

INSTITUTO TECNOLÓGICO DE AERONÁUTICA



Rafael Rodrigues Varella

**ANÁLISE DA CAPACIDADE E PROJEÇÃO DE
DEMANDA: ESTUDO DE CASO DO
AEROPORTO DO RECIFE**

Trabalho de Graduação
2016

**Curso de Engenharia
Civil-Aeronáutica**

Rafael Rodrigues Varella

**ANÁLISE DA CAPACIDADE E PROJEÇÃO DE
DEMANDA: ESTUDO DE CASO DO
AEROPORTO DO RECIFE**

Orientador

Prof. Dr. Alessandro Vinícius Marques de Oliveira (ITA)

Coorientador

Prof. Dr. Carlos Müller (ITA)

ENGENHARIA CIVIL-AERONÁUTICA

**SÃO JOSÉ DOS CAMPOS
INSTITUTO TECNOLÓGICO DE AERONÁUTICA**

Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação (CIP)
Divisão de Informação e Documentação

Varella, Rafael Rodrigues

Análise da capacidade e projeção de demanda: estudo de caso do Aeroporto do Recife / Rafael Rodrigues Varella.

São José dos Campos, 2016.

100f.

Trabalho de Graduação – Curso de Engenharia Civil-Aeronáutica– Instituto Tecnológico de Aeronáutica, 2016. Orientador: Prof. Dr. Alessandro Vinícius Marques de Oliveira. Coorientador: Prof. Dr. Carlos Müller.

1. Aeroportos. 2. Demanda (economia). 3. Infraestrutura (transportes). 4. Terminais de passageiros. 5. Capacidade do sistema de guiamento. 6. Administração de transportes. I. Instituto Tecnológico de Aeronáutica. II. Título.

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

VARELLA, Rafael Rodrigues. **Análise da capacidade e projeção de demanda: estudo de caso do Aeroporto do Recife**. 2016. 100f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos.

CESSÃO DE DIREITOS

NOME DO AUTOR: Rafael Rodrigues Varella

TÍTULO DO TRABALHO: Análise da capacidade e projeção de demanda: estudo de caso do Aeroporto do Recife.

TIPO DO TRABALHO/ANO: Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) / 2016

É concedida ao Instituto Tecnológico de Aeronáutica permissão para reproduzir cópias deste trabalho de graduação e para emprestar ou vender cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte deste trabalho de graduação pode ser reproduzida sem a autorização do autor.



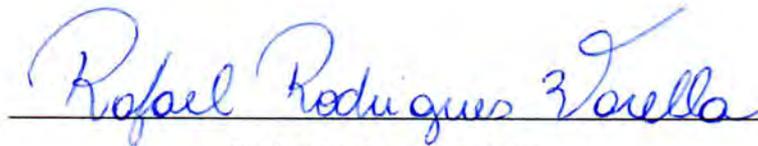
Rafael Rodrigues Varella

Rua H8B, 207

12.228-461 – São José dos Campos–SP

ANÁLISE DA CAPACIDADE E PROJEÇÃO DE DEMANDA: ESTUDO DE CASO DO AEROPORTO DO RECIFE

Essa publicação foi aceita como Relatório Final de Trabalho de Graduação



Rafael Rodrigues Varella

Autor



Alessandro Vinicius Marques de Oliveira (ITA)

Orientador



Carlos Müller (ITA)

Coorientador



Eliseu Lucena Neto

Coordenador do Curso de Engenharia Civil-Aeronáutica

São José dos Campos, 16 de novembro de 2016.

Dedico este trabalho a todos aqueles que acreditaram no meu sonho de me formar no Instituto Tecnológico de Aeronáutica e me ajudaram a torná-lo realidade.

Agradecimentos

Início esse agradecimento reverenciando todos os bons professores que desfrutei ao longo desses muitos anos. Em especial, agradeço ao Eurico por ter sempre acreditado no meu potencial, ao Rômulo, por ter sido o melhor professor de matemática que tive, sendo diretamente responsável pela minha aprovação e, é claro, ao Rafael, que, por três anos, exerceu papel de amigo, conselheiro e professor.

Agradeço também aos meus orientadores, Professores Alessandro e Müller. Ter a oportunidade de trabalhar com dois dos maiores especialistas de suas áreas foi uma oportunidade única. Obrigado por todo apoio durante a graduação e, em especial, na confecção deste trabalho.

Aos meus grandes amigos de sempre – a família *Jowzada* – agradeço por terem tornado minha vida mais fácil. Nos momentos mais difíceis, eu sempre sabia que tinha com quem contar, seja para reclamar, seja simplesmente para dar boas risadas. Essa amizade, que só aumentou com o tempo e com a distância, foi e sempre será essencial.

À minha noiva, Mariana, de fato faltam palavras para expressar todo o sentimento de gratidão. Você entrou na minha vida no momento mais difícil da graduação e foi essencial para que eu a concluísse. De fato, acredito que esse diploma deveria ser assinado por nós dois. Seja me apoiando a cada momento, suportando meus momentos de mal humor causado pelas adversidades da graduação ou simplesmente me inspirando pelo apeço e dedicação que você tem pela sua profissão, seu papel nessa conquista é imensurável.

Por fim, devo agradecer àqueles sem os quais nem o início dessa caminhada seria possível: a minha família. Essa vitória é de vocês e por vocês. Meus pais sempre me ensinaram a vencer pelo esforço e a valorizar a educação.

Ao meu pai, modelo de homem que eu quero seguir, agradeço por me mostrar o caminho correto e me orientar sempre. À minha mãe, minha rainha e base de toda a família, agradeço por nunca medir esforços para que eu tivesse toda a tranquilidade do mundo. E ao meu irmão, meu exemplo, agradeço por estar sempre do meu lado. Seja lá no início, me ajudando a estudar para ser aprovado no vestibular, ou até hoje, tornando minhas idas a Juiz de Fora uma forma de sobreviver ao ITA. Amo vocês!

*"All our dreams can come true,
if we have the courage to pursue them."*

— WALT DISNEY

Resumo

Neste trabalho são propostas metodologias de avaliação de demanda e de capacidade aeroportuárias. As metodologias propostas são aplicadas para o Aeroporto Internacional do Recife, escolhido em virtude da possibilidade, em um futuro próximo, da ocorrência de alguns eventos que podem marcadamente alterar o cenário desse aeroporto. Em relação à demanda, destaca-se a possível instalação de um hub da LATAM na cidade, o que pode acarretar um aumento significativo do fluxo de passageiros, além de alterar o perfil das operações. Além disso, a Azul tem aumentado significativamente as operações no Recife, o que também pode influenciar a demanda. Dessa forma, é preciso se pensar em alternativas para uma possível expansão do aeroporto. Uma delas é a incorporação do terreno da Base Aérea de Recife (BARF) ao sítio aeroportuário, uma vez que esse se encontra em uma região densamente povoada e a aquisição de terrenos privados próximos incorreria em altos custos. Assim, a transferência do terreno da BARF surge como uma opção que viabilizaria a possível expansão. Busca-se, portanto, analisar a real necessidade da transferência do terreno da BARF para o aeroporto e qual a melhor finalidade a ser dada a nova área. A previsão de demanda é feita por meio de um estudo econométrico, que analisa variáveis socioeconômicas, bem como eventos relevantes ligados ao transporte aéreo, a fim de construir um modelo de demanda doméstica de passageiros para o referido aeroporto. Obtido o modelo, utilizam-se projeções de mercado relacionadas aos indicadores econômicos para se construir cenários acerca da demanda futura. A capacidade, por sua vez, é analisada em termos de eficiência. Assim, utilizando uma análise envoltória de dados, investiga-se se, considerando a infraestrutura atual, o número de passageiros processados pelo Aeroporto do Recife é ótimo. Estudos como os apresentados neste Trabalho de Graduação são essenciais para auxiliar os agentes públicos na tomada de decisão acerca dos investimentos a serem feitos em um aeroporto. Além disso, espera-se que as conclusões e a metodologia aqui apresentadas funcionem não só como ferramenta para a tomada de decisão por parte dos gestores, mas que também inspirem novos pesquisadores a desenvolverem trabalhos semelhantes e mais aprofundados. A análise conjunta de todos os resultados aponta que investimentos na infraestrutura são altamente estimulados. A incorporação de um novo terreno ao sítio aeroportuário, onde pudessem ser ampliadas as instalações atuais permitiria que retornos mais que proporcionais em termos de capa-

cidade de passageiro fossem obtidos. O estudo de capacidade também informou que os investimentos a longo prazo prioritariamente devem ser feitos na construção de uma nova pista.

Abstract

In this paper, we propose methodologies for evaluating airport demand and capacity. The suggested methodologies were applied to the Recife International Airport, chosen due to the possibility, in a near future, of the occurrence of some events that can markedly alter the background of this airport. Regarding demand, it is worth highlighting the possible installation of LATAM's hub at the city, which can lead to a significant increase in the passengers flow, as well as changing the operations pattern. In addition, Azul has significantly increased operations in Recife, which may also influence demand. Thus, it is necessary to think about alternatives for a possible expansion of the airport. One of these alternatives is the incorporation of Recife Air Force Base's ground to the airport site. Since the airport is in a densely populated region and the acquisition of near private lands would incur high costs, the transfer of the Air Force Base's land arises as an option that would enable the possible expansion. We, therefore, analyze the real need to transfer the Air Force Base's land to the airport and what is the best purpose for the new area. Demand forecast was performed using an econometric model, which analyzes socioeconomic variables as well as relevant events related to air transport, in order to build a model of domestic demand of passengers for the given airport. Once the model is obtained, market projections related to economic indicators are used to build scenarios about future demand. Capacity, in turn, is analyzed in terms of efficiency. Thus, using a data envelopment analysis, we investigate whether, considering the current infrastructure, the number of passengers processed by Recife Airport is optimum. Studies such as those presented in this paper are essential to assist policy makers in making decisions about airport investments. In addition, we expect that conclusions and methodology presented here will not only serve as a tool for decision-making by managers, but will also inspire new researchers to develop similar and deeper works. A joint analysis of all the results indicates that investments in infrastructure are highly stimulated. The incorporation of a new terrain to the airport site, where existing facilities could be expanded, would allow more than proportional returns in terms of passenger capacity. The capacity study also reported that long-term investments should be made primarily in the construction of a new runway.

Lista de Figuras

FIGURA 3.1 – SBRF: Evolução do número de passageiros domésticos embarcados e eventos relevantes no transporte aéreo (2002–2016).	47
FIGURA 3.2 – Evolução do número de passageiros e do <i>yield</i> (2002 – 2016).	48
FIGURA 3.3 – Evolução do número de passageiros e do PIB (2002 – 2016).	49
FIGURA 3.4 – Valor dos coeficientes estimados para cada mês.	52
FIGURA 4.1 – Fronteira de eficiência.	61
FIGURA 4.2 – Orientação dos modelos DEA.	63
FIGURA 4.3 – Diferentes retornos de escala.	64
FIGURA 4.4 – Fronteiras padrão e invertida para um modelo BCC.	68
FIGURA 4.5 – Relação entre eficiência e número de passageiros.	83
FIGURA 4.6 – Ineficiência de escala.	87

Lista de Tabelas

TABELA 1.1 – Evolução do número de passageiros embarcados nos 10 principais aeroportos do País e evolução do PIB real (2002 – 2015).	20
TABELA 1.2 – Evolução da quantidade de passageiros interestaduais de longa distância transportados pelos modais aéreo e rodoviário (2006– 20115).	22
TABELA 2.1 – SBRF: malha aérea doméstica, por companhia aérea.	28
TABELA 2.2 – SBRF: ligações aéreas mais movimentadas (2016).	29
TABELA 3.1 – Trabalhos econométricos de demanda para o mercado doméstico brasileiro.	37
TABELA 3.2 – Exemplos de modelos econométricos de previsão de demanda.	41
TABELA 3.3 – Estatísticas descritivas das variáveis utilizadas no modelo econométrico.	44
TABELA 3.4 – Coeficientes de correlação entre o regressando e os regressores.	49
TABELA 3.5 – Elasticidade dos regressores.	51
TABELA 3.6 – Previsão da evolução do PIB nacional (2016 – 2020).	54
TABELA 3.7 – Previsão de demanda (2016 – 2020).	55
TABELA 4.1 – Principais estudos recentes com aplicação do DEA no setor de aeroportos.	70
TABELA 4.2 – Aeroportos selecionados para a análise DEA.	74
TABELA 4.3 – Valores dos <i>inputs</i> para os 30 diferentes aeroportos selecionados.	77
TABELA 4.4 – Valores dos <i>outputs</i> para os 30 diferentes aeroportos selecionados.	78
TABELA 4.5 – Coeficiente de correlação de Pearson entre os <i>inputs</i> e os <i>outputs</i>	79
TABELA 4.6 – Estatísticas descritivas das variáveis utilizadas no modelo DEA.	80

TABELA 4.7 – Cálculo dos índices de eficiência para os 30 aeroportos analisados.	82
TABELA 4.8 – Potencial de crescimento do <i>output</i> para os aeroportos não eficientes.	84
TABELA 4.9 – Eficiência dos aeroporto por região.	86
TABELA 4.10 – Eficiência de escala.	86
TABELA 4.11 – Análise dos <i>benchmarks</i> e <i>anti-benchmarks</i>	88

Lista de Abreviaturas e Siglas

ANAC	Agência Nacional de Aviação Civil
ASK	<i>Available Seat Kilometers</i>
BARF	Base Aérea de Recife
BCB	Banco Central do Brasil
Cade	Conselho Administrativo de Defesa Econômica
DAC	Departamento de Aviação Civil
DEA	<i>Data Envelopment Analysis</i>
HAC	<i>Heteroscedasticity and Autocorrelation Consistent</i>
IATA	<i>International Air Transport Association</i>
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
ICAO	<i>International Civil Aviation Organization</i>
ICMS	Imposto sobre Circulação de Mercadorias e Prestação de Serviços
IPCA	Índice de Preços ao Consumidor Amplo
MQO	(Método dos) Mínimos Quadrados Ordinários
OLS	<i>Ordinary Least Square</i>
Pax	Passageiros
PIB	Produto Interno Bruto
RPK	<i>Revenue Passenger Kilometers</i>
SAC	Secretaria de Aviação Civil

SBBR	Aeroporto Presidente Juscelino Kubitschek (Brasília - DF)
SBBE	Aeroporto Val De Cans/Júlio Cezar Ribeiro (Belém - PA)
SBCF	Aeroporto Tancredo Neves (Confins - MG)
SBCG	Aeroporto de Campo Grande (Campo Grande - MS)
SBCT	Aeroporto Afonso Pena (Curitiba - PR)
SBCY	Aeroporto Marechal Rondon (Várzea Grande - MT)
SBEG	Aeroporto Eduardo Gomes (Manaus - AM)
SBFI	Aeroporto Cataratas (Foz Do Iguaçu - PR)
SBFL	Aeroporto Hercílio Luz (Florianópolis - SC)
SBFN	Aeroporto Fernando De Noronha (Fernando De Noronha - PE)
SBFZ	Aeroporto Pinto Martins (Fortaleza - CE)
SBGL	Aeroporto Internacional do Galeão (Rio De Janeiro - RJ)
SBGO	Aeroporto Santa Genoveva (Goiânia - GO)
SBGR	Aeroporto Governador André Franco Montoro (Guarulhos - SP)
SBIL	Aeroporto da Bahia - Jorge Amado (Ilhéus - BA)
SBJP	Aeroporto Presidente Castro Pinto (João Pessoa - PB)
SBJU	Aeroporto Orlando Bezerra De Menezes (Juazeiro Do Norte - CE)
SBJV	Aeroporto Lauro Carneiro De Loyola (Joinville - SC)
SBKP	Aeroporto de Viracopos (Campinas - SP)
SBLO	Aeroporto Governador José Richa (Londrina - PR)
SBMO	Aeroporto Zumbi Dos Palmares (Maceió - AL)
SBMQ	Aeroporto Alberto Alcolumbre (Macapá - AP)
SBNF	Aeroporto Ministro Victor Konder (Navegantes - SC)
SBPA	Aeroporto Salgado Filho (Porto Alegre - RS)
SBPJ	Aeroporto Brigadeiro Lysias Rodrigues (Palmas - TO)

SBPL	Aeroporto Senador Nilo Coelho (Petrolina - PE)
SBPV	Aeroporto Gov. Jorge Teixeira De Oliveira (Porto Velho - RO)
SBRF	Aeroporto dos Guararapes - Gilberto Freyre (Recife - PE)
SBRJ	Aeroporto Santos Dumont (Rio de Janeiro - RJ)
SBSL	Aeroporto Marechal Cunha Machado (São Luís - MA)
SBSN	Aeroporto Maestro Wilson Fonseca (Santarém - PA)
SBSP	Aeroporto de Congonhas (São Paulo - SP)
SBSV	Aeroporto Deputado Luís Eduardo Magalhães (Salvador - BA)
SBTE	Aeroporto Senador Petrônio Portella (Teresina - PI)
SBUL	Aeroporto Ten. Cel. Aviador César Bombonato (Uberlândia - MG)
SBVT	Aeroporto Eurico De Aguiar Salles (Vitória - ES)
Seae	Secretaria de Acompanhamento Econômico
TECA	Terminal de Carga Aérea
TPS	Terminal de Passageiros

Sumário

1	CONSIDERAÇÕES INICIAIS	19
1.1	Motivação	19
1.2	Contextualização e Justificativa de Pesquisa	22
1.3	Estrutura do Trabalho	25
2	O AEROPORTO DO RECIFE	26
2.1	Descrição	26
2.2	Infraestrutura Atual do Aeroporto	27
2.3	Análise da Malha Doméstica	27
3	ESTUDO DE DEMANDA	30
3.1	Introdução	30
3.2	Metodologia	30
3.2.1	Considerações Iniciais	30
3.2.2	Formalização Matemática	31
3.2.3	Testes Estatísticos	35
3.3	Revisão da Literatura	37
3.4	Desenvolvimento Empírico	40
3.4.1	Dados	40
3.4.2	Modelagem Empírica	40
3.4.3	Estratégia de Estimação	44
3.4.3.1	Multicolinearidade	44
3.4.3.2	Autocorrelação e Heteroscedasticidade	45
3.4.3.3	Estimadores	46

3.5	Resultados	47
3.5.1	Análise Gráfica e Estatística	47
3.5.2	Resultados Econométricos	49
3.5.3	Estudos de Projeção de Demanda	54
4	ESTUDO DE CAPACIDADE	57
4.1	Introdução	57
4.2	Análise Envoltória de Dados	57
4.2.1	Definições	57
4.2.2	Descrição do Método	59
4.2.3	Histórico	61
4.2.4	Formalização Matemática	62
4.2.5	Método da Fronteira Invertida	68
4.3	Revisão da Literatura	69
4.4	Desenvolvimento Empírico	72
4.4.1	Dados	72
4.4.2	Modelagem Empírica	73
4.4.2.1	Escolha do Modelo	73
4.4.2.1.1	Retorno de Escala	73
4.4.2.1.2	Orientação	75
4.4.2.2	Escolha das Variáveis	75
4.4.2.2.1	Pré-seleção	75
4.4.2.2.2	Descarte de Variáveis e Seleção Final	76
4.5	Resultados	80
4.5.1	Resultados Gerais	80
4.5.2	Eficiência de Escala	86
4.5.3	Análise dos <i>Benchmarks</i>	87
4.5.4	Implicações Para o Aeroporto do Recife	88
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	90
5.1	Síntese	90

5.2	Limitações e Recomendações de Estudos Futuros	91
5.2.1	Projeção de Demanda	91
5.2.2	Análise da Capacidade	92
REFERÊNCIAS		93

1 Considerações Iniciais

1.1 Motivação

O acelerado crescimento econômico observado no Brasil a partir dos anos 2000 permitiu o acesso de novos usuários ao transporte aéreo. Concomitante a isso, a evolução da liberalização econômica no setor também desempenhou um papel fundamental no crescimento da demanda. Conforme descrito por Oliveira *et al.* (2011), esse processo teve início a partir de 1992, com o intuito de tornar o mercado do transporte aéreo mais dinâmico e competitivo. A partir daí e até o ano de 2002, ocorreram sucessivas rodadas de liberalização, com a extinção de monopólios, implementação da liberdade tarifária e flexibilização no processo de entrada de novas companhias. Com efeito, o preço médio da passagem aérea no país sofreu um decréscimo considerável, permitindo que uma nova parte da população tivesse acesso ao modal aéreo de transporte.

Todos esses fatores impulsionaram a demanda por transporte aéreo a um ritmo muito acelerado, bem superior ao próprio nível de crescimento econômico do país. A Tabela 1.1 ilustra esse crescimento, mostrando a evolução do número de passageiros embarcados nos principais aeroportos brasileiros de 2002 a 2015 e o crescimento real do PIB no mesmo período.

O acelerado crescimento da demanda acabou por pressionar a capacidade de processamento dos aeroportos brasileiros, conduzindo a um descompasso entre movimentação e capacidade. Um estudo desenvolvido pela consultoria McKinsey & Company (2010) concluiu que grande parte dos maiores aeroportos do País já operava com sinais de saturação na data do estudo, apresentando componentes de embarque lotados, restrições operacionais nos pátios de aeronaves e baixos níveis de serviço nos terminais de passageiros. Esses resultados conduziram ao início de um processo de mudança de paradigma na aviação nacional. Atualmente, observa-se um rearranjo institucional e um estímulo a concessão à iniciativa privada de importantes aeroportos até então geridos pela Infraero, com o objetivo de aumentar a capacidade e a qualidade do serviço da infraestrutura aeroportuária.

Nota-se, assim, que o desenvolvimento de estudos que sirvam como referência e fonte

TABELA 1.1 – Evolução do número de passageiros embarcados nos 10 principais aeroportos do País e evolução do PIB real (2002 – 2015).

Aeroporto	2002	2015	Crescimento Anual
Governador André Franco Montoro (Guarulhos - SP)	4.977.728	18.891.303	10,8%
Presidente Juscelino Kubitschek (Brasília - DF)	2.879.396	9.663.274	9,8%
Congonhas (São Paulo - SP)	5.943.769	9.333.574	3,5%
Galeão (Rio De Janeiro - RJ)	2.324.282	8.207.339	10,2%
Tancredo Neves (Confins - MG)	193.836	5.447.407	29,3%
Viracopos (Campinas - SP)	393.029	4.925.698	21,5%
Santos Dumont (Rio De Janeiro - RJ)	2.626.263	4.752.121	4,7%
Deputado Luís Eduardo Magalhães (Salvador - BA)	1.670.364	4.494.845	7,9%
Salgado Filho (Porto Alegre - RS)	1.325.073	4.043.942	9,0%
Afonso Pena (Curitiba - PR)	1.310.218,0	3.534.460,0	7,9%
PIB (trilhões de R\$)	3,707	6,459	4,4%

Fontes: elaboração própria, a partir de informações contidas em bases de dados da ANAC (Anuário do Transporte Aéreo, 2015, disponível em www.anac.gov.br) e do IBGE (Séries Históricas do IPCA e Contas Nacionais Trimestrais, disponíveis em www.ibge.gov.br/home/estatistica/indicadores/.)

de informação para definição das novas políticas são cada vez mais comuns na literatura científica e técnica nacional. O estudo aqui apresentado visa se inserir nesse contexto, propondo uma metodologia de avaliação de demanda e de capacidade. A análise conjunta desses dois elementos é essencial para se identificar e estimar as necessidades de investimento. A metodologia proposta é aplicada para o Aeroporto Internacional do Recife, escolhido em virtude da iminência de alguns eventos que podem marcadamente alterar o cenário desse aeroporto.

Em relação a demanda, dois acontecimentos podem impactar significativamente os números atuais. O primeiro deles é a possível instalação de um *hub* da LATAM na cidade, o que pode acarretar um aumento significativo do fluxo de passageiros, além de alterar o perfil das operações. Além disso, a Azul tem aumentado significativamente as operações no Recife, o que também pode influenciar a demanda no futuro próximo. Dessa forma, é preciso se pensar em alternativas para uma possível expansão do aeroporto. Uma dessas alternativas é a incorporação do terreno da Base Aérea de Recife (BARF) ao sítio aeroportuário. A grande dificuldade observada hoje em relação ao sítio é que esse se encontra em uma região densamente povoada. Dessa forma, a aquisição de terrenos próximo incorreria em altos custos. Assim, a transferência do terreno da BARF surge como uma alternativa que viabilizaria a possível expansão.

Fica evidente, portanto, a importância da análise crítica dos fatores que afetam à avi-

ação civil, em especial à compatibilidade da infraestrutura aeroportuária em relação ao crescimento da demanda. Nesse contexto, estudos aeroportuários capazes de identificar os problemas, prever cenários futuros e apontar soluções para a insuficiência aeroportuária são fundamentais, pois permitem orientar, de maneira técnica, os responsáveis pelo planejamento aeroportuário.

Na pesquisa aqui apresentada, é dado foco à quantificação da demanda e à análise da infraestrutura instalada, com o objetivo de avaliar a situação atual do aeroporto e investigar a real necessidade de uma futura expansão e, nesse caso, quais os componentes mais críticos. Para isso, foram realizados dois estudos. O primeiro deles analisa a demanda e, por meio de uma modelagem econométrica, propõe previsões para a demanda em um horizonte de curto e médio prazos. O segundo estudo analisa a capacidade instalada do aeroporto. Para isso, utiliza-se a análise envoltória de dados para se investigar se, comparativamente com outros aeroportos brasileiros, o número de passageiros processados hoje pelo Aeroporto do Recife é considerado ótimo.

Destaca-se que a análise aqui apresentada é focada essencialmente na demanda de passageiros domésticos. Essa postura, contudo, é suficiente para avaliar as condições de um aeroporto, dadas as condições de mercado do país. Apenas alguns poucos aeroportos tem um movimentação de carga significativa (nominalmente, Manaus, Guarulhos, Viracopos e Guarulhos), de modo que o tráfego de passageiros representa o *core business* do mercado da aviação civil no país. Além disso, o fluxo de passageiros domésticos representa a maior parte da movimentação nos aeroportos brasileiros, razão pela qual a exclusão dos passageiros internacionais da análise não afeta significativamente os resultados.

Por fim, deve-se destacar que, apesar da situação econômica atual do país hoje sugerir uma conjuntura desfavorável, as características do transporte aéreo permitem que esse tipo de estudo seja atemporal. Esse mercado tem se mostrado crescente ao longo dos anos, se recuperando com rapidez, tanto de crises econômicas quanto de desastres naturais e instabilidades políticas. Além disso, mesmo considerando o cenário desfavorável, o País, ainda tem um enorme potencial a ser explorado. De acordo com Yosimoto *et al.* (2016), no Brasil, a razão entre o número de passageiros embarcados e a população total é de 0,98. Yosimoto *et al.* (2016) apontam que, apesar desse valor ter dobrado na última década, a média nos países nos quais o mercado da aviação é mais maduro é de 3,3.

Mais especificamente sobre a região Nordeste, na qual se localiza o Aeroporto do Recife, foco deste trabalho, há ainda algumas medidas específicas que têm sido feitas a fim de manter o mercado aquecido mesmo no período de crise. Com isso, a quantidade de voos para o exterior operados por empresas brasileiras, tendo como origem cidades nordestinas, cresceu sete vezes em dois anos. De um lado, o real fraco e a melhora nos serviços nas cidades do Nordeste têm atraído mais turistas para as praias da região. De outro, incentivos fiscais concedidos ao setor pelos governos estaduais têm funcionado como

TABELA 1.2 – Evolução da quantidade de passageiros interestaduais de longa distância transportados pelos modais aéreo e rodoviário (2006– 20115).

Ano	Rodoviário interestadual	Aéreo Interestadual	Participação do Modal Aéreo
2006	63.662.004	39.655.755	38,4%
2007	61.931.808	43.488.856	41,3%
2008	58.837.177	46.023.863	43,9%
2009	59.347.615	53.115.310	47,2%
2010	59.213.793	65.768.309	52,6%
2011	57.125.036	76.567.650	57,3%
2012	58.784.409	81.901.867	58,2%
2013	56.789.903	83.283.881	59,5%
2014	52.091.057	88.489.220	62,9%
2015	48.284.077	89.400.952	64,9%

Fonte: elaboração própria, a partir de informações contidas em bases de dados da ANAC (Anuário do Transporte Aéreo, 2015, disponível em www.anac.gov.br)

Nota: foram consideradas viagens acima de 75 quilômetros.

um ímã para as aéreas nacionais, num momento de crise da aviação.

Cumprе ressaltar, ainda, que o transporte aéreo tem se tornado cada vez mais competitivo em relação ao modal terrestre, no que diz respeito às viagens de longa distância. Em dezembro de 2005, o automóvel era o meio declarado como preferido em 48,1% das viagens, seguido do avião em 39,7%. Em setembro de 2016, o modal aéreo passou a abranger 53,2% das preferências, à frente de todos os outros modais somados. A mesma ideia é representada na Tabela 1.2, que mostra a evolução da quantidade de passageiros interestaduais de longa distância transportados pelos modais aéreo e rodoviário, entre 2006 e 2015.

Todo esse cenário evidencia que, mesmo com conjuntura econômica desfavorável, são necessários a avaliação e o estudo contínuos da infraestrutura aeroportuária, pois a perspectiva a médio e longo prazos é de expansão da aviação comercial.

1.2 Contextualização e Justificativa de Pesquisa

No dia 17 de abril de 2015, um anúncio formal feito pela empresa LATAM Airlines movimentou o mercado da aviação no país. Nesse anúncio, a empresa confirmou uma

intenção que já havia sido divulgada em 2012 pelo grupo e noticiou a instalação do primeiro centro de conexões de voos domésticos e internacionais no Nordeste. Esse tipo de aeroporto é conhecido como *hub*.

Segundo a empresa, o principal objetivo da instalação do *hub* na Região é aproveitar sua localização geográfica para ampliar a atuação em voos entre a América do Sul e a Europa, além de gerar demanda para o próprio Nordeste. O *hub* será projetado para movimentar, durante a primeira fase do desenvolvimento das operações (um período de dois anos), 1,1 milhão de passageiros em voos de longo curso e entre 1,0 e 1,2 milhão de passageiros dentro do Brasil e entre o país e nações vizinhas da América do Sul por ano.

Um estudo elaborado pela Oxford Consultoria a pedido da LATAM prevê uma série de benefícios trazidos pela implantação do *hub*. Os resultados apontam que cada dólar investido pelo grupo LATAM geraria de US\$ 5,20 a US\$ 5,80 em novas atividades econômicas. Além disso, o levantamento aponta que o empreendimento pode levar à cidade que o receber um crescimento adicional do PIB entre US\$ 374 milhões a US\$ 520 milhões e gerar até 42 mil postos de trabalho. Apenas durante o período de construção, a estimativa é que sejam gerados de 3 a 5 mil empregos ¹.

No anúncio, a LATAM declarou também que três cidades seriam consideradas como possíveis sedes do novo *hub* – Fortaleza, Natal e Recife – e que a vencedora seria escolhida com bases em estudos técnicos que levariam em conta a localização geográfica, a infraestrutura aeroportuária e o potencial de crescimento do aeroporto, além da competitividade em relação aos custos.

Em relação aos custos, as três cidades hoje contam com ICMS reduzido sobre o querosene de aviação, o que as coloca virtualmente empatadas em relação a esse quesito. Sobre a localização, considerando que o objetivo principal do *hub* é fomentar a conexão da América do Sul com a Europa, a diferença entre as três concorrentes é praticamente irrelevante. Dessa forma, pode-se afirmar que a infraestrutura disponível e possibilidade de ampliação dessa será decisiva para a escolha da cidade-sede do empreendimento.

Estudos feitos pela consultoria Arup apontam os investimentos e mudanças que seriam necessários aos três aeroportos para que fosse possível a instalação do *hub*. A investigação conclui que os terminais dos três aeroportos precisariam ser alterados. Isso porque as operações de um *hub* envolvem muitas conexões e atualmente os aeroportos processam fundamentalmente operações ponto a ponto. Assim, os terminais precisariam ser adaptados para receber o centro de conexões ².

¹ Gazzoni, M. “Novo hub da TAM pode injetar 9,9 bi na economia do nordeste”. Exame, 18 de setembro de 2015. Disponível em exame.abril.com.br/negocios/latam-apresenta-estudo-sobre-hub-do-nordeste/

² Oliveira, J. J. “TAM apresenta estudo com condições para definir hub do Nordeste”. Valor Econômico, 15 de outubro de 2015. Disponível em www.valor.com.br/empresas/4271924/tam-apresenta-estudo-com-condicoes-para-definir-%253Fhub%253F-do-nordeste

Ainda de acordo com o trabalho da Arup, estima-se que o novo *hub* movimentará 2 milhões de passageiros adicionais por ano a partir de 2018 e que, na hora pico, haja movimentação de 2,5 mil a 3,0 mil passageiros embarcando e desembarcando no aeroporto, com o envolvimento de aproximadamente 24 aeronaves operando simultaneamente. Em 2038, os números chegariam a 3,2 milhões por ano e, na hora-pico, 36 aeronaves operando simultaneamente e mais de 4.000 passageiros embarcando e desembarcando. Assim, concluiu-se que é benéfico também para todos os aeroportos a ampliação da capacidade de pista. É dessas conclusões que surge a motivação para esse trabalho.

O objetivo do estudo aqui apresentado é subsidiar tecnicamente decisões políticas a serem tomadas em relação ao Aeroporto do Recife. Assim, busca-se analisar a real necessidade da transferência do terreno da Base Aérea de Recife para o aeroporto, por meio do estudo da demanda atual, da previsão da demanda futura e da análise da infraestrutura atual do sítio. Dessa forma, busca-se auxiliar a tomada de uma decisão que seja benéfica para todos os agentes envolvidos.

Destaca-se que, além de um possível *hub* da LATAM, o Aeroporto do Recife ainda pode sofrer um aumento da demanda no futuro próximo devido a outra companhia aérea. Isso porque a Azul tem ampliado suas operações no Recife. Apesar de oficialmente a empresa negar a existência de um *hub* na cidade, a ampliação da malha fica evidente. O aumento do poder de compra no Nordeste, o aumento da demanda por viagens, a localização e o ICMS reduzido teriam sido os fatores que levaram a empresa a essa decisão.

O primeiro sinal de ampliação da malha se deu em janeiro de 2016, quando a empresa anunciou a estreia de voos regulares para 12 novas cidades a partir do Guararapes: Brasília, Belém, João Pessoa, Petrolina, Juazeiro do Norte, Campina Grande, São Paulo (Congonhas), Curitiba, Goiânia, Ilhéus, Porto Seguro e Presidente Prudente. Com essa mudança, a companhia passou a ser a única a conectar todas as capitais nordestinas. Além disso, aos fins de semana, foi criada uma malha dedicada à Azul Viagens, operadora de turismo da Azul, voltada a quem viaja a lazer para o Nordeste.

Com a mudança, a Azul passou a ligar grandes centros urbanos do Brasil, como São Paulo, Belo Horizonte, Rio de Janeiro, Goiânia, Brasília, Curitiba e Porto Alegre, além de Presidente Prudente, aos destinos turísticos do Nordeste via Recife, o que contribuirá para um aumento no número de turistas na cidade, além de reduzir o tempo da viagem das principais rotas.

Fica evidente, portanto, que este tipo de estudo é essencial para auxiliar os agentes públicos na tomada de decisão acerca dos investimentos a serem feitos, sobretudo em cenários como o atual, de má desempenho da economia e consequente maior necessidade de racionalização dos gastos. Além disso, espera-se que as conclusões e a metodologia aqui apresentadas funcionem não só como ferramentas para a tomada de decisão por

parte de gestores, bem como inspiração para outros pesquisadores desenvolverem trabalhos semelhantes e mais aprofundados sobre o tema.

1.3 Estrutura do Trabalho

Após a introdução exposta nesta primeira parte do trabalho, o restante deste trabalho foi dividido em quatro capítulos.

O Capítulo 2 apresenta ao leitor o Aeroporto do Recife. É exposta uma breve descrição do empreendimento, conjuntamente com uma caracterização da infraestrutura atual e uma análise de alguns dados relativos à conjuntura atual.

O Capítulo 3 descreve o estudo de demanda feito para o aeroporto em questão. Foi realizada uma previsão de demanda para um horizonte de curto e médio prazos, utilizando um modelo econométrico. Inicialmente, é feita uma contextualização da metodologia estudada e são apresentadas as formalizações matemáticas essenciais para que o leitor não familiarizado com a ciência da econometria seja capaz de compreender plenamente o estudo. Em seguida, apresenta-se a revisão da literatura, com a exposição de alguns trabalhos semelhantes realizados para outros aeroportos brasileiros. Após a revisão, é explicado o processo de seleção das variáveis para a construção do modelo empírico e, por fim, analisam-se os resultados obtidos.

O Capítulo 4 descreve o estudo de capacidade. Neste trabalho, a capacidade foi analisada em termos de eficiência. Assim, investiga-se se, comparativamente com outros aeroportos brasileiros, a quantidade de passageiros movimentados no Aeroporto do Recife é ótima. Primeiramente, descreve-se a análise envoltória de dados, metodologia empregada e, da mesma forma que foi feito no Capítulo 3, apresenta-se a formulação matemática básica da metodologia. Em seguida, é exposta uma revisão da literatura mais relevante na construção desse trabalho. Posteriormente, discutem-se as variáveis adotadas e faz-se uma breve explicação sobre os dados utilizados. Por fim, os resultados da análise são discutidos.

O Capítulo 5 destaca os principais pontos do trabalho, fazendo uma síntese que é capaz de indicar ao leitor as principais características do trabalho, como a metodologia empregada e as principais conclusões obtidas. Além disso, são descritas as limitações desse trabalho, com o intuito de embasar novos pesquisadores a darem continuidade ao trabalho aqui apresentado, aprofundando-o.

2 O Aeroporto do Recife

2.1 Descrição

O Aeroporto Internacional do Recife/Guararapes – Gilberto Freyre, ou simplesmente, Aeroporto do Recife é o principal terminal aeroportuário do estado de Pernambuco e atende a passageiros domésticos e internacionais 24 horas por dia. Juntamente com o Aeroporto de Petrolina e o Aeroporto de Fernando de Noronha, é um dos três aeroportos do Estado que operam transporte regular de passageiros atualmente.

O aeroporto se localiza na Zona Sul do Recife, bairro do Imbiribeira, na divisa com a cidade de Jaboatão dos Guararapes. O aeroporto se encontra a 11 quilômetros do centro do Recife, 1,5 quilômetro da Praia de Boa Viagem – a praia urbana mais famosa da cidade – e a 25 quilômetros do Porto de Suape – o maior porto do Norte/Nordeste do País. Além disso, o Aeroporto do Recife encontra-se a 2,4 quilômetros do hospital de emergência mais próximo; a 1,1 quilômetro da estação de metrô mais próxima; a 2,7 quilômetros da principal zona hoteleira da cidade; a 16,5 quilômetros da rodoviária. A localização, portanto, surge como um ponto positivo, uma vez que o sítio está próximo de importantes pontos de interesses dos passageiros que chegam e saem da cidade. Por outro lado, essa localização, dificulta a expansão do sítio. Dessa forma, a incorporação do terreno da Base Aérea de Recife representa uma das poucas alternativas de expansão existentes.

O Aeroporto do Recife é administrado pela Infraero, uma empresa estatal fundada e constituída nos termos da Lei 5.862, de 12 de dezembro de 1972, com a finalidade, de implantar, administrar, operar e explorar a infraestrutura aeroportuária que lhe fosse atribuída pelo Ministério da Aeronáutica. A Lei 12.462, de 4 de agosto de 2011, alterou o polo ativo da referida delegação, retirando-a do extinto Ministério da Aeronáutica e transferindo-a para a Secretaria de Aviação Civil da Presidência da República. A Infraero hoje está entre as três maiores operadoras aeroportuárias do mundo, contando com 60 aeroportos, nos quais são transportados mais de 130 milhões de passageiros por ano.

2.2 Infraestrutura Atual do Aeroporto

O Aeroporto do Recife conta com um sítio de 4.229.140 m², o qual fica adjacente à Base Aérea de Recife.

O pátio de aeronaves conta com 110.526 m² e possui 11 pontes de embarque e 21 posições de estacionamento de aeronaves do tipo Boeing 737-800. Sob o pátio, há uma rede de dutos subterrâneos que conduzem combustível para abastecimento de aeronaves. Esta é uma das formas mais seguras de abastecimento, pois evita o trânsito de caminhões-tanque no local.

A pista de pousos e decolagens, única, do Guararapes possui 3.007 m de comprimento por 45 m de largura. Essa extensão possibilita o pouso e decolagem de aviões de grande porte, permitindo assim o tráfego aéreo internacional. A última grande reforma ocorrida na pista se deu em 2013, com o recapeamento da cobertura asfáltica e a alteração da base e da sub-base em alguns pontos, com vista a atender novas regras exigidas pela ANAC.

O terminal de passageiros possui uma área total de 52.000 m² e conta com uma capacidade declarada de 16,5 milhões de passageiros por ano. O TPS como é hoje entrou em operação experimental no ano de 2004, mas foi inaugurado oficialmente somente em 2006. Na época, houve aumento do número de balcões de *check-in*, passando de 24 para as atuais 64 posições. O terminal de passageiros é controlado por um sistema de automação que regula desde o controle dos acessos restritos ao público, à detecção de riscos de incêndio, até a otimização do consumo de energia.

O aeroporto conta ainda com um estacionamento de veículos na forma de edifício-garagem, com 2.020 vagas no total. O edifício-garagem foi concluído em dezembro de 2002 e conta com três pavimentos. No quarto pavimento do edifício existe ainda um espaço para eventos e exposições.

O aeroporto dispõe de um Terminal de Logística de Cargas – TECA – alfandegado, com 6.125 m² de área para cargas de exportação e importação. O TECA apresenta um depósito de carga restrita, com capacidade diária de até 30 toneladas, e câmara frigorífica com módulos de resfriamento e congelamento. Especificamente para carga nacional, o terminal de cargas conta com 2 anexos medindo no total 3.967 m² de área construída.

2.3 Análise da Malha Doméstica

O presente estudo foca-se essencialmente em passageiros domésticos. Considera-se que esse procedimento é suficiente para avaliar as condições do aeroporto, dadas as características do mercado de aviação no país. O fluxo de passageiros domésticos representa 82%

do total, e, no caso específico do Aeroporto do Recife, esse valor sobe para 96%¹. Assim, a análise focada na malha doméstica não afeta significativamente os resultados.

A análise da malha do Aeroporto Internacional do Recife foi feita com auxílio de informações públicas contida nos portais da Infraero e da ANAC. Hoje, no aeroporto, operam as quatro principais empresas aéreas nacionais – Gol, LATAM, Azul e Avianca – além de seis empresas internacionais – American Airlines, TAP, TACV, Condor, Copa Airlines e Meridiana.

A Tabela 2.1 lista as rotas nacionais servidas pelo Aeroporto do Recife. Nota-se que o Guararapes possui ampla atuação no cenário doméstico, com destinos espalhados por todo o território nacional, inclusive com destaque para a interligação entre diversas cidades do Nordeste, sobretudo com voos operados pela Azul.

TABELA 2.1 – SBRF: malha aérea doméstica, por companhia aérea.

Cia. Aérea	Ligações Aéreas
Avianca	Brasília, Petrolina, Porto Alegre, Rio de Janeiro (Galeão), Salvador, São Paulo (Guarulhos)
Azul	Aracaju, Belém, Belo Horizonte (Confins), Campina Grande, Campinas, Curitiba, Fernando de Noronha, Fortaleza, Goiânia, Ilhéus, João Pessoa, Juazeiro do Norte, Maceió, Manaus, Natal, Parnaíba, Petrolina, Porto Alegre, Porto Seguro, Porto Velho, Presidente Prudente, Ribeirão Preto, Rio de Janeiro (Galeão), São José do Rio Preto, São Paulo (Guarulhos), São Paulo (Congonhas), Salvador, Santarém, São Luís, Teresina, Uberlândia
Gol	Brasília, Fernando de Noronha, Fortaleza, Rio de Janeiro (Galeão), São Paulo (Guarulhos), São Paulo (Congonhas)
LATAM	Brasília, Petrolina, Porto Alegre, Rio de Janeiro (Galeão), Salvador, São Paulo (Guarulhos)

Fonte: elaboração própria, a partir de informações contidas em bases de dados da ANAC (Horário de Transporte, disponível em www.anac.gov.br/hotran).

A Tabela 2.2 mostra os dez aeroportos que mais movimentaram passageiros em 2016 em rotas envolvendo o Aeroporto do Recife. Para esse fim, foram considerados os dois sentidos da rota (embarque e desembarque). A partir da Tabela 2.2, nota-se que a grande maioria dos aeroportos com mais movimentos envolvendo o Aeroporto Internacional de Recife também se encontra na lista dos aeroportos mais movimentados do país (Tabela 1.1), o que mostra que o aeroporto analisado encontra-se inserido no contexto da demanda convencional por transporte aéreo no país. As exceções, ou seja, dos aeroportos da Tabela 2.2, os que não estão entre os mais movimentados do país, são o Aeroporto Pinto Martins, o Aeroporto Fernando de Noronha e o Aeroporto Senador Nilo Coelho. Esse fato evidencia

¹ Fonte: ANAC, Anuário do Transporte Aéreo (2015), disponível em www.anac.gov.br.

TABELA 2.2 – SBRF: ligações aéreas mais movimentadas (2016).

ICAO	Aeroporto	Passageiros
SBGR	Governador André Franco Montoro (Guarulhos - SP)	754.070
SBBR	Presidente Juscelino Kubitschek (Brasília - DF)	324.513
SBGL	Galeão – Antonio Carlos Jobim (Rio De Janeiro - RJ)	340.190
SBFZ	Pinto Martins (Fortaleza - CE)	260.065
SBSV	Deputado Luís Eduardo Magalhães (Salvador - BA)	245.995
SBCF	Tancredo Neves (Confins - MG)	117.455
SBSP	Congonhas (São Paulo - SP)	101.090
SBPL	Senador Nilo Coelho (Petrolina - PE)	96.746
SBKP	Viracopos (Campinas - SP)	93.094
SBFN	Fernando De Noronha (Fernando De Noronha - PE)	61.098

Fonte: elaboração própria, a partir de informações contidas em bases de dados da ANAC (Anuário do Transporte Aéreo, 2015, disponível em www.anac.gov.br)

a relevância do Aeroporto de Recife para o transporte aéreo da região Nordeste e indica um potencial do uso desse aeroporto como uma espécie de *hub* turístico nordestino.

3 Estudo de Demanda

3.1 Introdução

Este capítulo apresenta um estudo econométrico de previsão de demanda para o Aeroporto Internacional do Recife. O estudo analisa variáveis socioeconômicas, bem como eventos relevantes ligados ao transporte aéreo com o objetivo de construir um modelo de demanda doméstica de passageiros para o referido aeroporto. Obtido o modelo, utilizam-se projeções de mercado relacionadas aos indicadores econômicos para se construir cenários acerca da demanda futura.

Os estudos de demanda constituem parte essencial do planejamento aeroportuário, podendo fornecer subsídios para as ações a serem tomadas no curto, médio e longo prazos. A análise da demanda é, assim, um assunto chave em diversos estudos sobre o transporte aéreo. Estudar a demanda fornece ferramentas para que se avalie a necessidade de investimentos nos aeroportos, permitindo aos gestores tomarem decisões de maneira técnica. Cumpre ressaltar que as previsões não têm como finalidade serem completamente assertivas em seus resultados, mas subsidiar a definição de cenários futuros plausíveis para o planejamento das operações e da infraestrutura.

3.2 Metodologia

3.2.1 Considerações Iniciais

Fazer uma previsão de demanda significa simular cenários futuros antes que eles ocorram. Dessa forma, as previsões são parte essencial de qualquer planejamento, pois permitem que os responsáveis pela gestão vislumbrem possíveis situações futuras e tomem as melhores decisões. Inúmeras são as metodologias de previsão descritas na literatura. É papel do pesquisador conhecer os pontos fortes e fracos de cada uma e empregar aquela que mais se adequa aos dados disponíveis, ao objeto de pesquisa e ao nível de precisão exigido.

Embora existam diversas classificações para as técnicas preditivas, de maneira ampla elas podem ser subdivididas em dois grupos. O primeiro deles engloba os métodos quantitativos e se subdivide entre aqueles que se baseiam essencialmente na análise estatística dos dados passados e os que buscam analisar, não somente as relações estatísticas, mas também a existência denexo causal entre as variáveis. O segundo grupo de métodos de previsão abrange as abordagens qualitativas e envolve pesquisas com especialistas, o conhecimento prático do assunto e a intuição do pesquisador. O ideal é que se tente conciliar as práticas qualitativas com as quantitativas (ARCHER, 1980).

A estratégia de previsão utilizada neste trabalho baseia-se na utilização de modelos econométricos de regressão linear múltipla. A abordagem econométrica é a modelagem mais utilizada nas previsões de demanda de transporte aéreo. Trata-se de uma metodologia de previsão em que se busca investigar os efeitos de variáveis independentes em variáveis dependentes. Assim, procura-se relacionar as variáveis de tráfego (dependentes) com variáveis socioeconômicas (independentes ou explicativas), buscando uma relação de causalidade entre elas. A investigação das relações de causalidade é muito útil para alertar o planejador dos possíveis impactos que determinadas variáveis podem gerar na demanda. Esse efeito é expresso por coeficientes estimados por meio de métodos estatísticos (FERNANDES; PACHECO, 2016, p. 158).

Os modelos econométricos constituem a técnica mais sofisticada de se realizar previsões de demanda, justamente porque permitem examinar as relações de causalidade entre diferentes variáveis que podem influenciar o mercado da aviação e a demanda (HORONJEFF *et al.*, 2010).

Por fim, deve-se ressaltar que o julgamento dos especialistas é indispensável na construção de um modelo econométrico, de modo que todo trabalho dessa natureza deve se iniciar com uma extensa revisão bibliográfica. Dessa forma, as relações matemáticas e estatísticas identificadas podem ser avaliadas a fim de se identificar se de fato há racionalidade nos resultados obtidos.

3.2.2 Formalização Matemática

Neste ponto do trabalho será apresentada a formulação básica de um modelo de regressão linear, com a formalização e rigor matemático que forem suficientes para familiarizar o leitor não habituado com o assunto. Dessa forma, o conteúdo aqui apresentado presta-se apenas a endereçar as questões relacionadas a séries temporais, forma de estruturação de dados utilizada neste trabalho.

Uma série temporal é um conjunto de dados no qual as variáveis são observadas sequencialmente em ordem cronológica. Assim, trata-se de uma sequência discreta de pontos

igualmente espaçados no tempo. As séries temporais têm seu uso principal no acompanhamento da evolução de grandezas econômicas. Exemplos de séries temporais incluem preços de ações, taxas de conversão de moeda, índices de inflação, produto interno bruto, entre diversos outros.

A formulação aqui exposta é, portanto, apenas uma síntese das informações que são estritamente necessárias para a compreensão da pesquisa aqui apresentada. Para o aprofundamento no assunto, o leitor é estimulado a leitura de Andrade (1993) e Becker e Greene (2001). No último, o leitor é ainda apresentado a uma série de livros didáticos complementares sobre o assunto.

A ideia básica de uma regressão linear é, dada uma grandeza que se deseja analisar o comportamento e um conjunto de variáveis que possivelmente expliquem essa grandeza avaliada, estimar os parâmetros de uma equação que possa modelar o processo. Suponha um modelo de regressão linear múltipla¹ genérico, dado por:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_{t1} + \beta_2 x_{t2} + \dots + \beta_k x_{tk} + \epsilon_t ; t = 1, 2, \dots, n \quad (3.1)$$

A Equação (3.1) também pode ser expressa de forma matricial:

$$Y = X \cdot \beta + \epsilon \quad (3.2)$$

onde:

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{bmatrix} ; \quad X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2k} \\ \dots & \dots & \ddots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nk} \end{bmatrix} ; \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \dots \\ \beta_k \end{bmatrix} ; \quad \epsilon = \begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \dots \\ \epsilon_n \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

Na Equação (3.1), o índice t indica o tempo ao qual o ponto analisado está indexado e n é o número total de observações (períodos de tempo) na amostra. Convencionalmente, utiliza-se $t = 1$ para a primeira observação. O termo y é chamado de variável dependente (explicada, prevista), ou ainda de *regressando*. Os diversos x_{ti} ($i = 1, 2, \dots, k$) são chamados de variáveis independentes (explicativas, explanatórias), também chamados de *regressores*, e k é o número total de variáveis independentes. Já os coeficientes β_i são

¹ O termo *múltipla* se refere ao fato de existir mais de uma variável independente. Caso contrário, a regressão é chamada de *simples*.

os parâmetros desconhecidos a serem determinados pelo processo de estimação. Eles são chamados de parâmetros de inclinação (*slope*) das variáveis. Cada β_i representa o efeito marginal *ceteris paribus* da variável x_{it} em y_t . O coeficiente β_0 é chamado de parâmetro de intercepto. Esse também precisa ser determinado por meio de estimação, mas seu valor raramente é central para a análise do problema. Por fim, a variável ϵ_t recebe o nome de termo de erro (perturbação).

O objetivo da regressão linear é, portanto, obter estimativas para os coeficientes β_i de modo a corretamente modelar a situação estudada. A maneira mais simples de se estimar os valores dos coeficientes é com a utilização do *método dos mínimos quadrados ordinários* – MQO ou OLS, do inglês *ordinary least squares*. Esta técnica consiste em encontrar o vetor β tal que a soma dos quadrados das diferenças entre o valor estimado e os dados observados seja mínima. Demonstra-se que o valor de β que cumpre essa restrição é dado por:

$$\beta = (X'X)^{-1} \cdot X' \cdot Y \quad (3.4)$$

A utilização do MQO garante que o grau de ajuste do modelo aos dados observados seja máximo. Outra vantagem do MQO em relação aos demais estimadores é que os primeiros são não-viesados. Contudo, a utilização de estimadores MQO requer o atendimento de algumas hipóteses. No caso específico de um modelo de regressão linear para séries temporais, as hipóteses são condensadamente descritas a seguir.

Hipótese 1: Linearidade

Como o próprio nome do método sugere, a primeira hipótese deve ser a existência de uma relação linear entre as várias independentes e a variável dependente. Deve-se destacar, contudo, que a econometria não se restringe necessariamente a equações estritamente lineares. Dessa forma, muitas vezes são utilizados modelos resultantes de transformações, de forma que as equações utilizadas sejam lineares em seus parâmetros. Um exemplo é a chamada *função de produção Cobb-Douglas*:

$$Q_i = e^{\beta_0} K_i^{\beta_1} L_i^{\beta_2} e^{\epsilon_i} \quad (3.5)$$

A função Cobb-Douglas pode ser transformada em uma expressão linear em seus parâmetros com o uso de logaritmos:

$$\ln Q_i = \beta_0 + \beta_1 \ln K_i + \beta_2 \ln L_i + \epsilon_i \quad (3.6)$$

Hipótese 2: Inexistência de colinearidade perfeita

Segundo essa hipótese, nenhuma variável independente pode ser obtida por meio de uma combinação linear perfeita das outras. Quando isso ocorre, diz-se que há *multicolinearidade perfeita* na amostra, e os resultados obtidos são viesados.

Hipótese 3: Média condicional nula

Assume-se que, para cada período t , o valor esperado do erro ϵ_t , condicional aos regressandos, é nulo. Matematicamente:

$$E(\epsilon_t|X) = 0, \quad t = 1, 2, \dots, n. \quad (3.7)$$

A propriedade listada na Equação (3.7) é conhecida como *exogeneidade estrita*. Diz-se, portanto, que as variáveis são estritamente exógenas. Em termos conceituais, a exogeneidade significa dizer que os não-observáveis, i.e., os termos de erro, não são relacionados com as variáveis explicativas.

Hipótese 4: Homoscedasticidade

A hipótese de homoscedasticidade dos erros implica em dizer que os erros têm variância constante, independentemente do valor dos regressandos e do período t . Matematicamente:

$$\text{Var}(\epsilon_t|X) = \text{Var}(\epsilon_t) = \sigma^2 \quad (3.8)$$

A homoscedasticidade implica, portanto, que ϵ_t e X sejam independentes, e que a variância de ϵ_t seja constante ao longo do tempo. Quando essa hipótese não se mantém, diz-se que os erros são *heteroscedásticos*.

Hipótese 5: Inexistência de correlação serial

Inexistência de correlação serial significa dizer que os erros em dois períodos de tempo diferente são não correlacionados. Matematicamente:

$$\text{Corr}(\epsilon_t, \epsilon_s) = 0, \quad \forall t, s = 1, 2, \dots, n; \quad t \neq s \quad (3.9)$$

Hipótese 6: Distribuição normal dos erros

Essa hipótese é importante para o emprego dos usuais erros-padrão, estatísticas t e estatísticas F , conceitos que serão apresentados posteriormente. Segundo essa, os erros

ϵ_t são independentes de X e são distribuídos como uma normal de média zero e variância σ^2 . Matematicamente:

$$\epsilon \sim \text{Normal}(0, \sigma^2) \quad (3.10)$$

3.2.3 Testes Estatísticos

Uma das etapas importantes da realização de um estudo econométrico é a análise da qualidade do modelo previsto, i.e., a aderência do modelo aos dados e seu nível de significância estatística, que pode indicar a sua real capacidade explicativa. A seguir, serão explicados os conceitos por trás de cada uma dessa ferramenta. Destaca-se que a explicação aqui exposta é apenas um resumo da extensa literatura sobre o tema, a fim de familiarizar o leitor menos habituado com os termos aqui empregados. Estimula-se, portanto, a leitura, por exemplo, de Wooldridge (2013) e Gujarati (2003) para a obtenção de informações mais detalhadas.

Uma das métricas de avaliação de ajuste do modelo aos dados é o R^2 *Ajustado*, que deriva do coeficiente de determinação, o R^2 . Esse, por sua vez, mostra a proporção da variação amostral total na variável dependente que é explicada pela variável independente. O R^2 varia entre 0 e 1 e, quanto maior o seu valor, melhor é o ajuste do modelo aos dados. Por exemplo, se o R^2 de um modelo é 0,7000, isto significa que 70% da variável dependente consegue ser explicada pelos regressores presentes no modelo. O R^2 é matematicamente definido por:

$$R^2 \equiv 1 - \frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \hat{y}_j)^2}{\sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2} \quad (3.11)$$

onde n é o número de observações da amostra, y_i são os valores amostrais da variável dependente, \hat{y} são os valores das estimativas da variável independente obtidas com o modelo econométrico proposto e \bar{y} é a média amostral do regressando.

Um problema associado a avaliação pelo R^2 é que a inclusão de um número grande de variáveis pode acarretar em um ajuste artificial do modelo aos dados. Dessa forma, o valor de R^2 será falsamente alto. Para evitar esse problema, utiliza-se o R^2 *Ajustado*, ou \bar{R}^2 , que penaliza a adição de variáveis explicativas no modelo. O \bar{R}^2 é dado por:

$$\bar{R}^2 = 1 - (1 - R^2) \frac{n - 1}{n - k - 1} \quad (3.12)$$

onde n é o número de observações na amostra e k é o número total de variáveis explicativas

no modelo.

É importante se destacar que, tanto o R^2 quanto o R^2 *Ajustado* devem ser usados apenas como indicativo do ajuste dos regressores obtidos aos dados históricos. Assim, essas grandezas não medem diretamente as relações de causalidade entre as variáveis, tampouco se algum viés está presente na amostra ou se o conjunto de variáveis escolhidos é o mais adequado.

Outra ferramenta utilizada é o Teste F , do qual deriva a estatística F , que indica a significância estatística do conjunto de variáveis independentes. A hipótese nula (H_0) do Teste F diz que a equação de regressão não explica a variável dependente. Assim, essa ferramenta testa se todo o conjunto de variáveis tem ou não efeito sobre a variável a ser explicada. Matematicamente:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = 0; \quad (3.13)$$

$$H_1 : \exists i \mid \beta_i \neq 0 \quad (3.14)$$

O valor da estatística F é dado por:

$$\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 / k}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 / (n - k - 1)} \quad (3.15)$$

Por fim, pode-se realizar também testes individuais sobre cada coeficiente da regressão. Estes testes geram as chamadas estatísticas t e são úteis para avaliar se a influência de uma variável específica sobre o regressando é nula. Matematicamente:

$$H_0 : \beta_i = 0; \quad (3.16)$$

$$H_1 : \beta_i \neq 0 \quad (3.17)$$

Assim, se H_0 for rejeitada, então há evidência de que a variável x_i é útil na predição do valor da variável dependente. Cumpre ressaltar que todo teste de hipótese está associado a um nível de significância. Assim, quando da rejeição de H_0 , é mais correto se dizer que “ H_0 não é rejeitada no nível de $p\%$ ”, sendo p o valor do nível de significância adotado. A quantia p é comumente chamada de p -valor (nível descritivo; probabilidade de significância) e indica o menor nível de significância com que se rejeitaria a hipótese nula. Simplificadamente, um p -valor pequeno leva à rejeição da hipótese nula.

Por fim, deve-se reafirmar que todos esses testes devem servir apenas como indicadores da qualidade do modelo proposto, indicando a significância estatística das variáveis, porém em nada substituindo a análise crítica feita pelo pesquisador responsável. A significância prática deve ser captada pelo analista, o que deve ser feito por meio de uma avaliação minuciosa da situação estudada e uma extensa pesquisa bibliográfica. Neste sentido, McCloskey e Ziliak (1996) apontam que o modelo só deverá ser considerado se suas variáveis, além de significância estatística, tiverem algum sentido prático, tanto em seus sinais quanto em suas magnitudes. Nas palavras de Andrade (1993), a econometria deve-se prestar apenas à confirmação de resultados coerentes com a realidade econômica.

3.3 Revisão da Literatura

A seguir são descritos alguns estudos recentes que utilizam a modelagem econométrica como ferramenta de previsão de demanda para o mercado doméstico de transporte aéreo brasileiro. A literatura nacional foi tomada como base, pois cada país guarda suas próprias idiossincrasias e, como a literatura relacionada ao tema é vasta e diversificada, optou-se por dar destaque aos trabalhos empíricos mais correlacionados com a realidade aqui estudada e com a metodologia aqui utilizado. A Tabela 3.1 resume a metodologia utilizada em cada trabalho descrito.

TABELA 3.1 – Trabalhos econométricos de demanda para o mercado doméstico brasileiro.

Autor	Aeroporto	Variáveis	Dados
Rocha (2010)	Regionais	Yield (-); PIB (+); ASK (+)	1997–2001
Condé (2011)	SBGL e SBRJ	PIB (+); Yield (-); Code-share Varig-TAM (-); Apagão aéreo (-)	2003–2009
Dimiz (2013)	SBMA	Yield (-); PIB (+); Entrada da Gol (+)	1990–2010
Falcão (2013)	SBEG	Yield (-); PIB (+); Codeshare Varig-TAM(-); Apagão aéreo (0)	2003–2010
Lima (2013)	SBVT	Yield (-); PIB (+); PIB ² (-); Novos consumidores (+)	2002–2011
Pamplona e Oliveira (2015)	SBSV	Yield (-); Consumo de energia (+); Disponibilidade de crédito (+);	2002–2013
Bendinelli e Oliveira (2015)	SBCF	Yield (-); PIB (+); Codeshare Varig-TAM (+); Novos consumidores (0)	2002–2012

Notas: (+) Os resultados apontaram uma relação positiva da variável com a demanda. (-) Os resultados apontaram uma relação negativa da variável com a demanda. (0) Os resultados não apontaram relação estatisticamente significante da variável com a demanda.

Rocha (2010) utiliza a abordagem econométrica para estimar parâmetros de demanda do transporte aéreo regional brasileiro. O autor utiliza dados do Departamento de Aviação Civil (DAC), um extinto órgão do Comando da Aeronáutica que atuou como regulador do transporte aéreo brasileiro até 2006, quando foi substituído pela ANAC. De acordo com Rocha (2010), os dados utilizados encontravam-se desagregados por setor da aviação civil e, assim, foram usados aqueles relativos à aviação regional. O autor não explicita, contudo, quais os aeroportos foram incluídos na análise. Entre os trabalhos descritos nesta Subseção, o de Rocha (2010) é o único que utiliza, como regressando, os dados de

RPK. Todos os demais utilizam o número absoluto de passageiros transportados. Como regressores, foram utilizados o PIB do país, o *yield* médio dividido pelo RPK e a oferta, medida pelo ASK da rota².

Os resultados de Rocha (2010) apontam relação negativa entre o *yield* e demanda e positiva entre o PIB e a demanda. Além disso, o autor conclui que a elasticidade-preço da demanda no mercado de aviação regional é próxima das dos demais mercados, enquanto que a elasticidade-PIB da demanda é menor. Rocha (2010) ainda aponta que há uma demanda reprimida para a aviação regional, de modo que investimentos em infraestrutura aeroportuária, bem como o aumento da frequência de voos nas rotas já existentes são medidas úteis para fomentar esse mercado.

Condé (2011) propôs modelos econométricos de previsão de demanda doméstica e internacional para os dois aeroportos que servem a cidade do Rio de Janeiro – o Aeroporto do Galeão (SBGL) e o Aeroporto Santos Dumont (SBRJ) – com o intuito de se obter a previsão de passageiros para o ano de 2014 (a pesquisa engloba dados de 2003 a 2009). O modelo proposto utiliza variáveis relacionadas ao cenário econômico, como o PIB do país, e ao preço, além de variáveis binárias indicativas de períodos relevantes no cenário do transporte aéreo nacional.

Para a projeção da demanda futura, Condé (2011) considera estudos de mercado relativos à projeção do PIB, além da suposição de cenários referente ao *yield* médio e à taxa de câmbio. Os resultados apontam uma aproximação à tendência de triplicação do movimento doméstico de passageiros a cada 20 anos, o que confirma, segundo a autora, a necessidade de investimentos para ampliação de capacidade.

Diniz (2013), por sua vez, utiliza a abordagem econométrica de previsão de demanda para analisar a conformidade de um projeto de expansão da capacidade declarada do Aeroporto de Marabá (SBMA). O autor utiliza como variáveis o PIB, o *yield* e a entrada da empresa Gol no mercado. Os resultados apontam que, considerando um cenário realista, espera-se que a demanda atinja o novo limite de projeto (500.000 passageiros por ano) em apenas 5 anos, o que, segundo o autor, indica inadequação do projeto e justifica o estabelecimento de metas mais ambiciosas de ampliação.

Falcão (2013) analisa a influência do Aeroporto de Manaus (SBEG) para o setor de turismo da região norte do Brasil por meio, também, de modelos econométricos de previsão de demanda, com foco no ano de 2014 (os dados da pesquisa englobam o período de 2003 a 2010). Os resultados obtidos por Falcão (2013) apontam que a demanda prevista no citado

² O RPK – *revenue passenger kilometers* – é uma métrica de demanda comumente utilizada no setor de transporte aéreo e seu valor, em uma determinada rota, é obtido pelo produto entre o número de passageiros pagantes transportados pelo número de quilômetros voados. Já o ASK – *available seat kilometers* – é uma métrica de oferta obtida pela produto entre o número de assentos disponíveis em uma rota e a distância, em quilômetros, da rota.

ano é de aproximadamente 3,8 milhões de passageiros ao ano, o que supera a capacidade declarada de 2,5 milhões. Assim, a autora aponta que são necessários investimentos na infraestrutura do aeroporto para aumentar a capacidade de operação.

Lima (2013), por sua vez, utilizou da modelagem econométrica para desenvolver modelos de previsão de demanda para o Aeroporto Eurico de Aguiar Sales (IATA: VIX, ICAO: SBVT), localizado em Vitória, capital do Espírito Santo. A autora aponta que a importância desse tipo de estudo aplicada a um aeroporto que não está entre os principais em movimentos do país pode enriquecer o planejamento desse empreendimento de modo a permitir que, no futuro, esse seja utilizado como alternativas aos maiores *hubs* do país. As variáveis utilizadas são o *yield* médio doméstico nacional e o PIB do país, além de variáveis binárias indicativas de um período de entrada de novos consumidores no mercado. Os resultados de Lima (2013) apontam uma relação não-linear entre o PIB e a demanda por passageiros, algo que não foi investigado nos demais trabalhos aqui citados.

Pamplona e Oliveira (2015) estudaram a influência do crescimento da demanda no Aeroporto Internacional de Salvador, um aeródromo de uso compartilhado civil e militar. Assim, tal estudo analisa a influência das operações civis em um aeroporto militar estratégico, investigando a relação entre a demanda de passageiros para a aviação civil e capacidade da pista para operações militares. Os autores utilizaram um modelo econométrico que relaciona o número de passageiros domésticos movimentados (embarque e desembarque) com variáveis relacionadas ao preço das passagens e ao panorama econômico do país.

Utilizando simulações de cenários relacionados a essa variáveis, Pamplona e Oliveira (2015) concluíram que, considerando os voos regulares domésticos, o Aeroporto Internacional de Salvador não apresentará problemas de capacidade de modo a interferir nas operações militares em um horizonte de tempo próximo. Pamplona e Oliveira (2015) destacam que apenas uma evolução inesperada das variáveis e uma mudança no padrão da frota adotada pelas companhias operantes nesse aeroporto seriam capazes de levá-lo a níveis de movimentação próximos a sua capacidade, deixando pouco espaço para as operações militares.

No trabalho mais recente encontrado de estudo de demanda doméstica para aeroportos brasileiros, Bendinelli e Oliveira (2015) propõem um modelo econométrico empírico para um aeroporto recentemente privatizado, o Aeroporto Internacional de Confins, em Belo Horizonte, Minas Gerais. Os autores utilizam como variáveis explicativas exógenas o PIB, o *yield* médio e variáveis binárias de sazonalidade e de eventos relevantes para o transporte aéreo. Além disso, os autores empregam variáveis instrumentais endógenas a fim de endereçar a determinação simultânea entre preço e demanda.

O principal objetivo de Bendinelli e Oliveira (2015) é analisar as possibilidades de su-

cesso do processo de privatização ao longo dos anos, uma vez que a lucratividade do empreendimento dependerá essencialmente da demanda por transporte aéreo. Os resultados encontrados apontam que esse sucesso dependerá fundamental do crescimento da economia do país. Além disso, os autores apontam que um desempenho econômico-financeiro ruim do aeroporto gerado por um eventual crescimento lento da economia poderá ser compensado com um realinhamento das tarifas, uma vez que foi observada uma baixa elasticidade-preço da demanda.

3.4 Desenvolvimento Empírico

3.4.1 Dados

A base de dados utilizada se apresenta na forma de série temporal, que consiste em observações de um conjunto de variáveis ao longo do tempo. A base de dados utilizada tem periodicidade mensal, i.e., cada observação corresponde ao período de um mês. A base de dados conta com 173 observações, que englobam o período de janeiro de 2002 a maio de 2016.

A utilização de dados apresentados em séries temporais é bastante frequente em modelos econométricos, uma vez que dados econômicos, como taxa de inflação e produto interno bruto, são comumente fornecidas em intervalos periódicos regulares pelas autoridades competentes.

3.4.2 Modelagem Empírica

A primeira vista, a demanda por transporte aéreo já se diferencia da visão convencional de demanda, por ser uma demanda derivada. Isto quer dizer que a viagem por si só nunca é o produto final desejado pelo cliente, e sim um meio para alcançá-lo. Dessa forma, surgem relações socioeconômicas complexas, que precisam ser cuidadosamente analisadas para que a demanda seja corretamente modelada (BATES, 2008).

O trabalho do pesquisador é, portanto, avaliar corretamente o contexto de modo a tentar captar quais são os elementos intervenientes na demanda de um aeroporto. Conforme apontado por Kazda e Caves (2015), um modelo econométrico de demanda aeroportuária típico é dado por:

$$\ln T = -A + B \ln X + C \ln Y \quad (3.18)$$

onde T é uma medida de tráfego, X é uma medida da atividade econômica do país e Y é

TABELA 3.2 – Exemplos de modelos econométricos de previsão de demanda.

Tipo de Tráfego	Variável Dependente	Variáveis Independentes
Doméstico regular	Passageiro-Quilômetro	PIB do Brasil e <i>Yield</i>
Doméstico não-regular	Passageiros Transportados	PIB do Brasil
Internacional regular	Passageiro-Quilômetro	PIB Mundial
Internacional não-regular	Passageiros Transportados	PIB do Brasil
Aviação Geral	Passageiros Transportados	PIB do Brasil

Fonte: Instituto de Aviação Civil (2003).

uma métrica do preço das passagens.

Em um estudo de demanda dos aeroportos brasileiros, o Instituto de Aviação Civil (2003), extinto órgão subordinado ao Comando da Aeronáutica, sugeriu uma série de modelos de demanda de passageiros. Esses modelos são descritos na Tabela 3.2.

De acordo com a complexidade do estudo, o nível de precisão exigida e a disponibilidade de dados, outras variáveis podem ser acrescentadas no modelo. A partir da seleção das variáveis, o pesquisador deve testar diferentes modelos econométricos e selecionar aquele que, estatisticamente, melhor aderir ao comportamento histórico dos dados. A seguir são destacadas as principais sugestões de variáveis encontradas na literatura. Além das citadas, outras alternativas podem ser encontradas, por exemplo, nos trabalhos do Airports Council International (2011) e em Ashford e Wright (1992). Essas incluem, por exemplo, o preço do combustível, o rendimento médio das famílias no local, o nível de consumo médio da população, o potencial turístico da região, a existência de um aeroporto *hub*, entre diversas outras opções.

Um dos fatores sempre considerados relevantes para a previsão de demanda é o nível de crescimento econômico. Conforme aponta Graham (2014, p. 311), a situação da economia influencia as atividades de negócio, o que impacta a demanda por passageiros a negócio. Além disso, nos períodos de crise econômica, a população afetada tende, primariamente, a reduzir o consumo de serviços dos setores não essenciais, como é o caso do turismo. Assim, a situação econômica impacta também os passageiros a lazer.

Outro fator a ser destacado em relação a demanda do transporte aéreo é o preço das passagens aéreas. A desregulamentação do mercado de transporte aéreo permite um cenário mais dinâmico. Dessa forma, diminuem-se as barreiras de entrada e as companhias se tornam mais competitivas, o que permite uma queda dos preços, que, por sua vez, pode impactar positivamente a demanda por transporte aéreo (DE NEUFVILLE *et al.*, 2013, p.

126).

Eventualmente, além de variáveis contínuas, como é o caso do preço e do PIB, por exemplo, mostra-se conveniente o uso de variáveis binárias, também chamadas de *dummies*. Essas são utilizadas comumente em séries temporais para representar eventos ou períodos atípicos na evolução dos dados. Assim, as *dummies* assumem o valor 1 no ano relevante e 0 em todos os demais. No setor de aviação esse tipo de variável é extremamente importante, uma vez que esse mercado se caracteriza por ser sensível a conjunturas externas. Exemplos de eventos que impactaram significativamente a demanda por transporte aéreo incluem a crise financeira da Ásia, nos anos 90, o atentado de 11 de setembro nos Estados Unidos, a crise financeira global de 2009 e até mesmo a erupção de um vulcão no Chile em 2015.

A Equação (3.19) apresenta o modelo empírico dos fatores influentes na demanda doméstica de passageiros para o Aeroporto do Recife proposto neste trabalho.

$$\begin{aligned}
 PaxDom_t = & \beta_0 + \beta_1 PIB_t + \beta_2 Yield_t + \beta_3 t + \delta_1 CodeShare_t \\
 & + \delta_2 CriseGlobal_t + \delta_3 Apagao_t + \sum_{i=2}^{12} \Delta_i m_i + \epsilon_t \quad (3.19)
 \end{aligned}$$

onde:

- $PaxDom_t$ é o número de passageiros domésticos embarcados no Aeroporto Internacional de Recife no período t . Os dados de embarque de passageiros foram obtidos diretamente do sítio eletrônico da Agência Nacional da Aviação Civil, que divulga, mensalmente, dados estatísticos obtidos junto às companhias aéreas. Os dados são mensalmente fornecidos à ANAC, até o dia 10 do mês subsequente ao de referência, pelas empresas brasileiras e estrangeiras que exploram os serviços de transporte aéreo público regular e não regular no Brasil;
- PIB_t é o produto interno bruto (PIB) brasileiro, em trilhões de reais, no período t . O PIB representa a soma (em valores monetários) de todos os bens e serviços finais produzidos numa determinada região. Os dados são disponibilizados publicamente no sítio eletrônico do Banco Central do Brasil (BCB) e foram atualizados a valor presente com base no Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA), uma métrica de inflação calculada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE);
- $Yield_t$ é uma variável que representa o valor médio pago pelo passageiro por quilômetro voado e é dado em reais por quilômetro (R\$/km) Essa variável é calculada

mensalmente pela ANAC e estão disponíveis os valores mensais desde janeiro de 2002, razão pela qual a base de dados utilizada nesse trabalho se inicia nesse mês. O *Yield* é calculado pela ANAC a partir da razão entre a tarifa aérea média doméstica paga pelo passageiro em um sentido da viagem pela distância média percorrida. O levantamento não considera as tarifas especiais de fretamento e os assentos oferecidos gratuitamente ou com desconto diferenciados. O valor do *Yield* é calculado com base nas informações fornecidas pelas companhias aéreas nacionais. Os valores utilizados na regressão foram atualizados com base no IPCA;

- t é a variável de tendência. Esse tipo de variável é comumente considerado em modelos relacionados a séries temporais, uma vez que séries econômicas geralmente apresentam uma tendência comum de evolução ao longo do tempo. Assim, muitas vezes identifica-se que duas variáveis apresentam a mesma tendência, o que pode sugerir uma relação de causalidade que não é verdadeira, gerando a chamada regressão espúria. A adição da tendência temporal visa eliminar esse problema. Dessa forma, β_3 mede a mudança em *PaxDom* que é motivada pela simples passagem do tempo, *ceteris paribus*;
- $CodeShare_t$ é uma variável binária que indica o período no qual ocorreu um acordo de código compartilhado entre a Varig e a TAM. Esse acordo, ocorrido entre março de 2003 e abril de 2005, foi a única aliança relevante entre empresas aéreas observadas no período estudado. O *codeshare* é um acordo de compartilhamento de voos feito entre companhias aéreas que, geralmente, é usado como estratégia competitiva com objetivo de redução de custos. Os dados foram obtidos junto a Secretaria de Acompanhamento Econômico (SEAE) do Ministério da Fazenda;
- $CriseGlobal_t$ é uma *dummy* que indica o período compreendido entre setembro e dezembro de 2008, caracterizado pela deflagração de uma crise financeira global;
- $Apagão_t$ é uma *dummy* que indica o período compreendido entre outubro de 2006 e julho de 2007. Esses meses ficaram marcados por uma série de atrasos e cancelamentos de voos no país e ficaram conhecidos como período do “Apagão Aéreo”;
- m_i são as variáveis binárias indicativas de mês, com i variando de 2 a 12, simbolizando os meses de fevereiro a dezembro. O mês de janeiro é omitido da equação, pois foi arbitrado como caso base. Dessa forma, quando $m_i = 0 \forall i \in [2, 12]$, o dado se refere ao mês de janeiro. O uso dessas variáveis binárias é importante para se ter um controle sobre a sazonalidade, uma característica típica de séries temporais mensais ou trimestrais, nas quais o valor médio difere sistematicamente por época do ano;
- ϵ_t é o termo de erro.

Nota-se que o modelo sugerido para este trabalho não utiliza o logaritmo das variáveis, diferentemente do modelo básico proposto por Kazda e Caves (2015) e descrito na Equação (3.18). Esses modelos, conhecidos como *log-log* requerem que a elasticidade seja constante, o que é uma hipótese forte. Supor que a elasticidade não dependa dos níveis de outras variáveis é uma simplificação irrealista, e raramente encontra sentido econômico. Assim, opta-se por um modelo estritamente linear, conhecido como *lin-lin*. Nesse caso, a elasticidade depende das outras variáveis, o que, economicamente, faz mais sentido.

A Tabela 3.3 mostra as estatísticas descritivas das variáveis.

TABELA 3.3 – Estatísticas descritivas das variáveis utilizadas no modelo econométrico.

Variável	Unidade	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
<i>PaxDom</i>	milhares de pax	137,0108	60,5684	41,9230	291,2070
<i>PIB</i>	trilhões de R\$	0,439661	0,094056	0,286043	0,585616
<i>Yield</i>	R\$/km	0,621759	0,286824	0,247166	1,293208
<i>CodeShare</i>	binária	0,150289	0,358392	0	1
<i>CriseGlobal</i>	binária	0,023121	0,150725	0	1
<i>Apagão</i>	binária	0,057804	0,234049	0	1

Nota: todos os valores monetários foram atualizados a valor presente de junho de 2016, com base no IPCA.

3.4.3 Estratégia de Estimação

3.4.3.1 Multicolinearidade

A multicolinearidade é um problema que ocorre quando dois ou mais regressores guardam uma forte correlação entre si. A multicolinearidade perfeita, i.e., o fato de uma variável independente ser uma combinação linear perfeita de uma ou mais variáveis independentes, representa uma quebra das hipóteses de uso de estimadores OLS. Essa ocorrência, contudo, é rara e facilmente identificável.

O caso mais complicado ocorre quando há quase-colinearidade. Nessa situação, não há quebra das hipóteses do OLS e não há viés nas estimativas. No entanto, a quase-colinearidade pode ocasionar erros-padrão elevados, mesmo com o R^2 alto. Assim, os testes de hipóteses individuais dos regressores envolvidos ficam prejudicados, uma vez que a variância desses aparece “inflada”, resultando em estatísticas t não confiáveis (artificialmente baixas), aumentando o risco de falso negativo.

Uma maneira de verificar a possível existência de problemas relacionados a quase-colinearidade é por meio do cálculo do *Variance Inflation Factor* (VIF), um coeficiente que indica a severidade do problema de multicolinearidade para cada variável de um modelo de regressão linear. O VIF é calculado individualmente para cada regressor e um valor alto de VIF indica que possivelmente há problemas de multicolinearidade relacionados à variável em questão.

Adotando-se o critério citado por Wooldridge (2013, p. 98), que considera o valor de VIF igual a 10 como um valor de corte acima do qual a multicolinearidade é um problema, foi performado um teste VIF para amostra e notou-se que as variáveis *Tendencia*, *PIB* e *Yield* são as que potencialmente são problemáticas.

Na presença de multicolinearidade, as abordagens possíveis são a ampliação da amostra ou o descarte das variáveis problemáticas. No entanto, como já foi dito, a multicolinearidade por si só não gera viés na estimativa. Além disso, as três variáveis possivelmente problemáticas são consideradas essenciais, pois guardam informações que frequentemente são relevantes em modelos de projeção de demanda e, portanto, omiti-las poderia gerar viés nos resultados. Adicionalmente, Barth (2004) aponta que, em modelos econométricos com objetivos de prever a evolução de alguma variável, a multicolinearidade é natural e nada afeta a capacidade preditora do modelo. O procedimento adotado foi, pois, manter as variáveis possivelmente problemáticas, mas atentando-se para a adequada interpretação dos resultados e das variâncias obtidas para cada regressor.

3.4.3.2 Autocorrelação e Heteroscedasticidade

Em um conjunto de dados dispostos na forma de painel de dados ou de série temporal, a autocorrelação, ou correlação serial, ocorre quando há correlação entre os erros em diferentes períodos de tempo. Uma característica interessante em relação às séries temporais que tratam de observações econômicas é que raramente é possível assumir que essas são independentes ao longo do tempo (WOOLDRIDGE, 2013).

A presença de autocorrelação nem sempre representa a quebra da hipótese da média condicional nula. Nesse caso, o uso dos estimadores MQO convencionais permanece não-viesado, mas pode inflar as estatísticas t associadas ao teste de hipótese de cada variável. Em outras palavras, o erro-padrão dos coeficientes é artificialmente baixo, aumentando o risco de falso positivo. Dessa forma, essa problemática deve ser abordada nos estudos que se utilizam dessa forma de dados.

A hipótese de homoscedasticidade é outra premissa básica necessária para o modelo clássico de regressão linear. A homoscedasticidade significa que a variância do termo de erro, dado um determinado valor das variáveis independentes, é constante. Em outras palavras, no caso de uma série temporal, a homoscedasticidade significa que, para dado

X , ϵ_t é constante para todo t (GUJARATI, 2003). A heteroscedasticidade é o antônimo da homoscedasticidade.

Da mesma forma que a autocorrelação, a heteroscedasticidade, quando não afeta a hipótese de média condicional nula, não causa viés ou inconsistências nos resultados dos estimadores, mas pode reduzir os erros-padrão, inflando artificialmente as estatísticas t e aumentando o risco de falso positivo (WOOLDRIDGE, 2013).

A literatura descreve diversos testes para a detecção de autocorrelação, como o Teste Durbin-Watson (DURBIN; WATSON, 1950; DURBIN; WATSON, 1951), aplicável apenas para correlação de primeira ordem, o Teste Breusch-Godfrey (BREUSCH, 1978; GODFREY, 1978) e o Teste de Cumby-Huizinga (CUMBY; HUIZINGA, 1992), que é o mais geral deles e já considera, inclusive, o uso de estimadores mais avançados. Analogamente, também existem diversos testes de identificação de heteroscedasticidade. O Teste Breusch-Pagan/Godfrey/Cook-Weisberg (BREUSCH; PAGAN, 1979; GODFREY, 1978; COOK; WEISBERG, 1983) o Teste de White/Koenker (WHITE, 1980; KOENKER, 1981) são os testes mais simples e mais utilizados para esse fim. Além desses, existe o Teste de Pagan-Hall (PAGAN; HALL, 1983), utilizado para estimadores mais avançados do que o MQO.

No entanto, todos estes testes se assemelham na medida que apresentam como hipótese nula a ausência de autocorrelação ou heteroscedasticidade. Dessa forma, os testes são pouco conservadores, uma vez que a hipótese nula é pouco provável. Dessa forma, e como a autocorrelação está presente em virtualmente toda série temporal relacionada a grandezas econômicas, poupou-se o trabalho de testar a autocorrelação e a heteroscedasticidade e adotou-se diretamente o procedimento corretivo. Tal procedimento se baseia na utilização de estimadores consistentes com a presença dessas duas anomalias, conforme será mais detalhado na Subseção 3.4.3.3.

3.4.3.3 Estimadores

De modo a endereçar corretamente as questões relacionadas a heteroscedasticidade dos resíduos e a autocorrelação, duas abordagens são indicadas. A primeira delas é o uso de estimadores mais avançados, como o *Generalizes Least Squares* (GLS) ou o *Weighted Least Squares*, os quais obtêm estimativas e erros padrões diferentes daqueles obtidos pelo OLS. Essa abordagem foge do escopo desse trabalho e é recomendado para ampliações do estudo aqui apresentado.

A outra abordagem, que foi empregada neste trabalho, é o uso de estimadores consistentes com a presença de autocorrelação e heteroscedasticidade. Esse procedimento foi sugerido por Newey e West Newey e West (1987) e mantém os valores dos estimadores obtidos pelo método OLS convencional, mas corrige seus erros-padrão. Os novos erros-padrão obtidos são chamados de erros-padrão HAC (*heteroscedasticity and autocorrelation*

consistent) ou ainda erros-padrão de Newey-West.

3.5 Resultados

3.5.1 Análise Gráfica e Estatística

Nesta Subseção são feitas análises gráficas e estatísticas das variáveis analisadas no estudo econométrico. Esse procedimento é importante, pois fornece uma primeira avaliação do comportamento e das correlações entre as variáveis, servindo como subsídio para os resultados a serem testados pelo modelo econométrico.

A Figura 3.1 mostra a evolução do movimento doméstico de passageiros no período estudado. Nota-se uma forte tendência de crescimento no período, o que de fato é conhecido e é a principal motivação desse trabalho. Apesar da tendência de crescimento contínuo ao longo do período analisado, notam-se sequências de picos e vales, o que é esperado, uma vez que o mercado de transporte aéreo é fortemente influenciado pela sazonalidade.

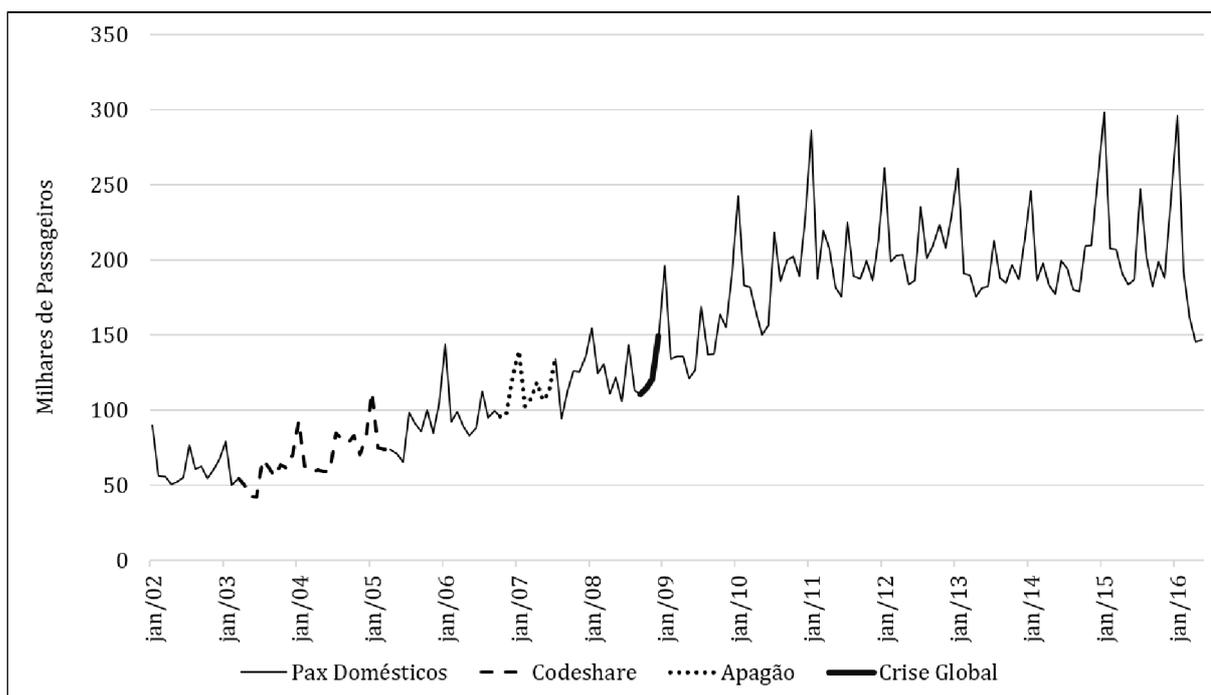


FIGURA 3.1 – SBRF: Evolução do número de passageiros domésticos embarcados e eventos relevantes no transporte aéreo (2002–2016).

No gráfico da Figura 3.1 foram destacados os períodos relacionados às variáveis binárias *CodeShare*, *Apagao* e *CriseGlobal*. Somente pela análise gráfica, não foram encontradas evidências do impacto desses eventos no padrão normal de evolução do número de passageiros domésticos. Desse modo, somente com a análise econométrica será possível encontrar evidências de causalidade entre a demanda e tais eventos.

A Figura 3.2 mostra conjuntamente a evolução das variáveis *PaxDom* e *Yield*, onde fica clara a relação inversa entre o preço e a passagem. De fato, é conhecida na economia a relação inversa entre preço e demanda. Assim, independente de qual fator precede o outro, é de se esperar que preços menores estejam relacionados a maiores demandas.

Um fato interessante de se notar na Figura 3.2 é a brusca queda de preços ocorrida no período que precedeu a crise financeira global de 2008. Pode-se especular que a queda de preços de certa forma “compensou” o período de incerteza gerado pela crise, de forma que não foi observada uma relevante mudança na evolução dos passageiros, como mostrado na Figura 3.1. Por outro lado, o período da crise foi logo após o período do Apagão Aéreo. Dessa forma, as relações de causalidade embutidas nesse contexto podem ser mais complexas de serem explicadas, de modo que somente um estudo econométrico mais detalhado possibilitará total compreensão dos acontecimentos.

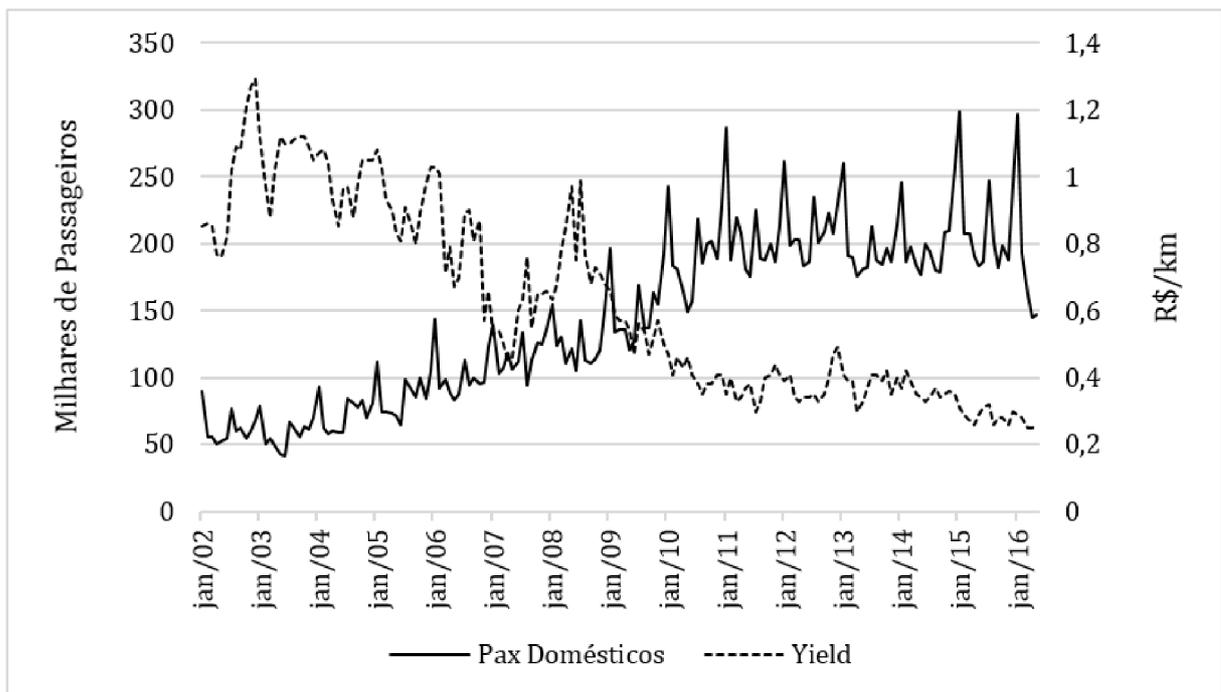


FIGURA 3.2 – Evolução do número de passageiros e do *yield* (2002 – 2016).

A Figura 3.3 indica uma relação positiva entre o PIB e a demanda por transporte aéreo. De fato, espera-se que uma maior atividade econômica do país implique em maior consumo de bens e serviços de maneira geral. Uma vez que o Aeroporto do Recife apresenta uma demanda alinhada como o fluxo de passageiros no restante do país, i.e., seus movimentos não estão primariamente relacionados a uma idiosincrasia ou atividade específica da região, espera-se que o movimento de passageiros acompanhe o ritmo normal da economia.

Nota-se que a linha de tendência do PIB, apesar de ter o mesmo sentido da linha de tendência da demanda, aparenta ser menos inclinada. Esse fato corrobora com os dados da Tabela 1.1 que indicam que o transporte aéreo no país cresceu a um ritmo superior ao

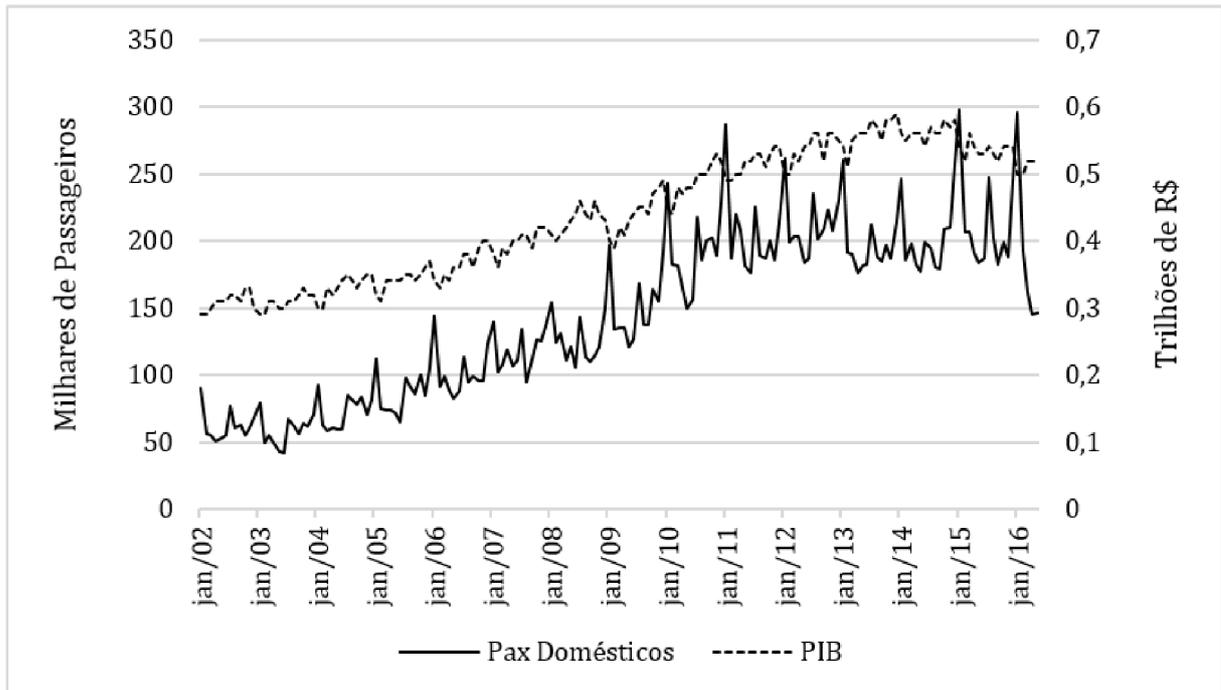


FIGURA 3.3 – Evolução do número de passageiros e do PIB (2002 – 2016).

da economia como um todo.

Os coeficientes de correlação entre a variável dependente e as variáveis independentes também podem fornecer informações preliminares acerca do comportamento das variáveis. A Tabela 3.4 mostra esses coeficientes. Os sinais das correlações corroboram com o esperado, por motivos que serão melhores abordados quando da exibição dos resultados econométricos. Novamente, destaca-se que a análise das correlações fornece somente indicativos iniciais do comportamento esperado de uma variável quando da variação da outra, não sendo capaz de explicar as relações de causalidade.

TABELA 3.4 – Coeficientes de correlação entre o regressando e os regressores.

	<i>PIB</i>	<i>Yield</i>	<i>CodeShare</i>	<i>CriseGlobal</i>	<i>Apagao</i>
<i>PaxDom</i>	0,9014	-0,8573	-0,5135	-0,0516	-0,1281

3.5.2 Resultados Econométricos

A Tabela 3.5 mostra os resultados da estimação das elasticidades dos regressores para o modelo econométrico desenvolvido de demanda de passageiros domésticos para o Aeroporto Internacional do Recife. Para o cálculo do valor da elasticidade de uma variável, adotou-se, tanto para essa quanto para as demais, o valor médio amostral.

A coluna (6) mostra o resultado do modelo completo, com todas as variáveis, como mostrado na Equação (3.19). As demais colunas mostram o resultado para modelos alternativos, nos quais são omitidas algumas variáveis. Esse procedimento tem o intuito de analisar a sensibilidade do modelo proposto à presença de alguma variável, permitindo que se verifique a robustez dos resultados.

A análise da Tabela 3.5 mostra, primeiramente, que o valor de R^2 é alto, o que é um primeiro indício de boa qualidade do ajuste da regressão. Além disso, o valor elevado da estatística F , implicando em p -valor nulo, é outro fator que aponta para uma aprovação da significância conjunta dos regressores.

Atentando-se para as elasticidades estimadas, considerando o modelo (6), observa-se que a maioria das variáveis de interesse apresentou elasticidades que são, concomitantemente, estatisticamente significantes e com o sinal consistente com o esperado.

Em relação a variável PIB , nota-se uma relação quase proporcional com a demanda de transporte aéreo. A elasticidade de 0,8953 indica que um aumento de 10% no PIB implica em um aumento de 8,953% na demanda. Esse resultado salta aos olhos, pois a análise estatística trouxe evidência de que a demanda por transporte aéreo cresce em um ritmo mais rápido do que a economia. Desse modo, o modelo econométrico permitiu isolar todos os fatores influentes e estabelecer de fato o papel de cada um. Conclui-se, portanto, que o crescimento da demanda cresceu acima do nível da economia por razões outras além de simplesmente uma relação não proporcional entre essas duas variáveis.

Outro resultado que chama atenção na Tabela 3.5 é a elasticidade da variável $Yield$. O sinal indica de fato a relação esperada, mostrando que quanto menor o preço, maior a demanda por passageiros. No entanto, o valor encontrado para a elasticidade é baixo, indicando uma demanda inelástica ao preço, o que não é esperado. Dadas as características turísticas da cidade de Recife, espera-se que grande parte dos passageiros sejam a lazer, cujo perfil é usualmente caracterizado na literatura como elástico ao preço. Destaca-se, contudo, que uma parte da literatura prevê um segmento de passageiros a lazer com demanda levemente inelástica, tipicamente caracterizado pelos passageiros que viajam em família. Esse perfil de passageiros se caracteriza por planejar com antecedência, uma vez que a viagem depende da conciliação dos interesses e disponibilidades de várias pessoas. Dessa forma, essas pessoas acabam não se importando por pagar um pouco mais caro, desde que isso signifique segurança e garantia da viagem. A demanda inelástica pode ajudar, portanto, a indicar qual o perfil típico do passageiro a lazer que visita a cidade de Recife e, portanto, subsidiar as decisões de mercado das empresas e entes governamentais relacionados ao turismo, de modo a fomentar a vinda de outro perfil, ou mesmo de atender precisamente o perfil predominante.

Outro resultado importante ilustrado pela Tabela 3.5 é o fato de todos os meses apre-

TABELA 3.5 – Elasticidade dos regressores.

Variável	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>PIB</i>	1,6286***		1,2886***	1,2030***	1,2235***	0,8953***
<i>Yield</i>		-0,7104***	-0,1764***	-0,1981***	-0,2040***	-0,1608***
<i>CodeShare</i>				-0,0047	-0,0025	-0,0039*
<i>CriseGlobal</i>				-0,0026***	-0,0019***	-0,0020***
<i>Apagao</i>				-0,0066***	-0,0069***	-0,0065***
<i>m</i> ₂					-0,0209***	-0,0216***
<i>m</i> ₃					-0,0232***	-0,0221***
<i>m</i> ₄					-0,0245***	-0,0238***
<i>m</i> ₅					-0,0260***	-0,0250***
<i>m</i> ₆					-0,0231***	-0,0218***
<i>m</i> ₇					-0,0133***	-0,0116***
<i>m</i> ₈					-0,0250***	-0,0235***
<i>m</i> ₉					-0,0228***	-0,0221***
<i>m</i> ₁₀					-0,0221***	-0,0205***
<i>m</i> ₁₁					-0,0255***	-0,0240***
<i>m</i> ₁₂					-0,0157***	-0,0143***
<i>t</i>						0,1547***
R ² Ajust.	0,8977	0,7935	0,9071	0,9122	0,9664	0,9702
Estatística <i>F</i>	1.429,18	391,11	847,40	427,99	320,94	408,69
<i>F</i> <i>p</i> -valor	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Notas: Coeficientes estimados pelo método do mínimos quadrados com erros padrões robustos a heteroscedasticidade e autocorrelação. Estimativas de elasticidades apresentadas na média amostral. Representações de *p*-valor: *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,10$.

sentarem alto nível de significância estatística, o que evidencia o papel importante da sazonalidade para a demanda por transporte aéreo. Na Figura 3.4 são mostrados os valores dos coeficientes Δ_i estimados para cada mês. Destaca-se que o mês de janeiro é o caso base e, portanto, seu valor é zero por definição.

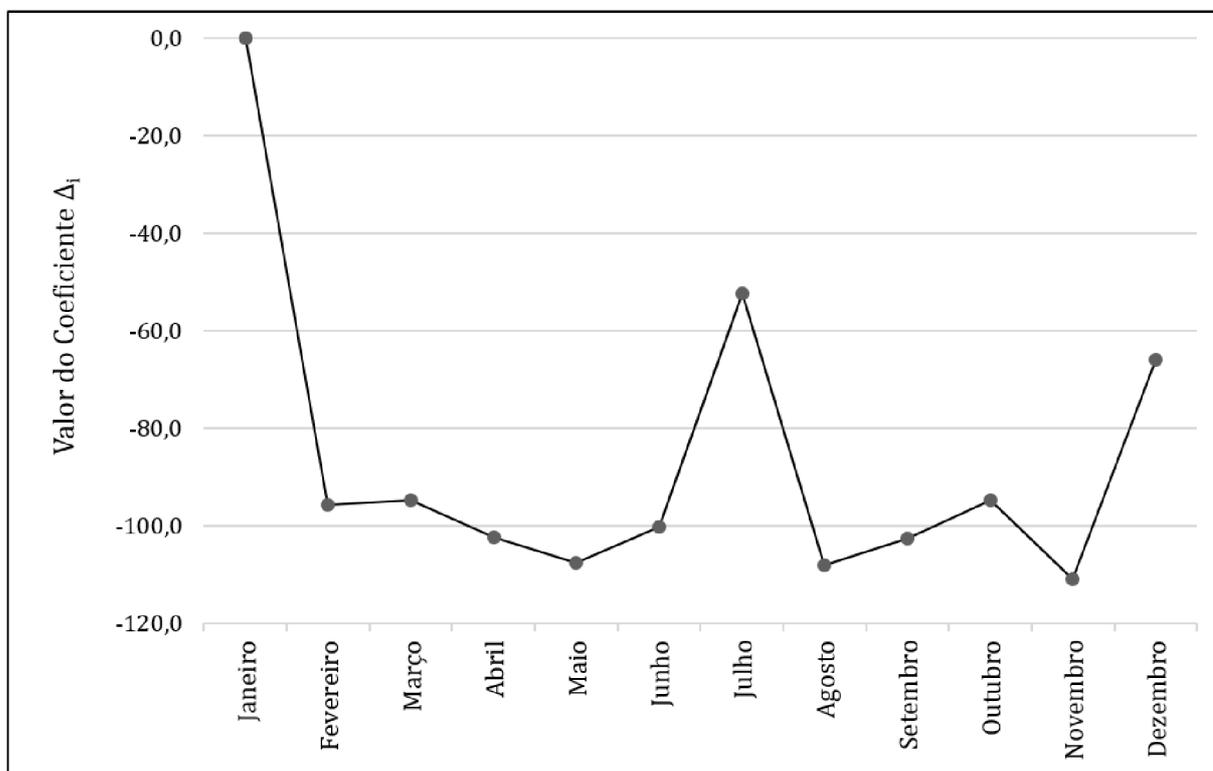


FIGURA 3.4 – Valor dos coeficientes estimados para cada mês.

A Figura 3.4 evidencia uma alta considerável de preços no período de férias escolares (janeiro a dezembro e julho), que é justamente o período de mais alta demanda para o setor de turismo. Além disso, algo que é interessante são os baixos valores dos coeficientes dos meses que antecedem os períodos de alta demanda, o que pode indicar uma oportunidade para as companhias aéreas de oferecer menores tarifas nesses períodos, como forma de redirecionar parte de seus passageiros do período de pico, de modo a poder homogeneizar melhor a malha aérea.

No que concerne a variável *CodeShare*, observa-se uma relação negativa e estatisticamente significativa a um nível de significância de 10%. Para o entendimento deste resultado, são necessárias algumas explicações sobre a natureza do acordo realizado. Geralmente, os acordos de *codeshare* são realizados entre duas companhias aéreas como estratégia de mercado a fim de reduzir os custos de operação. Essa redução pode ser repassada nos preços das passagens, beneficiando o consumidor (COSTA; OLIVEIRA, 2015). Gayle (2007), por exemplo, analisando o acordo de *codeshare* entre três empresas norte-americanas – *Delta*, *Continental* e *Northwest* – revelou que não houve conluio de preços entre as companhias e que de fatos algumas quedas de preço foram observadas em algumas

rotas onde houve o acordo.

O caso brasileiro analisado, contudo, guarda suas peculiaridades. No início de 2003, as empresas Varig e TAM apresentavam um quadro de grave crise financeira. Dessa forma, foi aprovado pelo Conselho Administrativo de Defesa Econômica (Cade) um acordo temporário de *codeshare* como forma de garantir a sobrevivência das empresas. A ideia do acordo era eliminar o excesso de sobreposição de voos, reduzindo as perdas financeiras das empresas. Contudo, em 2005, o próprio Cade determinou a suspensão do acordo, com base na Nota Técnica 29/2004/C0GDC-DF/Seae/MF elaborada pela Seae (Secretaria de Acompanhamento Econômico do Ministério da Fazenda). O parecer da Seae indicava que houve conduta acertada entre as empresas, com a redução de voos lucrativos. Dessa forma, houve diminuição artificial da oferta, o que ocasionou aumento das tarifas (ANDRADE, 2007).

Dessa forma, o coeficiente negativo da variável *CodeShare* compactua com o esperado anedoticamente. A diminuição da oferta e aumento de preços decorrentes do *codeshare* entre as empresas Varig e TAM provocou uma queda na demanda de transporte aéreo no período. Essa conclusão é importante, pois reforça a importância do papel do órgão regulador na defesa da concorrência, devendo este garantir a não ocorrência de práticas de cartelização, nocivas ao consumidor.

A Tabela 3.5 também aponta uma relação negativa entre o período da crise financeira global 2008 e a demanda por passageiros domésticos no Aeroporto Internacional de Recife. O mercado aéreo, mesmo o doméstico, está altamente relacionado com fatores internacionais e ocorrência de uma crise financeira global diminui a capacidade financiamento das empresas, que acabam por reduzir suas operações, o que afeta negativamente a demanda. Do ponto de vista dos passageiros, o cenário de incertezas gerado por uma crise desse porte faz com que despesas supérfluas, como é o caso de viagens a lazer, sejam reduzidas, o que também pode explicar o sinal negativo de *CriseGlobal*.

Da mesma forma, o período do apagão aéreo também afetou a demanda por transporte aéreo. Esse período, que durou de outubro de 2006 a julho de 2007, foi marcado por uma série massiva de atrasos e cancelamentos de voos, causados, sobretudo, pela carência de infraestrutura física dos aeroportos brasileiros e pelas sucessivas greves dos controladores de tráfego aéreo. O marco da crise foi o acidente ocorrido em 29 setembro de 2006, entre um Boeing 737-800 que realizava o voo 1907 da Gol e um jato Embraer Legacy 600. Todos os 154 passageiros e tripulantes do Boeing faleceram na colisão. A sucessão de atrasos gerou extensas filas nos aeroportos brasileiros, as quais eram constantemente noticiadas pela mídia. Esse ambiente gerou uma sensação de incerteza e insegurança nos passageiros, que culminou em queda da demanda.

3.5.3 Estudos de Projeção de Demanda

Para se realizar uma projeção de demanda por meio do modelo econométrico, é necessário que se preveja cenários para as variáveis independentes, pois elas ditarão o comportamento futuro da variável dependente. Dessa forma, fez-se necessária a suposição de prospectivas para as variáveis *PIB* e *Yield*. Usualmente, concebem-se três cenários (pessimista, neutro e otimista) com base em opiniões de especialistas, na intuição do pesquisador e na série histórica de dados.

Para a estimativa do PIB, foram utilizados os valores disponíveis no Sistema de Expectativas de Mercado do Banco Central do Brasil. Esse sistema tem objetivo de coletar, de maneira sistemática e padronizada, opiniões de especialistas sobre a previsão da evolução das principais variáveis macroeconômicas do país, como foco em fornecer opiniões confiáveis a investidores e dar suporte técnico as decisões do próprio BCB.

Hoje, o Sistema de Expectativas de Mercado reúne as projeções de mais de cento e vinte economistas e é administrado pela Gerência-Executiva de Relacionamento com Investidores (Gerin), criada em 1999 com o objetivo de se aperfeiçoar a comunicação entre o BCB e o setor privado. Um resumo das estatísticas calculadas diariamente (exceto sábados, domingos e feriados) e as respectivas séries históricas são publicados semanalmente na *site* do BCB (MARQUES, 2015). A Tabela 3.6 reúne as estatísticas de projeção do PIB segundo a última divulgação Sistema de expectativas de Mercado consultada para este trabalho. Os cenários pessimista, neutro e otimista foram construídos, respectivamente, com base nos valores mínimos, médios e máximos.

TABELA 3.6 – Previsão da evolução do PIB nacional (2016 – 2020).

Estatística	2016	2017	2018	2019	2020
Mínimo	-3,75%	-0,70%	1,20%	1,50%	1,50%
Média	-3,18%	1,31%	2,27%	2,43%	2,49%
Máximo	-2,71%	2,80%	4,00%	4,00%	3,70%
Mediana	-3,18%	1,30%	2,06%	2,50%	2,50%
Desvio Padrão	0,22%	0,55%	0,57%	0,52%	0,51%

Fonte: elaboração própria, a partir de informações contidas em bases de dados do Banco Central do Brasil, Sistema de Expectativas de Mercado (9 de setembro de 2016), disponível em www.bcb.gov.br/pt-br/.

No caso da variável *Yield*, não existe uma projeção oficial de mercado que preveja sua evolução. Dessa forma, foram assumidas hipóteses mais simplificadas. Para o cenário

otimista, previu-se que a taxa de evolução do *Yield* seguiria a média histórica observada, cujo valor é de -6,57%. Já para o cenário neutro, supôs um decréscimo menor, de 1% ano a ano. Para o cenário pessimista, supôs que o preço real das passagens aéreas permanecesse o mesmo. O Brasil caminha em direção a uma maior visão de mercado em relação ao transporte aéreo, e novas discussões sobre maior liberalização estão em pauta atualmente. Dessa forma, supor que os preços aumentariam no curto prazo é uma hipótese extremamente pessimista.

Assim, com base nos cenários expostos, foi possível realizar a previsão de demanda para o Aeroporto do Recife. A Tabela 3.7 mostra os resultados da demanda de 2015, bem como as previsões para os anos 2016, 2017, 2018, 2019 e 2020. Além disso, são mostrados também os valores da demanda nesses anos caso a média de crescimento do aeroporto no período observado (janeiro de 2002 a maio de 2016) se mantivesse.

TABELA 3.7 – Previsão de demanda (2016 – 2020).

Ano	Pessimista		Neutro		Otimista		Média Histórica	
	Pax (mil)	Evolução (%)	Pax (mil)	Evolução (%)	Pax (mil)	Evolução (%)	Pax (mil)	Evolução (%)
2016	6.438	-2,00%	6.457	-1,72%	6.482	-1,34%	7.154	8,89%
2017	6.495	-1,13%	6.616	0,71%	6.704	2,05%	7.790	18,57%
2018	6.650	1,22%	6.823	3,85%	7.018	6,83%	8.482	29,11%
2019	6.820	3,80%	7.044	7,22%	7.339	11,71%	9.236	40,59%
2020	6.990	6,40%	7.272	10,69%	7.651	16,45%	10.057	53,09%

Nota-se, com base na Tabela 3.7 que, mesmo considerando o cenário otimista, a evolução prevista de passageiros até 2020 é modesta, bem abaixo da evolução histórica observada no aeroporto. Além disso, nota-se também uma distância muito grande até a capacidade declarada do terminal de passageiros (16,5 milhões por ano). Esse resultado já era esperado, uma vez que no modelo simplificado adotado, o PIB tem um papel altamente relevante. Como a conjuntura atual é marcada por uma crise econômica, os resultados do modelo de previsão também foram despretensiosos.

Contudo, a acurácia dos modelos de previsão geralmente é baixa. A indústria da aviação é altamente incerta. A qualquer momento podem surgir novas alianças, mudanças de rotas ou eventos externos e todos esses acontecimentos podem impactar significativamente a demanda prevista. No caso específico do Aeroporto do Recife, a instalação do *hub* da TAM, se confirmada, e a expansão da malha da Azul, por exemplo, podem fazer com que

os níveis de demanda apontados na Tabela 3.7 sejam facilmente superados.

Dessa forma, conforme apontado por de Neufville *et al.* (2013), atualmente se recomenda que o planejamento de um aeroporto seja dinâmico. Mais que simplesmente seguir as orientações de previsões de demanda, o planejamento dinâmico reconhece que a indústria da aviação é incerta e, portanto, busca conciliar todos os cenários possíveis de contingências e revisitá-los constantemente. Assim, deve-se promover estratégia de desenvolvimento flexíveis para o aeroporto, de modo a maximizar a performance futura do aeroporto, permitindo que o empreendimento usufrua as oportunidades futuras da melhor maneira possível. Nesse contexto, quanto maior o número de estudos feitos (e refeitos constantemente), maior a chance de otimização da gestão aeroportuária. Um desses estudos é apresentado no próximo capítulo e diz respeito à eficiência aeroportuária em termos de sua infraestrutura.

4 Estudo de Capacidade

4.1 Introdução

Neste capítulo é discutido um estudo de capacidade realizado para o Aeroporto Internacional do Recife. Conforme será apresentado, a capacidade é aqui avaliada em termos de eficiência, i.e., investiga-se se, considerando a infraestrutura atual, o número de passageiros processados é tão grande quanto possível.

Esse tipo de estudo pode-se prestar a embasar decisões a serem tomadas em relação a obras a serem feitas, ou até mesmo a identificar a necessidade ou não de um novo aeroporto. Na hipótese, por exemplo, da incorporação de um novo terreno ao sítio aeroportuário, a ferramenta aqui apresentada pode subsidiar a identificação dos gargalos da infraestrutura atual, indicando qual a melhor destinação da área a ser incorporada.

4.2 Análise Envoltória de Dados

4.2.1 Definições

A fim de permitir o pleno entendimento da metodologia aqui apresentada, faz-se necessária, primeiramente, a explanação de alguns conceitos que serão constantemente revistados durante este Capítulo.

Primeiramente, deve-se estabelecer o conceito de *produtividade*. A produtividade de um sistema é geralmente definida como a relação entre o que foi produzido e os insumos utilizados para tal produção, sempre considerando um certo intervalo de tempo (COELLI *et al.*, 2005). Assim, quando o processo avaliado utiliza apenas um insumo (também chamado de *input*) para produzir apenas um produto (também chamado de *output*), a produtividade é facilmente calculada pela fórmula a seguir:

$$Produtividade = \frac{Produto}{Insumo} \quad (4.1)$$

No caso de aeroportos, a lista de insumos é extensa e varia de acordo com o setor que se quer avaliar. Podem ser utilizados, por exemplo, a área do sítio, o número de funcionários, a quantidade de balcões de *check-in*, entre diversos outros indicadores. Da mesma forma, os produtos também são múltiplos e abrangem os mais variados tipos de análise. Podem-se considerar, por exemplo, a receita obtida em um ano, o nível de satisfação dos passageiros ou a quantidade de carga processada.

Relacionado à ideia de produtividade, existe o conceito de *eficiência*, que indica o quão produtiva uma organização consegue ser. Assim, uma instituição eficiente é aquela que utiliza uma combinação ótima dos insumos de modo a gerar o máximo de produtos. Diferentemente de *eficácia*, que está relacionada apenas ao que é produzido desconsiderando a quantidade de recursos utilizada, a eficiência, portanto, é a capacidade de se realizar um processo da melhor maneira possível, minimizando a razão entre insumos e produtos (PEÑA, 2008).

A mensuração da eficiência e da produtividade se tornou mais importante a partir da liberalização dos mercados, o que teve início, no Brasil, na década de 90 (PÉRICO *et al.*, 2015). Hoje, esses conceitos estão arraigados nos mais diversos segmentos de negócio e a análise quantitativa desses parâmetros é importante para a obtenção de indicações acerca do desempenho das atividades de produção, para que se possa desenvolver ações corretivas e proativas que aumentem a eficiência dos processos. Especificamente sobre o setor de aeroportos, Graham (2014) aponta que, com a transformação desses empreendimentos em verdadeiros centros comerciais e com o aumento da competitividade no setor, a busca por eficiência tem se tornado cada vez mais necessária. Dessa forma, atividades como o acompanhamento contínuo da performance e o uso de *benchmarking* têm sido cada vez mais reconhecidas como essenciais pelos operadores aeroportuários (FRAGOUDAKI; GIOKAS, 2016).

O *benchmarking* é uma forma de avaliação de processos, feita de forma contínua e sistemática, que tem por base o estudo das organizações reconhecidas como executoras das melhores práticas, com o intuito de melhoria organizacional (SPENDOLINI, 1992). Segundo Liebert e Niemeier (2010), o *benchmarking* encontra uma área farta de estudos no setor aeroportuário. Isso porque esses empreendimentos são muito diversificados, com diversas características heterogêneas. Assim, cada aeroporto pode se inspirar nas mais diversas medidas em busca de uma melhor eficiência.

A determinação da produtividade de uma organização que consome apenas um recurso e gera um único produto é simples: basta calcular a razão entre o segundo e o primeiro, como apontado na Equação (4.1) Esse tipo de companhia, contudo, é virtualmente inexistente na prática. Usualmente, o que se observa é a utilização de vários insumos para a produção de um ou mais produtos.

Dessa forma, para se obter uma medida única de produtividade, é preciso que se estabeleça uma soma ponderada das diversas variáveis. É nesse ponto que reside uma grande dificuldade. A tarefa de se estabelecer pesos para essas variáveis abrange uma infinidade de possibilidades e carrega um forte grau de subjetividade. Para se corrigir essas imperfeições, surgiram ao longo do tempo algumas metodologias mais sofisticadas.

Uma dessas metodologias é a utilização de uma *função de produção paramétrica*. Trata-se do estabelecimento de uma expressão matemática única que possa representar o processo produtivo realizado por todas as organizações que se deseja comparar. Essa função matemática é obtida ajustando-se os dados por meio de métodos estatísticos. Esse tipo de modelo é chamado de paramétrico, pois requer a escolha *a priori* de uma função matemática específica para descrever o processo analisado.

No caso de aeroportos, contudo, não há uma função de produção identificável que conecte todos os diversos *inputs* com os mais variáveis *outputs* (ADLER; BERECHMAN, 2001). Dessa forma, é necessário o estabelecimento de um modelo não-paramétrico para que a produtividade total possa ser corretamente endereçada. Uma metodologia dessa natureza bastante utilizada na literatura é a *Análise Envoltória de Dados*, que não requer a suposição de que os dados assumam uma certa distribuição ou função específica (BAZARGAN; VASIGH, 2003).

Segundo Silva (2000) e Soares de Mello *et al.* (2005b), a análise envoltória de dados permite:

- Identificar as unidades eficientes e medir a ineficiência das demais, servindo como ferramenta de *benchmarking*;
- Subsidiar estratégias de produção que maximizem a eficiência, identificando as causas da ineficiência;
- Analisar diversos *inputs* e *outputs*, sem a necessidade de que as variáveis sejam transformados em uma única unidade de medida;
- Diferentemente dos métodos estatísticos, considerar que os *outliers* não são apenas desvios, mas de fato representam as melhores práticas, podendo ser utilizados como *benchmarks* para todas as demais.

4.2.2 Descrição do Método

A análise envoltória de dados (DEA – do inglês, *Data Envelopment Analysis*) é uma metodologia de análise de produtividade e eficiência relativa entre vários participantes que executam um mesmo processo. Cada um desses é chamado de *unidade decisória* (DMU

– do inglês, *Decision Making Unit*) e pode ser uma empresa, uma organização, órgãos públicos, departamentos e até pessoas físicas. O importante é que cada unidade execute o mesmo processo, transformando um ou mais insumos em um ou mais produtos (JUBRAN, 2006).

O método DEA permite que se analise todo o conjunto das DMUs e, com base na quantidade de insumos consumidos e produtos obtidos, se determine qual delas é a mais eficiente comparativamente com as demais. O DEA funciona, pois, como uma ferramenta de apoio para estudos de *benchmarking* (NOVAES, 2007).

Como apontado por Guerreiro (2006), o DEA se baseia na otimização individual de cada uma das DMUs em relação às demais, formando assim uma *fronteira de eficiência*. Dessa forma, as unidades mais eficientes formam a fronteira de eficiência e o desempenho das demais é medido pela distância até essa. A fronteira de eficiência, conforme apontado por Charnes *et al.* (1985), é definida tal qual o conceito de eficiência de Pareto-Koopmans (PARETO, 1909; KOOPMANS, 1951). Segundo esse conceito, uma DMU é 100% eficiente somente se:

- Nenhum dos seus *inputs* pode ser reduzido, a não ser que haja aumento de outro *input*, ou decréscimo de pelo menos um *output*;
- Nenhum dos *outputs* pode ser aumentado, a não ser que haja aumento de ao menos um dos *inputs* ou redução de algum outro *output*.

A Figura 4.1 ajuda a ilustrar a interpretação de um modelo DEA. Nesse caso, supõe-se uma organização que consome somente um *input* e produz apenas um *output*. Esse procedimento é adotado para que seja possível uma visualização gráfica de forma clara, mas sem perda de generalidade.

A linha indicada na Figura 4.1 representa a fronteira de eficiência. Conclui-se, portanto, que as unidades P1, P2, P3 e P4 podem ser classificadas como eficientes. Por outro lado, as unidades P5 e P6 são classificadas como ineficientes, pois se encontram abaixo da fronteira.

A unidade P2 produz a mesma quantidade de *outputs* que a unidade P5, mas o faz consumindo menos *inputs*, o que a torna eficiente. Por outro lado, a unidade P4 consome a mesma quantidade de *inputs* da unidade P6, mas tem uma produção maior, o que também a torna eficiente.

A Figura 4.1 torna intuitiva a ideia da eficiência de Pareto-Koopmans. Nota-se que as DMUs consideradas eficientes, i.e., localizadas na fronteira de eficiência, são aquelas que, para um dado nível de insumo, conseguiram produzir a máxima quantidade possível. A fronteira de eficiência é então definida pelo conjunto de pontos que caracterizam o nível máximo de produção para uma dada quantidade de insumos.

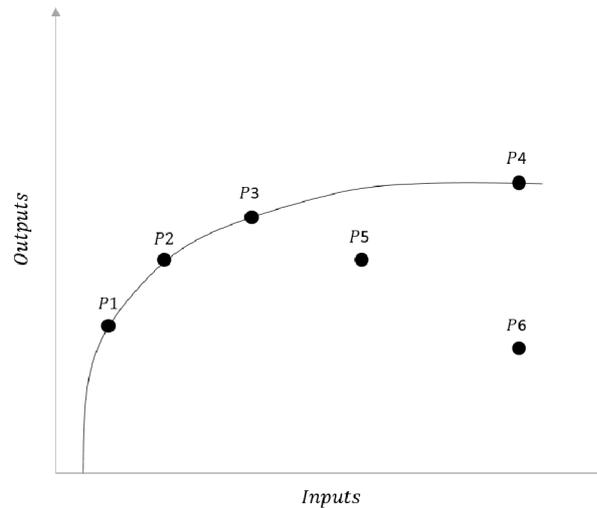


FIGURA 4.1 – Fronteira de eficiência.

4.2.3 Histórico

Farrell (1957) é considerado o precursor do método DEA. Seu trabalho foi baseado na necessidade de se estabelecer uma melhor métrica de avaliação de uma organização que utilizasse vários insumos. Segundo ele, todos os métodos utilizados até então falhavam na tentativa de se obter uma medida global da eficiência de uma organização. Apesar de o termo “DEA” e a formulação atual não estarem presentes em seu trabalho, Farrell (1957) foi um dos pioneiros na tentativa de mensuração da eficiência de uma organização.

O primeiro modelo DEA de fato foi proposto por Charnes *et al.* (1978), com base no trabalho de Farrell (1957). Esse modelo ficou conhecido como CCR, nome dado em homenagem a Charles, Cooper e Rhodes, seus idealizadores. A grande inovação do método desenvolvido por Charnes *et al.* (1978) foi a implementação de um problema de programação linear (PPL) como ferramenta de comparação das eficiências de diferentes unidades produtivas sem que, para isso, fosse necessário arbitrar pesos para as variáveis ou convertê-las a valores monetários comparáveis.

O modelo CCR negligencia a economia de escala, assumindo que um aumento dos *inputs* implica em um aumento proporcional dos *outputs* e, portanto, é também conhecido como modelo CRS (*Constant Return to Scale*). Posteriormente, Banker *et al.* (1984) propuseram um modelo que admite retornos variáveis de escala. Devido a essa propriedade, esse modelo ficou conhecido como VRS (*Variable Return to Scale*) ou ainda BCC, em homenagem a Banker, Charnes e Cooper, criadores do modelo.

Com o passar dos anos, foi desenvolvida uma vasta gama de modelos DEA, obtidos por meio de variações dos métodos originais. Esses modelos propõem maneiras alternativas de mensurar a performance, corrigindo eventuais distorções dos modelos básicos propostos

por Charnes *et al.* (1978) e Banker *et al.* (1984). O desenvolvimento desses modelos foge ao escopo deste trabalho, mas o leitor é convidado à leitura de Cooper *et al.* (2011) e Cook e Seiford (2009) para obter mais informações.

Desde o primeiro trabalho publicado por Charnes *et al.* (1978), a utilização da metodologia DEA se espalhou na literatura científica dos mais diversos setores, comprovando a vasta força e aplicabilidade da ferramenta. Hoje, considerando apenas artigos publicados em periódicos internacionais e capítulos de livros, mais de 4.000 trabalhos que utilizam essa metodologia podem ser encontrados, de 2.500 autores diferentes (EMROUZNEJAD *et al.*, 2008).

4.2.4 Formalização Matemática

Nesta seção são apresentadas as formulações matemáticas dos modelos DEA básicos, bem como a elucidação dos conceitos fundamentais necessários para o total entendimento das equações apresentadas. Deve-se destacar que a explicação aqui exposta é apenas um resumo da extensa literatura acerca do assunto. Maiores detalhes e a demonstração das equações e teoremas aqui utilizados podem ser encontrados, por exemplo, em Charnes *et al.* (1994), Cooper *et al.* (2006) e Cooper *et al.* (2011).

Fundamentalmente, a ferramenta DEA se baseia na resolução de um problema de programação linear que visa atribuir pesos aos *inputs* e aos *outputs* de modo a maximizar a eficiência de cada uma das DMUs analisadas. Dessa forma, é estabelecida a fronteira de eficiência do conjunto analisado, com base no melhor desempenho possível de cada unidade.

A fronteira de eficiência consiste em uma superfície convexa e não-paramétrica formada por segmentos de reta. É, portanto, uma função linear por partes (*piece-wise linear frontier*). Os pontos localizados sobre a fronteira são considerados eficientes e os localizados na região côncava dessa superfície são considerados ineficientes. Para esses, a eficiência é determinada pela distância até a fronteira de eficiência.

Um modelo DEA pode ser orientado aos *outputs* ou aos *inputs*. O modelo orientado aos *inputs* busca minimizar os recursos utilizados, mantendo-se a quantidade de produtos constante. Por outro lado, o modelo orientado aos *outputs* objetiva maximizar a quantidade produzida sem alterar o nível de insumos. A Figura 4.2 ilustra a ideia por trás das duas diferentes orientações.

Na Figura 4.2, a passagem da unidade do ponto DMU_0 para o ponto DMU_0' indica o modelo orientado a maximização de *outputs*, uma vez que se busca, mantendo o nível de *inputs* constante, alcançar a máxima quantidade de produtos possível. Nesse caso, o ponto DMU_0' é chamado de *alvo*. As unidades DMU_3 e DMU_4 são chamados de *benchmarks*

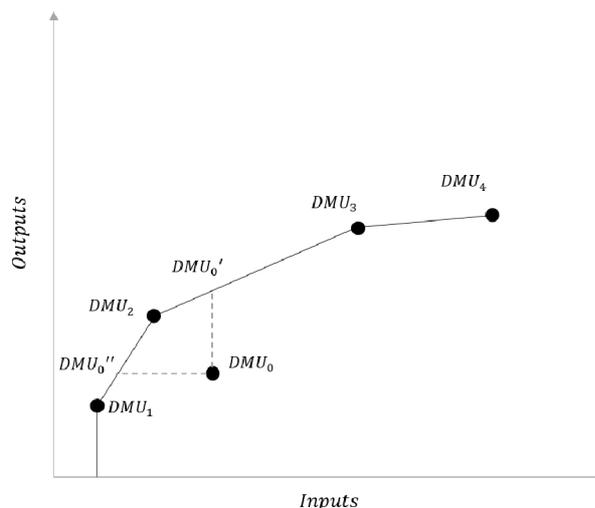


FIGURA 4.2 – Orientação dos modelos DEA.

da DMU_0 , pois o seu alvo se encontra no segmento de reta formado por essas. Por outro lado, a passagem para o ponto DMU_0'' indica uma orientação para a minimização de *inputs*, uma vez que se busca a redução máxima de insumos que seja capaz de manter o mesmo nível de produção. Da mesma forma, para essa situação, as DMUS 1 e 2 são os *benchmarks*.

Conforme já antecipado, há ainda duas outras classificações básicas para os modelos DEA:

1. **Modelo CCR:** concebido por Charnes, Cooper e Rhodes (CHARNES *et al.*, 1978), esse modelo prevê retornos constantes de escala, i.e., qualquer variação nos *inputs* acarreta uma alteração proporcional nos *outputs*. Por esse motivo, esse modelo é também chamado de CRS (*constant returns to scale*);
2. **Modelo BCC:** concebido por Banker, Charnes e Cooper (BANKER *et al.*, 1984), esse modelo supõe a existência de retornos variáveis de escala, que podem ser crescentes ou decrescentes. Dessa forma, um incremento nos *inputs* não é necessariamente seguido por um incremento proporcional dos *outputs*.

A ideia de retornos de escala pode ser visualizada na Figura 4.3, que mostra três curvas de produção genéricas. A Figura 4.3a exibe um processo com retorno constante de escala. Note que a derivada da função é constante em toda curva, de tal forma que a variação dos *outputs* em função dos *inputs* é constante. A Figura 4.3b, por sua vez, aponta um processo com retorno crescente de escala, que é uma das formas de retorno variável. Nesse caso, um acréscimo nos recursos acarreta um aumento mais que proporcional nos produtos. A derivada, nesse caso, é crescente ao longo de toda a curva. Por fim, a Figura 4.3c indica um processo com retorno decrescente de escala, para o qual um aumento nos insumos

resulta em um incremento menos que proporcional na quantidade de produto gerada. Nessa situação, a curva possui derivada decrescente.

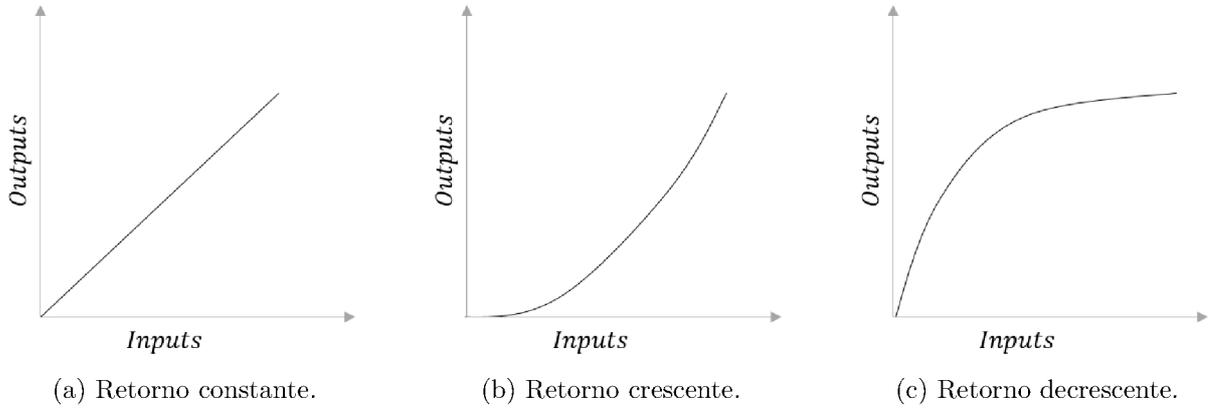


FIGURA 4.3 – Diferentes retornos de escala.

Para a explicação da formulação matemática do modelo DEA, suponha um conjunto com n DMUs. Cada DMU_k ($k = 1, 2, \dots, n$) deve utilizar os mesmos r *inputs*, cada um deles sendo identificado por x_{ik} ($i = 1, 2, \dots, r$). Além disso, cada DMU deve produzir os mesmos s *outputs*, representados por y_{jk} ($j = 1, 2, \dots, s$). A eficiência da DMU k é então dada por:

$$Eff_k = \frac{u_1 y_{1k} + u_2 y_{2k} + \dots + u_s y_{sk}}{v_1 x_{1k} + v_2 x_{2k} + \dots + v_r x_{rk}} \quad (4.2)$$

onde u_j ($j = 1, 2, \dots, s$) e v_i ($i = 1, 2, \dots, r$) são os pesos a serem atribuídos, respectivamente, a cada um dos *outputs* e *inputs*. Os valores $\sum_{i=1}^r v_i x_{ik}$ e $\sum_{j=1}^s u_j y_{jk}$ são chamados, respectivamente, de *inputs* e *outputs* virtuais da unidade k .

Como já antecipado, o modelo CCR busca, para cada DMU, a busca de pesos para cada um dos *inputs* e *outputs* de forma a determinar a fronteira de eficiência. Charnes *et al.* (1978) estabeleceram que os pesos atribuídos ao *inputs* e *outputs* deveriam ser estipulados individualmente para cada DMU, de forma a maximizar a eficiência, dada pela Equação (4.2). Dessa forma, a única restrição do modelo é que os pesos sejam não-negativos e a eficiência seja inferior ou igual a 1 e maior ou igual a 0. Assim, no caso do modelo orientado a *inputs* (CCR-I), as condições são formalizadas da seguinte maneira:

$$\max Eff_0 = \frac{\sum_{j=1}^s u_j y_{j0}}{\sum_{i=1}^r v_i x_{i0}} ; \quad \text{Sujeito a} \begin{cases} \frac{\sum_{j=1}^s u_j y_{jk}}{\sum_{i=1}^r v_i x_{ik}} \leq 1, \forall k \\ v_i, u_j \geq 0, \forall i, j \end{cases} \quad (4.3)$$

A Equação (4.3) é um problema de programação fracionária (PPF) e sua resolução por

meios computacionais é mais eficiente se convertida em programação linear. Para isso, obriga-se o denominador da função objetivo a assumir um valor constante, normalmente igual à unidade. O PPL equivalente é dado por:

$$\max Eff_0 = \sum_{j=1}^s u_j y_{j0} \ ; \quad \text{Sujeito a} \left\{ \begin{array}{l} \sum_{i=1}^r v_i x_{i0} = 1 \\ \sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^r v_i x_{ik} \leq 0, \ \forall k \\ v_i, u_j \geq 0, \ \forall i, j \end{array} \right. \quad (4.4)$$

Alternativamente ao modelo apresentado na Equação (4.4), que é também chamado de *modelo dos multiplicadores*, o mesmo problema pode ser apresentado de uma forma conhecida como *modelo envelope*, na qual a orientação é visualizada de forma mais intuitiva. Esse modelo é a forma dual do modelo dos multiplicadores e, pelo teorema da dualidade forte (BOYD; VANDENBERGHE, 2004, p. 226), apresentará o mesmo valor ótimo para a função objetivo, caso ela exista. O modelo do envelope é dado por:

$$\min h_0 \ ; \quad \text{Sujeito a} \left\{ \begin{array}{l} h_0 x_{i0} - \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k \geq 0, \ \forall i \\ -y_{j0} + \sum_{k=1}^n y_{jk} \lambda_k \geq 0, \ \forall j \\ \lambda_k \geq 0, \ \forall k \end{array} \right. \quad (4.5)$$

onde h_0 é o indicador de eficiência (nesse caso baseado na possibilidade de redução dos insumos), i.e., é a medida radial de eficiência técnica. Esse é o valor por qual devem ser multiplicados todos os *inputs* de forma a colocar a DMU analisada na fronteira de eficiência. A variável λ_k , por sua vez, indica a contribuição da DMU_k como referência para a DMU_0 . Assim, a DMU com $\lambda \neq 0$ são consideradas como *benchmarks* para a DMU_0 .

A primeira restrição mostrada na Equação (4.5) visa garantir que a redução nos *inputs* não gere valores menores do que os definidos pela fronteira de eficiência, assegurando que essa de fato represente as DMUs mais eficientes. A segunda restrição visa garantir que a redução nos *inputs* não gere alteração da quantidade de *outputs*.

A partir da Equação (4.5), definem-se ainda as seguintes variáveis:

$$\sum_{k=1}^n y_{jk} \lambda_k - y_{j0} \equiv s_j^+ \quad (4.6a)$$

$$h_0 x_{i0} - \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k \equiv s_i^- \quad (4.6b)$$

As variáveis s_j^- e s_j^+ são chamadas de *folga*. Assim, conforme a definição de Pareto-Koopman, para que uma DMU seja eficiente é necessário que $h_0 = 1$ e $s_j^- = s_j^+ = 0$.

De maneira análoga, os modelos dos multiplicadores e do envelope para o CCR orientado a *outputs* (CCR-O) são apresentados, respectivamente, nas Equações (4.7) e (4.8).

$$\min \frac{1}{Eff_0} = \sum_{i=1}^r v_i x_{i0} ; \quad \text{Sujeito a} \left\{ \begin{array}{l} \sum_{j=1}^s u_j y_{j0} = 1 \\ \sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^r v_i x_{ik} \leq 0, \quad \forall k \\ v_i, u_j \geq 0, \quad \forall i, j \end{array} \right. \quad (4.7)$$

$$\max h_0 ; \quad \text{Sujeito a} \left\{ \begin{array}{l} x_{i0} - \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k \geq 0, \quad \forall i \\ -h_0 y_{j0} + \sum_{k=1}^n y_{jk} \lambda_k \geq 0, \quad \forall j \\ \lambda_k \geq 0, \quad \forall k \end{array} \right. \quad (4.8)$$

No caso da Equação (4.8), as folgas são definidas por:

$$\sum_{k=1}^n y_{jk} \lambda_k - h y_{j0} \equiv s_j^+ \quad (4.9a)$$

$$x_{i0} - \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k \equiv s_i^- \quad (4.9b)$$

O modelo BCC, por sua vez, considera que há retornos variáveis de escala, ou seja, um acréscimo nos *inputs* não corresponde necessariamente a uma elevação dos *outputs* na mesma proporção.

Conforme apontado por Soares de Mello *et al.* (2005a), no modelo BCC, adota-se o axioma de convexidade em lugar do axioma da proporcionalidade, no qual se baseia o modelo CCR. Dessa forma, a fronteira de produção é formada por segmentos lineares e

tem formato convexo. Matematicamente, garantir a convexidade da fronteira equivale a se adicionar uma restrição ao modelo do envelope, dada por $\sum_{k=1}^n \lambda_k = 1$. Essa imposição permite alternativas nas quais até n DMUs podem estar na fronteira de eficiência. Os modelos BCC orientados aos *inputs* (BCC-I) e aos *outputs* (BCC-O) são, respectivamente, representados nas Equações (4.10) e (4.11):

$$\min h_0 ; \quad \text{Sujeito a} \left\{ \begin{array}{l} h_0 x_{i0} - \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k \geq 0, \quad \forall i \\ -y_{j0} + \sum_{k=1}^n y_{jk} \lambda_k \geq 0, \quad \forall j \\ \lambda_k \geq 0, \quad \forall k \\ \sum_{k=1}^n \lambda_k = 1 \end{array} \right. \quad (4.10)$$

$$\max h_0 ; \quad \text{Sujeito a} \left\{ \begin{array}{l} x_{j0} - \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k \geq 0, \quad \forall i \\ -h_0 y_{j0} + \sum_{k=1}^n y_{jk} \lambda_k \geq 0, \quad \forall j \\ \lambda_k \geq 0, \quad \forall k \\ \sum_{k=1}^n \lambda_k = 1 \end{array} \right. \quad (4.11)$$

Por fim, as Equações (4.12) e (4.13) representam o BCC na forma de modelo dos multiplicadores orientado, respectivamente, aos *inputs* e ao *outputs*. Nota-se que, no caso do modelo dos multiplicadores, o que difere o BCC do CCR são as variáveis u_* e v_* , interpretadas como fatores de escala. No modelo orientado a *inputs*, fatores de escala positivos indicam retornos crescente; negativos indicam retornos decrescentes; nulos indicam retornos constante. No modelo orientado a *outputs*, a situação se inverte: fatores de escala positivos indicam retornos decrescentes, negativos indicam retornos crescentes; nulos indicam retornos constantes.

$$\max Eff_0 = \sum_{j=1}^s u_j y_{j0} + u_* ; \quad \text{Sujeito a} \left\{ \begin{array}{l} \sum_{i=1}^r v_i x_{i0} = 1 \\ \sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^r v_i x_{ik} + u_* \leq 0, \quad \forall k \\ v_i, u_j \geq 0, \quad \forall i, j \\ u_* \in \Re \end{array} \right. \quad (4.12)$$

$$\min \frac{1}{Eff_0} = \sum_{i=1}^r v_i x_{i0} + v_* \quad ; \quad \text{Sujeito a} \left\{ \begin{array}{l} \sum_{j=1}^s u_j y_{j0} = 1 \\ \sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^r v_i x_{ik} - v_* \leq 0, \quad \forall k \\ v_i, u_j \geq 0, \quad \forall i, j \\ v_* \in \Re \end{array} \right. \quad (4.13)$$

4.2.5 Método da Fronteira Invertida

Um problema comum observado nos resultados obtidos pelos modelos DEA tradicionais é a dificuldade em se diferenciar entre as unidades eficientes. Em outras palavras, muitas vezes nota-se um número excessivo de unidades com eficiência igual a 1, de modo que os resultados não induzem a conclusões suficientemente relevantes.

Para corrigir essa distorção, alguns métodos foram propostos, os quais podem ser vistos em Angulo Meza e Lins (2002). Um deles é o chamado *método da fronteira invertida*. Esse conceito foi inicialmente proposto por Yamada *et al.* (1994) e Entani *et al.* (2002) e seu uso foi sistematizado por Novaes (2002), sendo seguido por Soares de Mello *et al.* (2005b) e Lins *et al.* (2005).

A fronteira invertida é uma avaliação pessimista das DMUs obtida por meio de uma troca dos *inputs* com os *outputs*. A fronteira é então formada pelas DMUs com as piores práticas gerenciais. Dessa forma, a “eficiência” em relação a essa fronteira é na verdade uma medida de ineficiência, pois indica a proximidade em relação a fronteira construída pelas piores práticas. A Figura 4.4 auxilia a visualização do conceito de fronteira invertida para o caso de um modelo com retornos variáveis de escala.

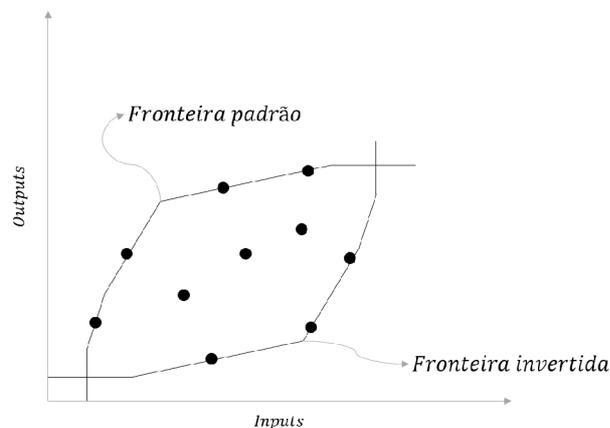


FIGURA 4.4 – Fronteiras padrão e invertida para um modelo BCC.

Como aponta Leta *et al.* (2005), a ordenação das DMUs é então obtida por meio de um índice de eficiência composta, calculado pela média aritmética entre as eficiências obtidas da maneira otimista (padrão) e em relação à fronteira invertida, conforme aponta a Equação (4.14):

$$Eficiência_{composta} = \frac{Eficiência_{padrão} + (1 - Eficiência_{invertida})}{2} \quad (4.14)$$

Conceitualmente, a fronteira invertida permite identificar as DMUs que sejam boas nas características em que têm bom desempenho e não sejam ruins naquelas em que seu desempenho é ruim. Dessa forma, contorna-se o problema da baixa discriminação e possibilita-se uma melhor ordenação das DMUs (SILVEIRA *et al.*, 2012).

Os valores obtidos pelo método da fronteira invertida são comumente apresentados normalizados, i.e., divididos pelo maior valor obtido, de modo que a eficiência máxima seja 1.

4.3 Revisão da Literatura

A metodologia DEA como ferramenta para avaliar e comparar a eficiência, tanto operacional quanto econômica, de aeroportos é bastante utilizada em trabalhos acadêmicos relacionados ao transporte aéreo. A seguir são descritos detalhadamente alguns trabalhos que analisam o cenário brasileiro.

Adicionalmente, a Tabela 4.1 resume a metodologia empregada em outros trabalhos relevantes recentes que também utilizam a metodologia DEA para avaliação de aeroportos. Listagens parecidas descrevendo, porém, trabalhos mais antigos, podem ser encontradas em, Barros e Dieke (2007) Lozano e Gutiérrez (2011), Wanke (2012) e Coto-Millán *et al.* (2014)

Nota-se que estudos utilizando o método DEA variam muito em relação ao local de aplicação, bem como no modelo e orientação utilizados. Os *inputs* e *outputs* empregados também variam bastante de acordo com ótica analisada. Basicamente, duas abordagens são observadas: estudos que consideram a infraestrutura física do aeroporto, como pista, área de terminal e portões de embarque, e estudos que analisam fatores econômico-financeiros, como custos operacionais, receitas obtidas e capital investido.

Fernandes e Pacheco (2002) conduziram um estudo sobre o mercado brasileiros, no qual foram analisados 35 aeroportos, com foco na eficiência em termos de capacidade instalada. Os autores utilizaram como *inputs* do modelo DEA a área de pátio, a área do salão de embarque, o número de balcões de *check-in*, a extensão do meio-fio, o número de vagas no estacionamento e a área de restituição de bagagens. O número de passageiros domésticos

TABELA 4.1 – Principais estudos recentes com aplicação do DEA no setor de aeroportos.

Trabalho	Métodos	Inputs	Outputs	Amostra	País
Curi <i>et al.</i> (2011)	VRS-O	Número de empregados Número de pistas Área do pátio	Pousos e decolagens Passageiros Carga Percentual de atrasos	18	Itália
Lozano e Gutiérrez (2011)	VRS-O	Área da pista Capacidade do pátio Capacidade total (pax/h) Número de esteiras de bagagem Número de balcões de check-in	Passageiros Pousos e decolagens Carga	41	Espanha
Tsekeris (2011)	CRS-O; VRS-O	Número de pistas Área do TPS Área do pátio Horas diárias de operação	Passageiros Carga Pousos e decolagens	39	Grécia
Kan Tsui <i>et al.</i> (2014)	VRS-O	Número de empregados Número de pistas Comprimento das pistas Área do TPS	Passageiros Carga Pousos e decolagens	21	Ásia-Pacífico
Merkert e Mangia (2014)	CRS-I; VRS-I	Área do TPS Área do pátio Número de pistas Comprimento das pistas Área das pistas Área total Número de empregados Custos operacionais Custos com funcionários Custo material	Passageiros Pousos e decolagens Carga	81	Itália e Noruega
Fragoudaki e Giokas (2016)	VRS-O	Comprimento da pista Área do pátio Área do TPS	Passageiros Pousos e decolagens Carga	38	Grécia

(embarcados e desembarcados) foi usado como *output*. Uma importante característica do trabalho de Fernandes e Pacheco (2002) foi a associação da análise DEA com previsões de demanda para os aeroportos estudados, fornecendo, assim um indicativo das ações

necessárias para se manter o nível de serviço nos aeroportos em um nível adequado.

Pacheco e Fernandes (2003) analisaram a eficiência de 35 aeroportos brasileiros, com o objetivo de identificar possíveis melhorias em duas dimensões, nominalmente, a infraestrutura e a capacidade do aeroporto de gerar receita. Nesse trabalho, Pacheco e Fernandes (2003) focaram sua análise em aeroportos domésticos. De acordo com os autores, esses são geralmente negligenciados, de forma que apenas os aeroportos internacionais são, normalmente, avaliados nesse tipo de estudo. Assim, afirmam eles, pesquisas dessa natureza são essenciais, uma vez que a ineficiência em qualquer aeroporto pode refletir uma ineficiência na malha aérea como um todo. Pacheco e Fernandes (2003) utilizam um modelo BCC-I. Os *inputs* adotados são o número de empregados, a folha de pagamentos e os gastos operacionais, enquanto o fluxo de passageiros, o fluxo de carga e a receita (operacional, comercial e financeira) são utilizados como *outputs*. Os resultados de Pacheco e Fernandes (2003) indicam que a maioria dos aeroportos são eficientes na capacidade de gerar receita, mas que uma minoria é eficiente em termos de infraestrutura.

Pacheco *et al.* (2006) utilizam a análise envoltória de dados com o objetivo de avaliar as performances financeira e operacional de 58 aeroportos administrados pela Infraero durante o período de 1998 a 2001. Segundo os autores, esse período foi marcado por mudanças significativas na maneira com que a Infraero gerenciava seus aeroportos, indicando uma mudança de paradigma na direção de futuras privatizações. Pacheco *et al.* (2006) propõem um modelo com dois tipos de *outputs*: financeiros (receita operacional, receita comercial e outras receitas) e operacionais (passageiros e carga). Os *inputs* escolhidos são a folha de pagamento, os gastos operacionais e o número de empregados e o modelo de análise envoltória proposto é do tipo BCC-I. Os resultados apontam que houve uma melhora da performance financeira dos aeroportos, mas um declínio da performance operacional. Dessa forma, os autores concluem que as mudanças gerenciais introduzidas no período não geraram os resultados esperados.

Com foco nas instalações físicas dos aeroportos, Ferreira *et al.* (2010) aplicaram a metodologia DEA com o objetivo de avaliar e comparar a eficiência da produtividade de diferentes aeroportos no mundo. Para isso, foram utilizados como *inputs* o número de pistas, o número de posições de estacionamento no pátio, a área do terminal de passageiros e a área do terminal de carga. Como *outputs* foram utilizados o número de operações e o número de passageiros processados, ambos os dados observados para um determinado ano. Em sua análise, Ferreira *et al.* (2010) consideraram 18 aeroportos em diferentes países, incluindo quatro no Brasil (Guarulhos, Galeão, Viracopos e Manaus) e concluíram que, comparativamente com os demais, nove dos aeroportos estudados podem ser considerados eficientes, entre os quais estão os aeroportos de Viracopos, Manaus e Guarulhos. Os autores ressaltam, contudo, que, ainda que tecnicamente eficientes, os aeroportos brasileiros

não são apontados entre os melhores em termos de qualidade do serviço prestado¹.

Wanke (2012) analisa a eficiência de 63 aeroportos brasileiros em termos de capacidade e seus resultados corroboram o que, segundo o autor, supõe o senso comum acerca da infraestrutura aeroportuária brasileira. Wanke (2012) conclui que, salvo algumas exceções, há um déficit generalizado de capacidade instalada, independentemente do tipo (*hub*, internacional ou metropolitano) ou da localização do aeroporto. O autor aponta a privatização de aeroportos como uma medida em direção à melhoria da eficiência, afirmando que a histórica falta de competitividade observada no setor, atrelada a investimentos insuficientes em infraestrutura acarretaram os gargalos observados nos principais aeroportos brasileiros. Por fim, Wanke (2012) destaca que essa situação é ainda mais grave do que soa, uma vez que, diferentemente do que ocorre em países menores, no Brasil não é possível a alocação de voos dos aeroportos congestionados para os aeroportos menores. Isso porque, dadas as dimensões territoriais do país, essa medida implicaria aumentos excessivos de custos e tempo de deslocamento.

Neto (2013) estudou a eficiência técnica de 23 aeroportos brasileiros, com uma importante inovação em relação aos demais estudos apresentados até aqui. Neto (2013) utiliza, como variáveis, indicadores da capacidade dinâmica de diferentes componentes dos aeroportos, enquanto os demais trabalhos revisados que analisam a capacidade do aeroporto o fazem por meio das dimensões dos componentes. A capacidade dinâmica é definida pelo número máximo de passageiros que um determinado componente é capaz de processar e tem importante papel na definição do nível de serviço do aeroporto (GRAHAM, 2014). Segundo Neto (2013), esse procedimento possibilita maior assertividade das conclusões advindas da análise da eficiência, uma vez que considera informações acerca do perfil dos usuários e dos operadores de cada aeroporto. Em seu estudo, Neto (2013) concluiu que 47,8% dos aeroportos analisados operam de maneira eficiente, comparativamente com os demais aeroportos da amostra e que a sala de embarque, entre os componentes analisados, é aquele que tem a maior necessidade média de aumento.

4.4 Desenvolvimento Empírico

4.4.1 Dados

Segundo dados da ANAC, o Brasil conta hoje com 2.560 aeródromos cadastrados, sendo que, destes, 618 são públicos. Os demais são aeroportos que só podem ser utilizados com permissão de seu proprietário, sendo vedada a exploração comercial.

¹Para essa afirmação os autores se basearam no índice ASQ – *Airport Service Quality* – fornecido pelo *Airports Council International*, disponível em www.airportservicequality.aero.

Nesse trabalho, optou-se pela avaliação somente de aeroportos gerenciados pela Empresa Brasileira de Infraestrutura Aeroportuária (Infraero). A escolha de somente aeroportos administrados pela Infraero, a despeito de excluir da análise os aeroportos recentemente privatizados, os quais desempenham um importante papel no cenário da aviação comercial do país, foi adotada com o objetivo de se obter dados padronizados advindos de uma mesma fonte. A Infraero disponibiliza em seu *site* os mesmos dados acerca da infraestrutura instalada para todos os aeroportos sob sua gerência, ao passo que, em relação aos demais aeroportos, os dados disponíveis variam de acordo com cada operador.

Foram usados dados de 30 Aeroportos Brasileiros disponíveis publicamente nos sítios eletrônicos da Infraero e da ANAC. Bowlin (1998) recomenda que o número n de DMUs respeite a seguinte expressão:

$$n \geq \max\{m \times s ; 3 \times (m + s)\} \quad (4.15)$$

onde m é o número de *inputs* e s é o número de *outputs*. Como será apontado na Subseção 4.4.2, foram considerados inicialmente 6 diferentes *inputs* e 3 diferentes *outputs*. Assim, o número de DMUs selecionadas está de acordo com a regra de Bowlin (1998).

Além da regra já citada, outros indicativos da quantidade ideal de DMUs são encontradas na literatura. Boussofiane *et al.* (1991), por exemplo, recomendam que a quantidade mínima de DMUs seja o produto entre os números de *inputs* e *outputs*. Dyson *et al.* (2001), por sua vez, orientam que a quantidade utilizada seja o dobro da recomendada por Boussofiane *et al.* (1991).

Todas essas regras visam a busca por uma amostra representativa, de modo que a diferenciação entre DMUs eficientes e não eficientes seja possível. O uso de uma quantidade de DMUs suficientemente grande aumenta as probabilidades de se capturar uma amostra mais heterogênea e, assim, é possível se obter resultados mais representativos (SARKIS, 2006).

Adotou-se como critério de escolha dos aeroportos a serem utilizados a movimentação de passageiros-pagos no ano de 2015. Assim, foram selecionados os 30 aeroportos mais movimentados da rede Infraero no ano citado, considerando o total de embarques e desembarques. A Tabela 4.2 mostra os aeroportos escolhidos.

4.4.2 Modelagem Empírica

4.4.2.1 Escolha do Modelo

4.4.2.1.1 Retorno de Escala

TABELA 4.2 – Aeroportos selecionados para a análise DEA.

Código ICAO	Código IATA	Nome	Município	UF
SBBE	BEL	Internacional De Belém/Val De Cans/Júlio Cezar Ribeiro	Belém	PA
SBCY	CGB	Marechal Rondon	Várzea Grande	MT
SBSP	CGH	Congonhas	São Paulo	SP
SBCG	CGR	Campo Grande	Campo Grande	MS
SBCT	CWB	Afonso Pena	Curitiba	PR
SBFL	FLN	Hercílio Luz	Florianópolis	SC
SBFZ	FOR	Pinto Martins	Fortaleza	CE
SBGO	GYN	Santa Genoveva/Goiânia	Goiânia	GO
SBFI	IGU	Cataratas	Foz Do Iguaçu	PR
SBIL	IOS	Bahia - Jorge Amado	Ilhéus	BA
SBJU	JDO	Orlando Bezerra De Menezes	Juazeiro Do Norte	CE
SBJV	JOI	Lauro Carneiro De Loyola	Joinville	SC
SBJP	JPA	Presidente Castro Pinto	João Pessoa	PB
SBLO	LDB	Governador José Richa	Londrina	PR
SBEG	MAO	Eduardo Gomes	Manaus	AM
SBMQ	MCP	Alberto Alcolumbre	Macapá	AP
SBMO	MCZ	Zumbi Dos Palmares	Maceió	AL
SBNF	NVT	Ministro Victor Konder	Navegantes	SC
SBPJ	PMW	Brigadeiro Lysias Rodrigues	Palmas	TO
SBPL	PNZ	Senador Nilo Coelho	Petrolina	PE
SBPA	POA	Salgado Filho	Porto Alegre	RS
SBPV	PVH	Governador Jorge Teixeira De Oliveira	Porto Velho	RO
SBRF	REC	Guararapes - Gilberto Freyre	Recife	PE
SBRJ	SDU	Santos Dumont	Rio De Janeiro	RJ
SBSL	SLZ	Marechal Cunha Machado	São Luís	MA
SBSV	SSA	Deputado Luís Eduardo Magalhães	Salvador	BA
SBSN	STM	Maestro Wilson Fonseca	Santarém	PA
SBTE	THE	Senador Petrônio Portella	Teresina	PI
SBUL	UDI	Ten Cel Aviador César Bombonato	Uberlândia	MG
SBVT	VIX	Eurico De Aguiar Salles	Vitória	ES

O modelo escolhido foi o BCC considerando que há uma grande heterogeneidade no tamanho dos aeroportos analisados. Assim, a suposição de retornos variáveis de escala permite que eventuais ineficiências causadas pelo tamanho do aeroporto sejam corretamente endereçadas (FRAGOUDAKI; GIOKAS, 2016).

Além disso, conforme destaca Wanke (2012), a realização de investimentos em infraestrutura é algo que demanda tempo e recursos, de modo que é mais desejável a identificação das medidas de curto prazo a serem adotadas. Nesse sentido, de acordo com Ganley e Cubbin (1992), a alteração na fronteira CCR pode ser entendida como uma mudança a longo prazo, com a evolução da tecnologia e dos recursos disponíveis. Por outro lado, a análise dos modelos BCC ajuda orientar mudanças de curto prazo, associadas a melhoria na gestão. Dessa forma, reforça-se a escolha pelo modelo BCC.

4.4.2.1.2 Orientação

Adotou-se neste trabalho um modelo orientado aos *outputs*, uma vez que se entende que a redução da infraestrutura existente de um aeroporto é uma decisão irracional, sobretudo porque a tendência é que a demanda futura seja maior do que a observada. Dessa forma, utiliza-se um modelo BCC-O com o intuito de se avaliar se a infraestrutura instalada hoje é capaz de suportar um aumento da produção do aeroporto.

4.4.2.2 Escolha das Variáveis

4.4.2.2.1 Pré-seleção

A escolha correta dos *inputs* e *outputs* a serem considerados é parte essencial da construção de um modelo DEA. Inicialmente, é preciso se ter em mente que um modelo dessa natureza é mais adequado a dados quantitativos do que qualitativos. Além disso, as variáveis escolhidas devem ser de fato um indicativo da performance operacional do aeroporto (LIN; HONG, 2006).

Além disso, como critério de escolha dos dados, devem ser considerados também os estudos anteriores. Dessa forma, a literatura prévia (Seção 4.3) foi uma fonte importante de inspiração para a sugestão de variáveis.

Outro fator importante na escolha das variáveis é a disponibilidade de dados. Nesse contexto, Périco *et al.* (2015) apontam, por exemplo, que o baixo número de artigos que aplicam a metodologia DEA no contexto do mercado brasileiro, comparativamente com outros países, é sobretudo devido a dificuldade de obtenção de dados confiáveis e padronizados até o ano de 2011, quando a ANAC começou a elaborar e divulgar o Relatório Anual de Desempenho Operacional dos Aeroportos Brasileiros.

Por fim, deve-se recordar que o objetivo da análise aqui apresentada é endereçar a eficiência em relação a infraestrutura instalada, identificando elementos que possivelmente estejam superdimensionados, bem como investigar possíveis gargalos e possibilidades de expansão.

Com base nos critérios mencionados, foram sugeridos *a priori* 6 diferentes *inputs*. A

Tabela 4.3 mostra os valores dos *inputs* para todos os aeroportos da amostra. Todos os dados estão disponíveis publicamente no *site* da Infraero. Os *inputs* adotados são listados a seguir:

- *Sítio* é a área do sítio aeroportuário em milhões de metros quadrados;
- *Pátio* é a área total do pátio de aeronaves em milhares de metros quadrados;
- *TPS* é a área do terminal de passageiros em metros quadrados;
- *Vagas* é o número de vagas de estacionamento de veículos para o público geral, considerando carros e motos;
- *Comprimento* é o comprimento da pista de pouso e decolagem (em metros). Nos casos em que há mais de uma pista, o valor da variável *Comprimento* é a soma dos comprimentos de todas as pistas;
- *Pistas* é o número de pistas de pouso e decolagem.

Já para os *outputs*, três métricas foram inicialmente sugeridas, conforme listagem a seguir. A Tabela 4.4 mostra os valores dos *outputs* para todos os aeroportos da amostra.

- *Pax* é o número de passageiros domésticos movimentados no ano de 2015, somando embarques e desembarques. Os dados foram obtidos a partir da Base de Dados Estatísticos do Transporte Aéreo, documento elaborado e divulgado pela ANAC;
- *Carga* é a quantidade, em toneladas, de carga movimentada no ano de 2015, considerando importação, exportação e movimentação doméstica. Os dados estão disponíveis publicamente no sítio eletrônico da Infraero;
- *Movimentos* é o número total de movimentos de aviação comercial ocorridos no aeroporto no ano de 2015, incluindo pousos e decolagens. Esses dados também foram extraídos da Base de Dados Estatísticos do Transporte Aéreo, que engloba voos regulares, i.e., voos que recebem uma numeração de HOTRAN e são realizados regularmente, e voos não regulares (*charters* e fretamentos).

4.4.2.2 Descarte de Variáveis e Seleção Final

O fato de análise envoltória de dados ser uma metodologia não-paramétrica acarreta uma importante desvantagem. Sua utilização pressupõe que as variáveis tenham sido bem selecionadas, i.e., não há rigor estatístico nem teste de hipóteses para se assegurar a escolha correta das variáveis.

TABELA 4.3 – Valores dos *inputs* para os 30 diferentes aeroportos selecionados.

Aeroporto	Sítio (milhões de m ²)	Pátio (mil m ²)	TPS (m ²)	Vagas	Comprimento (m)	Pistas
SBBE	6,319	107,000	33.255	692	4.630	2
SBCG	10,802	65,468	7.215	305	5.100	2
SBCT	7,362	125,236	112.000	2.122	4.016	2
SBCY	6,958	51,756	9.354	420	2.300	1
SBEG	14,050	124,100	97.258	3.247	2.700	1
SBFI	2,693	50,102	24.188	605	2.195	1
SBFL	9,086	20,187	9.440	539	3.800	2
SBFZ	5,305	134,767	35.660	926	2.545	1
SBGO	3,967	37,445	34.000	971	2.500	1
SBIL	0,735	9,915	3.400	72	1.577	1
SBJP	3,886	34,865	9.090	600	2.515	1
SBJU	1,284	14,200	900	230	1.800	1
SBJV	1,331	15,010	4.000	300	1.640	1
SBLO	0,727	40,293	5.820	385	2.102	1
SBMO	4,857	83,445	22.000	591	2.602	1
SBMQ	8,605	42,476	5.382	194	1.800	1
SBNF	0,680	20,276	5.200	344	1.701	1
SBPA	3,805	142,000	53.100	2.684	2.280	1
SBPJ	23,750	41,360	12.331	257	2.500	1
SBPL	4,101	37,530	3.093	70	3.250	1
SBPV	13,000	17,550	7.875	211	2.400	1
SBRF	4,229	110,000	52.000	2.020	3.007	1
SBRJ	0,833	95,800	19.000	1.100	2.583	2
SBSL	6,022	48,687	10.700	525	3.849	2
SBSN	10,741	57,750	1.982	265	2.400	1
SBSP	1,647	77,321	64.579	3.414	3.435	2
SBSV	6,945	126,000	69.750	1.350	4.521	2
SBTE	1,288	17,780	4.414	180	2.200	1
SBUL	2,173	34,611	4.733	156	2.100	1
SBVT	5,249	44,400	6.270	600	1.750	1

Fonte: elaboração própria, a partir de informações contidas em bases de dados da Infraero (disponível em www.infraero.gov.br/aeroportos).

TABELA 4.4 – Valores dos *outputs* para os 30 diferentes aeroportos selecionados.

Código ICAO	Passageiros Domésticos	Carga Movimentada (toneladas)	Movimentos (Pousos + Decolagens)
SBBE	3.565.353	2.811	39.791
SBCG	1.531.775	5.032	16.025
SBCT	7.013.056	24.244	71.487
SBCY	3.168.055	7.261	34.679
SBEG	3.140.202	123.009	36.134
SBFI	1.957.977	1.237	16.463
SBFL	3.482.787	2.310	33.250
SBFZ	6.082.862	21.567	49.868
SBGO	3.139.699	4.756	33.864
SBIL	605.020	0	7.066
SBJP	1.430.697	128	11.818
SBJU	434.678	0	4.913
SBJV	505.584	2.202	6.349
SBLO	1.019.730	1.386	11.256
SBMO	1.924.765	23	14.979
SBMQ	652.910	9	5.719
SBNF	1.429.559	4.127	15.318
SBPA	7.831.303	25.218	72.186
SBPJ	617.877	0	8.347
SBPL	444.787	2.927	3.661
SBPV	925.385	5.331	10.605
SBRF	6.717.016	31.042	58.474
SBRJ	9.484.839	0	104.222
SBSL	1.684.364	90	18.199
SBSN	640.249	0	9.805
SBSP	18.599.172	0	173.161
SBSV	8.805.401	17.470	79.551
SBTE	1.160.446	108	13.052
SBUL	1.104.188	0	13.898
SBVT	3.385.225	3.276	32.527

Fontes: elaboração própria, a partir de informações contidas em bases de dados da Infraero (disponível em www.infraero.gov.br/cargo/) e da ANAC (Base de Dados Estatísticos do Transporte Aéreo, disponível em www.anac.gov.br).

TABELA 4.5 – Coeficiente de correlação de Pearson entre os *inputs* e os *outputs*

	<i>Pax</i>	<i>Carga</i>	<i>Movimentos</i>	<i>Sítio</i>	<i>Pátio</i>	<i>TPS</i>	<i>Vagas</i>	<i>Comprimento</i>	<i>Pistas</i>
<i>Pax</i>	1,0000								
<i>Carga</i>	0,1383	1,0000							
<i>Movimentos</i>	0,9938***	0,1482	1,0000						
<i>Sítio</i>	-0,1772	0,2957	-0,1678	1,0000					
<i>Pátio</i>	0,5982***	0,5367***	0,5901***	0,1296	1,0000				
<i>TPS</i>	0,6243***	0,6739***	0,6245***	0,1433	0,7852***	1,0000			
<i>Vagas</i>	0,7797***	0,6479***	0,7764***	0,0218	0,7125***	0,8652***	1,0000		
<i>Comprimento</i>	0,3441*	0,0899	0,3467*	0,2746	0,4564**	0,4120**	0,2558	1,0000	
<i>Pistas</i>	0,5249***	-0,0801	0,5558***	0,0462	0,3323*	0,3462*	0,2720	0,8229***	1,0000

Notas: * Estatisticamente significativa a um nível de significância de 10 %. ** Estatisticamente significativa a um nível de significância de 5 %. *** Estatisticamente significativa a um nível de significância de 1 %.

Além disso, conforme aponta Sarkis (2006), os resultados obtidos pelo DEA são altamente dependentes dos *inputs* escolhidos e algumas características não são aceitáveis. Dessa forma, os dados selecionados *a priori* como *inputs* e *outputs* devem ser analisados e só devem ser incluídos de fato no modelo caso atendam certos requisitos.

Dessa forma, faz-se necessário o estabelecimento de alguma métrica para avaliação dos *inputs* e *outputs*, permitindo se identificar a real necessidade da utilização de todos as variáveis pré-selecionadas.

De acordo com Charnes *et al.* (1985), os *inputs* e *outputs* devem guardar uma relação isotônica entre si, i.e, a correlação entre *outputs* e os *inputs* deve ser positiva e estatisticamente significativa. Para avaliar essa hipótese, foi realizada uma análise do coeficiente de correlação de Pearson entre as variáveis. Os resultados são mostrados na Tabela 4.5

Nota-se pela Tabela 4.5 que as correlações da variável *Sítio* com as saídas preliminares não são estatisticamente significantes. Além disso, a análise da variável *Carga* indica que as correlações dessa com as variáveis *Comprimento* e *Pista* também não são estatisticamente significantes. Dessa forma, optou-se por descartar as variáveis *Sítio* e *Carga*.

O excesso de variáveis pode ainda dificultar a interpretação dos resultados. Como apontado por Simar e Wilson (2000), um menor número de *inputs* e *outputs* acarreta uma maior diferenciação entre os *scores* de eficiência das DMUs, permitindo que se identifique mais precisamente quais são as organização eficientes e ineficientes. Para solucionar esse problema, Daraio e Simar (2007) sugerem que, quando a correlação entre duas variáveis do mesmo lado (*input/output*) for muito alta, uma delas sejam removidas, ou que ambas sejam substituídas por uma *proxy* única. Neste trabalho, seguiu-se o critério adotado por Curi *et al.* (2011), considerando o valor 0,8 como sendo a referência para uma correlação alta.

A observação da Tabela 4.5 aponta um forte correlação entre o número de movimentos e de passageiros. Dessa forma, optou-se pelo descarte da variável *Movimentos*. Além disso, nota-se também uma forte correlação entre os pares *Vagas/TPS* e *Pistas/Comprimento*. No primeiro caso, optou-se por descartar a variável *Vagas*, assumindo que a área do terminal de passageiros é mais relevante na questão da operação aeroportuária. Um déficit de estacionamento pode ser resolvido com outras alternativas, como investimento em transporte público ou mesmo com a presença de estacionamento externos a área do aeroporto, ao passo que a falta de espaço adequado para o TPS pode comprometer a todo o funcionamento do aeroporto. No segundo caso, a variável *Pistas* foi mantida, pois essa guarda uma correlação mais estatisticamente significativa com os *outputs* e correlações mais baixas com os demais *inputs*. Além disso, considerou-se também o fato de que a existência de uma pista adicional é capaz de incrementar muito mais a capacidade do aeroporto do que a simples extensão da pista. A Tabela 4.6 mostra as estatísticas descritivas das variáveis adotadas para o modelo final.

TABELA 4.6 – Estatísticas descritivas das variáveis utilizadas no modelo DEA.

Variável	Unidade	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Padrão
Outputs					
<i>Pax</i>	embarques + desembarques (2015)	434.678,00	18.599.172,00	3.416.165,37	3.919.491,20
Inputs					
<i>Pátio</i>	mil m ²	9,92	142,00	60,91	41,16
<i>TPS</i>	m ²	900,00	112.000,00	24.266,30	29.192,01
<i>Pistas</i>	número de pistas de pouso e decolagem	1,00	2,00	1,27	0,45

4.5 Resultados

4.5.1 Resultados Gerais

Com o auxílio do *software* SIAD (ANGULO MEZA *et al.*, 2005a; ANGULO MEZA *et al.*, 2005b), foram gerados os resultado de eficiência, utilizando um modelo BCC orientado aos *outputs* e considerando o método da fronteira invertida. A Tabela 4.7 mostra os resultados dos valores de eficiência encontrados para os 30 aeroportos analisados. Os aeroportos são exibidos por ordem decrescente de sua eficiência composta normalizada.

Nesse ponto, cumpre ressaltar que a eficiência, diferentemente do sentido mais convencional da palavra, não deve ser interpretada aqui necessariamente como algo positivo. Isso porque a análise envoltória de dados identifica como eficiente aquela unidade que,

considerando os insumos atuais, já gera a maior quantidade de produtos possível. Dessa forma, quando aplicada ao contexto aeroportuário, essa ferramenta aponta os aeroportos que necessitam de expansão da sua infraestrutura. Dessa forma, é possível e, de fato, esperado, que os aeroportos classificados como eficientes apresentem sinais de saturação e baixo índice de serviço.

Observa-se na Tabela 4.7 que, considerando a eficiência composta, dos 30 aeroportos analisados, o Aeroporto de Vitória foi considerado o mais eficiente. Esse resultado implica em se afirmar que o Aeroporto de Vitória, comparativamente com os demais da amostra, é o que mais carece de margem para abrigar um aumento de demanda. Esse resultado corrobora com a evidência anedótica acerca desse aeroporto, o que confere robustez à análise. O Aeroporto Eurico de Aguiar Salles é considerado um dos mais problemáticos do País em termos de capacidade. Devido à falta de reformas e de modernizações por décadas, o aeroporto movimentava hoje mais passageiros do que a capacidade declarada de seu terminal.

Em 2005 teve início uma série de obras de modernização do Aeroporto de Vitória, que incluíam no projeto um moderno terminal de passageiros, além de pontes de embarque, uma nova pista de pouso e decolagem, ampliação do estacionamento, entre outras melhorias. A previsão era de que a ampliação do aeroporto ficasse pronta no final de 2007. No entanto o projeto, orçado em R\$ 337,5 milhões, foi paralisado diversas vezes em 2006 e 2007 por suspeitas de superfaturamento e desvio de verbas ².

Após diversas idas e vindas, em 2015 a SAC – Secretaria de Aviação Civil – divulgou uma nota informando que as obras no Aeroporto de Vitória seriam retomadas. Com investimento total previsto de mais de R\$ 500 milhões, as obras incluem um novo terminal de passageiros capaz de ampliar a capacidade atual para 9,8 milhões de passageiros por anos, além de ponte de embarque, balcões de *check-in*, novo estacionamento e uma nova pista, que será mais extensa e capaz de receber aeronaves do tipo Boeing 767-300. A conclusão dos trabalhos está prevista para setembro de 2017.

Outro resultado relevante evidenciado pela Tabela 4.7 é a presença dos aeroportos de Congonhas e Santos Dumont, respectivamente, na segunda e terceira posições. Esses aeroportos desempenham papel muito importante na aviação comercial brasileira, uma vez que é neles que opera a ponte aérea Rio – São Paulo, a rota mais movimentada do País. O alto *score* de eficiência obtido por esses aeroportos evidencia um risco de saturação. De fato, os mesmos resultados são apontados por Alves (2014). Segundo o autor, ambos os aeroportos têm pátio limitado, sendo esse o principal gargalo.

A eficiência média da amostra foi de 0,5314 e o desvio padrão igual a 0,2918. Outro re-

² Barros, R. M. d. “Obra de ampliação do Aeroporto de Vitória se arrasta por 11 anos”. CBN, 16 de agosto de 2016. Disponível em www.gazetaonline.com.br/_conteudo/2016/05/cbn-vitoria/reportagens/3942405-obra-de-ampliacao-do-aeroporto-de-vitoria-se-arrasta-por-11-anos.html

TABELA 4.7 – Cálculo dos índices de eficiência para os 30 aeroportos analisados.

Aeroporto	Padrão	Invertida	Composta	Retorno de Escala
Eurico De Aguiar Salles (Vitória - ES)	1,0000	0,1661	1,0000	Crescente
Congonhas (São Paulo - SP)	1,0000	0,2429	0,9581	Constante
Santos Dumont (Rio De Janeiro - RJ)	1,0000	0,3181	0,9171	Crescente
Ministro Victor Konder (Navegantes - SC)	0,9854	0,3388	0,8979	Crescente
Marechal Rondon (Várzea Grande - MT)	0,8613	0,2194	0,8953	Crescente
Guararapes - Gilberto Freyre (Recife - PE)	1,0000	0,3884	0,8788	Crescente
Santa Genoveva (Goiânia - GO)	1,0000	0,4018	0,8715	Crescente
Hercílio Luz (Florianópolis - SC)	1,0000	0,4678	0,8355	Crescente
Senador Petrônio Portella (Teresina - PI)	0,9335	0,4046	0,8337	Crescente
Bahia - Jorge Amado (Ilhéus - BA)	1,0000	0,7447	0,6845	Crescente
Gov. Jorge Teixeira De Oliveira (Porto Velho - RO)	0,7325	0,5775	0,6298	Crescente
Presidente Castro Pinto (João Pessoa - PB)	0,5385	0,3894	0,6266	Crescente
Cataratas (Foz Do Iguaçu - PR)	0,5262	0,4954	0,5621	Crescente
Ten. Cel. Aviador César Bombonato (Uberlândia - MG)	0,4478	0,4306	0,5547	Crescente
Pinto Martins (Fortaleza - CE)	0,9850	0,9758	0,5503	Crescente
Orlando Bezerra De Menezes (Juazeiro Do Norte - CE)	1,0000	1,0000	0,5453	Crescente
Salgado Filho (Porto Alegre - RS)	1,0000	1,0000	0,5453	Crescente
Governador José Richa (Londrina - PR)	0,3360	0,5030	0,4542	Crescente
Maestro Wilson Fonseca (Santarém - PA)	0,6221	1,0000	0,3392	Crescente
Lauro Carneiro De Loyola (Joinville - SC)	0,4968	0,9134	0,3181	Crescente
Zumbi Dos Palmares (Maceió - AL)	0,3945	0,8356	0,3048	Crescente
Deputado Luís Eduardo Magalhães (Salvador - BA)	0,4734	1,0000	0,2582	Decrescente
Eduardo Gomes (Manaus - AM)	0,4357	1,0000	0,2376	Crescente
Alberto Alcolumbre (Macapá - AP)	0,2254	0,8109	0,2260	Crescente
Campo Grande (Campo Grande - MS)	0,3991	1,0000	0,2176	Decrescente
Afonso Pena (Curitiba - PR)	0,3771	1,0000	0,2056	Decrescente
Marechal Cunha Machado (São Luís - MA)	0,3378	1,0000	0,1842	Crescente
Val De Cans/Júlio Cezar Ribeiro (Belém - PA)	0,2890	1,0000	0,1576	Decrescente
Senador Nilo Coelho (Petrolina - PE)	0,2713	1,0000	0,1479	Crescente
Brigadeiro Lysias Rodrigues (Palmas - TO)	0,1925	1,0000	0,1049	Crescente
Média	0,6620	0,6875	0,5314	-
Desvio Padrão	0,3044	0,3070	0,2918	-
Coefficiente de Variação	45,98%	44,65%	54,91%	-

sultado interessante fornecido pela Tabela 4.7 diz respeito ao retorno de escala. A maioria dos aeroportos apresenta retorno de escala crescente. Como destaca Wanke (2012), isso é um estímulo ao investimento na infraestrutura, uma vez que um aumento nessa implicará em um acréscimo mais que proporcional na capacidade de processamento de passageiros.

Nota-se que a utilização da eficiência agregada de fato contribui para maior diferenciação entre as DMUs. Considerando apenas a fronteira padrão, foram identificadas 9 DMUs eficientes e o coeficiente de variação da amostra foi de aproximadamente 45,98%, inferior aos 54,91% observados considerando a fronteira agregada.

A fim de ilustrar a situação global dos aeroportos analisados, a Figura 4.5 apresenta um gráfico, no qual o eixo vertical representa o número de passageiros processados (em milhões) e o eixo horizontal a eficiência do aeroporto. A Figura 4.5 indica que há um grande espaço para melhoria entre os aeroportos analisados. Além disso, fica claro que não há uma correlação evidente entre a eficiência do aeroporto e sua movimentação de passageiros.

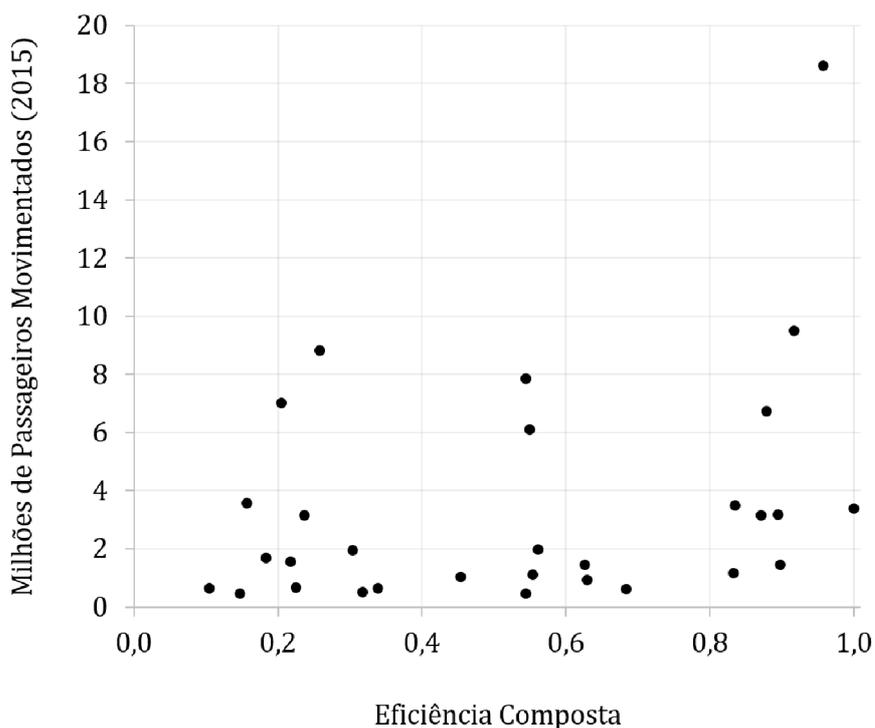


FIGURA 4.5 – Relação entre eficiência e número de passageiros.

Em relação ao modelo orientado aos *outputs*, é importante lembrar que a consideração de uma DMU como eficiente ocorre se e somente se a resolução da Equação (4.11) fornecer como solução, além da eficiência unitária, folgas nulas. Para a amostra observada, 9 aeroportos satisfazem essas condições: Florianópolis, Goiânia, Ilhéus, Juazeiro do Norte, Porto Alegre, Recife, Santos Dumont, Congonhas e Vitória.

Os outros 21 aeroportos categorizados como não eficientes são listados na 4.8, junta-

mente com o alvo calculado para cada um dos aeroportos, i.e., a quantidade de passageiros que o aeroporto deveria processar para ser considerado eficiente, considerando a infraestrutura atual. A Tabela 4.8 indica ainda o aumento percentual que a passagem da DMU da posição atual para a posição alvo implicaria.

TABELA 4.8 – Potencial de crescimento do *output* para os aeroportos não eficientes.

Cidade	Eficiência Padrão	Atual	Alvo	Aumento
Navegantes (SC)	0,9854	1.429.559	1.450.772	1,48%
Fortaleza (CE)	0,9850	6.082.862	6.175.535	1,52%
Teresina (PI)	0,9335	1.160.446	1.243.104	7,12%
Várzea Grande (MT)	0,8613	3.168.055	3.678.022	16,10%
Porto Velho (RO)	0,7325	925.385	1.263.309	36,52%
Santarém (PA)	0,6221	640.249	1.029.183	60,75%
João Pessoa (PB)	0,5385	1.430.697	2.656.740	85,70%
Foz Do Iguaçu (PR)	0,5262	1.957.977	3.720.927	90,04%
Joinville (SC)	0,4968	505.584	1.017.742	101,30%
Salvador (BA)	0,4734	8.805.401	18.599.172	111,22%
Uberlândia (MG)	0,4478	1.104.188	2.465.605	123,30%
Manaus (AM)	0,4357	3.140.202	7.207.999	129,54%
Campo Grande (MS)	0,3991	1.531.775	3.838.024	150,56%
Maceió (AL)	0,3945	1.924.765	4.878.644	153,47%
Curitiba (PR)	0,3771	7.013.056	18.599.172	165,21%
São Luís (MA)	0,3378	1.684.364	4.985.604	195,99%
Londrina (PR)	0,3360	1.019.730	3.034.579	197,59%
Belém (PA)	0,2890	3.565.353	12.335.380	245,98%
Petrolina (PE)	0,2713	444.787	1.639.622	268,63%
Macapá (AP)	0,2254	652.910	2.897.313	343,75%
Palmas (TO)	0,1925	617.877	3.210.438	419,59%

A principal dessemelhança entre os resultados aqui apresentados e as conclusões de Alves (2014) é que esse aponta os aeroportos de Fortaleza, Salvador e Manaus como

problemáticos (todos os três em relação ao terminal de passageiros), enquanto a Tabela 4.8 aponta os mesmos aeroportos com potencial de receber mais passageiros. Em relação ao Aeroporto de Manaus, a diferença se deve à conclusão das obras de ampliação do TPS, ocorrida em 2015, data posterior ao trabalho de Alves (2014). As obras, previstas para a Copa do Mundo, tiveram início em novembro de 2011, mas só foram finalizadas mais de um ano após o evento. Com as melhorias entregues, que incluíram ações de reforma, ampliação e modernização, o aeroporto recebeu dois níveis operacionais, aumentando áreas de embarque, desembarque e saguão. A área total do TPS passou de 39,4 mil m² para 97,25 mil m², ampliando a capacidade operacional declarada de 6,4 milhões para 13,5 milhões de passageiros por ano.

Da mesma forma, segundo informações públicas disponíveis no sítio eletrônico da Infraero, o Aeroporto de Salvador também teve suas obras de modernização concluídas após o período da pesquisa de Alves (2014). A reforma incluiu a ampliação da área de embarque, a construção de uma nova área de *check-in*, além da execução de melhorias no terminal de passageiros. Por fim, em relação ao Aeroporto de Fortaleza, a única reforma relevante observada foi a construção de uma nova sala de embarque, com 1.350 m² e capacidade para atender 300 mil passageiros por ano. Nota-se, contudo, que, no caso desse aeroporto, o potencial de crescimento indicado pela análise envoltória de dados é pequeno. Como o DEA analisa os aeroportos comparativamente uns com os outros e, na amostra, estão presentes alguns aeroportos problemáticos, como é o caso de Vitória, é de se esperar que alguns aeroportos classificados como ineficientes, em especial aqueles nos quais o potencial de crescimento é baixo, estejam, na verdade, já apresentando sinais de saturação. Dessa forma, os resultados aqui apresentados não contradizem as observações de Alves (2014).

A observação da Tabela 4.8 também explicita que, dentre os 4 aeroportos mais mal colocados, 3 deles são localizados no Norte, região que é caracterizada pelo baixo volume de passageiros, comparativamente com as demais. Esse fato mostra uma tendência de superdimensionamento dos aeroportos em face da demanda. Dessa forma, o investimento na construção de novos aeroportos na Região, ao invés de ampliações poderia contribuir mais para a interligação do local. Como apontam Alves e Amaral (2012), as malhas rodoviária e ferroviária são escassas na Região. Dessa forma, o fortalecimento da aviação regional, com a ampliação da malha aérea por meio da construção, não de aeroportos grandes, mas condizentes com a demanda local, surge como uma das alternativas para melhorar a interligação do norte brasileiro. Essa diferença regional fica evidente também na Tabela 4.9, que mostra a média das eficiência para as 5 regiões do país.

TABELA 4.9 – Eficiência dos aeroportos por região.

Região	Número de Aeroportos	Padrão	Invertida	Composta
Centro-Oeste	3	0,7535	0,5404	0,6615
Norte	6	0,4162	0,8981	0,2825
Nordeste	10	0,6934	0,7739	0,5014
Sul	8	0,6462	0,6436	0,5467
Sudeste	3	1,0000	0,2424	0,9584

4.5.2 Eficiência de Escala

Ainda que este trabalho utilize o modelo BCC, é interessante se investigar quais aeroportos considerados eficientes nesse modelo operam com máxima eficiência de escala, i.e., quais são eficientes também considerando o modelo CCR. Fernandes e Pacheco (2002) destacam que isso significa que o aeroporto avaliado já é gerenciado com foco no longo prazo. Conforme apontado por Ramadan (2016), o valor calculado pela modelo BCC é chamada de *eficiência técnica*, enquanto que o modelo CCR fornece a *eficiência total*. A razão da segunda pela primeira dá o valor da *eficiência de escala*. A Tabela 4.10 mostra o valor da eficiência de escala para os 9 aeroportos que foram considerados eficientes considerando a fronteira padrão.

TABELA 4.10 – Eficiência de escala.

Aeroporto	Eficiência de Escala
Eurico De Aguiar Salles (Vitória - ES)	1,0000
Congonhas (São Paulo - SP)	1,0000
Santos Dumont (Rio De Janeiro - RJ)	1,0000
Herólio Luz (Florianópolis - SC)	1,0000
Orlando Bezerra De Menezes (Juazeiro Do Norte - CE)	0,8946
Salgado Filho (Porto Alegre - RS)	0,8421
Guararapes - Gilberto Freyre (Recife - PE)	0,7223
Bahia - Jorge Amado (Ilhéus - BA)	0,4406
Santa Genoveva (Goiânia - GO)	0,3486

A Tabela 4.10 indica que 4 dos 9 aeroportos apresentam eficiência de escala. Os demais, apesar de se encontrarem na fronteira de eficiência BCC, não se encontram na fronteira de eficiência CCR. Odeck e Alkadi (2001) e Ross e Droge (2004) afirmam que essa situação é possível em dois casos: a DMU possui retornos crescentes de escala e é grande demais ou a DMU apresenta retornos crescentes de escala mas não consegue aproveitar o máximo dos seus recursos por ser muito pequena. Essas situações ficam bem visíveis na Figura 4.6.

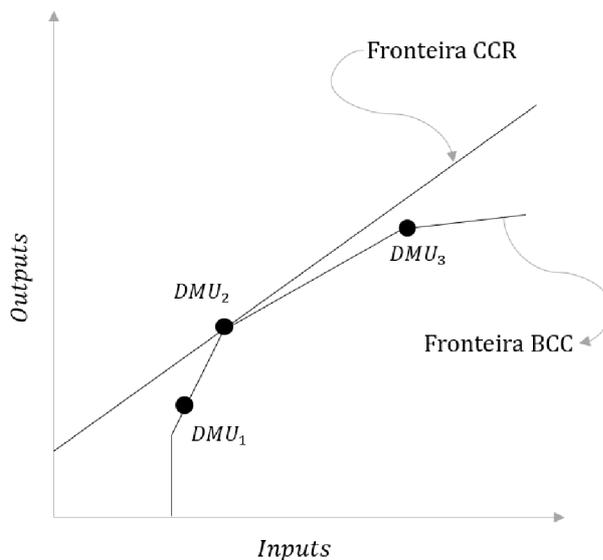


FIGURA 4.6 – Ineficiência de escala.

Na Figura 4.6, a DMU_1 representa a primeira situação descrita: uma unidade com retorno crescente de escala, mas que é muito pequena (i.e., a quantidade de insumos é baixa). A DMU_3 representa a outra situação de ineficiência de escala e a DMU_2 representa uma unidade escala-eficiente. No caso dos aeroportos indicados na Tabela 4.10, aqueles classificados como ineficientes em termos de eficiência de escala possuem retorno crescente. Dessa forma, supõe-se que todos se enquadram na primeira situação.

4.5.3 Análise dos *Benchmarks*

O modelo DEA também foi utilizado para se determinar os *benchmarks* de cada aeroporto ineficiente. Deve-se destacar que o método considera como *benchmark* os aeroportos eficiente que estejam “próximo” em questão de desempenho. A Tabela 4.11 indica os *benchmarks* de cada aeroporto ineficiente, considerando a fronteira padrão do modelo BCC-O. Os *benchmarks* são ordenadas por relevância. Assim, para cada aeroporto listado, o primeiro *benchmark* é o mais importante.

Além disso, são identificados também na Tabela 4.11 os “*anti-benchmarks*”, termo uti-

lizado por Silveira *et al.* (2012) para identificar as DMUs localizadas na fronteira invertida. Os *anti-benchmarks* devem ser interpretados como o caminho mais fácil para o aeroporto se tornar ineficiente. Assim, ajuda a indicar os locais nos quais não se deve investir.

TABELA 4.11 – Análise dos *benchmarks* e *anti-benchmarks*.

Aeroporto	Benchmarks	Aeroporto	Anti – Benchmarks
Belém (PA)	Rio De Janeiro (RJ), São Paulo (SP)	Várzea Grande (MT)	Santarém (PA), Palmas (TO),
Campo Grande (MS)	Vitória (ES), Rio De Janeiro (RJ)	Foz Do Iguaçu (PR)	Palmas (TO), Manaus (AM)
Curitiba (PR)	São Paulo (SP)	Florianópolis (SC)	São Luís (MA), Campo Grande (MS)
Várzea Grande (MT)	Vitória (ES), Porto Alegre (RS)	Fortaleza (CE)	Porto Alegre (RS), Manaus (AM)
Manaus (AM)	Recife (PE), Porto Alegre (RS)	Goiânia (GO)	Palmas (TO), Manaus (AM)
Foz Do Iguaçu (PR)	Vitória (ES), Goiânia (GO), Recife (PE)	Ilhéus (BA)	Petrolina (PE), Palmas (TO)
Fortaleza (CE)	Porto Alegre (RS), Vitória (ES)	João Pessoa (PB)	Palmas (TO), Petrolina (PE)
João Pessoa (PB)	Vitória (ES), Ilhéus (BA), Goiânia (GO)	Joinville (SC)	Petrolina (PE), Palmas (TO)
Joinville (SC)	Ilhéus (BA), Vitória (ES), Goiânia (GO)	Londrina (PR)	Petrolina (PE), Palmas (TO), ,
Londrina (PR)	Vitória (ES), Ilhéus (BA), Juazeiro do Norte (CE)	Maceió (AL)	Santarém (PA), Manaus (AM)
Maceió (AL)	Vitória (ES), Porto Alegre (RS)	Macapá (AP)	Petrolina (PE), Palmas (TO), ,
Macapá (AP)	Vitória (ES), Juazeiro Do Norte (CE)	Navegantes (SC)	Petrolina (PE), Palmas (TO)
Navegantes (SC)	Ilhéus (BA), Vitória (ES), Goiânia (GO)	Porto Velho (RO)	Palmas (TO), Petrolina (PE)
Palmas (TO)	Vitória (ES), Goiânia (GO), Ilhéus (BA)	Recife (PE)	Manaus (AM), Santarém (PA)
Petrolina (PE)	Juazeiro Do Norte (CE), Vitória (ES)	Rio De Janeiro (RJ)	Belém (PA), Campo Grande (MS)
Porto Velho (RO)	Ilhéus (BA), Goiânia (GO), Vitória (ES)	São Paulo (SP)	Curitiba (PR), São Luís (MA)
São Luís (MA)	Vitória (ES), Florianópolis (SC), Rio De Janeiro (RJ)	Teresina (PI)	Petrolina (PE), Palmas (TO)
Santarém (PA)	Juazeiro Do Norte (CE), Vitória (ES)	Uberlândia (MG)	Petrolina (PE), Palmas (TO)
Salvador (BA)	São Paulo (SP)	Vitória (ES)	Palmas (TO), Petrolina (PE)
Teresina (PI)	Ilhéus (BA), Vitória (ES), Goiânia (GO)		
Uberlândia (MG)	Vitória (ES), Juazeiro do Norte (CE), Ilhéus (BA)		

4.5.4 Implicações Para o Aeroporto do Recife

O Aeroporto Internacional do Recife é apontado como eficiente segundo o modelo BCC-O adotado, o que mostra que, comparativamente com os demais aeroportos da amostra, o número de passageiros processados é ótimo considerando a infraestrutura atual. Os resultados obtidos a partir da fronteira composta colocam o Aeroporto do Recife como o sexto mais eficiente, reforçando a hipótese de eficiência do aeroporto.

Cumprir observar que, além de ser considerado eficiente, o aeroporto estudado apresenta retornos crescentes de escala. Dessa forma, investimentos na infraestrutura são altamente estimulados. A incorporação de um novo terreno ao sítio aeroportuário, onde pudessem ser ampliadas as instalações atuais permitiria que retornos mais que proporcionais em termos de capacidade de passageiro fossem obtidos.

Em relação a eficiência de escala, o aeroporto apresenta um *score* de 0,7233, o que o

coloca em antepenúltimo lugar entre os aeroportos eficientes. Esse resultado, alinhado com o retorno de escala crescente, indica que o aeroporto ainda é menor (i.e., tem menos *inputs*) do que seu tamanho ótimo. Dessa forma, medidas a longo prazo, como a construção de novas instalações, é salutar para o futuro do aeroporto.

A análise dos pesos das variáveis ajuda a fornecer informações sobre as possíveis melhorias a serem feitas. Os pesos obtidos *Pátio*, *TPS* e *Pistas* foram respectivamente 1,04; 0,00 e 4,02. Destaca-se que, para o cálculo dos pesos, as variáveis foram normalizadas (i.e., divididas pelo máximo valor amostral), de modo a não haver distorções na interpretação em virtude de dimensionalidade.

Os valores dos pesos apontam que a variável *Pistas* tem maior importância eficiência do Aeroporto do Recife. Assim, a existência de uma pista única é a principal razão pela qual esse foi indicado como eficiente. Apesar de a movimentação atual ser condizente com a existência de uma pista única e de o terreno, mesmo com a incorporação da BARF, não permitir a construção de outra pista de forma que as duas sejam independentes, a construção de uma pista adicional torna o aeroporto menos susceptível a eventuais contingências. Assim, caso ocorra interrupção das operações na pista principal, a pista secundária pode receber os movimentos. Um exemplo dessa situação ocorreu em 2014, quando a pista do Aeroporto do Recife precisou passar por reformas estruturais e, para isso, uma série de voos tiveram de ser cancelados³. Outro fato ilustrativo da importância de uma segunda pista ainda que a capacidade declarada seja suficiente, reside no fato de, entre os 10 aeroportos mais movimentados do País (Tabela 1.1), apenas quatro deles – Confins, Viracopos, Salvador e Porto Alegre – só terem uma pista, sendo que, para três desses – Confins, Viracopos e Salvador –, a construção de uma segunda pista está incluída nos planos de expansão exigidos na concessão (o Aeroporto de Salvador está em processo de concessão, ao passo que Confins e Viracopos já foram concedidos). Dessa forma, a implantação de uma segunda pista no sítio atual é a medida a longo prazo mais recomendada.

Por outro lado, o terminal de passageiros recebe o menor peso e deve, portanto, ser o último elemento a ser ampliado. De fato, segundo informações da Infraero, a capacidade do terminal hoje é de 16,2 milhões de passageiros por ano, cerca de 2,5 vezes o movimento atual. Esse resultado é reforçado pela análise do *anti-benchmarking*. O *anti-benchmarking* mais relevante para o Aeroporto do Recife foi o Aeroporto de Manaus que, dentre os 30 aeroportos analisados, guarda a menor relação *Pax/TPS*, o que mostra um superdimensionamento desse componente. Dessa forma, fica claro que o “caminho mais fácil” para o Aeroporto do Recife se tornar ineficiente, é ampliar ainda mais o terminal de passageiros.

³ Markman, L. “Reforma fecha pista do Aeroporto do Recife nas madrugadas de fevereiro”. G1, 31 de janeiro de 2014. Disponível em [www.http://g1.globo.com/pernambuco/noticia/2014/01/reforma-fecha-pista-do-aeroporto-do-recife-nas-madrugadas-de-fevereiro.html](http://g1.globo.com/pernambuco/noticia/2014/01/reforma-fecha-pista-do-aeroporto-do-recife-nas-madrugadas-de-fevereiro.html)

5 Considerações Finais

5.1 Síntese

O estudo de demanda apontou uma relação quase proporcional do PIB com a demanda de transporte aéreo, indicando que o crescimento da demanda acima do nível da economia ocorreu por razões outras além de simplesmente uma relação não proporcional entre essas duas variáveis.

Os resultados de estimação do modelo econométrico também apontaram uma relação negativa e estatisticamente significativa entre o preço e a demanda. O valor encontrado para a elasticidade, no entanto, é baixo, indicando uma demanda inelástica ao preço. Considerando as características turísticas da cidade, espera-se, portanto, que grande parte dos passageiros sejam aqueles a lazer com demanda levemente inelástica, tipicamente caracterizado pelos passageiros que viajam em família. Esse perfil se caracteriza por planejar suas viagens com antecedência, uma vez que essa depende da conciliação dos interesses e disponibilidades de várias pessoas. Dessa forma, essas pessoas acabam não se importando por pagar um pouco mais caro, desde que isso signifique segurança e garantia da viagem.

Outro resultado importante derivado do estudo de demanda é a constatação do papel importante da sazonalidade para a demanda por transporte aéreo. Nesse caso, observou-se uma alta considerável de preços no período de férias escolares (janeiro a dezembro e julho).

Em relação ao acordo de *codeshare* entre a Varig e a TAM, observou-se uma relação negativa e estatisticamente significativa a um nível de significância de 10%, o que corrobora com o parecer dado à época pela Seae, indicando que houve conduta acertada entre as empresas, com a redução de voos lucrativos. Dessa forma, houve diminuição artificial da oferta, o que ocasionou aumento das tarifas e conseqüente redução da demanda.

Também foi apontada uma relação negativa entre os períodos da crise financeira global (2008) e do apagão aéreo (2006 – 2007) e a demanda por passageiros domésticos no Aeroporto Internacional de Recife.

O estudo de capacidade, por sua vez, apontou o Aeroporto do Recife como eficiente segundo a orientação voltada aos *outputs*, o que indica uma saturação da infraestrutura em relação ao número de passageiros processados, comparativamente com os demais aeroportos analisados. Os resultados obtidos a partir da fronteira composta colocam o Aeroporto do Recife como o sexto mais eficiente, reforçando a hipótese de eficiência do aeroporto.

Além de ser considerado eficiente, o aeroporto estudado apresenta retornos constante de escala. Em relação a eficiência de escala, o aeroporto aparece apenas em antepenúltimo lugar entre os aeroportos eficientes. Esse resultado, alinhado com o retorno de escala crescente, indica que o aeroporto ainda é menor do que seu tamanho ótimo.

A análise conjunta de todos os resultados citados aponta que investimentos na infraestrutura são altamente estimulados. A incorporação de um novo terreno ao sítio aeroportuário, onde pudessem ser ampliadas as instalações atuais, permitiria que retornos mais que proporcionais em termos de capacidade de passageiro fossem obtidos.

O estudo de capacidade também informou que os investimentos a longo prazo prioritariamente devem ser feitos na construção de uma nova pista. Em segundo lugar em ordem de prioridade, estaria a ampliação do pátio de aeronaves e, por fim, a ampliação do terminal de passageiros. O TPS atual tem uma capacidade declarada de 16,5 milhões de passageiros por ano, o que equivale a quase 2,5 vezes o movimento registrado em 2015.

5.2 Limitações e Recomendações de Estudos Futuros

A seguir é apresentado uma síntese das principais limitações do trabalho aqui exposto. As limitações são separadas em Subseções, de acordo com o estudo a qual a mesma esta relacionada (projeção de demanda ou análise da capacidade) e essa exibição tem o objetivo de orientar o leitor na leitura crítica desse trabalho, além de deixar claro o entendimento sobre a realidade que aqui se tenta explicar.

Juntamente com as limitações, são listadas recomendações para estudos futuros, de modo a estimular novos pesquisadores a darem continuidades ao trabalho aqui realizado, de modo a tratar as limitações aqui encontradas e engrandecendo o estudo feito até aqui.

5.2.1 Projeção de Demanda

Esse estudo utilizou como regressando a variável *PaxDom*, relacionada ao número de passageiros embarcados no Aeroporto Internacional de Recife, não levando em contato, portanto, os passageiros desembarcados. Apesar de a parcela de passageiros que vão e voltam do mesmo aeroporto ser de fato a mais relevante, o estudo conjunto de embarques e desembarques permite investigar outro perfil de passageiros, o que pode fomentar

estudos sobre estratégias de atração de novos clientes. Na Europa, por exemplo, devido às facilidades de trânsito possibilitadas pelo Acordo de Schengen, é muito comum que turistas cheguem ao continente por um aeroporto e o deixem por outro. Essa poderia ser uma prática a ser estimulada de modo a fortalecer todo o turismo na região Nordeste e o estudo de embarques e desembarques permitiria investigar se hoje é relevante esse tipo de passageiro na operação do aeroporto.

Outra limitação que deve ser apontada neste trabalho relaciona-se à estratégia de estimação adotada (Subseção 3.4.3). Foram descritas as correções adotadas para se endereçar os problemas de multicolinearidade e autocorrelação. A abordagem da endogeneidade, por sua vez, fugiu do escopo deste trabalho. A endogeneidade é um termo usado para descrever a presença de uma variável explicativa endógena, ou seja, uma variável explicativa que é correlacionada com o termo de erro. A endogeneidade ocorre, entre outros casos, quando há uma relação de causalidade simultânea entre o regressando e um ou mais regressandos (WOOLDRIDGE, 2013). No modelo proposto – Equação (3.19) – é o que ocorre com a variável de preço (*Yield*). Sabe-se que, ao mesmo tempo que o preço influencia na demanda, o inverso também ocorre. Dessa forma, a endogenia deveria ser abordada com o uso de variáveis instrumentais de modo a evitar viés nos resultados. A busca por instrumentos eficazes, no entanto, é um processo hercúleo e, caso feito de maneira incorreta, pode gerar viés nos resultados. Dessa forma, optou-se por não fazer a abordagem da endogenia neste trabalho, deixando-a como sugestão para pesquisas ulteriores.

5.2.2 Análise da Capacidade

No modelo DEA, foram considerados apenas os aeroportos da rede Infraero, em função da disponibilidade de dados. A Infraero disponibiliza publicamente, em seu sítio eletrônico, as informações da infraestrutura aeroportuária utilizadas nesse trabalho, de maneira padronizada, para todos os aeroportos de sua rede. Os aeroportos concedidos à iniciativa privada, ou mesmo aqueles administradas por outras instâncias governamentais não disponibilizam os mesmos dados da mesma forma e o levantamento desses dados fugia ao escopo deste trabalho. Contudo, a concessão de aeroportos é algo que tem ganhado cada vez mais relevância no cenário da indústria do transporte aéreo brasileiro.

Recomenda-se, portanto, a análise conjunta dos aeroportos públicos e dos aeroportos privatizados, de modo a se avaliar os impactos do processo de concessão na eficiência de operação desses empreendimentos. Esse tipo de estudo pode apoiar os órgãos governamentais, indicando quais os aeroportos são mais indicados a serem transferidos à iniciativa privada.

Referências

ADLER, N.; BERECHMAN, J. Measuring airport quality from the airlines' viewpoint: an application of data envelopment analysis. **Transport Policy**, v. 8, p. 171–181, 2001.

AIRPORTS COUNCIL INTERNATIONAL. **Airport Traffic Forecasting Manual: a practical guide addressing best practices**. Montreal, 2011.

ALVES, C. J. P. **Aeroportos do Brasil para a Copa do Mundo: mitos e verdades**. São José dos Campos: Instituto Tecnológico de Aeronáutica, 2014. 9 p. Não publicado.

ALVES, C. J. P.; AMARAL, F. C. d. F. A situação da infraestrutura aeroportuária na região norte e seu potencial apoio à aviação regional. **Journal of Transport Literature**, v. 6, n. 1, p. 171–184, 2012.

ANDRADE, J. S. **Análise Econométrica, Uma Introdução Para Economistas e Gestores**. Lisboa: Texto Editora, 1993.

ANDRADE, T. A. A Crise Varig/TAM e o Uso de Codeshare. In: SALGADO, L. H.; MOTTA, R. S. d. (Ed.). **Regulação e Concorrência no Brasil: governança, incentivos e eficiência**. Rio de Janeiro: Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada, 2007. p. 165–173.

ANGULO MEZA, L.; BIONDI NETO, L.; SOARES DE MELLO, J. C. C. B.; GOMES, E. G.; HENRIQUE, P. G. C. Free software for decision analysis: a software package for data envelopment models. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ENTERPRISE INFORMATION SYSTEMS, 7., 2005, Miami. **Anais...** Miami: Institute for Systems and Technologies of Information, Control and Communication, 2005. p. 207–212.

ANGULO MEZA, L.; BIONDI NETO, L.; SOARES DE MELLO, J. C. C. B.; GOMES, E. G. ISYDS – Integrated System for Decision Support (SIAD – Sistema Integrado de Apoio a Decisão): a software package for data envelopment analysis model. **Pesquisa Operacional**, v. 25, n. 3, p. 493–503, 2005.

ANGULO MEZA, L.; LINS, M. P. E. Review of Methods for Increasing Discrimination in Data Envelopment Analysis. **Annals of Operations Research**, v. 116, p. 225–242, 2002.

ARCHER, B. H. Forecasting demand: Quantitative and intuitive techniques. **International Journal of Tourism Management**, v. 1, n. 1, p. 5–12, 1980.

- ASHFORD, N. J.; WRIGHT, P. H. **Airport Engineering**. 3. ed. New York: John Wiley & Sons, 1992. 520 p.
- BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. **Management science**, v. 30, n. 9, p. 1078–1092, 1984.
- BARROS, C. P.; DIEKE, P. U. C. Performance evaluation of Italian airports: A data envelopment analysis. **Journal of Air Transport Management**, v. 13, n. 4, p. 184–191, 2007.
- BARTH, N. L. **Inadimplência: Construção de Modelos de Previsão**. São Paulo: Nobel, 2004.
- BATES, J. History of Demand Modelling. In: HENSHER, D. A.; BUTTON, K. J. (Ed.). **Handbook of Transport Modelling**. 1st. ed. Bingley: Emerald Group Publishing Limited, 2008. p. 11–34.
- BAZARGAN, M.; VASIGH, B. Size versus efficiency: a case study of US commercial airports. **Journal of Air Transport Management**, v. 9, n. 3, p. 187–193, 2003.
- BECKER, W.; GREENE, W. H. Teaching Statistics and Econometrics to Undergraduates. **The Journal of Economic Perspectives**, v. 15, n. 4, p. 169–182, 2001.
- BENDINELLI, W. E.; OLIVEIRA, A. V. M. Modelagem econométrica da demanda em aeroportos privatizados: estudo de caso do Aeroporto Internacional de Confins, Belo Horizonte. **Journal of Transport Literature**, v. 9, n. 2, p. 20–24, 2015.
- BOUSSOFIANE, A.; DYSON, R.; THANASSOULIS, E. Applied data envelopment analysis. **European Journal of Operational Research**, v. 52, p. 1–15, 1991.
- BOWLIN, W. F. Measuring Performance: An Introduction to Data Envelopment Analysis (DEA). **The Journal of Cost Analysis**, v. 15, n. 2, p. 3–27, 1998.
- BOYD, S.; VANDENBERGHE, L. **Convex Optimization**. 1st. ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2004. 727 p.
- BREUSCH, T. S. Testing for Autocorrelation in Dynamic Linear Models. **Australian Economic Papers**, v. 17, n. 31, p. 334–355, 1978.
- BREUSCH, T. S.; PAGAN, A. R. A Simple Test for Heteroscedasticity and Random Coefficient Variation. **Econometrica**, v. 47, n. 5, p. 1287–1294, 1979.
- CHARNES, A.; COOPER, W. W.; GOLANY, B.; SEIFORD, L.; STUTZ, J. Foundations of data envelopment analysis for Pareto-Koopmans efficient empirical production functions. **Journal of Econometrics**, v. 30, n. 1-2, p. 91–107, 1985.
- CHARNES, A.; COOPER, W. W.; LEWIN, A. Y.; SEIFORD, L. M. **Data Envelopment Analysis: Theory, Methodology, and Application**. New York: Springer, 1994. 513 p.

- CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision making units. **European Journal of Operational Research**, v. 2, n. 6, p. 429–444, 1978.
- COELLI, T. J.; RAO, D. S. P.; O'DONNELL, C. J.; BATTES, G. E. **An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis**. 2nd. ed. New York: Springer, 2005. 349 p.
- CONDÉ, M. Estudo e previsão de demanda aeroportuária para a cidade do Rio de Janeiro. **Journal of Transport Literature**, v. 5, n. 1, p. 161–183, 2011.
- COOK, R. D.; WEISBERG, S. Diagnostics for Heteroscedasticity in Regression. **Biometrika**, v. 70, n. 1, p. 1–10, 1983.
- COOK, W. D.; SEIFORD, L. M. Data envelopment analysis (DEA) – Thirty years on. **European Journal of Operational Research**, v. 192, n. 1, p. 1–17, 2009.
- COOPER, W. W.; SEIFORD, L. M.; KAORU, T. **Data Envelopment Analysis: A Comprehensive Text with Models, Applications, References and DEA-Solver Software**. 2nd. ed. New York: Springer, 2006. 492 p.
- COOPER, W. W.; SEIFORD, L. M.; ZHU, J. **Handbook on Data Envelopment Analysis**. 2nd. ed. New York: Springer, 2011. 498 p. (International Series in Operations Research & Management Science, Volume 146).
- COSTA, W. C.; OLIVEIRA, A. V. M. Efeitos em preço do compartilhamento de voos de companhias aéreas como reação à presença de um competidor de baixo custo. **Transportes**, v. 23, n. 1, p. 14–23, 2015.
- COTO-MILLÁN, P.; CASARES-HONTAÑÓN, P.; INGLADA, V.; AGÜEROS, M.; PESQUERA, M. Á.; BADIOLA, A. Small is beautiful? The impact of economic crisis, low cost carriers, and size on efficiency in Spanish airports (2009–2011). **Journal of Air Transport Management**, v. 40, p. 34–41, 2014.
- CUMBY, R. E.; HUIZINGA, J. Testing the Autocorrelation Structure of Disturbances in Ordinary Least Squares and Instrumental Variables Regressions. **Econometrica**, v. 60, n. 1, p. 185–195, 1992.
- CURI, C.; GITTO, S.; MANCUSO, P. New evidence on the efficiency of Italian airports: A bootstrapped DEA analysis. **Socio-Economic Planning Sciences**, v. 45, n. 2, p. 84–93, 2011.
- DARAIO, C.; SIMAR, L. **Advanced Robust and Nonparametric Methods in Efficiency Analysis – Methodology and Applications**. 1a. ed. New York: Springer, 2007. 248 p.
- DE NEUFVILLE, R.; ODoni, A.; BELOBABA, P.; REYNOLDS, T. **Airport Systems: Planning, Design and Management**. 2nd. ed. New York: McGraw-Hill Education, 2013. 816 p.
- DINIZ, R. R. Dimensionamento de ampliação do aeroporto de Marabá com base em estudo de previsão de demanda aeroportuária. **Journal of Transport Literature**, v. 7, n. 1, p. 147–162, 2013.

DURBIN, J.; WATSON, G. S. Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression I. **Biometrika**, v. 37, n. 3/4, p. 409–428, 1950.

DURBIN, J.; WATSON, G. S. Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression II. **Biometrika**, v. 38, n. 1/2, p. 159–177, 1951.

DYSON, R. G.; ALLEN, R.; CAMANHO, A. S.; PODINOVSKI, V. V.; SARRICO, C. S.; SHALE, E. A. Pitfalls and protocols in DEA. **European Journal of operational research**, v. 132, n. 2, p. 245–259, 2001.

EMROUZNEJAD, A.; PARKER, B. R.; TAVARES, G. Evaluation of research in efficiency and productivity: A survey and analysis of the first 30 years of scholarly literature in DEA. **Socio-Economic Planning Sciences**, v. 42, n. 3, p. 151–157, 2008.

ENTANI, T.; MAEDA, Y.; TANAKA, H. Dual models of interval DEA and its extension to interval data. **European Journal of Operational Research**, v. 136, n. 1, p. 32–45, 2002.

FALCÃO, V. A. Demanda aeroportuária de Manaus e sua influência para o setor de turismo da região. **Journal of Transport Literature**, v. 7, n. 1, p. 127–146, 2013.

FARRELL, M. J. The Measurement of Productive Efficiency. **Journal of the Royal Statistical Society**, v. 120, n. 3, p. 253–290, 1957.

FERNANDES, E.; PACHECO, R. R. Efficient use of airport capacity. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, v. 36, n. 3, p. 225–238, 2002.

FERNANDES, E.; PACHECO, R. R. **Transporte Aéreo no Brasil - Uma Visão de Mercado**. 1. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2016. 293 p.

FERREIRA, E. Z.; CORREIA, A. R.; JUNIOR, H. V. Worldwide efficiency evaluation of airports : the use of dea methodology. **Journal of the Brazilian Air Transportation Research Society**, v. 6, n. 2, p. 61–69, 2010.

FRAGOUDAKI, A.; GIOKAS, D. Airport performance in a tourism receiving country: Evidence from Greece. **Journal of Air Transport Management**, v. 52, p. 80–89, 2016.

GANLEY, J. A.; CUBBIN, J. S. **Public Sector Efficiency Measurement: Applications of Data Envelopment Analysis**. Amsterdam: Elsevier, 1992.

GAYLE, P. G. Airline CodeShare Alliances and Their Competitive Effects. **Journal of Law and Economics**, v. 50, n. 4, p. 781–819, 2007.

GODFREY, L. G. Testing Against General Autoregressive and Moving Average Error Models when the Regressors Include Lagged Dependent Variables. **Econometrica**, v. 46, n. 6, p. 1293–1301, 1978.

GRAHAM, A. **Managing Airports: An International Perspective**. 4th. ed. New York: Routledge, 2014.

- GUERREIRO, A. d. S. **Análise da Eficiência de Empresas de Comércio Eletrônico Usando Técnicas da Análise Envoltória de Dados**. 49—72 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Industrial) — Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2006.
- GUJARATI, D. N. **Basic Econometrics**. 4a. ed. New York: McGraw-Hill, 2003.
- HORONJEFF, R.; MCKELVEY, F. X.; SPROULE, W. J.; YOUNG, S. B. **Planning and Design of Airports**. 5th. ed. New York: McGraw Hill, 2010.
- INSTITUTO DE AVIAÇÃO CIVIL. **Estudo de Demanda Detalhada dos Aeroportos Brasileiros**. Rio de Janeiro: Departamento de Aviação Civil, Comando da Aeronáutica, 2003. 591 p.
- JUBRAN, A. J. **Modelo de análise de eficiência na administração pública: estudo aplicado às prefeituras brasileiras usando a análise envoltória de dados**. Tese (Doutorado em Sistemas Eletrônicos) — Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2006.
- KAN TSUI, W. H.; BALLI, H. O.; GILBEY, A.; GOW, H. Operational efficiency of Asia-Pacific airports. **Journal of Air Transport Management**, v. 40, p. 16–24, 2014.
- KAZDA, A.; CAVES, R. E. **Airport Design And Operation**. 3rs. ed. Bingley: Emerald Group Publishing Limited, 2015.
- KOENKER, R. A note on studentizing a test for heteroscedasticity. **Journal of Econometrics**, v. 17, n. 1, p. 107–112, 1981.
- KOOPMANS, T. C. Analysis of Production as an Efficient Combination of Activities. In: KOOPMANS, T. C. (Ed.). **Activity Analysis of Production and Allocation**. New York: Wiley, 1951.
- LETA, F. R.; Soares de Mello, J.; GOMES, E. G.; Angulo Meza, L. Métodos de Melhora de Ordenação em DEA Aplicados à Avaliação Estática de Tornos Mecânicos. **Investigação Operacional**, v. 25, n. 2, p. 229–242, 2005.
- LIEBERT, V.; NIEMEIER, H.-M. Benchmarking of airports – a critical assessment. In: WORLD CONFERENCE FOR TRANSPORTATION REASEARCH, 12., 2010, Lisboa. **Anais...** Lisboa: WCTR Society, 2010. p. 90–98.
- LIMA, N. A. Análise econométrica aplicada ao planejamento de infraestrutura aeroportuária: estudo de caso do aeroporto de Vitória. **Revista Tecnologia**, v. 34, n. 1 e 2, p. 104–112, 2013.
- LIN, L.; HONG, C. 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, 2006.
- LINS, M. P. E.; NOVAES, L. F. D. L.; LEGEY, L. F. L. Real estate appraisal: A double perspective data envelopment analysis approach. **Annals of Operations Research**, v. 138, p. 79—96, 2005.

- LOZANO, S.; GUTIÉRREZ, E. Efficiency Analysis and Target Setting of Spanish Airports. **Networks and Spatial Economics**, v. 11, p. 139–157, 2011.
- MARQUES, A. **O Sistema Expectativas de Mercado: Ferramenta de Suporte à Política Monetária**. Brasília: Banco Central do Brasil, 2015.
- MCCLOSKEY, D. N.; ZILIAK, S. T. The Standard Error of Regressions. **Journal of Economic Literature**, v. 34, p. 97–114, 1996.
- MCKINSEY & COMPANY. **Estudo do Setor de Transporte Aéreo do Brasil: Relatório Consolidado**. Rio de Janeiro, 2010.
- MERKERT, R.; MANGIA, L. Efficiency of Italian and Norwegian airports: A matter of management or of the level of competition in remote regions? **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, v. 62, p. 30–38, 2014.
- NETO, A. M. Eficiência técnica: uma avaliação de aeroporto brasileiros. **Journal of Transport Literature**, v. 7, n. 4, p. 147–174, 2013.
- NEWKEY, W. K.; WEST, K. D. A Simple, Positive Semi-definite, Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix. **Econometrica**, v. 55, p. 703–708, 1987.
- NOVAES, A. G. **Logística e gerenciamento da cadeia de distribuição**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2007. 400 p.
- NOVAES, L. F. D. L. **Envoltória Sob Dupla Ótica Aplicada na Avaliação Imobiliária em Ambiente do Sistema de Informação Geográfica**. 85 p. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Rio de Janeiro, 2002.
- ODECK, J.; ALKADI, a. Evaluating efficiency in the Norwegian bus industry using data envelopment analysis. **Transportation**, v. 28, n. 3, p. 211–232, 2001.
- OLIVEIRA, A. V. M.; FERREIRA, N. S.; SALGADO SILVA, L. H. Liberalização econômica do transporte aéreo no Brasil: um estudo empírico dos dez primeiros anos. **Transportes**, v. 19, n. 3, p. 62–74, 2011.
- PACHECO, R. R.; FERNANDES, E. Managerial efficiency of Brazilian airports. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, v. 37, n. 8, p. 667–680, 2003.
- PACHECO, R. R.; FERNANDES, E.; de Sequeira Santos, M. P. Management style and airport performance in Brazil. **Journal of Air Transport Management**, v. 12, n. 6, p. 324–330, 2006.
- PAGAN, A. R.; HALL, A. D. Diagnostic tests as residual analysis. **Econometric Reviews**, Taylor & Francis, v. 2, n. 2, p. 159–218, 1983.
- PAMPLONA, D. A.; OLIVEIRA, A. V. M. Influence of Airport Demand in a Shared Airport Between Military and Civil Personnel : The Case of Salvador International Airport. **International Journal of Science and Engineering Investigations**, v. 4, n. 37, p. 12–18, 2015.

- PARETO, V. **Manuel d'Economie Politique**. Paris: Giars & Briere, 1909.
- PEÑA, C. R. Um Modelo de Avaliação da Eficiência da Administração Pública através do Método Análise Envoltória de Dados (DEA). **RAC - Revista de Administração Contemporânea**, v. 12, n. 1, p. 83–106, 2008.
- PÉRICO, A. E.; SANTANA, N. B.; CAPELATO, É. Financial efficiency of brazilian airports: a data envelopment analysis. **Revista Gestão da Produção Operações e Sistemas**, v. 10, n. 3, p. 83–96, 2015.
- RAMADAN, I. Z. Data Envelopment Analysis (DEA) Approach for the Jordanian Banking Sector's Performance. **Modern Applied Science**, v. 10, n. 5, p. 170–176, 2016.
- ROCHA, G. C. Ensaios sobre a demanda do transporte aéreo regional. **Journal of Transport Literature**, v. 4, n. 1, p. 114–133, 2010.
- ROSS, A. D.; DROGE, C. An analysis of operations efficiency in large-scale distribution systems. **Journal of Operations Management**, v. 21, n. 6, p. 673–688, 2004.
- SARKIS, J. Productivity Analysis in the Service Sector With Data Envelopment Analysis. In: K.AVKIRAN, N. (Ed.). **Productivity Analysis in the Service Sector With Data Envelopment Analysis**. 3. ed. Brisbane: University of Queensland Business School, The University of Queensland., 2006. cap. Preparing, p. 115–124.
- SILVA, A. C. M. da. **Análise da eficiência das instituições financeiras brasileiras, segundo a metodologia do Data Envelopment Analysis (DEA)**. 89 p. Dissertação (Mestrado em Administração) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPEAD, Rio de Janeiro, 2000.
- SILVEIRA, J. Q. D.; Angulo Meza, L.; Soares De Mello, J. C. C. B. Identificação de benchmarks e anti-benchmarks para companhias aéreas usando modelos DEA e fronteira invertida. **Produção**, v. 22, n. 4, p. 788—795, 2012.
- SIMAR, L.; WILSON, P. W. Statistical Inference in Nonparametric Frontier Models: The State of the Art. **Journal of Productivity Analysis**, v. 13, p. 49–78, 2000.
- SOARES DE MELLO, J. C. C. B.; ANGULO MEZA, L.; GOMES, E. G.; BIONDI NETO, L. Curso de Análise de Envoltória de Dados. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL, XXXVII., 2005, Gramado. **Anais...** Gramado: Sociedade Brasileira de Pesquisa Operacional, 2005. p. 2520–2547.
- SOARES DE MELLO, J. C. C. B. e.; GOMES, E. G.; ANGULO MEZA, L.; BIONDI NETO, L.; SANTANNA, A. P. Fronteiras DEA Difusas. **Investigação Operacional**, v. 25, p. 85–103, 2005.
- SPENDOLINI, M. J. **The Benchmarking Book**. 4. ed. New York: Amacon, 1992.
- TSEKERIS, T. Greek airports: Efficiency measurement and analysis of determinants. **Journal of Air Transport Management**, v. 17, n. 2, p. 140–142, 2011.
- WANKE, P. F. Capacity shortfall and efficiency determinants in Brazilian airports: Evidence from bootstrapped DEA estimates. **Socio-Economic Planning Sciences**, v. 46, n. 3, p. 216–229, 2012.

WHITE, H. A Heteroskedasticity-Consistent Covariance Matrix Estimator and a Direct Test for Heteroskedasticity. **Econometrica**, v. 48, n. 4, p. 817–838, 1980.

WOOLDRIDGE, J. M. **Introductory Econometrics: A Modern Approach**. 5th. ed. Mason: Cengage Learning, 2013. 912 p.

YAMADA, Y.; MATUI, T.; SUGIYAMA, M. New analysis of efficiency based on DEA. **Journal of the Operations Research Society of Japan**, v. 37, n. 2, p. 158–167, 1994.

YOSIMOTO, V.; CHAMBARELLI, R.; MATOOS, B.; OLIVEIRA, P.; CAMACHO, F.; PINTO, H. A lógica atual do setor aeroportuário brasileiro. **Revista do BNDES**, v. 45, p. 243–292, 2016.

FOLHA DE REGISTRO DO DOCUMENTO

1. CLASSIFICAÇÃO/TIPO <p style="text-align: center;">TC</p>	2. DATA <p style="text-align: center;">16 de novembro de 2016</p>	3. DOCUMENTO Nº <p style="text-align: center;">DCTA/ITA/TC-012/2016</p>	4. Nº DE PÁGINAS <p style="text-align: center;">100</p>
5. TÍTULO E SUBTÍTULO: Análise da capacidade e projeção de demanda: estudo de caso do Aeroporto do Recife			
6. AUTOR(ES): Rafael Rodrigues Varella			
7. INSTITUIÇÃO(ÕES)/ÓRGÃO(S) INTERNO(S)/DIVISÃO(ÕES): Instituto Tecnológico de Aeronáutica – ITA			
8. PALAVRAS-CHAVE SUGERIDAS PELO AUTOR: Aeroportos; Demanda; Capacidade			
9. PALAVRAS-CHAVE RESULTANTES DE INDEXAÇÃO: Aeroportos; Demanda (economia); Infraestrutura (transporte); Terminais de passageiros; Capacidade do sistema de guiamento; Administração de transportes.			
10. APRESENTAÇÃO: (X) Nacional () Internacional ITA, São José dos Campos. Curso de Graduação em Engenharia Civil-Aeronáutica. Orientador: Alessandro Vinícius Marques de Oliveira; coorientador: Carlos Müller. Publicado em 2016.			
11. RESUMO: <p>Neste trabalho são propostas metodologias de avaliação de demanda e de capacidade aeroportuárias. As metodologias propostas são aplicadas para o Aeroporto Internacional do Recife, escolhido em virtude da possibilidade, em um futuro próximo, da ocorrência de alguns eventos que podem marcadamente alterar o cenário desse aeroporto. Em relação à demanda, destaca-se a possível instalação de um hub da LATAM na cidade, o que pode acarretar um aumento significativo do fluxo de passageiros, além de alterar o perfil das operações. Além disso, a Azul tem aumentado significativamente as operações no Recife, o que também pode influenciar a demanda. Dessa forma, é preciso se pensar em alternativas para uma possível expansão do aeroporto. Uma delas é a incorporação do terreno da Base Aérea de Recife (BARF) ao sítio aeroportuário, uma vez que esse se encontra em uma região densamente povoada e a aquisição de terrenos privados próximos incorreria em altos custos. Assim, a transferência do terreno da BARF surge como uma opção que viabilizaria a possível expansão. Busca-se, portanto, analisar a real necessidade da transferência do terreno da BARF para o aeroporto e qual a melhor finalidade a ser dada a nova área. A previsão de demanda é feita por meio de um estudo econométrico, que analisa variáveis socioeconômicas, bem como eventos relevantes ligados ao transporte aéreo, a fim de construir um modelo de demanda doméstica de passageiros para o referido aeroporto. Obtido o modelo, utilizam-se projeções de mercado relacionadas aos indicadores econômicos para se construir cenários acerca da demanda futura. A capacidade, por sua vez, é analisada em termos de eficiência. Assim, utilizando uma análise envoltória de dados, investiga-se se, considerando a infraestrutura atual, o número de passageiros processados pelo Aeroporto do Recife é ótimo. Estudos como os apresentados neste Trabalho de Graduação são essenciais para auxiliar os agentes públicos na tomada de decisão acerca dos investimentos a serem feitos em um aeroporto. Além disso, espera-se que as conclusões e a metodologia aqui apresentadas funcionem não só como ferramenta para a tomada de decisão por parte dos gestores, mas que também inspirem novos pesquisadores a desenvolverem trabalhos semelhantes e mais aprofundados. A análise conjunta de todos os resultados aponta que investimentos na infraestrutura são altamente estimulados. A incorporação de um novo terreno ao sítio aeroportuário, onde pudessem ser ampliadas as instalações atuais permitiria que retornos mais que proporcionais em termos de capacidade de passageiro fossem obtidos. O estudo de capacidade também informou que os investimentos a longo prazo prioritariamente devem ser feitos na construção de uma nova pista.</p>			
12. GRAU DE SIGILO: (X) OSTENSIVO () RESERVADO () CONFIDENCIAL () SECRETO			