

## ARTIGO

## Indicadores de desempenho de companhias aéreas e seus impactos na eficiência operacional

Alexandre Pinchemel<sup>1</sup>alexandreintl@hotmail.com |  0000-0003-1707-2871Mauro Caetano<sup>2</sup>caetano@ita.br |  0000-0002-5978-1054Ricardo Messias Rossi<sup>1</sup>rossi.ufg@gmail.com |  0000-0002-2198-0576Marco Antônio Silva<sup>3</sup>marco.a.silva@tecnico.ulisboa.pt |  0000-0003-1220-1371

### RESUMO

As companhias aéreas devem avaliar constantemente os custos e a eficiência dos indicadores de desempenho de suas operações para estabelecer uma estratégia de negócio competitiva. Este estudo tem como objetivo investigar a relevância de alguns indicadores de desempenho na gestão e eficiência operacional de companhias aéreas. Com o uso de uma regressão de dados em painel referente às quatro maiores companhias aéreas brasileiras até o momento dos dados considerados no estudo (2009 a 2017) - Avianca, Azul, Gol e Latam, os resultados demonstram que a eficiência operacional é alcançada quando há uma maior oferta de rotas e frequência de voos para atender à demanda de passageiros, gerando maior receita por passageiro-quilômetro (RPK). Por outro lado, a etapa de voo mais curta e o número reduzido de decolagens afetam de forma inversamente proporcional a eficiência operacional em função do consumo de combustível e eficiência energética das aeronaves. Por meio da análise desses indicadores de desempenho, é possível definir estratégias que subsidiam a tomada de decisão para aumentar a eficiência operacional das companhias aéreas.

### PALAVRAS-CHAVE

Competitividade; Estratégias de Negócios; Operações; Transporte Aéreo.

<sup>1</sup>Universidade Federal de Goiás, Goiânia, GO, Brazil

<sup>2</sup>Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, SP, Brasil

<sup>3</sup>Universidade de Lisboa, Lisboa, Portugal

Recebido: 03/11/2020.

Revisado: 23/07/2021.

Aceito: 06/12/2021.

Publicado Online em: 10/10/2022.

DOI: <http://dx.doi.org/10.15728/bbr.2022.19.6.4.pt>



## 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 de RPKs, com crescimento de 4,5% ao ano.

Além disso, o setor de turismo representou 7,7% do PIB brasileiro em 2019, quando o Brasil tinha 15 companhias aéreas (companhias aéreas comerciais sediadas no país) operando em 121 aeroportos comerciais e movimentando 108,9 milhões de passageiros em 861,1 mil voos (ATAG, 2020). As quatro maiores companhias aéreas brasileiras em 2017 (Avianca, Azul, Gol e Latam - em ordem alfabética) são empresas privadas que operam voos domésticos e internacionais. Em termos de estratégia, a empresa Azul, autodeclarada como transportadora de baixo custo (LCC), tem suas operações aliadas a um modelo de negócios de transportadora regional (RGC); já a Gol opera com um mix entre LCC e operadoras de serviço completo (FSC). A então em operação durante o período dos dados, a Avianca, apresentava suas operações no regime de RGC e migrando sua atuação gradativamente para LCC. A Latam, por fim, opera em regime de FSC e tem aumentado suas participações também como RGC (Oliveira et al., 2021).

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 et al. (2010), têm a finalidade de mapear as diretrizes da organização, promover a coordenação de atividades, fortalecer políticas e realizar a tomada de decisão. Esse tipo de análise pode evitar o “paradoxo de Ícaro” para as companhias aéreas, quando o excesso de confiança de sucessos anteriores leva à falta de uma boa estratégia (Kumar, 2020).

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 (LCCs), 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 de custos, tanto para consumidores quanto para companhias aéreas, é resultado de operações de voo eficientes, que tendem a minimizar custos desde a venda de passagens online até o uso eficiente da infraestrutura aeronáutica.

Estudos que retratam operações em companhias aéreas desempenham papel crucial ao desenvolver modelos de gestão eficientes para os negócios do setor aéreo. Tais modelos causam impacto na receita das empresas e focam na eficiência operacional (Lozano & Gutiérrez, 2011; Kottas & Madas, 2018; Cox et al., 2018), eficiência energética (Babikian et al., 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, conforme apresentado

por Saranga e Nagpal (2016). No entanto, estudos que abordem a identificação dos fatores e seus impactos na eficiência operacional ainda se tornam necessários. Como resultado dessas lacunas, em termos científicos, surgem as seguintes questões de pesquisa: quais as possíveis variáveis que melhor descrevem os indicadores de desempenho e eficiência operacional das companhias aéreas? Quais as possíveis covariâncias entre tais variáveis para suportar hipóteses de relacionamento no conjunto de variáveis? Qual a intensidade e a direção das relações de causa e efeito presumidas de um determinado modelo estocástico?

Portanto, o objetivo deste estudo consiste em examinar a relevância desses indicadores de desempenho na eficiência operacional de companhias aéreas. Como contribuição, o achado da pesquisa pode ser útil como referência para planejadores e gestores de companhias aéreas, como suporte na tomada de decisão que harmoniza alguns dos indicadores conflitantes para um melhor desempenho da empresa em termos de eficiência operacional.

## 2. INDÚSTRIA AERONÁUTICA BRASILEIRA

O Brasil é a maior economia da América Latina, e sua dimensão continental oferece condições lucrativas para atrair companhias aéreas, volumes de tráfego e potenciais *stakeholders* para o dinâmico mercado de transporte aéreo, com expectativa de crescimento no número de passageiros nos próximos anos. O país possui 556 aeródromos públicos e 2.183 aeródromos privados reconhecidos por sua agência reguladora, sendo que apenas 168 destes (6%) são destinados à aviação comercial (ANAC, 2020).

Considerando uma análise aplicada neste estudo a partir de 2009, as então quatro maiores companhias aéreas privadas do Brasil foram a Avianca, Azul, Gol e Latam. Vale ressaltar aqui que, em maio de 2009, a Avianca cessou suas operações de voo pela ANAC devido a riscos apresentados após a empresa ter solicitado a sua recuperação judicial em dezembro de 2018. Essas quatro companhias aéreas operavam nas principais cidades brasileiras, onde conseguiram processar um movimento crescente de passageiros, demonstrado pelo aumento do assento-quilômetro oferecido (ASK) nos voos domésticos e internacionais, aumentando 49,7% e 51,6%, respectivamente, nos últimos 10 anos (ANAC, 2018).

Para entender melhor o contexto da indústria da aviação civil no Brasil, a Tabela 1 fornece um breve perfil das companhias aéreas apresentadas, que inclui o número de aeronaves próprias, fabricantes, número de locais atendidos e o número de funcionários empregados de 2009 a 2017.

A Azul iniciou suas operações em dezembro de 2008 com o Embraer 195/190 e, em 2011, adicionou o ATR-72-200/600 às suas operações. A Gol opera com uma frota homogênea, utilizando apenas aeronaves da Boeing (Boeing 737-300, 737-700, 737-800, 767-200, 767-300), enquanto a Avianca operava com aeronaves Embraer 120 e Fokker 100. Em 2010, já fora do período considerado nos dados deste estudo, a companhia aérea acrescentou o Airbus A319 e, em 2012, retirou o Embraer 120 de operação, trazendo a família Airbus - A318/19/20 para sua frota. Já a Latam opera a família Airbus - A319/20/21/30/40 e Boeing 767/777.

Essas quatro empresas atendiam diversas cidades no país, com alguns funcionários por aeronaves proporcionais ao tipo de operação da companhia aérea, pois, habitualmente, as operações de carga têm uma estrutura administrativa menor, enquanto nas operações de transporte de passageiros há estruturas administrativas mais complexas, com maior número de funcionários. Um menor número de funcionários por aeronave representa o uso mais eficiente da força de trabalho por unidade de capital (ANAC, 2018).

**Tabela 1**  
*Indústria aeronáutica no Brasil*

Companhia aérea	Ano	Número de aeronaves	Fabricantes	Número de locais atendidos	Empregados
Avianca	2009	19	Embraer and Fokker	22	1609
	2010	22	Embraer, Fokker, e Airbus	19	1867
	2011	31		26	2635
	2012	32	Airbus e Fokker	26	3200
	2013	38		29	3664
	2014	48		31	4280
	2015	51		29	4283
	2016	43	Airbus	28	4553
	2017	44		28	5354
Azul	2009	14	Embraer	14	1516
	2010	26		24	2932
	2011	49	Embraer e ATR	45	4352
	2012	61		61	5000
	2013	56		106	8204
	2014	151	Embraer, ATR, e Airbus	112	10843
	2015	151		107	10467
	2016	124		109	10221
	2017	124		102	11184
2018	127	49		17963	
Gol	2010	123	Boeing	49	18776
	2011	122		56	18781
	2012	126		57	16000
	2013	147		56	16183
	2014	141		60	16186
	2015	139		59	15812
	2016	128		58	15129
	2017	125		57	12181
	2018	127		49	17963
Latam	2009	132	Airbus e Boeing	43	22414
	2010	146		44	24729
	2011	156		48	28808
	2012	158		46	29000
	2013	203		44	27760
	2014	163		45	27742
	2015	168		48	25627
	2016	165		49	22929
	2017	162		47	21853

*Fonte:* Dados de pesquisa.

### 3. GESTÃO DE OPERAÇÕES AÉREAS

O crescimento da capacidade de transporte das companhias aéreas no mundo cresceu 6,0% ASKs durante o ano de 2018, resultando em uma média global recorde de PLF de 81,9% (ICAO, 2018). Nessa perspectiva, as companhias aéreas buscam se adequar ao 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, porém, por outro lado, aumenta a qualidade do serviço e, a partir de aeronaves maiores, permite-se a redução dos custos unitários por assento das companhias aéreas (Kölker et al., 2016).

Utilizando o modelo de frequência-capacidade, chamado de Previsão de Movimento de Aeronaves, Kölker et al. (2016) preveem o crescimento do movimento de aeronaves. O objetivo do estudo consiste em ajustar a capacidade e frequência de voo como estratégia para antecipar as restrições de capacidade e operações. Park e Kelly (2018) examinam a frota ideal de acordo com a variabilidade do custo-benefício da aeronave por tamanho, segmento de mercado e restrições operacionais, embora não considerem que as companhias aéreas otimizam seus custos e receitas, como nas alianças colaborativas, por exemplo.

Estudos como o de Givoni e Rietveld (2010) demonstram que a escolha do tamanho da aeronave é influenciada por características da rota, como distância, nível de demanda e competição. Mesmo com consequências ambientais, na gestão de voos prevalece o ajuste de frequência sobre o aumento do tamanho das aeronaves, influenciado pelo mercado de alta demanda e forte competição. No entanto, ao reduzir a frequência do serviço de voo para rotas de curta distância, os passageiros com menor disponibilidade de tempo ficam em desvantagem.

A análise de capacidade para atender à demanda local representa a força que as companhias aéreas exercem em uma região. Assim, mesmo sem quantificar a demanda em uma rota, Pai (2010) avalia determinantes do tamanho da aeronave e da frequência de voo no mercado norte-americano. O nível de renda do viajante tem um efeito significativo na frequência de voos, pois as pessoas com maior poder aquisitivo valorizam mais o tempo e, portanto, exigem maior frequência de voos e menos atrasos. Assim, do ponto de vista da gestão operacional estratégica, a distância da rota maior diminui a frequência de voo, mas impacta na escolha de aeronaves maiores.

Para fornecer maior flexibilidade nas operações de voo e atender a diferentes locais, Husemann et al. (2018) avaliam os critérios para decidir qual aeronave usar em certas rotas considerando a carga paga e a distância de voo. Os autores demonstram que as companhias aéreas com maior flexibilidade apresentam custos operacionais mais elevados ao empregar aeronaves de grandes dimensões em suas operações diárias, resultando em maior consumo de combustível e custos operacionais mais elevados.

Ao abordar a gestão de frotas no mercado chinês, Wang et al. (2014) estimam que o rápido crescimento do tráfego aéreo chinês deve-se mais ao aumento da frequência de voo do que ao aumento do tamanho das aeronaves. Isso é resultado da concentração de mercado que afeta a frequência dos voos, levando ao aumento da concorrência entre as companhias aéreas, o que resulta em melhoria da qualidade do serviço e aumento do volume de tráfego aéreo.

Já em relação à decisão de expandir ou reduzir as operações de voo, Hsu et al. (2011) aplicam o método de previsão topológica de Grey combinado ao modelo da cadeia de Markov para prever o tráfego de passageiros e capturar a aleatoriedade à demanda. Os autores determinam um cronograma ótimo de substituição de aeronaves, considerando vários cenários, de acordo com a demanda cíclica e dinâmica. Porém, o período de incerteza foi assumido apenas nos dois primeiros cenários propostos, e o planejamento de substituição da aeronave foi feito por um período curto, alegadamente inviável financeiramente.

Ao fornecer uma função de custo de viagem de aeronave generalizada, Swan e Adler (2006) demonstram que o gerenciamento de voo segue o custo operacional, proporcional às horas voadas, enquanto a etapa de voo e o consumo de combustível estão de acordo com o tamanho da aeronave ou sua capacidade e peso. No entanto, ao analisar os parâmetros de custo unitário em função da distância e do tamanho da aeronave, os autores não consideram outros indicadores de desempenho operacional, como ASK, RPK e rotas oferecidas, que poderiam afetar a eficiência da operação.

No processo de gestão operacional estratégica, a decisão sobre qual aeronave operar uma determinada malha aérea é objeto de análise por Repko e Santos (2017). Usando uma abordagem de modelagem multiperíodo, os autores demonstram que a aeronave ideal para certas rotas se ajusta conforme a demanda potencial se desenvolve para aquele período, mas não consideram a variação da demanda para diferentes rotas, tampouco avaliam o impacto das rotas adotadas na eficiência operacional das companhias aéreas.

Complementarmente, Dozic e Kalic (2015), por sua vez, adotam um modelo para planejadores e gestores decidirem em conjunto sobre o tipo e o tamanho da frota de uma companhia aérea e aplicá-lo a uma hipotética companhia aérea no Aeroporto Nikola Tesla, de Belgrado (BEG). No entanto, esse modelo de gestão é válido apenas para mercados de pequena e média demanda.

Para avaliar os efeitos da gestão da operação, Krstić Simić e Babic (2015) demonstram que mudanças na gestão do tráfego aéreo e na infraestrutura aeroportuária, como o aumento da pista, melhorariam o desempenho operacional do sistema aeroportuário, afetando diretamente a eficiência operacional do voo. Todavia, as mudanças estruturais do aeroporto sugeridas exigiriam um alto investimento financeiro. Assim, determinar fatores de eficiência operacional capazes de melhorar a gestão estratégica das companhias aéreas torna-se necessário para minimizar custos e despesas e fortalecer a competitividade entre as empresas.

#### 4. EFICIÊNCIA OPERACIONAL DE COMPANHIAS AÉREAS

Para sobreviver em ambientes competitivos e pressões econômicas, as companhias aéreas devem avaliar constantemente a eficiência de suas operações aéreas. Tratando de estudos da literatura sobre eficiência operacional de companhias aéreas, Stroup e Wollmer (1992) propõem um programa de modelo de gerenciamento de combustível linear, baseado em restrições de preço, estação e fornecedor, em que os custos com combustível podem ser reduzidos aumentando o lucro em diferentes modelos de aeronaves.

Analisando os efeitos dos custos operacionais de aeronaves em uma companhia aérea, Bießlich et al. (2018) aplicam uma abordagem de metamodelagem hierárquica que mede a lucratividade e o preço das passagens aéreas com base no modelo de custo operacional direto (COD). Após o cálculo dos custos, as companhias aéreas decidem sobre os pedidos das aeronaves, realizam adaptações de rota e propõem mudanças no modelo de negócios. Ainda assim, o modelo superestima os custos operacionais totais e não determina os fatores de eficiência operacional que podem influenciar os ganhos econômicos das companhias aéreas.

Pesquisas na literatura abordam mais de um tipo de eficiência em sua análise. Usando uma abordagem DEA multiobjetivo, Lozano e Gutiérrez (2011) estimam que oito das dezessete companhias aéreas adotadas no modelo possuem eficiência técnica, e quatro delas alcançaram eficiência na escala de produção. No entanto, a limitação de dados, como o uso do custo de combustível em vez do consumo para medição de combustível, pode ter comprometido o resultado da análise.

Aplicando uma abordagem DEA de dois estágios, com regressões Tobit de efeitos aleatórios parcialmente *bootstrapped* no segundo estágio, Merkert e Hensher (2011) demonstram que o mix da frota, como o A320 versus A380, tem um impacto significativo na alocação técnica e eficiência

de custos das companhias aéreas consideradas no estudo. Além disso, a linha aérea e o tamanho da aeronave têm um impacto positivo nos três tipos de eficiência abordados. O tamanho da aeronave e a distância de voo estão diretamente relacionados ao impacto ambiental por quilômetro (Cox et al., 2018), mesmo assim a operação de aeronaves apresenta menor impacto, por exemplo, que a produção de combustível.

Incorporando aspectos operacionais e financeiros à entrada e saída do modelo DEA, a pesquisa conduzida por Kottas e Madas (2018) avalia a eficiência comparativa dos membros da aliança de 30 grandes companhias aéreas internacionais. A aliança de companhias aéreas, compartilhando grande receita de frete, é mais eficiente do que aquelas que demonstram baixos volumes de tráfego de frete, pois melhoraram a lucratividade e aumentam o fluxo de receita de frete. Entretanto, para contornar o problema de escassez de dados, os autores não consideraram o ATK, uma variável-chave para o modelo.

Estudos como os conduzidos por Yu et al. (2017) analisam a eficiência dinâmica de uma série de companhias aéreas de vários países, combinando a análise de envoltória de dados de rede dinâmica de dois estágios (DNDEA), com um modelo de regressão truncado *bootstrapped* para o período de 2009 a 2012. Os resultados da pesquisa mostram que, no geral, a eficiência operacional apresenta uma tendência anual de queda, e as alianças de companhias aéreas têm um impacto negativo no desempenho operacional das empresas devido à colaboração insuficiente entre seus membros.

Joo e Fowler (2014) empregam a DEA com análise de regressão Tobit para avaliar a eficiência operacional comparativa de 90 companhias aéreas na Ásia, Europa e América do Norte. Mesmo com dados limitados, que requerem mais pesquisas, os autores esclarecem que a eficiência das companhias aéreas na Europa é a mais baixa entre as companhias aéreas dessas três regiões, enquanto as diferenças na eficiência das companhias aéreas americanas e asiáticas não foram significativas. A partir da análise da eficiência técnica de 11 companhias aéreas dos Estados Unidos, combinando dados operacionais e financeiros para o período 1998-2010, o modelo DEA B-Convex implementado por Barros et al. (2013) constatou que as operadoras analisadas apresentam um nível razoável de eficiência. Além disso, o tempo tem uma influência positiva na eficiência das companhias aéreas dos EUA e, à medida que o tempo passa, elas se tornam organizações mais competitivas.

Analisando as mudanças de eficiência estática e produtividade dinâmica de 14 operadoras de 2006 a 2015 usando a abordagem DEA *dual bootstrap*, Choi (2017) demonstra que a maioria das LCCs tem eficiência e produtividade relativamente baixas. As fusões de companhias aéreas são uma alternativa para reduzir os custos operacionais gerais, aumentando a sinergia da rede e obtendo economias de escala.

Aproximando-se do curto período de 2013 e 2014, Sakthidharan e Sivaraman (2018) apresentam estimativas de eficiência técnica entre 70% e 90% e mostram que a eficiência de escala aumenta à medida que o setor de aviação da Índia se expande. O estudo também mostra que os custos de manutenção e mão de obra têm uma grande parcela do custo operacional das companhias aéreas. Além disso, o modelo LCC é mais adequado do que o FSC na Índia, devido às eficiências operacionais aprimoradas encontradas em frotas novas e não homogêneas, resultando em custos de manutenção mais baixos.

Por meio de um modelo econométrico de análise de regressão múltipla, Singh et al. (2019) demonstram que operar aeronaves maiores e aumentar a carga útil tem um efeito positivo na eficiência dos custos operacionais. Além disso, etapas de voo mais longas apresentam benefícios na redução das despesas proporcionais. Contudo, esse estudo não se utiliza de variáveis-chave, como ASK, custos e despesas operacionais e o número de aeronaves e fabricantes para analisar a eficiência operacional das companhias aéreas.

Complementando o tema proposto neste estudo, Saranga e Nagpal (2016) investigam os fatores impulsionadores das eficiências operacionais e seu impacto no desempenho do mercado de companhias aéreas. Os autores consideram em seu arcabouço teórico os vínculos de vários direcionadores estruturais, de execução e regulatórios entre a eficiência das companhias aéreas. Mesmo não utilizando PLF na segunda etapa para as análises de regressão, devido à alta correlação com outras variáveis independentes, resultando em multicolinearidade, os resultados apresentados pelos autores indicam que alguns dos fatores estruturais e regulatórios têm impacto indesejável no desempenho das companhias aéreas, embora técnicos, sendo a eficiência um fator-chave na obtenção de poder de mercado. Com isso, a partir das variáveis identificadas na literatura, a Tabela 2 apresenta o resumo daquelas diretamente relacionadas à eficiência operacional de companhias aéreas.

**Tabela 2***Resumo das variáveis de eficiência operacional*

Autor	Tipo de eficiência	Variáveis	Medidas
Lozano e Gutiérrez (2011)		Custo de combustível	TON x KM
		Ativos de voo e de solo	n
		Custo operacional	€
Joo e Fowler (2014)		RTK	TON x KM
		Receitas	USD
		Passageiros	n
		RPK	milhão x KM
		PLF	porcentagem
		Despesas	USD
		PLF	%
Choi (2017)	Operacional	CASM	milhão x mi
		RASM	milhão x mi
		<i>Passenger yield</i>	milhão x mi
		Despesa de combustível	USD
		Receita de passageiro	USD
		Funcionários de tempo integral	n
		Despesa operacional total	USD
Kottas e Madas (2018)		Funcionários	n
		Custo operacional	USD
		Número de aeronaves	n
		Receitas	USD
		RPK	milhão x KM
Yu et al. (2017)	Operacional dinâmica	RTK	milhão x KM
		Tamanho da frota alugada por leasing	n
		Despesas trabalhistas	US\$
		Despesa de combustível	US\$
		Outras despesas operacionais	US\$
		RPK	milhão x KM
		FRTK	milhão x KM
ASK	milhão x KM		
FATK	milhão x KM		

Tabela 2  
Cont.

Autor	Tipo de eficiência	Variáveis	Medidas
Yu et al. (2017)	Operacional dinâmica	Tamanho da frota própria	n
		Pontos de passagem de voo	n
Singh et al. (2019)	Custo operacional	RPK	milhão x KM
		<i>Carga paga</i>	KG
		<i>Stage Length</i>	KM
		ASK	milhão x KM
		Preço do combustível de aviação	USD / galão
		Propriedade	N/A
Babikian et al. (2002)	Energia	ASK	milhão x KM
		RPK	milhão x KM
		Stage Length	KM
		Consumo energético por ASK	joules / ASK
		Consumo energético por RPK	joules / RPK
Merkert e Hensher (2011)	Técnica, alocativa e custo-eficiência	RPK	milhão x KM
		RTK	milhão x KM
		Ocupação	n
		ATK	milhão x KM
		Preço do frete	USD/FTE
		Preço do ATK	USD/ATK
		Tamanho da companhia aérea (ASK)	milhão x KM
		Tamanho da aeronave	n
		Stage Length	KM
		Idade da frota	n
Família de aeronaves	N/A		
Fabricantes	N/A		
Barros et al. (2013)	Técnica	Custo total	log
		Número de empregados	n
		Número de galões	n
		Receita total	n
		RPM	milhão x KM
		PLF	porcentagem
		RPKM	milhão x KM
Sakthidharan e Sivaraman (2018)	Técnica e de escala	FTKM	milhão x KM
		ATKM	milhão x KM
		CASK	milhão x KM
		Combustível por ASK	log
		CASK ex-combustível	log
		Manutenção por ASK	log
		Propriedade por ASK	log
Empregados	n		

Fonte: dados de pesquisa.

Essas variáveis coletadas na literatura e apresentadas na Tabela 2 têm sido utilizadas nos estudos para avaliar a eficiência de companhias aéreas. Ressalta-se que os estudos de eficiência operacional apresentam indicadores operacionais, como RPK, ASK, PLF, etapa de voo, custo com combustível, custo e despesa operacional, receita operacional, número de aeronaves em operação, seus fabricantes e rotas voadas.

## 5. MÉTODOS

A condução de uma pesquisa científica é feita por meio de um método ou técnica específica que se refere à melhor abordagem para responder às questões de pesquisa e atingir os objetivos definidos. Ademais, devido aos diferentes objetivos neste estudo, é necessário classificá-los de acordo com os objetivos, meios e natureza dos dados (Davies, 2020). Para os fins deste artigo, esta pesquisa é classificada como exploratória, descritiva e quantitativa de acordo com Davies (2020), Hancock et al. (2010). A característica exploratória consiste na busca de uma melhor compreensão dos indicadores de desempenho e eficiência operacional das companhias aéreas, descritiva na apresentação das possíveis relações entre tais indicadores e o desempenho das companhias aéreas, bem como a direção e intensidade dessas relações. Por fim, quantitativa por se utilizar de técnicas no tratamento de dados de natureza numérica por métodos estatísticos.

Devido à natureza das questões de pesquisa e ao tipo de dados, foi utilizada a análise de dados em painel. O objetivo principal dos modelos de regressão para dados em painel consiste em estudar o comportamento de uma determinada variável dependente, que representa o fenômeno de interesse, com base no comportamento de variáveis explicativas, cujas mudanças podem ocorrer entre indivíduos, entidades ou empresas ao mesmo momento de tempo (seção transversal). Quanto ao período de tempo, as unidades de seção transversal são independentes (Washington et al., 2011).

De acordo com Batalgi (2008), Washington et al. (2011) e Wooldridge (2002), existem várias vantagens em se trabalhar com análise de dados em painel em comparação ao uso de dados não transversais ou séries temporais. Em primeiro lugar, por possuírem dimensões temporais e transversais, esses tipos de dados fornecem muito mais informações sobre o fenômeno em estudo, aumentando os graus de liberdade e, conseqüentemente, a eficiência do estimador. Em segundo lugar, um painel de dados contém mais variação e menos colinearidade entre as variáveis, além de permitir a especificação de modelos mais sofisticados, incorporando suposições comportamentais mais complexas. Em terceiro lugar, esse tipo de dado permite reduzir a influência deletéria nas propriedades dos estimadores devido à omissão de variáveis relevantes específicas, observáveis, mas invariáveis no tempo, devido à falta de medidas, por exemplo.

Para fins de análise de dados neste estudo, uma análise de dados em painel foi realizada considerando os seguintes pressupostos, de acordo com Woodridge (2002), Batalgi (2008) e Washington et al. (2011):

- a. Regressão considerando que o intercepto do modelo e seus coeficientes angulares são constantes no tempo e no espaço, e o termo de erro captura a diferença no tempo e entre os indivíduos (agrupados);
- b. Regressão considerando que os coeficientes angulares são constantes e o intercepto varia entre os indivíduos (efeitos fixos);

Considera-se na regressão que o intercepto assume um valor médio comum entre os indivíduos e os coeficientes angulares variam ao longo do tempo e entre os indivíduos (efeitos aleatórios).

A escolha dos parâmetros para o cálculo da eficiência das companhias aéreas foi feita pela disponibilidade de dados (conjunto de dados ANAC) e pela revisão dos estudos anteriores.

Os dados das variáveis explicativas vêm do banco de dados da Agência Nacional de Aviação Civil (ANAC) do Brasil. Os dados foram coletados a partir de indicadores operacionais (PLF, ATK e RPK), receita, rotas, etapa de voo, custo e despesas, consumo de combustível, horas voadas e aeronaves. Tendo dados completos para todo o ano, os critérios para o parâmetro de dados foram construídos. As companhias aéreas escolhidas para este estudo foram a Avianca, Azul, com operações iniciadas em dezembro de 2008, Gol e Latam, por se tratarem das então maiores companhias aéreas brasileiras em operação de 2009 a 2017. A Tabela 3, apresentada por Oliveira et al. (2021), também apresenta algumas das principais características dessas empresas para 2017 que estão diretamente relacionadas a este estudo.

**Tabela 3**

*Principais características das maiores companhias aéreas brasileiras (2017).*

Característica	Latam	Gol	Azul	Avianca
Receitas				
Receita total (bilhões de USD)	4.7	3.2	2.5	1.2
Receita: doméstica (%)	59.0	83.8	84.3	96.2
Receita: internacional (%)	41.0	15.1	15.7	3.8
Custos				
Custo operacional total (bilhões de USD)	3.8	2.3	1.9	0.9
Custo: combustível (%)	28.9%	39.3%	30.3%	36.5%
Custo por ASK (CASK) (centenas de USD)	5.6	4.9	7.5	6.2
Lucratividade				
Lucro operacional total (bilhões de USD)	0.9	0.9	0.6	0.2
Margem bruta (%)	18.2	27.0	24.8	19.3
Market share (RPK) (%)	32.6	36.2	17.8	12.9
Média de PLF (%)	83	80	80	85
Média do tamanho da aeronave (assentos)	173	168	109	151
Média da idade da aeronave (anos)	9	9	5	5
Horas voadas das aeronaves por dia	11.5	9.9	10.1	11.3
Média de stage length (km)	984	1,014	700	1,036
Número de cidades atendidas	43	54	101	25

*Fonte:* adaptado de Oliveira, Oliveira e Lohmann (2021).

Para retratar a eficiência operacional, a métrica PLF foi usada como uma representação da capacidade em relação ao tráfego de passageiros para determinar a proporção da capacidade usada dividida pela capacidade disponível, como também usado por Barros et al. (2013), Joo e Fowler (2014) e Choi (2017). O PLF pode ser obtido dividindo RPK por ASK em porcentagem (ANAC, 2018).

Seguindo a abordagem de Merkert e Hensher (2011), o tamanho da empresa aérea é expresso em termos de capacidade de assento-quilômetro oferecida, representada por ASK. Como o objetivo da pesquisa consiste no transporte de passageiros, as operações de carga aérea foram descartadas, por isso foram utilizados ASKs em vez de ATKs. Assim como Kölker et al. (2016), Joo e Fowler (2014), RPK foi utilizado para mostrar a política de preços das companhias aéreas, que é representada pelo volume de passageiros multiplicado pela distância da etapa voada. O cálculo do RPK leva em consideração apenas os ASKs que foram ocupados por passageiros pagos.

Joo e Fowler (2014) identificam que as variáveis de receita e despesa foram significativas para explicar as pontuações de eficiência das companhias aéreas na Ásia, Europa e América do Norte. Assim, essas variáveis foram incluídas no modelo. Os custos e despesas de voo envolvem o custo de tripulantes, combustível, depreciação do equipamento de voo, aluguel de aeronaves, manutenção e seguro, taxas aeroportuárias, taxas de navegação aérea, despesas gerais, despesas administrativas gerais e outras despesas operacionais. Para os valores de custo, o valor do preço foi obtido em unidades de dólares americanos (US\$). O custo variável e a despesa de voo, juntamente com a receita operacional líquida variável, indicam se a operacionalização do transporte está sendo excedente e se a diferença entre eles apresenta números positivos.

O total de rotas oferecidas indica a quantidade de rotas disponíveis para uma companhia aérea operar. A etapa de voo, aqui terminologicamente identificada como *stage length*, é calculada a partir do momento da partida da aeronave na origem até a sua parada total no destino, calculada pelo critério bloco a bloco, que indica o número de horas de operação de uma aeronave, conforme proposto por Singh et al. (2019). O consumo total de combustível, em litros, representa o combustível total por toda a frota de uma companhia aérea.

A variável TOF (decolagem) indica o total de decolagens realizadas por toda a frota de aeronaves, incluindo voos domésticos e internacionais. Já TFH (total de horas de voo), por sua vez, considera o tempo total de voo, em horas, da decolagem até o pouso da aeronave. 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 uma frota homogênea de aeronaves Boeing, as demais operam com frotas diversificadas de aeronaves. Uma frota homogênea pode reduzir os custos de uma companhia aérea (Merkert & Hensher, 2011), pois facilita a padronização no treinamento da tripulação, manutenção, compras, e até mesmo a negociação com fabricantes e fornecedores, o que também pode implicar a eficiência da companhia aérea.

A partir de uma abordagem semelhante à de Pitfield et al. (2010) e Wang et al. (2014), um sistema de equações foi estimado. Em termos do modelo de regressão de dados em painel, o PLF foi adotado, o que pode ser inferido aceitando as premissas de que o aumento da frequência de voo, devido ao volume de passageiros (RPK) e / ou capacidade da aeronave (ASK), impactam positivamente na eficiência operacional da companhia aérea (Barros et al., 2013).

Para a realização deste estudo, estima-se o modelo de regressão empírico, baseado nos modelos de Greene (2008) e Wooldridge (2002), conforme a Equação 1.

$$Y_t = \alpha + \sum\beta_1W_{it} + \sum\beta_2W_{jt} + \sum\beta_3W_{kt} + \sum\beta_4W_{lt} + \sum\beta_5W_{mt} + \sum\beta_6W_{nt} \\ + \sum\beta_7W_{ot} + \sum\beta_8W_{pt} + \sum\beta_9W_{qt} + \sum\beta_{10}W_{rt} + \sum\beta_{11}W_{st} + \epsilon_t \quad (1)$$

A regressão da Equação 1 possui a variável dependente PLF ( $Y_t$ ) e as variáveis explicativas, que são os vetores das características operacionais das companhias aéreas, e representa a soma ( $\sum$ ) dos coeficientes de regressão das variáveis independentes, observados ao longo de um período  $t$ . A Tabela 4 apresenta as variáveis utilizadas para compor o modelo deste estudo, com a simbologia do modelo e o sinal esperado para cada variável.

A Tabela 4, complementada pela Tabela A1 do apêndice, apresentam as variáveis coletadas na literatura e sua descrição, bem como se há impacto positivo ou negativo na eficiência de acordo com a literatura. Para o modelo desse estudo, também foi inserida a variável TOF, referente às decolagens de aeronaves, considerada necessária para identificar a eficiência operacional das companhias aéreas. Vale ressaltar que algumas variáveis sofreram transformações logarítmicas. Para tais, a letra  $L$  será inserida antes da sigla da variável, por exemplo, LRPK e LASK.

**Tabela 4**  
*Variáveis usadas neste estudo.*

Variável	Descrição	Símbolo	Sinal esperado	Autores
PLF	O fator de carga de passageiros, também chamado de taxa de utilização, é a razão entre a utilização e a oferta de assentos na aeronave.	<b>Yt</b>	(+)	Barros et al. (2013); Joo e Fowler (2014); Choi (2017)
RPK	Receita por quilômetro de passageiros, que descreve o número de assentos vendidos em uma determinada rota, em quilômetros.	<b>Wi</b>	(-)	Joo e Fowler (2014); Singh et al. (2019)
ASK	Assento quilômetro disponível, identificando a capacidade total de passageiros de uma companhia aérea em uma determinada rota, em quilômetros	<b>Wj</b>	(-)	Kottas e Madas (2018)
ROL	A Receita Operacional Líquida de Voo é a receita que uma empresa recebe pela venda de passagens aéreas e outros produtos após a dedução das despesas operacionais.	<b>Wk</b>	(+)	Joo e Fowler (2014)
TRO	Total de rotas oferecidas pelas companhias aéreas.	<b>Wl</b>	(+)	Yu et al. (2017)
Stage Length	Stage Length indica a distância da decolagem ao estágio de pouso em quilômetros.	<b>Wm</b>	(-)	Babikian et al. (2002); Merkert e Hensher (2011); Singh et al. (2019)
CustDesp	Custo e despesas de voo. As despesas estão diretamente relacionadas à operação de transporte aéreo de uma empresa.	<b>Wn</b>	(-)	Joo e Fowler (2014); Singh et al. (2019)
Fuel	Consumo total de combustível (em litros).	<b>Wo</b>	(-)	Babikian et al. (2002); Lozano e Gutiérrez (2011); Sakthidharan e Sivaraman (2018)
TOF	Indica o número de decolagens por rota em voos domésticos e internacionais.	<b>Wp</b>	(-)	Babikian et al. (2002)
TFH	Total de horas voadas por aeronave, calculado pelo tempo de voo.	<b>Wq</b>	(+)	Babikian et al. (2002)
ACFT	O número de aeronaves em operação. Tamanho da frota aérea.	<b>Wr</b>	(-)	Kottas e Madas (2018)
FAB	Distribuição de aeronaves por fabricantes, como Airbus, Boeing e Embraer.	<b>Ws</b>	(-)	Merkert e Hensher (2011); Sakthidharan e Sivaraman (2018)

*Fonte:* dados da pesquisa.

Ao analisar as observações ao longo do tempo, o método de efeitos aleatórios foi estimado para os dados de painel coletados. Para uma análise mais robusta no estudo, foram realizados testes de premissas para escolher o modelo mais adequado. Tais testes servem para examinar a estabilidade estrutural de um modelo de regressão envolvendo dados de séries temporais (Gujarati, 2006).

## 6. RESULTADOS

Em testes estatísticos, se os efeitos individuais são puramente não correlacionados às variáveis explicativas, o apropriado seria modelar esses efeitos como distribuídos aleatoriamente entre

as unidades de observação, utilizando-se da abordagem de Efeito Aleatório. Assim, a Tabela 5 apresenta os resultados do teste Breusch-Pagan, baseado no multiplicador de Lagrange (Greene, 2008; Wooldridge, 2002).

O teste apresentado na Tabela 5 assume que as variâncias dos termos de erro são constantes (homocedasticidade). O teste pode ser interpretado de forma que, se a variável LRPK aumentar em 1, as outras variáveis permanecerão as mesmas e a eficiência operacional aumenta em cerca de 1,76 em média. Este mesmo raciocínio se aplica a todas as demais variáveis.

Poucas variáveis apresentaram relação forte, indicando que dados ordenados podem apresentar problemas de multicolinearidade (um ajuste quase perfeito com  $R^2 = 0,999$ ). Segundo Gujarati e Porter (2011), esse fenômeno amostral de regressão não deve receber tanta atenção, pois não omite relações não lineares exatas entre as variáveis, tampouco gera estimadores ruins ou fracos, o que também não invalida o modelo.

O teste de Breusch-Pagan sugere a existência de efeitos aleatórios ( $\text{Prob} > \text{Chi}^2 = 0,0000$ ) e, portanto, corrobora a utilização desse modelo para Regressão Múltipla. No modelo de Efeito Aleatório, assume-se que é possível extrapolar os resultados dos coeficientes de regressão dessa amostra da população, ou seja, as entidades da amostra foram consideradas selecionadas aleatoriamente para representar a totalidade (Greene, 2008; Wooldridge, 2002).

## 6.1. ESTATÍSTICA DESCRITIVA

A Tabela 6 apresenta a estatística descritiva da amostra de quatro companhias aéreas brasileiras entre 2009 e 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 variabilidade relativa dado o valor mínimo de 0,63 para a Gol e máximo de 0,84 para a Avianca, com média de 0,77. Isso indica que as quatro companhias aéreas abordadas têm medidas de PLF relativamente semelhantes. O número de passageiros pagos, representado pelo RPK, é em média de 27 bilhões, e os números variam de 1 bilhão de RPKs a 60 bilhões de RPKs, com desvio-padrão de 20 bilhões.

O número de assentos quilômetros disponíveis (ASK) assume valores de 2 bilhões de ASKs por ano a 76 bilhões, com uma média de 35 bilhões de ASKs. Essa variação pode ser explicada pelo início das operações da companhia aérea Azul em 2009, que na ocasião iniciou suas operações com apenas 14 aeronaves. Além disso, todas as companhias aéreas aumentaram suas frotas no período coberto neste estudo, o que também reflete o número de outras variáveis, como receita, rotas oferecidas, número de decolagens e total de horas voadas.

A receita operacional líquida de voos (ROL) tem média de US\$ 2,22 bilhões e varia de US\$ 133 mil a US\$ 18 milhões, de acordo com serviços aéreos da companhia aérea. O crescimento da receita se deve ao fato de as companhias aéreas estarem se expandindo e fazendo negócios estratégicos com outras companhias, bem como receitas extras, como taxas de bagagem e outras taxas. No número total de rotas ofertadas, TRO, a média é de 4.122 e o 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 companhias aéreas expandiram as rotas para mais aeroportos, iniciando voos internacionais e assinando acordos de *codeshare* com outras companhias aéreas internacionais, como a Azul, em 2015 e 2016, que fez parceria com a United, depois TAP e HNA (Azul, 2019). Por sua vez, a Gol, em 2011 e 2014, firmou acordos de *codeshare* com a Qatar Airways e parceria estratégica para expansão de voos com a Air France - KLM (Gol, 2019). Em seguida, a então Tam, em 2009, adquiriu a Pantanal Linhas Aéreas e se fundiu com a LAN Chile, dando origem ao Grupo Latam Airlines em 2012, adotando o nome comercial Latam em 2014 (Latam, 2019). Depois, a Avianca, em 2015, ingressou na Star Alliance promovendo a expansão do *codeshare* (Avianca, 2019).

**Tabela 5***Resultados da estimativa de efeitos aleatórios e teste de Breusch-Pagan*

Número de observações: 36

Número de grupos: 04

R<sup>2</sup>: Dentro = 0.9992

Entre = 1.0000

Geral = 0.9994

PLF	Coef.	Erro padrão	z
LRPK	1.768203***	.0256692	68.88
LASK	-1.684093***	.0161259	-104.43
LROL	-.0043833***	.0023062	-1.90
TRO	1.77e-07**	4.54e-07	0.39
Stage_Length	-.2632301***	.0565904	-4.65
LCustDesp	-.0146038	.0145112	-1.01
LFuel	.0017885	.0040727	0.44
LTOF	-.0507439**	.0202314	-2.51
LTFH	.2402087***	.0549988	4.37
ACFT	-.0000179	.0000192	-0.93
FAB	-.0000627	.0008451	-0.07
_cons	1.366688***	.1022241	13.37

Teste de Breusch – Pagan

Chi<sup>2</sup> = 42527.74Prob > Chi<sup>2</sup> = 0.0000

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

Fonte: Dados de pesquisa.

**Tabela 6***Estatística descritiva das amostras*

Variável	Média	Desvio padrão	Min	Máx
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	26510726104	2.008.865.973	76.700.855.192
ROL	8.492.025,56	11694737,27	376.590	71.182.091
TRO	4.122,722	2.339,04	369	8143
Stage_Length	204.598.204	126593547,8	20.251.378	401.489.433
CustDesp	6.746.135.514	4.799.928.027	490.821.693	14.962.691.500
Fuel	1.255.085.297	968610674,1	146.931.998	4.010.290.000
TOF	198.620	108715,97	23.820	316.967
TFH	364.029	208719,4979	41.247	650.794
ACFT	103,19	55,66	14	203
FAB	1,805556	0,7099072	1	3

Fonte: dados de pesquisa.

A variável “custos e despesas de voo” tem média de US\$ 6,74 bilhões, desvio-padrão de US\$ 4,79 bilhões, mínimo de US\$ 490 milhões e máximo de US\$ 14,96 bilhões. Essa variação desproporcional se deve principalmente ao preço médio do barril de petróleo no mercado internacional, um dos principais insumos do setor, e à alta do dólar no mercado brasileiro. A variável “consumo total de combustível” tem uma média de 1,25 bilhão de litros e desvio-padrão de 968 milhões de litros. O crescimento numérico ano a ano reflete a aquisição de novas aeronaves na frota de companhias aéreas e o aumento das rotas. O “número de decolagens” tem média de 198.000, e a variabilidade foi de 24.000 a 317.000 decolagens.

A variável de desempenho em termos de “total de horas voadas” tem 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 aproveitamento das horas voadas diárias. Outro crescimento notável foi no “número de aeronaves em operação”, que variou de 14 a 203 aeronaves, com média de 103 aeronaves. Por fim, a distribuição das aeronaves por “fabricante” varia de 1, com a Gol operando apenas com Boeing, a 3, em que a Avianca já operou com a família Airbus (A318, 319, 320), Embraer EMB-120 e Fokker-100. A Azul também opera com 3 fabricantes (Embraer, Airbus e ATR). A Tabela 7 apresenta os resultados da média anual do PFL da empresa aérea analisado neste estudo.

Em relação à análise da média anual do PLF, conforme a Tabela 7, nota-se que a Azul apresenta uma taxa de ocupação de 75% em 2009, primeiro ano de operação, e aumenta para 82% em 2017. Gol tem média de 72% de ocupação, aumentando ano após ano, e um aumento de 16% de 2009 a 2017. A Avianca segue a mesma linha de crescimento de PLF, com crescimento médio anual de 1,67%, e a Latam que saltou de 68% da ocupação média em 2009 para 84%.

**Tabela 7**

*Análise da média anual da variável PLF da companhia aérea*

Ano	Avianca	Azul	Gol	Latam
<b>2009</b>	0,7114	0,7541	0,6361	0,6812
<b>2010</b>	0,7394	0,792	0,6683	0,7204
<b>2011</b>	0,786	0,811	0,6812	0,7369
<b>2012</b>	0,7937	0,7924	0,6990	0,7657
<b>2013</b>	0,8211	0,8021	0,6991	0,7970
<b>2014</b>	0,8274	0,7936	0,7695	0,8285
<b>2015</b>	0,8338	0,7957	0,7724	0,8213
<b>2016</b>	0,8380	0,7974	0,7756	0,8344
<b>2017</b>	0,8451	0,8205	0,7975	0,8406

*Fonte:* Dados de pesquisa.

## 7. DISCUSSÃO

Considerando os testes realizados, os resultados apontaram para a utilização do modelo de Efeitos Aleatórios para analisar as quatro companhias aéreas brasileiras. Ressalta-se que os resultados da estimação do modelo de dados em painel são interpretados como uma resposta média das empresas analisadas. Este estudo teve como objetivo investigar a relevância dos indicadores operacionais na gestão de companhias aéreas para fornecer uma melhor eficiência operacional. Assim, com base nos resultados da regressão, é possível identificar os coeficientes de indicadores de desempenho que compõem o modelo conceitual neste estudo.

Os indicadores operacionais têm um impacto positivo ou negativo na eficiência operacional. Assim, parâmetros com sinais negativos ASK, ROL, Stage Length, CustDesp, TOF, ACFT e FAB são inversamente proporcionais à eficiência operacional, ou seja, se cada uma dessas variáveis aumentar 1 e as demais permanecerem constantes, a eficiência operacional diminui. Ao contrário, as variáveis RPK, TRO, Fuel e TFH apresentam-se diretamente proporcionais à eficiência operacional das companhias aéreas.

O objetivo da técnica foi estimar a variação média dos efeitos das variáveis explicativas entre as companhias aéreas Azul, Gol, Avianca e Latam. O modelo é relativamente consistente com os argumentos encontrados na literatura, de forma que a variável dependente é significativa a 90% de confiança, e a maioria das variáveis explicativas foram favoráveis para explicar a eficiência operacional das companhias aéreas. Nessa perspectiva, as variáveis CustDesp, Fuel, ACFT e FAB não foram significativas, mas isso não significa que não tenham efeito sobre a eficiência operacional.

O PLF foi utilizado para representar a eficiência operacional das companhias aéreas abordadas neste estudo, visto que a maior taxa de ocupação tende a aumentar a lucratividade e participação de mercado das empresas, bem como estimar o interesse estratégico das principais operações de serviço (Choi, 2017; Joo & Fowler, 2014). Barros et al. (2013) apontam sobre o PLF que, quanto mais próximo a 1, o operador é mais eficiente tecnicamente.

A variável Custo e Despesa (CustDesp) apresentou sinal negativo, seguindo Singh et al. (2019), pois a minimização do custo operacional refletiria em menores custos com combustível, por exemplo, e implicaria a maior eficiência operacional. De acordo com Babikian et al. (2002), Lozano e Gutiérrez (2011) e Sakthidharan e Sivaraman (2018), uma frota eficiente é aquela que consome menos combustível na diminuição dos custos operacionais. No entanto, vale ressaltar que o custo do combustível está sujeito à variação do preço do barril de petróleo e às flutuações em dólares, refletindo os custos operacionais finais. Babikian et al. (2002) demonstram que o consumo de combustível está mais associado a fatores operacionais do que tecnológicos, pois as aeronaves gastam muito tempo em manobras no solo e congestionamentos.

Sakthidharan e Sivaraman (2018) afirmam que a adoção de uma frota de aeronaves com tecnologia e design renovados contribui para o menor consumo de combustível, implicando o efeito do combustível em uma melhor eficiência operacional. A experiência anterior, conforme relatado por Singh et al. (2019), mostrou que os altos preços dos combustíveis afetam negativamente a demanda por viagens aéreas. Desse modo, as companhias aéreas reduzirão o consumo de combustível gerenciando outros serviços, como a redução da frequência de voos, para lidar com preços e custos operacionais. Nesse sentido, o aumento do consumo de combustível implica a maior oferta de rotas e frequência de voos para servir mais clientes. Nesse caso, embora a variável Fuel não seja estatisticamente significativa, entende-se esse como um parâmetro fundamental para explicar a eficiência operacional.

Levando em consideração os resultados de Kottas e Madas (2018), as companhias aéreas do continente americano, principalmente dos Estados Unidos, possuem frota maior do que a Ásia, Europa e Oceania. Por esse motivo, enfrentam deseconomias de escala, afetando a eficiência de escala e a eficiência geral devido à viabilidade econômica e flexibilidade operacional das suas aeronaves, chamando maior atenção dos executivos e gestores das companhias aéreas para limitar o tamanho das companhias aéreas para atingir a eficiência operacional. Assim, a variável ACFT segue a literatura de que quanto menor a frota, mais eficiente é a companhia aérea.

Merkert e Hensher (2011) e Sakthidharan e Sivaraman (2018) mostram claramente que frotas homogêneas são mais eficientes, pois reduzem o treinamento da tripulação, manutenção, compras e outros custos. Mesmo que a variável FAB utilizada nesta pesquisa não tenha tido um

impacto significativo na eficiência operacional das companhias aéreas, trata-se de uma variável considerável para representar o contraponto que o menor número de aeronaves e a adoção de frotas homogêneas, sobre o mix de frotas de diferentes famílias (por exemplo, B737, B737max) e fabricantes, resultam em maior eficiência operacional.

As demais variáveis, RPK, ASK, ROL, TRO, Stage Length, TOF e TFH, foram significativas e podem explicar parte da eficiência operacional das companhias aéreas estudadas. O RPK de saída utilizado no modelo para avaliar a política de preços das companhias aéreas associada à demanda de passageiros mostra que o RPK e a eficiência operacional são diretamente proporcionais, ao contrário de Joo e Fowler (2014) e Singh et al. (2019). Esses autores demonstram que passageiros de maior poder aquisitivo não levariam à maior eficiência operacional da companhia aérea.

Assim, o aumento dos custos operacionais, como combustível e manutenção, é suportado pela contenção dos gastos operacionais e não pelo aumento no valor da passagem. Por outro lado, como resultado deste estudo, impulsionar o RPK pode significar o aumento da receita por meio do crescimento das companhias aéreas para atender ao aumento da demanda de passageiros. Assim, as políticas internas das companhias aéreas para expandir os destinos mais procurados, incluindo os mercados doméstico e internacional, influenciam o aumento do número de passageiros transportados, o que aumenta a receita da companhia aérea. Em tempos de crise, como desvalorização da moeda ou alta do preço do petróleo, observam-se mudanças na oferta de voos, medida pelo ASK, compensadas pela possível queda do RPK.

Conforme esperado na relação inversamente proporcional de ASK e eficiência operacional, assim como evidenciado por Kottas e Madas (2018), a menor oferta de assentos disponíveis por quilômetro significa uma companhia aérea mais eficiente e lucrativa. ASK se refere ao número de aeronaves operadas e mede a capacidade e o tamanho da empresa. Para uma melhor posição competitiva, a limitação da capacidade de tráfego de passageiros está associada a maiores ganhos de escala e, conseqüentemente, à maior eficiência operacional.

A relação negativa entre receita operacional líquida (ROL) e PLF indica que o crescimento da receita influencia negativamente a eficiência operacional das companhias aéreas, em desacordo com os resultados reportados por Joo e Fowler (2014). Essa evidência reflete a competitividade das empresas, pois o aumento da passagem pode ter um efeito de dispersão dos passageiros, que buscarão o menor preço da passagem. Estrategicamente, a gestão de receitas também indica que a companhia aérea deve crescer, mas o tamanho deve ser limitado para não enfrentar problemas de deseconomias de escala quando o custo operacional crescer mais do que o esperado, causando prejuízos às empresas.

Um número crescente de rotas (TRO), chamadas de *waypoints* por Yu et al. (2017), leva as companhias aéreas a uma maior eficiência operacional. Quanto mais destinos uma companhia aérea oferecer, mais conveniência os passageiros terão, atraindo mais viajantes. A maior oferta de rotas também está associada à rede de alianças formada entre as companhias aéreas que oferecem a maior escolha de destinos. Ademais, as rotas podem seguir padrões de tempo, de modo que as companhias aéreas podem ter mais ou menos aeronaves para atender a uma determinada região.

Paralelamente aos resultados desta pesquisa, combinados aos achados na literatura, destacam a relação negativa entre *Stage Length* e eficiência, como o estudo de Babikian et al. (2002), o qual demonstra que aeronaves voando menos de 1.000 km possuem valores de eficiência energética da ordem de 1,5 a 3 vezes maiores do que aeronaves voando acima de 1.000 km. Merkert e Hensher (2011) e Singh et al. (2019) destacam essa mesma relação por compreender que um *stage length* longo pode consumir mais combustível proporcionalmente, incluindo combustível adicional levado a bordo, e aumentar o custo de voo e despesas operacionais. Além disso, atrasos

em manobras em solo e congestionamento de tráfego aéreo têm um impacto negativo na eficiência do voo, pois consome-se combustível teoricamente desnecessário.

Em consonância aos estudos de Babikian et al. (2002), foi observada uma relação negativa para o número de decolagens por rota (TOF) e positiva para o total de horas de voo (TFH). Uma explicação para essa condição é que, antes da decolagem, as aeronaves permanecem nos aeroportos realizando taxiamento e manobras em pátio, sendo a decolagem a fase que apresenta maior consumo de combustível. Para o total de horas de voo, entende-se que a aeronave apresenta maior eficiência energética na fase de cruzeiro devido à menor queima proporcional de combustível e menor consumo de energia nessa fase de voo, tornando a operação mais eficiente quando a aeronave passa mais tempo em voo do que no solo (Babikian et al., 2002).

## 8. CONCLUSÕES

O crescimento do transporte aéreo reflete o interesse das partes interessadas nesse meio de transporte. Como resultado, este artigo investigou a relevância dos indicadores operacionais como subsídio para a análise da melhor eficiência operacional para as companhias aéreas. A adoção de estratégias para aumentar a eficiência operacional torna as companhias aéreas mais competitivas, melhora o atendimento aos passageiros, eleva os índices de desempenho e, ao mesmo tempo, subsidia a posterior análise de indicadores econômicos e operacionais. Informações sobre indicadores de desempenho que afetam os custos e a eficiência das companhias aéreas são cruciais para a mudança estratégica. Também permitem que as empresas criem diretrizes para a elaboração de um planejamento estratégico de curto, médio e longo prazo.

A abordagem metodológica utilizando um modelo de regressão econométrica com dados em painel para o período de 2009 a 2017, capaz de permitir a estimação dos coeficientes, foi adequada para obter o melhor ajuste para os dados atribuídos. Para não esbarrar na falta de uniformidade dos dados, todos os dados foram retirados de relatórios da Agência Nacional de Aviação Civil (ANAC), que apresentam alto grau de confiabilidade.

No modelo de regressão apresentado neste estudo, a eficiência operacional das empresas aéreas é alcançada quando há uma maior oferta de rotas e frequência de voos para atender ao comportamento da demanda de passageiros, gerando maior receita passageiro-quilômetro. Por outro lado, limitar o crescimento da companhia aérea pelo controle da capacidade de transporte das aeronaves indica aumento da eficiência operacional para que as empresas não enfrentem problemas de deseconomias de escala, gerando perdas.

Também foi evidenciado que um menor *stage length* e decolagens reduzidas têm um efeito inversamente proporcional na eficiência operacional, devido ao consumo de combustível e questões de eficiência energética. O parâmetro de horas de voo total reafirma que as aeronaves são mais eficientes na fase de voo, principalmente em altitudes elevadas quando em cruzeiro, devido ao menor consumo de combustível nessa fase, gerando também maior autonomia de voo.

Embora variáveis como CustDesp, Fuel, ACFT e FAB estivessem associadas à eficiência operacional, elas não foram significativas na análise do modelo de regressão de dados em painel. As variáveis RPK, ASK, ROL, TRO, Stage\_Length, TOF e TFH compreendem aspectos da gestão de companhias aéreas que precisam de maior atenção dos gestores e executivos, pois têm demonstrado significância para práticas de gestão estratégica para as empresas obterem melhor posição competitiva.

A escassez de dados não pode ser desprezível nos estudos relacionados ao tema desta pesquisa, uma vez que praticamente todos os estudos anteriores relataram esforços consideráveis de pesquisa para não se restringir a essa limitação.

Apesar de ter utilizado uma base de dados confiável e das vantagens da análise econométrica de dados em painel, a pesquisa não está isenta, como qualquer outra, de limitações. Isso ocorre porque o uso de dados em painel aumenta o risco de ter amostras incompletas ou problemas de coleta de dados. Além disso, um dado em painel pode incluir erros decorrentes da coleta de dados, não constituindo uma amostra aleatória por autosseletividade, ou falta de dados em execução de modelo sucessivo por falta de registro de informações. Em relação a esta pesquisa, algo que em certa medida pode ter ocorrido porque o setor aéreo brasileiro é concentrado, e algumas empresas deixaram de ser players expressivos no mercado de transporte aéreo.

Pesquisas futuras poderiam investigar mais extensivamente os fatores operacionais que impulsionam o aumento da eficiência operacional das companhias aéreas, agrupadas no setor ou individualmente, incluindo novos operadores, associados a aspectos que retratam as formas de cooperação das companhias aéreas, fusões / aquisições, a idade de a frota adotada e aspectos operacionais aeroportuários, como tamanho da pista, balizamento, infraestrutura aeroportuária, entre outros.

O conjunto de dados da ANAC mostra que os resultados financeiros (margem bruta, margem EBIT e margem líquida) das quatro companhias aéreas analisadas neste estudo diminuíram entre 2009 e 2018 (ANAC, 2018). Utilizando a literatura de gestão estratégica, como a distinção entre eficiência operacional e estratégia (Porter, 1996), estudos futuros poderiam discutir o paradoxo do desempenho (Chaharbaghi, 2007) e a necessidade de inovação nos modelos de negócios (Spieth et al., 2014) na indústria aeronáutica. O paradoxo do desempenho, que se manifesta quando uma significativa maioria dos esforços leva a uma minoria dos resultados, pode ser explicado pela decadência dos modelos de causa e efeito (Chaharbaghi, 2007), e as empresas devem buscar e considerar melhorias nos modelos de negócios em todos os momentos (Teece, 2010).

## REFERÊNCIAS

- ANAC - Agência Nacional de Aviação Civil. (2018). *Anuário do Transporte Aéreo: Gráficos e tabelas*. Report. <https://www.anac.gov.br/>
- ANAC - Agência Nacional de Aviação Civil. (2020). *Listas de aeródromos civis cadastrados*. Retrieved November 1, 2020, from <https://www.gov.br/anac/pt-br/assuntos/regulados/aerodromos/lista-de-aerodromos-civis-cadastrados>
- ATAG - Air Transport Action Group. (2020). *Aviation Benefits Beyond Borders*. Report. <https://aviationbenefits.org/>
- Avianca. (2019). *Relações com Investidores*. Relatório. <https://www.avianca.com/br/pt/sobre-nos/quem-somos/relacoes-com-invercionistas/>.
- Azul. (2019). *Relações com Investidores*. Relatório. <https://ri.voeazul.com.br/>
- Babikian, R., Lukachko, S. P., & Waitz, I. A. (2002). The historical fuel efficiency characteristics of regional aircraft from technological, operational, and cost perspectives. *Journal of Air Transport Management*, 8(6), 389-400. [https://doi.org/10.1016/S0969-6997\(02\)00020-0](https://doi.org/10.1016/S0969-6997(02)00020-0)
- Baltagi, B. H. (2008). Forecasting with panel data. *Journal of Forecasting*, 27(2), 153-173. <https://doi.org/10.1002/for.1047>
- Barros, C. P., Liang, Q. B., & Peypoch, N. (2013). The technical efficiency of US Airlines. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 50, 139-148. <http://doi.org/10.1016/j.tra.2013.01.019>
- Bießlich, P., Wegmann, K., Lütjens, K., & Gollnick, V. (2018). A hierarchical metamodeling approach for airline costs. *Journal of Air Transport Management*, 71, 193-200. <http://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2018.04.006>

- Chaharbaghi, K. (2007). The problematic of strategy: A way of seeing is also a way of not seeing. *Management Decision*, 45(3), 327-339. <https://doi.org/10.1108/00251740710744981>
- Choi, K. (2017). Multi-period efficiency and productivity changes in US domestic airlines. *Journal of Air Transport Management*, 59, 18-25. <http://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2016.11.007>
- Cox, B., Jemiolo, W., & Mutel, C. (2018). Life cycle assessment of air transportation and the Swiss commercial air transport fleet. *Transportation Research Part D*, 58, 1-13. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2017.10.017>
- Davies, C. (2020). *A quick guide to quantitative research in the social sciences*. University of Wales Trinity Saint David.
- Dozic, S., & Kalic, M. (2015). Three-stage airline fleet planning model. *Journal of Air Transport Management*, 46, 30-39. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2015.03.011>
- Givoni, M., & Rietveld, P. (2010). The environmental implications of airlines' choice of aircraft size. *Journal of Air Transport Management*, 16(3), 159-167. <http://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2009.07.010>
- Gol. (2019). *Relações com Investidores*. Relatório. [https://ri.voegol.com.br/default\\_pt.asp?idioma=0&conta=28](https://ri.voegol.com.br/default_pt.asp?idioma=0&conta=28)
- Greene, W. H. (2008). *Econometrics analysis Pearson* (6th ed.). Pearson Prentice Hall.
- Gujarati, D. N. (2006). *Econometria Básica* (4th ed.). Elsevier.
- Gujarati, D.N., & Porter, D.C. (2011). *Econometria Básica* (5th ed.). AMGH.
- Hancock, G. R., Mueller, R. O., & Stapleton, L. M. (2010). *The reviewer's guide to quantitative methods in the social sciences*. Routledge.
- Hsu, C.-I., Li, H.-C., Liu, S.-M, & Chao, C.-C. (2011). Aircraft replacement scheduling: A dynamic programming approach. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 47(1), 41-60. <http://doi.org/10.1016/j.tre.2010.07.006>
- Husemann, M., Schäfer, K., & Stumpf, E. (2018). Flexibility within flight operations as an evaluation criterion for preliminary aircraft design. *Journal of Air Transport Management*, 71, 201-214. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2018.04.007>
- ICAO. (2018). *Solid passenger traffic growth and moderate air cargo demand in 2018*. Report. <https://www.icao.int/Pages/default.aspx>
- Joo, S. J., & Fowler, K. L. (2014). Exploring comparative efficiency and determinants of efficiency for major world airlines. *Benchmarking: An International Journal*, 21(4), 675-687. <https://doi.org/10.1108/BIJ-09-2012-0054>
- Kölker, K., Bießlich, P., & Lütjens, K. (2016). From passenger growth to aircraft movements. *Journal of Air Transport Management*, 56, 99-106. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2016.04.021>
- Kottas, A. T., & Madas, M. A. (2018). 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*, 70, 1-17. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2018.04.014>
- Krstić Simić, T., & Babic, O. (2015). Airport traffic complexity and environment efficiency metrics for evaluation of ATM measures. *Journal of Air Transport Management*, 42, 260-271.
- Kumar, J. (2020). Case Analysis I: How Icarus Paradox Doomed Kingfisher Airlines. *Vision: The Journal of Business Perspective*, 24(1), 125-127. <https://doi.org/10.1177/0972262920903901>
- Latam. (2019). *Relações com Investidores*. Report <https://www.latamairlinesgroup.net/>

- Lozano, S., & Gutiérrez, E. (2011). A multiobjective approach to fleet, fuel and operating cost efficiency of European airlines. *Computers & Industrial Engineering*, 61(3), 473-481.
- Merkert, R., & Hensher, D. A. (2011). 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: Policy and Practice*, 45(7), 686-695. <http://doi.org/10.1016/j.tra.2011.04.015>
- Mintzberg, H., Ahlstrand, B., & Lampel, J. (2010). *Safári de Estratégia: Um roteiro pela selva do planejamento estratégico* (2nd ed.). Bookman.
- Oliveira, R. P., Oliveira, A. V. M., & Lohmann, G. (2021). A Network-Design Analysis of Airline Business Model Adaptation in the Face of Competition and Consolidation. *Transportation Science*, 55(2), 532-548. <https://doi.org/10.1287/trsc.2020.1025>
- Pai, V. (2010). On the factors that affect airline flight frequency and aircraft size. *Journal of Air Transport Management*, 16(4), 169-177. <http://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2009.08.001>
- Park, Y., & Kelly, M. E. O. (2018). Examination of cost-efficient aircraft fleets using empirical operation data in US aviation markets. *Journal of Air Transport Management*, 69, 224-234. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2017.02.002>
- Pitfield, D. E., Caves, R. E., & Quddus, M. A. (2010). 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*, 16(3), 151-158. <http://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2009.07.008>
- Porter, M. E. (1996). What is Strategy? *Harvard Business Review*, 61-78. <https://hbr.org/1996/11/what-is-strategy>
- Repko, M. G. J., & Santos, B. F. (2017). Scenario tree airline fleet planning for demand uncertainty. *Journal of Air Transport Management*, 65, 198-208. <http://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2017.06.010>
- Sakthidharan, V., & Sivaraman, S. (2018). Impact of operating cost components on airline efficiency in India: A DEA approach. *Asia Pacific Management Review*, 23(4), 258-267. <https://doi.org/10.1016/j.apmr.2017.12.001>
- Saranga, H., & Nagpal, R. (2016). Drivers of operational efficiency and its impact on market performance in the Indian Airline industry. *Journal of Air Transport Management*, 53, 165-176. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2016.03.001>
- Singh, J., Sharma, S. K., & Srivastava, R. (2019). What drives Indian Airlines operational expense: An econometric model. *Journal of Air Transport Management*, 77, 32-38. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2019.03.003>
- Spieth, P., Schneckenberg, D., & Ricart, J. E. (2014). Business model innovation: state of the art and future challenges for the field. *R&D Management*, 44(3), 237-247. <https://doi.org/10.1111/radm.12071>
- Stroup, J. S., & Wollmer, R. D. (1992). A Fuel Management Model for the Airline Industry. *Operations Research*, 40(2), 229-237. <https://doi.org/10.1287/opre.40.2.229>
- Swan, W. M., & Adler, N. (2006). Aircraft trip cost parameters: A function of stage length and seat capacity. *Transportation Research Part E*, 42(2), 105-115. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2005.09.004>
- Teece, D. J. (2010). Business Models, Business Strategy and Innovation. *Long Range Planning*, 43(2-3), 172-194. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2009.07.003>
- Wang, K., Gong, Q, Fu, X, & Fan, X. (2014). Frequency and aircraft size dynamics in a concentrated growth market: The case of the Chinese domestic market. *Journal of Air Transport Management*, 36, 50-58. <http://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2013.12.008>

- 
- BBR**  
19
- Washington, S. P., Karlaftis, M. G., & Mannering, F. (2011). *Statistical and econometric methods for transportation data analysis*. Chapman and Hall.
- Wooldridge, J. M. (2002). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. The MIT Press.
- 664
- Yu, M. M., Chen, L. H., & Chiang, H. (2017). The effects of alliances and size on airlines' dynamic operational performance. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 106, 197-214. <http://doi.org/10.1016/j.tra.2017.09.015>
- 

#### **CONTRIBUIÇÕES DE AUTORIA**

AP: Desenvolvimento da pesquisa, análise de dados e revisão final; MC: Orientação, Contribuição para a contextualização do tema, Revisão da literatura e Revisão final; RMR: Contribuição para a contextualização do tema, Revisão de Literatura; MAS: Orientação de Pesquisa e Revisão da Literatura.

#### **CONFLITO DE INTERESSE**

Os Autores declaram não haver conflito de interesses na submissão deste artigo.

**Tabela A1**

*Descrição Abreviações*

Acrônimos/Abreviações	Nomeclaturas / símbolos
ANAC = Agência Nacional da Aviação Civil.	$Y_t$ = Eficiência operacional.
ASK = Assento Quilômetro Oferecido.	$\alpha$ = intercepto da reta de regressão (constante).
ATK = Tonelada Quilômetro Oferecida CASM = Custo por Assento disponível por Milha.	$\sum \beta_n$ ( $n = 1, 2, \dots, n$ ) = soma dos coeficientes de cada variável (coeficientes angulares);
CASK = Custo por ASK.	$W_{zt}$ ( $z = i, j, \dots, u$ ) = 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 ( $W_s$ ).
COD = Custo Operacional Direto.	$\epsilon_t$ = Termo de erro (diferença entre o valor real de Y e o valor previsto de Y por meio do modelo para cada observação).
DEA = Análise Envoltória de Dados.	
FATK = Frete por ATK.	
FRTK = Frete por RTK.	
FTKM = Frete por Tonelada-Quilômetro.	
ICAO = Organização da Aviação Civil Internacional.	
KM = Quilômetro.	
LCC = Transportadoras de baixo custo.	
PLF = Fator de Carga por Passageiro.	
RASM = Receita por ASM.	
RPK = Receita por Passageiro-Quilômetro.	
RPM = Receita por Passageiro-Milha.	
RTK = Receita Tonelada-Quilômetro.	
TON = Toneladas.	