TRANSPORTES
revistatransportes.org.br
anpet
associação nacional de pesquisa e ensino em transportes
anpet.org.br

Eficiência dos terminais de carga aeroportuários brasileiros considerando o comércio eletrônico e variáveis exógenas

Efficiency of Brazilian airport cargo terminals considering e-commerce and exogenous variables

Wellington Luiz Rocha da Silva Filho[1], **Marcelo Xavier Guterres**[1], **Hélio da Silva Queiroz Júnior**[2], **Viviane Adriano Falcão**[2]

[1]Instituto Tecnológico de Aeronáutica – ITA, São José dos Campos, São Paulo, Brasil
[2]Universidade Federal de Pernambuco – UFPE, Recife, Pernambuco, Brasil

Contato: wellington.filho@ga.ita.br (WLRSF); m.guterres@gmail.com, (MXG); helio.junior@ufpe.br, (HSQJ); viviane.afalcao@ufpe.br, (VAF)

Recebido:
17 de julho de 2024
Revisado:
27 de agosto de 2024
Aceito para publicação:
10 de setembro de 2024
Publicado:
29 de novembro de 2024
Editor de Área:
Anderson Ribeiro Correia, Instituto Tecnológico de Aeronáutica, Brasil

Palavras-chave:
Carga aérea.
Concessão de aeroportos.
E-commerce.
Análise de Envoltória de Dados (DEA).

Keywords:
Air cargo.
Airport concession.
E-commerce.
Data Envelopment Analysis (DEA).

DOI: 10.58922/transportes.v32i3.3031

OPEN ACCESS
CC BY

RESUMO

O estudo avalia a eficiência operacional dos terminais logísticos de carga aérea (TECA) em aeroportos brasileiros, considerando a influência do *e-commerce* e de variáveis exógenas. A partir de 2011, o Brasil iniciou a concessão de aeroportos a gestores privados para melhorar a infraestrutura e eficiência, mas há poucas evidências de melhorias pós-concessão. O método utilizado é a Análise de Envoltória de Dados (DEA), em dois cenários: um considerando todo o manuseio de carga e outro apenas o *e-commerce*. A análise temporal investigou a relação entre eficiência e fatores como PIB industrial, taxa de câmbio, tamanho da população, pandemia de COVID-19 e concessão de aeroportos. Os resultados indicam que as concessões não necessariamente melhoram a eficiência média dos aeroportos. Apenas alguns aeroportos apresentaram melhorias na eficiência após a concessão e antes da pandemia. A eficiência de todos os TECAs foi afetada durante a pandemia devido à redução da rede aérea. A regressão Tobit mostrou que o PIB e a concessão têm um efeito positivo na eficiência, enquanto a pandemia tem um impacto negativo. Assim, conclui-se que, embora algumas concessões e investimentos em infraestrutura tenham levado a melhorias na eficiência dos terminais, muitos aeroportos ainda enfrentam desafios, especialmente em meio à pandemia de COVID-19. A expansão do *e-commerce* apresenta desafios únicos para os TECAs, exigindo medidas específicas para otimizar a eficiência operacional, destacando a importância de considerar fatores internos e externos na avaliação da eficiência dos TECAs no Brasil.

ABSTRACT

The study evaluates the operational efficiency of air cargo logistics terminals (TECA) at Brazilian airports, considering the influence of *e-commerce* and exogenous variables. Since 2011, Brazil has started the concession of airports to private managers to improve infrastructure and efficiency, but there is little evidence of post-concession improvements. The method used is Data Envelopment Analysis (DEA), in two scenarios: one considering all cargo handling and another only *e-commerce*. The temporal analysis investigated the relationship between efficiency and factors such as industrial GDP, exchange rate, population size, COVID-19 pandemic, and airport concessions. The results indicate that concessions do not necessarily improve the average efficiency of airports. Only some airports showed improvements in efficiency after the concession and before the pandemic. The efficiency of all TECAs was affected during the pandemic due to the reduction of the air network. Tobit regression showed that GDP and concession have a positive effect on efficiency, while the pandemic has a negative impact. Thus, it is concluded that although some concessions and infrastructure investments have led to improvements in the efficiency of terminals, many airports still face challenges, especially amidst the COVID-19 pandemic. The expansion of *e-commerce* presents unique challenges for TECAs, requiring specific measures to optimize operational efficiency, highlighting the importance of considering internal and external factors in the assessment of TECA efficiency in Brazil.

1. INTRODUÇÃO

Por volta de 1950, a movimentação de carga aérea começou a ser considerada como fonte de receita para as companhias aéreas, ainda que como um subproduto do negócio de transporte de passageiros. Somente na década de 70, o transporte de carga aérea se tornou independente e passou a ser visto como uma atividade com perspectiva de lucratividade (Chen e Chou, 2006).

Desse período até o início dos anos 2000, o transporte aéreo de cargas era utilizado principalmente para importar e exportar produtos de alto valor agregado e baixa densidade, além de atender a demandas de entrega urgente ou transporte de produtos perecíveis (Adenigbo, 2016; Tozi et al., 2010).

No entanto, nos últimos anos, van Asch et al. (2020) relataram que o comércio eletrônico (*e-commerce)* tem se tornado mais relevante para as companhias aéreas. Isso se deve não apenas ao seu rendimento significativo, mas também à percepção de que se trata de um mercado em expansão. Essa é uma das razões pelas quais as transportadoras europeias têm adotado ações estratégicas para atrair mais mercadorias do tipo *e-commerce*.

Além disso, com o crescimento da demanda de passageiros e da movimentação de carga, os aeroportos brasileiros enfrentavam problemas de infraestrutura, o que levou a gargalos operacionais, tanto nos terminais de passageiros como nos terminais logísticos de carga aérea (TECA).

Assim, com o intuito de acelerar os investimentos para possibilitar o constante crescimento do setor de transporte aéreo, o Governo brasileiro deu início, no ano de 2011, a uma política de concessão dos principais aeroportos nacionais à iniciativa privada. Como resultado, 59 aeroportos foram concedidos a diferentes consórcios de operadores aeroportuários nacionais e internacionais (ANAC, 2020).

A literatura técnica apresenta estudos que avaliam os resultados das concessões aeroportuárias e as melhorias implementadas após a mudança na administração, destacando os impactos na movimentação de passageiros e na eficiência dos aeroportos sob gestão privada (Lin e Hong, 2006; Tsui et al., 2014; Wanke e Barros, 2017; Wang e Song, 2020). No entanto, existem poucos estudos que avaliam os efeitos das concessões na eficiência da movimentação de carga (Toledo et al., 2021; Falcão et al., 2021).

Pesquisadores têm investigado a importância do *e-commerce* para a indústria do transporte aéreo, enfatizando sua contribuição para as receitas não aeronáuticas (van Asch et al., 2020). Apesar disso, há pouco foco no planejamento das operações de carga de *e-commerce* para aumentar a eficiência operacional dos terminais logísticos de carga aérea (TECA).

Logo, a eficiência operacional dos terminais logísticos de carga aérea é presumivelmente influenciada pelo modelo de gestão do aeroporto e pelo tipo de carga movimentada. A gestão do aeroporto pode otimizar processos e reduzir custos, e cada tipo de carga requer procedimentos e infraestrutura específicos, afetando o fluxo de trabalho do TECA.

Desta forma, este estudo visa avaliar o impacto das concessões na eficiência dos terminais logísticos de carga, uma vez que as concessões podem melhorar a gestão e os processos, potencialmente aumentando a eficiência. Além disso, investigará se o *e-commerce* teve um impacto similar na eficiência em comparação ao crescimento geral da carga movimentada, dado que o *e-commerce* requer procedimentos e infraestrutura específicos que podem afetar o fluxo de trabalho do terminal.

A investigação também permitirá avaliar os efeitos das concessões no Brasil, medindo a eficiência operacional ao longo do tempo e comparando os períodos de gestão pública e privada dos aeroportos. Isso permitirá identificar diferenças na eficiência entre os dois modelos de gestão.

A eficiência operacional dos aeroportos concedidos será medida usando a Análise Envoltória de Dados (DEA), comparando a eficiência dos aeroportos antes e depois das concessões e incluindo

o impacto do *e-commerce* nos indicadores de eficiência. A DEA é uma técnica amplamente utilizada para avaliar a eficiência aeroportuária, mas é essencial calcular as folgas do modelo para entender os fatores que contribuem para a melhor eficiência (Button e Weyman-Jones, 1994). Complementarmente, a análise de eficiência da DEA será seguida por regressões com variáveis exógenas para verificar sua influência nas eficiências alcançadas (Simar e Wilson, 2007; Tsui et al., 2014; Toledo et al., 2021; Falcão et al., 2022).

2. ANÁLISE DE ESTUDOS DE EFICIÊNCIA AEROPORTUÁRIA E O IMPACTO DAS CONCESSÕES E DO *E-commerce* NA CARGA AÉREA

As aeronaves de passageiros estão sendo projetadas para transportar carga no porão, visando aumentar a capacidade de movimentação de mercadorias a um custo marginal (Dewulf et al., 2014; Boonekamp e Burghouwt, 2017). O transporte aéreo de carga é preferido para produtos de alto valor, pequenos volumes e entregas urgentes, como eletrônicos, produtos perecíveis e remessas urgentes (Graham, 2005; Alkaabi e Debbage, 2011).

Desta forma, o *e-commerce* impulsiona o transporte aéreo de carga, especialmente na China e nos EUA, com consumidores gastando em média 1.319 dólares por ano (van Asch et al., 2020; Cárdenas et al., 2017). A entrega rápida é crucial para produtos eletrônicos, destacando a importância do transporte aéreo e impulsionando um crescimento significativo do segmento, com aumento de cerca de 20% na Ásia em 2017 (van Asch et al., 2020). Nos EUA, a Amazon impulsiona o mercado B2C, oferecendo entregas imediatas e preços competitivos (van Asch et al., 2020).

Por essa razão, o *e-commerce* está se tornando cada vez mais relevante para os aeroportos e companhias aéreas, não apenas no contexto financeiro que o setor proporciona, mas sim devido ao seu caráter expansivo. Essa expansão, aliada à necessidade de um rápido trânsito de mercadorias, torna o comércio eletrônico uma fonte significativa de aumento na movimentação aérea. Dessa forma, o aeroporto desempenha um papel crucial nesse mercado, sendo necessário que se adote uma logística racional e eficiente, com o propósito de facilitar a manipulação das cargas e otimizar o tempo de entrega dos produtos (van Asch et al., 2020).

Porém, em situações excepcionais, seja pela transmissão de doenças (Wong et al., 2015), ou questões políticas como a modificação de posse dos aeroportos (Toledo et al., 2021; Falcão et al., 2022), que empresas como FedEx, UPS e DHL se consolidam nos mercados internacionais (Bombelli, 2020). O uso de alternativas mitigadoras permitiram o fortalecimento no mercado e até a manutenção dessas empresas, como por exemplo o uso aeronaves de passageiros vazias para transporte de carga, evitando perder slots em aeroportos (Sun et al., 2021).

Assim, a eficiência aeroportuária é crucial para entender os obstáculos e avaliar o desempenho das concessões (Toledo et al., 2021). Embora efeitos como a privatização tenha como objetivo melhorias técnicas e operacionais, nem sempre é alcançada efetivamente (Toledo et al., 2021). Concessões podem resultar em degradação do desempenho de indicadores de eficiência, sem indicação de reversão (Fernandes e Pacheco, 2018), impactando a eficiência dos terminais e companhias aéreas (Rolim et al., 2016).

É diante desse cenário que o Brasil passa por mudanças com a transição da gestão de aeroportos para entidades privadas, acompanhado por um crescimento na movimentação de carga. Aliada a ocorrência da pandemia de COVID-19, houve uma redução drástica da demanda por viagens aéreas de passageiros, porém, não houve efeitos de mesma intensidade no transporte de mercadorias e *e-commerce* nacionais.

Assim, a Análise Envoltória de Dados (DEA) tem sido aplicada como método de avaliar a eficiência operacional dos terminais aeroportuários em todo o mundo (Iyer e Jain, 2019). Contudo, ao analisar a eficiência operacional aeroportuária, deve-se considerar fatores de *inputs* e *outputs* relacionados a serviços aeronáuticos e comerciais (Wang e Song, 2020).

Assim, a aplicação da DEA aos aeroportos brasileiros permitiria identificar as principais influências do tipo de concessão, da ocorrência do COVID e da crescente demanda por *e-commerce* na eficiência operacional da carga aérea, considerando a infraestrutura disponível. Logo, a Tabela 1 apresenta estudos em que as modelagens utilizadas objetivam a aplicação das principais metodologia de análise de eficiência aeroportuária.

Tabela 1: Alguns estudos selecionados da revisão de literatura.

ESTUDO	MODELAGEM	OBJETIVO	*INPUTS*	*OUTPUTS*
Falcão et al. (2022)	DEA-BCC em Janelas e Regressão Tobit	Verificar a influência da pandemia da COVID-19, e as concessões na eficiência dos aeroportos brasileiros.	Área dos TPS (m^2), comprimento da PDDs (m)	Movimentação de passageiros, volume de carga transportado e número de aeronaves.
Toledo et al. (2021)	SBM- DEA e Regressão Tobit.	Verificar se a concessão de 28 aeroportos brasileiros implicou em melhorias de eficiência.	Área dos TPS (m^2), comprimento da PDDs (m) e área de pátio (m^2)	Movimentação de passageiros, volume de carga transportado e número de aeronaves.
Ngo e Tsui (2020)	(SBM) DEA-Window Analysis e Regressão Tobit	Analisar a eficiência de 11 aeroportos neozelandeses por meio de fatores financeiros e operacionais	Comprimento da PPD e gastos operacionais e com funcionários	Movimentação de aeronaves no Aeroporto e receitas (aeronáuticas e não aeronáuticas).
Wang e Song (2020)	DEA	Analisa a performance operacional e financeira de 12 grandes aeroportos localizados na Ásia.	Para performance operacional foram consideradas a área do TPS e comprimento da PPD. Para *performance* financeira considerou-se a movimentação de passageiros, aeronaves e volume de carga movimentado.	Para performance operacional foram consideradas movimentação de passageiros, aeronaves e volume de carga movimentado. Enquanto para a *performance* financeira considerou a receita total e a receita líquida
Negri e Borille (2019)	DEA- BCC	Avaliar eficiência de 15 aeroportos brasileiros com a utilização da percepção de satisfação dos passageiros.	Área do TPS (m^2) e quantidade de companhias aéreas.	Movimentação anual de passageiros e satisfação do passageiro.

Tabela 1: Continuação...

ESTUDO	MODELAGEM	OBJETIVO	*INPUTS*	*OUTPUTS*
Fernandes e Pacheco (2018)	DEA	Examinar o desempenho na movimentação de passageiros e eficiência de 60 aeroportos brasileiros.	Número de funcionários, remuneração e despesas operacionais.	Passageiros e cargas processadas e receita (operacional, comercial e outras).
Ferreira et al. (2016)	DEA-CCR e DEA-BCC	Avaliaram a eficiência de 145 aeroportos ao redor do mundo no ano de 2010.	Número de funcionários, quantidade de portões de embarque, comprimento de pista e custos operacionais.	Movimentação de passageiros e de carga.
Tsui et al. (2014)	DEA e Regressão Truncada e Tobit	Avaliar a eficiência operacional de 21 aeroportos asiáticos	Área do terminal de passageiros, comprimento total da PPD e o número de funcionários e pistas existentes.	Volume de carga movimentado, total de passageiros processados e número de aeronaves.
Barros e Dieke (2008)	DEA CCR, DEA BCC e Regressão Truncada	Analisar a eficiência de 32 aeroportos argentinos, em um período de intensa crise econômica.	Número de funcionários, área do TPS áerea da PPD, e área de Pátio	Movimentação de passageiros e cargas, e movimentação de aeronaves
Lin e Hong (2006)	DEA	Analisar o desempenho operacional de 20 aeroportos ao redor do mundo.	Número de pistas, vagas de estacionamento, funcionários, esteiras de bagagem e posições de parada de aeronaves.	Movimentação de passageiros e de aeronaves.
Queiroz Jr. et al. (2024)	DEA BCC, DEA CCR e DEA SBM.	Avaliar a eficiência dos sistemas de transporte na América do Sul em termos de sustentabilidade ambiental e econômica	Índice GINI, o PIB *per capita*, o IDH, e a extensão da infraestrutura de transporte.	Emissões de CO_2 do setor de transporte e o IDH.
Queiroz Jr. et al. (2023)	DEA BCC	Avaliar a eficiência do transporte aéreo em relação às emissões de CO2 em diferentes países.	Número de aeroportos e a população	Emissões de CO_2 pelo transporte, o número de passageiros, o volume de carga transportada, os movimentos de aeronaves e PIB.

Assim, os estudos apresentados indicam que os principais *inputs* utilizados correspondem a variáveis operacionais e financeiras, enquanto para os *outputs* a movimentação e operações processadas nos aeroportos são destaque. Porém, os efeitos de fatores exógenos a operação dos

aeroportos devem ser analisados por metodologias adicionais de regressão e análise estatística de confiabilidade.

3. METODOLOGIA

A metodologia empregada é dividida em quatro etapas principais. Na primeira etapa, foram identificadas as variáveis relevantes para a Análise Envoltória de Dados (DEA), além da do banco de dados. Em seguida, na segunda etapa aplicou-se a DEA Window Analysis para avaliar a eficiência operacional dos aeroportos ao longo do tempo. A terceira etapa se consistui na análise da correlação entre as variações de eficiência em dois cenários distintos: um considerando toda a movimentação de carga e outro focalizando apenas o *e-commerce*. Por fim, investigou-se a influência de fatores exógenos, como o PIB industrial, a taxa de câmbio, a população e a pandemia de COVID-19, sobre a eficiência dos terminais logísticos de carga.

3.1. Etapa 1: identificação de variáveis e construção do banco de dados

Na primeira etapa, as variáveis para a DEA foram identificadas através da revisão da literatura, e um banco de dados foi construído com informações dos aeroportos. As variáveis de entrada são medidas de infraestrutura, enquanto as de saída refletem a movimentação de carga e aeronaves. Devido à falta de dados brutos de *e-commerce*, uma *proxy* foi definida usando a taxa de crescimento da mala postal (LabTrans UFSC) e a taxa de crescimento do faturamento do *e-commerce* (Neotrust), incluindo uma *dummy* para COVID. A correlação é verificada por regressão linear conforme a Equação 1.

$$taxa\,de\,crescimento\,da\,mala\,\,postal = \beta_0 + \left(\beta_1 * taxa\,de\,crescimento\,do\,\,faturamento\right) + \left(\beta_2 * dummy_{covid}\right) \quad (1)$$

3.2. Etapa 2: análise da eficiência operacional dos aeroportos

Nesta etapa, a análise em janelas do DEA (*DEA Window Analysis*) foi empregada para avaliar a eficiência operacional dos aeroportos ao longo do tempo, superando a limitação da comparação direta de eficiências ano a ano. Dividindo o período em janelas, permite-se identificar tendências e fatores que influenciam a eficiência, como mudanças políticas ou tecnológicas.

Assim, a DEA *Window Analysis* considera o fator tempo e permite comparar as eficiências entre as janelas definidas, com tratamento diferenciado para cada intervalo temporal. Camioto et al. (2016) afirmaram que a DEA em janela segrega os anos analisados em diferentes grupos, através do intervalo de tempo do estudo, de forma a ser determinado o número de períodos (*np*), tamanho de cada uma das janelas (*w*), e o número de janelas (*q*). As informações mencionadas são determinadas através das Equações 2 a 4 a seguir:

$$np = ano_{final} - ano_{inicial} \quad (2)$$

$$w = \left(np + 1\right) / 2 \quad (3)$$

$$q = np - w + 1 \quad (4)$$

Por essa razão, a DEA *Window Analysis* permite a especificação dos anos na janela temporal, proporcionando não apenas resultados comparáveis, mas sim médias para os períodos delimitados, conforme estabelecido pela equação restritiva.

Sendo assim, com base nas Equações 5.3 a 5.5, cada janela de eficiência definida no modelo do presente estudo contempla um período de 7 anos. Para o trabalho, ao considerarem-se as Equações 2 a 4, são definidas 6 janelas, conforme representado pela Tabela 2.

Tabela 2: Janelas definidas para o DEA.

Intervalo de Análise	Janelas					
	1	2	3	4	5	6
2010						
2011						
2012						
2013						
2014						
2016						
2017						
2018						
2019						
2020						
2021						

Além disso, para alcançar o objetivo de comparar a eficiência operacional dos aeroportos considerando a carga geral e o *e-commerce*, a pesquisa utiliza a DEA em dois cenários distintos. O primeiro cenário abrange toda a movimentação de carga, enquanto o segundo foca exclusivamente no *e-commerce*, Figura 1. A aplicação das equações da DEA resultará em coeficientes de eficiência para cada aeroporto, permitindo identificar os mais eficientes e ineficientes em cada cenário e janela temporal.



Figura 1. Modelos DEA analisados, variáveis aplicadas para input e output dos modelos.

3.3. Etapas 3 e 4: análise da correlação entre cenários e dos fatores exógenos na eficiência

Na terceira etapa, investigou-se a correlação entre as variações de eficiência nos dois cenários, utilizando gráficos de barras para comparar as eficiências entre janelas consecutivas. A última etapa analisou o impacto de fatores externos, como PIB industrial, câmbio, população e COVID-19, na eficiência dos terminais logísticos de carga, empregando a regressão Tobit para considerar variáveis explicativas e a eficiência como dependente.

4. RESULTADOS

Na Etapa 1, análises de regressão linear foram definidas com base na Equação 1, determinando variáveis de influência para os modelos DEA em dois cenários, conforme a Figura 1. Os dados abrangem os anos de 2019 a 2021. A taxa de crescimento de faturamento do *e-commerce* (TCFE) no Brasil exibe um coeficiente positivo, indicando que o aumento do faturamento do *e-commerce* aumenta a movimentação de mala postal. A variável é significativa no modelo, conforme testes de p-valor e razão-t.

O teste de hipótese para o p-valor da variável índice de faturamento resultou em 0,0264, abaixo do limiar de 0,05. O teste de razão-t também mostrou significância, com resultado de 2,3234, superior a 2,042 em módulo. Com a correlação entre a taxa de crescimento da movimentação de mala postal (TCMP) e a taxa de crescimento do faturamento do *e-commerce* (TCFE) estabelecida, a variável TCMP será usada como output na modelagem DEA para representar a movimentação de carga eletrônica nos aeroportos brasileiros no segundo cenário.

Após validar a correlação entre a movimentação de mala postal e o faturamento do *e-commerce*, o modelo DEA-BCC em janela foi aplicado, calculando as eficiências de 2010 a 2021 para 25 aeroportos com terminais logísticos de carga. As variáveis selecionadas para os modelos DEA incluem área do terminal de cargas, área do pátio de aeronaves, comprimento de pista, número de movimentações de aeronaves e movimentação de carga geral, além da carga associada ao *e-commerce*.

4.1. Análise da eficiência para o cenário 1

Para o primeiro cenário, os aeroportos selecionados na Etapa 1 foram analisados quanto à eficiência na movimentação e operação de carga aérea, levando em consideração a infraestrutura disponibilizada. A Tabela 3 apresenta a classificação dos aeroportos de acordo com a eficiência média em cada uma das seis janelas de análise, além da eficiência média geral de cada aeroporto ao longo do período analisado.

SBGR se destacou como o mais eficiente, com média de 95%, mas houve queda na eficiência em 2020-21, sugerindo impacto do COVID-19. SBSG, o primeiro concedido, está entre os piores, com 20% de eficiência, devido a capacidade de pista e pátio não alinhadas ao crescimento de carga e movimentação de aeronaves.

SBKP ficou em 8º lugar, com disparidade em relação a SBGR, apesar de melhorias na infraestrutura, refletindo na movimentação de carga. SBBR mostrou eficiência no cenário 1, mas com queda durante a pandemia. SBGL teve desempenho fraco, apesar de melhorias, possivelmente devido à proximidade com SBRJ, aumentando a competitividade.

A maioria dos 10 aeroportos menos eficientes foi concedida após 2019, sem melhorias de infraestrutura até 2021. SBRF e SBJP, do Bloco Nordeste, apresentaram eficiências de 86% e 46%, respectivamente, com SBRF beneficiando-se de sua localização perto do Porto de Suape. SBVT,

do Bloco Sudeste, mostrou crescimento de eficiência até a pandemia, enquanto SBCY, do Bloco Centro-Oeste, alcançou 76% de eficiência.

Tabela 3: Eficiência média por aeroporto - Cenário 1.

ICAO	Janela 1	Janela 2	Janela 3	Janela 4	Janela 5	Janela 6	Média
SBGR	95%	97%	96%	97%	92%	91%	***95%***
SBPA	96%	96%	96%	97%	90%	84%	*93%*
SBTE	90%	92%	94%	93%	90%	86%	*91%*
SBVT	90%	93%	91%	95%	89%	84%	*90%*
SBJV	93%	95%	94%	93%	86%	78%	*90%*
SBCF	92%	93%	92%	93%	85%	80%	*89%*
SBBR	96%	94%	93%	91%	83%	76%	*89%*
SBKP	91%	87%	86%	84%	95%	86%	*88%*
SBFZ	90%	87%	88%	89%	85%	77%	*86%*
SBRF	84%	85%	86%	88%	86%	87%	*86%*
SBNF	78%	81%	84%	90%	86%	84%	*84%*
SBCT	89%	86%	85%	86%	78%	73%	*83%*
SBEG	88%	85%	83%	81%	80%	63%	*80%*
SBGO	90%	87%	82%	80%	71%	65%	*79%*
SBSV	88%	84%	80%	79%	71%	65%	*78%*
SBCY	78%	78%	78%	79%	73%	70%	*76%*
SBFL	73%	74%	73%	72%	63%	56%	*69%*
SBGL	68%	68%	66%	62%	55%	48%	*61%*
SBJP	46%	49%	54%	56%	55%	53%	*52%*
SBFI	31%	33%	33%	37%	35%	32%	*33%*
SBSL	38%	37%	35%	33%	29%	26%	*33%*
SBLO	31%	30%	29%	29%	26%	24%	*28%*
SBPL	27%	29%	29%	28%	25%	23%	*27%*
SBSG	12%	15%	19%	24%	26%	26%	*20%*
SBBV	33%	24%	12%	12%	12%	12%	*17%*

No Bloco Sul, SBJV liderou com 90% de eficiência, sem melhorias de infraestrutura. No Bloco Central, SBTE foi o melhor com 91%, enquanto SBPL teve o pior desempenho com 27%. No Bloco Norte, SBEG alcançou 80% de eficiência, graças à sua localização na zona franca, enquanto SBBV foi o menos eficiente.

Após a aplicação do DEA em janela e cálculo das folgas, os valores de eficiência média obtidos em cada janela da modelagem foi utilizado como *input* para avaliação do comportamento em série temporal em relação ao volume de carga. Verificou-se que a eficiência apresentou uma queda significativa na janela 5 e janela 6, conforme Figura 2.

A diminuição da eficiência nas duas últimas janelas, abrangendo o ano de 2020, pode ser explicada pela limitação conjuntural das rotas e pela redução do número de companhias aéreas operando nos terminais aéreos do Brasil, decorrentes da pandemia de COVID-19. Também é plausível considerar que os avanços na infraestrutura dos aeroportos concedidos podem não ter se traduzido em um crescimento expressivo na movimentação de carga.

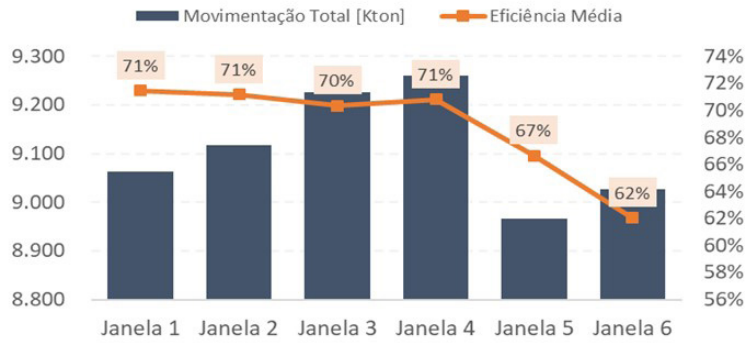


Figura 2. Análise temporal do Cenário 1.

4.2. Análise da eficiência para o cenário 2

Para o segundo cenário analisado, a correlação entre a mala postal movimentada entre os aeroportos analisados (Labtrans – Horus) e os dados de faturamento do *e-commerce* no país (Neotrust) se apresentou válida (LabTrans, 2023). Dessa forma, aplicou-se o modelo DEA considerando como output a *proxy* referente ao *e-commerce*, sendo a eficiência nas 6 janelas de análise e a média para cada um dos aeroportos apresentada na Tabela 4.

Tabela 4: Eficiência média por aeroporto - Cenário 2.

ICAO	Janela 1	Janela 2	Janela 3	Janela 4	Janela 5	Janela 6	Média
SBGR	94%	95%	95%	96%	89%	87%	93%
SBPA	93%	92%	93%	94%	89%	83%	91%
SBCF	89%	91%	90%	93%	84%	79%	88%
SBVT	89%	89%	87%	92%	85%	83%	88%
SBBR	96%	94%	91%	89%	80%	73%	87%
SBNF	78%	81%	84%	90%	85%	83%	84%
SBTE	88%	92%	89%	86%	76%	69%	83%
SBCT	89%	86%	85%	86%	78%	73%	83%
SBJV	86%	86%	82%	87%	80%	72%	82%
SBFL	91%	87%	85%	80%	72%	70%	81%
SBGO	88%	86%	82%	80%	72%	67%	79%
SBSV	88%	84%	80%	79%	71%	70%	79%
SBCY	84%	83%	81%	80%	72%	67%	78%
SBRF	72%	72%	72%	77%	71%	74%	73%
SBKP	74%	75%	75%	74%	71%	69%	73%
SBGL	68%	68%	66%	62%	55%	48%	61%
SBFZ	58%	57%	56%	59%	54%	52%	56%
SBJP	44%	46%	47%	48%	46%	45%	46%
SBFI	31%	33%	33%	37%	35%	32%	33%
SBEG	35%	33%	30%	31%	30%	30%	31%
SBSL	31%	32%	31%	31%	27%	25%	30%
SBLO	31%	30%	29%	29%	26%	24%	28%
SBSG	9%	12%	15%	19%	20%	20%	16%
SBBV	34%	21%	8%	8%	8%	8%	14%
SBPL	12%	12%	11%	12%	10%	10%	11%

Os resultados mostram que a eficiência de SBSG no cenário 2 seguiu o padrão de SBGR, mas com uma queda mais pronunciada em relação ao cenário 1. O aeroporto atingiu 16% de eficiência no cenário que inclui o *e-commerce* como output, uma redução de 4 pontos percentuais.

SBKP exibiu uma eficiência média de 73% no cenário 2, uma queda de 15 pontos percentuais em relação ao cenário 1, levando a uma queda de 7 posições no ranking. Isso se deve à diminuição significativa na movimentação de carga entre os cenários, já que o aeroporto não representou sequer 1% do *e-commerce* movimentado no país.

Contrariamente a SBKP, SBGL subiu duas posições no ranking de eficiência do cenário 2, apesar de manter a mesma eficiência média. Isso pode ser atribuído ao fato de o terminal receber mais aeronaves operando cargas mistas, modalidade pela qual grande parte do *e-commerce* é movimentada.

Nos aeroportos concedidos na 5ª rodada, sete dos dez menos eficientes foram concedidos após 2019. Isso é explicado pela dedicação desses terminais a operações regionais, limitando o crescimento do *e-commerce* e agravado pela pandemia. SBRF e SBJP apresentaram reduções de eficiência no segundo cenário.

No Bloco Sudeste, SBVT alcançou 88% de eficiência, enquanto no Centro-Oeste, SBCY atingiu 78%. A melhoria na eficiência média de SBVT no cenário 2 é resultado de uma maior variação no volume de carga de *e-commerce* movimentada.

SBCT se destacou na 6ª rodada de concessões com 83% de eficiência em *e-commerce*, mas sofreu queda durante a pandemia devido à limitação de rotas. A localização de armazéns de carga em Curitiba impulsiona a eficiência de SBCT. No Bloco Central, SBTI liderou com 83%, enquanto SBPL apresentou o pior desempenho com 11%, refletindo melhorias na infraestrutura sem aumento proporcional nos outputs.

No Bloco Norte, SBEG alcançou 31% de eficiência e SBBV, 14%, sendo este o bloco de pior desempenho no período analisado.

4.3. Comparação de eficiência entre os cenários 1 e 2

A comparação de eficiência entre os dois cenários de análise foi realizada, de forma a entender a similaridade nos resultados obtidos, conforme Figura 3.

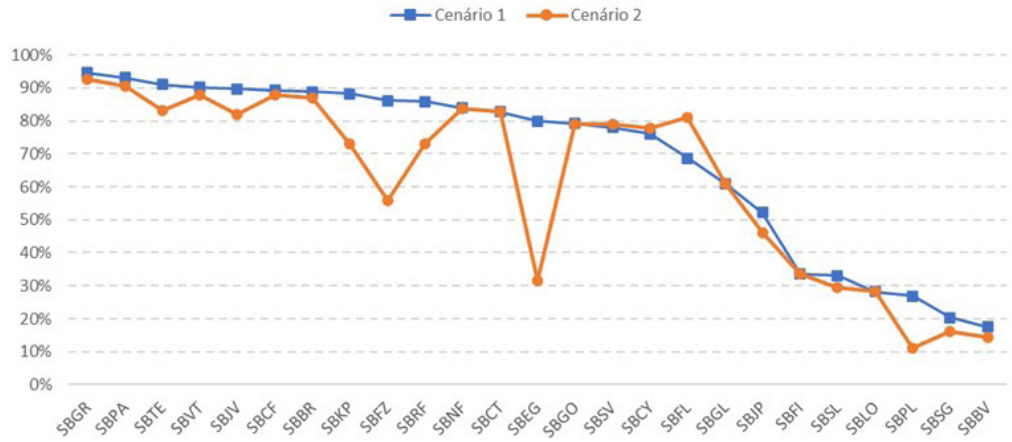


Figura 3. Comparação da Eficiência Média.

Para a maioria dos aeroportos concedidos, é possível observar um comportamento similar entre o Cenário 1 e o Cenário 2 de análise, conforme ilustrado na Figura 3, com exceção dos aeroportos SBKP, SBFZ, SBRF, SBEG e SBPL. Os terminais de SBKP, SBRF, SBEG e SBPL apresentam valores inferiores no Cenário 2 em comparação ao Cenário 1.

Tal discrepância pode ser justificada pelo fato de que uma parcela significativa das operações nesses terminais ocorre por meio de aeronaves cargueiras, as quais movimentam uma quantidade

consideravelmente maior de carga geral em comparação ao comércio eletrônico. Isso é exemplificado pela situação em SBPL, onde o mercado de frutas desempenha um papel bastante significativo no TECA do aeroporto.

Ao analisar o cenário 2, que foca na movimentação da *proxy e-commerce* como segundo *output*, a situação torna-se ainda mais grave para as folgas calculadas. Isso se deve ao fato de que, durante o período da análise, 63% do total da mala postal movimentada nos aeroportos brasileiros está concentrado nos aeroportos de SBGR, SBBR e SBSV, conforme Figura 4.

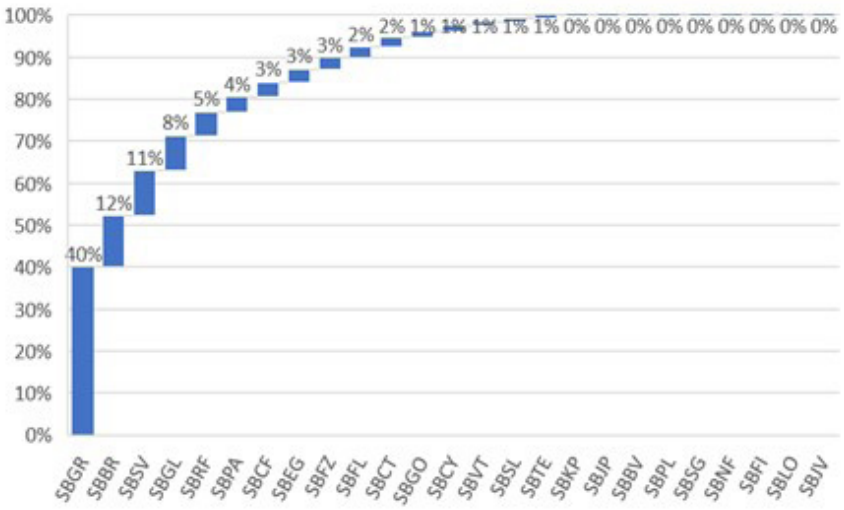


Figura 4. Distribuição do *e-commerce* entre os aeroportos analisados.

Portanto, os aeroportos que detêm uma participação de mercado inferior a 1% exibiram uma folga superestimada para alcançar a eficiência ideal, destacando-se como o caso mais crítico o aeroporto de SBFI, que apesar da expansão na área do pátio, o TECA não acompanhou com aumento na movimentação de *e-commerce*.

Para o aeroporto com maior operação de aeronaves no Brasil. SBGR também demonstrou melhor eficiência no cenário 2 de análise, para ser alcançada a eficiência máxima seria necessária uma redução média de 0,8% na área do pátio. No entanto, essa abordagem pode não ser viável, uma vez que as concessões visam também aprimorar a infraestrutura. Por outro lado, o volume de carga da *proxy e-commerce* precisaria aumentar em 13%, enquanto o MTA deveria crescer 0,7% para atingir a eficiência máxima.

SBPA foi o segundo principal em eficiência no cenário 2, o que pode ser justificado pelo fato de mesmo sem grandes melhorias em infraestrutura, o terminal é o sexto aeroporto no ranking de volume de *e-commerce* movimentado no país entre os anos de 2010 e 2021. A abertura das folgas por janela para o terminal está apresentada na Tabela 5.

Tabela 5: Folgas SBPA - Cenário 2.

SBPA	Janela 1	Janela 2	Janela 3	Janela 4	Janela 5	Janela 6	Média	Desvio
Área TECA	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Área de Pátio	0,0%	0,0%	0,0%	-1,8%	-3,6%	-3,6%	-1,5%	1,8%
Comprimento de Pista	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Movimentação de Carga	4,5%	7,4%	11,4%	16,2%	16,2%	14,0%	11,6%	4,8%
MTA	0,9%	0,8%	0,2%	0,0%	11,4%	13,0%	4,4%	6,1%

Para o aeroporto supracitado (SBPA) seria necessária uma redução de em média 1,6% da área de pátio, e um crescimento de respectivamente 11,6% e 4,4% na movimentação do comércio eletrônico e dos movimentos de aeronave para que o terminal apresentasse uma eficiência ótima.

Quando verificado a série temporal para o cenário 2, observa-se que comportamento apresenta semelhança na redução de eficiência nas últimas janelas, devido à redução da volumetria devido à pandemia do COVID-19, conforme apresentado na Figura 5.

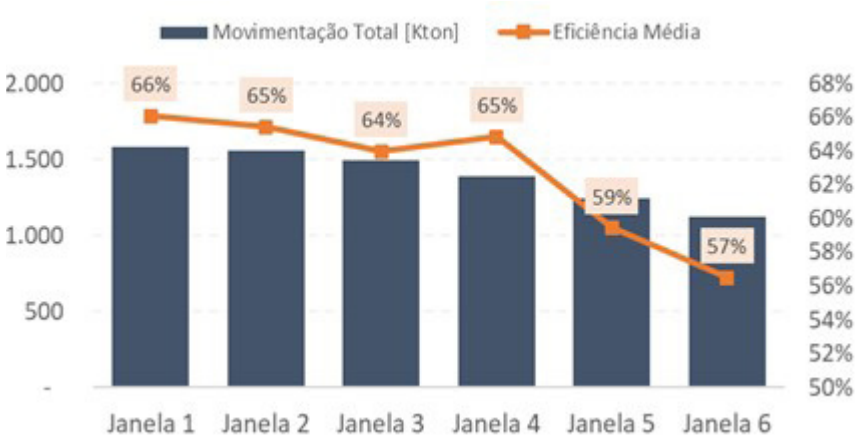


Figura 5. Análise temporal do cenário 2.

Assim como no cenário 1, a diminuição na eficiência operacional pode ser explicada pela queda na movimentação de carga em 2020, resultante da redução da malha aérea em grande parte dos aeroportos brasileiros. Isso impossibilitou a movimentação de carga pelos porões das aeronaves **(***belly cargo*), impactando consequentemente na redução do *output* utilizado na modelagem da DEA.

Embora os valores de eficiência difiram em cada um dos cenários, a razão entre a janela i+1 e a janela i para ambos os cenários exibe comportamentos semelhantes. As variações de eficiência no Cenário 1 (DE1) e as variações no Cenário 2 (DE2) estão ilustradas na Figura 6.

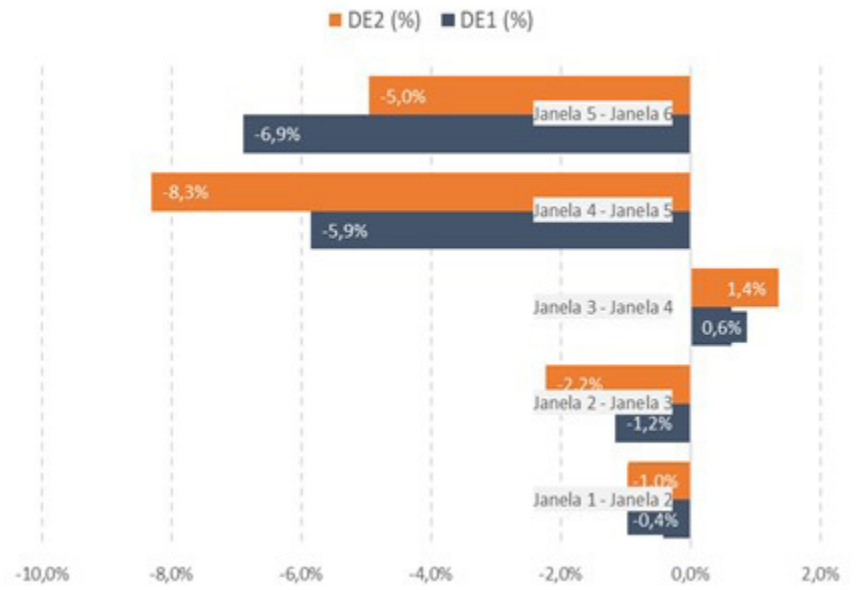


Figura 6. Comparação da Eficiência Entre os Cenários.

Portanto, verifica-se que a eficiência se aproxima em ambos os cenários. Isso sugere que, para o *output* movimentação total de carga geral e movimentação de *e-commerce*, a pandemia teve impacto na eficiência dos TECAs concedidos no país. Além disso, observa-se que as concessões realizadas nos últimos anos no Brasil não resultaram em melhorias na eficiência dos terminais logísticos de carga aérea.

Ao ser verificada a resposta de eficiência antes e depois da concessão aeroportuária, parte dos aeroportos analisados indicam que a pandemia da COVID-19 coincide com o período de início da administração privada. Dessa forma, não existem parâmetros de avaliação da melhoria de eficiência pós-concessão que não estejam associados a um período pandêmico, como evidenciado na Tabela 6.

Tabela 6: Análise da eficiência antes e depois da concessão aeroportuária – Cenário 1.

ICAO	Pré-Concessão	Pós-Concessão e Pré-Pandemia	Pós-Concessão e Durante Pandemia (2020-2021)
SBGR	91%	97%	76%
SBPA	96%	94%	53%
SBTE	92%	-	71%
SBVT	94%	-	38%
SBJV	91%	-	40%
SBCF	95%	92%	47%
SBBR	97%	92%	41%
SBKP	99%	87%	91%
SBFZ	89%	85%	66%
SBRF	86%	97%	78%
SBNF	86%	-	59%
SBCT	86%	-	35%
SBEG	81%	-	72%
SBGO	82%	-	38%
SBSV	87%	68%	40%
SBCY	79%	76%	47%
SBFL	68%	56%	18%
SBGL	72%	63%	18%
SBJP	53%	64%	36%
SBFI	35%	-	15%
SBSL	34%	-	16%
SBLO	30%	-	12%
SBPL	28%	-	7%
SBSG	12%	24%	17%
SBBV	18%	-	12%

Assim, entre os 13 aeroportos concedidos à iniciativa privada antes da pandemia da COVID-19, apenas SBGR, SBRF e SBJP demonstraram uma melhora na eficiência operacional após a transição para a administração privada. A melhoria na eficiência de SBGR pode ser atribuída aos investimentos em infraestrutura no sítio aeroportuário, bem como ao aumento na movimentação de carga aérea. Esse crescimento é resultado da expansão das operações de novas companhias aéreas no terminal, o que impulsionou o aumento da movimentação de aeronaves no aeroporto.

Por outro lado, para os aeroportos do Bloco Nordeste (SBRF e SBJP), o crescimento na movimentação de carga e na movimentação de aeronaves, mesmo sem melhorias na infraestrutura dos aeroportos, podem justificar a melhoria de eficiência antes do período da pandemia.

Ao considerar o período de concessão, durante o qual a pandemia já havia sido declarada (2020 e 2021), os três aeroportos mais eficientes foram, respectivamente, SBKP, SBRF e SBGR, sendo todos localizados em capitais e sendo *hubs* das principais companhias aéreas do país.

A disparidade nas eficiências desses terminais em comparação aos demais pode ser justificada pela maior capilaridade de rotas proporcionada pelas companhias aéreas que operam nesses *hubs*, impulsionando uma recuperação mais rápida da eficiência devido à maior movimentação de aeronaves.

No tocante a análise do comércio eletrônico, Cenário 2 (Tabela 7), apenas os dois aeroportos concedidos no período pré-pandemia apresentaram uma melhoria na eficiência quando analisados a partir do início da operação de concessão. Essa tendência pode ser atribuída ao fato de que a maioria dos armazéns logísticos dos agentes de carga do país estarem situados no estado destes aeroportos, o qual detém a maior economia do país.

Tabela 7: Análise da eficiência antes e depois da concessão aeroportuária – Cenário 2.

ICAO	Antes da Concessão	Após a Concessão e Antes da Pandemia	Após a Concessão e Durante Pandemia (2020-2021)
SBGR	91%	96%	61%
SBPA	94%	89%	58%
SBCF	93%	91%	47%
SBVT	86%	-	33%
SBBR	97%	90%	41%
SBNF	86%	-	55%
SBTE	84%	-	47%
SBCT	86%	-	35%
SBJV	83%	-	35%
SBFL	90%	73%	33%
SBGO	82%	-	43%
SBSV	88%	67%	45%
SBCY	84%	64%	39%
SBRF	75%	72%	53%
SBKP	65%	75%	54%
SBGL	72%	63%	18%
SBFZ	60%	53%	34%
SBJP	47%	45%	31%
SBFI	35%	-	15%
SBEG	32%	-	25%
SBSL	31%	-	13%
SBLO	30%	-	12%
SBSG	9%	19%	13%
SBBV	15%	-	6%
SBPL	11%	-	7%

Se observado o período de concessão onde a pandemia do novo coronavírus já havia sido decretado (2020 e 2021), os três melhores aeroportos foram respectivamente SBGR, SBPA, e SBNF, com respectivamente 61%, 58% e 55%, uma vez que são terminais que não apresentam

grandes movimentações de carga, em especial internacional, e que apresentam menor elasticidade associada aos impactos provenientes da falta de operação.

4.4. Influência de fatores exógenos na eficiência dos terminais logísticos de carga

Ao avaliar a influência de fatores exógenos na eficiência dos terminais logísticos de carga, o Tobit realizado foi avaliado sob a perspectiva da multicolinearidade. Como as variáveis independentes para ambos os cenários são as mesmas, o fator de inflação da variância (VIF) será o mesmo para ambos os modelos.

A análise do VIF constatou que tanto a variável Produto Interno Bruto (PIB) quanto a população apresentaram valor superior a 10, indicando a possibilidade de problemas relacionados à multicolinearidade no modelo.

Nesse contexto, optou-se por excluir as variáveis população e cotação do dólar das equações de regressão, sendo o modelo simplificado, a fim de eliminar qualquer multicolinearidade na análise de regressão Tobit. Dessa forma, a nova formulação do modelo Tobit é representada pela Equação 5, sendo descartada a existência de colinearidade.

$$DEA_{Eficiência} = \left(\beta_1 * PIB_{industrial}\right) + \left(\beta_2 * dummy_{Covid}\right) + \left(\beta_3 * dummy_{inicio\,concessão}\right) \quad (5)$$

4.4.1. Regressão Tobit cenário 1

Assim, a regressão Tobit que constitui o modelo definido na Equação 5 para o cenário que considera toda movimentação de carga geral consta na Tabela 8.

Tabela 8: Regressão Tobit - cenário 1.

Variável	Cenário 1 - Toda Movimentação de Carga				
	Coeficiente	Erro Padrão	Z	P-Valor	
PIB	0,679638	0,021029	32,32	3,86 e-229	***
Dummy Concessão	1,96 e-10	3,27 e-11	5,984	2,17 e-9	***
Dummy Covid	-0,216975	0,049300	-4,401	1,08 e-5	***
Constante	-0,119048	0,039996	-2,977	0,0029	***
Qui-quadrado	82,43082		p-valor		9,24 e-18
	-31,55997		Critério de Akaike		73,11994
Critério de Schawarz	91,63885				
Sigma			0,265066		
Observações censuradas à esquerda			3		
Observações censuradas à direita			0		
Teste de normalidade dos resíduos					
Hipótese nula:			O erro tem distribuição Normal		
Estatística de teste:			Qui-quadrado = 129,48		
com p-valor =			7,65247 e-29		

O coeficiente do PIB é positivo (β_1), indicando que um aumento no PIB está relacionado a um aumento na eficiência do cenário 1. A *dummy* concessão (β_3), embora estatisticamente significativa, tem um efeito prático mínimo devido ao seu coeficiente extremamente pequeno. Por outro lado,

a *dummy* COVID exibe um coeficiente (β_2) negativo, sugerindo que a pandemia está associada a uma redução na eficiência dos terminais no cenário 1. A constante do modelo indica o valor da variável dependente quando todas as variáveis independentes são zero.

O teste de hipótese nula, com um valor de qui-quadrado de 82,43082 e um p-valor de 9,24E-18, indica que pelo menos uma das variáveis independentes é significativa para explicar a variável dependente. Todas as variáveis no modelo são significativas para a eficiência operacional definida no modelo DEA. O termo de erro segue uma distribuição normal, conforme indicado pelo parâmetro sigma, com um desvio padrão de 0,265066.

O teste de normalidade de resíduos, com um valor de qui-quadrado de 129,48 e um p-valor de 7,65247 e-29, confirma que os resíduos seguem uma distribuição normal. Isso sugere que o modelo é adequado para os dados e pode ser uma escolha apropriada para a análise.

4.4.2. Regressão Tobit cenário 2

Para o Cenário 2, que considera somente a movimentação do *e-commerce*, o resultado do modelo de regressão Tobit consta na Tabela 9. O coeficiente do PIB (β_1) indica que um aumento de uma unidade no PIB está associado a um aumento de aproximadamente 0,614679 unidades na eficiência do cenário 2. A variável concessão (β_3), apesar de estatisticamente significativa, tem um efeito prático mínimo devido ao seu coeficiente extremamente pequeno.

Tabela 9: Regressão Tobit - cenário 2.

Variável	**Cenário 1 - Movimentação** *E-commerce*				
	Coeficiente	**Erro Padrão**	**Z**	**P-Valor**	
PIB	0,614679	0,0213327	28,81	1,43 e-182	***
Dummy Concessão	1,90 e-10	3,32 e-11	5,737	9,63 e-9	***
Dummy Covid	-0,221361	0,0500149	-4,426	9,60 e-6	***
Constante	-0,11916	0,0405806	-2,936	0,0033	***
Qui-quadrado	79,98778		p-valor		3,09 e-17
Log da Verossimilhança	-35,55626		Critério de Akaike		81,11252
Critério de Schawarz	99,63143				
Sigma			0,268875		
Observações censuradas à esquerda			3		
Observações censuradas à direita			0		
Teste de normalidade dos resíduos					
Hipótese nula:			O erro tem distribuição Normal		
Estatística de teste:			Qui-quadrado = 179,504		
com p-valor =			1,04996 e-39		

A variável *dummy* da pandemia exibe um coeficiente negativo (β_2), sugerindo que um aumento na presença da pandemia está relacionado a uma diminuição na eficiência dos terminais no cenário 2. A constante do modelo representa o valor da variável dependente quando todas as variáveis independentes são zero.

Desta forma, as análises mostram que as variáveis são estatisticamente significativas na modelagem da eficiência operacional dos terminais de carga. No entanto, a *dummy* concessão tem pouco efeito na eficiência.

Contudo, o aumento na variável *dummy* COVID influencia negativamente a melhora da eficiência dos terminais em ambos os cenários, provavelmente devido à redução das movimentações e movimentação de aeronaves durante a pandemia.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A percepção da vantagem do transporte aéreo para mercadorias de alto valor agregado impulsionou a inclusão de capacidade de carga nos porões de aeronaves de passageiros. O crescimento do *e-commerce*, impulsionado pela descentralização do acesso à internet e virtualização das lojas, destacou-se como um elemento crucial no aumento da demanda por transporte aéreo de carga no Brasil, especialmente para produtos de alto valor.

A necessidade de melhorias na infraestrutura aeroportuária brasileira levou à implementação de concessões aeroportuárias a partir de 2011, visando melhorar a eficiência operacional e resolver gargalos existentes.

Além disso, a pandemia de COVID-19 teve um impacto significativo no setor de transporte aéreo, porém o setor de carga manteve-se relativamente resiliente, sendo fundamental para transportar equipamentos médicos e manter o comércio global de bens funcionando.

Deste modo, os resultados de eficiência dos terminais logísticos de carga aérea, apresentados pelos modelos DEA, revelaram que, embora algumas concessões e investimentos em infraestrutura tenham levado a melhorias na eficiência dos terminais, muitos aeroportos ainda enfrentam desafios, especialmente em meio à pandemia de COVID-19. A análise das folgas nas variáveis revelou áreas de melhoria potencial nos terminais, destacando a importância de alinhar o crescimento da infraestrutura com a demanda real.

Os resultados também indicaram que a expansão do *e-commerce* apresenta desafios únicos para os terminais logísticos de carga aérea, exigindo uma análise mais detalhada e medidas específicas para otimizar a eficiência operacional, além de definir comportamentos semelhantes na eficiência dos terminais em uma segmentação de dados considerando somente o *e-commerce* e a carga geral em análises separadas.

A pesquisa também considerou fatores externos, indicando que o PIB e a concessão exerceram efeito positivo na melhoria da eficiência média dos terminais, enquanto a pandemia teve um impacto negativo.

REFERÊNCIAS

Adenigbo, J.A. (2016) Factors influencing cargo agents choice of operations in Abuja airport, Nigeria. *Journal of Air Transport Management*, v. 55, p. 113-119. DOI: http://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2016.05.001.

Alkaabi, K.A. and K.G. Debbage (2011) The geography of air freight: connections to U.S. metropolitan economies. *Journal of Transport Geography*, v. 19, n. 6, p. 1517-1529. DOI: http://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2011.04.004.

ANAC (2020) *Aeroporto Concedidos.* Disponível em: <https://www.gov.br/anac/pt-br/assuntos/concessoes/aeroportos-concedidos> (acesso em 17/07/2024).

Barros, C.P. and P.U.C. Dieke (2008) Measuring the economic eficiency of airports: a Simar-Wilson methodology analysis. *Transportation Research Part E, Logistics and Transportation Review*, v. 44, n. 6, p. 1039-1051. DOI: http://doi.org/10.1016/j.tre.2008.01.001.

Bombelli, A. (2020) Integrators' global networks: a topology analysis with insights into the effect of the COVID-19 pandemic. *Journal of Transport Geography*, v. 87, p. 102815. DOI: http://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2020.102815. PMid:32834676.

Boonekamp, T. and G. Burghouwt (2017) Measuring connectivity in the air freight industry. *Journal of Air Transport Management*, v. 61, p. 81-94. DOI: http://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2016.05.003.

Button, K.J. and T.G. Weyman-Jones (1994) X-efficiency and technical efficiency. *Public Choice*, v. 80, n. 1-2, p. 83-104. DOI: http://doi.org/10.1007/BF01047949.

Camioto, F.C.; H.F. Moralles; E.B. Mariano *et al*. (2016) Energy efficiency analysis of G7 and BRICS considering total-factor structure. *Journal of Cleaner Production*, v. 122, p. 67-77. DOI: http://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.02.061.

Cárdenas, I.; J. Beckers and T. Vanelslander (2017) *E-commerce* last-mile in Belgium: developing an external cost delivery index. *Research in Transportation Business & Management*, v. 24, p. 123-129. DOI: http://doi.org/10.1016/j.rtbm.2017.07.006.

Chen, C. and S. Chou (2006) A BSC framework for air cargo terminal design: procedure and case study. *Journal of Information Technology*, v. 22, n. 1, p. 1-10. Disponível em <https://www.iastatedigitalpress.com/jtmae/article/14227/galley/12991/view/> (acesso em 17/07/2024).

Dewulf, W.; H. Meersman and E. van de Voorde (2014) From carpet sellers to cargo stars:analyzing strategies of air cargo carriers. *Journal of Air Transportation Studies*, v. 5, n. 1, p. 96-119. DOI: http://doi.org/10.38008/jats.v5i1.75.

Falcão, V.A.; G.F.F. Silva; F.H.L. Oliveira *et al*. (2021) Scientific investigations in air transport about Brazil: a bibliometric review. *Case Studies on Transport Policy*, v. 9, n. 4, p. 1912-1921. DOI: http://doi.org/10.1016/j.cstp.2021.10.012.

Falcão, V.A.; H.J.Q. Silva; L.T.M. Barros *et al*. (2022) Impacto da pandemia da COVID-19 na eficiência dos aeroportos brasileiros: aplicação de análise envoltória de dados e regressão Tobit. *Revista Transporte y Territorio*, v. 27, n. 27, p. 72-102. DOI: http://doi.org/10.34096/rtt.i27.12217.

Fernandes, E. and R.R. Pacheco (2018) Managerial performance of airports in Brazil before and after concessions. *Transportation Research Part A, Policy and Practice*, v. 118, p. 245-257. DOI: http://doi.org/10.1016/j.tra.2018.09.003.

Ferreira, D.C.; R.C. Marques and M.I. Pedro (2016) Comparing efficiency of holding business model and individual management model of airports. *Journal of Air Transport Management*, v. 57, p. 168-183. DOI: http://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2016.07.020.

Graham, A. (2005) Airport benchmarking: a review of the current situation. *Benchmarking*, v. 12, n. 2, p. 99-111. DOI: http://doi.org/10.1108/14635770510593059.

Iyer, K.C. and S. Jain (2019) Performance measurement of airports using data envelopment analysis: a review of methods and findings. *Journal of Air Transport Management*, v. 81, p. 101707. DOI: http://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2019.101707.

LabTrans (2023) *Movimentação de Carga*. Florianópolis: UFSC. Disponível em: <https://horus.labtrans.ufsc.br/gerencial/?auth=s#Movimentacao/Desempenho> (acesso em 17/07/2024).

Lin, L. and C. Hong (2006) Operational performance evaluation of international major airports: an application of data envelopment analysis. *Journal of Air Transport Management*, v. 12, n. 6, p. 342-351. DOI: http://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2006.08.002.

Negri, N.A.R. and G.M.R. Borille (2019) Eficiência dos terminais aeroportuários brasileiros considerando a percepção de satisfação do passageiro. *Revista Transportes*, v. 27, n. 1, p. 96-110. DOI: http://doi.org/10.14295/transportes.v27i1.1572.

Ngo, T. and K.W.H. Tsui (2020) A data-driven approach for estimating airport efficiency under endogeneity: an application to New Zealand airports. *Research in Transportation Business & Management*, v. 34, p. 100412. DOI: http://doi.org/10.1016/j.rtbm.2019.100412.

Queiroz Jr., H., M.A.S. Celestino; C.F.F. Souza *et al*. (2023) CO2 emissions in air transport: a comparative study using data envelopment analysis. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, v. 2678, n. 5, p. 872-883. DOI: http://doi.org/10.1177/03611981231193407.

Queiroz Jr., H.D.S.; M.A.D.S. Celestino; V.A. Falcão *et al*. (2024) Evaluating sustainable efficiency of transportation systems in South America using data envelopment analysis. *Latin American Transport Studies*, v. 2, p. 1-11. DOI: http://doi.org/10.1016/j.latran.2024.100012.

Rolim, P.S.W.; H.F.A.J. Bettini and A.V.M. Oliveira (2016) Estimating the impact of airport privatization on airline demand: a regression-based event study. *Journal of Air Transport Management*, v. 31, p. 31-41. DOI: http://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2016.03.019.

Simar, L. and P.W. Wilson (2007) Estimation and inference in two-stage, semi-parametric models of production processes. *Journal of Econometrics*, v. 136, n. 1, p. 31-64. DOI: http://doi.org/10.1016/j.jeconom.2005.07.009.

Sun, X.; S. Wandelt and A. Zhang (2021) On the degree of synchronization between air transport connectivity and COVID-19 cases at worldwide level. *Transport Policy*, v. 105, p. 115-123. DOI: http://doi.org/10.1016/j.tranpol.2021.03.005. PMid:33776252.

Toledo, F.S.; V.A. Falcão; F.A. Camioto *et al*. (2021) Does privatization make Brazilian airports more efficient. *Revista Transportes*, v. 29, n. 2, p. 2304. DOI: http://doi.org/10.14295/transportes.v29i2.2304.

Tsui, W.H.K.; H.O. Balli; A. Gilbey *et al*. (2014) Operational efficiency of Asia-Pacific airports. *Journal of Air Transport Management*, v. 40, p. 16-24. DOI: http://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2014.05.003. PMid:32572317.

Tozi, L.A.; A.R. Correia; C. Müller *et al*. (2010) Análise da importância relativa de atributos de nível de serviço em um terminal de cargas aeroportuário. *Revista Transportes*, v. 18, n. 2, p. 28-36. DOI: http://doi.org/10.14295/transportes.v18i2.421.

van Asch, T.V.; W. Dewulf; F. Kupfer *et al*. (2020) Cross-border *e-commerce* logistics: strategic success factors for airports. *Research in Transportation Economics*, v. 79, p. 100761. DOI: http://doi.org/10.1016/j.retrec.2019.100761.

Wang, Z. and W.K. Song (2020) Sustainable airport development with performance evaluation forecasts: A case study of 12 Asian airports. *Journal of Air Transport Management*, v. 89, p. 101925. DOI: http://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2020.101925.

Wanke, P. and C.P. Barros (2017) Efficiency thresholds and cost structure in Senegal airports. *Journal of Air Transport Management*, v. 58, p. 100-112. DOI: http://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2016.10.005.

Wong, G.; W. Liu; Y. Liu *et al*. (2015) MERS, SARS, and Ebola: the role of super-spreaders in infectious disease. *Cell Host & Microbe*, v. 18, n. 4, p. 398-401. DOI: http://doi.org/10.1016/j.chom.2015.09.013. PMid:26468744.