao crescimento do tráfego de passageiros e, simultaneamente, obter retorno financeiro para as empresas. Segundo a ICAO (2018), a aviação atingiu um recorde de 4,3 bilhões de passageiros transportados em serviços regulares em 2018, apontando um aumento de 6,1% em relação a 2017. Também prevê um aumento vertiginoso do tráfego mundial de passageiros em 18 anos (2016-2034), expresso em termos de receita total programada de passageiros-quilômetro (RPKs), superando 14 trilhões RPKs, com crescimento de 4.5% ao ano.

A capacidade de gestão das companhias aéreas, consideradas como *players* chave no transporte aéreo, pode ser melhorada determinando ações para aumentar a eficiência operacional através do gerenciamento de operações de voo, permitindo que as empresas se beneficiem da gestão eficiente do transporte aéreo. O processo que determina os efeitos positivos da operação aérea ideal incorpora análises do gerenciamento estratégico da operação de voo. Por meio dessas análises, buscam-se meios de otimização de recurso através do planejamento estratégico que, segundo Mintzberg, Ahlstrand e Lampel (2010), têm a finalidade de mapear as diretrizes da organização, promover a coordenação de atividades, fortalecer políticas e realizar a tomada de decisão.

Influências externas como a variação do preço do petróleo, crises econômicas e avanços tecnológicos, bem como a própria mudança do setor aeronáutico, como a entrada de operadoras de baixo custo, alianças e fusões e desregulamentação do mercado resultam na busca de estratégias desafiadoras para enfrentar a concorrência no mercado da aviação. Os desafios enfrentados no setor aéreo impulsionam as companhias a se concentrarem nas eficiências operacionais e no gerenciamento de custos (JOO; FOWLER, 2014).

A estratégia de redução do custo tanto para os consumidores quanto para as empresas aéreas é resultado da eficiência nas operações de voo, que tendem a minimizar os custos desde a venda de passagens *online* até a eficiência do uso do espaço aéreo. Os avanços tecnológicos de auxílio à navegação aérea, como, por exemplo, aquela requerida por desempenho (RNP), permitem rotas mais retilíneas, viabilizam o tempo de viagem e economizam combustível (PAMPLONA; ALVES, 2015). Ademais, as companhias aéreas vêm formando múltiplas alianças colaborativas de estratégias e que favorecem os esforços competitivos no setor. Participar de alguma aliança impacta expressivamente no desempenho

operacional, por ser uma maneira das companhias expandirem suas redes internacionais, compartilhando facilidades como manutenção, promoções de *marketing* e programas de pontuação, aumentando o número de voos e flexibilizando horários (KOTTAS; MADAS, 2018; YU; CHEN; CHIANG, 2017).

Estudos que retratam operações em companhias aéreas desempenham papel crucial ao desenvolver modelos de gestão eficiente para os negócios do setor aéreo. Esses modelos causam impacto na receita das empresas e focam na eficiência operacional (LOZANO; GUTIÉRREZ, 2011; KOTTAS; MADAS, 2018; COX; JEMIOLO; MUTEL, 2018), eficiência energética (BABIKIAN; LUKACHKO; WAITZ, 2002), e eficiência técnica (MERKERT; HENSHER, 2011; SAKTHIDHARAN; SIVARAMAN, 2018), ao passo que este estudo traz uma análise de indicadores de eficiência operacional relevantes para o gerenciamento de operações aéreas capaz de possibilitar melhor desempenho para as companhias aéreas.

Nessa perspectiva, pretende-se responder ao seguinte problema de pesquisa: quais os efeitos dos indicadores de eficiência operacional considerados atuantes no desempenho das companhias aéreas brasileiras quanto ao gerenciamento de operações de voos? Propõe-se, como objetivo geral, avaliar os indicadores de eficiência operacional no gerenciamento de voos que produzam efeito no desempenho de companhias aéreas brasileiras. E como objetivos específicos, pretende-se destacar os indicadores que aumentem a lucratividade e o bom desempenho de operações aéreas, examinar a relação de consumo de combustível e demais fatores externos como variação do dólar e preço do barril de petróleo com os indicadores de eficiência operacional, e associar o gerenciamento estratégico de operações de voo por meio da análise de desempenho econômico-operacional.

Esse estudo se propõe a investigar os efeitos dos indicadores de eficiência operacional no desempenho de empresas aéreas brasileiras fazendo o uso de regressão com dados em painel em um horizonte temporal de 2009-2017. Além disso, destaca a relação do tamanho da companhia aérea, frequência de voo, consumo de combustível e aspectos operacionais com os indicadores de eficiência operacional. E serve de base para a subsequente análise econômico-operacional, pilar para a elaboração de estratégias das companhias aéreas. Além de contribuir para os estudos de Merkert e Hensher (2011), Joo e Fowler (2014), Bieβlich *et al.*(2018) e Park e Kelly (2018), que abordam aspectos de gestão de companhias aéreas considerando a utilização de modelos de aeronaves, mas que não avaliam os efeitos dos indicadores de eficiência operacional no desempenho estratégico da empresa.

Nesse trabalho, os aspectos teóricos de revisão de literatura e gerenciais que motivaram a realização da pesquisa são trabalhados na seção 2 de gerenciamento de operações de voo e, logo depois, na seção 3 de eficiência operacional de companhias aéreas. Em seguida, na seção 4, são apresentados os detalhes da metodologia em relação aos procedimentos de coleta, execução, análise e tratamento dos dados, que contribuíram para atingir o objetivo proposto. Na seção 5, apresentam-se os resultados do estudo e, por fim, as considerações finais.

## 2. Gerenciamento de operações de voo por companhias aéreas

Em 2018, o total mundial de aeronaves comerciais em serviço chegou a 26.307 aeronaves entre fuselagem estreita (*narrow-body*), fuselagem larga (*wide-body*), jatos regionais e turboélice, sendo a América Latina detentora de 1.757 delas (OLIVER WYMAN, 2018). A escolha sobre o tamanho de aeronaves e frequência de voo para operar em determinadas rotas leva em consideração o fator operacional de voo das companhias, que buscam se manter e fortalecer no mercado.

Avaliando as consequências ambientais do gerenciamento de operações de voo de curta distância, Givoni e Rietveld (2010) demonstram que a escolha do tamanho das aeronaves é influenciada pelas características da rota, como distância, nível de demanda e competição. Os autores apontam que ao levar em conta a decisão sobre a escolha da frota, mesmo que aumente a poluição local, prevalece o ajuste à frequência de voo em vez do aumento do tamanho das aeronaves, influenciada pela prática operacional das companhias aéreas para se manterem no mercado de alta demanda com forte concorrência. Contudo, ao reduzir a frequência de serviço de voo para rotas de curta distância, passageiros que não têm disponibilidade de horário sofrem desvantagem.

A análise de capacidade para atender a demanda local representa a força que as companhias aéreas exercem dentro de uma região. Mesmo sem quantificar diretamente a demanda em uma rota, Pai (2010) considera aspectos operacionais como características do aeroporto, da rota e força de mercado da companhia aérea, além de dados demográficos do mercado, para avaliar determinantes quanto ao tamanho de aeronave e a frequência de voo no mercado norte-americano. O autor avalia que o nível de renda do viajante tem efeito significativo na frequência de voo, pois os mais ricos valorizam mais o tempo e, dessa maneira, exigem maior frequência de voo e menor atraso. Assim, sob a ótica do gerenciamento estratégico operacional, a distância mais longa da rota diminui a frequência de voo, mas aumenta o tamanho da aeronave.

O crescimento da capacidade de transporte das companhias no mundo todo cresceu 6,0% ASK durante o ano de 2018, resultando em uma média global recorde de PLF de 81,9% (ICAO, 2018). Nessa perspectiva, as companhias aéreas buscam adequar o crescimento da demanda de passageiros através do aumento da frequência de voo ou da utilização de aeronaves maiores. Em geral, aumentar a frequência de voo ocasiona o aumento do custo operacional, mas, por outro lado, aumenta a qualidade do serviço, e usando aeronaves

maiores, permite-se a redução dos custos unitários por assento das companhias aéreas (KÖLKER; BIEßLICH; LÜTJENS, 2016).

Utilizando o modelo de frequência-capacidade chamado de Previsão de Movimento de Aeronaves com três tipos de categorias, Kölker, Bießlich e Lütjens (2016) preveem tanto o crescimento do movimento de aeronaves nos segmentos de voo, quanto o *mix* de frota através do crescimento da demanda de passageiros. As categorias iniciais são: passageiro, distância e aeronave, e depois há subcategorias para cada categoria principal, conforme se vê na Figura 1. Os autores criam um modelo como estratégia para melhorar a eficiência operacional através do gerenciamento de operações de voo utilizando o *mix* de aeronaves para adequar à capacidade e a frequência de voos, porém não preveem se as novas demandas do sistema de transporte aéreo vão ao encontro de aspectos operacionais eficientes.

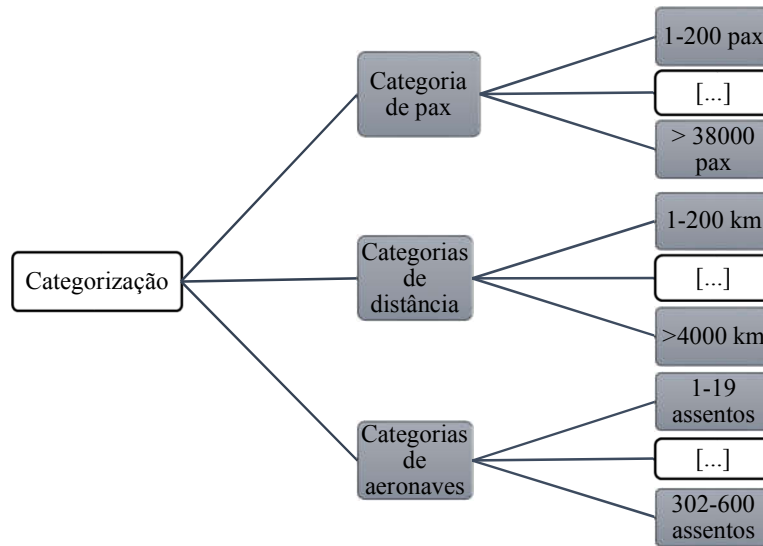


Figura 1: Padronização de categorização no modelo de frequência-capacidade  
Fonte: Kölker, Bießlich e Lütjens (2016)

A Figura 1 mostra a categorização para determinar o *mix* de tamanho de aeronaves, estabelecendo os segmentos de acordo com o volume de passageiros, distância e tamanho das aeronaves. Cada categoria divide-se em várias subcategorias, o que significa que um voo pode ser distribuído em diferentes combinações de categorias. Com esse mesmo enfoque do gerenciamento de operações de voo, Park e Kelly (2018) examinam a frota ideal de acordo com a variabilidade do custo-benefício de aeronaves pelo tamanho, segmento de mercado e restrições operacionais.

Os autores sugerem a configuração de frota combinatória entre aeronaves de fuselagem estreita, as que têm um menor custo operacional direto, e larga, as que têm maior eficiência

em mercados densos e de longa distância (particularmente mais de 2000NM) no ótimo emprego de frota para mercados de segmento empíricos. No intuito de gerar maior flexibilidade nas operações de voo para atender diferentes localidades, Husemann, Schäfer e Stumpf (2018) avaliam os critérios preliminares de companhias aéreas, como consumo de combustível, emissão de gases e custos operacionais, para decidir qual aeronave utilizar em determinadas rotas considerando a carga paga carregada e a distância de voo. Os autores demonstram que as empresas com maior flexibilidade apresentam custos operacionais mais elevados por empregar aeronaves superdimensionadas em suas operações diárias, gerando maior consumo de combustível e maior custo operacional.

Ao abordar o gerenciamento de frota no mercado da China, o qual não passou pela experiência dos benefícios da desregulamentação, Wang *et al.* (2014) investigam as dinâmicas de frequência e tamanho das aeronaves. Semelhante a mercados já desregulamentados, o rápido crescimento do tráfego aéreo chinês se deu mais pelo aumento da frequência de voo do que pelo aumento do tamanho das aeronaves. Isso indica que, mesmo com os regulamentos, a concentração de mercado tem efeito na frequência de voo, levando ao aumento da concorrência de companhias aéreas, o que resulta na melhoria da qualidade do serviço e expansão do volume do tráfego aéreo.

Em relação à decisão sobre expandir ou reduzir as operações de voo de acordo com o movimento de passageiros e tendência do mercado, Hsu *et al.* (2011) aplicaram o método de previsão topológica de Grey combinado com o modelo da *cadeia de Markov* para prever o tráfego de passageiros e capturar a aleatoriedade da demanda, no que tange à tomada de decisão das companhias aéreas quanto a comprar, arrendar ou alienar aeronaves. Nesse estudo, os autores determinam um cronograma de substituição ideal de aeronaves e aplicam-no para uma única companhia aérea, considerando vários cenários de acordo com a demanda cíclica e dinâmica. Porém, o período de incerteza foi presumido apenas nos dois primeiros cenários e o planejamento de reposição de aeronaves foi feito para um período curto, supostamente inviável financeiramente.

No intuito de desagregar o custo operacional de voo, Swan e Adler (2006) utilizam dados de engenharia para fornecer uma função generalizada de custo de viagem de aeronave de passageiros comerciais, uma vez que variam em capacidade de assentos e distância. Assim, o gerenciamento do voo está em função do custo operacional, que é proporcional às horas voadas e ao *stage length* (comprimento de palco), bem como do gasto de combustível, que é proporcional ao tamanho da aeronave ou sua capacidade de assento e ao peso. Contudo, ao analisar os parâmetros de custo unitário em função da distância e do tamanho da aeronave, os

autores não consideram outros indicadores de desempenho operacionais, como ASK, RPK e rotas ofertadas, para realizar viagens mais eficientes e que poderiam impactar no custo geral analisado.

A decisão sobre qual aeronave operar determinada rede de rotas é a chave do processo do gerenciamento estratégico operacional, razão pela qual Repko e Santos (2017) utilizam-se da modelagem multi-período para o gerenciamento de operações de voo sob demanda incerta. Os autores definem o planejamento de frota aérea de modo que as decisões sobre qual frota operar em certas rotas são ajustadas conforme o desenvolvimento da demanda potencial para aquele período, porém não consideram a variação de demanda para diferentes rotas, tampouco não avaliam o impacto das rotas adotadas quanto à eficiência operacional de companhias aéreas.

Já Dozic e Kalic (2015) adotam o modelo de três estágios para o gerenciamento de operações de voo (Figura 2) que envolve a composição aproximada do *mix* e dimensionamento de frota e seleção do tipo de aeronave, baseada em abordagens da lógica *fuzzy*, heurística, analítica e decisão multi-critério. Os autores criam um modelo para que os planejadores e gestores decidam conjuntamente sobre o conjunto e o tamanho da frota adotada por uma companhia aérea e aplicam-no em uma companhia aérea hipotética no Aeroporto de Belgrado. Contudo esse modelo gerencial só é válido para mercados de pequenas e médias demandas.

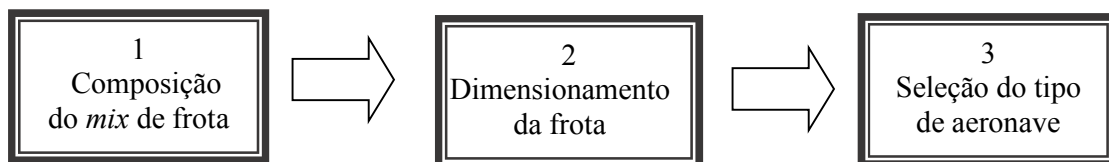


Figura 2: Esquema de modelo de planejamento de frota de linha aérea de três estágios.  
Fonte: Dozic e Kalic (2015).

No primeiro estágio do modelo apresentado na Figura 2, determina um *mix* aproximado de frota em termos de tamanho de aeronave para uma rede de rotas. De acordo com a distância e demanda de passageiros, atribui-se uma quantidade de aeronaves de pequeno ou médio porte no segundo estágio. O tipo de aeronave é então decidido no estágio três com a finalidade de atender às exigências do mercado.

A análise e elaboração do gerenciamento de operações de voo para determinadas frotas também são objeto de análise de Abdelghany, Abdelghany e Azadian (2017), que apresentam uma estrutura de modelagem focada no cronograma de planejamento operacional de voo,

considerando a tripulação, demanda de passageiros, tempo em solo e o tipo de frota, para maximizar a receita da companhia aérea. O estudo demonstra que o sucesso do planejamento operacional se constitui no uso eficiente dos recursos da companhia aérea (como aeronave e equipe, por exemplo) e em acordos de cooperação entre as empresas concorrentes. Contudo, a estrutura de modelagem apresentada pelos autores não demonstra os fatores determinantes para obter ganhos de eficiência operacional e aumentar o lucro de companhias aéreas.

O efeito do gerenciamento de operações do tráfego aéreo pode levar à eficiência de operações de voo, quando avaliado o tráfego do aeroporto, o consumo de combustível, as emissões de gases e a eficiência de tempo para diferentes táticas de controles de tráfego aéreo e *layout* de aeroporto, conforme analisado por Krstic Simic e Babic (2015). Apesar do modelo ser restrito a operações em aeroportos e as mudanças estruturais aeroportuárias sugeridas demandariam alto investimento financeiro, os autores demonstram que mudanças no gerenciamento do tráfego aéreo e infraestrutura aeroportuária, como o aumento de pista, melhorariam o desempenho operacional do sistema aeroportuário, afetando diretamente a eficiência operacional de voo.

O setor da aviação é resiliente após anos de reestruturação e por estar à mercê de fatores externos, como a variação do preço de combustível e as crises econômicas que obrigam as companhias aéreas a formularem mudanças estratégicas para se manterem competitivas no mercado. Dessa forma, determinar fatores de eficiência operacional capazes de melhorar a gestão estratégica das companhias aéreas tornam-se necessários para minimizar custo e despesas e fortalecer a competitividade entre as empresas.

### 3. Eficiência operacional de companhias aéreas

As companhias aéreas lidam com fatores externos como as crises econômicas e as oscilações de preço de combustível, que afetam diretamente o sistema operacional de voo e impactam na receita das empresas. Para sobreviver em ambientes competitivos e às pressões econômicas, as empresas aéreas devem avaliar permanentemente os custos e a eficiência operacional. Ao tratar de estudos na literatura sobre eficiência operacional de companhias aéreas, Stroup e Wollmer (1992) propõem um programa linear de modelo gerencial de combustível baseado no preço e restrições tanto de estação quanto de fornecedor, em que se consegue reduzir o custo do combustível e aumentar o lucro em diferentes modelos de aeronaves.

Analisando os efeitos do custo operacional de aeronaves em uma empresa aérea, Bießlich *et al.*(2018) aplicam uma abordagem de metamodelo hierárquico estruturado em quatro camadas: camada de departamento de negócios, a camada de produção, a camada de voo e a camada de passageiro. Essas camadas avaliam a lucratividade e o preço do bilhete aéreo baseado no modelo de custo operacional direto (COD).

Diferentemente do modelo de COD, o estudo de Bießlich *et al.*(2018) calcula os custos de viagem incorporando aspectos regionais e diferenciações de modelo de negócios. Por meio do cálculo de custo, as companhias aéreas decidem sobre os pedidos de aeronaves, realizam adaptações de rotas e propõem mudança no modelo de negócios. Contudo, o modelo superestima os custos totais de operação e não determina os fatores de eficiência operacional capazes de influenciar os ganhos econômicos das companhias aéreas.

Pesquisas na literatura abordam mais de um tipo de eficiência suas análises. Utilizando uma abordagem não-paramétrica multiobjetiva DEA, Lozano e Gutiérrez (2011) consideram o RTK como parâmetro intermediário na determinação dos *trade-offs* de 17 companhias aéreas europeias. Para explorar a eficiência do custo operacional e técnica são considerados o custo de combustível, custo de frota e o custo operacional. Como resultado, os autores estimam que oito das dezessete companhias aéreas adotadas no modelo apresentam eficiência técnica, sendo que quatro delas atingiram eficiência de escala produtiva. Contudo a limitação de dados, como o uso de custo de combustível no lugar de consumo de combustível para aferir a medição do consumo pode ter prejudicado o resultado da análise.

Igualmente aplicando a abordagem DEA, porém de dois estágios com regressões *Tobit* de efeitos aleatórios, Merkert e Hensher (2011) avaliam os determinantes de eficiência de 58 companhias aéreas, em um período de dois anos. Os autores demonstram que o *mix* de frota

(variação na família de aeronaves) como, por exemplo, o A320 versus A380, impactam significativamente na eficiência técnica, alocativa e de custo-benefício da companhia aérea e o tamanho da companhia e das aeronaves têm impacto positivo nos três tipos de eficiências abordadas. Todavia, os autores não utilizam variáveis como total de rotas e o PLF para avaliar os termos de eficiência operacional, conforme esse estudo.

Para analisar a eficiência ambiental a partir da utilização de determinada frota de aeronaves, Cox, Jemiolo e Mutel (2018) utilizam o método de avaliação de ciclo de vida do transporte aéreo de toda frota suíça, e demonstram que o tamanho da aeronave e a distância de voo tem relação direta com o impacto ambiental por quilômetro. Nessa perspectiva, mesmo que o transporte aéreo tenha efeitos ambientais, devido aos cenários da crescente demanda, a eficiência energética das modernas aeronaves representa um menor impacto ambiental.

Para sobreviver no mercado competitivo do setor de transporte aéreo, observa-se as mudanças estratégicas para aumentar a competitividade e melhorar o desempenho global de companhias aéreas com a formação de alianças colaborativas. Incorporando no *input* e *output* do modelo aspectos operacionais e financeiros, a pesquisa conduzida por Kottas e Madas (2018) avalia a eficiência comparativa dos membros da aliança de 30 grandes companhias aéreas internacionais utilizando a abordagem de análise envoltória de dados (DEA).

As principais descobertas desses autores sinalizam que a aliança das companhias aéreas não está vinculada à eficiência superior de cada empresa, mas, por outro lado, as companhias que compartilham a receita de grande movimentação de frete são mais eficientes que aquelas que demonstram baixa movimentação, pois apresentam melhoria da lucratividade e aumento do fluxo de receita de frete. Não obstante, para contornar o problema da escassez de dados, os autores usaram a supereficiência orientada na DEA, já que a pesquisa não considerou o ATK, variável chave para o modelo.

Estudos como os realizados por Yu, Chen e Chiang (2017) preocupam em investigar o impacto da estrutura interna no desempenho operacional geral. Os autores analisam a eficiência dinâmica de um conjunto de companhias aéreas de vários países, por meio da combinação de uma análise dinâmica de dados em duas etapas (DNDEA) com a regressão truncada *bootstrapped* para o período de 2009 a 2012.

Os resultados da pesquisa demonstram que a eficiência operacional global mostra uma tendência de queda anual, e as alianças de companhias aéreas impactam negativamente no desempenho operacional das empresas devido à insuficiente colaboração entre os membros. O total de ativos de uma companhia aérea impacta positivamente no desempenho global operacional das companhias aéreas, já que obtendo mais recurso, será capaz de desenvolver

estratégias sólidas de planejamento e melhorar o desempenho operacional geral. O volume do PIB, compreendido pela demanda potencial alta, pode aumentar as receitas das empresas, impactando no desempenho operacional. Sem embargo, pesquisas complementares com mais dados e um período de análise maior poderiam ser usados para compreender melhor o funcionamento e as dinâmicas operacionais das companhias aéreas.

Joo e Fowler (2014) empregam a DEA para avaliar eficiências operacionais comparativas de 90 companhias aéreas na Ásia, Europa e América do Norte e utilizam a análise de regressão *Tobit* para encontrar determinantes da eficiência relacionados com o volume de tráfego e capacidade. Mesmo com a limitação de dados, o que requer mais pesquisas futura, os autores esclarecem que a eficiência das companhias aéreas na Europa é a mais baixa entre as companhias aéreas nessas três regiões, enquanto a diferenças de eficiência de companhias aéreas norte-americanas e asiáticas não foram significativas.

Ao analisar a eficiência técnica de 11 companhias aéreas norte-americanas combinando dados operacionais e financeiros no período de 1998-2010, o modelo DEA *B-Convex* implementado por Barros, Liang e Peypoch (2013) constata que as transportadoras analisadas apresentam nível razoável de eficiência. Além disso, o tempo tem influência positiva na eficiência das companhias aéreas dos EUA, já que conforme o tempo passa, tornam-se organizações mais competitivas.

Ainda analisando companhias aéreas norte-americanas, Choi (2017) estimou a eficiência estática e mudanças dinâmicas de produtividade de 14 transportadoras de 2006 a 2015, usando a abordagem DEA *bootstrap* dupla. O resultado mostra que, de acordo com o índice *Malmquist*, a maioria das operadoras de baixo custo (LCCs) possuem relativamente baixa eficiência e produtividade devido aos desvantajosos serviços prestados e falta de inovação. As fusões entre companhias aéreas são uma alternativa para reduzir os custos operacionais gerais, potencializando o efeito de sinergia de rede e alcançando economias de escala.

Já com foco em companhias aéreas indianas, Sakthidharan e Sivaraman (2018) trazem uma abordagem não paramétrica DEA. Abordando o curto período de 2013 e 2014, os autores apresentam estimativas de eficiência técnica entre 70% a 90% e demonstram que a eficiência de escala é crescente visto a expansão do setor aéreo. O estudo também traz que o custo de manutenção e custo de trabalho têm grande peso no custo operacional das companhias aéreas. Ademais, o modelo de operadoras de baixo custo (LCC) é mais adequado em relação às operadoras de serviço completo na Índia, visto a melhor eficiência operacional encontradas em frotas homogêneas e novas, acarretando menor custo de manutenção.

Através de um modelo econométrico de análise de regressão múltipla, Singh, Sharma e Srivastava (2019) destacam os custos operacionais para extrair o máximo de eficiência nas companhias aéreas operadas na Índia. Para o modelo são utilizados o RPK como variável dependente, ao passo que carga paga, *stage length*, tamanho da aeronave, preço do combustível da aviação e propriedade são usadas como variáveis independentes. Os autores demonstram que operando aeronaves maiores e aumentando a carga paga, observa-se um efeito positivo sobre a eficiência de custo operacional, além de que o *stage length* mais longo é benéfico para reduzir as despesas. De modo divergente, esse estudo incorpora o PLF como variável dependente e ainda acrescenta variáveis como ASK, custo e despesa operacional e quantidade de aeronaves e fabricantes para analisar a eficiência operacional de companhias aéreas.

Com a intenção de demonstrar as principais variáveis que medem alguns tipos de eficiências registradas na literatura, no Quadro 1 são exibidas as variáveis de forma resumida:

Quadro I: Resumo das variáveis de eficiências

<b>Tipo de eficiência</b>	<b>Variáveis (formas de mensuração)</b>	<b>Autor</b>
Operacional	RTK (TON x KM)	Lozano, Gutiérrez (2011)
	Emissão de carbono (TON)	
	custo da frota (€)	
	Custo operacional (€)	
	Receitas (USD)	Joo e Fowler (2014)
	Passageiros (n)	
	RPK (milhão x KM)	
	PLF (%)	
	Despesa operacional (USD)	Choi (2017)
	PLF (%)	
	CASM (milhão x mi)	
	RASM (milhão x mi)	
	<i>Passenger yield</i> (milhão x mi)	
	Receita de passageiro (USD)	
	Despesa de combustível (USD)	
	Empregados em tempo integral (n)	
	TOR ( <i>Total Operating Revenue</i> ) (USD)	Kottas, Madas (2018)
	Número de empregados (N/A)	
	Custo operacional total (USD)	
	Número de aeronaves em operação (n)	
Receita operacional total (USD)		

<b>Tipo de eficiência</b>	<b>Variáveis (formas de mensuração)</b>	<b>Autor</b>
Operacional	RPK (milhão x KM)	Kottas, Madas (2018)
	RTK (milhão x KM)	
	ASK (milhão x KM)	Yu, Chen e Chiang (2017)
	FATK (milhão x KM)	
	RPK (milhão x KM)	
	FRTK (milhão x KM)	
	<i>Flight waypoints</i> (n)	
	Tamanho da frota própria (n)	
	Despesas empregatícias (US\$)	
	Tamanho da frota arrendada (n)	
	Despesas de combustível (US\$)	Singh, Sharma e Srivastava (2019)
	Outras despesas (manutenção e seguro) (US\$)	
	RPK (milhão x KM)	
	<i>Payload</i> (KG)	
	<i>Stage Length</i> (KM)	
	ASK (milhão x KM)	
Preço do combustível da aviação (USD / galão)	Propriedade (N/A)	
Propriedade (N/A)		
Energética	ASK (milhão x KM)	Babikian, Lukachko, Waitz (2002)
	RPK (milhão x KM)	
	<i>Stage Length</i> (KM)	
	Energia consumida por ASK (joules / ASK)	
	Energia consumida por RPK (joules / RSK)	
Técnica, Alocativa e Custo-benefício	RPK (milhão x KM)	Merkert, Hensher (2011)
	RTK (milhão x KM)	
	Funcionários (n)	
	ATK (milhão x KM)	
	<i>Freight price</i> (USD)	
	<i>ATK price</i> (USD)	
	ASK (milhão x KM)	
	<i>Stage Length</i> (KM)	
	Idade de aeronaves (anos)	
	Tamanho das aeronaves (n)	
	Família de aeronaves (N/A)	
Fabricantes de aeronaves (N/A)	Barros, Liang e Peypoch (2013)	
Receita total (N/A)		
RPM (milhão x mi)		
Técnica	PLF (%)	

<b>Tipo de eficiência</b>	<b>Variáveis (formas de mensuração)</b>	<b>Autor</b>
Técnica	Custo total (log)	Barros, Liang e Peypoch (2013)
	Número de empregados (n)	
	Número de galões (n)	
Técnica e de escala	RPK (milhão x KM)	Sakthidharan, Sivaraman (2018)
	FTK (milhão x KM)	
	ATK (milhão x KM)	
	CASK (milhão x KM)	
	Custo do combustível por ASK (log)	
	Custo excluindo combustível por ASK (log)	
	Manutenção por ASK (log)	
	Custo de propriedade por ASK (log)	
Nº empregados por companhia aérea (n)		

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de dados da literatura.

Essas variáveis identificadas na literatura e apresentadas no Quadro 1 foram utilizadas nos estudos para avaliação de eficiência. Para a eficiência operacional foram mencionados indicadores como o RPK, ASK, PLF, *stage length*, combustível, custo e despesa operacional, receita operacional, número de aeronaves em operação e seus fabricantes e rotas voadas.

A partir dessas variáveis encontradas na literatura, é possível identificar quais delas foram usadas para compor o modelo para esse estudo, conforme Quadro 2.

Quadro 2: Variáveis a serem utilizadas no estudo

<b>Variáveis</b>	<b>Descrição</b>	<b>Fonte</b>
PLF	Conhecida por <i>Load Factor</i> , é também chamado de índice de aproveitamento ou taxa de ocupação. É a razão entre a demanda e a oferta de transporte aéreo. Usada para medir a eficiência operacional.	(ANAC, 2009b, 2010b, 2011b, 2012b, 2013b, 2014b, 2015b, 2016b, 2017b)
RPK	Indicador que descreve o número de assentos vendidos multiplicado pela distância. Indica o número de passageiros pagos.	(ANAC, 2009b, 2010b, 2011b, 2012b, 2013b, 2014b, 2015b, 2016b, 2017b)
ASK	Indicador que captura a capacidade total de passageiros de uma companhia aérea em quilômetros. Multiplica-se o número total de assentos disponíveis para passageiros programados pelo total de quilômetro transportado.	(ANAC, 2009b, 2010b, 2011b, 2012b, 2013b, 2014b, 2015b, 2016b, 2017b)

<b>Variáveis</b>	<b>Descrição</b>	<b>Fonte</b>
REV	É a receita operacional líquida, ou seja, o montante que uma empresa efetivamente recebe pelas vendas de passagens aéreas e outros produtos.	(ANAC, 2009a, 2010a, 2011a, 2012a 2013a, 2014a, 2015a, 2016a, 2017a)
TRO	Total de rotas ofertadas pelas companhias aéreas.	(ANAC, 2009b, 2010b, 2011b, 2012b, 2013b, 2014b, 2015b, 2016b, 2017b)
Stage Length	Comprimento de palco. Indica a distância da etapa da decolagem ao pouso considerando de calço a calço em quilômetros.	(ANAC, 2009b, 2010b, 2011b, 2012b, 2013b, 2014b, 2015b, 2016b, 2017b)
CostExp	É o custo e despesa de voo. Gastos diretamente ligados à operação de transporte aéreo de uma empresa.	(ANAC, 2009a, 2010a, 2011a, 2012a 2013a, 2014a, 2015a, 2016a, 2017a)
Fuel	Consumo total de combustível (litros), calculado pela divisão da quantidade de combustível e o tempo de deslocamento.	(ANAC, 2009b, 2010b, 2011b, 2012b, 2013b, 2014b, 2015b, 2016b, 2017b)
TOF	Indica a quantidade de decolagens por rota em voos doméstico e internacional.	(ANAC, 2009b, 2010b, 2011b, 2012b, 2013b, 2014b, 2015b, 2016b, 2017b)
TFH	Horas totais voadas por aeronaves calculada pelo tempo de voo.	(ANAC, 2009b, 2010b, 2011b, 2012b, 2013b, 2014b, 2015b, 2016b, 2017b)
ACFT	Quantidade de aeronaves em operação. Tamanho da frota aérea.	(ANAC, 2009a, 2010a, 2011a, 2012a 2013a, 2014a, 2015a, 2016a, 2017a)
MAN	Distribuição de aeronaves por fabricante como, por exemplo, Airbus, Boeing e Embraer.	(ANAC, 2009a, 2010a, 2011a, 2012a 2013a, 2014a, 2015a, 2016a, 2017a)

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de dados da literatura.

No intuito de desenvolver um modelo para investigar fatores relevantes para a gestão eficiente de companhias aéreas, identifica-se a partir do Quadro 2 a descrição das variáveis registradas na literatura. Para o modelo desse estudo, insere-se também a variável TOF referente às decolagens de aeronaves, considerada necessária para identificar a eficiência operacional de companhias aéreas.

#### **4. Metodologia**

Nesta seção são apresentados os procedimentos metodológicos para orientação do estudo. Trata-se de pesquisa de caráter quantitativa ao tentar compreender através de um modelo estatístico o impacto de variáveis que possam responder ao problema de pesquisa (DOANE; SEWARD, 2014). As companhias aéreas escolhidas para o estudo foram a Azul, Gol, Avianca e Latam, pois eram as maiores empresas aéreas brasileiras no período abordado. A análise dos indicadores de desempenho operacionais ocorre de 2009 a 2017. Os dados coletados com um recorte de 9 anos permitem classificá-los como um recorte longitudinal, feito a partir de dados secundários, organizados em bancos de dados da ANAC.

Ao realizar a revisão de literatura, observou-se que uma parcela desses estudos utilizou o método DEA para determinar a eficiência relativa de cada unidade em análise (DMU – *Decision Making Unit*), considerando os recursos que as organizações se dispõem (*inputs*) e os resultados alcançados (*outputs*). Contudo, devido à limitação do número de DMU's utilizadas neste estudo, essa técnica poderia contribuir para a baixa resolutividade da DEA.

Aplicando a técnica de regressão múltipla com dados em painel, ficaria mais claro examinar a dinâmica da mudança nos períodos de observação, além de que há ampla aplicabilidade, estimação fácil e relativamente simples compreensão. Nos dados em painel, diferentemente dos dados de corte transversal (*cross-section*), cada uma das observações é analisada em duas dimensões que, geralmente, são o tempo e o espaço, ou seja, mediante uma série temporal, acompanhada ao longo de determinado período (WOOLDRIGE, 2002). Ademais, as técnicas de estimação em painel podem considerar explicitamente as variáveis específicas, já que os dados em painéis propiciam mais graus de liberdade e maior variabilidade na amostra em comparação com dados em corte transversal ou em séries temporais, e tendem a ter muita heterogeneidade nas unidades (GUJARATI; PORTER, 2011). Assim o modelo proposto e as relações existentes entre as variáveis dão suporte aos modelos de estimação e testes estatísticos que foram realizados no curso da pesquisa.

##### **4.1 Coleta de dados**

A escolha dos parâmetros para calcular a eficiência das companhias de transporte aéreo foi feita pela disponibilidade de dados e pela revisão dos trabalhos já realizados. Os dados para as variáveis explicativas vêm do banco de dados da Agência Nacional de Aviação Civil (ANAC) obtidos a partir do Demonstrativo do Relatório Operacional remetido à ANAC, disponíveis através dos Anuários do Transporte Aéreo da ANAC (ANAC, 2009a, 2010a,

2011a, 2012a, 2013a, 2014a, 2015a, 2016a, 2017a), e Dados Estatísticos do Transporte Aéreo do Brasil (ANAC, 2009b, 2010b, 2011b, 2012b, 2013b, 2014b, 2015b, 2016b, 2017b).

Foram coletados dados de indicadores operacionais (PLF, ATK, RPK), receita, rotas, *stage length*, custo e despesa, consumo de combustível, horas voadas e aeronaves utilizadas de 2009 a 2017 a fim de que as 4 maiores companhias aéreas brasileiras neste período tivessem um parâmetro de dados relativos ao ano inteiro, visto que a Azul começou suas operações em dezembro de 2008. Foram utilizados na análise apenas informações que continham rotas ofertadas dos grupos de voo regular e não-regular, sendo retirado o grupo “improdutivo” da relação de rotas das companhias aéreas devido à inexistência de dados nos relatórios. Foram também excluídas da análise todos os espaços em branco com informações faltantes.

Variáveis que não representam a operacionalização do transporte aéreo não são capturados no modelo, exceto a variável receita de voo que compreende as receitas obtidas pela companhia aérea no que se refere à prestação de serviços de transporte aéreo público, tal como venda de passagens, fretamentos (voos não regulares), transporte de carga e malote postal, etc. Para retratar a eficiência operacional foi utilizada a métrica do PLF como representação da capacidade em relação ao tráfego de passageiros para determinar a proporção da capacidade utilizada dividida pela capacidade disponível, conforme também utilizada por Barros, Liang e Peypoch (2013), Joo e Fowler (2014) e Choi (2017). O PLF pode ser obtido pela divisão do RPK pelo ASK em porcentagem (ANAC, 2017a).

Seguindo orientação de Merkert e Hensher (2011), o tamanho da companhia aérea é expresso em termos de capacidade de assento quilômetro disponível, representado pelo ASK. Como o objetivo da pesquisa é analisar em termos de passageiros, as operações de carga aérea foram descartadas, razão pela qual usamos ASK em vez de ATK. Assim como Kölker, Bießlich e Lütjens (2016) e Joo e Fowler (2014), utiliza-se o RPK para exibir a política de preço das companhias aéreas, representado a partir do volume de passageiros multiplicados pela distância do segmento. Para o cálculo do RPK leva em conta apenas os ASK que foram voados por passageiros.

Joo e Fowler (2014) identificam que as variáveis receitas e despesas foram significativos para explicar as pontuações de eficiência das companhias aéreas na Ásia, Europa e América do Norte. Assim, essas variáveis foram inclusas no modelo. O custo e a despesa de voo envolvem o custo com tripulação, combustível, depreciação de equipamentos de voo, arrendamento, manutenção e seguro das aeronaves, tarifas aeroportuárias, tarifas de navegação aérea, custos indiretos, despesas administrativas gerais e outras despesas

operacionais. Para valores de custo, o valor do preço foi obtido em unidades de Real, moeda brasileira. A variável custo e a despesa de voo, juntamente com a variável receita operacional líquida indicam se a operacionalização do transporte está sendo superavitária e se a diferença de uma pela outra apresenta números positivos.

O total de rotas ofertadas indica a quantidade de rota disponível por uma companhia aérea para realizar as viagens. O *stage length* é calculado pelo horário de partida até a parada da aeronave, apurada pelo critério do calço e descalço (*block-to-bloc*), que indica a quantidade de horas de operação de uma aeronave, conforme apresentado em Singh, Sharma, Srivastava (2019). O consumo total de combustível em litros representa o total de combustível gasto por toda frota de uma companhia aérea.

A variável TOF (*take-off*) indica o total de decolagem realizada por toda frota de aeronaves incluindo voos domésticos e internacionais, bem como o TFH (*total flight hour*) aponta a hora total de voo a partir do momento em que as rodas despregam do solo (*lift off*) até o retorno do contato no ato do pouso. A quantidade de aeronaves em operação e a atribuição de diferentes fabricantes (Airbus ou Embraer, por exemplo) configuram a otimização da frota. Enquanto a Gol opera com frota homogênea utilizando apenas Boeing, as demais operam com uma frota diversificada de aeronaves. Uma frota homogênea diminui os custos de uma companhia aérea (MERKERT; HENSHER, 2011), já que poderia facilitar a padronização de tripulação, treinamento, manutenção, compra e até mesmo a negociação com fabricantes e fornecedores e aumenta o poder de mercado da companhia aérea, podendo ter um impacto de eficiência geral na empresa.

## 4.2 Procedimento de execução e análise dos dados

Usando uma abordagem similar à Pitfield, Caves e Quddus (2010) e Wang *et al.* (2014), estima-se um sistema de equação e procura resolver possíveis problemas de endogeneidade, autocorrelação e heterocedasticidade associado às variáveis do modelo. Em termos do modelo da regressão com dados em painel, utiliza-se o **PLF** que pode ser inferido ao aceitar os pressupostos de que o aumento da frequência de voo devido ao volume de passageiros (RPK) e/ou a capacidade das aeronaves (ASK) impactam positivamente na eficiência operacional da companhia aérea (BARROS; LIANG; PEYPOCH, 2013).

Para conduzir este estudo, estima-se o seguinte modelo empírico de regressão, baseado nos modelos de Draper e Smith (1966) e Elian (1988):

$$Y_t = \alpha + \sum \beta_1 W_{it} + \sum \beta_2 W_{jt} + \sum \beta_3 W_{kt} + \sum \beta_4 W_{lt} + \sum \beta_5 W_{mt} + \sum \beta_6 W_{nt} + \sum \beta_7 W_{ot} + \sum \beta_8 W_{pt} + \sum \beta_9 W_{qt} + \sum \beta_{10} W_{rt} + \sum \beta_{11} W_{st} + \epsilon_t \quad (1)$$

Em que:

$Y_t$ : eficiência operacional - medida pelo PLF (variável dependente);

$\alpha$ : intercepto da reta de regressão (constante);

$\sum \beta_n$  ( $n = 1, 2, \dots, n$ ): Soma dos coeficientes de cada variável (coeficientes angulares);

$W_{zt}$  ( $z = i, j, \dots, u$ ): variáveis explicativas: PLF ( $Y_t$ ), RPK ( $W_i$ ), ASK ( $W_j$ ), REV ( $W_k$ ), TRO ( $W_l$ ), *Stage Length* ( $W_m$ ), CostExp ( $W_n$ ), Fuel ( $W_o$ ), TOF ( $W_p$ ), TFH ( $W_q$ ), ACFT ( $W_r$ ), MAN ( $W_s$ ), e;

$\epsilon_t$ : termo de erro (diferença entre o valor real de  $Y$  e o valor previsto de  $Y$  por meio do modelo para cada observação).

Portanto, o modelo está disposto através de variáveis explicativas, que são os vetores de características operacionais das companhias aéreas e representa a soma ( $\sum$ ) dos coeficientes de regressão das variáveis independentes; observados em um período ( $t$ ). Para cada variável avaliada, foi realizada uma análise descritiva para compreender os dados da distribuição. Posteriormente à análise, realizou-se o teste de auto correlação entre as variáveis, fez o teste F de significância global para verificar se o modelo é útil para medir a eficiência operacional; depois apresentou uma série de testes como de heterocedasticidade e homocedasticidade para confirmar o melhor método de estimação do modelo.

### 4.3 Métodos de estimação de dados em painel

Ao analisar as observações ao longo do tempo, pode-se estimar os métodos através de Dados Empilhados (*pooled data*), Efeitos Fixos (*fixed effects*) e Efeitos Aleatórios (*random effects*). Na forma Empilhada, é possível estimar séries temporais para cada caso ou regressões transversais para cada unidade de tempo utilizando a expressão (2) (GUJARATI, 2006). Essa estimativa desconsidera os efeitos sobre os indivíduos e tempo, e os parâmetros estimados da regressão são constantes. Dessa forma, o modelo não considera a heterogeneidade das observações, e todas as observações são empilhadas, não resultando em distinções entre a real imagem das relações das variáveis abordadas e ao longo do tempo (WOOLDRIDGE, 2002).

$$Y_{it} = \alpha + \beta_1 X_{1it} + [\dots] + \beta_2 X_{2it} + \mu_{it} \quad (2)$$

No modelo descrito na Equação 2,  $Y$  é a variável dependente,  $X_1$  e  $X_2$ , as variáveis explanatórias,  $\mu$  é o termo de erro estocástico e  $i$ , o indicador da  $i$ -ésima observação, dada a circunstância em que os dados são series temporais, o subscrito  $t$  remete à observação de ordem  $t$ . O  $\alpha$  é o intercepto, o qual dá o efeito médio sobre  $Y$  de todas as variáveis excluídas do modelo. Os coeficientes  $\beta_1$  e  $\beta_2$  são denominados coeficientes parciais da regressão (GUJARATI, 2006).

Caso o modelo siga as hipóteses clássicas de regressão, pode-se estimá-lo por Mínimos Quadrados Ordinários – MQO, obtendo as estimativas desejadas (GREENE, 2008). No entanto, a estimativa por dados empilhados no modelo pode implicar potencial risco de heterocedasticidade, o que levarão a estimativas tendenciosas, testes estatísticos e intervalo de confiança incorretos (GUJARATI, 2006, WOOLDRIDGE, 2002).

Gujarati (2006) e Wooldridge (2002) pontuam as vantagens de usar modelos com dados em painel. Esse tipo de dado aumenta o tamanho da amostra, captura a heterogeneidade em unidades de seção transversal e dimensões do tempo e testa hipóteses na presença de heterocedasticidade ou auto correlação ou ambos. Um problema que pode surgir em dados em painel que inviabilizaria o uso do MQO é a endogeneidade, isto é, omissão de variáveis no modelo (heterogeneidade não-observada), erros de medição das variáveis e simultaneidade entre as variáveis (WOOLDRIDGE, 2002).

No intuito de capturar adequadamente os efeitos de covariância entre as unidades ao longo do tempo, um modelo com dados em painel pode ser estimado através de dois métodos: Efeito Fixo ou Efeito Aleatório, conforme descrito em (3) e (4), respectivamente.

$$Y_{it} = \alpha + \beta_1 X_{1it} + \mu_{it} \quad (3)$$

$$Y_{it} = \alpha + \beta_1 X_{1it} + w_{it} \quad (4)$$

**Em que:**  $w = \varepsilon_i + \mu_{it}$

A Equação (3) é análoga ao que foi apresentado na equação (2), no entanto, o estimador de Efeitos Fixos é obtido ao se aplicar MQO agrupados na equação. No modelo de Efeitos Fixos, o intercepto ( $\alpha$ ) captura os efeitos da omissão de variáveis (efeitos não-observáveis) no modelo, porém mantidas ao longo do tempo (WOOLDRIDGE, 2002). O Modelo (4) é semelhante ao modelo (3), mas o que diferencia é o fato de o termo de erro  $w$  ser composto em dois componentes:  $\varepsilon_i$ , que é o componente de corte transversal dos indivíduos, e  $\mu_{it}$ , que é o elemento de erro combinado da série temporal e corte transversal (GUJARATI, 2006).

Em uma análise de Efeitos Aleatórios, o efeito não-observado é colocado junto com o termo aleatório  $w_{it}$ . No estimador de Efeitos Aleatórios, o intercepto é a grande média entre as unidades observacionais e ao longo do tempo. Nenhuma correlação e auto correlação se apresentam entre e dentro dos termos de erro (GUJARATI, 2006).

Na abordagem de Efeito Fixo, permite-se a correlação entre os efeitos individuais não-observados com as variáveis explicativas. Contudo, caso esses efeitos sejam puramente não-correlacionados com as variáveis explicativas, convém modelar esses efeitos como aleatoriamente distribuídos entre as unidades observacionais, utilizando a abordagem de Efeito Aleatório. Assim, o pesquisador deve optar por trabalhar utilizando os Efeitos Fixos ou Aleatórios no modelo dependendo se a heterogeneidade não-observada e a variável explicativa são correlacionadas ou não (WOOLDRIDGE, 2002). Essa questão deve ser feita em conformidade com os dados que se estão trabalhando, observando suas particularidades.

Desse modo, para fazer uma análise mais útil e robusta para o trabalho científico, é necessário realizar uma sequência de testes estatísticos. Inicialmente, realiza-se o teste *F de Chow* para diferenciação das médias do grupo com a finalidade de verificar, de acordo com a amostra do grupo, se a forma *Pooled* é a mais adequada em detrimento ao Efeito Fixo, conforme descrito em Greene (2008) e Wooldridge (2002).

Utilizamos também o teste baseado no multiplicador de Lagrange (*Lagrange multiplier*) de Breusch-Pagan para testar a variância entre o modelo *Pooled* e o modelo de Efeitos Aleatórios (GREENE, 2008; WOOLDRIDGE, 2002). No caso da variância do termo de erro ( $u$ ) não ser constante, conclui-se que não há diferença entre os modelos, sendo mais conveniente a forma *Pooled* (GREENE, 2008; WOOLDRIDGE, 2002).

Por fim, para a seleção do método entre os testes de Efeitos Fixos e Aleatórios, utiliza-se o teste de Hausman para validar a escolha do melhor modelo. O teste de Hausman avalia a consistência entre os estimadores, indicando qual modelo é mais consistente (GREENE, 2008; WOOLDRIDGE, 2002).

Para verificar o modelo final, faz-se necessário a aplicação do teste de Wooldridge para identificar problemas nos dados que influenciem a análise, como problemas de auto correlação e o teste de verossimilhança para verificar a presença de heterocedasticidade (GREENE, 2008; WOOLDRIDGE, 2002). A seguir, o Quadro 3 apresenta o resumo dos testes para escolha do melhor modelo.

### Quadro 3: Testes para análise do modelo

Teste	Objetivo
F de Chow	Verificar o modelo mais adequado - <i>pooled</i> ou efeitos fixos
Breusch - Pagan	Verificar o modelo mais adequado - <i>pooled</i> ou efeitos aleatórios
Hausman	Verificar se os estimadores são semelhantes (efeitos aleatórios) ou divergentes (efeitos fixos)
Wooldridge	Verificar auto correlação entre os resíduos da regressão
Verossimilhança	Verificar a presença da heterocedasticidade

Fonte: Adaptado de Greene (2008) e Wooldridge (2002).

Os testes conduzidos nesse trabalho, conforme apresentados no Quadro 3, verificam os pressupostos através da qualidade dos dados levantados para se chegar a um modelo estatístico final. Os dados foram tratados e padronizados de forma que possam ser interpretados no *software* Stata em sua versão 12.0.

## 5. Resultados

Nesta seção são apresentados os principais resultados referentes às companhias aéreas em estudo - Azul, Gol, Avianca e Latam, após a realização dos testes estatísticos descritos na seção anterior. Inicia-se com a apresentação dos resultados referentes à análise dos pressupostos da Regressão Múltipla com dados em painel e, posteriormente, apresenta a estatística descritiva das variáveis presentes no modelo de análise

O uso do modelo de regressão múltipla com dados em painel oferece respaldos estatísticos e econométricos para maior credibilidade do trabalho científico e rigor metodológico. Dessa forma, é necessário testar sua aplicação através da análise de pressupostos. Devido à amplitude dos dados, foi realizada a transformação por logaritmo no intuito de padronizar os dados numa escala adequada.

### 5.1 Resultado dos testes preliminares para o modelo

Este estudo analisou dados de 4 companhias aéreas brasileiras em um período de 9 anos, configurando, desta forma, em uma estrutura de dados em painel. Para se cercar de alguns cuidados na sua aplicação, essa pesquisa apresenta a realização de testes de pressupostos para a escolha do modelo mais adequado. Esses testes servem para examinar a questão da estabilidade estrutural de um modelo de regressão envolvendo dados de séries temporais (GUJARATI, 2006).

Primeiramente, realiza-se o teste *F de Chow* para falha estrutural na observação de maneira a estimar o modelo mais adequado aos dados da amostra, com as opções de *Pools* (mínimos quadros agrupados) ou Efeitos Fixos. A Tabela 1 apresenta os resultados do teste.

Tabela 1: Resultados da estimação com efeitos fixos e teste *F de Chow*

<b>Regressão Modelo de Efeito Fixo</b>			
Número de obs: 36			
Número de grupos: 04			
R-sq: Within = 0.9993			
Between = 0.9958			
Overall = 0.9976			
PLF	Coef.	Er.padr	Razão-t
LRPK	1.752961***	.0343414	51.05
LASK	-1.66123***	.0234395	-70.87
LREV	-.0042082*	.0022828	-1.84
TRO	1.14e-07	5.48e-07	0.21

PLF	Coef.	Er.padr	Razão-t
Stage_Length	-.2367**	0591763	-4.00
LCostExp	-.0158611	.0180099	-0.88
LFuel	.002942	.0040137	0.73
LTOF	-.0356695	.0256953	-1.39
LTFH	.1919251***	.0598396	3.21
ACFT	1.18e-06	.0000216	0.05
MAN	-.0001099	.0011319	-0.10
_cons	1.252658***	.1275174	9.82

Teste *F de Chow*

F (3, 21) = 1.46

Prob > F = 0.2537

Nota: \*, \*\*, e \*\*\* indicam significância estatística ao nível de 1%, 5%, e 10%, respectivamente.

Fonte: Dados da pesquisa

Observa-se que para o modelo da Tabela 1, apenas as variáveis RPK, ASK, REV, Stage\_Length, LTFH se mostraram estatisticamente significativas, ou seja, mostraram-se estatisticamente relevantes para compor o modelo. As demais variáveis que não apresentaram significância foram desprezadas, não por se presumir que não houve impacto, mas por estar fora do intervalo de confiança de 99%, 95% ou 90%. Com base no modelo (F=1.46) e p-valor de 0.2537, o teste demonstra que a forma *Pooled* é a mais adequada em detrimento à abordagem de Efeito Fixo. Após o teste *F de Chow*, aplica-se um segundo teste para verificar se o modelo mais apropriado é o *Pool* ou Efeito Aleatório.

O segundo teste aplicado foi o de Breusch-Pagan baseado no multiplicador de Lagrange, que permite escolher o modelo mais adequado, entre o Efeito *Pool* e o Efeito Aleatório. O teste apresentado na Tabela 2 assume que as variâncias dos termos de erro são constantes (homocedasticidade). O teste pode ser interpretado de forma que se a variável LRPK aumenta em 1 e as outras variáveis permanecem as mesmas, a eficiência operacional aumenta em cerca de 1.76 em média. Esse mesmo raciocínio vale para todas as demais variáveis. A Tabela 2 apresenta os resultados desse teste:

Tabela 2: Resultados da estimação com efeitos aleatórios e teste Breusch-Pagan

<b>Regressão Modelo de Efeito Aleatório</b>			
Número de obs: 36			
Número de grupos: 04			
R-sq: Within = 0.9992			
Between = 1.0000			
Overall = 0.9994			
PLF	Coef.	Er.padr	Razão-z
LRPK	1.768203***	.0256692	68.88
LASK	-1.684093***	.0161259	-104.43
LREV	-.0043833***	.0023062	-1.90
TRO	1.77e-07**	4.54e-07	0.39
Stage_Length	-.2632301***	.0565904	-4.65
LCostExp	-.0146038	.0145112	-1.01
LFuel	.0017885	.0040727	0.44
LTOF	-.0507439**	.0202314	-2.51
LTFH	.2402087***	.0549988	4.37
ACFT	-.0000179	.0000192	-0.93
MAN	-.0000627	.0008451	-0.07
_cons	1.366688***	.1022241	13.37
Teste de Breusch - Pagan			
Chi <sup>2</sup> = 42527.74			
Prob > Chi <sup>2</sup> = 0.0000			

Nota: \*, \*\*, e \*\*\* indicam significância estatística ao nível de 1%, 5%, e 10%, respectivamente.

Fonte: Dados da pesquisa

O teste de Breusch-Pagan sugere a existência de efeitos aleatórios (Prob > Chi<sup>2</sup> = 0.0000) dada a rejeição do modelo *Pool*. Por consequência, corrobora-se para que o modelo de Efeitos Aleatórios seria o mais adequado para a Regressão Múltipla. Sob o modelo de Efeito Aleatório, assume-se que é possível extrapolar os resultados dos coeficientes de regressão dessa amostra para a população, ou seja, as entidades da amostra foram consideradas como tendo sido selecionadas aleatoriamente para representar toda população (GREENE, 2008; WOOLDRIDGE, 2002).

Para confirmar que o modelo de Efeitos Aleatórios seria o mais adequado, torna-se necessário a utilização do teste de Hausman. Atribui-se para esse teste que a diferença nos coeficientes não é sistemática, isto é, o modelo de Efeito Aleatório seria o mais consistente e eficiente. A Tabela 3 apresenta os resultados do teste.

Tabela 3: Resultados do teste de Hausman

<b>Regressão Modelo de Efeito Aleatório</b>				
Número de obs: 36				
Número de grupos: 04				
PLF	Coeficiente			
	ef (b)	ea (B)	diferença	sqrt(diag(V_b-V_B))
LRPK	1.752961	1.768203	-0152414	.0228128
LASK	-1.66123	-1.684093	.0228622	.0170107
LREV	-.0042082	-.0043833	.0001751	.
TRO	1.14e-07	1.77e-07	-6.25e-08	3.07e-07
Stage_Length	-.2367	-.2632301	.0265301	.0173018
LCostExp	-.0158611	-.0146038	-.0012573	.0106669
LFuel	.002942	.0017885	.0011535	.
LTOF	-.0356695	-.0507439	.0150744	.0158411
LTFH	.1919251	.2402087	-.0482836	.0235779
ACFT	1.18e-06	-.0000179	.0000191	9.79e-06
MAN	-.0001099	-.0000627	-.0000472	.000753

Teste de Hausman

Chi<sup>2</sup> = 4.41

Prob > Chi<sup>2</sup> = 0.9270

Notas: b = consistente sob H0 e Há; B = inconsistente sob Ha, eficiente sob H0

(V\_b-V\_B) não é positivo

Fonte: Dados da pesquisa

Conforme resultados da Tabela 3, o teste de Hausman demonstrou que pela probabilidade obtida, sendo Chi<sup>2</sup>= 4.41; Prob>Chi<sup>2</sup>=0.9270, confirma-se que o modelo de efeitos aleatórios seria o mais adequado para explicar os resultados.

Finalmente, para estimar o modelo definitivo, aplicou-se o teste de Wooldridge para verificar problemas de auto correlação. Conforme resultado, aceitou-se que há ausência de auto correlação entre os resíduos. Após, foi realizado o teste de verossimilhança para verificar a presença de heterocedasticidade, conforme mostrado na Tabela 4.

Tabela 4: Resultados do teste de verossimilhança

<b>Teste de verossimilhança para a heterocedasticidade</b>	
	PLF
Log likelihood (het) =	213.7987
Log likelihood (hom) =	188.2004
LR Chi <sup>2</sup>	-51.20
Prob > chi <sup>2</sup> =	1.0000

Fonte: Dados da pesquisa

O teste de verossimilhança, por sua vez, demonstrou não haver problemas de heterocedasticidade (LR  $\chi^2 = -51.20$ ;  $\text{Prob} > \chi^2 = 1.0000$ ), conforme mostrado na Tabela 4. Por esse motivo, não foi preciso rodar o teste de robustez para correção de problemas de heterocedasticidade, adotando, portanto, o modelo do teste de Breusch-Pagan de Efeitos Aleatórios para a análise dos pressupostos.

## 5.2 Estatística descritiva das variáveis

Aplicando a técnica de estatística descritiva possibilita a descrição, o resumo e a análise de um conjunto de dados abordados na pesquisa. A estatística descritiva permite considerar dados necessários para tratar adequadamente os níveis de medição da amostra e descreve as características de um grupo de observações ou fazer inferências através do comportamento dos dados, permitindo identificar valores de tendência, médias, variabilidade, e valores atípicos (WOOLDRIDGE, 2002). A Tabela 5 apresenta a estatística descritiva da amostra.

Tabela 5: Estatística descritiva da amostra

Variável	Média	Desvio Padrão	Min	Max
PLF	0,774468056	0,055441272	0,636194667	0,845162654
RPK	27.024.038.688	20.518.815.984	1.429.108.604	60.633.042.188
ASK	35.256.112.582	26.510.726.104	2.008.865.973	76.700.855.192
REV	8.492.025,56	11.694.737,27	376.590	71.182.091
TRO	4.122,722	2.339,04	369	8.143
Stage_Length	204.598.204	126.593.547,8	20.251.378	401.489.433
CostExp	6.746.135.514	4.799.928.027	490.821.693	14.962.691.500
Fuel	1.255.085.297	968.610.674,1	146.931.998	4.010.290.000
TOF	198.620	108.715,97	23.820	316.967
TFH	364.029	208.719,4979	41.247	650.794
ACFT	103,19	55,66	14	203
MAN	1,805556	0,7099072	1	3

Fonte: Dados da pesquisa

A Tabela 5 refere-se à análise descritiva da amostra de quatro companhias aéreas brasileiras no período de 2009 a 2017, incluindo a variável dependente PLF e as demais variáveis independentes, em um total de 36 observações para cada variável. Observa-se que o PLF apresenta relativa variabilidade dado o valor mínimo de 0,63 da Gol e máximo de 0,84 da Avianca, com uma média de 0,77 de aproveitamento. Isso indica que as quatro companhias aéreas abordadas possuem medida de PLF relativamente semelhante. O número de

passageiros pagos, representado pelo RPK, possui média de 27 bilhões e números que variam de 1 bilhão de RPKs a 60 bilhões de RPKs, com desvio padrão de 20 bilhões.

O número de assento ofertado (ASK) assume valores de 2 bilhões de assentos ofertados por ano a 76 bilhões, com média de 35 bilhões de ASKs. Essa variação pode ser explicada devido ao início das operações da companhia aérea Azul em 2009, que começou com apenas 14 aeronaves e depois foi aumentando sua frota. Além disso, todas as companhias aéreas aumentaram sua frota no período abordado nesse estudo, o que também reflete nos números das demais variáveis como receita, rotas ofertadas, número de decolagem e horas totais voadas.

A receita operacional líquida de voo (REV) possui média de R\$8,49 bilhões e variação de R\$376 mil a R\$71 milhões, de acordo com os serviços prestados de transporte aéreo pelas companhias aéreas. O crescimento da receita se deve ao fato de as companhias aéreas estarem em expansão e fazendo acordos estratégicos com outras empresas aéreas, além de receitas auxiliares, como cobrança de bagagem e outras taxas. No quantitativo de total de rotas ofertadas (TRO), tem-se que a média é 4.122 e desvio padrão de 2.339 rotas.

O parâmetro Stage\_Length indica média, mínimo e máximo de, respectivamente, 204 milhões, 20 milhões e 401 milhões de quilômetros voados. As aéreas expandiram a quantidade de rotas, atendendo a mais aeroportos, iniciando voos internacionais e assinando acordo de *codeshare* com outras companhias internacionais, como a Azul, em 2015 e 2016, realizou parceria com a United e, depois, com a TAP e HNA (AZUL, 2019). Por sua vez, a Gol, em 2011 e 2014, assinou acordo de *codeshare* com a Qatar Airways e uma parceria estratégica para expansão de voo com a AirFrance-KLM (GOL, 2019). A Tam em 2009 adquiriu a Pantanal linhas Aéreas e fez fusão com a LAN, nascendo a LATAM Airlines Group em 2012, adotando o nome comercial LATAM a partir de 2014 (LATAM, 2019). E a Avianca, em 2015, ingressa na Star Alliance promovendo expansão de *codeshare* (AVIANCA, 2019).

A variável custo e despesa de voo possui média de R\$6,74 bilhões, desvio padrão de R\$4,79 bilhões e valor mínimo de R\$490 milhões e máximo de R\$14,96 bilhões. Essa variação desproporcional deve-se, principalmente, ao preço médio do barril de petróleo no mercado internacional, um dos principais insumos do setor, e à alta do dólar. A variável consumo total de combustível apresenta média de 1,25 bilhão de litros e desvio padrão de 968 milhões de litros. O crescimento numérico ano pós ano reflete a aquisição de novas aeronaves na frota das companhias aéreas e o aumento das rotas. O número de decolagem possui média de 198 mil, e variabilidade que vai de quase 24 mil a 317 mil decolagens.

Nota-se, desse modo, a expansão da capacidade de infraestrutura aeroportuária, juntamente com a expansão operacional das companhias aéreas. A variável de aproveitamento em termos de horas voadas apresenta média de 364 mil horas, desvio padrão de 208 mil horas e variabilidade de 41 mil horas a 650 mil horas de voo. Em geral, observa-se que as aeronaves com maior capacidade apresentam maior utilização de horas voadas por dia. Outro notável crescimento foi em relação à quantidade de aeronaves em operação que variou de 14 a 203 aeronaves, com média de 103 aeronaves. E por fim, a distribuição de aeronaves por fabricante varia de 1, tendo a Gol operando apenas com Boeing, a 3, na qual a Avianca já operou com a família de Airbus (318, 319, 320), Embraer EMB-120 Brasília e Fokker-100 e a Azul opera também com 3 fabricantes (Embraer, Airbus e ATR).

Para o cálculo da média anual da variável dependente, PLF, das companhias aéreas abordadas no estudo, segue Tabela 6:

Tabela 6: Média anual de PLF das companhias aéreas

<b>Ano</b>	<b>Azul</b>	<b>Gol</b>	<b>Avianca</b>	<b>Latam</b>
<b>2009</b>	0,754144873	0,63619467	0,7114	0,68122
<b>2010</b>	0,792036093	0,66831354	0,73943	0,72048
<b>2011</b>	0,810959894	0,68127242	0,7862	0,73694
<b>2012</b>	0,792412955	0,699035	0,79379	0,76575
<b>2013</b>	0,802127454	0,69910982	0,82118	0,797
<b>2014</b>	0,793619723	0,76954806	0,82746	0,8285
<b>2015</b>	0,795666801	0,77244048	0,83389	0,82131
<b>2016</b>	0,797383749	0,77560639	0,838	0,83449
<b>2017</b>	0,820533681	0,79759146	0,84516	0,84065

Fonte: Dados da pesquisa

Em relação à análise da média anual do PLF, conforme Tabela 6, nota-se que a Azul apresenta taxa de ocupação de 75% em 2009, primeiro ano de operações e aumenta para 82% em 2017. A Gol possui média de 72% de ocupação aumentando ano pós ano, e observa-se aumento de 16% de 2009 a 2017. A Avianca segue na mesma linha de crescimento de PLF conforme mostrado na Tabela 2, com média de crescimento anual de 1,67% e a Latam que saltou de 68% de média de ocupação em 2009 para 84%.

Para verificar se as variáveis estão associadas e qual o seu grau de associação, aplica-se o teste de normalidade por meio da análise de *Spearman*, que possibilitou identificar uma

possível correlação entre as variáveis do estudo por meio da escala de mensuração de intensidade e direção da relação monotônica entre duas variáveis, conforme Tabela 7.

Tabela 7: Coeficiente de correlação de *Spearman*

	PLF	LRPK	ASK	REV	TRO	Stage Length	CostExp	Fuel	TOF	TFH	ACFT	MAN
PLF	1.0000											
RPK	0.0039	1.0000										
ASK	-0.0728	0.9887	1.0000									
REV	0.0301	0.9568	0.9490	1.0000								
TRO	0.0005	0.7058	0.7053	0.7171	1.0000							
Stage Length	-0.1151	0.9802	0.9949	0.9364	0.7076	1.0000						
CostExp	0.0533	0.9907	0.9776	0.9593	0.7349	0.9689	1.0000					
Fuel	-0.2515	0.9140	0.9356	0.8940	0.6546	0.9431	0.8795	1.0000				
TOF	-0.4124	0.7529	0.7997	0.7426	0.7315	0.8144	0.7429	0.8288	1.0000			
TFH	-0.1982	0.9547	0.9784	0.9179	0.6945	0.9882	0.9372	0.9598	0.8674	1.0000		
ACFT	0.0435	0.9247	0.9157	0.8705	0.7589	0.9121	0.9324	0.8230	0.7445	0.8820	1.0000	
MAN	0.2620	-0.1278	-0.1278	-0.1188	0.1569	-0.1078	-0.0842	-0.1579	-0.2344	-0.1372	0.0886	1.0000

Fonte: Dados da pesquisa

Observa-se na Tabela 7 que valores negativos significam que, por exemplo, o maior valor de ASK (-0,0728) está associado ao menor valor de PLF. Exceto as variáveis PLF e MAN que possuem baixa correlação (primeira linha vertical e última linha horizontal, respectivamente), as variáveis RPK, ASK, REV, TRO, Stage Length, CostExp, Fuel, TOF, TFH e ACFT apresentaram forte relação, indicando que os dados ordenados podem apresentar problemas de multicolinearidade.

Para Gujarati e Porter (2011), o problema da multicolinearidade não deveria receber tanta atenção, pois não omite relações não lineares exatas entre variáveis. Fávero e Belfiore (2017) explicam que a existência de multicolinearidade é substancialmente um fenômeno amostral da regressão e não afeta a intenção de elaboração de previsões, desde que as mesmas condições que geraram os resultados se mantenham para a previsão. Os autores destacam que a existência de altas correlações entre variáveis explicativas não gera necessariamente estimadores ruins ou fracos e que a presença de multicolinearidade não invalida o modelo. Basta apenas identificá-la, reconhecê-la e não fazer nada. Assim, o estudo somente poderá ser confirmado mediante a análise de regressão.

### 5.3 Discussão dos resultados

Considerando os testes realizados, os resultados apontaram para a utilização do modelo de Efeitos Aleatórios para analisar as quatro companhias aéreas brasileiras. Vale ressaltar que os resultados da estimação do modelo de dados em painel são interpretados como uma resposta média para as empresas analisadas. Nesse estudo, objetivou-se avaliar os indicadores de eficiência operacional no gerenciamento de voos que produzam efeito no desempenho de companhias aéreas brasileiras. Assim, com base nos resultados da regressão apresentada na Tabela 2 e os resultados identificados na literatura, é possível comparar os coeficientes dos indicadores de eficiência operacional e os impactos, positivo ou negativo, no desempenho de companhias aéreas, conforme Quadro 4.

**Quadro 4: Variáveis e sinais esperados e encontrados**

Variáveis	Sinal esperado	Sinal encontrado	Fonte científica
PLF	(+)	(+)	Barros, Liang e Peypoch (2013); Joo e Fowler (2014); Choi (2017)
RPK	(-)	(+)	Joo e Fowler (2014); Singh, Sharma e Srivastava (2019)
ASK	(-)	(-)	Kottas e Madas (2018)
REV	(+)	(-)	Joo e Fowler (2014)
TRO	(+)	(+)	Yu, Chen e Chiang (2017)
Stage Length	(-)	(-)	Babikian, Lukachko e Waitz (2002); Merkert e Hensher (2011); Singh, Sharma e Srivastava (2019)
CostExp	(-)	(-)	Joo e Fowler (2014); Singh, Sharma e Srivastava (2019)
Fuel	(-)	(+)	Babikian, Lukachko e Waitz (2002); Lozano e Gutiérrez (2011); Sakthidharan, Sivaraman (2018)
TOF	(-)	(-)	Babikian, Lukachko e Waitz (2002)
TFH	(+)	(+)	Babikian, Lukachko e Waitz (2002)
ACFT	(-)	(-)	Kottas e Madas (2018)
MAN	(-)	(-)	Merkert e Hensher (2011); Sakthidharan e Sivaraman (2018)

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de dados da pesquisa e dados da literatura.

De acordo com o Quadro 4, os indicadores operacionais apresentam impacto positivo ou negativo na eficiência operacional. Utilizou-se o PLF para representar a eficiência operacional das companhias aéreas abordadas nesse estudo, já que o maior fator de carga tende a aumentar a lucratividade e o *marketshare* das empresas, bem como estima o interesse estratégico das principais operações de serviços (CHOI, 2017; JOO; FOWLER, 2014). Barros, Liang e Peypoch (2013) ressaltam que quanto mais próximo de um estiver o PLF, a operadora é mais tecnicamente eficiente.

Os parâmetros com sinais negativos ASK, REV, Stage Length, CostExp, TOF, ACFT e MAN, têm relação inversamente proporcional à eficiência operacional, ou seja, se cada uma dessas variáveis aumenta em 1 e as outras permanecem constantes, a eficiência operacional diminui. Ao contrário dos valores das variáveis RPK, TRO, Fuel e TFH, que possuem relação diretamente proporcional com a eficiência operacional das companhias aéreas.

O intuito da técnica de regressão foi estimar a variação média dos efeitos das variáveis explicativas entre as empresas aéreas Azul, Gol, Avianca e Latam. O modelo apresenta relativa coerência com os argumentos encontrados na literatura, de sorte que a variável dependente se mostrou significativa a 90% de confiança, e a maioria das variáveis explicativas se mostraram favoráveis para explicar a eficiência operacional de companhias aéreas. Nessa perspectiva, as variáveis CostExp, Fuel, ACFT e MAN não se mostraram significativas, porém não quer dizer que não produzam efeito na eficiência operacional.

A variável de Custo e Despesa (CostExp) apresentou sinal negativo em concordância com o modelo de Singh, Sharma e Srivastava (2019), pois minimizando o custo operacional refletiria no menor preço do combustível, por exemplo, e implicaria em maior eficiência operacional. De acordo com Babikian, Lukachko e Waitz (2002), Lozano e Gutiérrez (2011) e Sakthidharan e Sivaraman (2018), uma frota eficiente é aquela capaz de consumir menos combustível para diminuir o custo operacional. Contudo, vale ressaltar que o custo de combustível está sujeito a alterações do preço do barril de petróleo e flutuações do dólar, refletindo no custo operacional final. Babikian, Lukachko e Waitz (2002) demonstram que o consumo de combustível está mais associado aos fatores operacionais do que tecnológicos, em razão das aeronaves gastarem muito tempo em manobras de solo e congestionamento.

Como resultado deste estudo, aumentando o consumo de combustível, implica na maior oferta de rotas e frequência de voos para atender mais clientes. Experiências anteriores, como relatado por Singh, Sharma e Srivastava (2019), mostraram que o alto preço do combustível afeta negativamente a demanda de viagens aéreas. Desse modo, as empresas aéreas diminuirão o consumo de combustível através da manipulação de outros serviços, como a

redução da frequência de voo, para solucionar a questão do preço e do custo operacional. Sakthidharan e Sivaraman (2018) expõem que a adoção de frota de aeronaves com renovada tecnologia e *design* contribuem para o menor consumo de combustível, implicando o efeito do combustível na melhor eficiência operacional. Nesse caso, apesar da variável Fuel não apresentar significância, compreende-se que é um parâmetro chave para explicar a eficiência operacional.

Resultados obtidos através da análise da variável ACFT demonstram que quanto menor a frota, mais eficiente é a empresa aérea, em consonância com a literatura. Levando em conta os resultados da pesquisa de Kottas e Madas (2018), as companhias aéreas do continente americano, especialmente dos EUA, apresentam maior tamanho de frotas aéreas que a Ásia, Europa e Oceania. Por esse motivo, enfrentam deseconomia de escala, afetando a eficiência de escala e eficiência global, devido à viabilidade econômica e a flexibilidade operacional dessas aeronaves, chamando maior atenção dos executivos e gestores de companhias aéreas para que limitem o tamanho da companhia aérea com a finalidade de alcançar a eficiência operacional.

Mesmo que a variável MAN desta pesquisa não tenha apresentado impacto significativo na eficiência operacional das companhias aéreas, é uma variável considerável para representar o contraposto de que o menor número de aeronaves e a adoção de frotas homogêneas, em relação ao *mix* de frotas de diferentes famílias (por exemplo, B737, B737max) e fabricantes, resulta em maior eficiência operacional, em conformidade com a literatura relacionada. Merkert e Hensher (2011) e Sakthidharan e Sivaraman (2018) mostram claramente que frotas homogêneas são mais eficientes, visto que diminui os custos de treinamento para tripulação, manutenção, compras e outros custos.

As demais variáveis – RPK, ASK, REV, TRO, *Stage\_Length*, TOF e TFH – se mostraram significativas, podendo explicar uma parcela da eficiência operacional das companhias aéreas abordadas nesse estudo. O *output* RPK usado no modelo deste estudo para avaliar a política de preço das companhias aéreas associado à demanda de passageiros mostra que aumentando o RPK pode significar o aumento da receita através do crescimento da companhia aérea para atender o comportamento da demanda de passageiros.

Assim, políticas internas das companhias aéreas para expandir os destinos mais procurados, incluindo os mercados nacionais e internacionais, têm efeito na elevação da quantidade de passageiros transportados, o que eleva a receita da companhia. Em tempos de crise, como a desvalorização cambial ou aumento do preço do petróleo, recorre-se a mudanças na oferta de voo, medida pelo ASK, compensado pela possível diminuição do RPK.

Contrariando Joo e Fowler (2014) e Singh, Sharma e Srivastava (2019), os resultados desta pesquisa evidenciou que o RPK e a eficiência operacional são diretamente proporcionais. Esses autores demonstram que mais passageiros com custo mais elevado não levaria a uma maior eficiência operacional da companhia aérea. Dessa forma, a elevação de custos operacionais, como combustível e manutenção, é suportada pela contenção da despesa operacional e não com o aumento do bilhete.

Como já esperado o relacionamento inversamente proporcional de ASK e eficiência operacional, conforme evidenciado por Kottas e Madas (2018), a menor oferta de assento disponível por quilômetro significa uma companhia aérea mais eficiente e mais rentável. O ASK refere-se ao número de aeronaves operadas e mede a capacidade e tamanho da empresa. Para se ter uma melhor posição competitiva, a limitação da capacidade de tráfego de passageiros está associada ao aumento de economia de escala e, conseqüentemente, maior eficiência operacional.

A relação negativa da receita operacional líquida (REV) e do PLF aponta que o crescimento da receita exerce influência negativa para o incremento da eficiência operacional das companhias aéreas, em desacordo com os resultados apontados por Joo e Fowler (2014). Essa evidência reflete na competitividade das empresas, já que o aumento da passagem pode ter um efeito de dispersão de passageiros, que buscarão o menor preço do bilhete. Estrategicamente, a gestão de receita também indica que a companhia aérea deve crescer, porém o tamanho deve ser limitado para não enfrentar problemas de deseconomia de escala, quando o custo operacional cresce mais que o retorno esperado, gerando prejuízos para as empresas.

O aumento de rotas (TRO), denominado de *waypoints* por Yu, Chen e Chiang (2017), leva as empresas aéreas a uma maior eficiência operacional. Quanto mais destinos uma companhia aérea oferecer, maior comodidade terão os passageiros, atraindo, dessa forma, mais viajantes. A maior oferta de rotas também está associada à rede de alianças formada entre as empresas aéreas que disponibilizam maior opção de destinos. Além disso, as rotas podem seguir padrões temporais, de modo que as companhias aéreas podem dispor de mais ou menos aeronaves para atender determinada região.

A relação negativa entre *Stage Length* e eficiência também ficou evidenciada nos resultados desta pesquisa de modo que voar a distâncias mais curtas geram melhor desempenho operacional para as companhias aéreas. Além disso, demoras em manobras de solo e congestionamento de tráfego aéreo impactam negativamente na eficiência de voo por queimar combustível desnecessário. Descobertas na literatura destacam essa mesma relação,

como o estudo de Babikian, Lukachko e Waitz (2002), que demonstrou que as aeronaves voando menos de 1000 km têm valores de eficiência energética na ordem de 1.5 a 3 vezes maior do que as aeronaves voando mais de 1000 km. Merkert e Hensher (2011) e Singh, Sharma e Srivastava (2019) destacam essa mesma relação negativa por compreender que um *Stage Length* longo pode queimar mais combustível, inclusive o combustível adicional levado a bordo, e aumentar o custo e despesa operacional de voo.

Analisando os efeitos dos indicadores de eficiência operacional, constatou-se relação negativa para a quantidade de decolagens por rota (TOF) e positiva para o total de horas de voo (TFH) no desempenho de companhias aéreas, alinhado aos estudos de Babikian, Lukachko e Waitz (2002). Uma explicação para essa condição observada é que antes da decolagem, as aeronaves gastam tempo em aeroportos realizando taxiamento e manobras em portões, além de que a decolagem é a fase em que tem maior queima de combustível. Para o total de horas de voo, compreende-se que o avião tem maior eficiência energética na fase de cruzeiro devido a menor queima de combustível e menor uso de energia nesse estágio de voo, fazendo com que a operação seja mais eficiente quando a aeronave passa mais tempo em voo do que em solo (BABIKIAN; LUKACHKO; WAITZ, 2002).

## 6. Considerações finais

Tendo em vista o crescimento do setor de transporte aéreo e o interesse dos *stakeholders* por esse modal, esse estudo tem o potencial reflexivo para o meio acadêmico no desenvolvimento de conhecimento. Em razão disso, o presente estudo tentou avaliar os indicadores de eficiência operacional no gerenciamento de voos que produzam efeito no desempenho de companhias aéreas brasileiras. Adotar estratégias para elevar a eficiência operacional torna as companhias aéreas mais competitivas, melhora os serviços prestados aos passageiros, eleva os índices de desempenho e, ao mesmo tempo, serve de base para a subsequente análise de indicadores econômico-operacional.

Informações sobre os indicadores que provocam efeito no desempenho operacional de companhias aéreas e que apresentam impacto nos custos e na eficiência operacional são cruciais para mudança estratégica. Ademais faz com que os profissionais do setor criem diretrizes de planejamento estratégico e adequações de tendências a curto, médio e longo prazo.

A abordagem metodológica utilizando modelo econométrico de regressão com dados em painel, para um período de 2009 a 2017, capazes de viabilizar a estimação dos coeficientes, mostrou-se adequada para obter o melhor ajuste para os dados atribuídos. Para não esbarrar na falta de uniformidade de dados, todos os dados foram retirados de relatórios da Agência Nacional de Aviação Civil (ANAC) do Brasil, os quais possuem alto grau de confiabilidade devido à credibilidade da fonte.

Em conformidade com o modelo de regressão apresentado nesse estudo, a eficiência operacional das companhias aéreas é alcançada quando há maior oferta de rotas e frequência de voos para atender o comportamento da demanda de passageiros, gerando maior receita passageiro-quilômetro. Por outro lado, limitar o crescimento da companhia aérea através do controle da capacidade de transporte nas aeronaves indica aumento da eficiência operacional para que as empresas não enfrentem problemas de deseconomia de escala, gerando prejuízos. Ao decidir pela expansão de uma empresa, deve-se pesar os efeitos gerais sobre sua decisão.

Também ficou evidenciado que um menor *stage length* e a redução da quantidade de decolagens têm efeito inversamente proporcional com a eficiência operacional, por questões ligadas ao consumo de combustível e eficiência energética. O parâmetro do total de horas de voo reafirma que as aeronaves são mais eficientes na fase do voo, devido ao menor consumo de combustível nessa etapa, gerando também maior autonomia de voo. Conforme se voa,

ocorre a queima de combustível e, conseqüentemente, reduz o peso da aeronave, consumindo gradativamente menos combustível.

Embora as variáveis CostExp, Fuel, ACFT e MAN estivessem ligadas à eficiência operacional, elas não apresentaram significância estatística para a análise do modelo de regressão com dados em painel. Já as variáveis RPK, ASK, REV, TRO, Stage\_Length, TOF e TFH compreendem aspectos de gestão de companhias aéreas que precisam de maior atenção dos gerentes e executivos de linhas aéreas e aeroportos, pois demonstraram relevância para as práticas de gestão estratégica de empresas aéreas, a fim de obter melhor posição competitiva.

Acompanhar e analisar o desempenho do setor de transporte aéreo torna-se condição necessária para compreender as diretrizes que incentivam a elaboração de estratégias para intensificar as práticas de gestão, posicionamentos econômicos e a governança corporativa, bem como a prestação adequada dos serviços aéreos e a promoção e desenvolvimento do setor. Percebe-se ainda que a partir da análise da eficiência operacional das companhias aéreas, o processo de identificação para construção de políticas públicas, como a regulação do setor e da operacionalização da aviação, constitui condição prévia indispensável para recomendações de decisões referentes a estratégias corporativas que regem o transporte aéreo.

No que concerne à demanda de viagens aéreas e o crescimento de passageiros em todo o mundo, há grande espaço para expansão do transporte aéreo. Dessa maneira, as companhias aéreas devem se preparar para atingir o melhor desempenho no intuito de atender toda expectativa de crescimento, mesmo chocando com impasses e gargalos da ordem legal, institucional, operacional e de infraestrutura aeroportuária.

A análise de indicadores de eficiência operacional igualmente contribui para um ambiente propício à competitividade, fruto da disputa por participação de mercado entre as empresas concorrentes e a criação de malhas integradas, que favorecem a melhor utilização da frota de aeronaves. Além disso, promove a redução de tarifas aéreas contribuindo para o declínio dos preços dos bilhetes aéreos por meio do estabelecimento de alianças entre as empresas.

A escassez de dados não pode ser desprezível nos estudos relacionados ao tema dessa pesquisa, já que praticamente todos autores reportaram consideráveis esforços de pesquisa para não se restringir a essa limitação. Evidentemente, futuras pesquisas poderiam investigar mais extensivamente os fatores operacionais que propiciam a maior eficiência operacional associado a aspectos como cooperação, alianças, fusões/aquisições e de infraestrutura aeroportuária. Poderia investigar também se modificações em modelo de negócio impactam na eficiência e até onde as empresas ganham dinheiro tornando-se cada vez mais eficientes.

## Referências

ABDELGHANY, A.; ABDELGHANY, K.; AZADIAN, F. Airline flight schedule planning under competition. *Computers and Operations Research*, v. 87, p. 20–39, 2017. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.cor.2017.05.013>>.

ANAC – Anuário do Transporte Aéreo, 2009a. Disponível em: <[www.anac.gov.br](http://www.anac.gov.br)>. Acesso em 19/03/2019.

ANAC – Dados Estatísticos do Transporte Aéreo do Brasil, 2009b. Disponível em: <[www.anac.gov.br](http://www.anac.gov.br)>. Acesso em 19/03/2019.

ANAC – Anuário do Transporte Aéreo, 2010a. Disponível em: <[www.anac.gov.br](http://www.anac.gov.br)>. Acesso em 19/03/2019.

ANAC – Dados Estatísticos do Transporte Aéreo do Brasil, 2010b. Disponível em: <[www.anac.gov.br](http://www.anac.gov.br)>. Acesso em 19/03/2019.

ANAC – Anuário do Transporte Aéreo, 2011a. Disponível em: <[www.anac.gov.br](http://www.anac.gov.br)>. Acesso em 19/03/2019.

ANAC – Dados Estatísticos do Transporte Aéreo do Brasil, 2011b. Disponível em: <[www.anac.gov.br](http://www.anac.gov.br)>. Acesso em 19/03/2019.

ANAC – Anuário do Transporte Aéreo, 2012a. Disponível em: <[www.anac.gov.br](http://www.anac.gov.br)>. Acesso em 19/03/2019.

ANAC – Dados Estatísticos do Transporte Aéreo do Brasil, 2012b. Disponível em: <[www.anac.gov.br](http://www.anac.gov.br)>. Acesso em 19/03/2019.

ANAC – Anuário do Transporte Aéreo, 2013a. Disponível em: <[www.anac.gov.br](http://www.anac.gov.br)>. Acesso em 19/03/2019.

ANAC – Dados Estatísticos do Transporte Aéreo do Brasil, 2013b. Disponível em: <[www.anac.gov.br](http://www.anac.gov.br)>. Acesso em 19/03/2019.

ANAC – Anuário do Transporte Aéreo, 2014a. Disponível em: <[www.anac.gov.br](http://www.anac.gov.br)>. Acesso em 06/01/2019.

ANAC – Dados Estatísticos do Transporte Aéreo do Brasil, 2014b. Disponível em: <[www.anac.gov.br](http://www.anac.gov.br)>. Acesso em 06/01/2019.

ANAC – Anuário do Transporte Aéreo, 2014a. Disponível em: <[www.anac.gov.br](http://www.anac.gov.br)>. Acesso em 06/01/2019.

ANAC – Dados Estatísticos do Transporte Aéreo do Brasil, 2014b. Disponível em: <[www.anac.gov.br](http://www.anac.gov.br)>. Acesso em 06/01/2019.

ANAC – Anuário do Transporte Aéreo, 2015a. Disponível em: <[www.anac.gov.br](http://www.anac.gov.br)>. Acesso em 06/01/2019.

ANAC – Dados Estatísticos do Transporte Aéreo do Brasil, 2015b. Disponível em: <[www.anac.gov.br](http://www.anac.gov.br)>. Acesso em 06/01/2019.

ANAC – Anuário do Transporte Aéreo, 2016a. Disponível em: <[www.anac.gov.br](http://www.anac.gov.br)>. Acesso em 06/01/2019.

ANAC – Dados Estatísticos do Transporte Aéreo do Brasil, 2016b. Disponível em: <[www.anac.gov.br](http://www.anac.gov.br)>. Acesso em 06/01/2019.

ANAC – Anuário do Transporte Aéreo, 2017a. Disponível em: <[www.anac.gov.br](http://www.anac.gov.br)>. Acesso em 06/01/2019.

ANAC – Dados Estatísticos do Transporte Aéreo do Brasil, 2017b. Disponível em: <[www.anac.gov.br](http://www.anac.gov.br)>. Acesso em 06/01/2019.

AVIANCA - Relações com Investidores. Disponível em: <[www.avianca.com.br](http://www.avianca.com.br)>. Acesso em 03/03/2019.

AZUL - Relações com Investidores. Disponível em: <[www.voeazul.com.br](http://www.voeazul.com.br)>. Acesso em 03/03/2019.

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

BARROS, C. P.; LIANG, Q. BIN; PEYPOCH, N. The technical efficiency of US Airlines. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, v. 50, p. 139–148, 2013. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.tra.2013.01.019>>.

BIEBLICH, P.; WEGMANN, K; LÜTJENS, K; GOLLNICK, V. A hierarchical metamodeling approach for airline costs. *Journal of Air Transport Management*, n. 71, p. 193–200, 2018. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jairtraman.2018.04.006>>.

CHOI, K. Multi-period efficiency and productivity changes in US domestic airlines. *Journal of Air Transport Management*, v. 59, p. 18–25, 2017. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jairtraman.2016.11.007>>.

COX, B.; JEMIOLO, W.; MUTEL, C. Life cycle assessment of air transportation and the Swiss commercial air transport fleet. *Transportation Research Part D*, v. 58, n. November 2017, p. 1–13, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.trd.2017.10.017>>.

DOANE, D. P.; SEWARD, L. E. **Estatística aplicada à administração e economia**. Porto Alegre: AMGH, 2014.

DOŽIĆ, S.; KALIĆ, M. Three-stage airline fleet planning model. *Journal of Air Transport Management*, v. 46, p. 30–39, 2015.

DRAPER, N.R.; SMITH, H. (1966) Applied regression analysis. New York: John Wiley, 1966.

ELIAN, S.N. Análise de regressão. São Paulo: IME/USP, 1988.

FÁVERO, Luiz Paulo; BELFIORE, Patrícia. **Manual de análise de dados: estatística e modelagem multivariada com excel, spss e stata**. 1.ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2017.

GIVONI, M.; RIETVELD, P. The environmental implications of airlines' choice of aircraft size. *Journal of Air Transport Management*, v. 16, n. 3, p. 159–167, 2010. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jairtraman.2009.07.010>>.

GOL - Relações com Investidores. Disponível em: <[www.ri.voegol.com.br](http://www.ri.voegol.com.br)>. Acesso em 03/03/2019.

GREENE, W. H. **Econometrics analysis Pearson**. 6. ed. Upper Saddle River, New Jersey: Pearson Prentice Hall, 2008

GUJARATI, D. N. **Econometria Básica**. 4. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2006.

GUJARATI, D.N.; PORTER, D.C. **Econometria Básica**. 5.ed. Porto Alegre: AMGH, 2011.

HSU, C. I.; LI, H.C; LIU, S.M; CHAO, C.C.. Aircraft replacement scheduling: A dynamic programming approach. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, v. 47, n. 1, p. 41–60, 2011. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.tre.2010.07.006>>.

HUSEMANN, M.; SCHÄFER, K.; STUMPF, E. Flexibility within flight operations as an evaluation criterion for preliminary aircraft design. *Journal of Air Transport Management*, n. 71, p. 201–214, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2018.04.007>>.

ICAO - Solid passenger traffic growth and moderate air cargo demand in 2018, 2018. Disponível em: <[www.icao.int/](http://www.icao.int/)>. Acesso em 19/02/2019.

JOO, S. J.; FOWLER, K. L. Exploring comparative efficiency and determinants of efficiency for major world airlines. *Benchmarking*, v. 21, n. 4, p. 675–687, 2014.

KÖLKER, K.; BIEßLICH, P.; LÜTJENS, K. From passenger growth to aircraft movements. *Journal of Air Transport Management*, v. 56, p. 99-106, 2016.

KOTTAS, A. T.; MADAS, M. A. Comparative efficiency analysis of major international airlines using Data Envelopment Analysis: Exploring effects of alliance membership and other operational efficiency determinants. *Journal of Air Transport Management*, v. 70, n. May, p. 1–17, 2018.

KRSTIĆ SIMIĆ, T.; BABIĆ, O. Airport traffic complexity and environment efficiency metrics for evaluation of ATM measures. *Journal of Air Transport Management*, v. 42, p. 260–271, 2015.

LATAM - Relações com Investidores. Disponível em: <[www.latamairlinesgroup.net](http://www.latamairlinesgroup.net)>. Acesso em 03/03/2019.

LOZANO, S.; GUTIÉRREZ, E. A multiobjective approach to fleet , fuel and operating cost

efficiency of European airlines. *Computers & Industrial Engineering*, v. 61, p. 473–481, 2011.

MERKERT, R.; HENSHER, D. A. The impact of strategic management and fleet planning on airline efficiency – A random effects Tobit model based on DEA efficiency scores. *Transportation Research Part A*, v. 45, n. 7, p. 686–695, 2011. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.tra.2011.04.015>>.

MINTZBERG, H.; AHLSTRAND, B.; LAMPEL, J. **Safári de Estratégia: um roteiro pela selva do planejamento estratégico**. 2 ed. Porto Alegre: Bookman, 2010.

OLIVER WYMAN - Global Fleet & MRO Market Forecast Commentary 2018–2028, 2018. Disponível em: <[www.oliverwyman.com](http://www.oliverwyman.com)>. Acesso em 13/03/2019

PAI, V. On the factors that affect airline flight frequency and aircraft size. *Journal of Air Transport Management*, v. 16, n. 4, p. 169–177, 2010. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jairtraman.2009.08.001>>.

PARK, Y.; KELLY, M. E. O. Examination of cost-efficient aircraft fleets using empirical operation data in US aviation markets. *Journal of Air Transport Management*, v. 69, p. 224–234, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2017.02.002>>.

PAMPLONA, D. A.; ALVES, C. J. P. Performance Comparison between Conventional and PBN Air Navigation Procedures: A Case Study on the Route Connecting Campinas Airport to Santos Dumont Airport. *International Journal of Science and Engineering Investigations*, v. 4, n. 38, p. 38–44, 2015.

PITFIELD, D. E.; CAVES, R. E.; QUDDUS, M. A. Airline strategies for aircraft size and airline frequency with changing demand and competition: A simultaneous-equations approach for traffic on the north Atlantic. *Journal of Air Transport Management*, v. 16, n. 3, p. 151–158, 2010. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jairtraman.2009.07.008>>.

REPKO, M. G. J.; SANTOS, B. F. Scenario tree airline fleet planning for demand uncertainty. *Journal of Air Transport Management*, v. 65, pp. 198–208, 2017. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jairtraman.2017.06.010>>.

ŞAFAK, Ö; GÜREL, S.; AKTÜRK, M. S. Integrated aircraft-path assignment and robust schedule design with cruise speed control. *Computers and Operations Research*, v. 84, p. 127–145, 2017.

SAKTHIDHARAN, V.; SIVARAMAN, S. Impact of operating cost components on airline efficiency in India: A DEA approach. *Asia Pacific Management Review*, v. 23, p. 258–267, 2018.

SINGH, J.; SHARMA, S. K.; SRIVASTAVA, R. What drives Indian Airlines operational expense: An econometric model. *Journal of Air Transport Management*, v. 77, n. September 2018, p. 32–38, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2019.03.003>>.

STROUP, J. S.; WOLLMER, R. D. A Fuel Management Model for the Airline Industry. n. November 2016, 1992.

SWAN, W. M.; ADLER, N. Aircraft trip cost parameters : A function of stage length and seat capacity. *Transportation Research Part E*, v. 42, p. 105–115, 2006.

WANG, K.; GONG, Q; FU, X; FAN, X. Frequency and aircraft size dynamics in a concentrated growth market : The case of the Chinese domestic market. *Journal of Air Transport Management*, v. 36, p. 50–58, 2014. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jairtraman.2013.12.008>>.

WOOLDRIDGE, Jeffrey M., **Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data**. The MIT Press, Cambridge, MA, 2002

YU, M. M.; CHEN, L. H.; CHIANG, H. The effects of alliances and size on airlines' dynamic operational performance. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, v. 106, n. September, p. 197–214, 2017. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.tra.2017.09.015>>.