anpet
associação nacional de pesquisa e ensino em transportes
TRANSPORTES
ISSN: 2237-1346
transportes.anpet.org.br

# Eficiência de aeroportos concessionados no Brasil: uma abordagem integrada com externalidades e DEA

*Efficiency of airport concessions in Brazil: an integrated approach with externalities and DEA*

**Maria Clara Rozo Terreiro Seffrin**[1], **Marcelo Xavier Guterres**[2], **e Viviane Adriano Falcão**[3]

[1]Instituto Tecnológico de Aeronáutica, S. José dos Campos, SP, Brasil, maria.seffrin@ga.ita.br, 0000-0003-0973-4273
[2]Instituto Tecnológico de Aeronáutica, S. José dos Campos, SP, Brasil, guterres@ita.br, 0000-0002-7414-3157
[3]Universidade Federal de Pernambuco, Recife, PE, Brasil, viviane.afalcao@ufpe.br, 0000-0003-0850-4281

Autor correspondente

**Recebido:** 16 de abril de 2026
**Aceito:** 4 de agosto de 2026
**Revisão final:** 11 de outubro de 2026
**Publicado:** 28 de outubro de 2026

**Editor Associado:**
Li Weigang
Universidade de Brasília, Brasil

**Palavras-chave:**
Análise Envoltória de Dados;
Aeroportos concessionados;
Externalidades;
Pontualidade;
Emissões atmosféricas.

**Keywords:**
Data Envelopment Analysis;
Concessioned airports;
Externalities;
On-time performance;
Atmospheric emissions.

DOI: 10.58922/transportes.v34.e3242

OPEN ACCESS
CC BY

**RESUMO**

Este estudo avalia a eficiência técnica de 56 aeroportos concessionados brasileiros, isto é, aeroportos operados pela iniciativa privada sob regime de concessão, entre 2018 e 2023, utilizando análise envoltória de dados (DEA) orientada a produto com retornos constantes de escala (CCR) em três modelos progressivos: operacional puro (R1), com pontualidade como produto adicional (R2) e com emissões atmosféricas como produto indesejável (R3). As observações aeroporto-ano são estratificadas em quatro grupos conforme uma adaptação da classificação regulatória RBAC 153, definida por faixas de movimentação anual de passageiros. A eficiência média cresce de 0,554 em R1 para 0,837 em R3, evidenciando que métricas puramente operacionais subestimam aeroportos que gerenciam externalidades. Em R1, aeroportos de porte intermediário (G2 e G3) superam os grandes hubs (G4), cujo excesso de capacidade instalada deprime os escores. A pandemia de COVID-19 reduziu a zero o percentual de aeroportos na fronteira em 2020. A pontualidade elevou a eficiência relativa de aeroportos de menor porte, enquanto a inclusão de emissões inverteu a hierarquia, favorecendo os grandes hubs por economias de escala ambiental. Os resultados sugerem subsídios para políticas regulatórias que integrem externalidades às métricas de desempenho contratual.

**ABSTRACT**

This study evaluates the technical efficiency of 56 Brazilian concessioned airports, i.e., privately operated airports under concession, between 2018 and 2023 using output-oriented data envelopment analysis (DEA) with constant returns to scale (CCR) in three progressive models: purely operational (R1), with on-time performance as an additional output (R2), and with atmospheric emissions as an undesirable output (R3). Airport-year observations are stratified into four groups following an adaptation of RBAC 153. Mean efficiency rises from 0.554 in R1 to 0.837 in R3, showing that purely operational metrics underestimate airports that manage externalities. In R1, medium-sized airports (G2 and G3) outperform large hubs (G4), whose excess installed capacity depresses scores. COVID-19 reduced the share of airports on the frontier to zero in 2020. On-time performance improved relative efficiency for smaller airports, while the inclusion of emissions reversed the hierarchy, favouring large hubs through environmental economies of scale. Results are consistent with regulatory policies that integrate externalities into contractual performance metrics.

## 1. Introdução

A expansão do programa de concessões aeroportuárias no Brasil, que transferiu para a iniciativa privada a operação de cerca de 60 aeroportos entre 2011 e 2023, gerou demanda crescente por metodologias de avaliação de desempenho que transcendam indicadores financeiros e volumétricos. A análise envoltória de dados (DEA) consolidou-se como referência metodológica nessa avaliação, por permitir a comparação simultânea de múltiplos *inputs* e *outputs* sem a necessidade de especificação de uma função de produção paramétrica (Charnes, Cooper & Rhodes, 1978; Banker, Charnes & Cooper, 1984; Bogetoft & Otto, 2011). Contudo, a literatura dominante sobre eficiência aeroportuária concentra-se em dimensões puramente operacionais, movimentação de passageiros, aeronaves e cargas, ignorando externalidades que afetam a qualidade do serviço prestado e o meio ambiente (Graham, 2020; Lozano & Gutiérrez, 2011).

O Programa de Concessões Aeroportuárias brasileiro foi estruturado em rodadas sucessivas a partir de 2011, sob coordenação da Secretaria de Aviação Civil e supervisão regulatória da ANAC. A primeira rodada transferiu os aeroportos de Guarulhos (GRU), Viracopos (VCP) e Brasília (BSB) para operadores privados; as rodadas subsequentes ampliaram progressivamente o escopo, alcançando aeroportos regionais de menor porte a partir da quinta rodada (2019). Em 2023, cerca de 60 aeroportos operavam sob concessão, respondendo por mais de 90% do tráfego de passageiros do país (ANAC, 2023). Esse contexto cria uma estrutura natural de comparação entre aeroportos em diferentes estágios de maturação contratual e de porte operacional, que este estudo explora por meio da estratificação em grupos RBAC 153, adaptada neste estudo para fins de comparação de desempenho conforme o volume anual de passageiros.

Este estudo aborda essa lacuna ao avaliar a eficiência técnica de 56 aeroportos concessionados brasileiros no período 2018–2023, por meio de três modelos DEA progressivos que incorporam, respectivamente, apenas variáveis operacionais, a pontualidade como externalidade positiva e as emissões atmosféricas como externalidade negativa. A pergunta central é: em que medida a inclusão de externalidades altera os escores de eficiência e a hierarquia de desempenho entre os aeroportos brasileiros? Esse objetivo desdobra-se, especificamente, em: (i) mensurar a eficiência operacional de referência; (ii) avaliar o efeito da incorporação da pontualidade sobre os escores e a hierarquia entre grupos; e (iii) avaliar o efeito adicional da incorporação de emissões atmosféricas, identificando os determinantes estruturais associados a cada configuração via regressão fracionada.

A contribuição do trabalho é tripla. Primeiro, é o primeiro estudo a aplicar DEA com externalidades ambientais e de qualidade a uma amostra abrangente dos aeroportos concessionados brasileiros, estratificados conforme uma adaptação da classificação RBAC 153. Segundo, os resultados ampliam a literatura nacional sobre eficiência aeroportuária ao adotar essa classificação como critério de estratificação, permitindo comparações metodologicamente consistentes entre grupos de porte distinto. Terceiro, os resultados têm implicações diretas para o design contratual das concessões, sugerindo que métricas de desempenho baseadas exclusivamente em volume subestimam sistematicamente aeroportos que investem em qualidade e sustentabilidade ambiental.

## 2. Referencial teórico

### 2.1. DEA em aeroportos

A DEA, introduzida no modelo CCR (Charnes, Cooper & Rhodes, 1978) e estendida no modelo BCC com retornos variáveis de escala (Banker, Charnes & Cooper, 1984), constitui uma das metodologias mais empregadas na avaliação de eficiência aeroportuária (Lozano & Gutiérrez, 2011; Oum, Adler & Yu, 2006). No contexto aeroportuário, modelos orientados a *output* têm sido empregados para avaliar a capacidade dos aeroportos de maximizar a produção de serviços a partir de uma dada infraestrutura (Lin & Hong, 2006; Tsui *et al.*, 2014). O modelo BCC é frequentemente preferido em estudos aeroportuários, por admitir que o setor opere com retornos variáveis de escala, hipótese mais flexível que a de retornos constantes (CCR) quando as unidades de tomada de decisão (DMUs) operam em escalas muito distintas (Keskin & Köksal, 2019). Neste estudo, ambos os modelos são calculados e reportados: CCR para escores de eficiência total e BCC para escores de eficiência técnica pura.

O CCR é adotado como medida principal por três razões complementares: (*i*) captura a eficiência total, incorporando ganhos potenciais de escala centrais para avaliar aeroportos em fases distintas de maturação contratual; (*ii*) é consistente com o objetivo comparativo do estudo, que avalia em que medida cada aeroporto maximiza *outputs* dado o conjunto de *inputs* disponível, sem pressupor operação na escala ótima; e (*iii*) permite identificar ineficiências de escala estruturais, como o superdimensionamento de infraestrutura em G4, que o modelo BCC mascara ao relativizar o desempenho à escala observada. O BCC é reportado para fins de robustez e confirmação dos padrões de retorno de escala por grupo, e a razão entre os dois escores ($SE = \theta_{CCR}/\theta_{BCC}$, eficiência de escala) é utilizada na Seção 3 e discutida na Seção 4 como medida complementar de sub ou superdimensionamento de infraestrutura.

Para lidar com o número limitado de aeroportos em um único corte transversal, cada observação aeroporto-ano é tratada como uma DMU distinta, de modo que o painel completo amplia o poder

discriminatório do modelo sem violar o critério de adequação amostral $K \geq 3(m+n)$ (Bogetoft & Otto, 2011), em que $K$ é o número de DMUs e $m$ e $n$ são, respectivamente, o número de *inputs* e *outputs*. Abordagens dinâmicas alternativas, como o Índice de Malmquist, permitem decompor a evolução da produtividade em componentes de *catch-up* e deslocamento de fronteira entre períodos, e constituem direção complementar de análise não explorada neste artigo.

### 2.2. Externalidades e DEA

A inclusão de externalidades em modelos DEA seguiu trajetórias distintas na literatura. A pontualidade constitui uma dimensão relevante do desempenho operacional aeroportuário, uma vez que atrasos refletem aspectos associados à operação do aeroporto, às características das rotas e à estrutura da rede aérea (Chen & Lin, 2021). Neste estudo, a pontualidade, medida pela proporção de voos que chegam ou partem dentro da janela de 30 minutos (D30/A30), é incorporada ao modelo DEA como output desejável.

As emissões atmosféricas, por sua vez, constituem *output* indesejável cuja incorporação em modelos DEA pode ser feita por múltiplas abordagens não radiais e radiais. Entre as não radiais, destacam-se as funções de distância direcional (*directional distance function*) e os modelos SBM-*undesirable* (*Slacks-Based Measure*), que tratam explicitamente saídas indesejáveis por meio de folgas (*slacks*) sem impor proporcionalidade entre a redução do produto indesejável e a expansão dos produtos desejáveis, preservando de forma mais fiel a não linearidade das penalidades ambientais (Cooper, Seiford & Tone, 2007; Tone, 2001). Entre as radiais, a inversão de sinal proposta por Seiford & Zhu (2002) aplica à variável indesejável uma transformação linear monotonicamente decrescente (multiplicação por $-1$ seguida de translação), preservando a linearidade e a convexidade do problema de programação. Este estudo adota a inversão de sinal por três razões: (*i*) preserva a linearidade do modelo CCR, mantendo consistência com os demais estágios da análise; (*ii*) baseia-se em procedimento formalmente estabelecido na literatura (Seiford & Zhu, 2002); e (*iii*) é adequada ao contexto de dados agregados por aeroporto-ano, em que métricas de intensidade emissiva são estimadas a partir de inventários setoriais e não medidas diretamente por aeronave-operação, o que limita a viabilidade operacional de abordagens direcionais ou SBM-*undesirable*, mais exigentes em termos de granularidade dos dados. Reconhece-se que essas abordagens não radiais oferecem tratamento mais rigoroso das assimetrias na fronteira, sendo indicadas para pesquisas futuras com dados de emissão verificados em nível de operação individual.

### 2.3. Concessões aeroportuárias no Brasil: contexto regulatório e desafios pós-pandemia

A adoção do modelo de concessões aeroportuárias no Brasil representa uma transformação estrutural no padrão de governança, financiamento e gestão da infraestrutura aeroportuária nacional, inserida em um contexto mais amplo de reformas institucionais iniciadas nas décadas de 1990 e 2000, incluindo a liberalização tarifária do transporte aéreo e a criação da ANAC em 2005 (Yosimoto *et al.*, 2016; Oliveira, Lohmann & Costa, 2016). Sob a perspectiva da teoria econômica das concessões, esse arranjo contratual busca mitigar restrições fiscais do Estado, ampliar a capacidade de investimento e introduzir incentivos de eficiência por meio de metas de desempenho, compartilhamento de riscos e regulação por qualidade (Graham, 2020); a qualidade da governança também importa, pois a experiência e a estabilidade da gestão influenciam a eficiência técnica dos aeroportos (Ripoll-Zarraga & Huderek-Glapska, 2021). Graham (2020), em estudo sobre privatizações aeroportuárias globais, destaca seis objetivos centrais desse tipo de arranjo: melhoria da eficiência e do desempenho, novos fundos de investimento, melhoria da qualidade da gestão e diversificação, melhoria da qualidade do serviço, ganhos financeiros para o setor público e redução da influência estatal, ressaltando que o sucesso das concessões depende fortemente do desenho contratual e do ambiente regulatório.

A partir da quinta rodada (2019), os leilões passaram a adotar o modelo de concessão em blocos, combinando aeroportos de maior movimentação com terminais regionais de menor demanda, de forma a estimular investimentos também nos aeroportos menores e menos rentáveis (Domingos, 2023). Do ponto de vista empírico, a literatura brasileira apresenta resultados heterogêneos: Rolim, Bettini & Oliveira (2016) documentam efeito positivo da transição de gestão pública para privada sobre a geração de demanda aérea; Bezerra & Gomes (2016), em revisão sistemática da literatura, defendem

uma abordagem mais abrangente e multidimensional da mensuração de desempenho aeroportuário; Pacagnella Jr. *et al.* (2020) verificam maior eficiência dos aeroportos internacionais brasileiros sob gestão privada em comparação aos públicos; Toledo *et al.* (2021), aplicando DEA-SBM a uma amostra de 28 aeroportos brasileiros, verificam que apenas 39% atingiram eficiência plena, com as maiores folgas na movimentação de passageiros e de carga; e Domingos (2023), ao incorporar emissões à avaliação de 18 aeroportos concessionados, mostra que a concessão, por si só, não garante ganhos de eficiência, com resultados heterogêneos entre aeroportos e entre as dimensões operacional e ambiental.

Um mecanismo relevante para a interpretação de escores DEA de curto prazo, ainda pouco explorado na literatura nacional, é o ciclo de investimentos obrigatórios previsto nos contratos de concessão: expansões de capacidade tendem a elevar os *inputs* físicos sem crescimento imediato correspondente dos *outputs*, o que pode deprimir temporariamente os escores DEA nos primeiros anos pós-concessão. Esse mecanismo é compatível com a observação de que a regulação pode induzir sobreinvestimento (Assaf & Gillen, 2012), com a indicação de que obrigações contratuais podem reduzir a eficiência produtiva de aeroportos concedidos no Brasil (Toledo *et al.*, 2021) e com os efeitos temporários de obras de terminais e pistas registrados em aeroportos brasileiros privatizados (Rolim, Bettini & Oliveira, 2016). Esse mecanismo é retomado na Seção 4.5 na interpretação do coeficiente associado à variável de concessão.

No que se refere ao período pós-pandêmico, a literatura brasileira sobre eficiência aeroportuária ainda é escassa: Falcão *et al.* (2022) analisam o impacto da pandemia de COVID-19 sobre a eficiência dos aeroportos brasileiros e não identificam redução significativa nos escores de eficiência, e Queiroz Jr. (2025), em tese de doutorado com abordagem de Network DEA em dois estágios e indicadores socioambientais, avalia, sob essa perspectiva ampliada, a eficiência de aeroportos brasileiros sob governança pública e privada. Em contextos internacionais, estudos metodológicos recentes, como Ngo, Huynh & Yang (2026), têm explorado abordagens sequenciais de dois estágios combinando DEA e regressão truncada para avaliação de eficiência aeroportuária, direção metodológica complementar à adotada neste artigo. Em síntese, a revisão evidencia três lacunas que esta pesquisa busca preencher: (*i*) a escassez de estudos brasileiros que incorporem simultaneamente pontualidade e emissões à fronteira de eficiência aeroportuária; (*ii*) a ausência de análises que cubram o período pós-pandemia (2021–2023); e (*iii*) a necessidade de aplicar estimadores econométricos consistentes com a natureza limitada dos escores DEA, como a regressão fracionada, na identificação dos determinantes estruturais da eficiência.

## 3. Metodologia

### 3.1. Amostra e dados

A amostra compreende 56 aeroportos concessionados brasileiros no período 2018–2023. Os aeroportos são estratificados em quatro grupos conforme uma adaptação da classificação RBAC 153, por faixas de movimentação anual de passageiros: G1 (até 200 mil passageiros/ano, 13 aeroportos), G2 (200 mil a 1 milhão, 16 aeroportos), G3 (1 a 5 milhões, 16 aeroportos) e G4 (acima de 5 milhões, 11 aeroportos). O número de observações aeroporto-ano varia ligeiramente entre rodadas por disponibilidade de dados: $N = 340$ em R1 (G1 = 76, G2 = 96, G3 = 96, G4 = 72), $N = 341$ em R2 (G1 = 77, G2 = 96, G3 = 96, G4 = 72) e $N = 340$ em R3 (G1 = 76, G2 = 96, G3 = 96, G4 = 72). Os dados provêm das bases públicas da Agência Nacional de Aviação Civil (ANAC) (ANAC, 2023) e da Empresa Brasileira de Infraestrutura Aeroportuária (INFRAERO) (INFRAERO, 2023).

Cabe destacar que, embora todos os 56 aeroportos da amostra estejam sob concessão federal ao final do período analisado, nem todos ingressaram no regime de concessão simultaneamente: aeroportos incorporados a partir da quinta rodada (2019), em particular os terminais regionais de menor porte, concedidos em modelo de bloco, apresentam observações anteriores à sua data de concessão. A variável *concedido*, empregada na regressão fracionada (Seção 3 e Tabela 2), é portanto uma *dummy* que varia no tempo (igual a 0 nos anos em que o aeroporto ainda operava sob gestão pública ou estatal e 1 a partir do ano de transferência ao operador privado), e não uma constante para toda a amostra. Essa especificação permite identificar o efeito da transição de governança sobre a eficiência, distinguindo-o do efeito de porte (capturado pelas *dummies* de grupo RBAC). A Tabela 1 apresenta as variáveis empregadas nos três

modelos DEA, especificando os insumos, os produtos desejáveis e o produto indesejável utilizado em R3, bem como o modelo em que cada variável é incluída.

### 3.2. Especificação dos modelos DEA

O modelo CCR orientado a *output* resolve, para cada DMU $o$, o problema de programação linear apresentado na Equação 1:

$$\theta_o^* = \max\left\{\mathbf{u}^\top \mathbf{y}_o \,:\, \mathbf{v}^\top \mathbf{x}_o = 1;\ \mathbf{u}^\top \mathbf{Y} \le \mathbf{v}^\top \mathbf{X};\ \mathbf{u}, \mathbf{v} \ge \mathbf{0}\right\} \tag{1}$$

Na Equação 1, $\mathbf{x}_o$ e $\mathbf{y}_o$ são os vetores de *inputs* e *outputs* da DMU $o$; $\mathbf{X}$ e $\mathbf{Y}$ são as matrizes de *inputs* e *outputs* de todas as DMUs; e $\mathbf{u}$ e $\mathbf{v}$ são os vetores de pesos. A eficiência técnica pura (modelo BCC, *Banker-Charnes-Cooper*) adiciona a restrição $\sum \lambda_j = 1$. O critério de adequação amostral $K \ge 3(m+n)$ é verificado dentro de cada grupo RBAC 153, e não sobre a amostra agrupada: para R1, $m = 2$, $n = 3$, $K_{min} = 15$; para R2 e R3, $K_{min} = 18$. Mesmo o grupo de menor dimensão supera confortavelmente esse limiar em todas as rodadas (Bogetoft & Otto, 2011).

A eficiência de escala de cada DMU é calculada como $SE = \theta_{CCR}/\theta_{BCC}$, com $SE = 1$ indicando operação em escala ótima e $SE < 1$ indicando ineficiência de escala (retornos crescentes ou decrescentes). Essa medida complementa a comparação CCR-BCC reportada na Figura 2 e é utilizada na Seção 4 para caracterizar o padrão de subutilização identificado nos grupos G1 e G4.

A variável de emissões é construída a partir de cinco poluentes individuais reportados pelo Inventário de Emissões Atmosféricas da ANAC (ANAC, 2019), monóxido de carbono (CO), compostos orgânicos voláteis (COV), material particulado (MP), óxidos de nitrogênio (NOx) e dióxido de enxofre ($SO_2$), todos expressos em quilogramas anuais por aeroporto, agregados em uma única medida de emissão total por aeroporto-ano: $E_{total} = CO + COV + MP + NOx + SO_2$ (kg/ano). Essa agregação soma diretamente as massas dos poluentes, sem aplicar fatores de equivalência que ponderem suas diferentes toxicidades e efeitos ambientais e sobre a saúde humana; essa simplificação é discutida como limitação na Seção 7. O Inventário da ANAC (ANAC, 2019) cobre apenas as emissões geradas pelas aeronaves no ciclo LTO (*Landing and Take-Off*), pouso, táxi, decolagem e subida inicial, não incluindo fontes terrestres, veículos de apoio, APUs e GSEs. Essa cobertura parcial constitui limitação adicional reconhecida da variável ambiental.

O tratamento de $E_{total}$ como produto indesejável na Rodada 3 segue o método de inversão de sinal de Seiford & Zhu (2002), apresentado na Equação 2: a variável agregada é ajustada pela subtração do seu valor em relação ao máximo observado na amostra, acrescido de uma constante positiva pequena $\varepsilon$, garantindo valores estritamente positivos e compatíveis com a orientação a *output* do modelo:

$$\tilde{y}_{ij} = -y_{ij} + \max_j(y_{ij}) + \varepsilon \tag{2}$$

Na Equação 2, $\tilde{y}_{ij}$ é o valor transformado da variável de emissões para o aeroporto $i$ no ano $j$, utilizado como produto indesejável no modelo CCR; $y_{ij}$ é o valor original de $E_{total}$ observado para o aeroporto $i$ no ano $j$; $\max_j(y_{ij})$ é o valor máximo de $E_{total}$ observado na amostra; e $\varepsilon$ é uma constante positiva pequena que garante que todos os valores transformados permaneçam estritamente positivos.

**Tabela 1** • Variáveis dos modelos DEA: insumos, produtos e variáveis de contexto.

| Papel | Variável | Unidade | Modelo |
|---|---|---|---|
| Insumo | Área do terminal de passageiros (TPS) | $m^2$ | R1, R2, R3 |
| | Comprimento de pista (PPD) | m | R1, R2, R3 |
| Produto desejável | Movimentação de passageiros | pax/ano | R1, R2, R3 |
| | Movimentação de aeronaves | oper./ano | R1, R2, R3 |
| | Movimentação de cargas | t/ano | R1, R2, R3 |
| | Pontualidade (KPI D30/A30) | % | R2 |
| Produto indesejável (transf.) | Emissões atmosféricas (CO+COV+MP+NOx+$SO_2$) | kg/ano | R3 |

Nota: R1 = modelo operacional puro; R2 = R1 + pontualidade; R3 = R1 + emissões (transformadas).

Neste estudo, cada observação aeroporto-ano é tratada diretamente como uma DMU independente dentro de sua rodada (R1, R2 ou R3), sem recurso a janelas móveis: o mesmo aeroporto contribui com até seis DMUs distintas ao longo do período (uma por ano, 2018–2023). Os modelos CCR e BCC são estimados separadamente dentro de cada grupo RBAC 153, de modo que cada grupo forma sua própria fronteira de eficiência, e o critério de adequação amostral $K \geq 3(m + n)$ é verificado individualmente em cada grupo. Essa opção, consistente com a base metodológica desta pesquisa, evita a complexidade adicional de agregação entre janelas sobrepostas e mantém interpretação direta dos escores ano a ano, como reportado nas Figuras 4 a 7.

O segundo estágio emprega o estimador de *logit* fracionado (Papke & Wooldridge, 1996) para identificar os determinantes estruturais dos escores CCR. A escolha deste estimador em substituição ao *Tobit* amplamente adotado na literatura justifica-se pela natureza dos escores DEA como variáveis duplamente limitadas no intervalo (0,1]: os escores DEA são estimadores de fronteira com propriedades estatísticas próprias (Banker, 1993), e o *Tobit* pressupõe um processo de censura que não tem justificativa coerente para escores de programação linear (Simar & Wilson, 2007). As variáveis explicativas incluem a *dummy* de concessão (*concedido*, definida na Seção 3), comprimento de pista, área do TPS, pontualidade (apenas em R2), emissões (apenas em R3), *dummies* de grupo RBAC (referência: G1) e *dummies* de ano (referência: 2018). Os erros-padrão são clusterizados por aeroporto.

Cabe reconhecer que os escores DEA-CCR utilizados como variável dependente no segundo estágio são estimativas geradas no primeiro estágio (variável dependente estimada), e não observações medidas diretamente, uma limitação amplamente discutida na literatura de dois estágios em DEA (Simar & Wilson, 2007). Essa característica pode subestimar os erros-padrão do segundo estágio se não corrigida; os erros-padrão clusterizados por aeroporto absorvem a dependência temporal dos escores de um mesmo aeroporto, mas não corrigem a correlação entre os escores estimados nem a incerteza de primeiro estágio propagada para os coeficientes. Testes de robustez com procedimentos de *bootstrap* de dois estágios (Simar & Wilson, 2007) são indicados como extensão deste estudo.

Para comparação dos escores entre grupos RBAC, empregam-se o teste de Kruskal-Wallis, equivalente não paramétrico da ANOVA para amostras independentes, e o teste de Mann-Whitney para comparações pareadas, ambos adequados à natureza assimétrica dos escores DEA. Os valores de $p$ das comparações pareadas são reportados sem correção para múltiplas comparações (por exemplo, Bonferroni ou Holm), dado o caráter exploratório e descritivo dessas comparações, condicionadas, em cada rodada, à significância prévia do teste global de Kruskal-Wallis, e o número reduzido de grupos (quatro), que limita a seis o total de pares por rodada. Os $p$-valores pareados devem, portanto, ser interpretados como indicativos da direção e consistência das diferenças entre grupos, e não como testes confirmatórios independentes.

## 4. Resultados

### 4.1. Eficiência operacional — Rodada 1

A Rodada 1 (modelo operacional puro) revela eficiência média geral de 0,554 (mediana = 0,505) para a amostra completa no período 2018–2023. A Figura 1 evidencia hierarquia consistente entre grupos: G2 e G3 apresentaram os maiores escores médios (0,600 e 0,598, respectivamente), enquanto G1 e G4 registraram desempenho inferior (0,509 e 0,482). Este resultado é inconsistente com a hipótese de que grandes hubs seriam necessariamente mais eficientes: G4 apresenta os menores escores em R1, o que sugere que infraestrutura superdimensionada no período pós-pandemia e retornos decrescentes de escala estão associados à menor eficiência operacional bruta observada nesse grupo.

A comparação CCR versus BCC (Figura 2) mostra que a maioria dos aeroportos opera abaixo da escala ótima ($SE < 1$): os pontos concentram-se acima da diagonal, indicando BCC > CCR. Esse padrão é mais pronunciado em G4, cujos aeroportos frequentemente operam com retornos decrescentes, e em G1, onde terminais regionais ainda não atingiram a escala mínima eficiente.

Os *boxplots* da Figura 3 mostram que G4 exibe a maior variabilidade intragrupo em R1 (desvio-padrão = 0,286), com valores mínimos tão baixos quanto 0,077, refletindo a coexistência do Aeroporto de Guarulhos (GRU, escore médio R1 = 0,815) e do Galeão (GIG, escore médio R1 = 0,142) no mesmo grupo. G2 e G3 apresentam distribuições mais simétricas e compactas, o que é compatível com maior homogeneidade operacional nessa faixa de porte.

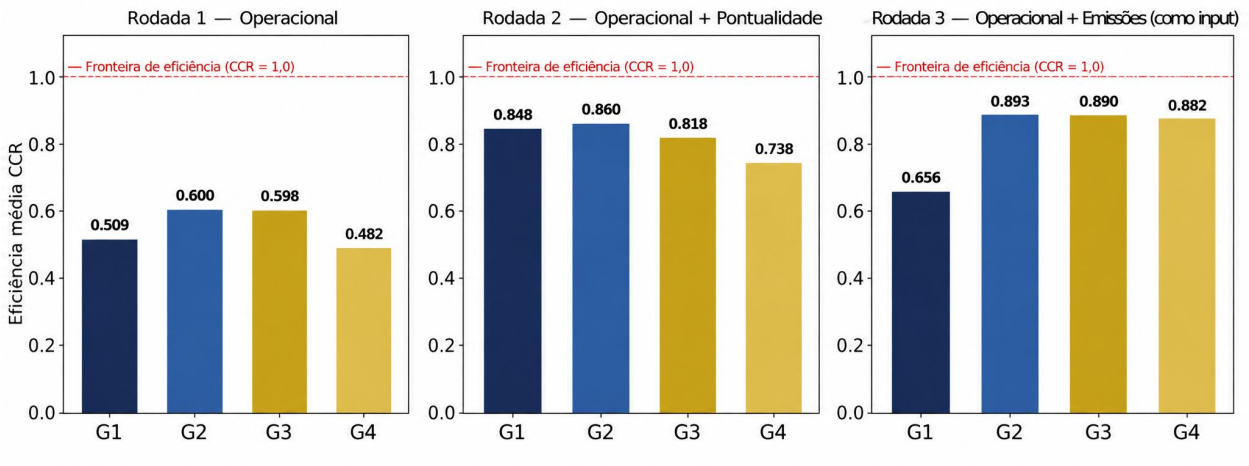



**Figura 1** • Eficiência média (CCR) por grupo RBAC, comparação entre Rodada 1, Rodada 2 e Rodada 3

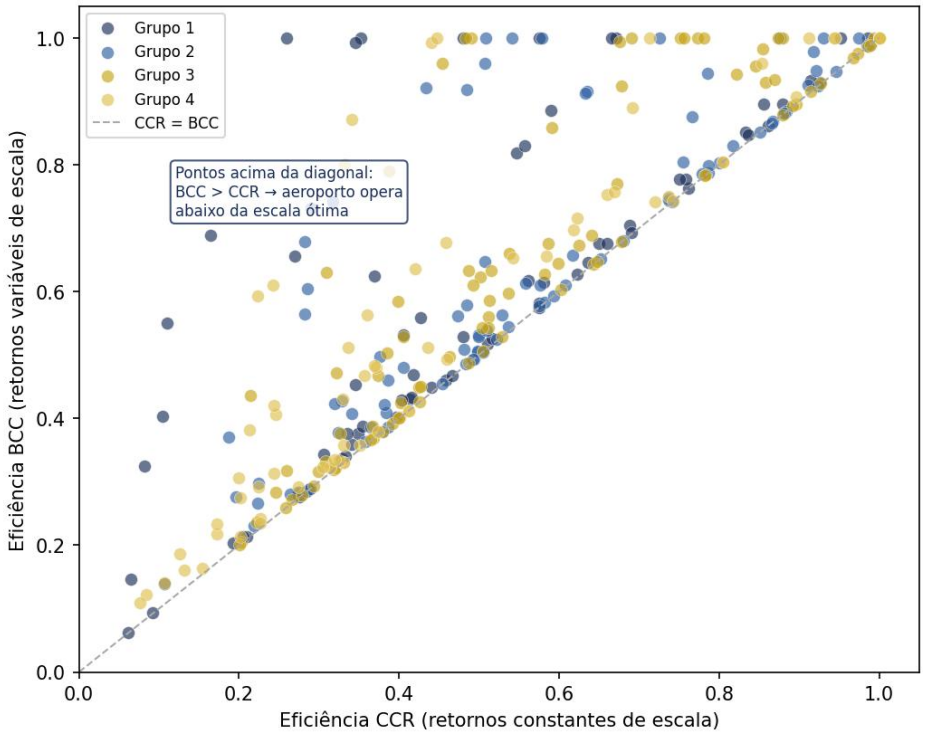
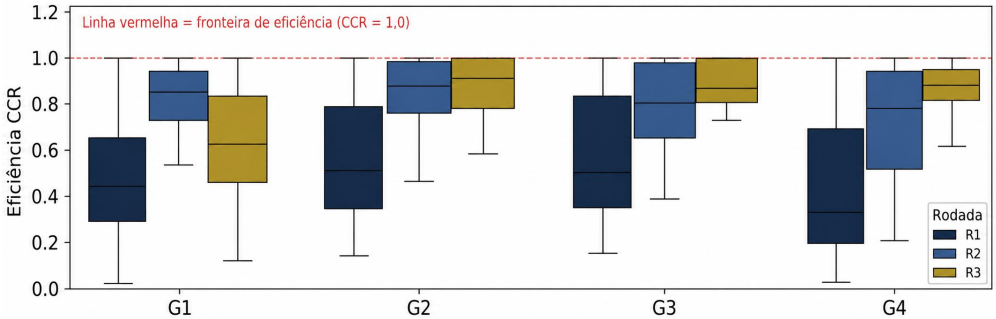



**Figura 2** • Dispersão dos escores CCR versus BCC por grupo RBAC. Pontos acima da diagonal indicam ineficiência de escala (SE $< 1$)




*Nota:* R2 e R3 elevam os escores médios em todos os grupos; G4 apresenta maior variabilidade intragrupo em R1 e R2, enquanto em R3 é o G1 que exibe a maior dispersão. Linha vermelha tracejada: fronteira de eficiência (CCR = 1,0).

**Figura 3** • Distribuição dos escores de eficiência CCR por grupo RBAC e rodada (2018–2023)

### 4.2. Evolução temporal

A pandemia de COVID-19 configurou o maior choque exógeno da série. Em 2018, 20,0% dos aeroportos operavam na fronteira de eficiência em R1 (CCR = 1,0); em 2020, esse percentual caiu a zero, resultado sem precedente na série analisada. A recuperação subsequente foi gradual: 3,5% em 2021, 7,0% em 2022 e 8,8% em 2023 (Figura 4), ainda consideravelmente abaixo dos níveis pré-pandêmicos.

A desagregação por grupo (Figuras 5 a 7) mostra que G2 e G3 apresentaram trajetória de recuperação mais rápida e consistente. Em 2022, a eficiência média de G2 retorna a 0,629, próximo ao nível pré-pandêmico de 0,715 em 2018, enquanto G4 permanece deprimido (0,502 em 2022 ante 0,609 em 2018), o que é compatível com recuperação mais lenta do tráfego internacional nos grandes hubs.

### 4.3. Efeito das externalidades: Rodadas 2 e 3

A inclusão da pontualidade como *output* adicional (R2) eleva a eficiência média geral de 0,554 para 0,820, incremento de 26,6 pontos percentuais (aumento relativo de aproximadamente 48%). Este salto não é uniforme: G2 apresenta o maior aumento proporcional (de 0,600 para 0,860), seguido de G1 (0,509 para 0,848). Aeroportos como Joinville (JOI), ausentes do *top* 10 em R1, emergem como líderes em R2, o que

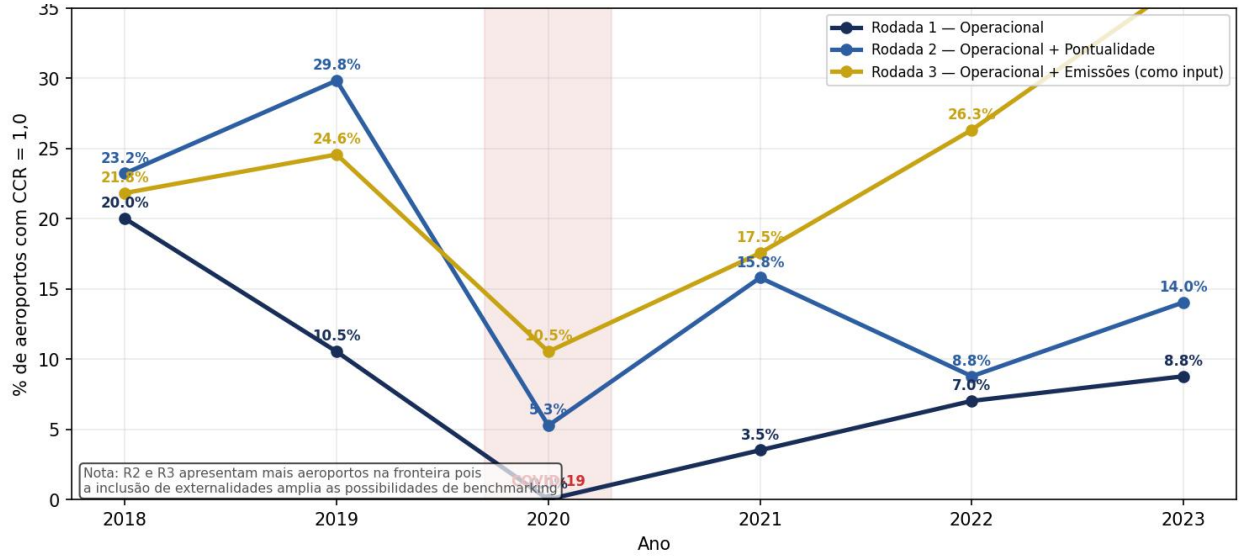



**Figura 4** • Percentual de aeroportos na fronteira de eficiência (CCR = 1,0) por ano e rodada

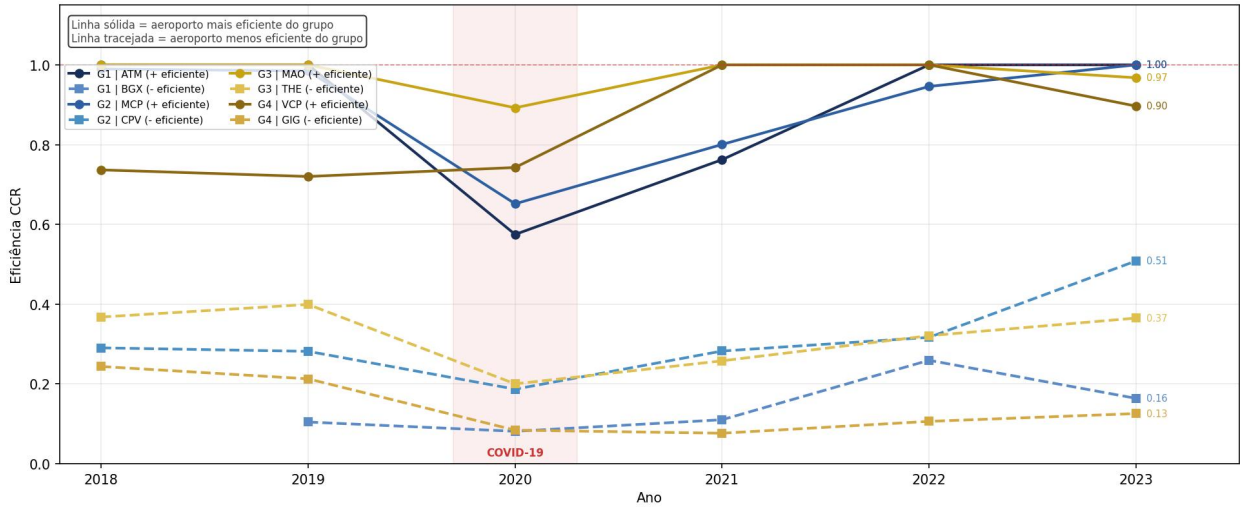



**Figura 5** • Evolução da eficiência CCR de aeroportos representativos por grupo RBAC na Rodada 1

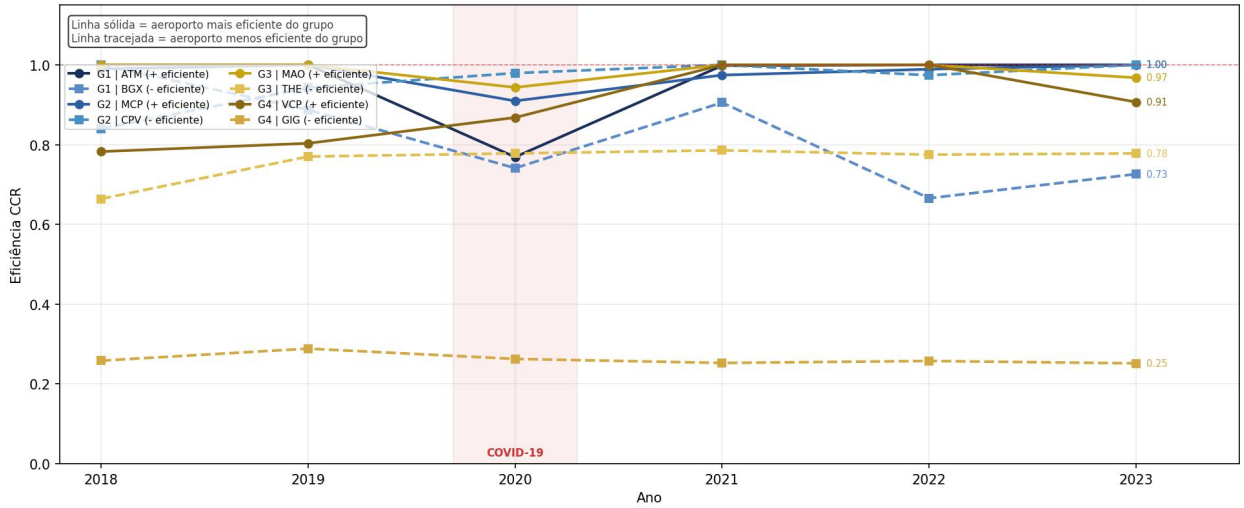



**Figura 6** • Evolução da eficiência CCR de aeroportos representativos por grupo RBAC na Rodada 2

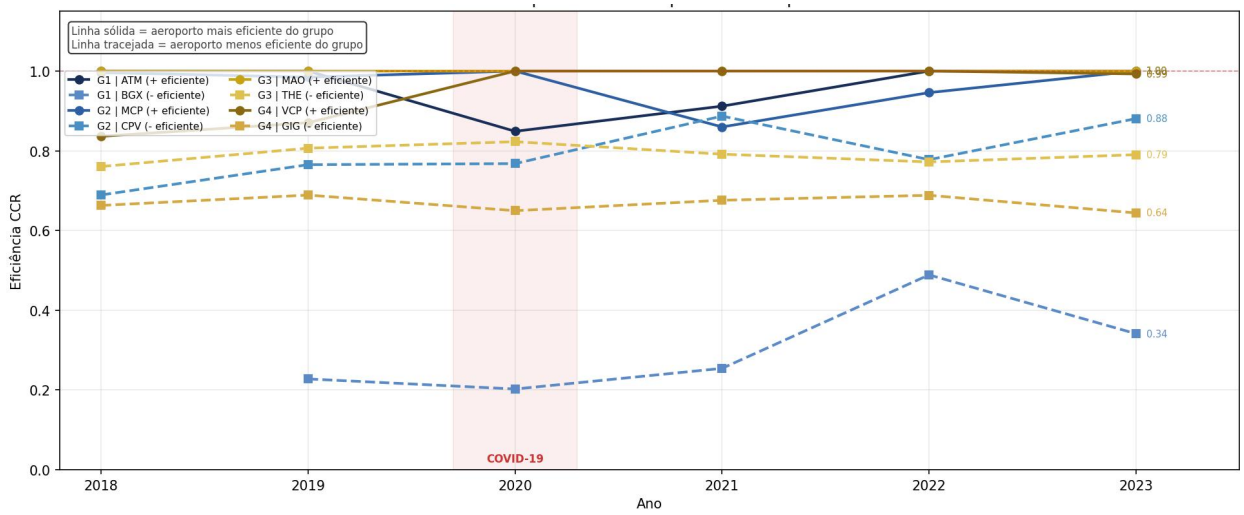



**Figura 7** • Evolução da eficiência CCR de aeroportos representativos por grupo RBAC na Rodada 3

indica que a dimensão de qualidade operacional reordena sensivelmente a hierarquia de desempenho. Os testes de Kruskal-Wallis confirmam significância estatística global ($H = 11{,}826$; $p = 0{,}008$) e, nas comparações pareadas, G4 passa a diferenciar-se de G2 ($p = 0{,}001$), sinalizando que os grandes hubs operam em regime distinto mesmo sob o modelo expandido.

A Rodada 3, que incorpora emissões atmosféricas como produto indesejável via inversão de sinal, produz a reconfiguração mais expressiva da hierarquia. A eficiência média alcança 0,837, e G4 deixa de ser o grupo com menor escore, como em R1 (0,482), para atingir 0,882 em R3, valor próximo ao de G2 (0,893) e G3 (0,890) e estatisticamente indistinguível deles. Em termos de proporção de aeroportos na fronteira em R3, G2 lidera (30,2%), seguido por G3 (24,0%) e G4 (20,8%). Este resultado é compatível com economias de escala ambiental: aeroportos de médio e grande porte (G2, G3 e G4) apresentam emissões por unidade de *output* relativamente controladas dado o volume de operações. Por outro lado, aeroportos de G1, que em R1 apresentavam eficiência moderada, tornam-se o grupo de menor eficiência ambiental-operacional integrada. O teste de Kruskal-Wallis para R3 registrou $H = 59{,}014$ ($p < 0{,}0001$), o maior valor de toda a análise, com G1 diferindo estatisticamente de G2, G3 e G4 ($p < 0{,}001$ em todos os pares), enquanto G2, G3 e G4 não diferem entre si.

Os padrões de significância dos testes de Mann-Whitney variam substancialmente entre rodadas, o que sugere que a escolha da especificação DEA determina não apenas os escores individuais, mas

a própria estrutura de diferenças entre grupos. Em R1, G2 e G3 distinguem-se significativamente de G1 ($p = 0{,}027$ e $p = 0{,}037$, respectivamente), mas não entre si ($p = 0{,}945$), conformando um bloco intermediário homogêneo. G4 não difere de G1 ($p = 0{,}333$), mas difere de G2 e G3 ($p = 0{,}002$ em ambos os casos). Em R2, G1 deixa de diferir de G2 ($p = 0{,}249$) e G3 ($p = 0{,}391$), enquanto G4 mantém distinção de G2 ($p = 0{,}001$). Em R3, o padrão torna-se binário: G1 difere de todos os demais grupos ($p < 0{,}001$ em todos os pares), enquanto G2, G3 e G4 tornam-se estatisticamente indistinguíveis entre si ($p > 0{,}30$ em todos os pares).

### 4.4. Ranking de aeroportos e desempenho individual

A Figura 8 apresenta os *rankings* de eficiência média nas três rodadas. O Aeroporto Internacional Eduardo Gomes (MAO, Manaus) e o Aeroporto de Vitória (VIX) são os únicos presentes no *top* 10 das três rodadas simultaneamente. MAO lidera R1 (0,977) e atinge fronteira plena em R3 (1,000), o que é compatível com a adequação da infraestrutura ao volume de tráfego e com o baixo nível de emissões por operação. Em contraste, o Aeroporto Internacional do Galeão (GIG) é o único presente no *bottom* 10 das três rodadas, evidenciando problema estrutural de capacidade instalada muito superior à demanda, associado às expansões realizadas para a Copa do Mundo de 2014 e os Jogos Olímpicos de 2016.

### 4.5. Determinantes da eficiência: logit fracionado

A Tabela 2 apresenta os coeficientes estimados. O status de concessão apresenta coeficiente negativo e significativo nas três rodadas (R1: $\beta = -0{,}182$, $p < 0{,}01$; R2: $\beta = -0{,}253$, $p < 0{,}01$; R3: $\beta = -0{,}154$, $p < 0{,}05$). Esse resultado não implica necessariamente que concessões reduzam a eficiência, mas é compatível com dois mecanismos: viés de seleção, pois os aeroportos concedidos ao longo do período tendem a ser os de maior porte e maior complexidade operacional; e sobreinvestimento de curto prazo, já que os contratos de concessão impõem expansões de capacidade que elevam os *inputs* sem crescimento imediato proporcional de *outputs*, o que é compatível com a depressão dos escores DEA nos primeiros anos pós-concessão (Assaf & Gillen, 2012; Toledo *et al.*, 2021; Rolim, Bettini & Oliveira, 2016).

O comprimento de pista apresenta coeficiente negativo e crescente em módulo de R1 a R2 ($\beta = -0{,}776$, $p < 0{,}01$), o que sugere que pistas dimensionadas para operações internacionais de longo alcance não maximizam *outputs* operacionais no contexto pós-pandêmico de retração de rotas internacionais.

Os coeficientes das externalidades são compatíveis com os padrões descritivos. A pontualidade apresenta $\beta = 0{,}234$ ($p < 0{,}01$) em R2, corroborando seu papel como determinante estrutural da eficiência quando explicitamente incorporada ao modelo. As emissões apresentam $\beta = 0{,}320$ ($p < 0{,}01$) em R3: aeroportos com maiores emissões absolutas tendem a ser os de maior movimentação, produzindo mais *outputs* por unidade de emissão, o que está associado a escores mais elevados. Os efeitos de grupo são

**Tabela 2** • Coeficientes estimados pelo *logit* fracionado nas três rodadas DEA. Referência: G1 e ano 2018.

| Variável | R1: $\beta$ Operacional | R2: $\beta$ +Pontualidade | R3: $\beta$ +Emissões |
|---|---|---|---|
| Constante | 0,379* | 1,801** | 0,417* |
| Área do TPS (m²) | 0,164 | 0,295** | −0,393** |
| Comprimento de pista (m) | −0,166* | −0,776** | −0,056 |
| Concessão (*dummy*) | −0,182** | −0,253** | −0,154* |
| Pontualidade (%) | — | 0,234** | — |
| Emissões atmosféricas | — | — | 0,320** |
| G2 vs. G1 | 0,385** | 0,014 | 1,497** |
| G3 vs. G1 | 0,461** | 0,005 | 1,565** |
| G4 vs. G1 | 0,064 | 0,234 | 1,989** |
| Ano 2020 (ref.: 2018) | −1,450** | −0,707** | −0,428* |
| Ano 2021 (ref.: 2018) | −0,790** | −0,298 | −0,011 |
| Ano 2022 (ref.: 2018) | −0,074 | −0,012 | 0,548* |
| Ano 2023 (ref.: 2018) | 0,172 | 0,112 | 0,743** |
| AIC | 476,7 | 324,7 | 301,2 |

** $p < 0{,}01$; * $p < 0{,}05$. Erros-padrão clusterizados por aeroporto. Células com "—" indicam variável ausente.

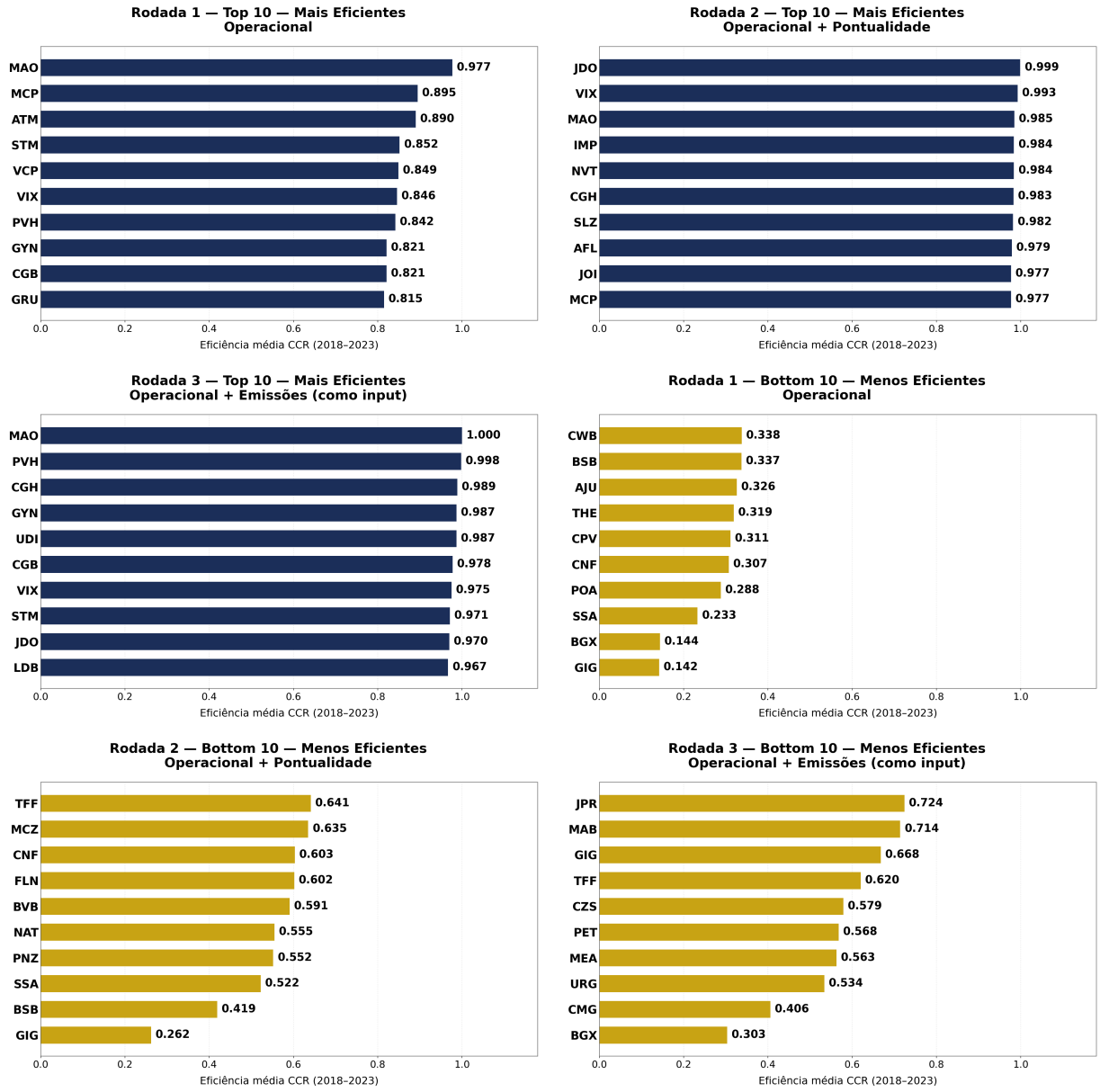



**Figura 8** • *Ranking* de eficiência média CCR por aeroporto — *top* 10 e *bottom* 10 nas Rodadas 1, 2 e 3

compatíveis com a inversão já documentada na análise descritiva: em R1, G2 e G3 são significativamente mais eficientes que G1 ($\beta = 0{,}385$ e $0{,}461$, $p < 0{,}01$), enquanto G4 não difere de G1; em R3, todos os grupos superam G1 com magnitude crescente (G4: $\beta = 1{,}989$, $p < 0{,}01$), o que é compatível com economias de escala ambiental nos grandes hubs. O colapso pandêmico é capturado pela *dummy* de 2020, com efeito negativo e significativo nas três rodadas ($\beta = -1{,}450$ em R1; $\beta = -0{,}707$ em R2; $\beta = -0{,}428$ em R3, todos $p < 0{,}05$), o maior efeito temporal estimado em R1. O fato de o efeito de 2020 permanecer negativo mesmo em R3 sugere que o choque pandêmico penalizou a eficiência mesmo quando a dimensão ambiental é incorporada ao modelo, ou seja, a retração do tráfego em 2020 não foi suficiente para compensar, via redução proporcional de emissões, a perda de eficiência operacional nesse ano. Os anos de 2022 e 2023 já registram coeficientes positivos e significativos em R3 ($\beta = 0{,}548$ e $0{,}743$, $p < 0{,}05$), sinalizando recuperação da eficiência ambiental-operacional integrada ao final do período.

## 5. Discussão

Os resultados são compatíveis com e ampliam achados da literatura internacional sobre eficiência aeroportuária. A eficiência média de 0,554 em R1 é coerente com a baixa eficiência relativa observada em

aeroportos brasileiros no período pré-pandêmico, em que apenas 39% de uma amostra de 28 aeroportos se mostraram eficientes (Toledo *et al.*, 2021), e inferior às médias reportadas para aeroportos da região Ásia-Pacífico, ainda que obtidas com modelo de retornos variáveis (Tsui *et al.*, 2014), o que sugere que o setor aeroportuário brasileiro ainda opera com folgas operacionais expressivas. O achado de que G4 apresenta eficiência inferior a G2 e G3 em R1 é compatível com evidências de que as economias de escala tendem a se esgotar acima de determinado porte (Oum, Adler & Yu, 2006) e com a subutilização da infraestrutura como fonte relevante de ineficiência aeroportuária (Lozano & Gutiérrez, 2011).

O caso do Aeroporto Internacional do Galeão (GIG) merece atenção especial. Com escore médio R1 = 0,142 e presença consistente no *bottom* 10 das três rodadas, o GIG configura o caso mais grave de subutilização da amostra. As expansões realizadas para a Copa do Mundo de 2014 e os Jogos Olímpicos de 2016 elevaram substancialmente os *inputs* físicos sem crescimento correspondente de demanda permanente, o que é compatível com a depressão estrutural dos escores DEA observada. Esse padrão é compatível com evidências de que a subutilização da infraestrutura e o congestionamento constituem fontes relevantes de ineficiência aeroportuária (Lozano & Gutiérrez, 2011).. A persistência do GIG no *bottom* 10 mesmo em R3, apesar das emissões relativamente elevadas que poderiam favorecer sua posição nessa rodada, sugere que a magnitude da ineficiência identificada não é revertida nem mesmo pela reconfiguração do espaço de eficiência decorrente da inclusão de emissões.

A inversão de hierarquia associada à inclusão de emissões em R3 tem implicação regulatória potencial. Os contratos de concessão vigentes no Brasil avaliam o desempenho das concessionárias predominantemente por indicadores de volume e infraestrutura. Os resultados desta pesquisa sugerem que essa abordagem pode penalizar sistematicamente aeroportos que, embora operem com menor tráfego absoluto, apresentam desempenho ambiental superior por unidade de *output* produzida. A incorporação de métricas de pontualidade e emissões nos instrumentos de regulação por desempenho, como os previstos na Lei das Concessões (Brasil, 1995) (Lei nº 8.987/1995) e no marco regulatório aeroportuário, poderia contribuir para corrigir esse viés e reorientar os incentivos das concessionárias para além do crescimento de tráfego. Ressalva-se que o desenho observacional deste estudo permite identificar associações e padrões comparativos de eficiência, mas não sustenta, isoladamente, inferências causais fortes sobre os efeitos das concessões, dos investimentos contratuais ou de eventos específicos sobre a eficiência aeroportuária.

## 6. Conclusões

Este estudo avaliou a eficiência técnica de 56 aeroportos concessionados brasileiros entre 2018 e 2023 por meio de três modelos DEA progressivos, mostrando que a escolha das dimensões de desempenho avaliadas determina não apenas os escores individuais, mas a própria hierarquia entre grupos de aeroportos.

No modelo operacional puro (R1), a eficiência média foi de 0,554, com aeroportos de porte intermediário (G2 e G3) superando os grandes hubs (G4, escore médio = 0,482), resultado que diverge da hipótese de economias de escala irrestrita e é compatível com o superdimensionamento de infraestrutura pós-pandêmico nos terminais de maior porte. A incorporação da pontualidade (R2) elevou a eficiência média para 0,820 e aproximou os grupos menores dos intermediários: G1 passou de 0,509 para 0,848, o que sugere que aeroportos regionais com bom desempenho operacional podem ser sistematicamente penalizados por métricas puramente volumétricas. A inclusão de emissões atmosféricas (R3) produziu a inversão mais expressiva: G2, G3 e G4 convergiram para escores médios próximos e estatisticamente indistinguíveis entre si (0,893, 0,890 e 0,882, respectivamente, com G2 apresentando a maior proporção de aeroportos na fronteira, 30,2%), enquanto G1 caiu para a pior posição relativa, revelando economias de escala ambiental que só se tornam visíveis quando o modelo captura externalidades negativas. O teste de Kruskal-Wallis para R3 ($H = 59{,}014$, $p < 0{,}0001$) confirmou que esse reordenamento é estatisticamente robusto. A pandemia de COVID-19 representou o maior choque da série: em 2020, nenhum aeroporto da amostra operava na fronteira de eficiência em R1, e a recuperação ainda não havia retornado aos níveis de 2018 ao final do período analisado.

Os determinantes estruturais identificados pelo *logit* fracionado reforçam esses padrões. O coeficiente negativo da variável de concessão nas três rodadas ($\beta = -0{,}182$ em R1; $\beta = -0{,}253$ em R2) não indica,

isoladamente, ineficiência das concessões, mas é compatível com o sobreinvestimento de curto prazo imposto pelos contratos e com o viés de seleção decorrente do porte dos aeroportos concedidos. A pontualidade apresentou efeito positivo e significativo ($\beta = 0{,}234$, $p < 0{,}01$) sobre os escores em R2, corroborando seu papel como determinante estrutural da eficiência quando explicitamente incorporada ao modelo.

Do ponto de vista da literatura, o estudo oferece três contribuições distintas. Primeiro, demonstra empiricamente que a especificação do modelo DEA não é neutra: modelos com diferentes dimensões de externalidades produzem hierarquias que não são diretamente comparáveis entre si, o que implica que comparações entre países ou períodos que adotem especificações distintas requerem controle metodológico explícito. Segundo, o coeficiente negativo e persistente da variável de concessão, aparentemente contraintuitivo frente à literatura que associa a propriedade privada majoritária a maior eficiência (Oum, Adler & Yu, 2006), embora as evidências sobre privatização sejam reconhecidamente heterogêneas (Graham, 2020), é compatível com efeitos temporalmente heterogêneos das concessões sobre a eficiência operacional: no horizonte de até cinco anos pós-concessão, o sobreinvestimento contratual parece deprimir os escores DEA antes que a demanda absorva a capacidade instalada. Terceiro, a estratificação conforme a adaptação da RBAC 153 adotada neste estudo estabelece um precedente metodológico para pesquisas nacionais, permitindo comparações consistentes entre grupos de porte distinto sem recorrer a limiares *ad hoc* de tráfego.

## 7. Limitações

Os resultados devem ser interpretados à luz de cinco limitações principais.

A primeira refere-se à disponibilidade e ao escopo dos dados de emissões: a fonte primária (ANAC, 2019) cobre apenas o ciclo LTO das aeronaves, não incluindo fontes terrestres, veículos de apoio, APUs e GSEs, o que subestima as emissões totais atribuíveis à operação aeroportuária. Adicionalmente, a medida $E_{total}$ soma diretamente, em quilogramas, cinco poluentes de naturezas físico-químicas e efeitos distintos sobre a saúde humana e o meio ambiente (CO, COV, MP, NOx e $SO_2$), sem aplicar fatores de equivalência que ponderem essas diferenças, simplificação comum em estudos que tratam emissões como externalidade única, mas que pode mascarar heterogeneidades entre aeroportos cujo perfil de emissões seja dominado por poluentes de impacto distinto. Pesquisas futuras poderiam empregar fatores de equivalência em $CO_2$ ou unidades de toxicidade ponderada.

A segunda é a natureza estimada (e não diretamente observada) dos escores DEA-CCR utilizados como variável dependente no segundo estágio, uma característica de variável dependente estimada que pode subestimar os erros-padrão se não tratada por procedimentos de *bootstrap* de dois estágios (Simar & Wilson, 2007).

A terceira é a sensibilidade do modelo DEA à escolha de *inputs* e *outputs*: a inclusão ou exclusão de variáveis operacionais, de qualidade ou ambientais pode alterar tanto os escores individuais quanto a hierarquia relativa entre aeroportos e grupos, como demonstrado pela comparação entre R1, R2 e R3 neste estudo.

A quarta diz respeito ao método de tratamento das emissões: a inversão de sinal de Seiford & Zhu (2002) é uma abordagem radial que trata as emissões como produto indesejável de forma proporcional, não capturando adequadamente a não linearidade das penalidades ambientais nem diferenciando aeroportos com distintas estratégias de gestão ambiental. Modelos DEA não radiais, como o SBM com variáveis indesejáveis (Cooper, Seiford & Tone, 2007) ou a função de distância direcional, seriam metodologicamente mais precisos e constituem direção prioritária de pesquisa futura. Além disso, a invariância de classificação que fundamenta o método é demonstrada por Seiford & Zhu (2002) para o modelo BCC; sua aplicação ao CCR deve ser interpretada como aproximação.

A quinta é o horizonte temporal restrito: com apenas seis anos de dados (2018–2023), a análise não captura os efeitos de longo prazo das concessões sobre a eficiência, e o período abrange o choque pandêmico e a fase inicial de recuperação, o que pode distorcer as estimativas dos coeficientes associados ao status de concessão e ao porte dos aeroportos. Pesquisas futuras devem explorar modelos DEA não

radiais, estender a análise ao período 2024–2028 e incorporar indicadores de satisfação do passageiro e dados financeiros das concessionárias.

## 8. Implicações regulatórias

Do ponto de vista regulatório, os resultados oferecem subsídio para a revisão dos contratos da sexta e sétima rodadas: a incorporação de metas mensuráveis de pontualidade e de intensidade emissiva nos Programas de Exploração Aeroportuária (PEAs) seria consistente com a tendência internacional de regulação por desempenho multidimensional, contribuindo para corrigir o viés sistemático que, segundo os resultados, tende a penalizar aeroportos que investem em qualidade e sustentabilidade ambiental.

### Agradecimentos

Os autores agradecem ao Instituto Tecnológico de Aeronáutica (ITA) e à Universidade Federal de Pernambuco (UFPE) pelo apoio institucional e pelos recursos disponibilizados para a realização desta pesquisa.

### Declaração de contribuição de autoria CRediT

*Maria Clara Rozo Terreiro Seffrin*: Metodologia, Curadoria de dados, Escrita – versão inicial, revisão e edição. *Marcelo Xavier Guterres*: Supervisão, Escrita – revisão e edição. *Viviane Adriano Falcão*: Supervisão, Escrita – revisão e edição.

### Uso de tecnologia assistida por inteligência artificial

O assistente de inteligência artificial Claude (Anthropic) foi utilizado como ferramenta de apoio à estruturação e revisão do texto do manuscrito, incluindo sugestões de organização e verificação de consistência da escrita. Os autores assumem total responsabilidade pelo uso de tais ferramentas e por todo o conteúdo do manuscrito.

### Declaração de conflitos de interesse

Os autores declaram que não há conflito de interesses relacionado a este artigo e seu conteúdo.

### Declaração de disponibilidade de dados

Os dados, modelos e códigos que suportam os resultados deste estudo estão disponíveis mediante solicitação ao autor correspondente, Maria Clara Rozo Terreiro Seffrin.

## Referências

ANAC (2019). *Inventário nacional de emissões atmosféricas da aviação civil*. Brasília: Agência Nacional de Aviação Civil. URL: https://www.gov.br/anac/pt-br/assuntos/meio-ambiente/inventario-nacional-de-emissoes-atmosfericas-da-aviacao-civil [visitado 11/10/2026].

ANAC (2023). *Anuário do Transporte Aéreo 2023*. Brasília: Agência Nacional de Aviação Civil. URL: https://www.gov.br/anac/pt-br/assuntos/dados-e-estatisticas/mercado-do-transporte-aereo/panorama-do-mercado/anuario-transporte-aereo.

Assaf, A. G. & D. Gillen (2012). Measuring the joint impact of governance form and economic regulation on airport efficiency. *European Journal of Operational Research 220*(1), 187–198. DOI:10.1016/j.ejor.2012.01.038.

Banker, R. D. (1993). Maximum likelihood, consistency and data envelopment analysis: A statistical foundation. *Management Science 39*(10), 1265–1273. DOI:10.1287/mnsc.39.10.1265.

Banker, R. D., A. Charnes, & W. W. Cooper (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science 30*(9), 1078–1092. DOI:10.1287/mnsc.30.9.1078.

Bezerra, G. C. L. & C. F. Gomes (2016). Performance measurement in airport settings: A systematic literature review. *Benchmarking: An International Journal 23*(4), 1027–1050. DOI:10.1108/BIJ-10-2015-0099.

Bogetoft, P. & L. Otto (2011). *Benchmarking with DEA, SFA, and R*, Volume 157 of *International Series in Operations Research & Management Science*. New York: Springer. DOI:10.1007/978-1-4419-7961-2.

Brasil (1995). Lei nº 8.987, de 13 de fevereiro de 1995. dispõe sobre o regime de concessão e permissão da prestação de serviços públicos previsto no art. 175 da constituição federal, e dá outras providências. Diário Oficial da União, Brasília. URL: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/l8987cons.htm [visitado 3/9/2026].

Charnes, A., W. W. Cooper, & E. Rhodes (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research 2*(6), 429–444. DOI:10.1016/0377-2217(78)90138-8.

Chen, Y.-H. & J.-J. Lin (2021). Determinants of flight delays at East Asian airports from an airport, route and network perspective. *Journal of Air Transport Management 94*, 102064. DOI:10.1016/j.jairtraman.2021.102064.

Cooper, W. W., L. M. Seiford, & K. Tone (2007). *Data Envelopment Analysis: A Comprehensive Text with Models, Applications, References and DEA-Solver Software* (2nd ed.). New York: Springer. DOI:10.1007/978-0-387-45283-8.

Domingos, M. C. d. F. (2023). Análise da eficiência de aeroportos brasileiros concessionados – ampliando o paradigma. Mestrado (dissertação), Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos.

Falcão, V. A., H. S. Queiroz Jr., L. T. Mendes, & F. G. Silva (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 27*, 72–102. DOI:10.34096/rtt.i27.12217.

Graham, A. (2020). Airport privatisation: A successful journey? *Journal of Air Transport Management 89*, 101930. DOI:10.1016/j.jairtraman.2020.101930.

INFRAERO (2023). Estatísticas. Portal da Transparência, Empresa Brasileira de Infraestrutura Aeroportuária, Brasília. URL: https://transparencia.infraero.gov.br/estatisticas/ [visitado 3/9/2026].

Keskin, B. & C. D. Köksal (2019). A hybrid AHP/DEA-AR model for measuring and comparing the efficiency of airports. *International Journal of Productivity and Performance Management 68*(3), 524–541. DOI:10.1108/IJPPM-02-2018-0043.

Lin, L. C. & C. H. Hong (2006). Operational performance evaluation of international major airports: An application of data envelopment analysis. *Journal of Air Transport Management 12*(6), 342–351. DOI:10.1016/j.jairtraman.2006.08.002.

Lozano, S. & E. Gutiérrez (2011). Slacks-based measure of efficiency of airports with airplanes delays as undesirable outputs. *Computers & Operations Research 38*(1), 131–139. DOI:10.1016/j.cor.2010.04.007.

Ngo, T.-T., N. T. Huynh, & C.-C. Yang (2026). A sequential approach to airport efficiency evaluation: Integrating two-stage DEA and truncated regression. *Journal of Air Transport Management 131*, 102922. DOI:10.1016/j.jairtraman.2025.102922.

Oliveira, A. V., G. Lohmann, & T. G. Costa (2016). Network concentration and airport congestion in a post de-regulation context: A case study of Brazil 2000–2010. *Journal of Transport Geography 50*, 33–44. DOI:10.1016/j.jtrangeo.2015.01.001.

Oum, T. H., N. Adler, & C. Yu (2006). Privatization, corporatization, ownership forms and their effects on the performance of the world's major airports. *Journal of Air Transport Management 12*(3), 109–121. DOI:10.1016/j.jairtraman.2005.11.003.

Pacagnella Jr., A. C., P. S. Hollaender, G. V. Mazzanati, & W. W. Bortoletto (2020). Infrastructure and flight consolidation efficiency of public and private Brazilian international airports: A two-stage DEA and Malmquist index approach. *Journal of Advanced Transportation 2020*, 2464869. DOI:10.1155/2020/2464869.

Papke, L. E. & J. M. Wooldridge (1996). Econometric methods for fractional response variables with an application to 401(k) plan participation rates. *Journal of Applied Econometrics 11*(6), 619–632. DOI:10.1002/(SICI)1099-1255(199611)11:6<619::AID-JAE418>3.0.CO;2-1.

Queiroz Jr., H. S. (2025). *Avaliação multidimensional da eficiência aeroportuária: comparação entre a governança pública e privada*. Doutorado (tese), Universidade Federal de Pernambuco, Recife. URL: https://repositorio.ufpe.br/handle/123456789/68025 [visitado 23/9/2026].

Ripoll-Zarraga, A. E. & S. Huderek-Glapska (2021). Airports' managerial human capital, ownership, and efficiency. *Journal of Air Transport Management 92*, 102035. DOI:10.1016/j.jairtraman.2021.102035.

Rolim, P. S., H. F. Bettini, & A. V. Oliveira (2016). Estimating the impact of airport privatization on airline demand: A regression-based event study. *Journal of Air Transport Management 54*, 31–41. DOI:10.1016/j.jairtraman.2016.03.019.

Seiford, L. M. & J. Zhu (2002). Modeling undesirable factors in efficiency evaluation. *European Journal of Operational Research 142*(1), 16–20. DOI:10.1016/S0377-2217(01)00293-4.

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

Toledo, F. S., V. A. Falcão, F. C. Camioto, & P. A. L. Silva (2021). A privatização torna os aeroportos brasileiros mais eficientes? *Transportes 29*(2), 2304. DOI:10.14295/transportes.v29i2.2304.

Tone, K. (2001). A slacks-based measure of efficiency in data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research 130*(3), 498–509. DOI:10.1016/S0377-2217(99)00407-5.

Tsui, W. H., H. O. Balli, A. Gilbey, & H. Gow (2014). Operational efficiency of Asia-Pacific airports. *Journal of Air Transport Management 40*, 16–24. DOI:10.1016/j.jairtraman.2014.05.003.

Yosimoto, V., R. Chambarelli, B. Mattos, P. Oliveira, F. Camacho, & H. Pinto (2016). A lógica atual do setor aeroportuário brasileiro. *Revista do BNDES* (45), 243–292. URL: https://web.bndes.gov.br/bib/jspui/handle/1408/9394 [visitado 23/9/2026].