INSTITUTO TECNOLÓGICO DE AERONÁUTICA

Erickson Joandre Souza Marques

Desenvolvimento de Metodologia de Previsão de
Tráfego Aéreo por Fluxo de Rota Brasil-EUA.

Trabalho de Graduação
2014

Civil-Aeronáutica

Erickson Joandre Souza Marques

**DESENVOLVIMENTO DE METODOLOGIA DE PREVISÃO DE
TRÁFEGO AÉREO POR FLUXO DE ROTA BRASIL-EUA**

Orientador

Prof. Dr. Rodrigo Arnaldo Scarpel (ITA)

Coorientador

Eng. José Albery Perote Filho (Embraer)

Curso de Engenharia Civil-Aeronáutica

SÃO JOSÉ DOS CAMPOS

INSTITUTO TECNOLÓGICO DE AERONÁUTICA

2014

Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação (CIP)

Divisão de Informação e Documentação

Marques, Erickson J. S.

Desenvolvimento de Metodologia de Previsão de Tráfego Aéreo por Fluxo de Rota Brasil-EUA /

Erickson Joandre Souza Marques.

São José dos Campos, 2014.

81f.

Trabalho de Graduação – Curso de Engenharia Civil-Aeronáutica – Instituto Tecnológico de Aeronáutica, 2014. Orientador: Prof. Dr. Rodrigo Arnaldo Scarpel.

1. Previsão de Demanda 2. Regressão Linear Múltipla 3. Logit Aninhado I. Instituto Tecnológico de Aeronáutica. II. Título

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

MARQUES, Erickson J. S. **Desenvolvimento de Metodologia de Previsão de Tráfego Aéreo por Fluxo de Rota Brasil-EUA**. 2014. 81f. Trabalho de Conclusão de Curso. (Graduação) – Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos.

CESSÃO DE DIREITOS

NOME DO AUTOR: Erickson Joandre Souza Marques

TÍTULO DO TRABALHO: Desenvolvimento de metodologia de previsão de tráfego aéreo por fluxo de rota Brasil-EUA

TIPO DO TRABALHO/ANO: Graduação / 2014

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 desta monografia de graduação pode ser reproduzida sem a autorização do autor.

Erickson Joandre Souza Marques

Rua Doutor Joaquim Frota, 1141, casa 07 – Sapiranga

CEP 60833-213 – Fortaleza – CE

DESENVOLVIMENTO DE METODOLOGIA DE PREVISÃO DE TRÁFEGO AÉREO POR FLUXO DE ROTA BRASIL-EUA

Essa publicação foi aceita como Relatório Final de Trabalho de Graduação

Erickson Joandre Souza Marques
Autor

Prof. Dr. Rodrigo Arnaldo Scarpel (ITA)
Orientador

Eng. José Albery Perote Filho (Embraer)
Coorientador

Prof. Dr. Eliseu Lucena Neto
Coordenador do Curso de Engenharia Civil-Aeronáutica

São José dos Campos, 26 de novembro de 2014

Dedico este trabalho aos meus pais e às
minhas irmãs por toda educação, oportunidades
e convivência que me fizeram o homem que sou hoje.

Agradecimentos

A Deus por Sua presença nos bons e nos maus momentos, sempre me dando saúde, paz, força e sabedoria.

À minha família amada pela capacidade de acreditar e investir em mim sempre me fornecendo tudo que foi necessário para realização dos meus sonhos e pela incontestável presença em todos os momentos. À minha namorada pelo carinho, pelo companheirismo, pela vibração nas conquistas e pelo incentivo e suporte nos momentos difíceis.

Ao orientador Professor Scarpel, ao coorientador Engenheiro Perote e ao relator deste trabalho Professor Alessandro, pela orientação recebida e pela excelência profissional sempre se mostrando pacientes e comprometidos.

Aos colegas da Embraer pelo conhecimento passado a mim e pelas oportunidades que me direcionaram ao tema deste trabalho.

Aos amigos do Grande 217, que me acompanharam durante boa parte do meu tempo no ITA e por quem guardo comigo um grande carinho. Aos amigos da CIVIL, ou da INFRA, pelos bons momentos em visitas, almoços, aulas e viradões. E aos amigos do 213, pelo incentivo, pelas risadas e pela convivência no último ano.

Aos integrantes do Legado Montréal, do Bonde e do VIP's pela intensa vivência que tivemos que, apesar de pouco tempo, conseguiu gerar amizades para a vida.

Finalmente, agradeço também a todas as pessoas que de alguma forma fizeram parte da minha caminhada até esse momento e que contribuíram para que eu chegasse até aqui.

“Defeat, retreat, those are not in my words
I don ’t understand those definitions
I don ’t understand when things go wrong
I don ’t understand mistakes
But I do understand this
I understand victory and I understand never surrendering
No matter how bad things go
My heart and my mind will carry my body when my limbs are too weak.”
(Jeromy Flowers)

Resumo

O aumento da demanda pelo transporte aéreo no mundo tem direcionado investimentos de todas as frentes, da iniciativa privada e da pública. Quando se observa o caso do Brasil, o número de viagens dos brasileiros ao exterior tem aumentado significativamente nos últimos anos e isso gera uma necessidade por estudos capazes de prever a demanda nos próximos anos para direcionar investimentos e planejamentos nesse setor. O presente Trabalho de Graduação objetivou a geração de uma metodologia de previsão de demanda por passageiros no mercado de transporte aéreo entre o Brasil e os Estados Unidos, observando a demanda a nível de rota. Para o desenvolvimento dessa metodologia, foi utilizado o processo KDD na organização dos passos seguidos e, para geração dos modelos finais, foram utilizados métodos de regressão linear múltipla na previsão agregada do número de passageiros e, na desagregação do número de passageiros nas rotas, foi utilizado um modelo de logit aninhado (nested logit). Apesar de limitações na realização deste trabalho, a metodologia se mostrou robusta o suficiente para que haja incentivos para melhoria dos modelos. Os resultados obtidos por essa metodologia possuem diversas aplicações, como planejamento de investimentos em aeroportos, feitos por governos e operadores aeroportuários, e planejamento de rotas e frotas, feitos por empresas aéreas atuantes nesse mercado.

Palavras-chave: previsão de demanda, fluxo de rota, regressão linear múltipla, logit aninhado, processo KDD.

Abstract

The increases in demand for air transportation in the world have guided investments of all fronts, private and public sectors. Observing the Brazil's case, the number of trips made by the Brazilians abroad has risen meaningfully in recent years and this generates a need for studies to predict demand in coming years to guide planning and investments in this industry. This work aimed to generate a methodology to forecast the demand for passenger air transport in the market between Brazil and the United States, observing the demand in a route level. For the development of this methodology, the KDD process was used to organize the steps followed and, to the final models generation, it was used the methods of multiple linear regression, predicting the aggregated passenger demand, and the nested logit model to disaggregate the passengers into the routes. Despite limitations in this study, the methodology proved to be robust enough so that there are incentives for improve the models. The results obtained by this methodology have many applications such as investment planning at airports, made by governments or airport operators, and route and fleet planning, performed by airlines operating in that market.

Keywords: demand forecast, route flow, multiple linear regression, nested logit, KDD process.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Gastos dos brasileiros no exterior. (Fonte: Banco Central do Brasil [1])	18
Figura 2. Fluxograma do processo KDD. (Fonte: Adaptado de Fayyad et al. [5])	20
Figura 3. Exemplo de modelo NL de dois níveis. (Fonte: Garrow [8])	25
Figura 4. Gráfico de participação das empresas aéreas em 2013. (Fonte: Sabre [3])	31
Figura 5. Crescimento de demanda e de PIB. (Fonte: Sabre [3], Global Insight [10])	31
Figura 6. Crescimento de demanda da classe “Econômica”. (Fonte: Sabre [3]).....	32
Figura 7. Crescimento de demanda da classe “Premium”. (Fonte: Sabre [3])	32
Figura 8. Relação entre PIB e Número de Viagens Per Capita. (Fonte: Embraer [4]).....	33
Figura 9. Porcentagem de passageiros por país de origem. (Fonte: Sabre [3])	33
Figura 10. Duas primeiras iterações do método AIC para classe Econômica.	34
Figura 11. Resultados da primeira regressão linear da classe Econômica.	35
Figura 12. Dispersão dos resíduos da primeira regressão linear da classe Econômica.	36
Figura 13. Q-Q Plot dos resíduos da primeira regressão linear da classe Econômica.	36
Figura 14. Resultados da segunda regressão linear da classe Econômica.	37
Figura 15. Dispersão dos resíduos da segunda regressão linear da classe Econômica.	37
Figura 16. Q-Q Plot dos resíduos da segunda regressão linear da classe Econômica.	37
Figura 17. Resultados da regressão linear da classe Premium.	38
Figura 18. Dispersão dos resíduos da regressão linear da classe Premium.	39
Figura 19. Q-Q Plot dos resíduos da regressão linear da classe Premium.	39
Figura 20. Histórico e previsão de passageiros da classe Econômica.	40
Figura 21. Histórico e previsão de passageiros da classe Premium.	40
Figura 22. Histórico e previsão do total de passageiros.	41
Figura 23. Exemplo da árvore do nested logit.	42

Figura 24. Q-Q Plot dos erros ϵ_{im} referentes ao aeroporto GRU em 2013.	45
Figura 25. Q-Q Plot dos erros ϵ_{im} referentes ao aeroporto GRU em 2012.	46
Figura 26. Histórico e previsão de fatia de mercado dos aeroportos brasileiros.	49
Figura 27. Histórico e previsão de taxas de crescimento anual da demanda.....	49
Figura 28. Histórico e previsão da demanda para ATL por rota.	50
Figura 29. Histórico e previsão da demanda a partir de BSB.	50
Figura 30. Histórico e previsão das fatias de mercado de algumas rotas.	51
Figura A.1. Código fonte implementado no R.	57
Figura A.2. Iterações do método AIC para classe Econômica.	58
Figura A.3. Iterações do método AIC para classe Premium.	59
Figura C.1. Árvore utilizada na análise do modelo Nested Logit.....	63

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Tabela de amostra da base de dados utilizada.	27
Tabela 2. Lista de companhias aéreas consideradas e códigos IATA [12].	29
Tabela 3. Lista de rotas consideradas.	29
Tabela 4. Classes tarifárias e classificação dada.	30
Tabela 5. Variáveis escolhidas pelo método AIC forward.....	35
Tabela 6. Extrato da tabela de coeficientes da utilidades das rotas.	44
Tabela 7. Extrato da tabela de coeficientes dos ninhos.	44
Tabela 8. Extrato da tabela de elasticidade-preço das rotas para a classe Econômica.	47
Tabela 9. Extrato da tabela de fatia aproximada em % dos ninhos para a classe Econômica. .	48
Tabela 10. Extrato da tabela de fatia aproximada em % dos ninhos para a classe Premium. ..	48
Tabela 11. Extrato da tabela de número total de passageiros nos ninhos (em milhares).	48
Tabela B.1. Histórico e previsão do número de passageiros.	61
Tabela C.1. Coeficientes das utilidades das rotas.....	64
Tabela C.2. Coeficientes dos ninhos.	64
Tabela C.3. Fatia aproximada dos aeroportos do Brasil para a classe Econômica.....	65
Tabela C.4. Fatia aproximada em % dos aeroportos do Brasil para a classe Premium.....	66
Tabela C.5. Fatia histórica aproximada em % das rotas para classe Econômica.	67
Tabela C.6. Fatia prevista aproximada em % das rotas para classe Econômica.	68
Tabela C.7. Fatia histórica aproximada em % das rotas para classe Premium.	69
Tabela C.8. Fatia prevista aproximada em % das rotas para classe Premium.....	70
Tabela C.9. Elasticidade-preço das rotas para a classe Econômica.....	71
Tabela C.10. Elasticidade-preço das rotas para a classe Premium.....	74
Tabela D.1. Histórico e previsão do total de passageiros para os ninhos.....	78

Tabela D.2. Histórico e previsão do total de passageiros nas rotas.....	79
---	----

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

O&D	Origem & Destino
IATA	International Air Transport Association
ANAC	Agência Nacional de Aviação Civil
PIB	Produto Interno Bruto
BSB	Aeroporto Internacional de Brasília / Presidente Juscelino Kubitschek
CGH	Aeroporto de São Paulo / Congonhas
CNF	Aeroporto Internacional de Confins / Tancredo Neves
FOR	Aeroporto Internacional de Fortaleza / Pinto Martins
GIG	Aeroporto Internacional do Rio de Janeiro / Galeão
GRU	Aeroporto Internacional de São Paulo / Guarulhos
MAO	Aeroporto Internacional de Manaus / Eduardo Gomes
REC	Aeroporto Internacional de Recife / Guararapes
SSA	Aeroporto Internacional de Salvador / Deputado Luis Eduardo Magalhães
VPC	Aeroporto Internacional de Viracopos / Campinas
ATL	Aeroporto Internacional de Atlanta / Hartsfield-Jackson
BOS	Aeroporto Internacional de Boston / Logan
CLT	Aeroporto Internacional de Charlotte / Douglas
DFW	Aeroporto Internacional de Dallas / Fort Worth
DTW	Aeroporto Internacional de Detroit
EWR	Aeroporto Internacional Newark Liberty
IAD	Aeroporto Internacional de Washington Dulles
IAH	Aeroporto Intercontinental Houston
JFK	Aeroporto Internacional John F. Kennedy
LAX	Aeroporto Internacional de Los Angeles
MCO	Aeroporto Internacional de Orlando
MIA	Aeroporto Internacional de Miami
ORD	Aeroporto Internacional O'Hare

LISTA DE SÍMBOLOS

Y	Valor real da função
$\hat{Y}$	Valor estimado da função
e	Erro da função
U_i	Utilidade real do ninho ou alternativa i
V_i	Utilidade observada do ninho ou alternativa i
e_{im}	Utilidade não observada da alternativa i no ninho m
e_i	Utilidade não observada da alternativa i
e_m	Utilidade não observada do ninho m
μ_m	Parâmetro de correlação dentro do ninho m
$P_{i m}$	Fatia de mercado da alternativa i dentro do ninho m
P_m	Fatia de mercado do ninho m entre todos os ninhos
P_i	Fatia de mercado da alternativa i entre todas as alternativas
$\eta_{X_{ik}}^{P_j}$	Elasticidade da fatia da alternativa j com relação a variável X_k da alternativa i

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	18
1.1	Objetivos.....	19
1.2	Organização do texto	19
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	20
2.1	O Processo KDD.....	20
2.2	Seleção de dados pelo Akaike Information Criterion (AIC)	21
2.3	Modelo de Regressão Linear Múltipla	21
2.4	Modelo de Escolha Discreta (Discrete Choice Model)	22
2.4.1	Logit Multinomial	22
2.4.2	Nested Logit (Logit Aninhado).....	23
3	MATERIAL E MÉTODOS.....	27
3.1	Coleta dos dados	27
3.1.1	Número de passageiros.....	27
3.1.2	Dados socioeconômicos	28
3.1.3	Limitações da Coleta.....	28
3.2	Pré-processamento	29
3.3	Transformação	29
3.4	Pré-análise e interpretação	30
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	34
4.1	Regressão Linear Múltipla.....	34
4.1.1	Seleção de variáveis	34
4.1.2	Modelagem para classe Econômica	35
4.1.3	Modelagem para classe Premium.....	38
4.1.4	Resultados	39
4.2	Nested Logit	41
4.2.1	Estrutura	41
4.2.2	Variáveis.....	42
4.2.3	Modelagem.....	43
4.2.4	Resultados	44

4.2.5 Elasticidade-preço	46
4.3 Agregação dos modelos e resultados finais	47
4.3.1 Resultados dos ninhos	48
4.3.2 Resultados das rotas	50
5 CONCLUSÃO.....	52
5.1 Sugestão de trabalhos futuros	52
REFERÊNCIAS	54
APÊNDICE A - CÓDIGO FONTE DO PROGRAMA IMPLEMENTADO NO R PARA SELEÇÃO DE VARIÁVEIS E MODELO DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA.....	56
APÊNDICE B - RESULTADOS DA AGREGAÇÃO DA REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA.....	60
APÊNDICE C - MODELAGEM NESTED LOGIT.....	62
APÊNDICE D - RESULTADOS FINAIS	77

1 INTRODUÇÃO

Ao longo dos últimos anos, notícias têm destacado, periodicamente, os recordes de gastos no exterior batidos pelos brasileiros. Esses números mostram uma tendência dos brasileiros que é a de viajar mais e mostram, também, que a maior acessibilidade ao transporte aéreo tem sido fator crucial nesse movimento. A Figura 1 mostra a evolução dos gastos dos brasileiros no exterior durante os primeiros semestres dos últimos seis anos.

Figura 1. Gastos dos brasileiros no exterior. (Fonte: Banco Central do Brasil [1])

O desenvolvimento econômico, o crescimento do Produto Interno Bruto (PIB) com melhor distribuição de renda, o crescimento da classe média e a maior urbanização do país são grandes contribuintes para o aumento do número de viagens realizados pelos brasileiros, como é abordado por Ishutkina [2]. Dentre os destinos mais visitados pelos brasileiros, os Estados Unidos ocupam a primeira posição, com cerca de 25% dos passageiros internacionais do Brasil, segundo dados Sabre [3].

De fato, o número de pessoas no mundo que utilizam o transporte aéreo tende a crescer bastante – principalmente em países emergentes [4], como o Brasil – e esse crescimento de passageiros possui várias implicações a longo prazo, tanto para o governo quanto para empresas aéreas e operadoras de aeroportos.

Sendo uma das grandes potências econômicas mundiais, o Brasil tem desenvolvido um importante papel no crescimento da aviação da América Latina e o país tem passado por constantes evoluções ao longo dos últimos anos nesse setor. O surgimento da Azul Linhas

Aéreas como caso de sucesso no desenvolvimento da aviação regional e as privatizações dos maiores aeroportos do país seguidas de grandes ampliações são apenas alguns exemplos. As obras de infraestrutura são de extrema importância pois possibilitam aumento do número de operações de um aeroporto, envolvem grandes investimentos e a solução gerada deve atender à demanda durante longos prazos.

1.1 Objetivos

Pensando na expansão dos aeroportos brasileiros, este trabalho foi feito com o objetivo de desenvolver uma metodologia para obtenção de um modelo de previsão de tráfego aéreo, em termo de número de passageiros, entre o Brasil e os EUA. Tal modelo considera as rotas existentes entre os dois países e procura prever o comportamento do fluxo de passageiros em suas rotas que, por simplificação, foram consideradas inalteradas na previsão, sem abertura ou cancelamento. Optou-se prever o tráfego em um período de 10 anos, realizando-se uma previsão com todas as rotas agregadas em um modelo econométrico e a desagregação por rotas efetuada com o uso de um modelo Logit Aninhado (Nested Logit). O resultado também serve para observação da demanda de passageiros nos aeroportos brasileiros e americanos que voam entre os dois países e para o planejamento de rota e de frota utilizada por companhias aéreas.

1.2 Organização do texto

Este trabalho está estruturado como se segue. No item 2, é apresentada a revisão bibliográfica, onde serão abordados os métodos e os modelos utilizados ao longo do trabalho e seus respectivos embasamentos acadêmicos. Eles se resumem ao processo KDD, que é uma metodologia para o processo de extração de conhecimento de base de dados, e aos modelos de regressão linear múltipla e de nested logit, utilizados para previsão de número de passageiros e desagregação deles nas rotas, respectivamente. No item 3, são mostradas as bases de dados utilizadas e suas fontes, além de tratamento, pré-processamento, transformação e pré-análise dos dados. Esse ponto é crucial para a limpeza da base e para a extração de conhecimento inicial que pode ajudar a guiar a geração dos modelos. O item 4 traz os modelos com seus respectivos resultados e análises. Neste ponto, também são feitas as suposições para geração das previsões e os comentários pertinentes a elas. Por fim, o item 5 traz um resumo da metodologia utilizada para geração da previsão, as dificuldades encontradas e sugestões para trabalhos futuros.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 O Processo KDD

A metodologia KDD (Knowledge Discovery in Databases, ou Descoberta de Conhecimento em Banco de Dados) proposta por Fayyad et al. [5] cria um cenário para o desenvolvimento de ferramentas necessárias para administrar o fluxo de dados dos mais diversos tipos: negócio, manufatura, ciência e informações pessoais

Os métodos tradicionais de transformação de dados em conhecimento são baseados em análises e interpretações manuais que passam a ser impraticáveis quando se tem grandes bases de dados. Quando a análise dessas bases excede a capacidade humana, procura-se o uso da tecnologia para automatização. O processo KDD é um processo potencialmente útil e que pode gerar padrões com os dados. A Figura 2 mostra um fluxograma dos passos que constituem o processo.

Figura 2. Fluxograma do processo KDD. (Fonte: Adaptado de Fayyad et al. [5])

Os passos do processo podem ser resumidos em:

- Entender os objetivos;
- Criar base de dados alvo e tratá-la, incluindo a limpeza de ruídos e de dados distorcidos;
- Redução de dados e agregação, que inclui achar características que represente os dados, dependendo do objetivo final;
- Escolha da função de mineração, que envolve a decisão do algoritmo a ser utilizado (regressão linear, logit aninhado, etc.);
- Mineração de dados, que envolve criação dos modelos e interpretação dos resultados;
- Agregar conhecimento aos resultados.

A metodologia KDD se mostrou eficaz para organizar o desenvolvimento deste trabalho, visto que só a base de dados de tráfego aéreo sem tratamento, consta com cerca de 3,5 milhões de linhas e 25 colunas em planilhas do Microsoft Excel [6].

2.2 Seleção de dados pelo Akaike Information Criterion (AIC)

Quando se trabalha com grandes bases de dados, a inclusão de muitas variáveis em um mesmo modelo pode ser computacionalmente caro. A necessidade de uma pré-seleção de variáveis aumenta quando se espera que pode haver exclusão ou inclusão de alguma variável no modelo. Pensando nisso, optou-se pelo uso do modelo AIC para seleção inicial das variáveis usadas nos modelos de regressão linear. Desenvolvido por Hirotugu Akaike [7], o modelo AIC é uma medida de qualidade relativa de um modelo estatístico para um dado grupo de dados. O AIC fornece uma medida para modelo de seleção de variáveis, lidando como o custo-benefício entre a aderência e a complexidade do modelo, e é hoje comumente utilizado em softwares de estatística.

Os testes para obtenção do AIC podem ocorrer por meio de três metodologias de seleção: forward, backward e stepwise. Na seleção forward, parte-se de um modelo sem variáveis e elas vão sendo adicionadas e testadas no modelo, selecionando aquelas que promovem menor valor de AIC. Na seleção backward, ao contrário da forward, parte de um modelo com todas as variáveis e testa a retirada delas. Por fim, a seleção stepwise funciona semelhante aos demais métodos, trabalhando a adição e a remoção de variáveis do modelo.

2.3 Modelo de Regressão Linear Múltipla

Amplamente conhecida na academia, a regressão linear múltipla é uma técnica multivariada cujo principal objetivo é obter uma relação matemática entre uma das variáveis estudadas (dependente ou resposta) e as demais variáveis que descrevem o sistema (independentes ou explicativas). Essa regressão também busca reduzir o grau de liberdade (ou número de variáveis independentes) com o mínimo de perda de informação, permitindo a detecção dos principais padrões de similaridade, associação e correlação entre as variáveis.

Tal modelo apresenta a seguinte equação geral:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_n X_{ni} + e_i, \quad (1)$$

sendo X_{ni} a n -ésima variável observada, β_n o coeficiente associado à n -ésima variável e

$$e_i = Y_i - \hat{Y}_i = Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_{1i} - \dots - \beta_n X_{ni} \quad (2)$$

o resíduo, gerado pela observação i , que apresenta distribuição normal com média zero e variância σ^2 .

A principal aplicação da regressão linear múltipla, após encontrar a relação matemática, é produzir valores para a variável dependente quando se têm as variáveis independentes, ou seja, ela pode ser usada na predição de resultados.

A finalização do modelo passa pela análise de adequabilidade (qualidade) do ajuste realizado, sendo necessário verificar se as hipóteses de independência, normalidade e variância constante (homoscedasticidade) dos resíduos são satisfeitas.

Comumente, a análise de normalidade é feita por meio de análise gráfica Quantile-Quantile Plot (Q-Q Plot), em que se verifica se os erros amostrais se alinham com os esperados de uma amostra de distribuição normal.

2.4 Modelo de Escolha Discreta (Discrete Choice Model)

Segundo Garrow [8], modelos de escolha discreta, como o logit binário (binary logit) e o logit multinomial (multinomial logit), são usados para previsão da probabilidade da escolha que um tomador de decisão irá fazer dentro de uma finidade de alternativas mutualmente exclusivas. O tomador de decisão pode representar um indivíduo, um grupo de indivíduos, uma empresa, etc, e esses modelos se relacionam com modelos de demanda onde a demanda por um bem (ou uma alternativa) é representada por um conjunto de escolhas feitas pelo consumidor.

A utilização de modelagem de escolha discreta com aplicação em transporte iniciou a partir de um trabalho desenvolvido por McFadden [9], que utilizou um modelo logit multinomial relacionado a demanda em um sistema de transporte urbano.

2.4.1 Logit Multinomial

A estrutura do modelo logit multinomial (MNL) é bastante utilizada como modelo de escolha devido a sua forma simples de fácil interpretação e estimativa, e a flexibilidade para se adicionar ou remover alternativas. McFadden [9] caracteriza o processo de escolha em quatro elementos:

- i) Tomador de decisão: pode representar um indivíduo, um grupo de indivíduos, uma empresa, etc;

- ii) Alternativas disponíveis: como o nome já sugere, são as possíveis escolhas que o tomador de decisão pode escolher;
- iii) Atributos das alternativas: são características das alternativas que o tomador de decisão considera para fazer sua escolha;
- iv) Regra de decisão: várias regras podem ser criadas para se obter um modelo de comportamento racional, sendo mais comum o uso da utilidade da alternativa, que representa o “valor” que o tomador de decisão dá para a alternativa baseado em seus atributos.

Formalmente, a utilidade de uma alternativa i é definida por

$$U_i = V_i + \varepsilon_i, \quad (3)$$

onde $V_i = \beta_i \times X_i$ é linear, com X_i assumindo os atributos da alternativa e β_i seus respectivos coeficientes. V_i é considerada uma utilidade observável ao passo que ε_i , componente de erro, representa uma porção desconhecida, ou não observada, da utilidade real U_i .

Um dos pontos fortes do modelo MNL é a capacidade de influenciar a propriedade da Independência das Alternativas Irrelevantes (IIA, em inglês) para prever mudanças de fatia (share) devido a inclusão ou exclusão de alternativas. Esse ponto surge da suposição de que os erros são independentemente e identicamente distribuídos (iid) conforme distribuição de Gumbel.

Entretanto, o modelo MNL é criticado por essa propriedade IIA que restringe a razão da probabilidade de escolha entre duas alternativas independentemente da existência de características ou de outras alternativas, ou seja, a propriedade IIA é a maior limitação do modelo MNL pois implica igual competição entre duas alternativas que, em um modelo real, podem estar desassociadas.

2.4.2 Nested Logit (Logit Aninhado)

O modelo Nested Logit (NL) surge incorporando uma substituição de padrões mais realista ao passo que relaxa a propriedade IIA e mantém a suposição de que o erro associado a uma alternativa é iid a uma distribuição de Gumbel $G(0, \gamma)$.

O relaxamento da propriedade IIA se dá pelo agrupamento em M ninhos (nests em inglês, que deu origem ao nome do modelo), com uma alternativa podendo pertencer a apenas um ninho. No modelo NL, a utilidade da alternativa pode ser expressa por

$$U_{im} = V_i + \varepsilon_{im} = V_i + \varepsilon_m + \varepsilon_i. \quad (4)$$

Desta forma, a variância total associada a cada alternativa no ninho m é decomposta em um erro comum ε_m e um erro independente ε_i . Segundo Garrow [8], assume-se que ε_{im} é iid com uma distribuição de Gumbel com moda zero e escala γ , $G(0, \gamma)$, resultando em uma variância de $\pi^2/6\gamma^2$, e que ε_i também é iid com uma distribuição de Gumbel com mesmo moda zero mas com uma escala diferente, $G(0, \gamma/\mu_m)$, com variância igual a $\pi^2\mu_m^2/6\gamma^2$ e uma função de distribuição acumulada dada por

$$\exp\left(-\sum_{m=1}^M \left(\sum_{i \in A_m} \exp(-\varepsilon_i/\mu_m)\right)^{\mu_m}\right), \quad 0 < \mu_m \leq 1. \quad (5)$$

Para uma árvore de dois níveis, como a mostrada na Figura 3, com M ninhos e n alternativas, a probabilidade de escolha de uma alternativa i dentro de um ninho A_m é dada por

$$P_{i|m} = \frac{\exp\left(\frac{V_i}{\mu_m}\right)}{\sum_{j \in A_m} \exp\left(\frac{V_j}{\mu_m}\right)}. \quad (6)$$

Já a probabilidade de se escolher um ninho A_m , entre os M ninhos, é dada por:

$$P_m = \frac{\exp(V_m + \mu_m \Gamma_m)}{\sum_{k=1}^M \exp(V_k + \mu_k \Gamma_k)}, \quad (7)$$

onde Γ_m é dado por

$$\Gamma_m = \ln\left(\sum_{j \in A_m} \exp\left(\frac{V_j}{\mu_m}\right)\right), \quad 0 < \mu_m \leq 1. \quad (8)$$

Das Equações 6 e 7, pode-se obter P_i :

$$P_i = P_{i|m} \cdot P_m = \frac{\exp\left(\frac{V_i}{\mu_m}\right)}{\sum_{j \in A_m} \exp\left(\frac{V_j}{\mu_m}\right)} \cdot \frac{\exp(V_m + \mu_m \Gamma_m)}{\sum_{k=1}^M \exp(V_k + \mu_k \Gamma_k)}, \quad 0 < \mu_m \leq 1. \quad (9)$$

É importante ressaltar que é comum encontrar na literatura modelagens em que é nula a utilidade V_m do ninho, obtendo-se assim a Equação 10. Neste trabalho, foi usada a formulação proposta na Equação 9.

$$P_i = \frac{\exp\left(\frac{V_i}{\mu_m}\right) \left(\sum_{j \in A_m} \exp\left(\frac{V_j}{\mu_m}\right)\right)^{\mu_m-1}}{\sum_{k=1}^M \left(\sum_{j \in A_k} \exp\left(\frac{V_j}{\mu_k}\right)\right)^{\mu_k}}, \quad 0 < \mu_m \leq 1. \quad (10)$$

Figura 3. Exemplo de modelo NL de dois níveis. (Fonte: Garrow [8])

Formalmente, o parâmetro μ_m mensura a correlação das alternativas em um mesmo ninho A_m . Quando μ_m assume valor igual a 1, implica a não existência de correlação entre as alternativas do ninho. Essa correlação é dada por

$$\rho_m^2 = (1 - \mu_m^2), \quad 0 < \mu_m \leq 1. \quad (11)$$

Com relação a estimação dos parâmetros, segundo Garrow [8], o modelo nested logit possui seus parâmetros comumente estimados por máxima verossimilhança (maximum-likelihood estimation – MLE), podendo também serem usados outros métodos mais complexos. Porém, devido a limitações computacionais, este trabalho buscou a estimação dos parâmetros pelo método dos mínimos quadrados.

Garrow [8] ainda demonstra as elasticidades associadas ao modelo nested logit. As elasticidades direta e cruzada são usadas para examinar e entender os padrões de substituição em um modelo logit. As equações que dão essas elasticidades com relação a uma variável k da alternativa i , X_{ik} em um modelo que não considera a utilidade V_m dos ninhos são:

- Elasticidade direta:

$$\eta_{X_{ik}}^{P_i} = \frac{\partial P_i}{\partial X_{ik}} \cdot \frac{X_{ik}}{P_i} = \left[(1 - P_i) + \left(\frac{1 - \mu_m}{\mu_m} \right) (1 - P_{i|m}) \right] \beta_k X_{ik} \quad (12)$$

- Elasticidade cruzada no mesmo ninho:

$$\eta_{X_{ik}}^{P_j} = \frac{\partial P_j}{\partial X_{ik}} \cdot \frac{X_{ik}}{P_j} = - \left[P_i + \left(\frac{1 - \mu_m}{\mu_m} \right) P_{i|m} \right] \beta_k X_{ik} \quad (13)$$

- Elasticidade cruzada em ninhos diferentes:

$$\eta_{X_{ik}}^{P_j} = \frac{\partial P_j}{\partial X_{ik}} \cdot \frac{X_{ik}}{P_j} = -P_i \beta_k X_{ik} \quad (14)$$

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Coleta dos dados

3.1.1 Número de passageiros

Os dados de passageiros, obtidos da base Sabre [3], são mensais observando-se voos entre Brasil e EUA de Janeiro de 2002 a Dezembro de 2013, totalizando cerca de 3,5 milhões de linhas em planilhas de Microsoft Excel. Tais dados fornecem várias informações sobre os passageiros.

As rotas obtidas podem ser classificadas em:

- Local: Passageiro com voo direto;
- Beyond: Passageiro com destino posterior ao aeroporto de chegada nos EUA;
- Behind: Passageiro com origem anterior ao aeroporto de partida no Brasil;
- Bridge: Passageiro com origem anterior e destino posterior aos aeroportos considerados.

Além dessas classificações das rotas, tem-se a distinção de passageiros por classe tarifária (F, J, Y, W, etc), tarifa média paga e companhia aérea.

Para uma dada rota, tem-se ano, mês, número de passageiros, classe tarifária, tarifa O&D¹ e do segmento² em dólares americanos, empresa aérea e classificação da rota feita pelos passageiros (local, beyond, behind, bridge). A Tabela 1 possui uma amostra dessa base de dados utilizada.

Tabela 1. Tabela de amostra da base de dados utilizada.

Ano	Mês	Mercado	Nome da Companhia	Classe Tarifária	Classif. da rota	Número de passageiros	Tarifa O&D (US\$)	Tarifa do segmento (US\$)
2002	3	CGH-DFW	American Airlines	J	Behind	8	1.885	1.618
2006	9	GRU-MIA	American Airlines	J	Bridge	1	2.373	1.949
2009	1	GRU-JFK	United Airlines	Y	Behind	4	676	621
2012	12	MAO-MIA	TAM	F	Behind	4	1.314	824

(Fonte: Sabre [3])

¹ Tarifa O&D (Origem & Destino) é a tarifa total paga pelo passageiro desde sua origem até o destino final, não importando eventuais conexões ou escalas.

² Tarifa do segmento é calculada, segundo Sabre [3], proporcional à distância percorrida no trecho, comparada com todo o trajeto feito pelo passageiro.

Para entender melhor a Tabela 1, verifica-se na segunda linha que apenas um passageiro voou de classe executiva no mês de setembro de 2006, pela American Airlines e com conexões no Aeroporto Internacional de Guarulhos (GRU) e no Aeroporto Internacional de Miami (MIA). Tal passageiro pagou um total de US\$2.373 em sua passagem total, possuindo o trecho GRU-MIA com um preço equivalente de US\$1.949.

3.1.2 Dados socioeconômicos

Foram obtidos dados de PIB (trimestral, de 1990 a 2044), população (anual, de 1990 a 2044) e inflação (trimestral, de 1990 a 2044) pela base de dados Global Insight [10]. Os dados de PIB do Global Insight foram conferidos com aqueles divulgados pelo Banco Central do Brasil através da base de Indicadores Econômicos Consolidados (INDECO) [1].

O volume de exportações e importações entre Brasil e Estados Unidos foram obtidos a partir do United States Census Bureau [11].

3.1.3 Limitações da Coleta

As principais limitações de coleta são referentes aos dados Sabre [3]. Como a captação de dados não é completa, são criados algoritmos para preenchimento de vazios dos dados, ou seja, alguns dados podem ter sofrido alteração, segundo consultores da Sabre. Além disso, o cálculo da tarifa média do segmento é feito através de proporcionalidade entre a etapa percorrida no trecho e todo o trajeto feito pelo passageiro. Porém, por aconselhamento de consultores da Sabre, é necessário fazer uma recalibração dessa tarifa de segmento (no caso Local, a tarifa do segmento é a mesma O&D) com relação a raiz quadrada das distâncias mencionadas, como mostra o exemplo na Equação 15, no cálculo da tarifa do segmento i entre n segmentos de uma rota.

$$Tarifa_i = Tarifa_{O\&D} \times \sqrt{\frac{Dist_i^2}{\sum_n Dist_j^2}} \quad (15)$$

Essa recalibração da tarifa do segmento não pôde ser efetuada devido a incapacidade de processamento computacional dada a quantidade de dados a serem manipulados.

3.2 Pré-processamento

Seguindo os passos do processo KDD, o pré-processamento dos dados inclui a limpeza da base de dados removendo-se ruídos e distorções. Para tal, foram consideradas apenas as nove maiores companhias aéreas que ofertam voos nesse mercado Brasil-EUA, mostradas na Tabela 2 com seus respectivos códigos IATA [12], que contabilizam cerca de 99% de todos os passageiros transportados.

Tabela 2. Lista de companhias aéreas consideradas e códigos IATA [12].

Código IATA	Nome da empresa
AA	American Airlines
CO	Continental Airlines
DL	Delta Airlines
G3	GOL
KE	Korean Air
LA	LAN Airlines
JJ	TAM Linhas Aéreas
UA	United Airlines
US	US Airways

Além disso, também foram observadas as rotas mais densas. Representando cerca de 99% de todo o fluxo de passageiro dos últimos 12 anos, foram selecionadas 32 rotas, mostradas na Tabela 3 com os códigos dos aeroportos referentes a classificação da IATA [12], contabilizando 9 aeroportos brasileiros e 13 americanos.

Tabela 3. Lista de rotas consideradas.

Rotas			
GRU-MIA	ATL-GIG	CLT-GIG	GIG-IAD
GRU-JFK	EWR-GRU	MIA-REC	CGH-JFK
GIG-MIA	MAO-MIA	BSB-MIA	CLT-GRU
DFW-GRU	GRU-LAX	ATL-BSB	ATL-MAO
ATL-GRU	GIG-JFK	DTW-GRU	ATL-FOR
GRU-IAH	GRU-MCO	DFW-GIG	CGH-DFW
GRU-ORD	GIG-IAH	CGH-MIA	ATL-CGH
GRU-IAD	CNF-MIA	MIA-SSA	BOS-GRU

3.3 Transformação

Após a limpeza da base de dados (ou pré-processamento), o próximo passo é a transformação da base. Como alguns dos dados obtidos são dispostos apenas em séries anuais

e pensando na simplificação do problema ao se excluir os efeitos de sazonalidade, a primeira transformação foi a compilação dos dados em séries anuais.

As classes tarifárias passaram a ser classificadas, de várias letras, para apenas “Econômica”, “Executiva” e “Primeira”, de acordo com classificações da IATA [12] e de companhias aéreas, como mostrado na Tabela 4. Por último, devido a semelhança de características, principalmente com relação a tarifa, resolveu-se unificar as classes “Executiva” e “Primeira” em uma nova, classe “Premium”.

Tabela 4. Classes tarifárias e classificação dada.

Classe tarifária	Código			
Econômica	B	L	S	X
	E	M	T	Y
	G	N	U	
	H	O	V	
	K	Q	W	
Executiva	C	I	Z	
	D	J		
Primeira	A	F	P	R

Baseado em um estudo realizado pela consultoria InterVISTAS para a IATA sobre estimativas de elasticidades de demanda do transporte aéreo [13], é esperada uma correlação da demanda com uma potência do PIB, aproximadamente igual a dois, e com o PIB per Capita, que pode ser calculado a partir do PIB e da população.

Por último, criou-se uma variável dummy para simular o efeito da crise de 2008 no mercado de transporte aéreo entre os dois países. Para essa criação, observou-se os dados de trocas comerciais entre os dois países, obtendo-se o valor de 1,0 para o ano de 2009, 0,3 para 2010 e zero para todos os demais anos.

3.4 Pré-análise e interpretação

Um fator importante a ser citado sobre o mercado Brasil-EUA é o fato da ANAC, como agência reguladora, restringir a frequência de voos permitidos entre os países. Atualmente, esse mercado é dividido por poucas companhias aéreas e, como mostra a Figura 4, cerca de 95% dos passageiros utilizam apenas 4 empresas, já considerando as seguintes fusões e aquisições: LAN Airlines e TAM Linhas Aéreas (LATAM); United Airlines e Continental Airlines (United Airlines); e American Airlines e US Airways (American Airlines).

Figura 4. Gráfico de participação das empresas aéreas em 2013. (Fonte: Sabre [3])

Observa-se ainda que nos Estados Unidos, as empresas aéreas dominam alguns aeroportos estratégicos que normalmente são grandes hubs de entrada no país e os processos de fusões e aquisições das empresas americanas podem gerar necessidade de mudança de itinerário dos voos das empresas, sendo possível a observação de criação ou cancelamento de rotas entre o Brasil e os EUA.

Com relação ao crescimento da demanda por transporte aéreo entre os dois países, vale observar como se dá sua relação com o crescimento econômico de ambos os países, como mostra a Figura 5.

Figura 5. Crescimento de demanda e de PIB. (Fonte: Sabre [3], Global Insight [10])

Os gráficos das Figura 6 e 7 mostram a diferença da dependência econômica que existe para demandas das classes Econômica e Premium. Observa-se uma queda do número de passageiros Premium durante a crise de 2008-2009, diferentemente do que é observado para os passageiros da classe Econômica.

Figura 6. Crescimento de demanda da classe “Econômica”. (Fonte: Sabre [3])

Figura 7. Crescimento de demanda da classe “Premium”. (Fonte: Sabre [3])

Ainda com relação à correlação com a economia, quando se observa a quantidade de Viagens per Capita no mundo pelo PIB per Capita, verifica-se que os países desenvolvidos, como os Estados Unidos, possuem transporte aéreo mais maduro e menos sensível à variação do PIB per Capita. Por outro lado, países emergentes como o Brasil já possuem demanda por transporte aéreo mais sensível, como mostra a Figura 8, que destaca a posição do Brasil e dos Estados Unidos em dois anos, 2003 e 2013.

Figura 8. Relação entre PIB e Número de Viagens Per Capita. (Fonte: Embraer [4])

Um fato que demonstra a relação de passageiros brasileiros com a demanda nesse mercado é a quantidade de passageiros que possuem o Brasil como país de origem. O gráfico na Figura 9 mostra as fatias que os países têm quando se analisa a origem dos passageiros no mercado Brasil-EUA.

Figura 9. Porcentagem de passageiros por país de origem. (Fonte: Sabre [3])

Observa-se que há um grande crescimento da fatia de passageiros que se originam no Brasil, o que sugere que a demanda estudada possua uma maior correlação com os dados econômicos do Brasil.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Como últimos passos do processo KDD, este capítulo se refere a geração dos modelos de regressão linear múltipla e de nested logit, referentes a etapa de mineração de dados, e a discussão e interpretação os resultados obtidos.

4.1 Regressão Linear Múltipla

A geração do modelo de regressão linear foi feita seguindo os passos de seleção de variáveis pelo método AIC forward, geração de modelos e verificação de aderência de variáveis, de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos. Foram criados dois modelos, sendo o primeiro para a classe Econômica e o segundo para a classe Premium.

4.1.1 Seleção de variáveis

O método AIC forward foi aplicado utilizando-se o software R [14], com o código apresentado no Apêndice A, para as classes Econômica e para Premium. As duas primeiras iterações do método para a classe Econômica são mostradas na Figura 10. As demais iterações para ambas as classes são mostradas no Apêndice A.

```
> null = lm(Pax_Eco ~ 1,dados)
> full = lm(Pax_Eco ~ PIB_BR + PIB_BR2 + PIB_US + PIB_US2 + Pop_BR + Pop_US +
  PPC_BR + PPC_US + D_Crise,dados)
> step(null, scope=list(lower=null, upper=full), direction="forward")
Start:  AIC=309.79
Pax_Eco ~ 1
```

	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
+ PIB_BR2	1	1.4695e+12	1.8485e+11	285.50
+ Pop_US	1	1.4652e+12	1.8920e+11	285.77
+ Pop_BR	1	1.4466e+12	2.0772e+11	286.89
+ PIB_BR	1	1.4327e+12	2.2167e+11	287.67
+ PPC_BR	1	1.3933e+12	2.6101e+11	289.63
+ PIB_US2	1	1.1611e+12	4.9323e+11	297.27
+ PIB_US	1	1.1316e+12	5.2276e+11	297.97
+ PPC_US	1	5.7265e+11	1.0817e+12	306.70
<none>			1.6544e+12	309.79
+ D_Crise	1	5.2864e+10	1.6015e+12	311.40

```
Step:  AIC=285.49
Pax_Eco ~ PIB_BR2
```

	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
+ PPC_BR	1	1.4155e+11	4.3294e+10	270.08
+ PIB_BR	1	7.9050e+10	1.0580e+11	280.80
<none>			1.8485e+11	285.50
+ PPC_US	1	1.4036e+10	1.7081e+11	286.55
+ PIB_US	1	8.1616e+09	1.7668e+11	286.95
+ PIB_US2	1	5.1817e+09	1.7966e+11	287.15
+ Pop_US	1	4.1244e+09	1.8072e+11	287.22
+ D_Crise	1	2.8276e+09	1.8202e+11	287.31
+ Pop_BR	1	1.0592e+09	1.8379e+11	287.43

Figura 10. Duas primeiras iterações do método AIC para classe Econômica.

Como resultado das iterações, as variáveis a serem testadas nos modelos são mostradas na Tabela 5 com as respectivas descrições.

Tabela 5. Variáveis escolhidas pelo método AIC forward.

Classe	Variáveis Selecionadas	Descrição
Econômica	PIB_BR2	Quadrado do PIB brasileiro
	PPC_BR	PIB per Capita brasileiro
	D_Crise	Dummy referente à crise de 2008
Premium	PIB_US	PIB americano
	PIB_US2	Quadrado do PIB americano

4.1.2 Modelagem para classe Econômica

O primeiro modelo gerado para a classe econômica, com código fonte no Apêndice A, obteve resultados com menor significância estatística (p-valor) para a dummy referente a crise (“D_Crise”), como mostrado na Figura 11, mas o valor ainda é estatisticamente aceitável.

```
Call:
lm(formula = Pax_Eco ~ PIB_BR2 + PPC_BR + D_Crise, data = dados)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-95859 -26480  1827  17324  81317

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.002e+07  1.519e+06   6.593 0.000171 ***
PIB_BR2      1.981e+00  2.441e-01   8.118 3.93e-05 ***
PPC_BR      -1.602e+06  2.418e+05  -6.625 0.000165 ***
D_Crise      1.302e+05  6.249e+04   2.084 0.070669 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 59220 on 8 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.983,    Adjusted R-squared:  0.9767
F-statistic: 154.6 on 3 and 8 DF,  p-value: 2.023e-07
```

Figura 11. Resultados da primeira regressão linear da classe Econômica.

Contudo, apesar de um p-valor aceitável, o teste de normalidade dos resíduos obtidos não é satisfeito assim como o de homocedasticidade, como pode ser observado nas Figuras 12 e 13, respectivamente. Na Figura 13, observa-se alguns pontos discrepantes.

Figura 12. Dispersão dos resíduos da primeira regressão linear da classe Econômica.

Figura 13. Q-Q Plot dos resíduos da primeira regressão linear da classe Econômica.

Neste caso, testou-se novamente o modelo, porém excluindo-se a variável “D_Crise”. Os resultados obtidos, dispersão dos resíduos e Q-Q Plot dos resíduos podem ser observados nas Figuras 14, 15 e 16 respectivamente.

```

Call:
lm(formula = Pax_Eco ~ PIB_BR2 + PPC_BR, data = dados)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-94285 -41015  -7188  33854 111408

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  9.436e+06  1.749e+06   5.395 0.000436 ***
PIB_BR2      1.895e+00  2.816e-01   6.727 8.58e-05 ***
PPC_BR     -1.511e+06  2.785e+05  -5.425 0.000419 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 69360 on 9 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9738,    Adjusted R-squared:  0.968
F-statistic: 167.5 on 2 and 9 DF, p-value: 7.587e-08

```

Figura 14. Resultados da segunda regressão linear da classe Econômica.

Figura 15. Dispersão dos resíduos da segunda regressão linear da classe Econômica.

Figura 16. Q-Q Plot dos resíduos da segunda regressão linear da classe Econômica.

O segundo modelo gerado, apesar de possuir valor de R^2 menor (0,974), possui níveis de significância maiores e foi considerado mais adequado, além de apresentar melhor dispersão de erros e valores menos discrepantes no Q-Q Plot da Figura 16. Portanto, com os valores de PIB em bilhões e de PIB per Capita em milhares de dólares, obteve-se a seguinte Equação para o número de passageiros da classe Econômica:

$$PAX_{ECO} = 1,895 \times PIB_{BR}^2 - 1,511.10^6 \times PPC_{BR} + 9,436.10^6 \quad (16)$$

4.1.3 Modelagem para classe Premium

Na modelagem da classe Premium, os resultados obtidos no primeiro modelo foram adequados, com R^2 de 0,970 e altas significâncias das variáveis explicativas, como mostra a Figura 17. As Figuras 18 e 19, mostram que os resultados na análise de resíduos possuem uma relativamente boa dispersão e uma boa aderência no Q-Q Plot, respectivamente.

```
Call:
lm(formula = Pax_Prem ~ PIB_US2 + PIB_US, data = dados)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-22426.6  -7247.6   752.6   9082.5  18898.9

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  6.162e+06  1.064e+06   5.792 0.000262 ***
PIB_US2      3.366e-02  5.084e-03   6.621 9.69e-05 ***
PIB_US      -9.020e+02  1.473e+02  -6.125 0.000174 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 12970 on 9 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9704,    Adjusted R-squared:  0.9638
F-statistic: 147.4 on 2 and 9 DF,  p-value: 1.327e-07
```

Figura 17. Resultados da regressão linear da classe Premium.

Figura 18. Dispersão dos resíduos da regressão linear da classe Premium.

Figura 19. Q-Q Plot dos resíduos da regressão linear da classe Premium.

Portanto, com os dados de PIB em bilhões de dólares, obteve-se a seguinte equação para o número de passageiros da classe Premium:

$$PAX_{prem} = 3,366.10^{-2} \times PIB_{US}^2 - 9,020.10^2 \times PIB_{US} + 6,162.10^6. \quad (17)$$

4.1.4 Resultados

Com as equações para as duas classes e com os dados de PIB e PIB per Capita previstos pela base IHS Global Insight [10], pode-se obter a previsão de número de passageiros. Os gráficos das Figuras 20 e 21 mostram o histórico e a previsão do número de passageiros para

as classes Econômica e Premium, respectivamente, e a Figura 22 mostra os dados agregando o total de passageiros. Os valores que constituem o gráfico são mostrados no Apêndice B.

Figura 20. Histórico e previsão de passageiros da classe Econômica.

Figura 21. Histórico e previsão de passageiros da classe Premium.

Figura 22. Histórico e previsão do total de passageiros.

4.2 Nested Logit

O modelo Nested Logit é um modelo que, dependendo da sua estrutura e da natureza das variáveis utilizadas, pode exigir uma grande capacidade computacional. Softwares com licença gratuita como o R [14] e até pagos como o Stata [15] ou o JMP [16], não foram capazes de rodar esse modelo sendo utilizadas variáveis e respostas contínuas, pois eles trabalham com respostas binárias. Os softwares capazes de rodar modelos como o mencionado, são comumente pagos e relativamente caros, como o SAS Enterprise Miner [17] e o SPSS Statistics [18] da IBM. Portanto, devido a impossibilidade de uso de softwares de estatística específicos, o modelo foi estruturado de forma que se pudesse utilizar a ferramenta “Solver” do Microsoft Excel [6], de forma que fosse obtido um resultado aceitável para este processo de desenvolvimento de metodologia. Foram feitas observações sobre os últimos 5 anos de dados, de 2009 a 2013, buscando a minimização da soma quadrática dos erros da fatia de mercado que cada rota tem em cada ano, sendo o erro calculado a partir da diferença entre o valor real e o modelado.

4.2.1 Estrutura

Foram criadas duas árvores iguais para cada análise, para as classes Econômica e Premium. Visando a simplificação do problema, adotou-se um aninhamento das rotas em

aeroportos brasileiros, como mostra o exemplo na Figura 23, com apenas uma parte das ramificações da árvore adotada. A árvore completa pode ser observada no Apêndice C.

Figura 23. Exemplo da árvore do nested logit.

Esse aninhamento foi escolhido devido à natureza dessas rotas. Porém, um dos problemas existentes é a competição que é colocada no modelo entre aeroportos brasileiros como MAO, GRU e GIG, sendo que, nesse caso, é esperada uma maior competição entre GRU e GIG do que deles com outros aeroportos do Norte do país e isso poderia acarretar em mais níveis de ninho, separando, exemplo, a região geográfica na qual o aeroporto está inserido.

4.2.2 Variáveis

As variáveis observáveis no modelo são aquelas que irão fornecer a utilidade observável de cada rota ou ninho. Elas foram adotadas pensando-se basicamente em dois aspectos: preço da passagem aérea e poder aquisitivo do consumidor.

Para os preços das rotas, foram tomadas as médias tarifárias a cada ano para as respectivas classes observadas, trazidas para valores reais (i.e. descontados os efeitos da inflação); e para os preços referentes aos aeroportos brasileiros (ninhos), foram tomadas as médias tarifárias das rotas que partem de cada aeroporto, fazendo também a separação de classes e a transformação para valores reais.

Com relação ao poder aquisitivo, na pré-análise dos dados, já foi verificada a superioridade da quantidade de passageiros que partem do Brasil e decidiu-se, portanto, adotar o PIB per Capita brasileiro. Essa mesma variável foi adotada tanto para as rotas quanto para os ninhos.

4.2.3 Modelagem

A modelagem final se deu atribuindo as variáveis de cada ninho e de cada rota e utilizando a formulação para modelo nested logit de dois níveis mostrada na revisão bibliográfica.

A modelagem das rotas ocorreu como mostra, nas Equações 18, 19 e 20, o exemplo da rota “GRU-MIA”:

$$U_{GRU-MIA|GRU} = V_{GRU-MIA} + \varepsilon_{GRU-MIA|GRU} = V_{GRU-MIA} + \varepsilon_{GRU} + \varepsilon_{GRU-MIA} \quad (18)$$

$$V_{GRU-MIA} = \beta_{Tar_GRU-MIA} \times Tarifa_{GRU-MIA} + \beta_{PPC_BR} \times PPC_BR \quad (19)$$

$$P_{GRU-MIA|GRU} = \frac{\exp\left(\frac{V_{GRU-MIA}}{\mu_{GRU}}\right)}{\sum_{rota \in GRU} \exp\left(\frac{V_{rota}}{\mu_{GRU}}\right)}. \quad (20)$$

A modelagem dos ninhos foi semelhante à das rotas. As Equações 21, 22, 23 e 24, mostram o exemplo do ninho “GRU”:

$$U_{GRU} = V_{GRU} + \varepsilon_{GRU} \quad (21)$$

$$V_{GRU} = \beta_{Tar_GRU} \times Tarifa_{GRU} + \beta_{PPC_BR} \times PPC_BR \quad (22)$$

$$\Gamma_{GRU} = \ln\left(\sum_{rota \in GRU} \exp\left(\frac{V_{rota}}{\mu_{GRU}}\right)\right), \quad 0 < \mu_{GRU} \leq 1 \quad (23)$$

$$P_{GRU} = \frac{\exp(V_{GRU} + \mu_{GRU}\Gamma_{GRU})}{\sum_{k=1}^M \exp(V_k + \mu_k\Gamma_k)} \quad (24)$$

Vale ressaltar ainda que a variável $Tarifa_{GRU}$, referente ao ninho, é calculada pela média tarifária dos passageiros do ninho, ou seja, ela pode ser expressa por

$$Tarifa_{GRU} = \sum_{rota \in GRU} P_{rota|GRU} \cdot Tarifa_{rota}. \quad (25)$$

Como já citado anteriormente, tem-se que $P_{GRU-MIA} = P_{GRU} \times P_{GRU-MIA|GRU}$.

Por fim, o “Solver” foi feito usando como célula objetivo aquela que continha a soma quadrática dos erros das fatias de cada ano, como mostra Equação 26:

$$\text{Célula Objetivo} = \sum_{t=2009}^{t=2013} \sum (P_i - \hat{P}_i)^2, \quad (26)$$

onde i representa cada rota observada, P_i sua fatia real e $\hat{P}_i$ sua fatia estimada pelo modelo.

4.2.4 Resultados

Um extrato dos resultados obtidos para as classes Econômica e Premium são mostrados nas Tabelas 6 (coeficientes da utilidade das rotas) e 7 (coeficientes dos ninhos). As tabelas completas podem ser visualizadas no Apêndice C.

Tabela 6. Extrato da tabela de coeficientes da utilidades das rotas.

Rotas	Classe Econômica		Classe Premium	
	$\beta_{TarRota}$	$\beta_{PPC BR}$	$\beta_{TarRota}$	$\beta_{PPC BR}$
BSB-ATL	-4,226E-04	1,019E-04	-4,682E-04	1,016E-04
CGH-ATL	-9,011E-04	-6,000E-04	-9,013E-04	-6,000E-04
CGH-DFW	-1,854E-03	-1,731E-04	-1,854E-03	-1,731E-04
CNF-MIA	-6,932E-04	3,134E-03	-1,942E-03	2,071E-02
FOR-ATL	9,211E-05	-5,396E-04	-7,521E-04	-2,416E-04
GIG-ATL	-2,662E-05	-5,785E-04	-5,832E-05	2,919E-02
GRU-BOS	-6,230E-03	-8,314E-04	-6,136E-03	-3,673E-02
MAO-ATL	-4,818E-03	-3,209E-04	-5,110E-04	-3,481E-02
REC-MIA	5,802E-04	5,019E-04	1,124E-03	1,223E-02
SSA-MIA	-9,125E-05	3,234E-04	1,119E-02	-1,685E-01

Tabela 7. Extrato da tabela de coeficientes dos ninhos.

Ninhos	Classe Econômica			Classe Premium		
	$\beta_{TarNinho}$	$\beta_{PPC BR}$	μ_{ninho}	$\beta_{TarNinho}$	$\beta_{PPC BR}$	μ_{ninho}
GIG	-4,099E-03	2,517E-01	0,01	-1,636E-04	2,402E-01	0,62
GRU	-3,052E-03	2,864E-01	0,04	2,225E-04	3,307E-01	0,16
SSA	-2,592E-02	4,100E-01	1,00	-1,464E-02	2,412E-01	1,00

É importante verificar que os valores de μ são naturalmente unitários para os ninhos que possuem apenas uma rota (CNF, FOR, REC e SSA). No ninho MAO, o valor observado de μ identifica que, provavelmente, a tentativa de agregação das duas rotas existentes não faz sentido e, nos demais ninhos, os valores de baixos de μ mostram que realmente existe uma correlação entre as rotas que estão incluídas em cada um deles.

Para esse tipo de modelo, não há necessidade de se analisar o sinal dos coeficientes, pois, como se trata de ganho ou perda de fatia de mercado, a mudança de uma variável pode ser mais favorável a uma alternativa do que a outra. E vale ressaltar também que os erros relativos

aos coeficientes e que são utilizados para testes de hipótese, não puderam ser calculados devido à natureza do cálculo numérico utilizado pelo “Solver”.

Com relação aos erros gerados, como previsto, os erros tendem a ser independentemente e identicamente distribuídos com uma distribuição de Gumbel. A Figura 24 possui uma distribuição dos resíduos em um gráfico Q-Q Plot com dois pontos discrepantes excluídos, nesse caso, referentes ao aeroporto GRU em 2013.

Figura 24. Q-Q Plot dos erros ε_{im} referentes ao aeroporto GRU em 2013.

Pode-se observar que os resíduos ε_{im} não se adequam perfeitamente a distribuição de Gumbel, nesse caso tem-se $G(0,037; 67,2)$, porém é mostrada uma tendência a qual esses erros devem seguir em um modelo mais adequado.

O mesmo gráfico foi gerado novamente para o aeroporto GRU no ano de 2012. O gráfico obtido é mostrado na Figura 25.

Figura 25. Q-Q Plot dos erros ε_{im} referentes ao aeroporto GRU em 2012.

O resultado obtido é semelhante ao encontrado em 2013. O ajuste R^2 dos dados é de 0,83 e a distribuição de Gumbel é $G(0,0438; 126,6)$.

4.2.5 Elasticidade-preço

A modelagem das elasticidades pode ser encontrada a partir das derivadas parciais das equações de fatia dadas pelo modelo. Após manipulação matemática das fatias, foram obtidas as equações de elasticidade-preço:

- Elasticidade-preço direta, com i pertencente ao ninho A_m :

$$\eta_{Tarifa_i}^{P_i} = \frac{\partial P_i}{\partial Tarifa_i} \cdot \frac{Tarifa_i}{P_i} \quad \therefore \quad (27)$$

$$\therefore \eta_{Tarifa_i}^{P_i} = \beta_{tar_i} \cdot Tarifa_i \left[\left(\frac{1 - P_{i|m}}{\mu_m} \right) + P_{i|m} \left(\frac{\beta_{tar_m}}{\beta_{tar_i}} + 1 \right) (1 - P_m) \right]$$

- Elasticidade-preço cruzada, com alternativas i e j no mesmo ninho A_m :

$$\eta_{Tarifa_i}^{P_j} = \frac{\partial P_j}{\partial Tarifa_i} \cdot \frac{Tarifa_i}{P_j} \quad \therefore \quad (28)$$

$$\therefore \eta_{Tarifa_i}^{P_j} = -\beta_{tar_i} \cdot Tarifa_i \cdot P_{i|m} \cdot \left[\frac{1}{\mu_m} - \left(\frac{\beta_{tar_m}}{\beta_{tar_i}} + 1 \right) (1 - P_m) \right]$$

- Elasticidade-preço cruzada, com alternativas i e j em ninhos diferentes, n e m , respectivamente:

$$\eta_{Tarifa_i}^{P_j} = \frac{\partial P_j}{\partial Tarifa_i} \cdot \frac{Tarifa_i}{P_j} \therefore$$

$$\therefore \eta_{Tarifa_i}^{P_j} = -\beta_{tar_i} \cdot Tarifa_i \cdot P_i \left(\frac{\beta_{tar_n}}{\beta_{tar_i}} + 1 \right) \quad (29)$$

Todas as três equações calculadas são condizentes com aquelas descritas por Garrow [8] mostras pelas Equações 12, 13 e 14, quando se tem β_{tar_n} assumindo valor igual a zero.

A Tabela 8 possui um extrato da tabela de elasticidades das rotas calculadas para a classe Econômica. A tabela completa, assim como o a tabela de elasticidades para passageiros da classe Premium, podem ser observados no Apêndice C.

Tabela 8. Extrato da tabela de elasticidade-preço das rotas para a classe Econômica.

Preço	Demanda					
	GIG-ATL	GIG-JFK	GIG-MIA	GRU-ATL	GRU-JFK	GRU-MIA
GIG-ATL	-1,987	-0,048	-0,048	0,088	0,088	0,088
GIG-JFK	0,188	-2,328	0,188	0,107	0,107	0,107
GIG-MIA	0,288	0,288	-1,898	0,138	0,138	0,138
GRU-ATL	0,070	0,070	0,070	-0,333	-0,029	-0,029
GRU-JFK	0,227	0,227	0,227	-0,083	-0,371	-0,083
GRU-MIA	0,279	0,279	0,279	-0,042	-0,042	-0,471

A elasticidade-preço pode fornecer indícios do que ocorreria, por exemplo, diante de uma competição tarifária entre duas rotas turísticas partindo de um mesmo aeroporto no Brasil. Porém, é importante ressaltar que há a possibilidade de um passageiro chegar ao mesmo destino partindo de um aeroporto distinto e o modelo nested logit, não permite essa análise, com uma mesma alternativa presente em mais de um ninho.

4.3 Agregação dos modelos e resultados finais

A agregação dos modelos constitui da união dos valores do número de passageiros de cada classe e dos valores de fatia de mercado previstos. Para a previsão dos preços de tarifas, pode-se adotar vários cenários com variação individual das tarifas de cada rota. No mercado, normalmente é esperado um aumento dos preços devido a inflação, porém, quando se trata de valores reais, esse crescimento pode ser desconsiderado. Neste trabalho, adotou-se um crescimento real anual de 2% nos preços das passagens aéreas para a classe Econômica e de

0% para a classe Premium, baseado em uma aproximação da taxa de crescimento real durante o período adotado para a geração do modelo nested logit.

4.3.1 Resultados dos ninhos

Para identificar o total de passageiros em cada aeroporto, ou em cada rota, é necessário identificar a fatia de mercado que eles possuem. As Tabelas 9 e 10 mostram um extrato das fatias de mercado dos ninhos (aeroportos brasileiros). As tabelas completas podem ser observadas no Apêndice C.

Tabela 9. Extrato da tabela de fatia aproximada em % dos ninhos para a classe Econômica.

Ano	BSB	CGH	CNF	FOR	GIG	GRU	MAO	REC	SSA
2002	0,01	0,92	0,04	0,00	18,41	79,70	0,81	0,01	0,11
2006	0,00	2,63	0,00	0,00	13,53	80,47	2,75	0,00	0,62
2008	0,00	0,97	0,73	0,10	18,76	74,96	3,07	0,77	0,64
2012	6,23	0,55	3,63	0,00	22,86	60,14	4,21	2,09	0,29
2016	4,09	0,35	2,96	0,42	22,40	63,07	4,18	2,09	0,45
2020	2,82	0,20	1,84	0,22	21,92	68,31	2,98	1,36	0,35
2024	1,68	0,10	0,95	0,10	20,88	73,37	1,90	0,76	0,26

Tabela 10. Extrato da tabela de fatia aproximada em % dos ninhos para a classe Premium.

Ano	BSB	CGH	CNF	FOR	GIG	GRU	MAO	REC	SSA
2002	0,00	0,64	0,00	0,00	17,63	81,33	0,37	0,00	0,02
2006	0,00	1,98	0,00	0,00	10,21	84,38	2,57	0,00	0,86
2008	0,00	0,61	0,10	0,00	11,24	83,66	3,58	0,20	0,60
2012	2,13	0,19	2,03	0,00	23,42	70,23	1,01	0,87	0,11
2016	2,28	0,00	0,15	0,02	22,04	72,89	2,09	0,14	0,39
2020	1,11	0,00	0,06	0,01	19,87	76,85	1,76	0,07	0,27
2024	0,45	0,00	0,02	0,00	17,21	80,73	1,40	0,03	0,16

Unindo os dados das Tabelas 9 e 10 com os dados do número de passageiros mostrados no item 4.1.4, pode-se obter o número de passageiros previstos em cada aeroporto, com extrato mostrado na Tabela 11. Os dados de completos de todos os anos e os dados por rota podem ser observados no Apêndice D.

Tabela 11. Extrato da tabela de número total de passageiros nos ninhos (em milhares).

Ano	BSB	CGH	CNF	FOR	GIG	GRU	MAO	REC	SSA
2002	0	10	0	0	203	884	8	0	1
2006	0	33	0	0	167	1.038	35	0	8
2008	0	13	9	1	250	1.080	45	10	9
2012	125	11	75	0	500	1.339	83	42	6
2016	127	10	82	12	754	2.189	128	58	15
2020	138	9	81	10	1.214	3.977	153	60	19
2024	129	7	68	7	1.859	6.972	165	55	22

Os resultados obtidos permitem várias formas de observação das tendências de mercado como o crescimento de um aeroporto frente a outro, como mostra a evolução das fatias de mercado de alguns aeroportos brasileiros na Figura 26.

Figura 26. Histórico e previsão de fatia de mercado dos aeroportos brasileiros.

Observa-se na Figura 26 uma inversão na tendência observada para os aeroportos de Guarulhos (GRU) e Galeão (GIG) desde 2002. Essa inversão pode ser causada pelo cenário de tarifas adotado neste trabalho, o que influencia bastante o resultado. Além disso, como citado anteriormente, o modelo foi gerado observando-se os últimos 5 anos e ele aparenta seguir a tendência dos últimos 2 anos, que é de leve crescimento.

A Figura 27, traz um gráfico com as taxas anuais de crescimento, comparando-se com o ano anterior em total de passageiros, de alguns aeroportos brasileiros. Percebe-se que o modelo suaviza as variações das taxas de crescimento que durante o período estudado oscilaram bastante.

Figura 27. Histórico e previsão de taxas de crescimento anual da demanda.

4.3.2 Resultados das rotas

O processo para obtenção da demanda de passageiros nas rotas é semelhante ao utilizado para os ninhos, porém, utilizando agora a fatia de mercado das próprias rotas, P_i . Apesar da obtenção bons parâmetros no modelo logit aninhado, a observação do comportamento do número de passageiros nas rotas pode sugerir um aninhamento diferente do que foi realizado, como pode-se observar no gráfico da Figura 28, que mostra a evolução da demanda nas quatro rotas mais densas para ATL.

Figura 28. Histórico e previsão da demanda para ATL por rota.

Verifica-se nesse gráfico a anulação da rota BSB-ATL feita pelo modelo, porém com “transferência” de demanda para a rota BSB-MIA, como observado na Figura 29.

Figura 29. Histórico e previsão da demanda a partir de BSB.

Por fim, a Figura 30 mostra a evolução da fatia de mercado de algumas rotas entre o Brasil e os EUA.

Figura 30. Histórico e previsão das fatias de mercado de algumas rotas.

Os demais dados da demanda por passageiros nas rotas podem ser observados no Apêndice D.

5 CONCLUSÃO

O desenvolvimento da metodologia prevista neste trabalho foi realizado com sucesso, concluindo-se que, apesar das limitações computacionais na realização deste trabalho, a metodologia se mostrou robusta para esse tipo de previsão.

O processo KDD, como metodologia para organização dos passos do estudo e do início das análises, se mostrou bastante eficaz para o trabalho com grandes bases de dados, muito comuns na aviação comercial.

Na regressão linear múltipla (e na seleção das variáveis), a separação dos passageiros em diferentes classes tarifárias e os excelentes ajustes gerados mostram a firmeza dos modelos, que alcançaram R^2 iguais a 0,974, para a classe “Econômica”, e 0,970, para a “Premium”.

No modelo logit aninhado, os resultados alcançados foram excelentes para o nível de aninhamento utilizado e para a quantidade de variáveis escolhidas. Grande parte dos resíduos se comportaram como o esperado e, apesar de algumas distorções inerentes ao aninhamento feito, parte dos resultados é passível de ocorrer. Porém, é importante ressaltar que os resultados obtidos no modelo nested logit foram alcançados a partir da análise dos últimos 5 anos, período em que a economia sofreu com a crise mundial e a alta do barril de petróleo. Essa dinâmica presente no período estudado atrelada ao simples aninhamento gerou um bom resultado, porém, com distorções que necessitam de análise crítica. Uma distorção simples a ser observada é a inversão que existe nas tendências de fatias de mercado dos aeroportos GRU e GIG e isso pode ter ocorrido devido ao cenário adotado com relação a evolução das tarifas atrelado às elasticidades que existem entre as rotas.

Por fim, conclui-se que a metodologia desenvolvida nesse trabalho pode ser aplicada além do mercado Brasil-EUA e os resultados extraídos dela possuem diversas aplicações para governos, operadores de aeroportos, empresas aéreas, fabricantes de avião, etc.

5.1 Sugestão de trabalhos futuros

Com relação ao modelo de regressão multilinear, o histórico de dados obtido foi pequeno com relação ao período que se deseja prever, portando, aconselha-se o uso de mais dados e até mesmo mais variáveis para se obter um modelo mais robusto. Já para o modelo logit aninhado, como já comentado anteriormente, a quantidade de variáveis utilizada não foi

suficiente para obter um modelo mais adequado. Sugere-se, então, um estudo mais aprofundado com o uso de mais variáveis, mais aninhamentos e com o uso de software ou de algoritmo adequados para o modelo.

Devido à flexibilidade do modelo de logit aninhado com relação à adição ou remoção de alternativas, outras análises podem gerar bons frutos do uso da metodologia desenvolvida neste trabalho. Pode-se, por exemplo, estudar o impacto gerado em Guarulhos (GRU) pela adição da rota VCP-MIA, com voos alocados pelas companhias Azul e American Airlines a partir de Viracopos (VCP).

REFERÊNCIAS

- [1] BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Indicadores Econômicos Consolidados (INDECO)**. Disponível em: <<http://www.bcb.gov.br/?INDECO>>. Acesso em: 25 jul. 2014.
- [2] ISHUTKINA, M. A.; HASMAN, R. J. **Analysis of Interaction between Air Transportation and Economic Activity**. 2008. International Center for Air Transportation – Massachusetts Institute of Technology, Cambridge.
- [3] SABRE AIRLINES SOLUTIONS. **Sabre Airport Data Intelligence (ADI)**. Disponível em: <<http://www.airdi.net/>>. Acesso em: 25 mai. 2014.
- [4] EMBRAER. **Market Outlook 2014-2033**. Disponível em: <http://www.embraercommercialaviation.com/MarketInfo/VPC_MktOutlook_2014.pdf>. Acesso em: 02 ago. 2014.
- [5] FAYYAD, U.; SHAPIRO-PIATETSKY, G.; SMYTH, P. The KDD Process for Extracting Useful Knowledge from Volumes of Data. **Communications of the ACM**, v. 39, n. 11, nov. 1996.
- [6] MICROSOFT. **Excel 2013**. Version: 15.0.4420.10.17. Microsoft Corporation, 2013.
- [7] HIROTUGU, A. A New Look at the Statistical Model Identification. **IEEE Transactions on Automatic Control**, v. AC-19, n. 6, p. 716-723, dez. 1974.
- [8] GARROW, L. A. **Discrete Choice Modeling and Air Travel Demand: Theory and Applications**. Atlanta: Ashgate, 2010. 286 p.
- [9] MCFADDEN, D. The Measurement of Urban Travel Demand. **Journal of Public Economics**, v. 3, n. 4, p. 303-328, nov. 1974.
- [10] IHS GLOBAL INSIGHT INC. **Global Insight's Comparative World Overview**. Disponível em: <<http://www.ihs.com/products/global-insight/index.aspx>>. Acesso em: 20 jul. 2014.
- [11] UNITED STATES CENSUS BUREAU. **Trade in Goods with Brazil**. Disponível em: <<https://www.census.gov/foreign-trade/balance/c3510.html>>. Acesso em: 19 jul. 2014.
- [12] INTERNATIONAL AIR TRANSPORT ASSOCIATION (IATA). **Airline and Airport Code Search**. Disponível em: <<http://www.iata.org/publications/Pages/code-search.aspx>>. Acesso em: 6 jun. 2014.
- [13] INTERVISTAS CONSULTING INC. **Estimating Air Travel Demand Elasticities**. Montréal, QC: IATA, 2007, 49 p.
- [14] R CORE TEAM. **R: A language and environment for statistical computing**. Version 3.1.1. R Foundation for Statistical Computing, 2014.

- [15] STATA CORP. **Stata Statistical Software**: Release 11. StataCorp LP, 2009.
- [16] SAS INSTITUTE INC. **JMP®11 Statistical Discovery**. SAS Institute Inc, 2013.
- [17] SAS INSTITUTE INC. **SAS® Enterprise Miner™ 13.1**. SAS Institute Inc, 2013.
- [18] IBM CORP. **IBM SPSS Statistics for Windows**. Version 22.0. IBM Corp, 2013.

APÊNDICE A

CÓDIGO FONTE DO PROGRAMA

IMPLEMENTADO NO R PARA SELEÇÃO DE

VARIÁVEIS E MODELO DE REGRESSÃO LINEAR

MÚLTIPLA

O código implementado no R, mostrado na Figura A.1, possibilitou a automatização da escolha das variáveis e a geração dos modelos de regressão. Todas as iterações do método AIC forward para as classes Econômica e Premium são mostradas nas Figuras A.2 e A.3, respectivamente.

```

# INSTITUTO TECNOLÓGICO DE AERONÁUTICA
# ENG CIVIL-AERONÁUTICA
# TRABALHO DE GRADUAÇÃO
# ERICKSON J S MARQUES
# Modelo de Regressão Linear Multipla

# Limpar memória e escolher arquivo
rm(list=ls(all=TRUE))
ls()
arq <- file.choose()

# Ler Arquivo e arquiva dados na memória
dados = read.table(arq, header=TRUE)
attach(dados)

#Número de Passageiros
Pax_Tot = dados$Pax_Tot
Pax_Eco = dados$Pax_Eco
Pax_Bus = dados$Pax_Bus
Pax_1st = dados$Pax_1st
Pax_Prem = dados$Pax_Bus + dados$Pax_1st

#Explicativas
PIB_BR = dados$PIB_BR
PIB_US = dados$PIB_US
Pop_BR = dados$Pop_BR
Pop_US = dados$Pop_US
PPC_BR = dados$PPC_BR
PPC_US = dados$PPC_US
D_Crise = dados$D_Crise

#Potencia no PIB
PIB_BR2 <- PIB_BR*PIB_BR
PIB_US2 <- PIB_US*PIB_US

#Realizar selecao de variaveis: modelo AIC forward

# Pax Economica
null = lm(Pax_Eco ~ 1, dados)
full = lm(Pax_Eco ~ PIB_BR + PIB_BR2 + PIB_US + PIB_US2 + Pop_BR + Pop_US +
          PPC_BR + PPC_US + D_Crise, dados)
step(null, scope=list(lower=null, upper=full), direction="forward")

# Pax Premium
null = lm(Pax_Prem ~ 1, dados)
full = lm(Pax_Prem ~ PIB_BR + PIB_BR2 + PIB_US + PIB_US2 + Pop_BR + Pop_US +
          PPC_BR + PPC_US + D_Crise, dados)
step(null, scope=list(lower=null, upper=full), direction="forward")

# Cria o modelo de regressão.

#Pax Economy 1
lm.dados.eco1 = lm(Pax_Eco ~ PIB_BR2 + PPC_BR + D_Crise, dados)
summary(lm.dados.eco1)
par(mfrow=c(2,2))
plot(lm.dados.eco1)

#Pax Economy 2
lm.dados.eco2 = lm(Pax_Eco ~ PIB_BR2 + PPC_BR, dados)
summary(lm.dados.eco2)
par(mfrow = c(2,2))
plot(lm.dados.eco2)

#Pax Premium
lm.dados.prem = lm(Pax_Prem ~ PIB_US2 + PIB_US, dados)
summary(lm.dados.prem)
par(mfrow = c(2,2))
plot(lm.dados.prem)

```

Figura A.1. Código fonte implementado no R.

```

> null = lm(Pax_Eco ~ 1,dados)
> full = lm(Pax_Eco ~ PIB_BR + PIB_BR2 + PIB_US + PIB_US2 + Pop_BR + Pop_US +
  PPC_BR + PPC_US + D_Crise,dados)
> step(null, scope=list(lower=null, upper=full), direction="forward")
Start: AIC=309.79
Pax_Eco ~ 1

      Df Sum of Sq      RSS      AIC
+ PIB_BR2  1 1.4695e+12 1.8485e+11 285.50
+ Pop_US   1 1.4652e+12 1.8920e+11 285.77
+ Pop_BR   1 1.4466e+12 2.0772e+11 286.89
+ PIB_BR   1 1.4327e+12 2.2167e+11 287.67
+ PPC_BR   1 1.3933e+12 2.6101e+11 289.63
+ PIB_US2  1 1.1611e+12 4.9323e+11 297.27
+ PIB_US   1 1.1316e+12 5.2276e+11 297.97
+ PPC_US   1 5.7265e+11 1.0817e+12 306.70
<none>    1.6544e+12 309.79
+ D_Crise  1 5.2864e+10 1.6015e+12 311.40

Step: AIC=285.49
Pax_Eco ~ PIB_BR2

      Df Sum of Sq      RSS      AIC
+ PPC_BR   1 1.4155e+11 4.3294e+10 270.08
+ PIB_BR   1 7.9050e+10 1.0580e+11 280.80
<none>    1.8485e+11 285.50
+ PPC_US   1 1.4036e+10 1.7081e+11 286.55
+ PIB_US   1 8.1616e+09 1.7668e+11 286.95
+ PIB_US2  1 5.1817e+09 1.7966e+11 287.15
+ Pop_US   1 4.1244e+09 1.8072e+11 287.22
+ D_Crise  1 2.8276e+09 1.8202e+11 287.31
+ Pop_BR   1 1.0592e+09 1.8379e+11 287.43

Step: AIC=270.08
Pax_Eco ~ PIB_BR2 + PPC_BR

      Df Sum of Sq      RSS      AIC
+ D_Crise  1 1.5234e+10 2.8060e+10 266.87
<none>    4.3294e+10 270.08
+ Pop_US   1 2.6468e+09 4.0647e+10 271.32
+ PPC_US   1 2.4156e+09 4.0878e+10 271.39
+ PIB_US2  1 1.3939e+09 4.1900e+10 271.68
+ PIB_US   1 1.3783e+09 4.1915e+10 271.69
+ PIB_BR   1 1.3692e+09 4.1924e+10 271.69
+ Pop_BR   1 8.1610e+08 4.2477e+10 271.85

Step: AIC=266.87
Pax_Eco ~ PIB_BR2 + PPC_BR + D_Crise

      Df Sum of Sq      RSS      AIC
<none>    2.8060e+10 266.87
+ Pop_BR   1 415983836 2.7644e+10 268.69
+ Pop_US   1 409053767 2.7651e+10 268.70
+ PIB_BR   1 186721089 2.7873e+10 268.79
+ PIB_US2  1 106601020 2.7953e+10 268.83
+ PPC_US   1 97815797 2.7962e+10 268.83
+ PIB_US   1 51497676 2.8008e+10 268.85

Call:
lm(formula = Pax_Eco ~ PIB_BR2 + PPC_BR + D_Crise, data = dados)

Coefficients:
(Intercept)      PIB_BR2      PPC_BR      D_Crise
 1.002e+07    1.981e+00   -1.602e+06    1.302e+05

```

Figura A.2. Iterações do método AIC para classe Econômica.

```

> null = lm(Pax_Prem ~ 1,dados)
> full = lm(Pax_Prem ~ PIB_BR + PIB_BR2 + PIB_US + PIB_US2 + Pop_BR + Pop_US +
           PPC_BR + PPC_US + D_Crise,dados)
> step(null, scope=list(lower=null, upper=full), direction="forward")
Start: AIC=268.06
Pax_Prem ~ 1

      Df Sum of Sq      RSS      AIC
+ PIB_US2  1 4.3251e+10 7.8221e+09 247.54
+ PIB_US   1 4.2188e+10 8.8847e+09 249.07
+ PIB_BR2  1 4.1753e+10 9.3204e+09 249.65
+ Pop_BR   1 4.1556e+10 9.5169e+09 249.90
+ Pop_US   1 4.1376e+10 9.6970e+09 250.12
+ PIB_BR   1 4.1009e+10 1.0064e+10 250.57
+ PPC_BR   1 4.0008e+10 1.1065e+10 251.71
+ PPC_US   1 3.0954e+10 2.0119e+10 258.88
<none>                5.1073e+10 268.06
+ D_Crise  1 2.2109e+08 5.0852e+10 270.01

Step: AIC=247.54
Pax_Prem ~ PIB_US2

      Df Sum of Sq      RSS      AIC
+ PIB_US   1 6308717376 1513420974 229.83
+ PPC_US   1 1831267892 5990870457 246.34
+ PIB_BR2  1 1253717000 6568421350 247.45
<none>                7822138349 247.54
+ PIB_BR   1  786276485 7035861864 248.27
+ Pop_US   1  681206295 7140932054 248.45
+ PPC_BR   1  611738566 7210399783 248.57
+ Pop_BR   1  524688294 7297450055 248.71
+ D_Crise  1  165197099 7656941250 249.29

Step: AIC=229.83
Pax_Prem ~ PIB_US2 + PIB_US

      Df Sum of Sq      RSS      AIC
<none>                1513420974 229.83
+ D_Crise  1 217586759 1295834215 229.97
+ Pop_BR   1 139276117 1374144857 230.67
+ Pop_US   1 137186154 1376234820 230.69
+ PPC_US   1 134561411 1378859563 230.72
+ PIB_BR2  1 115200810 1398220164 230.88
+ PIB_BR   1 114167906 1399253068 230.89
+ PPC_BR   1 100496312 1412924661 231.01

Call:
lm(formula = Pax_Prem ~ PIB_US2 + PIB_US, data = dados)

Coefficients:
(Intercept)      PIB_US2      PIB_US
 6.162e+06    3.366e-02   -9.020e+02

```

Figura A.3. Iterações do método AIC para classe Premium.

APÊNDICE B

RESULTADOS DA AGREGAÇÃO DA REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA

Os dados de histórico e de previsão do número de passageiros no mercado Brasil-EUA são mostrados na Tabela B.1, separados por classe tarifária (Econômica e Premium) e agregados como total de passageiros.

Tabela B.1. Histórico e previsão do número de passageiros.

	Ano	Total	Classe Econômica	Classe Premium
Histórico	2002	1.107.104	983.381	123.723
	2003	1.043.217	933.705	109.512
	2004	1.108.605	970.869	137.736
	2005	1.306.413	1.149.879	156.534
	2006	1.280.964	1.103.158	177.806
	2007	1.347.290	1.148.201	199.089
	2008	1.417.165	1.209.997	207.168
	2009	1.690.144	1.513.539	176.605
	2010	1.783.410	1.569.791	213.619
	2011	1.889.748	1.661.632	228.116
	2012	2.181.143	1.912.838	268.305
	2013	2.450.809	2.093.544	357.265
	Previsto	2014	2.658.604	2.270.910
2015		2.967.860	2.481.052	486.807
2016		3.374.403	2.754.910	619.493
2017		3.863.836	3.088.289	775.547
2018		4.395.577	3.466.205	929.372
2019		4.995.161	3.894.218	1.100.943
2020		5.660.836	4.376.354	1.284.482
2021		6.419.750	4.942.446	1.477.304
2022		7.261.546	5.575.127	1.686.418
2023		8.204.650	6.286.638	1.918.012
2024		9.285.189	7.114.072	2.171.117

APÊNDICE C

MODELAGEM NESTED LOGIT

A modelagem do Nest Logit foi feita segundo o aninhamento mostrado na árvore representada na Figura C.1. As Tabelas C.1 e C.2 mostram os coeficientes calculados referentes às utilidades das rotas e aos ninhos. As Tabelas C.3 e C.4 possuem as fatias de mercado históricas e previstas referentes aos ninhos (aeroportos brasileiros). Com relação às fatias de mercado das rotas, as Tabelas C.5 e C.7 mostram as fatias históricas para as classes Econômica e Premium, respectivamente, enquanto as Tabelas C.6 e C.8 mostram as fatias previstas para ambas as classes. Por fim, as Tabelas C.9 e C.10 mostram elasticidade-preço direta e cruzada das rotas calculadas para as classes Econômica e Premium, respectivamente.

Figura C.1. Árvore utilizada na análise do modelo Nested Logit.

Tabela C.1. Coeficientes das utilidades das rotas.

Rotas	Classe Econômica		Classe Premium	
	$\beta_{TarRota}$	$\beta_{PPC BR}$	$\beta_{TarRota}$	$\beta_{PPC BR}$
BSB-ATL	-4,226E-04	1,019E-04	-4,682E-04	1,016E-04
BSB-MIA	7,221E-03	1,172E-03	6,569E-03	-1,420E-03
CGH-ATL	-9,011E-04	-6,000E-04	-9,013E-04	-6,000E-04
CGH-DFW	-1,854E-03	-1,731E-04	-1,854E-03	-1,731E-04
CGH-JFK	-2,826E-04	-2,012E-04	-2,821E-04	-2,012E-04
CGH-MIA	-4,375E-04	-3,151E-04	-4,376E-04	-3,151E-04
CNF-MIA	-6,932E-04	3,134E-03	-1,942E-03	2,071E-02
FOR-ATL	9,211E-05	-5,396E-04	-7,521E-04	-2,416E-04
GIG-ATL	-2,662E-05	-5,785E-04	-5,832E-05	2,919E-02
GIG-CLT	-4,286E-05	-1,559E-04	-1,406E-04	-7,763E-03
GIG-DFW	-5,297E-05	-1,836E-03	1,236E-04	-6,601E-02
GIG-IAD	-1,656E-05	-2,917E-03	-5,540E-04	-6,739E-03
GIG-IAH	-1,193E-05	-1,495E-03	-1,873E-05	3,257E-02
GIG-JFK	-4,872E-05	7,132E-06	5,931E-04	-4,946E-02
GIG-MIA	-5,185E-05	4,021E-04	8,821E-05	5,012E-02
GRU-ATL	-1,719E-05	2,924E-03	3,006E-05	1,192E-02
GRU-BOS	-6,230E-03	-8,314E-04	-6,136E-03	-3,673E-02
GRU-CLT	-9,665E-04	-8,554E-03	1,435E-04	-2,383E-02
GRU-DFW	-1,141E-04	5,577E-03	-2,479E-05	2,599E-02
GRU-DTW	1,873E-04	-1,266E-02	1,457E-04	-3,239E-02
GRU-EWR	6,617E-05	-3,891E-03	1,905E-04	-3,564E-02
GRU-IAD	1,875E-06	1,155E-03	5,699E-05	5,411E-03
GRU-IAH	1,356E-06	3,229E-04	2,163E-05	8,435E-03
GRU-JFK	-2,112E-05	7,445E-03	1,343E-05	4,095E-02
GRU-LAX	-1,542E-05	-1,710E-04	-1,392E-04	4,153E-02
GRU-MCO	-8,781E-05	7,060E-03	1,188E-04	-5,960E-03
GRU-MIA	-3,785E-05	8,953E-03	-1,526E-05	4,642E-02
GRU-ORD	4,270E-05	-2,029E-03	5,638E-05	3,622E-03
MAO-ATL	-4,818E-03	-3,209E-04	-5,110E-04	-3,481E-02
MAO-MIA	-1,012E-03	-4,337E-04	6,372E-04	1,431E-01
REC-MIA	5,802E-04	5,019E-04	1,124E-03	1,223E-02
SSA-MIA	-9,125E-05	3,234E-04	1,119E-02	-1,685E-01

Tabela C.2. Coeficientes dos ninhos.

Ninhos	Classe Econômica			Classe Premium		
	$\beta_{TarNinho}$	$\beta_{PPC BR}$	μ_{ninho}	$\beta_{TarNinho}$	$\beta_{PPC BR}$	μ_{ninho}
BSB	-5,001E-03	-1,480E-01	0,01	-2,973E-03	-1,506E-01	0,43
CGH	-6,946E-03	-3,918E-02	0,24	-6,944E-03	-3,918E-02	0,50
CNF	5,446E-03	-2,963E-01	1,00	4,210E-03	-2,787E-01	1,00
FOR	-3,113E-06	-2,857E-01	1,00	-8,542E-04	-2,854E-01	1,00
GIG	-4,099E-03	2,517E-01	0,01	-1,636E-04	2,402E-01	0,62
GRU	-3,052E-03	2,864E-01	0,04	2,225E-04	3,307E-01	0,16
MAO	-1,270E-03	-3,043E-02	1,00	-1,851E-03	7,861E-02	1,00
REC	-6,442E-04	-1,492E-01	1,00	-1,006E-04	-1,375E-01	1,00
SSA	-2,592E-02	4,100E-01	1,00	-1,464E-02	2,412E-01	1,00

Tabela C.3. Fatia aproximada dos aeroportos do Brasil para a classe Econômica.

	Ano	BSB	CGH	CNF	FOR	GIG	GRU	MAO	REC	SSA
Histórico	2002	0%	1%	0%	0%	18%	80%	1%	0%	0%
	2003	0%	2%	0%	0%	8%	88%	2%	0%	0%
	2004	0%	2%	0%	0%	9%	87%	1%	0%	0%
	2005	0%	2%	0%	0%	10%	86%	2%	0%	1%
	2006	0%	3%	0%	0%	14%	80%	3%	0%	1%
	2007	0%	2%	0%	0%	16%	78%	3%	0%	1%
	2008	0%	1%	1%	0%	19%	75%	3%	1%	1%
	2009	0%	0%	4%	1%	21%	65%	5%	3%	0%
	2010	2%	0%	2%	1%	22%	65%	4%	3%	0%
	2011	6%	0%	3%	0%	24%	61%	3%	2%	0%
	2012	6%	1%	4%	0%	23%	60%	4%	2%	0%
	2013	5%	1%	3%	0%	23%	61%	4%	2%	1%
	Previsão	2014	4%	0%	3%	0%	23%	62%	5%	2%
2015		4%	0%	3%	0%	22%	62%	4%	2%	0%
2016		4%	0%	3%	0%	22%	63%	4%	2%	0%
2017		4%	0%	3%	0%	22%	64%	4%	2%	0%
2018		3%	0%	2%	0%	22%	66%	4%	2%	0%
2019		3%	0%	2%	0%	22%	67%	3%	2%	0%
2020		3%	0%	2%	0%	22%	68%	3%	1%	0%
2021		3%	0%	2%	0%	22%	70%	3%	1%	0%
2022		2%	0%	1%	0%	21%	71%	2%	1%	0%
2023		2%	0%	1%	0%	21%	72%	2%	1%	0%
2024		2%	0%	1%	0%	21%	73%	2%	1%	0%

Tabela C.4. Fatia aproximada em % dos aeroportos do Brasil para a classe Premium.

	Ano	BSB	CGH	CNF	FOR	GIG	GRU	MAO	REC	SSA
Histórico	2002	0%	1%	0%	0%	18%	81%	0%	0%	0%
	2003	0%	1%	0%	0%	8%	90%	1%	0%	0%
	2004	0%	1%	0%	0%	8%	89%	1%	0%	1%
	2005	0%	2%	0%	0%	8%	89%	1%	0%	1%
	2006	0%	2%	0%	0%	10%	84%	3%	0%	1%
	2007	0%	1%	0%	0%	10%	84%	3%	0%	1%
	2008	0%	1%	0%	0%	11%	84%	4%	0%	1%
	2009	0%	1%	1%	0%	19%	74%	4%	1%	0%
	2010	1%	0%	1%	0%	21%	73%	2%	1%	0%
	2011	2%	0%	2%	0%	23%	72%	1%	1%	0%
	2012	2%	0%	2%	0%	23%	70%	1%	1%	0%
	2013	3%	0%	2%	0%	22%	69%	2%	1%	1%
	Previsão	2014	3%	0%	0%	0%	23%	72%	2%	0%
2015		3%	0%	0%	0%	22%	72%	2%	0%	0%
2016		2%	0%	0%	0%	22%	73%	2%	0%	0%
2017		2%	0%	0%	0%	22%	74%	2%	0%	0%
2018		2%	0%	0%	0%	21%	75%	2%	0%	0%
2019		1%	0%	0%	0%	20%	76%	2%	0%	0%
2020		1%	0%	0%	0%	20%	77%	2%	0%	0%
2021		1%	0%	0%	0%	19%	78%	2%	0%	0%
2022		1%	0%	0%	0%	19%	79%	2%	0%	0%
2023		1%	0%	0%	0%	18%	80%	1%	0%	0%
2024		0%	0%	0%	0%	17%	81%	1%	0%	0%

Tabela C.5. Fatia histórica aproximada em % das rotas para classe Econômica.

Rota	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
BSB-ATL	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	1,8	2,3	2,4	2,3
BSB-MIA	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,5	3,7	3,8	3,2
CGH-ATL	0,1	0,2	0,4	0,5	0,3	0,2	0,1	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0
CGH-DFW	0,1	0,2	0,2	0,4	0,4	0,3	0,2	0,0	0,0	0,1	0,1	0,1
CGH-JFK	0,2	0,6	0,5	0,5	0,8	0,7	0,4	0,1	0,1	0,1	0,2	0,2
CGH-MIA	0,5	1,2	1,1	1,1	1,1	0,8	0,3	0,1	0,1	0,2	0,2	0,2
CNF-MIA	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,7	3,8	2,2	2,9	3,6	3,2
FOR-ATL	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	1,2	0,6	0,0	0,0	0,0
GIG-ATL	4,5	0,2	0,0	1,1	5,7	5,6	5,4	4,2	4,4	3,6	3,0	2,9
GIG-CLT	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,2	3,5	3,2	2,9	2,7
GIG-DFW	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	1,6	1,4	1,5
GIG-IAD	0,0	0,0	0,1	0,1	0,2	0,6	2,9	1,4	0,3	0,1	0,0	0,0
GIG-IAH	0,0	0,0	0,2	0,3	0,4	0,3	0,7	2,6	3,4	3,1	3,0	2,9
GIG-JFK	2,1	0,5	0,2	0,4	0,3	0,3	0,8	1,7	2,2	5,1	5,6	5,0
GIG-MIA	11,8	7,7	8,5	7,8	7,0	9,6	9,0	10,8	8,3	7,1	7,0	7,9
GRU-ATL	6,5	6,5	6,9	9,7	7,6	7,1	6,5	5,1	5,0	4,0	3,4	3,1
GRU-BOS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,4	0,0	0,0	0,0	0,0
GRU-CLT	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,8
GRU-DFW	6,1	6,5	6,6	10,2	7,5	7,4	7,0	4,7	5,5	4,4	3,9	3,5
GRU-DTW	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,3	2,1	2,3	2,5
GRU-EWR	3,7	4,3	4,4	3,7	3,9	3,4	2,8	2,7	2,6	2,4	3,0	2,8
GRU-IAD	0,5	5,0	5,4	4,8	6,0	5,7	4,7	4,5	3,9	3,2	3,1	3,0
GRU-IAH	5,0	6,4	6,3	6,1	6,3	5,6	4,6	3,7	2,9	2,5	2,3	2,6
GRU-JFK	15,2	17,2	16,1	14,7	17,1	20,0	20,7	15,6	15,1	13,1	13,5	13,2
GRU-LAX	9,5	8,4	4,9	3,5	1,7	0,0	1,3	2,1	2,4	2,1	1,1	1,1
GRU-MCO	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,4	2,5	3,7	5,4	6,8	5,2
GRU-MIA	27,0	27,9	30,7	28,0	25,4	24,5	22,3	19,7	20,5	18,7	17,6	19,3
GRU-ORD	6,0	5,3	5,6	4,7	4,9	4,4	4,6	3,0	3,4	3,3	3,2	3,0
MAO-ATL	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	1,2	0,9	0,1	0,0	0,0
MAO-MIA	0,8	1,8	1,4	1,7	2,7	3,0	3,0	3,9	3,5	3,2	4,2	3,9
REC-MIA	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,8	3,1	2,8	2,5	2,1	1,5
SSA-MIA	0,1	0,0	0,5	0,6	0,6	0,6	0,6	0,4	0,0	0,0	0,3	1,3

Tabela C.6. Fatia prevista aproximada em % das rotas para classe Econômica.

Rota	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
BSB-ATL	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
BSB-MIA	4,4	4,3	4,1	3,7	3,4	3,1	2,8	2,5	2,2	1,9	1,7
CGH-ATL	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
CGH-DFW	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
CGH-JFK	0,2	0,2	0,2	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1
CGH-MIA	0,2	0,2	0,2	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,0
CNF-MIA	3,2	3,2	3,0	2,6	2,4	2,1	1,8	1,6	1,4	1,1	0,9
FOR-ATL	0,5	0,5	0,4	0,4	0,3	0,3	0,2	0,2	0,2	0,1	0,1
GIG-ATL	3,4	3,4	3,3	3,3	3,3	3,2	3,2	3,1	3,0	2,9	2,8
GIG-CLT	2,7	2,7	2,6	2,6	2,6	2,5	2,5	2,4	2,4	2,3	2,3
GIG-DFW	0,8	0,8	0,8	0,7	0,7	0,7	0,6	0,6	0,5	0,5	0,4
GIG-IAD	0,6	0,6	0,6	0,5	0,5	0,4	0,4	0,4	0,3	0,3	0,3
GIG-IAH	3,3	3,3	3,2	3,1	3,1	3,0	2,9	2,8	2,7	2,5	2,4
GIG-JFK	3,7	3,6	3,6	3,6	3,6	3,6	3,6	3,5	3,5	3,4	3,4
GIG-MIA	8,1	8,1	8,2	8,4	8,5	8,7	8,8	9,0	9,1	9,2	9,3
GRU-ATL	4,1	4,1	4,1	4,1	4,1	4,1	4,0	4,0	3,9	3,9	3,8
GRU-BOS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
GRU-CLT	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
GRU-DFW	4,3	4,3	4,3	4,3	4,3	4,4	4,4	4,4	4,4	4,3	4,3
GRU-DTW	1,5	1,5	1,4	1,3	1,2	1,1	1,0	0,9	0,8	0,7	0,7
GRU-EWR	2,7	2,7	2,6	2,6	2,5	2,4	2,3	2,2	2,1	1,9	1,8
GRU-IAD	3,5	3,5	3,5	3,5	3,5	3,4	3,3	3,3	3,2	3,1	3,0
GRU-IAH	2,8	2,8	2,8	2,7	2,7	2,6	2,5	2,5	2,4	2,3	2,2
GRU-JFK	14,6	14,8	15,3	15,9	16,6	17,2	17,8	18,5	19,1	19,7	20,4
GRU-LAX	1,7	1,7	1,7	1,6	1,6	1,5	1,5	1,4	1,3	1,3	1,2
GRU-MCO	3,7	3,6	3,6	3,7	3,7	3,7	3,7	3,7	3,8	3,7	3,7
GRU-MIA	19,2	19,5	20,4	21,4	22,5	23,5	24,7	25,9	27,2	28,5	29,9
GRU-ORD	3,4	3,4	3,4	3,3	3,2	3,2	3,1	2,9	2,8	2,7	2,5
MAO-ATL	0,6	0,6	0,5	0,5	0,4	0,4	0,3	0,3	0,2	0,2	0,2
MAO-MIA	3,9	3,9	3,7	3,4	3,1	2,9	2,7	2,4	2,2	1,9	1,7
REC-MIA	2,3	2,3	2,1	1,9	1,7	1,5	1,4	1,2	1,0	0,9	0,8
SSA-MIA	0,5	0,5	0,4	0,4	0,4	0,4	0,3	0,3	0,3	0,3	0,3

Tabela C.7. Fatia histórica aproximada em % das rotas para classe Premium.

Rota	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
BSB-ATL	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,5	0,8	0,9	0,7
BSB-MIA	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,2	1,3	1,3	2,5
CGH-ATL	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
CGH-DFW	0,1	0,1	0,1	0,2	0,2	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
CGH-JFK	0,2	0,3	0,2	0,2	0,5	0,4	0,3	0,3	0,0	0,1	0,1	0,1
CGH-MIA	0,3	0,6	1,0	1,1	1,2	0,6	0,2	0,3	0,1	0,1	0,1	0,1
CNF-MIA	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,9	1,1	1,5	2,0	2,4
FOR-ATL	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,3	0,1	0,0	0,0	0,0
GIG-ATL	3,2	0,0	0,0	0,8	3,8	3,5	3,6	3,8	3,4	3,0	2,7	2,1
GIG-CLT	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	1,9	1,7	1,5	1,2
GIG-DFW	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,4	1,2	1,3
GIG-IAD	0,0	0,0	0,1	0,1	0,1	0,4	1,5	0,7	0,2	0,1	0,0	0,0
GIG-IAH	0,1	0,0	0,2	0,2	0,4	0,0	0,2	3,2	4,2	4,2	4,4	3,7
GIG-JFK	2,2	0,3	0,5	0,3	0,2	0,0	0,3	2,5	3,6	6,5	7,4	6,0
GIG-MIA	12,2	7,6	6,8	6,4	5,7	6,1	5,7	9,1	7,9	5,8	6,2	7,5
GRU-ATL	5,6	6,7	5,5	8,7	6,4	4,9	5,0	5,1	4,4	3,7	4,2	2,8
GRU-BOS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
GRU-CLT	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,6
GRU-DFW	8,4	7,5	6,5	6,6	6,2	4,6	4,2	4,7	5,5	5,0	5,0	4,2
GRU-DTW	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,3	2,3	2,4	1,9
GRU-EWR	3,6	4,3	3,8	3,6	3,8	7,0	9,1	4,0	3,2	3,5	4,3	3,4
GRU-IAD	0,6	5,6	5,5	5,4	5,1	4,6	4,5	5,5	5,3	5,6	4,3	2,9
GRU-IAH	4,8	5,6	4,9	5,4	5,5	5,9	7,1	3,8	3,0	2,5	2,6	2,6
GRU-JFK	17,4	20,6	18,9	18,3	22,1	26,6	26,0	21,8	21,3	19,1	18,7	16,5
GRU-LAX	7,3	7,3	4,9	4,2	0,9	0,0	1,1	1,7	2,2	2,3	3,0	2,5
GRU-MCO	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	1,3	1,7	1,9	2,4	6,8
GRU-MIA	26,0	26,1	33,8	31,8	29,6	26,4	22,2	21,6	22,0	19,9	19,1	21,6
GRU-ORD	7,6	6,2	5,5	5,1	4,7	4,3	4,3	4,2	4,6	5,7	4,2	3,2
MAO-ATL	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,4	0,4	0,1	0,0	0,0
MAO-MIA	0,4	1,0	0,6	0,9	2,6	3,5	3,6	3,2	1,6	0,8	1,0	2,2
REC-MIA	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,2	1,1	1,1	1,1	0,9	0,6
SSA-MIA	0,0	0,0	1,0	0,6	0,9	0,8	0,6	0,3	0,1	0,0	0,1	0,6

Tabela C.8. Fatia prevista aproximada em % das rotas para classe Premium.

Rota	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
BSB-ATL	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
BSB-MIA	2,8	2,6	2,3	1,9	1,6	1,3	1,1	0,9	0,7	0,6	0,4
CGH-ATL	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
CGH-DFW	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
CGH-JFK	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
CGH-MIA	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
CNF-MIA	0,2	0,2	0,2	0,1	0,1	0,1	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0
FOR-ATL	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
GIG-ATL	3,3	3,3	3,3	3,2	3,2	3,1	3,0	3,0	2,9	2,8	2,7
GIG-CLT	1,4	1,3	1,3	1,2	1,2	1,1	1,1	1,0	1,0	0,9	0,9
GIG-DFW	0,9	0,8	0,8	0,7	0,7	0,6	0,6	0,5	0,5	0,4	0,4
GIG-IAD	0,4	0,4	0,4	0,4	0,4	0,3	0,3	0,3	0,3	0,3	0,3
GIG-IAH	4,3	4,3	4,3	4,2	4,1	4,1	4,0	3,9	3,8	3,7	3,6
GIG-JFK	4,6	4,5	4,3	4,1	3,8	3,5	3,3	3,0	2,8	2,6	2,3
GIG-MIA	7,7	7,7	7,7	7,7	7,6	7,6	7,5	7,4	7,3	7,2	7,1
GRU-ATL	3,6	3,6	3,5	3,4	3,3	3,2	3,1	3,0	2,8	2,7	2,5
GRU-BOS	0,1	0,1	0,1	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
GRU-CLT	1,1	1,0	0,9	0,9	0,8	0,7	0,6	0,5	0,5	0,4	0,3
GRU-DFW	5,3	5,4	5,4	5,5	5,5	5,5	5,5	5,4	5,4	5,3	5,2
GRU-DTW	1,5	1,4	1,3	1,1	1,0	0,9	0,7	0,6	0,5	0,4	0,4
GRU-EWR	3,2	3,0	2,7	2,4	2,1	1,8	1,6	1,3	1,1	0,9	0,7
GRU-IAD	4,4	4,3	4,2	4,0	3,9	3,7	3,5	3,3	3,1	2,9	2,6
GRU-IAH	2,6	2,5	2,5	2,4	2,3	2,2	2,1	2,0	1,9	1,8	1,7
GRU-JFK	18,8	19,2	19,9	20,7	21,5	22,3	23,1	23,8	24,6	25,3	26,0
GRU-LAX	3,2	3,3	3,4	3,6	3,7	3,8	4,0	4,1	4,3	4,4	4,5
GRU-MCO	2,6	2,6	2,5	2,3	2,2	2,0	1,8	1,7	1,5	1,4	1,2
GRU-MIA	21,2	21,7	22,7	23,9	25,2	26,4	27,7	29,0	30,4	31,8	33,2
GRU-ORD	4,0	4,0	3,8	3,7	3,5	3,3	3,1	2,9	2,7	2,5	2,3
MAO-ATL	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,0
MAO-MIA	2,0	2,0	2,0	1,9	1,8	1,7	1,7	1,6	1,5	1,4	1,3
REC-MIA	0,2	0,2	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,0	0,0	0,0
SSA-MIA	0,4	0,4	0,4	0,4	0,3	0,3	0,3	0,2	0,2	0,2	0,2

APÊNDICE D

RESULTADOS FINAIS

Os resultados gerados pelos modelos Nested Logit e regressão linear podem ser agregados tomando-se o número total de passageiros de cada classe e separando-os segundo as fatias de mercado propostas pelo logit. A Tabela D.1 mostra o histórico e a previsão do total de passageiros nos aeroportos brasileiros e a Tabelas D.2 mostra o histórico e a previsão do total de passageiros nas rotas consideradas neste trabalho.

Tabela D.1. Histórico e previsão do total de passageiros para os ninhos.

	Ano	BSB	CGH	CNF	FOR	GIG	GRU	MAO	REC	SSA
Histórico	2002	52	9.786	413	1	202.869	884.352	8.415	110	1.106
	2003	7	21.442	228	0	87.630	916.209	17.472	10	220
	2004	5	23.659	0	0	98.029	966.594	14.058	9	6.251
	2005	4	30.167	0	0	124.060	1.123.383	20.912	224	7.663
	2006	26	32.532	0	1	167.429	1.037.689	34.917	14	8.356
	2007	5	23.892	0	0	208.190	1.064.605	41.928	0	8.670
	2008	6	13.021	9.005	1.170	250.293	1.080.386	44.569	9.743	8.972
	2009	1.046	7.469	59.537	19.467	351.909	1.112.095	83.669	48.900	6.052
	2010	37.987	5.098	37.021	10.349	392.899	1.181.184	72.667	45.558	647
	2011	104.476	8.329	52.441	66	445.096	1.178.769	56.526	43.872	173
	2012	124.863	10.959	74.905	0	500.164	1.338.869	83.195	42.334	5.854
	2013	126.268	11.243	76.010	2	559.011	1.523.966	89.924	34.551	29.834
	Previsão	2014	110.062	9.439	73.169	11.154	602.306	1.674.398	111.713	52.685
2015		120.596	9.647	80.110	11.756	666.938	1.887.505	120.762	56.607	13.937
2016		126.782	9.620	82.440	11.649	753.577	2.189.063	128.126	58.414	14.731
2017		130.741	9.498	82.709	11.251	856.577	2.563.132	134.885	59.292	15.751
2018		133.804	9.349	82.692	10.823	965.553	2.975.430	141.250	59.984	16.692
2019		136.161	9.162	82.222	10.346	1.085.270	3.446.577	147.395	60.403	17.627
2020		137.649	8.932	81.245	9.821	1.214.441	3.976.686	153.045	60.494	18.522
2021		137.189	8.628	78.857	9.153	1.357.482	4.591.637	157.499	59.816	19.490
2022		135.888	8.280	76.012	8.464	1.510.827	5.281.693	161.206	58.771	20.404
2023		133.500	7.883	72.512	7.740	1.676.534	6.063.956	163.979	57.247	21.299
2024		129.177	7.417	67.761	6.928	1.859.186	6.972.361	165.158	54.916	22.284

Tabela D.2. Histórico e previsão do total de passageiros nas rotas.

Rota	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
BSB-ATL	0	0	1	1	6	0	0	1.045
BSB-MIA	52	11	4	3	20	5	6	1
CGH-ATL	1.114	2.245	3.832	5.899	3.761	1.872	1.090	1.481
CGH-DFW	720	1.768	2.539	4.764	5.131	3.595	2.553	710
CGH-JFK	2.370	5.836	5.371	5.649	9.566	8.618	5.005	2.574
CGH-MIA	5.582	11.593	11.917	13.855	14.074	9.807	4.373	2.704
CNF-MIA	413	228	0	0	0	0	9.005	59.537
FOR-ATL	1	0	0	0	1	0	1.170	19.467
GIG-ATL	48.611	2.096	10	13.618	69.717	71.355	72.217	70.668
GIG-CLT	4	0	1	2	9	0	0	2.944
GIG-DFW	34	24	0	3	4	2	0	3
GIG-IAD	6	228	1.239	1.540	1.980	7.978	38.652	22.418
GIG-IAH	106	220	2.610	4.079	4.632	3.060	8.749	45.266
GIG-JFK	22.919	4.770	2.732	5.463	3.233	3.153	9.738	30.721
GIG-MIA	131.189	80.292	91.437	99.355	87.854	122.641	120.936	179.889
GRU-ATL	71.023	68.318	74.737	125.343	95.650	90.865	89.442	86.044
GRU-BOS	433	193	337	467	531	472	145	20.687
GRU-CLT	8	31	6	4	4	54	5	4
GRU-DFW	70.403	69.020	73.028	127.601	94.124	94.286	93.965	79.450
GRU-DTW	82	41	45	74	27	8	4	0
GRU-EWR	40.979	44.628	47.506	47.829	49.713	52.772	52.425	47.913
GRU-IAD	5.884	53.042	59.813	63.894	75.260	75.017	66.460	77.321
GRU-IAH	55.064	65.855	68.098	78.956	79.810	76.022	70.509	62.028
GRU-JFK	170.898	183.330	182.491	197.955	227.619	282.296	304.051	274.189
GRU-LAX	102.539	86.300	54.095	47.009	20.323	275	18.304	35.274
GRU-MCO	666	125	77	101	187	45	5.279	40.637
GRU-MIA	298.171	288.694	344.677	371.894	332.369	333.738	315.552	336.381
GRU-ORD	68.201	56.631	61.679	62.251	62.069	58.742	64.241	52.164
MAO-ATL	7	4	1	1	37	72	1.074	18.991
MAO-MIA	8.408	17.468	14.057	20.911	34.880	41.856	43.495	64.678
REC-MIA	110	5	9	224	14	0	9.743	48.900
SSA-MIA	1.106	220	6.251	7.663	8.356	8.670	8.972	6.052

Rota	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
BSB-ATL	30.184	40.562	48.269	49.931	0	0	0	0
BSB-MIA	7.803	63.914	76.594	76.337	110.062	120.597	126.782	130.741
CGH-ATL	659	824	696	658	500	492	472	448
CGH-DFW	766	1.352	1.882	1.886	494	485	465	441
CGH-JFK	1.459	2.447	3.674	3.476	4.375	4.494	4.505	4.470
CGH-MIA	2.214	3.706	4.707	5.223	4.070	4.175	4.178	4.139
CNF-MIA	37.021	52.441	74.905	76.010	73.169	80.111	82.440	82.709
FOR-ATL	10.349	66	0	2	11.154	11.756	11.649	11.252
GIG-ATL	76.798	66.271	63.750	68.828	90.355	99.934	112.491	127.242
GIG-CLT	58.630	56.789	60.148	61.585	66.764	72.511	80.502	90.078
GIG-DFW	1.471	29.207	29.340	35.714	22.621	24.608	26.694	28.830
GIG-IAD	4.381	1.514	196	67	15.395	16.706	17.865	18.973
GIG-IAH	62.796	61.502	69.765	74.575	90.969	101.836	114.803	129.419
GIG-JFK	41.471	98.828	126.633	125.984	101.810	112.446	126.691	143.301
GIG-MIA	147.352	130.985	150.332	192.258	214.391	238.897	274.531	318.733
GRU-ATL	87.321	74.742	76.643	75.713	107.182	119.051	134.692	153.111
GRU-BOS	22	72	304	15	269	322	369	404
GRU-CLT	0	0	0	39.370	4.141	5.008	5.874	6.632
GRU-DFW	98.338	84.026	88.198	87.599	118.058	131.776	151.478	175.615
GRU-DTW	5.030	40.515	50.529	58.968	38.785	43.388	46.742	49.383
GRU-EWR	47.432	47.740	68.815	70.075	73.031	81.356	89.546	97.608
GRU-IAD	72.576	65.171	71.504	72.887	97.529	108.962	123.147	139.251
GRU-IAH	52.125	46.973	50.740	62.924	73.453	81.474	91.258	102.327
GRU-JFK	282.553	261.832	307.817	335.439	405.187	461.266	545.403	652.965
GRU-LAX	41.916	39.550	29.140	31.576	51.690	58.272	67.054	77.651
GRU-MCO	61.415	93.281	135.805	133.640	93.622	102.490	115.511	131.382
GRU-MIA	369.309	356.251	387.254	482.157	518.863	590.300	701.334	846.169
GRU-ORD	63.146	68.616	72.114	73.603	92.589	103.840	116.655	130.634
MAO-ATL	14.191	1.622	6	4	14.546	15.144	15.417	15.545
MAO-MIA	58.476	54.904	83.189	89.920	97.166	105.618	112.708	119.341
REC-MIA	45.558	43.872	42.334	34.551	52.685	56.608	58.414	59.292
SSA-MIA	647	173	5.854	29.834	13.679	13.937	14.732	15.751

Rota	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
BSB-ATL	0	0	0	0	0	0	0
BSB-MIA	133.804	136.161	137.649	137.189	135.888	133.499	129.177
CGH-ATL	423	397	371	343	314	285	256
CGH-DFW	417	391	365	338	310	281	252
CGH-JFK	4.422	4.354	4.265	4.140	3.991	3.817	3.607
CGH-MIA	4.088	4.019	3.930	3.808	3.665	3.499	3.301
CNF-MIA	82.692	82.221	81.245	78.857	76.011	72.513	67.761
FOR-ATL	10.822	10.346	9.821	9.152	8.464	7.740	6.928
GIG-ATL	142.684	159.454	177.285	196.562	216.785	238.087	260.719
GIG-CLT	100.244	111.277	123.064	136.131	149.890	164.460	180.302
GIG-DFW	30.825	32.788	34.637	36.288	37.763	39.040	40.014
GIG-IAD	20.007	21.009	21.932	22.677	23.302	23.782	24.020
GIG-IAH	144.354	160.344	177.003	194.174	211.764	229.771	247.846
GIG-JFK	160.368	178.745	198.159	219.268	241.497	265.110	290.772
GIG-MIA	367.072	421.654	482.361	552.382	629.826	716.284	815.514
GRU-ATL	172.546	193.681	216.217	240.675	266.356	293.374	322.032
GRU-BOS	422	432	431	417	396	371	338
GRU-CLT	7.124	7.513	7.748	7.744	7.630	7.417	7.044
GRU-DFW	201.428	230.125	261.361	296.233	333.755	374.428	419.273
GRU-DTW	51.602	53.527	55.047	55.678	55.868	55.507	54.190
GRU-EWR	105.226	112.797	120.115	126.790	133.101	138.909	143.737
GRU-IAD	155.694	173.186	191.342	210.190	229.415	248.999	268.749
GRU-IAH	113.684	125.726	138.188	151.062	164.083	177.192	190.195
GRU-JFK	773.833	914.295	1.074.824	1.264.228	1.479.340	1.725.909	2.015.270
GRU-LAX	88.860	101.404	115.049	129.926	145.954	163.401	182.378
GRU-MCO	148.329	166.954	187.155	210.110	234.862	261.811	292.235
GRU-MIA	1.012.006	1.207.585	1.434.940	1.709.526	2.027.230	2.398.599	2.845.446
GRU-ORD	144.676	159.353	174.270	189.058	203.701	218.038	231.475
MAO-ATL	15.598	15.579	15.474	15.217	14.866	14.411	13.805
MAO-MIA	125.652	131.815	137.572	142.283	146.339	149.568	151.352
REC-MIA	59.985	60.402	60.494	59.815	58.771	57.247	54.916
SSA-MIA	16.692	17.628	18.522	19.490	20.404	21.298	22.284

FOLHA DE REGISTRO DO DOCUMENTO

1. CLASSIFICAÇÃO/TIPO <p align="center">TC</p>	2. DATA <p align="center">14 de novembro de 2014</p>	3. REGISTRO N° <p align="center">DCTA/ITA/TC-029/2014</p>	4. N° DE PÁGINAS <p align="center">81</p>
5. TÍTULO E SUBTÍTULO: Desenvolvimento de metodologia de previsão de tráfego aéreo por fluxo de rota Brasil-EUA			
6. AUTOR(ES): Erickson Joandre Souza Marques			
7. INSTITUIÇÃO(ÕES)/ÓRGÃO(S) INTERNO(S)/DIVISÃO(ÕES): Instituto Tecnológico de Aeronáutica – ITA			
8. PALAVRAS-CHAVE SUGERIDAS PELO AUTOR: <p align="center">Previsão de Demanda, Fluxo de Rota, Regressão Linear Múltipla, Logit Aninhado, Processo KDD.</p>			
9. PALAVRAS-CHAVE RESULTANTES DE INDEXAÇÃO: Controle de tráfego aéreo; Administração de transportes; Transporte de passageiros; Regressão linear; Transporte aéreo; Transportes.			
10. APRESENTAÇÃO: X Nacional Internacional ITA, São José dos Campos. Curso de Graduação em Engenharia Civil-Aeronáutica. Orientador: Prof. Dr. Rodrigo Arnaldo Scarpel; coorientador: Eng. José Albery Perote Filho. Publicado em 2014.			
11. RESUMO: O aumento da demanda pelo transporte aéreo no mundo tem direcionado investimentos de todas as frentes, da iniciativa privada e da pública. Quando se observa o caso do Brasil, o número de viagens dos brasileiros ao exterior tem aumentado significativamente nos últimos anos e isso gera uma necessidade por estudos capazes de prever a demanda nos próximos anos para direcionar investimentos e planejamentos nesse setor. O presente Trabalho de Graduação objetivou a geração de uma metodologia de previsão de demanda por passageiros no mercado de transporte aéreo entre o Brasil e os Estados Unidos, observando a demanda a nível de rota. Para o desenvolvimento dessa metodologia, foi utilizado o processo KDD na organização dos passos seguidos e, para geração dos modelos finais, foram utilizados métodos de regressão linear múltipla na previsão agregada do número de passageiros e, na desagregação do número de passageiros nas rotas, foi utilizado um modelo de logit aninhado (nested logit). Apesar de limitações na realização deste trabalho, a metodologia se mostrou robusta o suficiente para que haja incentivos para melhoria dos modelos. Os resultados obtidos por essa metodologia possuem diversas aplicações, como planejamento de investimentos em aeroportos, feitos por governos e operadores aeroportuários, e planejamento de rotas e frotas, feitos por empresas aéreas atuantes nesse mercado.			
12. GRAU DE SIGILO: (X) OSTENSIVO () RESERVADO () CONFIDENCIAL () SECRETO			