



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

LUCAS TAVARES DE BARROS MENDES

**AVALIAÇÃO DO IMPACTO DA PANDEMIA NA EFICIÊNCIA DOS  
AEROPORTOS BRASILEIROS: aplicação de análise envoltória de dados e regressão  
tobit**

Recife

2022

LUCAS TAVARES DE BARROS MENDES

**AVALIAÇÃO DO IMPACTO DA PANDEMIA NA EFICIÊNCIA DOS  
AEROPORTOS BRASILEIROS: aplicação de análise envoltória de dados e regressão  
tobit**

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

Orientadora: Profa. Dra. Viviane Adriano Falcão.

Recife

2022

Catálogo na fonte:  
Bibliotecária Sandra Maria Neri Santiago, CRB-4 / 1267

M538a Mendes, Lucas Tavares de Barros.  
Avaliação do impacto da pandemia na eficiência dos aeroportos brasileiros: aplicação de análise envoltória de dados e regressão tobit / Lucas Tavares de Barros Mendes. – 2022.  
54 f.: il., fig., gráfs., e tabs.

Orientadora: Profa. Dra. Viviane Adriano Falcão.  
TCC (Graduação) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Departamento de Engenharia Civil e Ambiental. Recife, 2022.  
Inclui referências.

1. Engenharia civil. 2. Transporte aéreo. 3. Covid-19. 4. Eficiência. I. Falcão, Viviane Adriano (Orientadora). II. Título.

UFPE

624 CDD (22. ed.) BCTG/2022-372

LUCAS TAVARES DE BARROS MENDES

**AVALIAÇÃO DO IMPACTO DA PANDEMIA NA EFICIÊNCIA DOS  
AEROPORTOS BRASILEIROS: aplicação de análise envoltória de dados e regressão  
tobit**

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

Aprovado em: 22 / 02 / 2022.

**BANCA EXAMINADORA**

---

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

---

Prof. Dr. Francisco Gildemir Ferreira da Silva (Examinador Externo)  
Universidade Federal do Ceará

---

Eng. Guilherme dos Santos Zapola (Examinador Externo)  
Instituto Tecnológico de Aeronáutica

## RESUMO

O setor de transporte aéreo é caracterizado por grandes volumes de passageiros transportados por todo o mundo. Estes transportes, interligando localidades geograficamente diversas, fazem deste modal um potencial disseminador de doenças infectocontagiosas em geral. Com a pandemia do Covid-19, governos e aeroportos de todo o mundo implantaram medidas restritivas às operações aeroportuárias, com o objetivo de mitigar esse potencial de disseminação, resultando em impactos negativos nos resultados operacionais destes aeroportos. Este trabalho visa analisar o impacto da pandemia do Covid-19 nos valores de eficiência de 17 aeroportos brasileiros, bem como analisar a influência de fatores diversos sob estas eficiências. A metodologia se deu em em duas etapas, com a aplicação de Análise Envoltória de Dados (DEA) e obtenção de *scores* de eficiência, seguido de regressão tobit para identificação e análise da influência exercida por fatores diversos sob estas eficiências. Foram utilizados dados de 2010 a 2020. Os resultados mostraram que não houve redução significativa nos valores de eficiência destes aeroportos, devido à pandemia do Covid-19. Os modelos obtidos com a regressão tobit demonstraram uma influência positiva do PIB *per capita* nos *scores* de eficiência dos aeroportos, e expressaram a insignificância estatística da influência da privatização sob esses valores.

Palavras-chave: transporte aéreo; covid-19; eficiência.

## ABSTRACT

The air transport sector is characterized by big volumes of passengers transported globally. These transports, interconnecting geographically diverse localities, turn this modal into a potential disseminator of infectious diseases in general. With the Covid-19 pandemic, governments and airports all over the world have implemented restrictive measures on airport operations, in a attempt to mitigate this dissemination potencial, resulting in negative impacts on the operating results of these airports. This work aims to analyze the impact of the Covid-19 pandemic on the efficiency values of 17 Brazilian airports, and also the influence of different factors on these efficiencies. The methodology took place in two stages, with the application of Data Envelopment Analysis (DEA), to obtain the efficiency scores, followed by tobit regression to identify and analyze the influence exerted by different factors on these efficiencies. Data from 2010 to 2020 were used. The results showed that there was no significant reduction in efficiency scores of these airports, due to the Covid-19 pandemic. The models obtained with the tobit regression showed a positive influence of GDP *per capita* on airport efficiency values, and expressed the statistical insignificance of the influence of privatization on these values.

Keywords: air transport; covid-19; efficiency.

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>7</b>
1.1	JUSTIFICATIVA E MOTIVAÇÃO.....	8
1.2	OBJETIVO GERAL .....	9
1.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	9
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO.....</b>	<b>10</b>
2.1	TRANSPORTE AÉREO E AEROPORTOS.....	10
<b>2.1.1</b>	<b>O setor de transporte aéreo no Brasil.....</b>	<b>12</b>
<b>2.1.2</b>	<b>Concessões aeroportuárias no Brasil.....</b>	<b>13</b>
<b>2.1.3</b>	<b>Covid-19 e os aeroportos brasileiros.....</b>	<b>15</b>
2.2	ESTUDOS SOBRE A EFICIÊNCIA AEROPORTUÁRIA E ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS.....	17
2.3	TOBIT E A REGRESSÃO EM DUAS ETAPAS.....	21
<b>3</b>	<b>MATERIAIS E MÉTODOS.....</b>	<b>25</b>
3.1	COMPOSIÇÃO DO BANCO DE DADOS.....	26
3.2	MODELAGEM EM DUAS ETAPAS.....	28
<b>4</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÕES.....</b>	<b>30</b>
4.1	DEA.....	30
4.2	MODELAGEM EM DUAS ETAPAS.....	39
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO.....</b>	<b>46</b>
	<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>49</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Infraestruturas fundamentais para o setor de transporte aéreo, aeroportos funcionam como canais e conexões entre cidades distintas, para passageiros e cargas em geral, desempenhando um papel fundamental no desenvolvimento econômico de áreas urbanas (LAKEW, 2015). Lorenzo Gabrielli *et al* (2019), em estudo feito através da análise de dados mensais de transporte aéreo de passageiros de 239 países e territórios ao longo do mundo, de janeiro de 2010 a março de 2018, concluiu que viagens internacionais apresentaram um ritmo contínuo e ininterrupto de crescimento no período, principalmente através de transportes aéreos.

No Brasil, apenas em 2019, cerca de 95,3 milhões de pessoas foram transportadas nacionalmente, em cerca de 804 mil voos domésticos, além de outros 24,1 milhões de passageiros internacionais, em cerca de 145 mil voos (ANAC, 2019). Segundo Relatório Anual de 2019 da IATA, o setor de transporte aéreo brasileiro esteve dentre os 10 mercados domésticos com maior crescimento no ano, se posicionando como o 5º maior mercado O-D do mundo.

Este grande e crescente volume de pessoas que utilizam o transporte aéreo, no Brasil e no mundo, levanta pontos e preocupações importantes a respeito do impacto da adoção cada vez maior desta modalidade de transporte. Além de questões ambientais, como emissão de poluentes e sua influência no meio ambiente, outra questão fundamental é a relação do transporte aéreo com a difusão de doenças em geral. A expansão do transporte aéreo e comércio marítimo supera barreiras geográficas para a propagação de doenças, possibilitando que estas sejam transmitidas através de maiores distancias e em períodos inferiores (TATEM *et al*, 2006)

O surto do COVID-19, que chegou a ser classificado como pandemia global em 11 de março de 2021 (OMS, 2021), trouxe consigo, então, um conjunto de medidas e regimentos a serem cumpridos pelas empresas e operadores relacionados ao transporte aéreo. A Agência Nacional de Aviação Civil – ANAC lançou, em abril de 2020, uma cartilha contendo um conjunto de recomendações e medidas a serem adotadas e seguidas pelos envolvidos com operação aeroportuária e aviação civil em geral, com o intuito de guiá-los acerca das ações necessárias para a manutenção da segurança das operações, a volta da confiança dos passageiros, e a reabertura e reaquecimento dos mercados (ANAC, 2020).

Tendo em vista a importância do transporte aéreo, sua influência na propagação da COVID-19 e as medidas de distanciamento social adotadas para operações de aviação civil, o impacto da pandemia no desempenho econômico dos aeroportos do Brasil e do mundo é imenso: enquanto as perdas em receita de companhias aéreas e no setor de transporte aéreo em geral poderão chegar a US\$ 113 bilhões e US\$ 63 bilhões, respectivamente, em 2020 (IATA, 2020), a Agência Nacional de Aviação Civil - ANAC e a Associação Brasileira das Empresas Aéreas - ABEAR atestaram uma queda de 91% na demanda por voos domésticos e redução de 95% no mercado internacional em 2020, em relação ao mesmo período no ano anterior, devido à pandemia do novo coronavírus.

### 1.1 JUSTIFICATIVA E MOTIVAÇÃO

Dentre as medidas tomadas e os resultados operacionais e financeiros verificados, durante a pandemia, se faz extremamente importante o estudo destes indicadores, a fim de permitir um melhor e mais profundo entendimento da situação atual dos aeroportos e do setor como um todo. Em situações adversas, em que medidas restritivas de diversas naturezas sejam adotadas, se faz necessário analisar o comportamento dos aeroportos em consequência a estas medidas, e utilizar este conhecimento para tomadas de decisão assertivas no futuro.

A pandemia global do Covid-19 e as medidas de restrição adotadas por aeroportos e companhias aéreas em geral, no período, exerceram influência fundamental no modo como o transporte aéreo, e principalmente os seus aeroportos, foram operados no período. Dados globais do Annual Review de 2020 da ICAO (*International Civil Aviation Organization*, ou Organização da Aviação Civil Internacional) atestam o enorme impacto ocorrido no setor: não apenas diminuição de voos e passageiros transportados em si, de cerca de 60% e 47%, respectivamente, em relação a 2019, mas também pode ser identificada uma redução drástica na oferta de voos pelas companhias aéreas, sendo expressa pela redução de cerca de 57% no ASK (*available seat-kilometers*, ou assentos-quilometro ofertados) total no mundo, em comparação ao ano anterior. O conjunto de eventos e fatores ocorridos no período, como as restrições impostas pela OMS e governos na operação aeroportuária e nas dinâmicas sociais em geral (como *lockdowns*), bem como o comportamento das companhias aéreas e até mesmo dos passageiros diante dessa pandemia global, impactaram diretamente o balanço e funcionamento destes aeroportos, levando à tona a importância de se avaliar esse impacto

também a nível de eficiência dos terminais, em suas distintas condições operacionais e formatos de gestão administrativa.

A avaliação de desempenho das empresas em geral pode ser realizada por meio dos indicadores econômico-financeiros, que além de serem primordiais para a gestão e tomada de decisões, a aplicação de indicadores fornece uma posição da empresa em relação a sua situação econômico-financeira (LAFFIN, 2018). Para esse fim, o estudo foi desenvolvido contemplando variáveis e metodologias pertinentes, que impactem positivamente o suporte das gestões dos aeroportos na tomada de decisões em situações adversas.

## 1.2 OBJETIVO GERAL

O presente trabalho tem como objetivo geral avaliar a eficiência dos aeroportos brasileiros entre 2010 e 2020, bem como os fatores que influenciaram essa eficiência, considerando aspectos como período da pandemia e as concessões aeroportuárias. Nestas situações, serão verificadas principalmente quais foram as consequências para a operação, em termos de eficiência e desempenho em geral destes aeroportos.

## 1.3 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Identificar e coletar os fatores e dados que melhor caracterizam a eficiência dos aeroportos brasileiros entre 2010 e 2020, inclusive a pandemia do COVID-19;
- Mensurar a eficiência dos aeroportos brasileiros entre 2010 e 2020, e durante a pandemia do COVID-19;
- Evidenciar quais fatores influenciaram mais ou menos a eficiência dos aeroportos, através da interpretação do modelo de regressão desenvolvido;

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

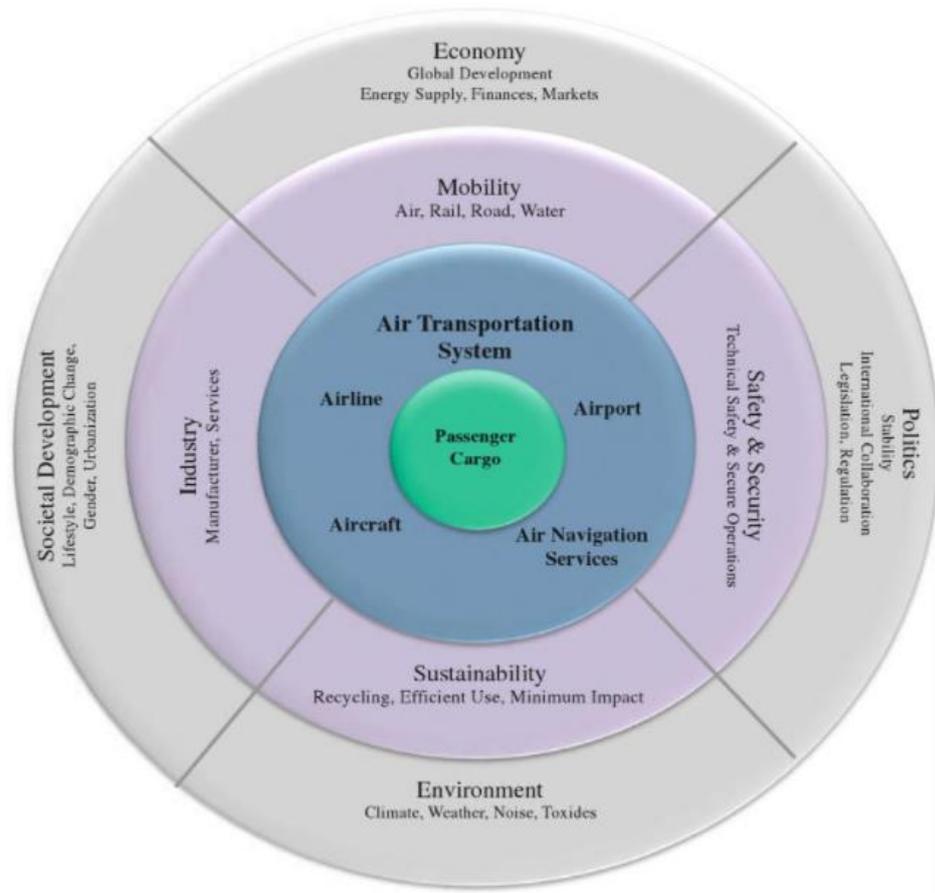
Neste capítulo, serão abordadas a revisão de literatura e composição do referencial teórico do projeto, incluindo a importância do setor no Brasil, informações sobre as concessões dos aeroportos brasileiros e o impacto da Covid-19 no setor; estudos sobre a eficiência de aeroportos e a Análise Envoltória de Dados; e a respeito de tobit e regressões em duas etapas. Essa revisão é fundamental para criação de sólida base teórica, necessária para condução de todas as demais fases do projeto.

### 2.1 TRANSPORTE AÉREO E AEROPORTOS

Transportes definem todas as atividades que têm como objetivo o movimento de pessoas ou bens de um local para outro (Schmitt & Gollnick, 2016). Dentre os diversos modais de transportes, o transporte aéreo é caracterizado por possuir uma elevada velocidade de transporte, alta segurança contra acidentes e furtos, e gerar alta poluição atmosférica e sonora, sendo indicada para transportes de passageiros em médias a longas distâncias, e bens/mercadorias de alto valor agregado.

O transporte aéreo necessita de infraestrutura própria para permitir sua devida operacionalidade. O sistema de transporte aéreo é composto justamente pela infraestrutura associada ao modal, bem como veículos (aeronaves) e procedimentos operacionais relacionados, sendo caracterizado por sua alta complexidade e diversidade de fatores de influência. A Figura 1 abaixo representa a complexidade e alto grau de correlação entre os fatores e influências que compõem o ecossistema de operação de sistemas de transporte aéreo.

Figura 1 - O sistema de transporte aéreo e seu ecossistema.

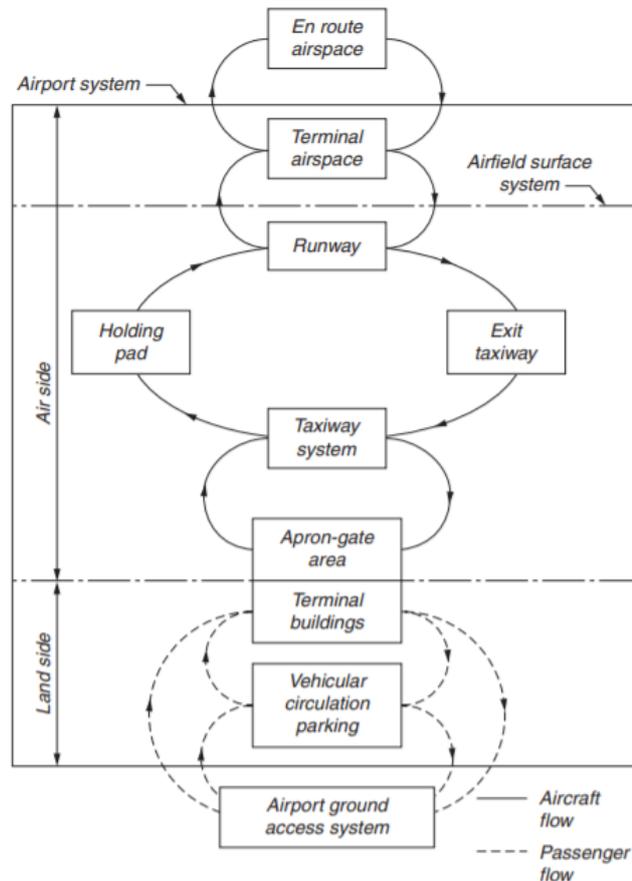


Fonte: S G (2016).

Elemento vital dos sistemas de transporte aéreo, os aeroportos podem ser definidos como aeródromos robustos e mais bem paramentados para operar como pontos de destino/origem de aeronaves de médio/grande porte, bem como funcionar como pontos de conexão intermodal para o transporte aéreo em geral, com infraestrutura que permita o embarque e desembarque de bens e pessoas. Aeroportos abrangem uma ampla variedade de atividades interdependentes, que possuem requisitos e características diferentes e muitas vezes conflitantes (HORONJEFF *et al*, 2010), o que demanda que sejam estruturados de forma permitir as operações aéreas de forma devida, bem como possuir acesso fácil para usuários e dispor de serviços e operações que sirvam de forma complementar às operações aéreas em si.

A Figura 2 abaixo mostra os componentes de um sistema aeroportuário complexo e a forma como eles interagem entre si, delimitando aqueles que fazem parte do “Lado aéreo” e do “Lado terrestre” dos aeroportos, bem como sua conexão aos componentes complementares e externos ao aeroporto, como o espaço aéreo e os acessos terrestres ao aeroporto (rodovias, ferrovias etc.).

Figura 2 - Componentes de um sistema aeroportuário para um aeroporto de grande porte.



Fonte: H (2010).

### 2.1.1 O setor do transporte aéreo no Brasil

A consolidação e estruturação do sistema de transporte aéreo brasileiro ocorreu a partir do início do século 20. Infraestruturas aeroportuárias e tecnologias aeronáuticas foram desenvolvidas no Brasil através da consolidação de centros de excelência de pesquisa e inovação em níveis nacionais e internacionais, como o Instituto de Tecnologia Aeronáutica - ITA, EMBRAER e o Instituto Militar de Engenharia - IME (FALCÃO *et al*, 2021). O setor de aviação se desenvolveu de forma acelerada durante esses anos; hoje, domina o transporte intercontinental de passageiros e tem uma grande e estratégica importância nos fluxos intercontinentais de transporte (DA ROCHA, 2008).

Com o desenvolvimento do setor aeroportuário brasileiro ao longo do século 20 e nos primeiros anos do século 21, o mercado aéreo do Brasil passou a apresentar crescimento cada vez mais acelerado: de 1996 a 2006, por exemplo, o número de passageiros transportados por ano aumentou cerca de 150%, alcançando a marca de 40 milhões em RPK (*revenue*

*passenger-kilometers*, ou Passageiros-Quilômetros Pagos transportados) (ANAC, 2006). Além do crescimento econômico, a estabilidade monetária alcançada em meados da década de 1990 e políticas regulatórias liberais implementadas desde 2001 podem ser pontuadas como razões importantes por trás do crescimento do setor no período (MARAZZO *et al*, 2010).

O crescimento do mercado aéreo brasileiro se perpetuou durante as primeiras décadas do século 21, fazendo com que o país se tornasse um importante ator no cenário de transporte aéreo global. A IATA (*International Air Transport Association*, ou Associação Internacional de Transporte Aéreo), em seu Relatório Anual de 2018, apresenta o mercado doméstico brasileiro de passageiros, considerando valores de origem-destino anuais, como o 6º maior do mundo no ano, com o transporte anual de cerca de 70 milhões de passageiros.

De acordo com a Secretaria de Aviação Civil, do Ministério de Infraestrutura do Governo Federal brasileiro, no ano de 2019, houve uma movimentação anual de cerca de 218 milhões de passageiros, representando um aumento de mais de 193% em 15 anos. Em relação aos aeródromos brasileiros, segundo a Agência Nacional de Aviação Civil – ANAC (2022), o Brasil possui 2756 aeródromos em operação, sendo destes 2217 privados e 533 públicos, figurando como 2º país com maior quantidade de aeródromos no mundo, ficando atrás apenas dos Estados Unidos (CIA, 2022).

### **2.1.2 Concessões aeroportuárias no Brasil**

Como parte das políticas liberais implementadas pelo governo brasileiro desde 2001, pontuado por Marazzo *et al* (2010) como um dos fenômenos de influência do desenvolvimento do setor aeroportuário no Brasil, há a implementação de privatizações de diversos setores e empresas nacionais. Privatizar é a ação de transferência de algo estatal para o domínio da iniciativa privada, e no setor de aviação brasileira, foi posta em prática através de concessões de aeroportos públicos a empresas privadas de todo o mundo, como alternativa à responsabilidade exclusiva de gestão pública destes aeródromos à INFRAERO.

Segundo Resende (2017), o programa de privatização de aeroportos brasileiro teve início em 2011, com o leilão do Aeroporto Internacional de São Gonçalo do Amarante, no Rio Grande do Norte; o leilão fora feito em forma de teste, e se destacou por tratar-se de concessão em projeto *greenfield* – um novo aeroporto deveria ser inteiramente construído pela empresa vencedora do leilão. Desde então, ocorreram 5 rodadas de concessão de aeroportos brasileiros, resultando em um total de 23 aeroportos cedidos à gestão privada, dentre eles os

aeroportos com maiores demandas de utilização; em adição, está em andamento a 6ª rodada de concessão, que compreende a cessão de 22 aeroportos, e uma 7ª rodada, composta por 16 aeroportos, já está na etapa chamamento público de estudos (ANAC, 2022).

A tabela abaixo considera as rodadas de concessão, bem como aeroportos concedidos e seus respectivos blocos, utilizando como referência as informações obtidas em site da ANAC em 14 de fevereiro de 2022. Atualizações posteriores a esta data não estão contempladas pela tabela.

Tabela 1 - Tabela-resumo de aeroportos concedidos e rodadas de concessão.

RODADA DE CONCESSÃO	AEROPORTO(S)	EMPRESA(S)	VALOR	DURAÇÃO	
1ª	São Gonçalo Amarante (RN)	Engevix; Argentina Corporación America.	R\$ 166 mi	28 anos	
2ª	Viracopos (Campinas)	Triunfo Part. E Invest. (45%); UTC Participações (45%); Egis Airport Operation (10%).	R\$ 3,82 bi	30 anos	
	Juscelino Kubitschek (BSB)	Infravix Part. (50%); Argentina Corporation América (50%).	R\$ 4,5 bi	25 anos	
	Guarulhos (São Paulo)	Invepar Empreendimentos (50%); Airport South Africa (10%).	R\$ 16,21 bi	25 anos	
3ª	Galeão (RJ)	Odebrecht e Transport (60%); CHANGI (40%).	R\$ 19 bi	25 anos	
	Confins (MG)	Cia de part. em concessões CCR (75%); Flughafen Zurich (24%); Munich Airport (1%).	R\$ 1,8 bi	30 anos	
4ª	Porto Alegre (RS)	Fraport (Alemanha)	R\$ 290,5 mi	25 anos	
	Fortaleza (CE)		R\$ 425 mi	30 anos	
	Salvador (BA)	Vinci Airport (França)	R\$ 660,9 mi	30 anos	
	Florianópolis (SC)	Zurich International Airport	R\$ 83,3 mi	30 anos	
5ª	Bloco NE	Aracaju(SE)	AENA Desarrollo Internacional SME S/A.	R\$ 1,9 bi	30 anos
		Campina Grande (PB)			
		João Pessoa (PB)			
		Juazeiro do Norte (CE)			
		Maceió(AL)			
	Bloco SE	Recife(PE)	ZURICH Airport Latin America LTDA.	R\$ 437 mi	30 anos
		Macaé(RJ)			
		Vitória (ES)			
Bloco CO	Cuiabá (MT)	SOCICAM Terminais Rodoviários e Representações LTDA; SINART Sociedade Nacional de Apoio Rodoviário e Turístico LTDA.	R\$ 40 mi	30 anos	
	Sinop (MT)				
	Rondonópolis (MT)				
	Alta Floresta (MT)				
6ª	Bloco Norte	Manaus (AM)	Vinci Airports	420 mi	30 anos
		Tabatinga (AM)			
		Tefé (AM)			
		Porto Velho (RO)			
		Rio Branco (AC)			
		Cruzeiro do Sul (AC)			
		Boa Vista (RR)			
	Bloco Centro	Goiânia (GO)	Companhia de Participações em Concessões (CCR Airports)	8,14 mi	30 anos
		Palmas (TO)			
		São Luís (MA)			
		Imperatriz (MA)			
		Teresina (PI)			
		Petrolina (PE)			
	Bloco Sul	Curitiba (PR)	Companhia de Participações em Concessões (CCR Airports)	130,2 mi	30 anos
Foz do Iguaçu (PR)					
Londrina (PR)					
Bacacheri em Curitiba (PR)					
Navegantes (SC)					
Joinville (SC)					
Pelotas (RS)					
Uruguaiana (RS)					
Bagé (RS)					

7 <sup>a</sup> *	Bloco Aviação Geral	Campo de Marte/SP	* Em fase de chamamento público	R\$ 138 mi (outorga inicial)	-
		Jacarepaguá/RJ			
	Bloco Norte II	Belém/PA	* Em fase de chamamento público	R\$ 57 mi (outorga inicial)	-
		Macapá/AP			
	Bloco RJ/SP	Santos Dumont/RJ	* Em fase de chamamento público	R\$ 731 mi (outorga inicial)	-
	Bloco SP/MS/PA/MG	Congonhas/SP	* Em fase de chamamento público	R\$ 255 mi (outorga inicial)	-
		Campo Grande/MS			
		Corumbá/MS			
		Ponta Porã/MS			
		Santarém/PA			
		Marabá/PA			
		Carajás/PA			
		Altamira/PA			
Uberlândia/MG					
Uberaba/ MG					
Montes Claros/MG					

Fonte: ANAC (2022).

É importante pontuar que imaginava-se que o tais concessões estimulariam e acelerariam os investimentos necessários para a modernização desses terminais aeroportuários (DA SILVA, 2019); de acordo com Fernandes & Pacheco (2018), quando um governo decide privatizar, permitir concessão ou comercializar atividades de utilidade pública que estão sob sua administração até então, como no caso de aeroportos, a promessa é que sejam alcançada maior produtividade, serviços sejam melhor ofertados etc, quando na verdade, a literatura a respeito é controversa, mostrando casos em que isto ocorre, e casos em que isto não se sucede.

No caso de aeroportos brasileiros, políticas de concessão resultam em uma deterioração nos indicadores de performance gerencial da INFRAERO, não havendo sinais de que a situação será revertida (FALCÃO *et al*, 2021); a localização e tipo de operação dos aeroportos mostra ser muito mais determinante na influência de seus índices operacionais, estando os índices de eficiência dos aeroportos regionais muito abaixo dos índices dos aeroportos das capitais, por exemplo. Toledo *et al* (2021) realizou um estudo baseado na aplicação de uma metodologia SBM-DEA e uma regressão tobit para verificação da influência ou não da privatização na eficiência de 28 aeroportos brasileiros, chegando à conclusão de que as primeiras privatizações de aeroportos brasileiros não são estatisticamente relevantes para a melhoria de sua eficiência, e alguns aeroportos privatizados ainda são ineficientes nesse aspecto.

### 2.1.3 Covid-19 e os aeroportos brasileiros

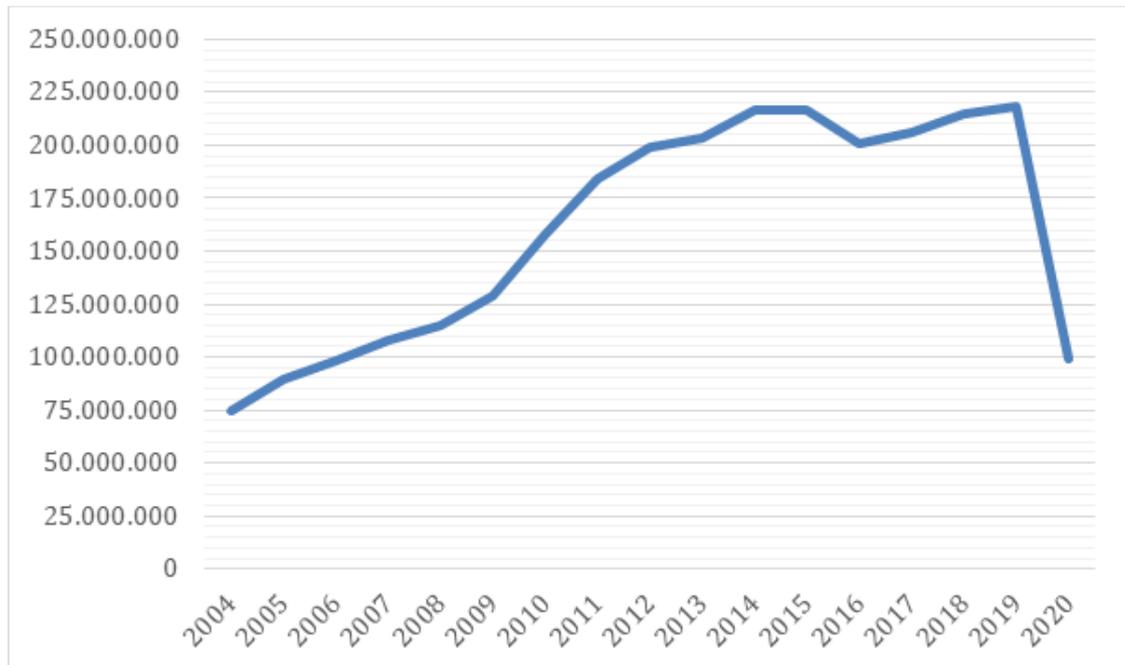
Coronavírus (Covid-19) é uma doença contagiosa causada pelo vírus SARS-CoV-2 (OMS, 2022), que teve seus primeiros casos e origem epidemiológica em Wuhan, na China, no fim de 2019. Pelas características de fácil contaminação e tardia apresentação de sintomas

da doença, os meses que sucederam a descoberta da doença, já no ano de 2020, resultaram numa alta disseminação da doença por todo o mundo. De forma complementar, a complexa e integrada estrutura de transporte global de passageiros, principalmente através de transporte aéreo, contribuiu bastante no sentido de potencializar a disseminação da doença pelo mundo. Nakamura & Managi (2020) desenvolveram um estudo com base em diversos artigos relacionados ao papel do transporte aéreo na disseminação do coronavírus, com o objetivo de calcular o risco relativo de importação e exportação do vírus através de aviação civil; como resultado, todos os países considerados no estudo estavam sujeitos a esse risco, potencialmente contribuindo com a disseminação da doença.

A forma como se dá o transporte aéreo para passageiros, considerando locais com grande quantidade de pessoas, locais confinados sem circulação de ar etc., resultaram em natural diminuição na demanda e atratividade pela utilização deste modal de transporte. Em adição, estritas medidas de restrição de viagens posteriormente instauradas pelos governos ampliaram a substancial redução na demanda de transporte aéreo de passageiros e resultaram em um grande número de cancelamentos de voos (SUN *et al*, 2020). O transporte aéreo em geral foi seriamente afetado pela pandemia do Covid-19, e isso impactou diretamente a eficiência e performance operacional dos aeroportos (FORSYTH *et al*, 2020).

O impacto da pandemia no mercado aéreo brasileiro em 2020 foi enorme: em comparação com 2019, houve uma redução de mais de 54%, terminando o ano com movimentação total de pouco mais de 99 milhões de passageiros (HÓRUS, 2021). Segundo a ANAC, de abril a dezembro de 2020, o número de voos domésticos foi 64% menor do que realizado no mesmo período do ano anterior, e o mercado internacional, mais impactado pelas restrições impostas entre governos de países do mundo todo, teve uma redução de 76% na média de decolagens realizadas no período, comparando 2020 a 2019.

Gráfico 1 - Evolução da movimentação anual de passageiros no Brasil, considerando voos domésticos e internacionais, entre 2004 e 2020.



Fonte: SAC (2021).

## 2.2 ESTUDOS SOBRE A EFICIÊNCIA AEROPORTUÁRIA E ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS

Desde a revolução industrial e o desenvolvimento cada vez mais acelerado de empresas e iniciativas privadas em geral no mundo, indicadores e medidores de performance operacional cada vez mais diversos e relevantes passaram a ser monitorados e gerenciados, visando obtenção dos melhores resultados, com o uso mais assertivo e eficiente dos recursos disponíveis. Gestão por performance ganha relevância na busca pela melhor utilização de recursos restritos para fomento de competitividade no setor privado, bem como por incrementar seu valor financeiro, gerando a aplicação de medidas e políticas mais orientadas a resultados (LAMPE & HILGERS, 2015). No aspecto de indicadores de performance, a eficiência é uma das medidas mais estudadas para aeroportos, no sentido de melhor relacionar a utilização assertiva e econômica dos recursos disponíveis, como infraestrutura, para obtenção dos melhores resultados operacionais, como faturamento, quantidade de passageiros transportados e até mesmo satisfação dos usuários (NEGRI & BORILLE, 2019).

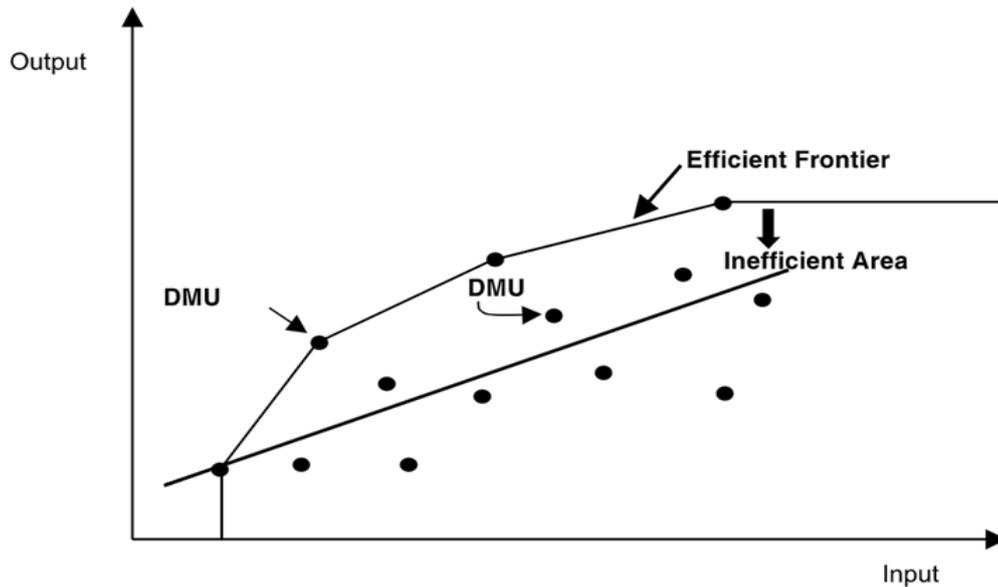
A eficiência de aeroportos é influenciada por fatores internos e externos. Como pontuado por Pels *et al* (2001), um determinado aeroporto pode optar, por exemplo, em

investir na construção de uma nova pista de decolagem/pouso (medida interna à gestão aeroportuária), considerando a ampliação para operação de modelos mais robustos de aeronaves. Entretanto, o impacto dessa ampliação na infraestrutura do aeroporto fica à mercê das políticas de regulamentação e requisitos de operação do aeroporto, determinados por órgãos regulamentários e governos em geral, como horário de operação, níveis de ruído permitido nos entornos dos aeroportos etc. (fatores externos à gestão aeroportuária). Outros aspectos externos que podem influenciar a operação eficiente dos aeroportos são fenômenos externos de mercado, como períodos de recessão econômica, ou mesmo o surgimento de uma pandemia a nível global, como a Covid-19.

Para mensuração de níveis de eficiência de aeroportos em geral, uma metodologia vastamente difundida na literatura global é a aplicação de Análise Envoltória de Dados, ou DEA (*Data Envelopment Analysis*). Uma análise bibliométrica no uso de DEA no setor de transportes nos últimos 25 anos, realizada por Cavaignac & Petiot (2017), mostra que se trata de uma metodologia quantitativa de mensuração de eficiência consolidada na literatura sobre o tema.

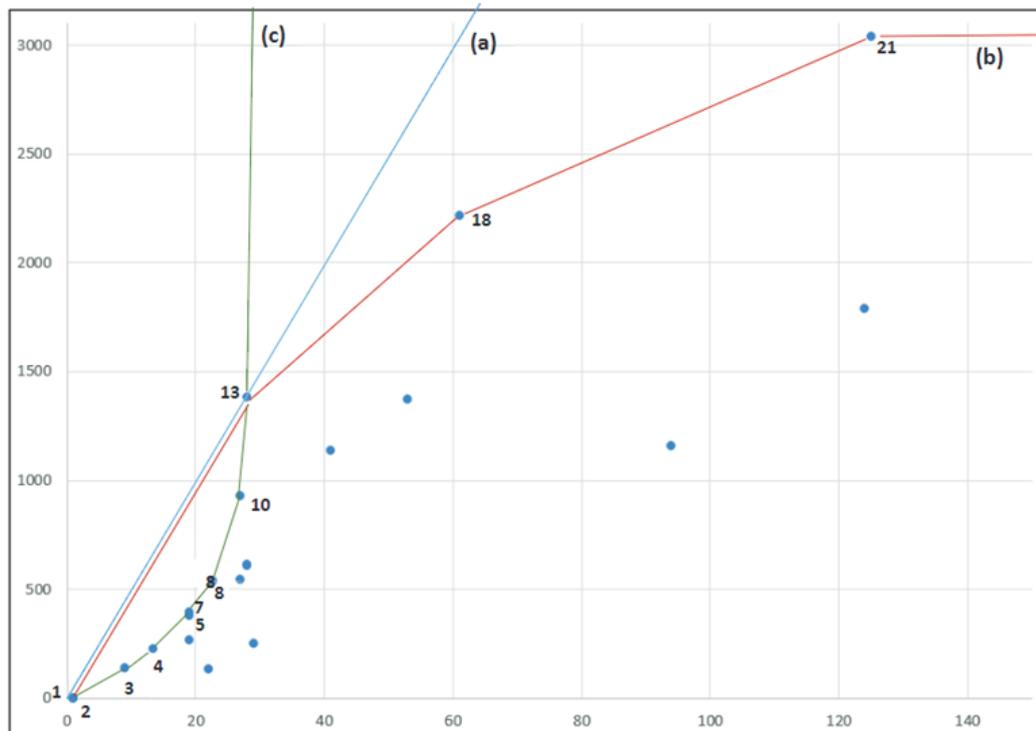
DEA é uma metodologia não-paramétrica utilizada para análise da eficiência de uma Unidade Tomadora de Decisões, ou DMU (*Decision-Making Unit*) na conversão de determinados *inputs* em *outputs* (SCHAAR & SHERRY, 2008). O conceito por trás da metodologia, segundo Iyer & Jain (2019), é a formação de uma fronteira de eficiência com os aeroportos com melhores performances, que terão medida de eficiência igual a 1, e a mensuração da distância dos outros aeroportos (ineficientes) à essa fronteira, resultando em uma medida relativa de eficiência. Todo o tratamento matemático envolvendo DEA foi levantado e apresentado por Cooper et al (2007), no livro “*Data Envelopment Analysis - A Comprehensive Text with Models, Applications, References and DEA-Solver Software*”.

Gráfico 2 - DMUs e formação de fronteiras de eficiência como definição da Análise Envoltória de Dados – DEA.



Fonte: F P (2002).

A fronteira de eficiência do modelo pode ser desenvolvida de duas formas distintas, a considerar seu comportamento em relação aos inputs e outputs considerados. CCR, desenvolvido por Charnes et al (1978), considera retornos de escala constantes (*constant returns to scale – CRS*) para os *inputs* e *outputs*, resultando uma fronteira de eficiência com comportamento gráfico linear. Em contrapartida, Banker et al (1984) desenvolveu o modelo BCC, para que pudessem ser considerados retornos de escala variáveis (*variable returns to scale – VRS*) para os *inputs* e *outputs*, resultando em um modelo cuja fronteira de eficiência apresenta comportamento gráfico composto por segmentos de retas, interligando DMUs distintas sob a fronteira. Benicio & de Mello (2015) analisou a eficiência de DMUs sob a ótica de retornos de escala variáveis, através da modelagem com DEA-CCR, DEA-BCC e DEA-*Fconc*, uma metodologia adicional sugerida pelos autores; o estudo apresentou o Gráfico 3 abaixo, representando visualmente o comportamento adotado pelas fronteiras de eficiência via DEA-CCR e DEA-BCC.

Gráfico 3 - Fronteiras de eficiência de modelos (a) DEA-CCR, (b) DEA-BCC e (c) *Fconc*.

Fonte: B M (2015).

Outro aspecto a ser considerado na modelagem de DEAs, diz respeito como os dados deverão ser tratados no modelo. Segundo Cooper et al (2007), uma das versões de DEA tem como objetivo indicar a minimização dos *inputs* enquanto satisfeitos, ao menos, os níveis dados de *outputs*; esse é denominado “modelo orientado a *inputs*” (*input-oriented model*). Em adição, há o “modelo orientado a *outputs*” (*output-oriented model*), que tem como objetivo a maximização dos *outputs* sem que haja a necessidade de adição de nenhum dos *inputs* além daqueles utilizados no modelo.

Seguindo a tendência global de desenvolvimento de estudos científicos a respeito de eficiência de aeroportos com a utilização de DEA, houve diversos estudos seguindo esta metodologia para análise de aeroportos brasileiros, elaborados principalmente nas duas últimas décadas. Fernandes & Pacheco (2002) analisaram a capacidade de 35 aeroportos domésticos brasileiros, com o objetivo de avaliar a eficiência destes aeroportos em relação à quantidade de passageiros transportados. O estudo resultou na obtenção de valores para a eficiência relativa entre os aeroportos, considerando os dados de infraestrutura destes (*input*) e a quantidade anual de passageiros transportados como único *output* do modelo, sendo considerado como referência os dados de 1998. Além disso, os autores realizaram uma projeção de como estas eficiências relativas se comportariam com o passar dos anos,

considerando a mesma infraestrutura do estudo inicial (dados de *inputs* de 1998) e utilizando como outputs as projeções de demandas de passageiros ao longo dos anos seguintes (2002, 2007, 2017), permitindo uma análise de cenários do comportamento projetado das eficiências relativas dos aeroportos a curto, médio e longo prazo.

Silva et al (2020) aplicou DEA-BCC orientado a outputs para obtenção da eficiência relativa de 44 aeroportos administrados pela INFRAERO, com o objetivo de estudar eventuais melhorias necessárias para que os aeroportos ineficientes pudessem incrementar seu nível operacional. Foram utilizados dados de 2019, considerando comprimento de pista, capacidade de terminal e número de posições no estacionamento de aeronaves como *inputs*, e movimentação de aeronaves e movimentação de passageiros como *outputs*. Como resultado, a modelagem sinalizou que apenas 4 aeroportos se mostraram eficientes; a maior parte dos aeroportos apresentou valores de eficiência entre 15% e 55%.

Neto (2013) realizou uma avaliação da eficiência técnica de 23 aeroportos brasileiros, utilizando na modelagem variáveis relativas à capacidade dinâmica de processadores de passageiros, bagagens e aeronaves, em dados horários, em conjunto com dados referentes ao fluxo de passageiros e aeronaves. O autor traça paralelos entre a metodologia DEA e a função de produção operacional (PEÑA, 2008), analisando os dados a nível de eficiência e produtividade, de forma combinada. Foram analisados 23 aeroportos administrados pela INFRAERO, com movimentação anual superior a 1 milhão de passageiros, e a seleção dos dados a serem considerados como *inputs* e *outputs* do modelo foi feita com auxílio de Análise Fatorial (AF).

O resultado obtido pelo estudo mostrou que 11 aeroportos se apresentaram eficientes no modelo e, em análise secundária dos ajustes de capacidade (infraestrutura, *inputs*) necessários para “deslocamento” dos aeroportos ineficientes para a fronteira de eficiência, verificou-se que a capacidade da pista de pouso/decolagem é o componente que necessitaria de menor incremento, em média, e a capacidade de embarque é a que necessitaria de maior ajuste de capacidade (26,32%).

### 2.3 TOBIT E A REGRESSÃO EM DUAS ETAPAS

Apesar de se tratar de metodologia com utilização no setor aeroportuário vastamente consolidada na literatura científica mundial, os resultados obtidos com a aplicação de DEA possuem limitações conceituais, no tocante à produção de informações que permitam a

compreensão dos fatores que levaram aos valores de eficiência obtidos, mais do que apenas os valores numéricos representativos destas eficiências em si. O uso do DEA fornece uma medida para a eficiência/ineficiência (a “abordagem Farrel”), ao invés de fornecer uma “explicação” para essa eficiência/ineficiência (“abordagem Leibenstein”) (BUTTON & WEYMAN-JONES, 1994).

Uma forma comum na literatura para compor a aplicação de DEA, de forma a complementar as informações obtidas como resultado do modelo, é a aplicação de uma segunda etapa ao estudo. Muitos estudos vêm utilizando uma abordagem em duas etapas, onde a eficiência é estimada na primeira etapa, e em seguida essa eficiência é aplicada em regressão com covariáveis tipicamente distintas das utilizadas na primeira etapa, representando fatores de influência externa (SIMAR & WILSON, 2007).

O uso conjunto de DEA e regressões é bastante útil para realização de estudos com resultados amplos e gerencialmente valiosos a respeito de operações aeroportuárias. Tsui *et al* (2014) aplicou a abordagem em duas etapas para analisar a eficiência operacional de 21 aeroportos asiáticos entre 2002 e 2011. A primeira etapa apresentou 6 dos 21 aeroportos como eficientes, e a regressão aplicada na segunda etapa forneceu informações relevantes sobre os fatores que influenciaram essas eficiências, positiva e negativamente: (i) mais passageiros internacionais atendidos pelo aeroporto mostraram influenciar negativamente a eficiência destes; (ii) o tamanho da população existente nos entornos do aeroporto exerce influência negativa nos valores obtidos para eficiência; (iii) se a companhia aérea dominante de um aeroporto entra em alguma aliança estratégica global com outras companhias, há uma tendência de melhoria na eficiência do aeroporto “origem”; (iv) um incremento no PIB do país ou cidade origem do aeroporto deve influenciar positivamente sua eficiência.

Os modelos de regressão linear mais comuns e fundamentais, como a regressão por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), considera implicitamente que a variável dependente utilizada é quantitativa, enquanto as variáveis livres são quantitativas, qualitativas (dummies), ou uma combinação delas (GUJARATI & PORTER, 2011). Desta forma, para abranger a utilização de variáveis dependentes de caráter qualitativo, e demais arranjos de disposição de banco de dados e análises a serem realizadas, foram desenvolvidos modelos ajustados a partir dos modelos de regressão linear primordiais. Dentre estes, na utilização conjunta ao DEA, um deles se vem sendo utilizado de forma recorrente na literatura aeroportuária: o tobit.

Em caráter estatístico, diversas inferências necessárias para análise de regressões lineares também se aplicam aos modelos tobit. A análise dos p-valores dos modelos, por

exemplo, são fundamentais para verificação de rejeição da hipótese nula ( $H_0$ ): analisando conjuntamente aos níveis de significância das variáveis em cada modelo, p-valores baixos indicam que a hipótese nula pode ser rejeitada e, portanto, que se trata de um modelo estatisticamente significativo; por outro lado, p-valores altos sugerem um modelo estatisticamente insignificante (hipótese nula não pode ser rejeitada). Um outro teste a ser feito nos modelos é o teste de Fatores de Inflacionamento da Variância (ou *Variance Inflation Factors* – VIF), cujos valores variam a partir de 1,0, e valores acima de 10,0 permitem a inferência de potenciais problemas de colinearidade entre os dados regressores (variáveis livres) dos modelos. Segundo Biaggi *et al* (2017), VIF é uma estatística para detecção da presença de multicolinearidade, que mede o quanto da variância de cada coeficiente de regressão do modelo estatístico se encontra inflado em relação à situação em que as variáveis independentes não estão correlacionadas.

Segundo Gujarati & Porter (2011), em um modelo no qual Y é quantitativo, o objetivo do modelo é estimar seu valor esperado, ou médio, dados os valores dos regressores; em contrapartida, em modelos nos quais Y é qualitativo, o objetivo é encontrar a probabilidade de que algo aconteça, baseado nos valores de seus regressores. Devido a este aspecto, os modelos de regressão de escolha qualitativa são conhecidos como “Modelos de Probabilidade”, demandando a utilização de uma Função de Distribuição Acumulada (FDA), escolhida adequadamente, para devida aplicação da metodologia.

A regressão tobit, originalmente desenvolvida por James Tobin (1958), Prêmio Nobel de economia, é caracterizada por se tratar de uma extensão do modelo probit (ou normit), e considera, portanto, uma FDA Normal em sua estruturação. A diferenciação do tobit para o restante dos métodos de regressão consiste na utilização do método da Máxima Verossimilhança (MV) (BREEN, 1996) para assumir valores de Y dentro de um intervalo de “censura”, restrição, se adequando bem às características dos modelos utilizados em caráter complementar ao DEA, visto que os *scores* de eficiência gerados pelo DEA variam, fundamentalmente, de 0,0 a 1,0. Tobit aplicado em duas etapas tem performance significativamente superior a métodos paramétricos de etapa única, vez que permite analisar o impacto de variáveis socioeconômicas e contextuais na produtividade (BANKER & NATARAJAN, 2008).

Como exemplo da aplicação desta abordagem em duas etapas, Huynh *et al* (2020) desenvolveu um estudo com o objetivo de analisar a capacidade e habilidade competitiva de aeroportos internacionais do sudeste asiático, através da aplicação de SBM-DEA, seguido de

tobit, para análise de 9 aeroportos em um período de 7 anos (2012 a 2018). Na modelagem da segunda etapa, além de variáveis adicionais para análise socioeconômica, foram reutilizadas variáveis utilizadas anteriormente no SBM-DEA, mostrando a versatilidade do tobit, bem como o seu bom desempenho de forma complementar ao DEA em si. Como resultados do estudo, além de apresentar e discorrer a respeito dos resultados do SBM-DEA isoladamente, foi possível apresentar e argumentar acerca dos resultados do tobit, tanto em aspectos “internos” dos aeroportos, através da análise dos coeficientes das variáveis utilizadas anteriormente no SBM-DEA, bem como em aspectos “externos”, com a análise das variáveis adicionais inseridas na regressão, representando fatores de influência do mercado na eficiência dos aeroportos.

Já em relação ao mercado brasileiro, Toledo et al (2021) também aplicou a metodologia de regressão em duas etapas, com a utilização de SBM-DEA, seguido da aplicação de tobit para análise de aspectos de influência contextual, com o objetivo de verificar se a privatização contribuiu para melhorar a eficiência produtiva dos aeroportos brasileiros, utilizando folgas nas variáveis e identificando novas variáveis socioeconômicas que podem influenciar seu índice de eficiência produtiva. O estudo, além de apresentar como resultado que apenas 40% dos 28 aeroportos analisados se mostraram eficientes, apontou quais variáveis econométricas influenciaram positiva ou negativamente as eficiências atestadas na primeira etapa. A conclusão principal do estudo, proveniente da análise conjunta de ambas as etapas, foi que a privatização dos aeroportos brasileiros não melhorou sua eficiência produtiva, vez que, dentre outras características do modelo, a variável *dummy* considerada para representar situação privatizada de determinado aeroporto se mostrou estatisticamente insignificante na regressão tobit.

### 3 MATERIAIS E MÉTODOS

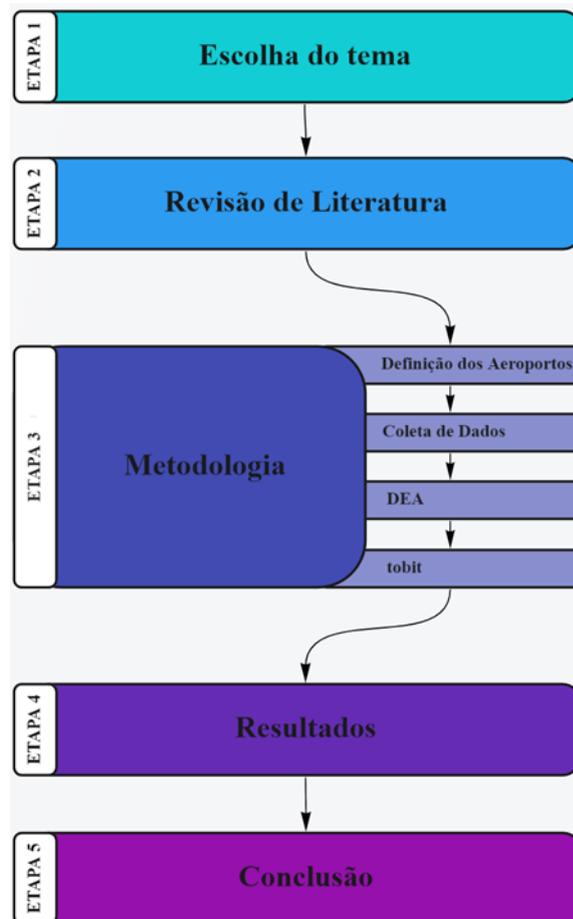
O projeto como um todo foi desenvolvido em 5 etapas, desenvolvidas em série e/ou em paralelo e de forma a estruturar sequencialmente o estudo em questão. As etapas em questão são: Escolha do tema, revisão de literatura, metodologia do estudo em si (definição dos aeroportos, composição do banco de dados, aplicação de DEA e aplicação do tobit), análise de resultados e conclusão.

A escolha do tema foi a primeira etapa do projeto em si, sendo determinante para a definição de todo o escopo do projeto, objetivos, justificativa, metodologia etc. Em seguida, foi realizada uma revisão da literatura baseado no tema escolhido, sendo composta pela leitura e análise de literatura a respeito de transporte aéreo e aeroportos em si.

Neste capítulo 3, serão apresentados os aeroportos selecionados para análise, a caracterização do banco de dados e variáveis escolhidas para cada aeroporto, e as etapas e procedimentos referentes às duas metodologias que serão utilizadas neste projeto, de forma combinada: Análise Envoltória de Dados (DEA) e Regressão Tobit. As variáveis escolhidas, para ambas as etapas, foram selecionadas de modo a compor devida caracterização dos aeroportos, bem como permitir a aplicação das metodologias descritas em cada etapa, de forma devida. O detalhamento da metodologia é composto pela descrição dos métodos e ferramentas utilizados nas etapas do trabalho.

Com a metodologia aplicada ao banco de dados, o decorrer do projeto é direcionado à análise e interpretação dos resultados obtidos. Esta análise estará presente no capítulo 4 abaixo, seguido do capítulo 5, onde serão expressas as conclusões e considerações finais a respeito do estudo como um todo.

Gráfico 3 - Fluxograma de etapas deste projeto.



Fonte: O autor (2022).

### 3.1 COMPOSIÇÃO DO BANCO DE DADOS

A escolha dos aeroportos e dados a serem utilizados no trabalho foi feita levando em consideração as características das modelagens a serem seguidas em ambas as etapas, bem como a devida caracterização do mercado aeroportuário brasileiro e seus principais aeroportos.

Para a primeira etapa da metodologia deste trabalho, foram utilizados dados temporais anuais, de 2010 a 2020, para que a metodologia possa contemplar aspectos comparativos dos aeroportos em situação pré-pandemia, de 2010 a 2019, e em situação de pandemia, no ano de 2020, levando em consideração a pandemia mundial do Covid-19, que impactou diretamente o mercado aeroportuário global, no ano de 2020. Para a segunda etapa, foram selecionados dados referentes aos anos de análise, de fora a compor análise em Painel de Dados dos aeroportos brasileiros, para cada um dos anos da análise.

Foram escolhidos 17 aeroportos brasileiros, dispostos ao longo de 15 estados das 5 regiões do Brasil, de forma que os resultados possam representar o país em sua totalidade. Os aeroportos escolhidos estão dentre os 25 aeroportos brasileiros com maior movimentação de passageiros no ano de 2020, o que os coloca dentre os principais aeroportos do país, e foram individualmente escolhidos de acordo com a disponibilidade e acesso aos seus dados, para composição do banco de dados do trabalho.

Os aeroportos escolhidos foram o Aeroporto de Guarulhos (SBGR), Aeroporto de Congonhas (SBSP), Aeroporto de Brasília (SBBR), Aeroporto do Rio de Janeiro / Galeão (SBGL), Aeroporto de Confins (SBCF), Aeroporto de Campinas (SBKP), Aeroporto de Recife (SBRF), Aeroporto de Porto Alegre (SBPA), Aeroporto de Salvador (SBSV), Aeroporto de Fortaleza (SBFZ), Aeroporto de Curitiba (SBCT), Aeroporto de Florianópolis (SBFL), Aeroporto de Belém (SBBE), Aeroporto de Manaus (SBEG), Aeroporto de Maceió (SBMO), Aeroporto de São Luís (SBSL) e Aeroporto de Campo Grande (SBCG).

A partir da revisão de literatura, foram escolhidas as variáveis a compor o banco de dados do trabalho, para ambas as etapas da metodologia. Para a primeira etapa, foram selecionadas as seguintes variáveis, com dados coletados em recortes anuais, de 2010 a 2020: oferta em ASK (*Available Seat-Kilometers*, ou Assentos-Quilômetros Disponíveis), área do terminal de passageiros (TPS), Comprimento total de pistas de decolagem/pouso, movimentação anual de passageiros (PAX) e número de decolagens no ano. A relação entre as quantidades de DMUs e soma de *inputs* e *outputs* do modelo seguem os requisitos recomendados por Banker *et al* (1989): quantidade de aeroportos analisados no modelo, 17, é superior a três vezes a quantidade de *inputs* e *outputs* considerados, que somam 5.

Para a segunda etapa, para devida composição do Painel de Dados referentes aos anos de análise de forma complementar metodologia aplicada na primeira etapa, foram escolhidas as variáveis *score* de eficiência dos aeroportos, de acordo com os resultados obtidos na primeira etapa, quantidade de casos de Covid19, PIB *per-capita*, área do terminal de passageiros (TPS), comprimento total de pistas de decolagem/pouso, movimentação anual de passageiros (PAX), *dummy* para representação de ocorrência da pandemia do Covid-19 no ano e *dummy* para representar se o aeroporto se encontrava privatizado no ano, pós processo de concessão.

Tabela 2 - Formato do banco de dados e variáveis utilizadas em cada etapa da metodologia.

<b>Etapa do Trabalho</b>	<b>Formato do Banco de Dados</b>	<b>Variáveis</b>
Etapa 1: Análise Envoltória de Dados (DEA)	Dados em Recortes Anuais	Oferta em ASK (ANAC) Área do terminal de passageiros (ANAC / INFRAERO / administração dos aeroportos) Comprimento total de pistas (SAC) Movimentação de passageiros (ANAC) Número de decolagens (ANAC)
Etapa 2: Regressão Tobit	Painel de Dados	Eficiência Casos de COVID-19 (MS) PIB per-capita (IBGE) Área do terminal de passageiros (SAC / INFRAERO / administração dos aeroportos) Comprimento total de pistas (SAC) Movimentação de passageiros (ANAC) Dummy “pandemia” (MS) Dummy “concessões” (ANAC)

Fonte: O autor (2022).

### 3.2 MODELAGEM EM DUAS ETAPAS

Considerando a composição do banco de dados dos aeroportos selecionados, a primeira etapa a ser desenvolvida consiste na aplicação de DEA para os dados de *inputs* e *outputs* listados acima, aplicados nos modelos em cortes transversais anuais. Com esses dados, serão desenvolvidas modelagens de DEA-CCR orientado a *inputs*, DEA-CCR orientado a *outputs*, DEA-BCC orientado a *inputs* e DEA-CCR orientado a *outputs*, de forma que os resultados possam ser comparados entre si. As modelagens foram realizadas com a utilização do software *MaxDEA 8 Basic*.

Tabela 3 - Dados utilizados nos DEA's modelados, como *inputs* e *outputs*.

<b><i>inputs</i></b>	<b><i>outputs</i></b>
Oferta em ASK (ANAC) Área do terminal de passageiros (ANAC / INFRAERO / administração dos aeroportos) Comprimento total de pistas (SAC)	Movimentação de passageiros (ANAC) Número de decolagens (ANAC)

Fonte: O autor (2022).

Para a segunda etapa da metodologia proposta, foram utilizados os valores de eficiência obtidos no DEA-BCC orientado a *outputs* da primeira etapa como variáveis dependentes dos modelos de regressão tobit desenvolvidos, vez que os resultados do modelo são obtidos considerando retornos de escala variáveis, e com isso um comportamento mais próximo da realidade do mercado aeroportuário em geral. Foram desenvolvidos, nesta fase, 3 modelos de regressão tobit, considerando combinações distintas de variáveis livres: (i) utilização das *dummies* “concessões” e “pandemia”, sem utilizar dados de quantidade de casos de Covid-19; (ii) utilização da *dummy* “concessões” e dos dados de quantidade de casos de Covid-19, sem utilizar a *dummy* “pandemia”; e (iii) utilizar os dados de quantidade de casos de Covid-19, sem utilizar nenhuma das *dummies*.

- i)  $DEA = \alpha + \beta_1 * PIBPERCAPTA + \beta_2 * AERADOTPS + \beta_3 * COMPPISTA + \beta_4 * PAX + \beta_5 * CONCESSAODUMMY + \beta_6 * PANDEMIADUMMY$
- ii)  $DEA = \alpha + \beta_1 * CASOS + \beta_2 * PIBPERCAPTA + \beta_3 * AERADOTPS + \beta_4 * COMPPISTA + \beta_5 * PAX + \beta_6 * CONCESSAODUMMY$
- iii)  $DEA = \alpha + \beta_1 * CASOS + \beta_2 * PIBPERCAPTA + \beta_3 * AERADOTPS + \beta_4 * COMPPISTA + \beta_5 * PAX$

Os dados de PIB *per capita*, área do terminal de passageiros (TPS), comprimento de pista e movimentação anual de passageiros (PAX) foram utilizados em todos os modelos de regressão tobit desenvolvidos. Os modelos distintos desta segunda etapa permitiram uma análise mais ampla dos resultados, sendo todos eles realizados através do software *GRET*, que permite obtenção dos resultados necessários para as diversas análises a serem feitas sobre os modelos tobit.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo serão apresentados os resultados do trabalho em questão, bem como a análise do autor levando em consideração todo o referencial teórico e metodologia definida, e demais discussões relacionadas ao escopo do projeto.

### 4.1 DEA

Os resultados obtidos para o DEA-BCC orientado à *inputs* apresentou os aeroportos de Guarulhos/SP, Congonhas/SP, Porto Alegre/RS, Curitiba/PR e Campo Grande/MS, localizados em posições variadas em relação à sua classificação de movimentação anual, como eficientes ao longo de todos os 11 anos analisados, sendo 5 dos 17 aeroportos analisados ao todo. Dentre os demais aeroportos, o de Galeão/RJ apresentou piores resultados de eficiência, com valores anuais inferiores a 0,50; valores estes obtidos em consequência do fato de que, apesar de ter dados de *output* com valores similares aos aeroportos posicionados próximos a ele na classificação considerada abaixo, os dados de *input* para o aeroporto no período foram muito superiores aos dados de *input* dos demais aeroportos, indicando uma relação *input-output* bastante desbalanceada em comparação com o restante dos aeroportos.

Dentre os demais, vale destacar o aeroporto de Brasília/DF, que apresentou um comportamento de diminuição brusca em seus valores de eficiência entre os anos de 2013 e 2014, fato que pode ser atribuído a uma ampliação de um total de 50.000,00 m<sup>2</sup> na área total do terminal de passageiros em preparação para a Copa do Mundo de 2014 (CASA CIVIL, 2014), passando de 63.300,00 m<sup>2</sup> a 113.300,00 m<sup>2</sup>; este acentuado incremento no terminal, cuja variável é considerada como *input* do modelo em questão, não foi acompanhado por um direto incremento nos resultados operacionais dos anos seguintes (*outputs*), o que causou uma diminuição significativa em seus valores de eficiência de 2014 em diante. De forma similar, o aeroporto de Campinas/SP começou a operar com terminal de passageiros ampliado em 2015 (G1, 2015), após obras de expansão, o que resultou no incremento da área do terminal, e consequentemente uma queda na eficiência do aeroporto, de 1,00 em 2014 para 0,88 em 2015.

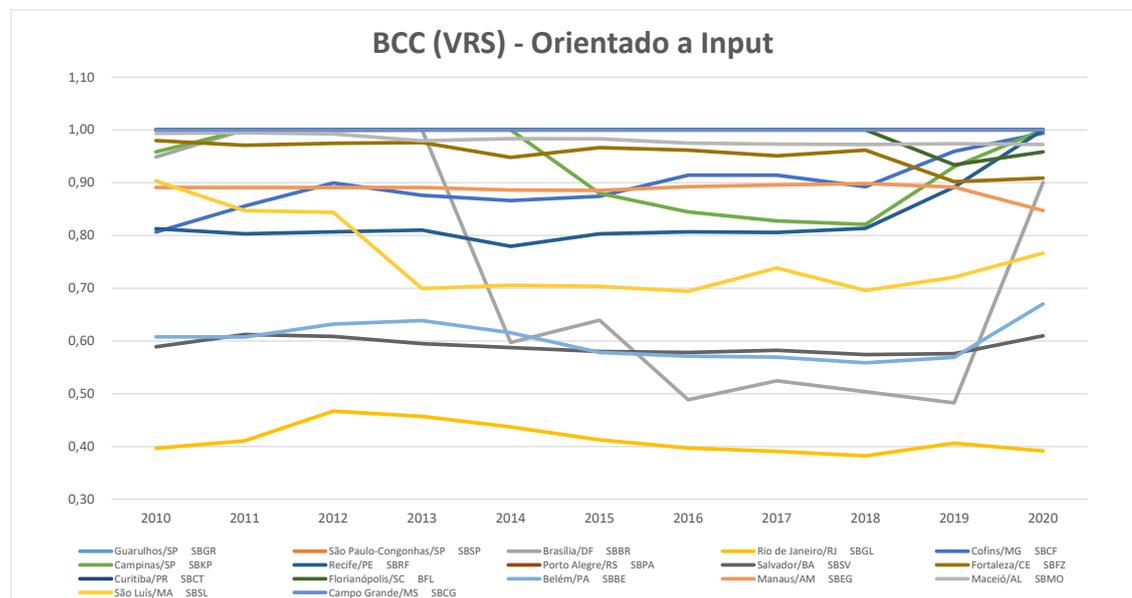
Os resultados do modelo DEA-BCC orientado a *input* seguem apresentados abaixo, em tabela e gráfico representativos.

Tabela 4 - Resultados de *scores* de eficiência para os aeroportos, obtidos pelo DEA-BCC orientado a *inputs*, de 2010 a 2020.

DMU's		DEA-BCC Orientado a Inputs - SCORES										
AEROPORTOS		2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Guarulhos/SP	SBGR	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Congonhas/SP	SBSP	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Brasília/DF	SBBR	0,95	1,00	1,00	1,00	0,60	0,64	0,49	0,52	0,50	0,48	0,90
Galeão/RJ	SBGL	0,40	0,41	0,47	0,46	0,44	0,41	0,40	0,39	0,38	0,41	0,39
Confins/MG	SBCF	0,81	0,86	0,90	0,88	0,87	0,87	0,91	0,91	0,89	0,96	0,99
Campinas/SP	SBKP	0,96	1,00	1,00	1,00	1,00	0,88	0,84	0,83	0,82	0,93	1,00
Recife/PE	SBRF	0,81	0,80	0,81	0,81	0,78	0,80	0,81	0,81	0,81	0,89	1,00
Porto Alegre/RS	SBPA	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Salvador/BA	SBSV	0,59	0,61	0,61	0,60	0,59	0,58	0,58	0,58	0,57	0,58	0,61
Fortaleza/CE	SBFZ	0,98	0,97	0,97	0,98	0,95	0,97	0,96	0,95	0,96	0,90	0,91
Curitiba/PR	SBCT	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Florianópolis/SC	SSBFL	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,93	0,96
Belém/PA	SBBE	0,61	0,61	0,63	0,64	0,62	0,58	0,57	0,57	0,56	0,57	0,67
Manaus/AM	SBEG	0,89	0,89	0,89	0,89	0,89	0,89	0,89	0,90	0,90	0,89	0,85
Maceió/AL	SBMO	0,99	0,99	0,99	0,98	0,98	0,98	0,97	0,97	0,97	0,97	0,97
São Luís/MA	SBSL	0,90	0,85	0,84	0,70	0,71	0,70	0,69	0,74	0,70	0,72	0,77
Campo Grande/MS	SBCG	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00

Fonte: O autor (2022).

Gráfico 4 - Evolução dos *scores* de eficiência para os aeroportos, obtidos pelo DEA-BCC orientado a *inputs*, de 2010 a 2020.



Fonte: O autor (2022).

Para o modelo DEA-CCR orientado a *input*, apenas os aeroportos de Congonhas/SP e Curitiba/PR dentre os 17 aeroportos se mostraram eficientes em todos os 11 anos de estudo. Os comportamentos identificados no modelo acima, para os aeroportos de Galeão/RJ e Brasília/DF, continuam sendo identificáveis neste modelo; porém, de uma forma geral, os

resultados obtidos para eficiência relativa dos aeroportos foram bastante inferiores aos resultados do DEA-BCC orientado a *input* acima. A média dos valores de eficiência obtidos ano a ano, para cada aeroporto, foi de 0,86 para o DEA-BCC e 0,68 para o DEA-CCR, indicando uma redução de cerca de 20% quando comparamos os resultados de ambas as metodologias.

Em questão de análise e interpretação dos resultados em si, por se tratar de modelos com metodologia baseada na análise comparativa e relativa dos DMU's, modelo a modelo, esta discrepância de valores entre os métodos DEA-BCC e DEA-CCR indica muito mais uma diferença técnica em como os modelos são calculados em si, em questões matemáticas e estatísticas de suas diferenças essenciais entre os retornos de escala, do que indicar diretamente alguma informação relevante adicional a partir dos resultados obtidos, em relação ao método anterior.

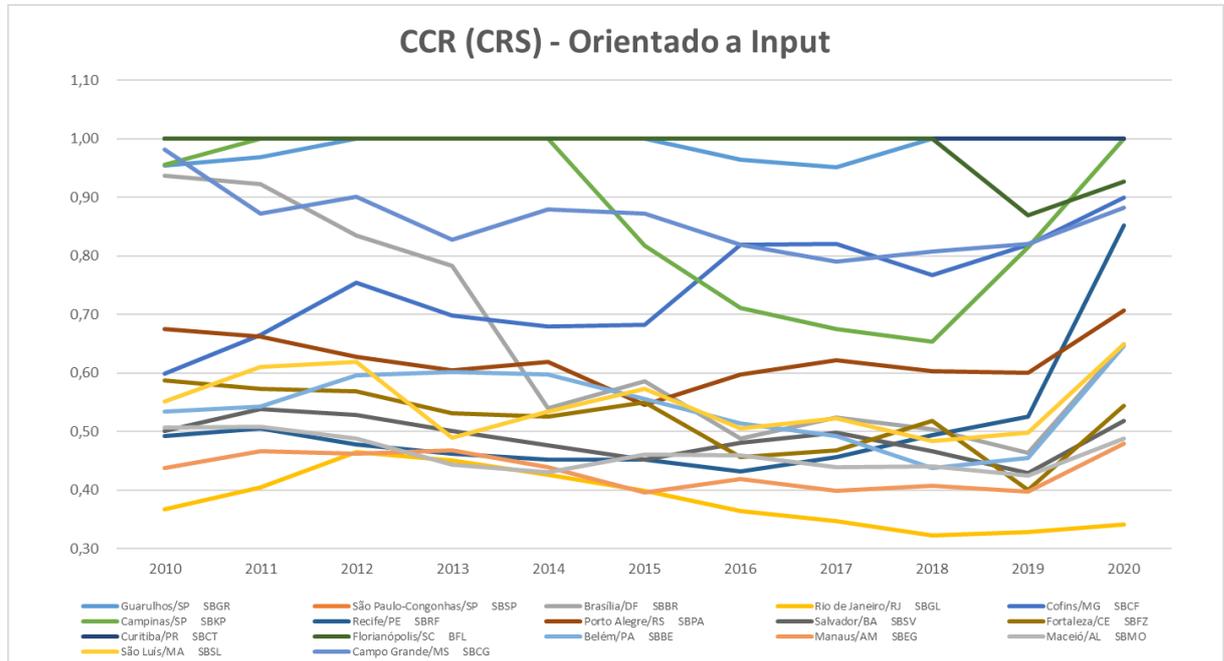
Os resultados do modelo DEA-CCR orientado a *input* seguem apresentados abaixo, em tabela e gráfico representativos.

Tabela 5 -Resultados de *scores* de eficiência para os aeroportos, obtidos pelo DEA-CCR orientado a *inputs*, de 2010 a 2020.

DMU's		DEA-CCR Orientado a Inputs - SCORES										
AEROPORTOS		2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Guarulhos/SP	SBGR	0,96	0,97	1,00	1,00	1,00	1,00	0,96	0,95	1,00	1,00	1,00
Congonhas/SP	SBSP	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Brasília/DF	SBBR	0,94	0,92	0,84	0,78	0,54	0,59	0,49	0,52	0,50	0,46	0,65
Galeão/RJ	SBGL	0,37	0,40	0,47	0,45	0,43	0,40	0,36	0,35	0,32	0,33	0,34
Confins/MG	SBCF	0,60	0,66	0,75	0,70	0,68	0,68	0,82	0,82	0,77	0,82	0,90
Campinas/SP	SBKP	0,96	1,00	1,00	1,00	1,00	0,82	0,71	0,68	0,65	0,82	1,00
Recife/PE	SBRF	0,49	0,50	0,48	0,46	0,45	0,45	0,43	0,46	0,49	0,53	0,85
Porto Alegre/RS	SBPA	0,68	0,66	0,63	0,60	0,62	0,55	0,60	0,62	0,60	0,60	0,71
Salvador/BA	SBSV	0,50	0,54	0,53	0,50	0,48	0,45	0,48	0,50	0,47	0,43	0,52
Fortaleza/CE	SBFZ	0,59	0,57	0,57	0,53	0,53	0,55	0,46	0,47	0,52	0,40	0,54
Curitiba/PR	SBCT	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Florianópolis/SC	SBFL	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,87	0,93
Belém/PA	SBBE	0,53	0,54	0,60	0,60	0,60	0,56	0,51	0,49	0,44	0,46	0,65
Manaus/AM	SBEG	0,44	0,47	0,46	0,47	0,44	0,40	0,42	0,40	0,41	0,40	0,48
Maceió/AL	SBMO	0,51	0,51	0,49	0,44	0,43	0,46	0,46	0,44	0,44	0,43	0,49
São Luís/MA	SBSL	0,55	0,61	0,62	0,49	0,53	0,57	0,51	0,52	0,48	0,50	0,65
Campo Grande/MS	SBCG	0,98	0,87	0,90	0,83	0,88	0,87	0,82	0,79	0,81	0,82	0,88

Fonte: O autor (2022).

Gráfico 5 - Evolução dos *scores* de eficiência para os aeroportos, obtidos pelo DEA-CCR orientado a *inputs*, de 2010 a 2020.



Fonte: O autor (2022).

A aplicação de modelos DEA-BCC e DEA-CCR orientados a *outputs* fornecem mais informações e características relevantes a respeito dos aeroportos (DMU's). De uma forma geral, ao compararmos os modelos, as diferenças constatadas são as mesmas dentre os modelos DEA-BCC e DEA-CCR orientados a *inputs* analisados acima: em geral, os modelos fornecem as mesmas informações a respeito dos aeroportos, em relação aos seus valores constatados de eficiência e comportamento de seus dados, tendo como diferença apenas o fato de os valores numéricos obtidos pelo DEA-CCR serem significativamente inferiores (cerca de 13%) aos valores do DEA-BCC, devido à diferenças matemáticas entre as metodologias; os modelos DEA-CCR orientado a *inputs* e orientado a *outputs* resultaram nos mesmos valores de eficiência. Porém, ao serem analisados os resultados das metodologias orientadas a *outputs*, em comparação às metodologias orientadas a *inputs* acima, é possível extrair mais informações sobre os modelos.

Os aeroportos de Galeão/RJ e Brasília/DF, por exemplo, que tiveram comportamentos discutidos acima obtidos devido a características de seus dados de *inputs* nos modelos, possuem resultados que expressam comportamento similar, apenas no DEA-CCR orientado a *outputs* abaixo, indicando um ajuste maior do modelo DEA-BCC orientado à *outputs* ao direcionamento do modelo aos dados de *outputs* utilizados, de fato. Apesar de os DMU's não apresentarem diferenças muito significativas entre os resultados relativos obtidos pelas

metodologias anteriores e as apresentadas abaixo, é possível observar um “deslocamento” dos DMU’s menos eficientes para aqueles que possuem menores resultados (*outputs*) dentro a classificação definida abaixo, o que é indicativo dessa metodologia, que direciona os resultados de eficiência obtidos de forma mais direta aos dados de *outputs* dos aeroportos: menores valores dentro os dados de *outputs* influenciando os valores obtidos para eficiência destes DMU’s. Os aeroportos de Manaus/AM e Recife/PE, por exemplo, apresentaram valores de eficiência inferiores aos verificados nos modelos orientados a *inputs* acima, sendo inferiores, inclusive, aos valores de eficiência do aeroporto do Galeão/RJ para o DEA-CCR orientado a *outputs*, DMU identificado como menos eficiente em análise anterior.

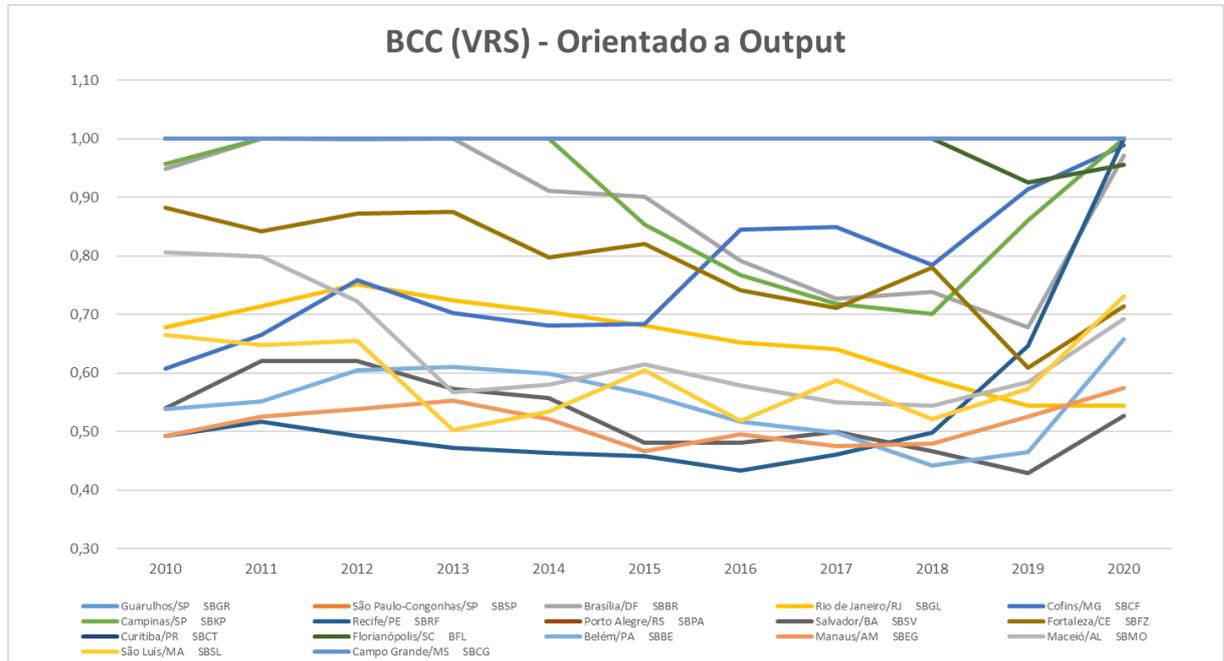
Os resultados do modelo DEA-BCC orientado a *output* seguem apresentados abaixo, em tabela e gráfico representativos.

Tabela 6 - Resultados de *scores* de eficiência para os aeroportos, obtidos pelo DEA-BCC orientado a *outputs*, de 2010 a 2020.

DMU’s		DEA-BCC Orientado a Outputs – SCORES										
AEROPORTOS		2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Guarulhos/SP	SBGR	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Congonhas/SP	SBSP	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Brasília/DF	SBBR	0,95	1,00	1,00	1,00	0,91	0,90	0,79	0,73	0,74	0,68	0,97
Galeão/RJ	SBGL	0,68	0,71	0,75	0,72	0,70	0,68	0,65	0,64	0,59	0,54	0,54
Confins/MG	SBCF	0,61	0,67	0,76	0,70	0,68	0,68	0,85	0,85	0,79	0,91	0,99
Campinas/SP	SBKP	0,96	1,00	1,00	1,00	1,00	0,85	0,77	0,72	0,70	0,86	1,00
Recife/PE	SBRF	0,49	0,52	0,49	0,47	0,46	0,46	0,43	0,46	0,50	0,65	1,00
Porto Alegre/RS	SBPA	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Salvador/BA	SBSV	0,54	0,62	0,62	0,57	0,56	0,48	0,48	0,50	0,47	0,43	0,53
Fortaleza/CE	SBFZ	0,88	0,84	0,87	0,88	0,80	0,82	0,74	0,71	0,78	0,61	0,71
Curitiba/PR	SBCT	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Florianópolis/SC	SBFL	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,93	0,96
Belém/PA	SBBE	0,54	0,55	0,61	0,61	0,60	0,56	0,52	0,50	0,44	0,47	0,66
Manaus/AM	SBEG	0,49	0,53	0,54	0,55	0,52	0,47	0,49	0,48	0,48	0,53	0,57
Maceió/AL	SBMO	0,81	0,80	0,72	0,57	0,58	0,61	0,58	0,55	0,54	0,58	0,69
São Luís/MA	SBSL	0,67	0,65	0,65	0,50	0,53	0,60	0,52	0,59	0,52	0,57	0,73
Campo Grande/MS	SBCG	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00

Fonte: O autor (2022).

Gráfico 6 - Evolução dos *scores* de eficiência para os aeroportos, obtidos pelo DEA-BCC orientado a *outputs*, de 2010 a 2020.



Fonte: O autor (2022).

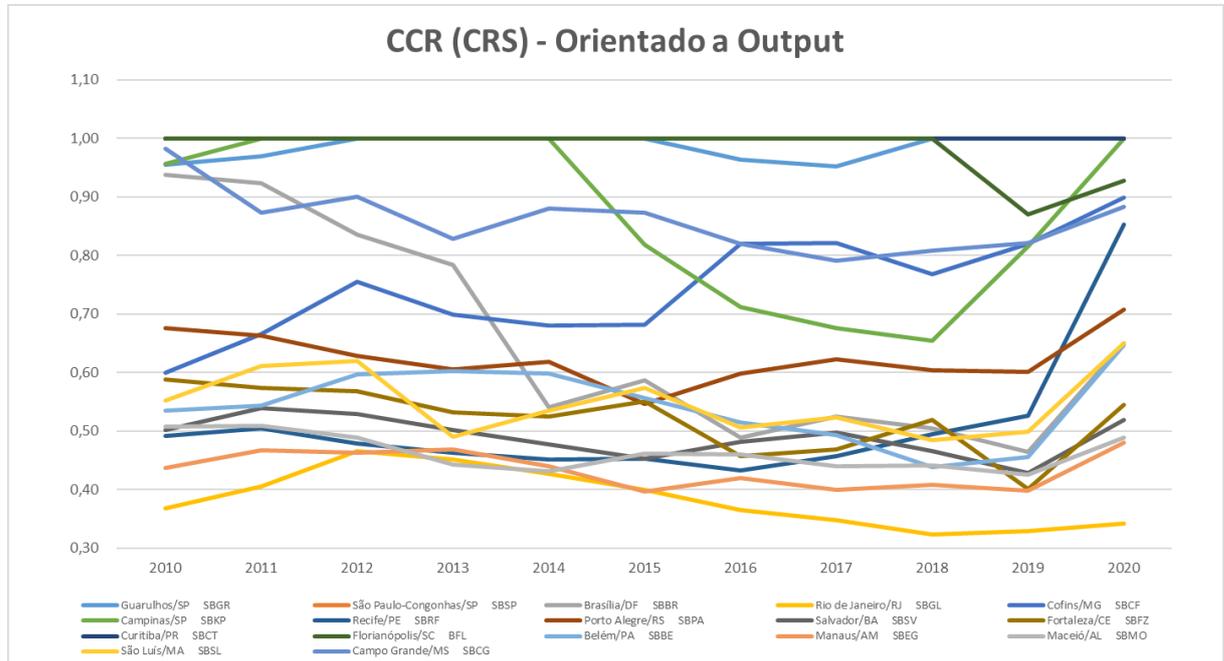
Os resultados do modelo DEA-CCR orientado a *output* seguem apresentados abaixo, em tabela e gráfico representativos.

Tabela 7 - Resultados de *scores* de eficiência para os aeroportos, obtidos pelo DEA-CCR orientado a *outputs*, de 2010 a 2020.

DMU's		DEA-CCR Orientado a Outputs – SCORES										
AEROPORTOS		2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Guarulhos/SP	SBGR	0,96	0,97	1,00	1,00	1,00	1,00	0,96	0,95	1,00	1,00	1,00
Congonhas/SP	S BSP	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Brasília/DF	SBBR	0,94	0,92	0,84	0,78	0,54	0,59	0,49	0,52	0,50	0,46	0,65
Galeão/RJ	SBGL	0,37	0,40	0,47	0,45	0,43	0,40	0,36	0,35	0,32	0,33	0,34
Confins/MG	SBCF	0,60	0,66	0,75	0,70	0,68	0,68	0,82	0,82	0,77	0,82	0,90
Campinas/SP	SBKP	0,96	1,00	1,00	1,00	1,00	0,82	0,71	0,68	0,65	0,82	1,00
Recife/PE	SBRF	0,49	0,50	0,48	0,46	0,45	0,45	0,43	0,46	0,49	0,53	0,85
Porto Alegre/RS	SBPA	0,68	0,66	0,63	0,60	0,62	0,55	0,60	0,62	0,60	0,60	0,71
Salvador/BA	SBSV	0,50	0,54	0,53	0,50	0,48	0,45	0,48	0,50	0,47	0,43	0,52
Fortaleza/CE	SBFZ	0,59	0,57	0,57	0,53	0,53	0,55	0,46	0,47	0,52	0,40	0,54
Curitiba/PR	SBCT	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Florianópolis/SC	SBFL	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,87	0,93
Belém/PA	SBBE	0,53	0,54	0,60	0,60	0,60	0,56	0,51	0,49	0,44	0,46	0,65
Manaus/AM	SBEG	0,44	0,47	0,46	0,47	0,44	0,40	0,42	0,40	0,41	0,40	0,48
Maceió/AL	SBMO	0,51	0,51	0,49	0,44	0,43	0,46	0,46	0,44	0,44	0,43	0,49
São Luís/MA	SBSL	0,55	0,61	0,62	0,49	0,53	0,57	0,51	0,52	0,48	0,50	0,65
Campo Grande/MS	SBCG	0,98	0,87	0,90	0,83	0,88	0,87	0,82	0,79	0,81	0,82	0,88

Fonte: O autor (2022).

Gráfico 7 - Evolução dos *scores* de eficiência para os aeroportos, obtidos pelo DEA-CCR orientado a *outputs*, de 2010 a 2020.



Fonte: O autor (2022).

Veza que serão utilizados os valores de DEA-BCC orientado a *outputs* na próxima etapa do projeto, e será analisada a eventual influência das concessões nos resultados de eficiência dos aeroportos, se faz pertinente a análise prévia destas concessões nos resultados de eficiência obtidos pelo modelo. Em geral, é possível identificar que, dentre os DMU's considerados, os aeroportos que participaram de rodadas de concessões ocorridas à mais tempo (Guarulhos/SP, Brasília/DF e Campinas/SP, na segunda rodada; e Galeão/RJ e Confins/MG, na terceira rodada), sem considerar o aeroporto de Guarulhos/SP, apresentaram uma redução em seus valores de eficiência nos anos seguintes à concessão; em contrapartida, os aeroportos que participaram de rodadas de concessão mais recentes (Porto Alegre/RS, Salvador/BA, Fortaleza/CE e Florianópolis/SC, quarta rodada de concessão; e Recife/PE e Maceió/AL, quinta rodada de concessão), apresentaram um comportamento mais contínuo da eficiência constatada nos anos pós concessão, indicando uma evolução e “amadurecimento” da ANAC e do Governo Federal brasileiro, com o passar dos anos e das consecutivas rodadas de concessão, na estruturação de acordos e contratos que afetem menos e contribuam mais com a eficiência operacional destes aeroportos concedidos.

Os resultados do modelo DEA-BCC orientado a *output*, sendo destacados em azul os resultados dos aeroportos já em situação de concessão, seguem apresentados abaixo em tabela e gráfico representativos.

Tabela 8 - Resultados de *scores* de eficiência para os aeroportos, obtidos pelo DEA-BCC orientado a *outputs*, de 2010 a 2020, com resultados anuais destacados para aeroportos concedidos.

DMU's		DEA-BCC Orientado a Outputs, Períodos em Concessão – SCORES										
AEROPORTOS		2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Guarulhos/SP	SBGR	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Congonhas/SP	SBSP	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Brasília/DF	SBBR	0,95	1,00	1,00	1,00	0,91	0,90	0,79	0,73	0,74	0,68	0,97
Galeão/RJ	SBGL	0,68	0,71	0,75	0,72	0,70	0,68	0,65	0,64	0,59	0,54	0,54
Confins/MG	SBCF	0,61	0,67	0,76	0,70	0,68	0,68	0,85	0,85	0,79	0,91	0,99
Campinas/SP	SBKP	0,96	1,00	1,00	1,00	1,00	0,85	0,77	0,72	0,70	0,86	1,00
Recife/PE	SBRF	0,49	0,52	0,49	0,47	0,46	0,46	0,43	0,46	0,50	0,65	1,00
Porto Alegre/RS	SBPA	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Salvador/BA	SBSV	0,54	0,62	0,62	0,57	0,56	0,48	0,48	0,50	0,47	0,43	0,53
Fortaleza/CE	SBFZ	0,88	0,84	0,87	0,88	0,80	0,82	0,74	0,71	0,78	0,61	0,71
Curitiba/PR	SBCT	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Florianópolis/SC	SBFL	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,93	0,96
Belém/PA	SBBE	0,54	0,55	0,61	0,61	0,60	0,56	0,52	0,50	0,44	0,47	0,66
Manaus/AM	SBEG	0,49	0,53	0,54	0,55	0,52	0,47	0,49	0,48	0,48	0,53	0,57
Maceió/AL	SBMO	0,81	0,80	0,72	0,57	0,58	0,61	0,58	0,55	0,54	0,58	0,69
São Luís/MA	SBSL	0,67	0,65	0,65	0,50	0,53	0,60	0,52	0,59	0,52	0,57	0,73
Campo Grande/MS	SBCG	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00

Fonte: O autor (2022).

Por fim, analisando os resultados obtidos através das 4 metodologias no ano de 2020, onde a pandemia do Covid-19 foi decretada em todo o mundo e afetou diretamente o mercado de aviação global, não foram identificados grandes desfalques ou mudanças na eficiência dos DMU's, seja analisando apenas o ano de 2020 ou analisando o comportamento destas eficiências ao longo dos anos anteriores em comparação ao 2020. Isso se deu devido à uma tendência de “ajuste” na infraestrutura instaurada pelos aeroportos no ano de pandemia, que tendeu a “balancear” os resultados (*outputs*) significativamente reduzidos no ano. O aeroporto de Confins/MG, por exemplo, reduziu o porte de sua operação de terminal e operou, durante o ano de 2020, com um terminal de passageiros de 67.600,00 m<sup>2</sup> aproximadamente, enquanto vinha operando até 2019 com 132.000,00 m<sup>2</sup>, indicando uma redução de cerca de 50% nessa infraestrutura. Aliando isso a uma relevante redução no número de voos ofertados no ano (ASK) em comparação ao ano anterior, comportamento ocorrido para 100% dos aeroportos estudados, é possível identificar que houve uma compensação por parte da redução dos dados de *inputs* em simultâneo à redução nos resultados dos aeroportos no ano, o que gerou, para o ano de 2020, valores de eficiência razoavelmente regulares em comparação aos anos anteriores. Quando comparamos DEA-BCC e DEA-CCR para o ano, é verificado o mesmo comportamento sinalizado em análises anteriores acima.

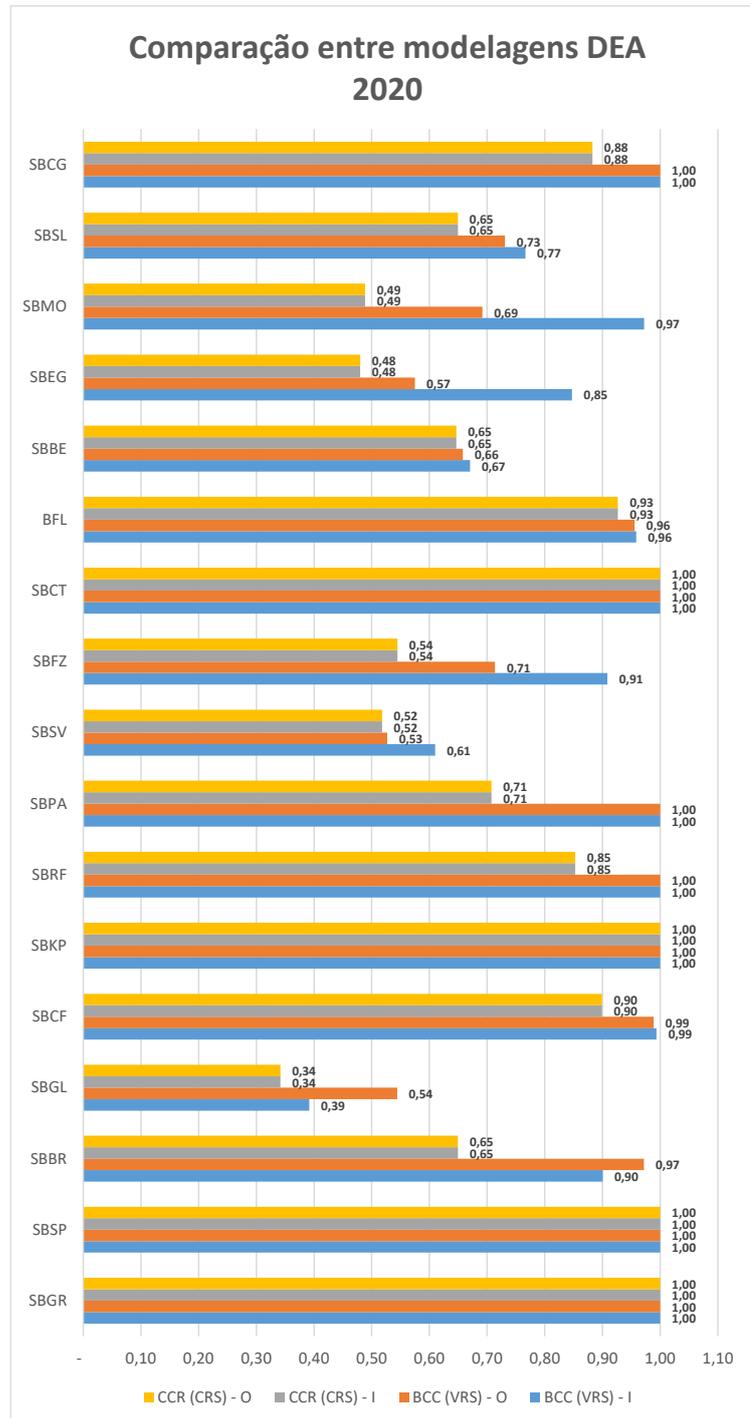
Os resultados do modelo DEA-BCC orientado a *output*, sendo destacados os resultados dos aeroportos já em situação de concessão, seguem apresentados abaixo em tabela e gráfico representativos.

Tabela 9 - Resultados de *scores* de eficiência para os aeroportos, obtidos pelas 4 modelagens DEA desenvolvidas, para o ano de 2020.

DMU's		DEA – Scores 2020			
AEROPORTOS		BCC-I	BCC-O	CCR-I	CCR-O
Guarulhos/SP	SBGR	1,00	1,00	1,00	1,00
Congonhas/SP	SBSP	1,00	1,00	1,00	1,00
Brasília/DF	SBBR	0,90	0,97	0,65	0,65
Galeão/RJ	SBGL	0,39	0,54	0,34	0,34
Confins/MG	SBCF	0,99	0,99	0,90	0,90
Campinas/SP	SBKP	1,00	1,00	1,00	1,00
Recife/PE	SBRF	1,00	1,00	0,85	0,85
Porto Alegre/RS	SBPA	1,00	1,00	0,71	0,71
Salvador/BA	SBSV	0,61	0,53	0,52	0,52
Fortaleza/CE	SBFZ	0,91	0,71	0,54	0,54
Curitiba/PR	SBCT	1,00	1,00	1,00	1,00
Florianópolis/SC	BFL	0,96	0,96	0,93	0,93
Belém/PA	SBBE	0,67	0,66	0,65	0,65
Manaus/AM	SBEG	0,85	0,57	0,48	0,48
Maceió/AL	SBMO	0,97	0,69	0,49	0,49
São Luís/MA	SBSL	0,77	0,73	0,65	0,65
Campo Grande/MS	SBCG	1,00	1,00	0,88	0,88

Fonte: O autor (2022).

Gráfico 8 - Resultados de *scores* de eficiência para os aeroportos, obtidos pelas 4 modelagens DEA desenvolvidas, para o ano de 2020.



Fonte: O autor (2022).

#### 4.1 MODELAGEM EM DUAS ETAPAS

Para a segunda etapa da metodologia proposta pelo projeto, a modelagem tobit (i) foi feita considerando os scores do DEA-BCC como variável dependente (Y), e levando em

consideração como variáveis livres ( $X_i$ ) os valores de PIB *per capita*, Área dos terminais de passageiros, comprimento de pistas, movimentação anual de passageiros, *dummy* de representação de situação de concessão dos aeroportos (1 em caso de aeroporto concedido, 0 em caso de aeroporto público) e *dummy* de representação de situação de pandemia no ano analisado (1 para o ano de 2020, com a pandemia global do Covid-19, e 0 nos demais anos). Os resultados do modelo seguem dispostos em seguida.

$$Y = \alpha + \beta_1 * X_1 + \beta_2 * X_2 + \beta_3 * X_3 + \beta_4 * X_4 + \beta_5 * X_5 + \beta_6 * X_6$$

Sendo:

Y:  $\theta_{BCC}$ ;  
 $X_1$ : PIBPERCAPTA;  
 $X_2$ : AREADOTPS;  
 $X_3$ : COMPPISTA;  
 $X_4$ : PAX;  
 $X_5$ : CONCESSAODUMMY;  
 $X_6$ : PANDEMIADUMMY.  
 $\alpha$ : constante  
 $\beta_i$ : coeficientes do modelo

Tabela 10 - Resultados do modelo tobit (i).

Modelo tobit (i)						
VARIÁVEL	COEFICIENTE	ERRO PADRÃO	z	p-VALOR		
constante	$\alpha$	0,769787	0,0455254	16,91	<0,0001	***
PIBPERCAPTA	$\beta_1$	1,03317e-06	4,92611e-07	2,097	0,0360	**
AREADOTPS	$\beta_2$	-7,98644e-07	2,50994e-07	-3,182	0,0015	***
COMPPISTA	$\beta_3$	-2,85949e-05	1,25432e-05	-2,280	0,0226	**
PAX	$\beta_4$	2,56491e-08	3,71291e-09	6,908	<0,0001	***
CONCESSAODUMMY	$\beta_5$	-0,00544974	0,0347509	-0,1568	0,8754	
PANDEMIADUMMY	$\beta_6$	0,159875	0,0493568	3,239	0,0012	***
<b>Qui-quadrado (6)</b>	62,38636					
<b>Log da verossimilhança</b>	57,01936					
<b>Critério de Schwarz</b>	-72,18985					
<b>p-valor</b>	1,47e-11					
<b>Critério de Akaike</b>	-98,03872					
<b>Critério Hannan-Quinn</b>	-87,56475					
<b>Fatores de Inflacionamento da Variância (VIF)</b>						
PIBPERCAPTA	1,218					
AREADOTPS	3,217					
COMPPISTA	2,086					
PAX	2,706					
CONCESSAODUMMY	1,560					
PANDEMIADUMMY	1,183					

\* nível de significância = 10%  
 \*\* nível de significância = 5%  
 \*\*\* nível de significância = 1%

Fonte: O autor (2022).

Inicialmente, é importante analisar os coeficientes e resultados das variáveis também utilizadas no DEA-BCC da primeira etapa. A área do terminal de passageiros, o comprimento de pista e a movimentação anual de passageiros apresentaram p-valores dentro dos limites de significância, indicando sua relevância estatística para o modelo. Assim como verificado por Huynh *et al* (2020) em seu estudo, as variáveis anteriormente utilizadas como *inputs* apresentaram coeficiente negativo (área do terminal de passageiros e comprimento de pista), enquanto a variável utilizada como *output* apresentou coeficiente positivo (movimentação anual de passageiros). A variável PIB *per capita*, com p-valor também preciso e indicando sua significância estatística, apresentou coeficiente positivo, indicando que, quanto maior for o PIB *per capita* do município do aeroporto em questão, haverá uma tendência de maior eficiência operacional deste aeroporto em si.

Dentre as *dummies*, “concessão” apresentou p-valor superior ao limite de precisão da regressão; logo, assim como atestado por Toledo *et al* (2021), o modelo indicou a privatização destes aeroportos como estatisticamente insignificante para mensuração de sua eficiência operacional. Em contrapartida, e de forma inesperada, a *dummy* “pandemia” se mostrou estatisticamente significativa, mas com coeficiente positivo. Este resultado inesperado, quando analisado em conjunto com a “não queda” nos valores de eficiência verificados em 2020 para os aeroportos, indicam a necessidade de estudos adicionais para permitir análise devida do cenário como um todo, no período.

Por fim, aplicando o teste VIF nas variáveis do modelo, não é verificado nenhum problema de multicolinearidade entre as variáveis, tendo todas elas valores inferiores a 10,0 para o teste.

Em seguida, foi realizada a modelagem tobit (ii) considerando os scores do DEA-BCC como variável dependente (Y), e levando em consideração como variáveis livres (Xi) os valores de casos anuais de Covid-19 no município dos aeroportos, PIB per capita, Área dos terminais de passageiros, comprimento de pistas, movimentação anual de passageiros e *dummy* de representação de situação de concessão dos aeroportos (1 em caso de aeroporto concedido, 0 em caso de aeroporto público). Os resultados do modelo seguem dispostos em seguida.

$$EA = \alpha + \beta_1 * X_1 + \beta_2 * X_2 + \beta_3 * X_3 + \beta_4 * X_4 + \beta_5 * X_5 + \beta_6 * X_6$$

Sendo:

Y:  $\theta_{BCC}$ ;  
 $X_1$ : CASOS;  
 $X_2$ : PIBPERCAPTA;  
 $X_3$ : AREADOTPS;  
 $X_4$ : COMPPISTA;  
 $X_5$ : PAX;  
 $X_6$ : CONCESSAODUMMY.  
 $\alpha$ : constante  
 $\beta_i$ : coeficientes do modelo

Tabela 11 - Resultados do modelo tobit (ii).

Modelo tobit (ii)						
VARIÁVEL		COEFICIENTE	ERRO PADRÃO	z	p-VALOR	
constante	$\alpha$	0,786080	0,0458275	17,15	<0,0001	***
CASOS	$\beta_1$	8,31992e-07	3,47183e-07	2,396	0,0166	**
PIBPERCAPTA	$\beta_2$	9,66426e-07	4,99037e-07	1,937	0,0528	*
AREADOTPS	$\beta_3$	-7,15799e-07	2,51127e-07	-2,850	0,0044	***
COMPPISTA	$\beta_4$	-3,10282e-05	1,27247e-05	-2,438	0,0148	**
PAX	$\beta_5$	2,38362e-08	3,66038e-09	6,512	<0,0001	***
CONCESSAODUMMY	$\beta_6$	0,0136335	0,0343775	0,3966	0,6917	
<b>Qui-quadrado (6)</b>		56,38888				
<b>Log da verossimilhança</b>		54,74330				
<b>Critério de Schwarz</b>		-67,63774				
<b>p-valor</b>		2,43e-10				
<b>Critério de Akaike</b>		-93,48661				
<b>Critério Hannan-Quinn</b>		-83,01264				
<b>Fatores de Inflacionamento da Variância (VIF)</b>						
CASOS		1,073				
PIBPERCAPTA		1,220				
AREADOTPS		3,143				
COMPPISTA		2,095				
PAX		2,566				
CONCESSAODUMMY		1,490				

\* nível de significância = 10%  
 \*\* nível de significância = 5%  
 \*\*\* nível de significância = 1%

Fonte: O autor (2022).

Assim como o modelo tobit (i), as variáveis “área do terminal de passageiros”, “comprimento de pista” e a “movimentação anual de passageiros” apresentaram p-valores dentro dos limites de significância, indicando sua relevância estatística para o modelo. Em adição, as variáveis anteriormente utilizadas como *inputs* também apresentaram coeficiente negativo (área do terminal de passageiros e comprimento de pista), enquanto a variável utilizada como *output* também apresentou coeficiente positivo (movimentação anual de passageiros). A variável PIB per capita manteve o “comportamento” resultante do modelo (i),

com p-valor também preciso e indicando sua significância estatística, e com coeficiente positivo, indicando que, quanto maior for o PIB *per capita* do município do aeroporto em questão, haverá uma tendência de maior eficiência operacional deste aeroporto em si.

Como única *dummy* utilizada no modelo, e assim como verificado em (i), “concessão” apresentou p-valor superior ao limite de precisão da regressão, indicando a insignificância estatística da privatização destes aeroportos para mensuração de sua eficiência operacional.

A variável adicionada neste modelo tobit (ii), representando a quantidade de casos de Covid-19 nos municípios dos aeroportos, apresentou-se como estatisticamente significativa para o modelo, possuindo p-valor dentro do intervalo de significância, e assim como verificado com a *dummy* “pandemia” no modelo (i), apresentou coeficiente com sinais surpreendentemente positivos, reforçando a indicação de necessidade de estudos adicionais para verificação e análise mais profunda dos impactos da pandemia nas operações aeroportuárias em geral. Aplicando o teste VIF nas variáveis do modelo, não é verificado nenhum problema de multicolinearidade entre as variáveis, assim como verificado para o modelo (i), tendo todas elas valores inferiores a 10,0 para o teste.

Por fim, foi desenvolvida a modelagem tobit (iii) considerando os scores do DEA-BCC como variável dependente (Y), e levando em consideração como variáveis livres (Xi) os valores de casos anuais de Covid-19 no município dos aeroportos, PIB per capita, Área dos terminais de passageiros, comprimento de pistas, movimentação anual de passageiros e *dummy* de representação de situação de concessão dos aeroportos (1 em caso de aeroporto concedido, 0 em caso de aeroporto público). Os resultados do modelo seguem dispostos em seguida.

$$DEA = \alpha + \beta_1 * X_1 + \beta_2 * X_2 + \beta_3 * X_3 + \beta_4 * X_4 + \beta_5 * X_5$$

Sendo:

Y:	$\theta_{BCC}$ ;
X <sub>1</sub> :	CASOS;
X <sub>2</sub> :	PIBPERCAPTA;
X <sub>3</sub> :	AREADOTPS;
X <sub>4</sub> :	COMPPISTA;
X <sub>5</sub> :	PAX;
$\alpha$ :	constante
$\beta_i$ :	coeficientes do modelo

Tabela 12 - Resultados do modelo tobit (iii).

Modelo tobit (iii)						
VARIÁVEL		COEFICIENTE	ERRO PADRÃO	z	p-VALOR	
constante	$\alpha$	0,784437	0,0456592	17,18	<0,0001	***
CASOS	$\beta_1$	8,42257e-07	3,46362e-07	2,432	0,0150	**
PIBPERCAPTA	$\beta_2$	1,03513e-06	4,68202e-07	2,211	0,0270	**
AREADOTPS	$\beta_3$	-6,92497e-07	2,44259e-07	-2,835	0,0046	***
COMPPISTA	$\beta_4$	-3,08015e-05	1,27172e-05	-2,422	0,0154	**
PAX	$\beta_5$	2,38833e-08	3,65998e-09	6,526	<0,0001	***
<b>Qui-quadrado (5)</b>		56,18435				
<b>Log da verossimilhança</b>		54,66470				
<b>Critério de Schwarz</b>		-72,71164				
<b>p-valor</b>		7,45e-11				
<b>Critério de Akaike</b>		-95,32940				
<b>Critério Hannan-Quinn</b>		-86,16467				
<b>Fatores de Inflacionamento da Variância (VIF)</b>						
CASOS		1,067				
PIBPERCAPTA		1,073				
AREADOTPS		2,971				
COMPPISTA		2,091				
PAX		2,564				

\* nível de significância = 10%  
 \*\* nível de significância = 5%  
 \*\*\* nível de significância = 1%

Fonte: O autor (2022).

Assim como os modelos tobit (i) e (ii), as variáveis “área do terminal de passageiros”, “comprimento de pista” e a “movimentação anual de passageiros” apresentaram p-valores dentro dos limites de significância, indicando sua relevância estatística para o modelo. Em adição, as variáveis anteriormente utilizadas como *inputs* também apresentaram coeficiente negativo (área do terminal de passageiros e comprimento de pista), enquanto a variável utilizada como *output* também apresentou coeficiente positivo (movimentação anual de passageiros). A variável PIB per capita manteve o mesmo “comportamento” verificado nos modelos (i) e (ii), com p-valor também preciso e indicando sua significância estatística, e com coeficiente positivo, indicando que, quanto maior for o PIB *per capita* do município do aeroporto em questão, haverá uma tendência de maior eficiência operacional deste aeroporto em si.

Em adição, assim como verificado no modelo (ii), a variável de representação da quantidade de casos de Covid-19 nos municípios dos aeroportos, apresentou-se como estatisticamente significativa para o modelo, possuindo p-valor dentro do intervalo de significância, e, assim como verificado para esta mesma variável em (ii), e com a *dummy* “pandemia” no modelo (i), apresentou coeficiente com sinais surpreendentemente positivos, reforçando a indicação de necessidade de estudos adicionais para verificação e análise mais profunda dos impactos da pandemia nas operações aeroportuárias em geral.

Por fim, aplicando o teste VIF nas variáveis do modelo, não é verificado nenhum problema de multicolinearidade entre as variáveis, assim como verificado para os modelos (i) e (ii), tendo todas elas valores inferiores a 10,0 para o teste.

## 5 CONCLUSÃO

A revisão da literatura, inicialmente em relação aos aspectos históricos e fundamentais do setor aéreo e aeroportuário em geral, no Brasil e no mundo, seguido da análise das metodologias possíveis e consolidadas na literatura para aplicação e estudo proposto inicialmente, permitiram a escolha de uma metodologia robusta, abrangente e essencialmente útil, sendo extremamente pertinentes para obtenção e interpretação dos resultados alcançados.

A análise dos resultados obtidos na primeira etapa permitiu a obtenção de informações a respeito de ambos aeroportos e metodologias DEA aplicadas. Foi possível identificar aeroportos de referência no mercado aeroportuário brasileiro, aeroportos sinalizados como pouco eficientes no período analisado, bem como a evolução, positiva, negativa ou de comportamento mais contínuo, dos aeroportos (DMU's ao longo dos 11 anos analisados). Em relação às metodologias, foram identificados aspectos do banco de dados e sua influência sob os resultados obtidos em diferentes orientações de modelos (a *inputs* ou *outputs*), além de ter sido possível constatar que o modelo DEA-CCR, apesar de apresentar um conjunto de resultados de eficiência relativa de DMU's seguindo comportamento similar aos resultados do modelo DEA-BCC, apresentou valores individuais de eficiência muito inferiores aos valores específicos obtidos pelo modelo DEA-BCC, para cada aeroporto.

Considerando todos os métodos DEA aplicados, apenas os aeroportos de Congonhas/SP e Curitiba/PR se mostraram eficientes ao longo dos 11 anos de estudo. Analisando os resultados do DEA-BCC orientado a *outputs*, método DEA utilizado na regressão tobit da 2ª etapa da metodologia, os aeroportos de Guarulhos/SP, Congonhas/SP, Porto Alegre/RS, Curitiba/PR e Campo Grande/MS se mostraram eficientes, apresentando volumes de movimentação de passageiros bastante distintos e servindo de benchmark de ações administrativas e operacionais tomadas. Os aeroportos de Brasília/DF e Galeão/RJ permitiram verificar a influência de incrementos na infraestrutura na eficiência atestada pelos métodos DEA, nos anos que sucedem o incremento em si. Em contraposição à mudança “abrupta” nas condições de infraestrutura destes aeroportos, quando concluída uma reforma e disponibilizada uma grande área adicional de terminal de passageiros, o comportamento dos resultados operacionais e financeiros deste aeroporto, como DMU, tende a assumir uma tendência mais paulatina de crescimento ao longo do tempo, indicando a necessidade de realização detalhada das estimativas de demandas destes aeroportos, bem como analisar a capacidade de absorção dos impactos imediatos deste eventual incremento.

A análise dos resultados dos DEA no aspecto das concessões, permitiu concluir uma tendência de melhoria e evolução nos contratos e acordos firmados nas rodadas de concessão, indicando uma tendência de que as próximas concessões influenciarão de forma mais positiva os aeroportos cedidos, em comparação aos aeroportos já concedidos até então.

Em relação à análise dos resultados, no aspecto dos impactos da pandemia do Covid-19 na eficiência dos aeroportos, vale ressaltar que, apesar de não ter havido evidências de impacto direto da pandemia nos valores relativos de eficiência destes aeroportos, os relatos e dados apontados pelos órgãos reguladores, empresas aéreas e até mesmo os próprios aeroportos, indicam uma acentuada e grave influência negativa da pandemia e suas medidas restritivas na operação e nos resultados financeiros destas organizações, indicando a necessidade de realização de mais estudos, de forma complementar e com metodologia diversa, para análise e mensuração destes impactos negativos.

Em relação aos resultados obtidos na segunda etapa, foi possível identificar alto grau de coesão dentre os resultados obtidos nos três modelos tobit. Em todos os três, as variáveis utilizadas anteriormente no DEA da primeira etapa se mostraram estatisticamente significantes, e com coeficientes com valores e sinais condizentes com a literatura. A variável “PIB *per capita*”, presente em todos os três modelos tobit, também se mostrou estatisticamente relevante em todas, e com coeficientes condizentes com o entendimento prévio da realidade: maior PIB *per capita* da população do município dos aeroportos tendem a influenciar positivamente nos resultados operacionais destes aeroportos, e, portanto, influenciar também na eficiência relativa destes aeroportos.

A *dummy* “concessão”, que representa aeroportos em operação privatizada nos anos, se mostrou estatisticamente insignificante nos modelos de regressão, resultado também condizente com a literatura, e atestado nos dois modelos tobit em que a variável foi utilizada neste projeto (modelos (i) e (ii)), reforçando a coesão dos resultados obtidos nas diferentes modelagens. Mesmo as variáveis “pandemia” (*dummy*) e “casos de Covid-19”, que representam implicitamente o mesmo evento global de influência no mercado aeroportuário, apresentaram resultados coesos, nas diferentes combinações de variáveis dos modelos tobit aplicados. E, em todos eles, foram aplicados testes VIF, que não indicaram nenhum problema de multicolinearidade, em nenhum dos modelos.

Por fim, foi realizada uma análise geral e combinada dos resultados obtidos, principalmente em relação ao objetivo de analisar os impactos da pandemia do Covid-19 nas operações aeroportuárias do Brasil. Além dos resultados dos DEA’s aplicados, foi verificado,

na regressão tobit da segunda etapa da metodologia, que a *dummy* “concessão” e a variável de casos de Covid-19 apresentaram coeficientes positivos nos modelos gerados, indicando uma eventual “influência positiva” da pandemia na eficiência destes aeroportos, o que não condiz com a realidade. Para análises mais abrangentes e sob aspectos diversos da gestão aeroportuária em geral, um bom caminho a ser seguido é através da utilização de metodologias e bancos de dados de aspecto econométrico sobre os aeroportos no período, de forma que seja possível analisar consequências e resultados financeiros em geral, e a influência da pandemia nestes índices.

Outra opção de estudo complementar é realizar estudo através de utilização “central” da variável “ASK”, com ênfase nas companhias aéreas; analisando os resultados obtidos neste projeto, foi possível identificar que esses dados influenciaram os resultados de eficiência no ano da pandemia, de forma a “balancear” a queda nos resultados do ano sem que houvesse desfalque nos valores de eficiência calculados, o que, por seu aspecto inesperado, indica a importância de estudos mais aprofundados sobre a variável, seu comportamento, os fatores que a influencia e quais outras características dos aeroportos ela pode influenciar.

## REFERÊNCIAS

- ANAC – Agência Nacional de Águas e Clima. Dados e Estatísticas. Brasil, 2006, ANAC. Disponível em: < <https://www.gov.br/anac/pt-br/assuntos/dados-e-estatisticas> >. Acesso em: 11 de fev. de 2022.
- ANAC – Agência Nacional de Águas e Clima. Dados abertos. Brasil, 2022, ANAC. Disponível em: < <https://www.anac.gov.br/aceso-a-informacao/dados-abertos/ppli-de-atuacao/todos-os-dados-abertos> >. Acesso em: 14 de jan. 2022.
- Banker, Rajiv D.; Natarajan, Ram. “Evaluating Contextual Variables Affecting Productivity Using Data Envelopment Analysis”. *Operations Research*, vol. 56, no 1, fevereiro de 2008, p. 48–58. DOI.org (Crossref), <https://doi.org/10.1287/opre.1070.0460>.
- Barros, C.P.; Gutierrez, E.; Lozano, S.; Flight Delays in Spanish Airports. Working Paper of Technical University of Lisbon. School of Economics and Management. Lisbon, 2008.
- Boueri, Rogério; Rocha, Fabiana; Rodopoulos, Fabiana. “AVALIAÇÃO DA QUALIDADE DO GASTO PÚBLICO E MENSURAÇÃO DA EFICIÊNCIA”. Governo Federal, Ministério da Fazenda, Secretaria do Tesouro Nacional, Brasília/DF, Brasil, 2015.
- Breen, Richard. *Regression models: censored, sample selected or truncated data*. Newbury Park, Califórnia: Sage Publications, 1996.
- Button, Kenneth; Weyman-Jones, Thomas G. “X-Efficiency and Technical Efficiency”. *Public Choice*, vol. 80, n. 1-2, p. 83-104, Holanda, 1994.
- Casa Civil. “Ao inaugurar terminal em Brasília, Dilma comemora ampliação dos aeroportos brasileiros.”. Governo Federal, Casa Civil, Brasil, 2014. Disponível em: < <https://www.gov.br/casacivil/pt-br/assuntos/noticias/2014/04/ao-inaugurar-terminal-em-brasilia-dilma-comemora-ampliacao-dos-aeroportos-brasileiros> >. Acessado em 14 de jan. de 2022.
- Cavaignac, Laurent; Petiot, Romain. “A Quarter Century of Data Envelopment Analysis Applied to the Transport Sector: A Bibliometric Analysis”. *Socio-Economic Planning Sciences*, vol. 57, março de 2017, p. 84–96. DOI.org (Crossref), <https://doi.org/10.1016/j.seps.2016.11.003>.
- CIA – Central Intelligence Agency. *Relação de quantidades de aeródromos por país*. Governo Federal, Agência Central de Inteligência, Estados Unidos, 2022. Disponível em: <

<https://www.cia.gov/the-world-factbook/field/airports/country-comparison> >. Acessado em 15 de jan. de 2022.

Cooper, William W.; Seiford, Lawrence M; Tone, Kaoru. “Data Envelopment Analysis - A Comprehensive Text with Models, Applications, References and DEA-Solver Software” Kluwer Academics Publisher, 2007.

CORONAVÍRUS pode custar até U\$\$ 113 BI às Companhias Aéreas em 2020. Uol. Disponível em: < [Da Rocha, Luis E. C. “Structural evolution of the Brazilian airport network”. Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment, vol. 2009, no 04, abril de 2009, p. P04020. DOI.org \(Crossref\), <https://doi.org/10.1088/1742-5468/2009/04/P04020>.](https://economia.uol.com.br/noticias/afp/2020/03/05/coronavirus-pode-custar-ate-us-113-bi-as-companhias-aereas-em-2020.htm#:~:text=Coronav%C3%ADrus%20pode%20custar%20at%C3%A9%20US%24%20113%20bi%20%C3%A0s%20companhias%20%C3%A9reas%20em%202020&text=As%20companhias%20a%C3%A9reas%20poder%C3%A3o%20perder,quinta%2Dfeira%20(5).> Acesso em: 4 de out. 2020</p>
</div>
<div data-bbox=)

Da Silva, Francisco Gildemir Ferreira; Rodrigues, Júlia Andrade da Silva; Falcão, Viviane Adriano. “Análise dos ganhos de eficiência dos aeroportos concedidos no primeiro grupo de leilões brasileiros”. 33º Congresso de Ensino e Pesquisa em Transportes da ANPET, Balneário Camboriú/SC, 2019, Brasil.

De Biaggi, Maria Lucia Sabedotti; Medvid, Marcelo; de Assis, Cynthia Marília Carraro. “FATOR DE INFLAÇÃO DA VARIÂNCIA E REGRESSÕES AUXILIARES PARA DIAGNÓSTICO DO PROBLEMA DE MULTICOLINEARIDADE NOS MODELOS DE REGRESSÃO”. XIX CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS, IBAPE/PR, Brasil, 2017.

Falcão, Viviane Adriano; da Silva, Francisco Gildemir Ferreira; de Oliveira, Francisco Heber Lacerda; Negri, Nathane Ana Rosa; de Andrade, Maurício Oliveira; Brasileiro, Anísio; Eller, Rogéria de Arantes Gomes; Macário, Rosário. “Scientific Investigations in Air Transport about Brazil: A Bibliometric Review”. Case Studies on Transport Policy, vol. 9, no 4, dezembro de 2021, p. 1912–21. DOI.org (Crossref), <https://doi.org/10.1016/j.cstp.2021.10.012>.

Fernandes, Elton; Rodrigues, Ricardo. “Efficient use of airport capacity”. *Transportation Research Part A*, vol. 36, 2002, p. 225-238.

Fernandes, Elton; Rodrigues, Ricardo. “Managerial Performance of Airports in Brazil before and after Concessions”. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, vol. 118, dezembro de 2018, p. 245–57. DOI.org (Crossref), <https://doi.org/10.1016/j.tra.2018.09.003>.

Forsyth, Peter; Guiomard, Cathal; Niemeier, Hans-Martin. “Covid –19, the Collapse in Passenger Demand and Airport Charges”. *Journal of Air Transport Management*, vol. 89, outubro de 2020, p. 101932. DOI.org (Crossref), <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2020.101932>.

G1 – Globo. “Um ano após prazo, Viracopos só usa novo terminal em voos internacionais”. Brasil, 2015. Disponível em: < <https://g1.globo.com/sp/campinas-regiao/noticia/2015/05/um-ano-apos-prazo-viracopos-so-usa-novo-terminal-em-voos-internacionais.html> >. Acessado em 14 de jan. de 2022.

Gabrielli, L.; Deutschmann, E.; Natale, F. et al. Dissecting global air traffic data to discern applied e types and trends of transnational human mobility. *EPJ Data Sci.*, 8. Ed, 26p. 2019.

GRETLL. Software, 2021. Disponível em: < <http://gretl.sourceforge.net/> >. Acessado em: 10 de out. de 2021.

Gujarati, Damodar N.; Porter, Dawn C. “Econometria Básica”. McGraw Hill, 5ª ed, 2011.

Horonjeff, Robert; McKelvey, Francis X.; Sproule, William J.; Young, Seth B. *Planning and Design of Airports*. McGraw Hill, 5ª ed, 2010.

HÓRUS – Sac Minfra. Gerencial, Módulo de Informações Gerenciais. Governo Federal, Ministério da Infraestrutura, Secretaria Nacional de Aviação Civil, Brasil, 2022. Disponível em: < <https://horus.labtrans.ufsc.br/gerencial/?auth=s#Principal> >. Acessado em 13 de fev.. de 2022.

Huynh, Triet Minh; Kim, Gyuseung; Há, Hun-Koo. “Comparative Analysis of Efficiency for Major Southeast Asia Airports: A Two-Stage Approach”. *Journal of Air Transport Management*, vol. 89, outubro de 2020, p. 101898. DOI.org (Crossref), <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2020.101898>.

IATA – International Air Transport Association. Annual Reviews. 75th Annual General Meeting, Seoul, Jun. de 2019, IATA. Disponível em:

<<https://www.iata.org/en/publications/annual-review/>>. Acessado em 13 de fev. de 2022.>

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Estatísticas sociais e econômicas.

Disponível em: < <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/> > Acessado em 14 de jan. de 2022.

ICAO - International Civil Aviation Organization. Annual Reports of the Council. Disponível

em: < <https://www.icao.int/publications/pages/annual-reports.aspx> >. Acesso em: 14 de jan. 2022.

INFRAERO. Dados sobre aeroportos públicos brasileiros. Disponível em: <

<https://www4.infraero.gov.br/> >. Acessado em 13 de fev. de 2022.

Iyer, K. Chandrashekhar; Jain, Soumya. “Performance Measurement of Airports Using Data Envelopment Analysis: A Review of Methods and Findings”. *Journal of Air Transport*

*Management*, vol. 81, outubro de 2019, p. 101707. DOI.org (Crossref),

<https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2019.101707>.

Lakew, P. A. Airport Traffic and Metropolitan Economies. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2471(1), 58–72p. 2015.

Lampe, Hannes W.; Hilgers, Dennis. “Trajectories of Efficiency Measurement: A

Bibliometric Analysis of DEA and SFA”. *European Journal of Operational Research*, vol.

240, no 1, janeiro de 2015, p. 1–21. DOI.org (Crossref),

<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.04.041>.

Lins, L. S.; Filho, J. F. Fundamentos e análise das demonstrações contábeis: uma abordagem interativa. 1. Ed. São Paulo: Editora Atlas, 2012.

Marazzo, Marcial; Scherre, Rafael; Fernandes, Elton. “Air Transport Demand and Economic Growth in Brazil: A Time Series Analysis”. *Transportation Research Part E: Logistics and*

*Transportation Review*, vol. 46, no 2, março de 2010, p. 261–69. DOI.org (Crossref),

<https://doi.org/10.1016/j.tre.2009.08.008>.

MaxDEA 8 Basic. Software, 2021. Disponível em: < <http://maxdea.com/MaxDEA.html> >.

Acessado em: 10 de out. de 2021.

MS – Ministério da Saúde. Dados e Informações sobre a pandemia da Covid-19. Governo Federal, Ministério da Saúde, Brasil. Disponível em: < <https://covid.saude.gov.br/> >.

Acessado em 14 de jan. de 2022.

Nakamura, Hiroki; Managi, Shunsuke. “Airport Risk of Importation and Exportation of the COVID-19 Pandemic”. *Transport Policy*, vol. 96, setembro de 2020, p. 40–47. DOI.org (Crossref), <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2020.06.018>.

Negri, Nathane Ana Rosa; Borille, Giovanna Miceli Ronzani. “Eficiência dos terminais aeroportuários brasileiros considerando a percepção de satisfação do passageiro”.

*TRANSPORTES*, vol. 27, no 1, abril de 2019, p. 96–110. DOI.org (Crossref),

<https://doi.org/10.14295/transportes.v27i1.1572>.

Neto, Arthur Moura. “Eficiência técnica: uma avaliação de aeroportos brasileiros”. *Journal of Transport Literature*, vol. 7, n. 4, p. 147-174, 2013.

OMS – Organização Mundial da Saúde. Informações sobre a Covid-19. OMS, 2022.

Disponível em: < <https://www.who.int/emergencies/diseases/novel-coronavirus-2019> >.

Acesso em: 14 de jan. 2022.

Pels, Eric; Nijkamp, Peter; Rietveld, Piet. “Relative efficiency of European airports”.

Universidade Gratuita de Amsterdã, Departamento de Economia Regional, Holand, vol. 8, p. 183-192, 2001.

Peña, Carlos Rosano. “Um Modelo de Avaliação da Eficiência da Administração Pública através do Método Análise Envoltória de Dados (DEA)”. *RAC*, Curitiba, v. 12, n. 1, p. 83-106,

Resende, Caio Cordeiro. *Avaliando o impacto da política de privatização de aeroportos brasileira: uma abordagem por controle sintético*. Prêmio SEPLAN de Monografias, 2º lugar, 2017.

Schaar, David; Sherry, Lance. “Comparation of Data Envelopment Analysis methods used in airport benchmarking” Universidade George Mason, Departamento de Engenharia de Sistemas e Pesquisa Operacional, Virgínia, Estados Unidos, 2008.

Schmitt, Dieter; Gollnick, Volker. *Air Transport System*. Springer Vienna, 2016. DOI.org (Crossref), <https://doi.org/10.1007/978-3-7091-1880-1>

- Silva, A. A.; Andrade, L. E.; Nascimento, M. V. “ESTUDO APLICADO DE DEA PARA AVALIAÇÃO DA EFICIÊNCIA DOS AEROPORTOS DA INFRAERO”. CIMATech, vol. 1, no 7, dezembro de 2020, p. 40–49. DOI.org (Crossref), <https://doi.org/10.37619/issn2447-5378.v7i1.328.40-49>. 2008.
- Simar, Léopold; Wilson, Paul W. “Estimation and Inference in Two-Stage, Semi-Parametric Models of Production Processes”. *Journal of Econometrics*, vol. 136, no 1, janeiro de 2007, p. 31–64. DOI.org (Crossref), <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2005.07.009>.
- Sun, Xiaoqian; Wandelt, Sebastian; Zhang, Anming. “How Did COVID-19 Impact Air Transportation? A First Peek through the Lens of Complex Networks”. *Journal of Air Transport Management*, vol. 89, outubro de 2020, p. 101928. DOI.org (Crossref), <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2020.101928>.
- Tatem, A. J.; Hay, S. I.; Rogers, D. J. Global traffic and disease vector dispersal. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 103(16), 6242–6247p. 2006.
- Tobin, James. “Estimation of Relationships for Limited Dependent Variables”. *Econometrica*, vol. 26, no 1, janeiro de 1958, p. 24. DOI.org (Crossref), <https://doi.org/10.2307/1907382>.
- Toledo, Fernanda Silva; Falcão, Viviane Adriano; Camioto, Flávia de Castro; da Silva, Paulo Afonso Lopes. “Does privatization make Brazilian airports more efficient?” *TRANSPORTES*, agosto de 2021. DOI.org (Crossref), <https://doi.org/10.14295/transportes.v29i2.2304>.
- Tsui, Wai Hong Kan; Balli, Hatice Ozer; Gilbey, Andrew; Gow, Hamish. “Operational Efficiency of Asia–Pacific Airports”. *Journal of Air Transport Management*, vol. 40, agosto de 2014, p. 16–24. DOI.org (Crossref), <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2014.05.003>.
- Wooldridge, J. M. *Introdução à econometria: uma abordagem moderna*. 1. Ed. São Paulo, 2006.
- Wilder-Smith, A.; Freedman, D.O. Isolation, quarantine, social distancing and applied e containment: pivotal role for old -style public pplied e measures in the novel pplied e s (2019-nCoV) outbreak. *Journal of Travel Medicine*. 2020.