

**INSTITUTO TECNOLÓGICO DE AERONÁUTICA**



**Rodolfo Teixeira Martins**

**ANÁLISE DA DEMANDA DE PASSAGEIROS EM  
LINHAS AÉREAS REGIONAIS UTILIZANDO  
REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

**Trabalho de Graduação**

**2018**

**Curso de Engenharia  
Civil-Aeronáutica**

CDU:656.7

**Rodolfo Teixeira Martins**

**Análise da demanda de passageiros em rotas aéreas regionais  
brasileiras usando Redes Neurais Artificiais**

Prof. Dr. Marcelo Xavier Guterres

Orientador

Engenharia Civil-Aeronáutica

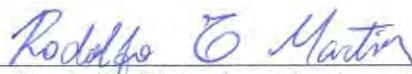
Campo Montenegro

São José dos Campos, SP – Brasil

2018

**ANÁLISE DA DEMANDA DE PASSAGEIROS  
EM ROTAS AÉREAS REGIONAIS BRASILEIRAS  
USANDO REDES NEURAS ARTIFICIAIS**

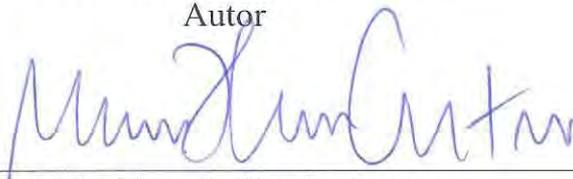
**Esta publicação foi aceita como relatório final do Trabalho de Graduação**



---

Rodolfo Teixeira Martins

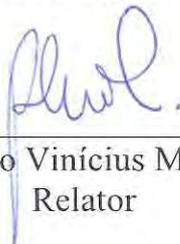
Autor



---

Prof. Dr. Marcelo Xavier Guterres

Orientador



---

Prof. Dr. Alessandro Vinicius Marques de Oliveira

Relator



---

Prof. Dr. Eliseu Lucena Neto

Coordenador do curso de Engenharia Civil-Aeronáutica

Campo Montenegro  
São José dos Campos, SP – Brasil  
2018

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

Martins, Rodolfo Teixeira  
Análise da demanda de passageiros em rotas aéreas regionais usando redes neurais artificiais /  
Rodolfo Teixeira Martins.  
São José dos Campos, 2018.  
58f.

Trabalho de Graduação – Engenharia Civil-Aeronáutica – Instituto Tecnológico de Aeronáutica,  
2018. Orientador: Prof. Dr. Marcelo Xavier Guterres

1. Transporte aéreo regional. 2. Redes neurais artificiais 3. Modelo de demanda. I. Instituto  
Tecnológico de Aeronáutica. II. Análise da demanda de passageiros em rotas aéreas regionais usando redes  
neurais artificiais.

**REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA**

MARTINS, Rodolfo Teixeira. **Análise da demanda de passageiros em rotas aéreas regionais usando redes neurais artificiais**. 2018. 58f. Trabalho de Graduação – Engenharia Civil-Aeronáutica – Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos.

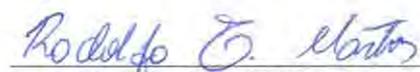
**CESSÃO DE DIREITOS**

NOME DO AUTOR: Rodolfo Teixeira Martins.

TÍTULO DO TRABALHO: Análise da demanda de passageiros em rotas aéreas regionais usando redes neurais artificiais.

TIPO DO TRABALHO/ANO: Trabalho de Graduação / 2018.

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



Rodolfo Teixeira Martins

Rua H8B 233, CTA

CEP: 12228-461, São José dos Campos - SP

# **Análise da demanda de passageiros em rotas aéreas regionais brasileiras usando Redes Neurais Artificiais**

**Rodolfo Teixeira Martins**

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Marcelo Xavier Guterres

Orientador - ITA

Prof. Dr. Alessandro Vinícius Marques de Oliveira

Relator - ITA

*Dedico este trabalho à minha mãe e à minha vó, pois  
se não fosse por elas já haveria deixado esta  
faculdade há muito tempo.*

# Agradecimentos

Gostaria de agradecer ao meu avô por ter me ensinado a ler e a fazer contas quando eu era ainda criança, porque tudo na minha vida escolar foi, em maior ou menor grau, consequência desse aprendizado precoce das letras e dos números. Agradeço também ao professor Cristiano Grigório, por ter me mostrado que existia o Instituto Tecnológico de Aeronáutica quando eu era apenas um adolescente que gostava de física. Agradeço também ao meu orientador, o professor Marcelo Xavier Guterres, por garantir que este trabalho fosse feito e, em certa medida, até uma atividade interessante.

Por fim, agradeço ao Estado brasileiro por sustentar, através de uma elevada carga de impostos, a educação superior totalmente gratuita de milhares de jovens de classe média como eu, que estudaram nos melhores colégios de suas cidades e, por esse motivo, conseguiram ingressar em uma universidade pública.

*“Não há bem que sempre dure, nem mal que nunca  
se acabe.”*

*- Provérbio português.*

# Resumo

O transporte aéreo regional possui uma dinâmica marcada por alguns fatores que fornecem contornos próprios do funcionamento da oferta e da demanda desta atividade e, por ser um setor estratégico para a integração nacional e para o desenvolvimento do país, faz-se necessário analisar a quais variáveis está sujeita a demanda por passageiros. No presente estudo, empregamos estruturas simples de redes neurais artificiais do tipo MLP (Multi-Layer Perceptron) para modelar a demanda por tráfego aéreo regional no Brasil a partir de doze variáveis: tarifa média dos voos, mês, distância entre os aeródromos, Índice de Preços ao Consumidor (IPCA), população estimada, densidade demográfica estimada, Índice Firjan de Desenvolvimento Municipal (IFDM) e número de matrículas no ensino superior dos municípios de origem e destino. Foram analisadas 92 rotas aéreas regulares entre 56 municípios brasileiros. Os resultados encontrados poderão contribuir com o mercado da aviação regional e com estudos posteriores similares.

Palavras-chave: transporte aéreo regional, redes neurais artificiais, modelo de demanda.

# Abstract

Regional air transportation has a unique dynamic marked by some factors which provide their own outlines of supply and demand of this activity and, because it is a strategic area to national integration and for the development of the country, it becomes necessary to analyse which variables is the demand of passengers subject to. In the present study, we used simple artificial neural network structures (Multi-Layer Perceptron) to model the demand for regional air transport in Brazil starting from twelve variables: average air fare, month, distance between the airports, IPCA (Consumer Prices Index), estimated population, estimated demographic density, IFDM (Firjan Municipal Development Index) and the number of graduate students in the cities of origin and destination. 92 regular air routes between 56 brazilian cities were analyzed. The results can contribute with regional air transportation market and with similar future studies.

Keywords: regional air transportation, artificial neural networks, demand modelling.

# Lista de Figuras

3.1	Esquema de um neurônio artificial . . . . .	26
3.2	Função sigmoide (logística) . . . . .	28
3.3	Tangente hiperbólica . . . . .	28
3.4	Leaky ReLU para $\alpha = 0,05$ . . . . .	29
3.5	Função identidade . . . . .	29
4.1	Fluxograma do trabalho . . . . .	31
4.2	Esquematização do transporte aéreo . . . . .	31
4.3	Estrutura inicial da rede . . . . .	34
4.4	Sazonalidade . . . . .	35
4.5	Ciclo de processos envolvendo a rede neural artificial . . . . .	36
4.6	Validação das variáveis . . . . .	37
5.1	Estrutura 2 . . . . .	40
5.2	Distribuição da demanda por quantidade de passageiros . . . . .	42
5.3	Estrutura 3 . . . . .	43
5.4	Comparação 2: previsão x dados reais - 2017 . . . . .	46
5.5	Histograma do módulo do erro relativo . . . . .	46
7.1	Comparação: modelo x real - estrutura 1 . . . . .	57
7.2	Comparação: modelo x real - estrutura 2 . . . . .	58
7.3	Comparação: previsão x dados reais - 2017 . . . . .	59

# Lista de Tabelas

4.1	Sazonalidade - valores . . . . .	35
5.1	Estrutura 1 - funções de ativação . . . . .	38
5.2	Pesos e <i>bias</i> - estrutura 1 . . . . .	39
5.3	Identificação das variáveis - estrutura 1 . . . . .	39
5.4	Estrutura 2 - funções de ativação . . . . .	40
5.5	Pesos e <i>bias</i> - estrutura 2 sem variáveis população . . . . .	41
5.6	Pesos e <i>bias</i> - estrutura 2 com variáveis população . . . . .	41
5.7	Rotas aéreas já consolidadas . . . . .	42
5.8	Estrutura 3 - funções de ativação . . . . .	43
5.9	Resultados - estrutura 3 . . . . .	44
5.10	Pesos e <i>bias</i> - estrutura 3 (todas as variáveis) . . . . .	45

# Sumário

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>14</b>
1.1	Introdução . . . . .	14
1.2	Problema . . . . .	15
1.3	Objetivo geral . . . . .	16
1.4	Objetivos específicos . . . . .	16
1.5	Justificativas . . . . .	16
1.6	Limitações do tema . . . . .	17
<b>2</b>	<b>O transporte aéreo regional no Brasil</b>	<b>18</b>
2.1	O que é transporte aéreo regional . . . . .	18
2.2	Particularidades do transporte aéreo regional . . . . .	19
<b>3</b>	<b>Redes neurais artificiais</b>	<b>22</b>
3.1	Introdução . . . . .	22
3.2	Histórico . . . . .	24
3.3	Funcionamento . . . . .	26
3.3.1	Sigmoide (logística) . . . . .	27
3.3.2	Tangente hiperbólica . . . . .	28
3.3.3	Leaky ReLU . . . . .	28
3.3.4	Identidade . . . . .	29
<b>4</b>	<b>Metodologia</b>	<b>30</b>
4.1	Revisão de literatura . . . . .	30
4.2	Seleção da amostra . . . . .	32

4.3	Coleta e manipulação dos dados . . . . .	32
4.4	Modelagem . . . . .	33
<b>5</b>	<b>Resultados e discussões</b>	<b>38</b>
5.1	Estrutura 1 . . . . .	38
5.2	Estrutura 2 . . . . .	40
5.3	Estrutura 3 . . . . .	42
5.3.1	Previsão da demanda de 2017 . . . . .	44
<b>6</b>	<b>Conclusão</b>	<b>47</b>
<b>7</b>	<b>Referências bibliográficas</b>	<b>49</b>

# Capítulo 1

## Introdução

### 1.1 Introdução

Antes do período de retração econômica iniciado por volta de 2016, o setor aéreo cresceu por 11 anos a uma média de 12% ao ano (Coimbra, 2017), tornando-se relevante tanto do ponto de vista estratégico como econômico. Com a previsão de retomada do crescimento, a expectativa é de que o setor volte a crescer, aumentando sua participação como modal de transporte para longas distâncias.

O desenvolvimento do transporte aéreo está diretamente ligado à necessidade de integração e crescimento das diversas regiões do país, seja por meio do transporte de passageiros ou pelo transporte de carga que ainda, infelizmente, são ultracentralizados no transporte rodoviário, o qual contava, em 2017, com uma participação de mais de 61% na matriz de transporte de cargas e de 95% na de passageiros, de acordo com dados da CNT (2017). A demanda por transporte aéreo no Brasil poderá triplicar nos próximos 20 anos caso haja políticas eficientes de infraestrutura, segundo estudo divulgado pela Secretaria Nacional de Aviação Civil (2017).

Dessa forma, mesmo admitindo um cenário pessimista, o setor deve crescer expressivamente nos próximos anos, o que torna necessário políticas de investimento e planejamento, tanto por parte do poder público como das empresas concessionárias e companhias aéreas. Como consequência da provável expansão do setor, surge a necessidade de se criar modelos eficientes de previsão de demanda. A distribuição entre os diversos modais de

transporte existentes é função da interação entre as atividades sociais e econômicas dispersas no espaço (Kanafani, 1983). Para o transporte aéreo regional, que lida com rotas predominantemente médias ou curtas, entre pequenas e médias cidades e grandes centros, um modelo de previsão de demanda baseado nas principais variáveis socioeconômicas foi proposto por Freitas (2016), buscando atender à carência de estudos na área.

Tendo em vista os fatos apresentados, o presente trabalho objetiva avaliar como indicadores socioeconômicos, isto é, variáveis não diretamente avaliadas ou estudadas como fatores correlacionados a previsões de demanda, impactam o mercado da aviação regional brasileira. Para isso, foram elaborados modelos de redes neurais artificiais a fim de verificar que variáveis estão ou não correlacionadas com a demanda e propor hipóteses que justifiquem o comportamento observado. Uma vez definidos os modelos, foram realizados testes para avaliar a validade e adequação para outras bases de dados, além de previsões para localidades que ainda não são atendidas pela aviação regional.

## 1.2 Problema

Antes de implantar uma nova rota aérea, as companhias buscam conhecer o mercado em que passarão a atuar, pois esse processo requer arcar com consideráveis custos, desde firmar contratos com as administradoras aeroportuárias para a alocação de *slots* à preocupação com a concorrência (Cravo, 2014). Por isso, desenvolver maneiras de prever a demanda é essencial para o processo decisório das empresas envolvidas, tanto no curto, como no médio prazo.<sup>1</sup>

Assim sendo, buscaremos neste trabalho responder às seguintes perguntas:

*Quais variáveis são relevantes para a previsão de demanda em linhas aéreas regionais e qual a significância delas? De que maneira o uso de modelos de redes neurais artificiais (RNA) pode contribuir com esta área?*

Para responder a essas perguntas, utilizaremos redes neurais artificiais de perceptrons, em que a demanda será calculada usando-se dados de dois anos, 2015 e 2016, sobre

---

<sup>1</sup>A previsão de demanda a longo prazo é um processo mais complexo e sujeito a erros de maiores magnitudes.

tráfego aéreo regional para treinar as e validar as redes, tentando prever a demanda de 2017 com base na rede construída.

### **1.3 Objetivo geral**

Propondo um modelo de redes neurais para a resolução das questões suscitadas no tópico anterior, o presente trabalho tem como objetivo geral fornecer uma base para as partes envolvidas no planejamento e abertura de rotas aéreas atuarem. Além disso, ele levanta o questionamento sobre a utilização de tecnologias de redes neurais artificiais e em que situações essa metodologia pode ser empregada com resultado positivo.

### **1.4 Objetivos específicos**

Por avaliar a viabilidade de se empregar uma tecnologia que somente nesta última passou a ser utilizada com mais frequência na Engenharia de Transportes [1], usando algumas variáveis que normalmente não participam das análises econômicas do transporte aéreo, o trabalho tem como objetivo específicos:

I) Encontrar estruturas simples de redes neurais artificiais que permitam identificar a contribuição das variáveis estudadas e a relação entre elas; processo que pode, futuramente, estender-se para novas análises em diferentes mercados.

II) Estimar as demandas de rotas aéreas regionais já estabelecidas e comparar com o volume de passageiros transportados de fato como maneira de testar e validar o modelo utilizado.

### **1.5 Justificativas**

A importância deste trabalho justifica-se por ser uma investigação inovadora dentro dos estudos sobre o tráfego aéreo regional brasileiro, área pouco explorada pela literatura acadêmica. E, por seu caráter inovador, é possível que contribua futuramente não só para o mercado do transporte aéreo, como também para outros mercados, para isso basta que

se apliquem análises semelhantes às que foram realizadas, conservando a lógica aplicada.

Ainda, ressalta-se o início da recuperação da economia brasileira em 2018, fato que cria expectativas positivas sobre o setor do transporte aéreo, uma vez que este está diretamente ligado à integração do território nacional e ao desenvolvimento econômico dos estados.

## **1.6 Limitações do tema**

Trata-se de um trabalho sobre a aviação regional brasileira, de modo que os resultados obtidos a respeito do comportamento das demandas futuras dificilmente poderão ser extrapolados para outras áreas, exceto, talvez, no que diz respeito à substituição de variáveis tradicionais por outras menos utilizadas.

O estudo não inclui a região norte do país, devido às suas peculiaridades, a saber: vasta extensão territorial, de modo que algumas ligações precisam ser feitas pelo modal aéreo; baixa densidade demográfica quando comparada ao restante do país, com concentração da maior parte da população em poucos centros urbanos.

A rede neural foi construída a partir dos dados dos anos de 2015 a 2017 e de 92 rotas aéreas regionais, por isso, caso ocorra, nos próximos anos, alguma grande mudança que impacte drasticamente a aviação regional, o trabalho deve ser revisto.

## Capítulo 2

# O transporte aéreo regional no Brasil

### 2.1 O que é transporte aéreo regional

Geralmente, considera-se como aviação regional o nicho do mercado de transporte aéreo explorado de maneira regular que, de forma simplificada, utiliza aeronaves de capacidade inferior a cem passageiros e as utiliza em ligações com cidades que possuam densidade de tráfego (número de passageiros por unidade relevante de tempo) reduzida. Contudo, deve-se ressaltar que o conceito de aviação regional é difuso quanto a suas fronteiras: são freqüentes os casos de empresas aéreas regionais operando aeronaves de capacidade superior a cem lugares<sup>4</sup> e/ou voando entre cidades de elevada densidade de tráfego; também freqüentes são os casos de empresas aéreas de porte nacional <sup>1</sup>com operações em cidades que tradicionalmente seriam incluídas na categoria de baixa densidade de tráfego<sup>2</sup>

---

<sup>1</sup>Atualmente, Azul e Avianca, que juntas respondem por cerca de 30,7% do mercado são as principais empresas de porte nacional que operam rotas que poderiam se enquadrar como transporte aéreo regional.

<sup>2</sup>Dentre outras, as cidades de Caxias do Sul (RS), Joinville (SC), Navegantes (SC), Maringá (PR), Londrina (PR), Ribeirão Preto (SP), São José do Rio Preto (SP), Uberlândia (MG), Corumbá (MS), Dourados (MS), Petrolina (PE), Imperatriz (MA), Marabá (PA), Santarém (PA) e Cruzeiro do Sul (AC) são atualmente servidas por uma ou mais das empresas aéreas nacionais listadas na nota anterior.

## 2.2 Particularidades do transporte aéreo regional

Partindo-se do ponto de vista da economia, a aviação regional possui uma dinâmica marcada por alguns fatores que fornecem contornos próprios do funcionamento da oferta e da demanda desta atividade. Talvez a característica mais marcante do transporte aéreo regional seja sua avaliação em relação às economias de densidade<sup>3</sup>. Como acontece na maioria dos processos de produção, a disponibilidade de assentos-quilômetros (unidade básica de produto em transporte) sujeita-se a alguns benefícios que podem emergir quando se opta pela produção em larga escala. O raciocínio por trás deste princípio baseia-se na existência de custos fixos e variáveis em um processo produtivo.

Especificamente no mercado de transporte – e a aviação regional é um bom exemplo – também há custos das duas naturezas: o consumo de combustível é variável, uma vez que depende do nível de produção. Enquanto salários e encargos administrativos dos diretores são custos fixos. Costumeiramente, avaliam-se os custos tendo por base algum parâmetro, mas não por seu valor absoluto. Das métricas mais utilizadas tem-se o custo por quantidade de viagens realizadas, por distância de voo ou, ainda, por número de passageiros transportados. Desse modo, em relação a cada um desses parâmetros haverá custos variáveis e custos fixos.

De acordo com os aspectos da aviação regional, destacando-se a utilização de aeronaves de pequena capacidade e pequenas etapas-médias<sup>4</sup> de voo, constata-se que esta atividade é bastante sensível em relação aos custos fixos de dois dos três parâmetros destacados anteriormente, a saber: o número de passageiros transportados por voo e a distância percorrida. Combinando-se ambos em uma medida muito utilizada em contabilidade aeronáutica, “passageiro-quilômetro”, percebe-se que, em síntese, a aviação regional apresenta desvantagens para reduzir custos fixos por passageiro e por quilômetro voado, isto é, reúne os ingredientes que a fazem ocupar uma posição desconfortável quanto aos custos operacionais médios.

---

<sup>3</sup>Economia de densidade existe se custos unitários declinam quando uma empresa aérea adiciona vôos ou assentos nos vôos existentes, por exemplo, por meio de aviões maiores, com o aproveitamento, distância média da viagem, e número de aeroportos servidos mantidos fixos.

<sup>4</sup>Define-se como etapa-média a distância média de um voo típico da companhia

Nos Estados Unidos, um estudo feito por Caves, Christensen & Tretheway (1984) encontrou evidências de que as desvantagens das empresas aéreas regionais frente a empresas de grande porte não eram função do tamanho absoluto das companhias, mas sim relacionadas às características operacionais de cada grupo de empresas. destacando-se a utilização de aeronaves de pequena capacidade e a pequena etapa-média de voo realizada pelas empresas regionais.

Analisando esta característica particular, a pequena etapa-média, a situação desconfortável das empresas aéreas regionais quanto aos custos operacionais médios agrava-se ainda mais do ponto de vista da demanda pelos seus serviços. O mesmo fator que provoca dificuldades em referência aos custos também impõe algumas limitações das condições de demanda.

A operação aérea em etapas de distâncias médias e pequenas está exposta a outros modais de transporte – uma vez que existe a possibilidade de utilizar ônibus, carros ou mesmo trens para percorrer o trajeto desejado, todos esses meios de transporte tornam-se concorrentes do transporte aéreo, isto é, bens substitutos do ponto de vista do consumidor. Em um levantamento a respeito de elasticidades-preço e elasticidades-renda da demanda em transportes, Oum, Waters II & Yong (1992) fazem a seguinte constatação: sob determinadas condições, os consumidores do transporte aéreo avaliam-no e escolhem não apenas por termos absolutos (realizar ou não uma viagem), mas também de modo comparativo, partindo da necessidade ou desejo de viajar julgam o melhor meio para realizá-la. Ou seja, devem ser estudadas não apenas as elasticidades próprias do transporte aéreo, como as cruzadas com outros modais.

Destarte, outra peculiaridade do transporte aéreo regional é que sua viabilidade precisa ser analisada, de acordo com a demanda, em dois contextos: operando em regiões onde não existe uma acentuada exposição dos consumidores aos modais de transporte substitutos e/ou em locais em que os consumidores sejam mais sensíveis ao tempo de locomoção que às tarifas aplicadas. Para melhor compreender essa afirmação, convém lembrar que a demanda por serviços de transportes é, em geral, derivada de fatores econômicos e sociais.

Devido a essas particularidades, os elevados custos de operação e a concorrência

com outros modais, surge um terceiro traço que caracteriza o transporte aéreo regional: a necessidade de suplementação tarifária para as empresas do setor. O tema do subsídio a este tipo de transporte é recorrente e data do início da aviação comercial brasileira, como pode ser visto no estudo de Guimarães & Salgado (2003). Antes de 1992, a aviação regional brasileira era regulada pelo SITAR (Sistema Integrado de Transporte Aéreo Regional) que incluía a formação de monopólios regionais, proibição de guerras tarifárias e duras restrições à entrada de novas companhias. Hoje, ainda que menos ambicioso, a suplementação tarifária ainda aparece recorrentemente.

Apresentados esses três elementos característicos, os elevados custos operacionais, a forte concorrência de outros modais de transporte e as políticas de suplementação tarifária, pode-se entender melhor como comporta-se a demanda por transporte aéreo regional e quais métricas podem ser exploradas para melhor modelar esta atividade econômica.

# Capítulo 3

## Redes neurais artificiais

### 3.1 Introdução

A tecnologia de Redes Neurais Artificiais (RNA) procura solucionar problemas de reconhecimento de padrões a partir de um conjunto de informações previamente conhecido. Geralmente os conjuntos de dados são divididos em conjunto de treinamento e conjunto de teste. Atualmente, pesquisadores em RNA's estão buscando uma compreensão das capacidades da natureza humana, as quais possibilitam que as pessoas construam soluções para problemas que não sejam resolvidos através de métodos tradicionais. As redes neurais artificiais visam na sua maioria solucionar problemas de inteligência artificial, modelando sistemas através de circuitos (conexões) que possam simular o sistema nervoso humano, abrangendo a capacidade que ele possui de aprender e agir perante as mais adversas situações apresentadas, bem como de adquirir conhecimento através da experiência e da observação.

Segundo o pesquisador da Universidade de Helsinki, Teuvo Kohonen, uma rede neural artificial tem a seguinte definição: "uma rede massivamente paralela de elementos interconectados e suas organizações hierárquicas que estão preparadas para iterar com objetos do mundo real do mesmo modo que um sistema nervoso biológico faz". A complexidade das estruturas elementares das Redes Neurais Biológicas é muito maior do que a dos modelos matemáticos usados nas Redes Neurais Artificiais, demonstrando as dificuldades encontradas para se tentar imitar o funcionamento do sistema nervoso humano.

O sistema nervoso é formado por bilhões de células nervosas, enquanto que uma rede neural artificial possui de dezenas a no máximo milhares de unidades de processamento (neurônios).

Uma rede neural artificial pode ser vista como um conjunto de várias unidades interconectadas (similar à estrutura do cérebro), denominadas de neurônios artificiais, cada qual contendo uma pequena porção local de memória. Estes conceitos foram baseados e fundamentados nos estudos realizados nas células nervosas naturais. Portanto, busca-se aproximar ao máximo o funcionamento das redes neurais artificiais das redes neurais biológicas, na tentativa de buscar a desenvoltura com que o cérebro humano desempenha suas funções. Alguns modelos de redes neurais artificiais possuem muitos neurônios conectados numa estrutura de pesos de conexão e com facilidade de adaptação, proporcionando uma estrutura paralela. A estrutura paralela é desejável pois se algum(s) neurônio(s) falhar(em), os efeitos na rede como um todo não serão significantes para o desempenho do sistema.

A princípio, as RNA's podem calcular qualquer função computável que é realizada em um computador digital, ou seja, possuem a capacidade de modelar relações lineares e não lineares. Principais características das RNA's:

- capacidade de "aprender" através de exemplos e de generalizar este aprendizado de forma a reconhecer elementos similares, que não foram apresentados no conjunto de exemplos (treinamento);
- bom desempenho em tarefas pouco ou mal definidas, onde falta o conhecimento explícito de como resolvê-las, o aprendizado se dá através de exemplos;
- robustez à presença de informações falsas ou ausentes, escolha dos elementos no próprio conjunto de treinamento (integridade do conjunto de treinamento);
- no contexto de classificação de padrões, uma rede neural pode fornecer informações sobre quais padrões selecionar em função do grau de confiança apresentado (confiabilidade do conjunto de treinamento);
- tolerância à falha.

## 3.2 Histórico

As Redes Neurais Artificiais surgiram na década de 40, mais precisamente em 1943, quando o neurofisiologista Warren McCulloch e o matemático Walter Pitts, da Universidade de Illinois, fizeram uma analogia entre as células nervosas e o processo eletrônico num artigo publicado no *Bulletin of Mathematical Biophysics* com o título: *A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity*. Em 1949, o biólogo e psicólogo Donald Hebb, que estudava o comportamento dos animais, escreveu um livro chamado *The Organization of Behavior*, que reforçava as teorias de que o condicionamento psicológico estava presente em qualquer parte dos animais, pelo fato de que esta é uma propriedade de neurônios individuais. As idéias de Hebb não eram pioneiras, mas ele propôs um princípio de aprendizado em sistemas nervosos complexos, ou seja, uma lei que descreve o funcionamento quantitativo da sinapse e do processo de treinamento humano. Desde, então, vários outros pesquisadores, entusiasmados com as novas descobertas, voltaram-se para esta linha de pesquisa.

Em 1951, Marvin Minsky, co-fundador do Laboratório de Inteligência Artificial do MIT, construiu o SNARC, o primeiro simulador de cadeia neural. O SNARC trabalhava com êxito e podia ajustar seus pesos sinápticos automaticamente. Ele nunca chegou a executar alguma função de processamento de informação interessante, servindo somente de fator motivador para idéias que surgiram posteriormente. Em 1956, na Primeira Conferência Internacional de Inteligência Artificial, foi apresentado um modelo de rede neural artificial pelo pesquisador da IBM Nathaniel Rochester. Seu modelo consistia numa simulação de centenas de neurônios interconectados através de um sistema que verificaria como a rede responderia aos estímulos ambientais. Já em 1959, Frank Rosenblatt na Universidade de Cornell, criou uma rede de múltiplos neurônios do tipo discriminadores lineares e a batizou de rede perceptron. Rosenblatt baseou-se nas linhas de pensamento de McCulloch para desenvolver o seu modelo matemático de sinapse humana. Devido as suas complexas pesquisas e inúmeras contribuições técnicas, muitos o consideram como fundador da neurocomputação. No final da década de 50, Minsky e Seymour Papert lançaram em uma obra chamada *Perceptron*, a qual demonstrava que o modelo apresentado

por Rosenblatt não era muito promissor, devido ao uso de técnicas empíricas, das grandes dificuldades da matemática envolvida e dos poucos recursos computacionais disponíveis na época. A publicação de Minsky e Papert acabou esfriando as pesquisas e praticamente todo o investimento financeiro nesta área foi cancelado.

Enquanto Rosenblatt trabalhava no perceptron, Bernard Widrow da Universidade de Stanford com a ajuda de alguns estudantes desenvolveu um novo modelo de processamento de redes neurais chamado de Adaline (ADaptive LINear Element), a qual se destacava pela sua poderosa lei de aprendizado. O princípio de treinamento para as redes Adalines ficou conhecido como a Regra Delta, que foi mais tarde generalizada para redes com modelos neurais mais sofisticados. Mais tarde, Widrow criou a Madaline, que era uma generalização multidimensional do adaline. Nos anos seguintes, muitos artigos foram publicados, e várias previsões exageradas e pouco confiáveis para a época foram anunciadas. A maioria destas suposições falava de computadores com um poder de raciocínio e/ou processamento igual ou superior ao do cérebro humano.

Desta forma, a credibilidade de futuros estudos das RNA's foram fortemente comprometidos. No início da década de 80, muitos pesquisadores publicaram inúmeras propostas para a exploração de desenvolvimento e pesquisa em redes neurais. Foi quando o administrador de programas da DARPA (Defense Advanced Research Projects Agency) Ira Skurnick resolveu dar atenção às proposições da neurocomputação, contrariando todos os preceitos, fundando em 1983 as pesquisas em neurocomputação da DARPA. Este fato acabou abrindo novos horizontes para a neurocomputação. O físico e biólogo de reputação mundial John Hopfield também se interessou pela neurocomputação e escreveu vários artigos em 1982 que levaram vários cientistas a se unirem nesta nova área emergente. Hopfield reascendeu as pesquisas em neurocomputação, criticando fortemente as teorias apresentadas por Minsky e Papert na década de 50.

Este campo de pesquisa explodiu mesmo em 1986, quando o professor de psicologia da Universidade de Stanford, David E. Rumelhart, e seu colega James L. McClelland, professor de psicologia da Universidade de CarnegieMellon, publicaram o livro *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition* (vol.1: Foundati-

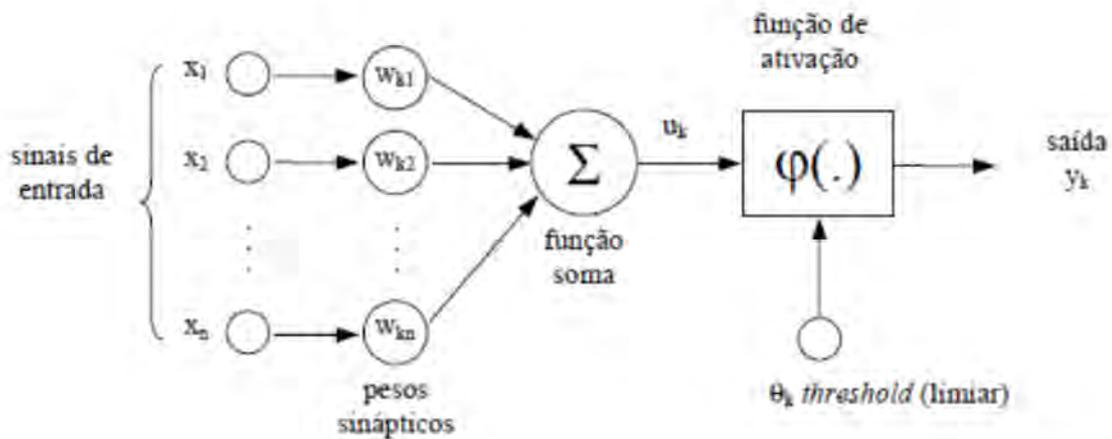


Figura 3.1: Esquema de um neurônio artificial

ons, vol.2: Psychological and Biological Models). Nesse livro, eles apresentam um modelo matemático e computacional que propicia o treinamento supervisionado dos neurônios artificiais. Surgiu, então, o algoritmo backpropagation, um algoritmo de otimização global sem restrições. Em 1987 ocorreu a Primeira Conferência de Redes Neurais. Também foi formada a Sociedade Internacional de Redes Neurais (International Neural Networks Society - INNS) juntamente com o INNS Journal em 1989, do Neural Computation e do IEEE Transactions on Neural Networks em 1990. A partir destes acontecimentos, muitas instituições formaram institutos de pesquisa e programas de educação em neurocomputação.

### 3.3 Funcionamento

As redes neurais artificiais funcionam através do conjunto de suas unidades fundamentais, os neurônios artificiais. Chama-se neurônio artificial a função matemática que recebe dados de entrada de uma ou mais entradas, cada uma com um peso associado, que está relacionado à contribuição da variável para o resultado final [14], e transforma esses dados de entrada em dados de saída. O esquema do funcionamento de um neurônio artificial está representado na figura 3.1.

Conforme a figura 3.1, podemos identificar os elementos que compõem um neurônio

artificial [1]:

- Sinapses, definidas por um peso ( $w$ ). O papel do peso  $w_{kj}$  é multiplicar o sinal  $x_j$  na entrada da sinapse  $j$ , conectada a um neurônio  $k$ . O peso  $w_{kj}$  é positivo se a sinapse associada é excitatória e negativo se a sinapse associada é inibitória;
- Somatório. Adiciona as entradas ponderadas pelos seus pesos respectivos, ou seja,  $u_k = \sum_{j=1}^n w_{kj}x_j$ . É o resultado do somatório adicionado a uma constante, conhecida como *bias* (viés), que será usado como variável na função de ativação  $\varphi$ .
- Limiar (*threshold*),  $\theta_k = -bias$ , tem um papel determinante na saída de neurônio. Sua função é controlar a intensidade da função de ativação para se obter o desempenho desejado na rede. Se o valor de  $u_k$  for menor que este limiar, então, a saída do neurônio fica inibida. Caso contrário, o neurônio fica ativo.;
- Função de ativação. Funciona como um limitante à amplitude da saída do neurônio, ou seja, a entrada é normalizada dentro de um intervalo fechado, geralmente  $[0,1]$  ou  $[-1,1]$ ;
- Saída do neurônio,  $y_k$ , sendo:  $y_k = \varphi(u_k - \theta_k) = \varphi(u_k + bias)$ , em que  $\varphi$  é a função de ativação. A seguir, são apresentados os tipos de função de ativação que serão utilizados neste trabalho.

### 3.3.1 Sigmoides (logística)

A função de ativação sigmoide é dada por  $\sigma = \frac{1}{1+e^{-x}}$ . Até pouco tempo atrás, a função sigmoide era a mais utilizada em RNAs, por ser biologicamente mais plausível. Como neurônios biológicos funcionam de forma binária (ativando ou não ativando), a função sigmoide é uma boa forma de modelar esse comportamento, já que assume valores apenas entre 0 (não ativação) e 1 (ativação) [9]. Esta função oferece a vantagem de ser derivável em todo seu domínio.



Figura 3.2: Função sigmoide (logística)

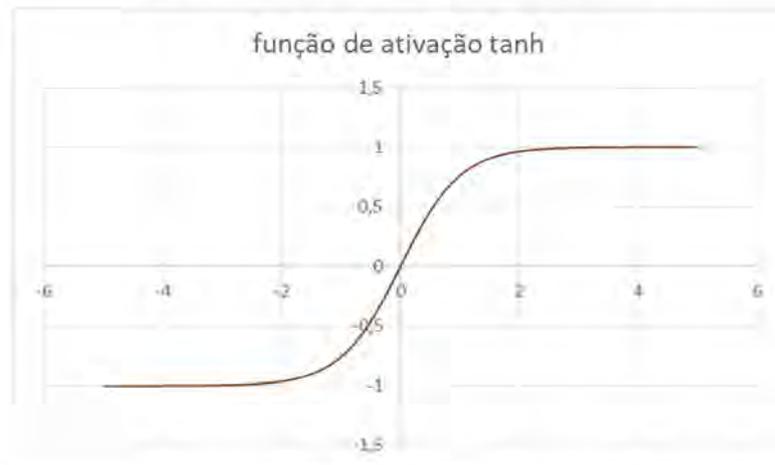


Figura 3.3: Tangente hiperbólica

### 3.3.2 Tangente hiperbólica

Similar à função sigmoide, a tangente hiperbólica é dada por  $\tanh(x) = 2\sigma(2x) - 1$ , sendo  $\sigma(x)$  a função sigmoide. Sua vantagem, além do que é oferecido pela função anterior, é retornar valores negativos, pois sua saída está sempre no intervalo  $[-1, 1]$ .

### 3.3.3 Leaky ReLU

A função de ativação leaky ReLU é uma adaptação da função ReLU, que não será utilizada neste trabalho, e sua expressão é  $\text{leakyReLU} = \max\{\alpha x, x\}$ , sendo  $\alpha$  um número pequeno, geralmente menor ou igual a 0,1. A função é igual à função identidade no domínio positivo e possui uma inclinação menor, dada pelo parâmetro  $\alpha$ , no domínio negativo. Foi proposta em 2013 [10] e tem sido bastante empregada desde então.



Figura 3.4: Leaky ReLU para  $\alpha = 0,05$



Figura 3.5: Função identidade

### 3.3.4 Identidade

A função identidade é comumente empregada no neurônio de saída da rede, sendo sua expressão dada por  $\phi(x) = x$ . Esta função irá apenas conservar o valor da soma dos produtos dos pesos pelos resultados das variáveis de entrada mais o *bias*.

# Capítulo 4

## Metodologia

Na figura 4.1, tem-se o fluxograma da metodologia empregada no presente trabalho, contendo todos os processos e suas respectivas partes. Na figura 4.2 está representado um esquema de como serão estudadas as linhas aéreas escolhidas. O transporte aéreo funciona por meio de um sistema hub-and-spoke, com os hubs geralmente sendo capitais de estado e os spokes, cidades do interior. Para cada rota regular, a demanda de passageiros é definida pela quantidade de passageiros transportados num intervalo de tempo fixo, valor que é influenciado pelas variáveis independentes do problema. Estas variáveis podem ser desde parâmetros que fazem parte do vocabulário da aviação comercial, como tarifa média e etapa-média do voo, a indicadores que, a uma primeira vista, podem parecer não se relacionar com o transporte aéreo, como a quantidade de pessoas matriculadas em uma instituição do ensino superior e o índice de desenvolvimento municipal.

A seguir, há uma explicação mais detalhada a respeito de cada um dos processos definidos no fluxo metodológico da figura 4.1.

### 4.1 Revisão de literatura

A revisão de literatura subdivide-se em duas partes, uma parte sobre o transporte aéreo regional no Brasil, no capítulo 2, descrevendo as peculiaridades desse mercado e suas principais características, e uma parte sobre redes neurais artificiais, no capítulo 3, contendo um breve histórico sobre a evolução dos métodos computacionais e os modelos



Figura 4.1: Fluxograma do trabalho

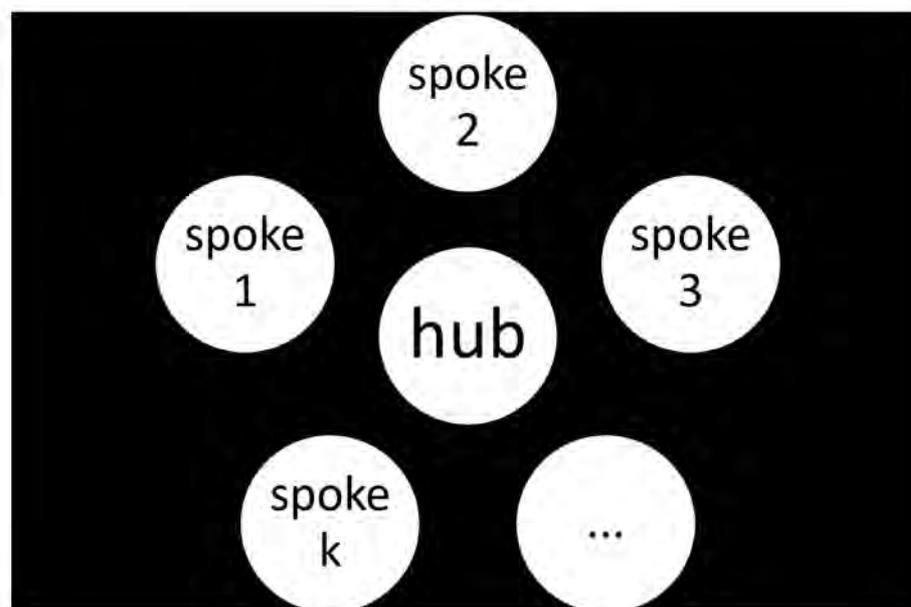


Figura 4.2: Esquematização do transporte aéreo

de redes mais utilizados. Para a realização desta parte do trabalho foi necessária a leitura de diversos artigos e trechos de publicações sobre o tema, os quais encontram-se listados nas referências bibliográficas deste trabalho.

## 4.2 Seleção da amostra

A seleção da amostra foi feita de modo a permitir que a análise seja a mais geral possível, ou seja, evitando-se a escolha de lugares que apresentassem muitas singularidades em relação à maior parte dos municípios. Por isso, foram excluídos da análise as cidades da região norte, onde o modal hidroviário representa uma parcela significativa do transporte de passageiros, e regiões não continentais, como a ilha de Fernando de Noronha. Além disso, foram definidos os seguintes critérios para a seleção das rotas:

- Distância voada entre 80 km e 800 km, a fim de que a rota possa ser considerada tráfego aéreo regional ao mesmo tempo em que não sofre uma concorrência tão extrema do modal rodoviário;
- Pelo menos 40 passageiros pagos por voo. Restrição para um tratamento de uma quantidade significativa de dados.
- Ao menos 3 decolagens por mês.
- Linhas aéreas regulares.

Ao final, foram escolhidas 92 rotas aéreas regulares entre 56 municípios, destacadas no anexo A.

## 4.3 Coleta e manipulação dos dados

Os dados utilizados nas análises foram retirados dos bancos de dados públicos da ANAC, IBGE e Inep. Graças aos avanços da informática e do *big data*, cada vez mais informações são armazenadas, o que fez com que o acesso aos dados fosse uma tarefa simples, consistindo a maior parte do trabalho em filtrar apenas as informações relevantes

para o presente estudo. Desse modo, não foram organizadas pesquisas pelo próprio autor do estudo, uma vez que os dados necessários já estavam disponíveis na rede.

As variáveis inicialmente estudadas foram as seguintes:

- População estimada
- Densidade demográfica estimada
- Distância entre os aeródromos de origem e destino
- Índice de Preços ao Consumidor (IPCA)
- Tarifa média mensal do trecho voado
- Índice FIRJAN de Desenvolvimento Municipal (IFDM)
- Quantidade de pessoas matriculadas no ensino superior
- Mês da viagem (indicador de sazonalidade)

## 4.4 Modelagem

A modelagem segue os princípios descritos no capítulo 3, sobre redes neurais artificiais, e foi realizada, inicialmente, por meio de uma rede de perceptrons com duas camadas ocultas sem *backpropagation*, através do software Microsoft Excel. A modelagem foi feita conforme a sequência de passos seguinte:

I) Escolha da quantidade de neurônios. O objetivo da rede é gerar o melhor ajuste a partir dos dados já disponíveis, mas, para isso, existem muitas possibilidades. Para evitar o *overfit*, isto é, que a rede apenas decore os dados, gerando um ajuste excelente mas sem capacidade de se adaptar a novas informações, não se deve empregar muitas camadas ocultas, por isso foi decidido usar apenas duas camadas intermediárias. Quanto ao número de neurônios, não existe, na literatura, nenhuma regra que determine a melhor quantidade de neurônios a serem utilizados por camada. Foi escolhido inicialmente, de modo arbitrário, usar nove neurônios na primeira camada oculta e dois na segunda. Na figura 4.3, tem-se uma representação da estrutura inicial da rede.

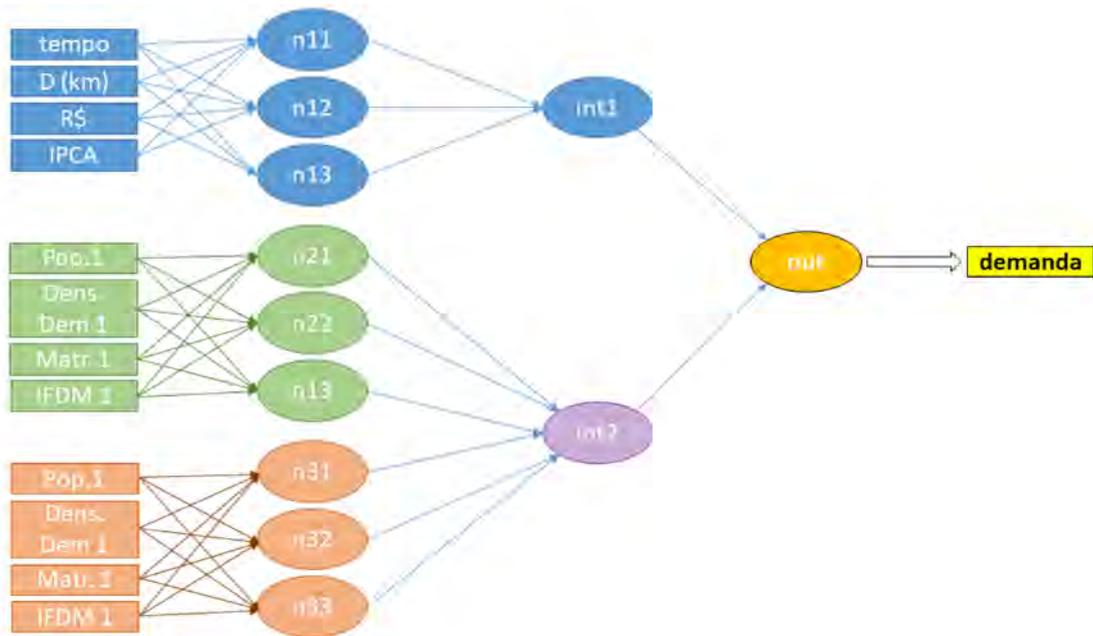


Figura 4.3: Estrutura inicial da rede

II) Escolha dos tipos de neurônios. Uma vez definidas a quantidade de camadas ocultas e a quantidade de neurônios por camada, resta definir qual o tipo dos neurônios utilizados. A literatura lista uma série de funções, desde funções degrau, função identidade, tangente hiperbólica, curva logística e ELU. Neste estudo, empregamos apenas as funções de ativação descritas na seção 3.3.

III) Normalização das variáveis. Para evitar operações com números muito grandes ou muito pequenos, cada uma das variáveis passou por um processo de normalização. As variáveis população, densidade demográfica, número de matrículas no ensino superior, distância e tarifa média foram divididas, inicialmente (5.1 Estrutura 1) pelo maior valor e, após analisar o ajuste da rede, concluiu-se que dividindo pela média a aproximação entre o modelo e a realidade melhorava, de modo que se optou por este procedimento já a partir da segunda estrutura de rede construída (5.2 Estrutura 2). O IFDM e o IPCA não foram normalizados, uma vez que já possuem valores limitados entre 0 e 1 e o tempo foi transformado em uma variável de sazonalidade, associando a cada mês um número correspondente de movimento médio de passageiros. Para melhor compreender o que foi feito, a figura 4.4 contém o gráfico da sazonalidade mês a mês e a tabela 4.4, os valores utilizados em para cada mês.

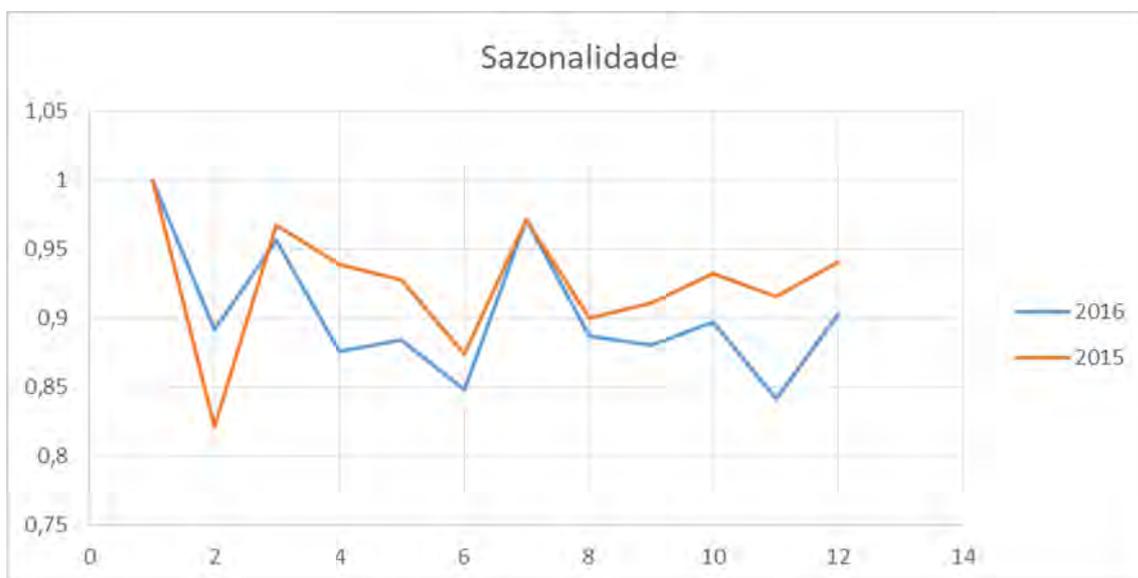


Figura 4.4: Sazonalidade

Mês	Variável de sazonalidade
1	1,0000
2	0,8566
3	0,9624
4	0,9079
5	0,9064
6	0,8615
7	0,9713
8	0,8936
9	0,8960
10	0,9150
11	0,8793
12	0,9219

Tabela 4.1: Sazonalidade - valores

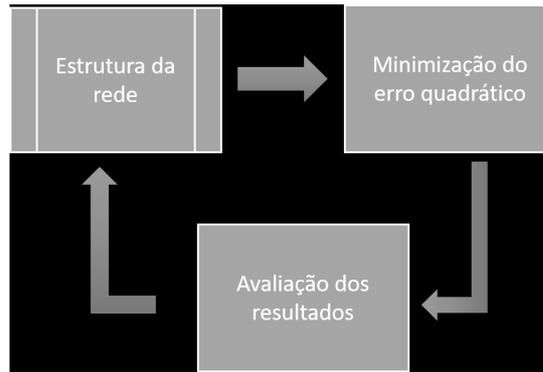


Figura 4.5: Ciclo de processos envolvendo a rede neural artificial

IV) Minimização do erro. Aplicando a função de ativação de cada um dos neurônios para cada uma das linhas de dados, tem-se um valor teórico de demanda que, subtraído do valor real e elevado ao quadrado, fornece o erro quadrático. Cada uma das variáveis da rede (pesos e *bias* dos neurônios) foi limitada entre -10 e 10 a fim de possibilitar a implementação dos algoritmos GRU Linear e Evolutionary, do pacote Solver do Microsoft Excel. Uma explicação detalhada sobre como funcionam estes algoritmos foge ao escopo deste trabalho e pode ser encontrada em [6]. Uma vez minimizado o erro, foi observado, graficamente, a diferença entre o ajuste da rede neural e os valores reais como forma de identificar a convergência. Caso a rede não convergisse, eram atribuídos novos valores aleatórios para os pesos dos neurônios e, caso ainda assim não fosse possível garantir um bom ajuste, retornava-se aos passos I e II, modificando a estrutura da rede e tentando novamente.

V) Validação da rede. Uma vez minimizado o erro, foi necessário comparar com outros dados, fora da amostra de treinamento, os valores reais e os valores apontados pela rede. Caso fosse encontrada uma discrepância muito grande, voltava-se aos passos I, II e III, modificando a estrutura da rede e tentando um novo ajuste. Na figura 4.5, há um esquema de como funcionou o ciclo de modelagem estrutura da rede neural.

A fim de avaliar a contribuição de cada uma das variáveis selecionadas, buscou-se o aprendizado da rede de maneira individual para cada uma das variáveis, sendo descartadas da análise as variáveis que não revelaram contribuição significativa para o valor ajustado, isto é, as variáveis para as quais não foi observada uma correlação com a demanda por tráfego aéreo regional nas rotas aqui consideradas. Uma esquematização desse processo

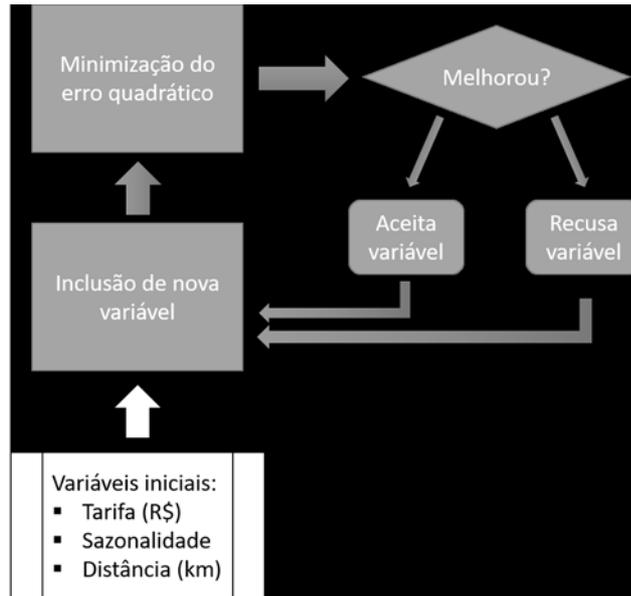


Figura 4.6: Validação das variáveis

encontra-se na figura 4.4.

# Capítulo 5

## Resultados e discussões

### 5.1 Estrutura 1

Inicialmente, ajustamos os pesos ( $w_{kj}$ ) e *bias* buscando minimizar o erro quadrático médio entre a demanda prevista pelo modelo e o resultado da demanda real, para uma rede estruturada conforme a figura 4.3. Na tabela 5.1, estão listados os tipos de funções de ativação empregadas em cada um dos neurônios desta rede.

Para treinar a rede neural, selecionou-se, aleatoriamente, uma amostra de 1743 linhas de dados de um total de 2233, referentes às variáveis escolhidas conforme a seção 4.2 para os anos de 2015 e 2016. Após empregar sucessivas vezes os algoritmos GRG e Evolutionary do pacote Solver do Microsoft Excel, buscando minimizar o erro, o modelo convergiu para os pesos e bias dispostos na tabela 5.2. Para melhor visualizar a discrepância entre os valores reais e os obtidos através do modelo, ordenou-se de modo crescente a demanda real, a qual foi projetada em um gráfico junto com a demanda encontrada pela rede neural. Infelizmente, como é possível perceber observando-se a figura 7, que contém os valores reais e teóricos, não houve uma boa aproximação do modelo proposto.

Analisando os resultados obtidos, uma nova estrutura de rede neural foi proposta,

Tabela 5.1: Estrutura 1 - funções de ativação

Neurônios	Função de ativação
n11, n12, n21, n22, n31, n32, int1, int2, out	Sigmoide
n13, n23, n33	Leaky ReLU ( $\alpha = 0, 1$ )

Tabela 5.2: Pesos e *bias* - estrutura 1

Neurônio / variável	bias	1	2	3	4	5	6
n11	0,064	3,733	3,270	4,819	3,454	-	-
n12	-0,102	10,000	1,134	2,750	-1,068	-	-
n13	5,105	7,581	-5,122	3,992	-1,550	-	-
n21	-4,279	-1,247	10,000	-0,575	0,511	-	-
n22	5,104	0,113	-7,730	-8,960	10,000	-	-
n23	-1,528	-9,019	-10,000	0,234	0,780	-	-
n31	-5,612	-7,096	-6,849	-6,295	-2,324	-	-
n32	7,573	2,711	-1,874	2,361	-0,792	-	-
n33	-3,245	-6,995	-0,414	-3,776	0,245	-	-
int1	2,746	1,626	-0,687	-6,003	-	-	-
int2	-4,881	-10,000	8,516	9,424	-0,723	1,104	-3,271
out	7,791	-0,870	-10,000	-	-	-	-

Tabela 5.3: Identificação das variáveis - estrutura 1

Neurônio / variável	1	2	3	4	5	6
n11	sazonalidade	distância (km)	tarifa (R\$)	IPCA	-	-
n12	sazonalidade	distância (km)	tarifa (R\$)	IPCA	-	-
n13	sazonalidade	distância (km)	tarifa (R\$)	IPCA	-	-
n21	população 1	dens. dem. 1	matrículas 1	IFDM 1	-	-
n22	população 1	dens. dem. 1	matrículas 1	IFDM 1	-	-
n23	população 1	dens. dem. 1	matrículas 1	IFDM 1	-	-
n31	população 2	dens. dem. 2	matrículas 2	IFDM 2	-	-
n32	população 2	dens. dem. 2	matrículas 2	IFDM 2	-	-
n33	população 2	dens. dem. 2	matrículas 2	IFDM 2	-	-
int1	saída n11	saída n12	saída n13	-	-	-
int2	saída n21	saída n22	saída n23	saída n31	saída n32	saída n33
out	saída int1	saída int2	-	-	-	-

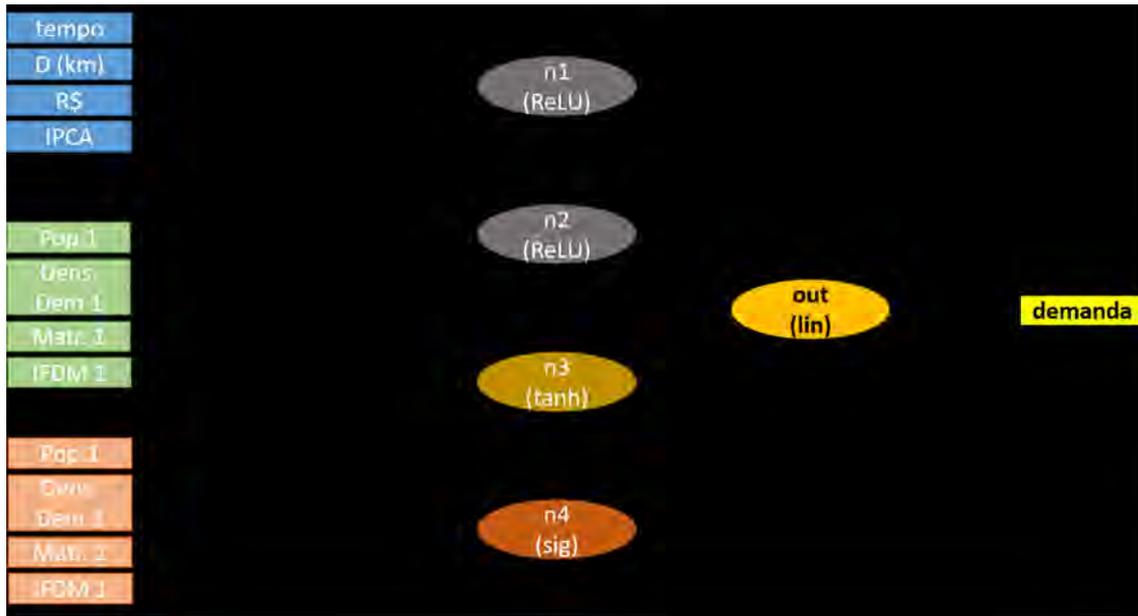


Figura 5.1: Estrutura 2

Neurônio	Função de ativação
n1	Leaky ReLU ( $\alpha = 0,05$ )
n2	Leaky ReLU ( $\alpha = 0,10$ )
n3	Tangente hiperbólica
n4	Sigmoide
out	Linear

Tabela 5.4: Estrutura 2 - funções de ativação

a fim de resultar em uma melhor aproximação dos dados reais, uma vez que a estrutura 1 produziu valores praticamente constantes para a demanda normalizada em relação ao valor máximo.

## 5.2 Estrutura 2

Devido ao mau resultado encontrado com a estrutura proposta pelo tópico anterior, foi decidido eliminar a segunda camada oculta (com os neurônios int1 e int2), além de reduzir a quantidade total de neurônios, atribuir cada uma das doze variáveis a cada um dos neurônios e modificar as funções de ativação utilizadas. Na figura 5.2 há o desenho da nova rede neural, enquanto na tabela 5.2 estão listadas as funções de ativação para cada um dos neurônios.

Além das modificações estruturais e das funções de ativação dos neurônios, a nor-

	n1	n2	n3	n4		out
<i>Bias</i>	1,210	-0,014	5,000	-2,982	<i>Bias</i>	0,924
Sazonalidade	-0,539	-6,555	10,000	-10,000	n1	0,147
Distância	9,348	5,187	-3,189	7,069	n2	-1,213
Tarifa	-7,946	-0,144	0,933	0,962	n3	-0,378
IPCA	1,584	0,257	-1,170	-0,074	n4	3,239

Tabela 5.5: Pesos e *bias* - estrutura 2 sem variáveis população

	n1	n2	n3	n4		out
<i>Bias</i>	3,933	-0,013	10,000	-6,312		
Sazonalidade	-1,446	-4,940	9,888	-1,025	<i>Bias</i>	1,021
Distância	3,530	2,469	-8,535	0,621	n1	0,274
Tarifa	-8,401	0,062	0,910	0,246	n2	-0,779
IPCA	1,208	0,353	-0,840	-0,048	n3	-0,559
População 1	-3,268	0,893	-9,998	1,241	n4	5,909
População 2	1,513	1,810	-8,148	1,880		

Tabela 5.6: Pesos e *bias* - estrutura 2 com variáveis população

malização foi feita em relação à média para as variáveis descritas no tópico 4.4.III, ao invés de em relação ao valor máximo, uma vez que foi observada uma redução do erro quadrático médio total (levando-se em conta, evidentemente, o efeito das normalizações em cada um dos casos).

O erro quadrático total foi minimizado inicialmente apenas para os pesos das variáveis tarifa média (R\$), distância do voo (km), sazonalidade e IPCA e, em seguida, foram incluídas as variáveis população 1, referente à população estimada do maior município da rota, e população 2, referente à população estimada do menor município. A inclusão das variáveis de população mostrou-se positiva para o ajuste da rede. Na figura 7.2, tem-se a comparação entre os valores reais normalizados e o modelo da rede neural, estrutura 2, com e sem as variáveis de população. Como é possível observar pelo gráfico, o ajuste melhorou com a inclusão das novas variáveis, que reduziram o erro quadrático total por um fator de 4,95. O fator de correlação de Pearson entre os dados reais e teóricos foi  $R^2 = 0,115$  e o erro relativo médio em módulo, 172%.

Os valores encontrados para os pesos e *bias* dos neurônios encontram-se dispostos na tabelas 5.2 e 5.2.

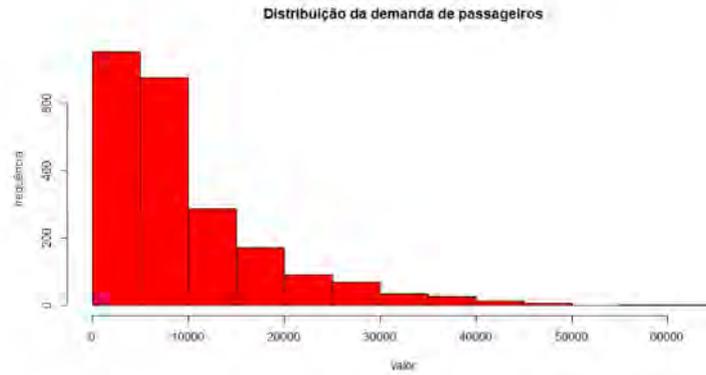


Figura 5.2: Distribuição da demanda por quantidade de passageiros

Tabela 5.7: Rotas aéreas já consolidadas

Origem	Destino
Fortaleza - CE	São Luís - MA
Belo Horizonte - MG	Porto Seguro - BA
Belo Horizonte - MG	Montes Claros - MG
Curitiba - PR	Foz do Iguaçu - PR
São Paulo (CGH) - SP	Londrina - PR
São Paulo (CGH) - SP	Ribeirão Preto - SP

### 5.3 Estrutura 3

Antes de proceder à criação de uma nova estrutura neural, após analisar os pontos com os piores ajustes das estruturas 1 e 2, verificou-se que se tratavam de linhas aéreas com um grande fluxo de passageiros, em média mais de 30 mil por mês, portanto linhas aéreas já bem estabelecidas. Como a proposta inicial do trabalho é identificar demanda por tráfego aéreo regional visando o estabelecimento de novas rotas a partir das variáveis selecionadas, essas rotas com alto movimento de passageiros acabam por dificultar a modelagem de linhas menos movimentadas, por isso decidiu-se considerá-las como “rotas já consolidadas” e removê-las do conjunto de dados, pois diferem muito da grande maioria dos trechos estudados, o que pode ser visualizado na 5.3 . As rotas que foram removidas nesta etapa encontram-se listadas na tabela 5.7.

A nova estrutura da rede neural, representada na figura 5.3, conta com seis neurônios na camada escondida, sendo três deles do modelo Leaky ReLU, cada um com um parâmetro  $\alpha$  diferente, um que utiliza a função tangente hiperbólica e dois sigmóides, e um neurônio com função de ativação linear na camada de saída. A tabela 5.3 contém a

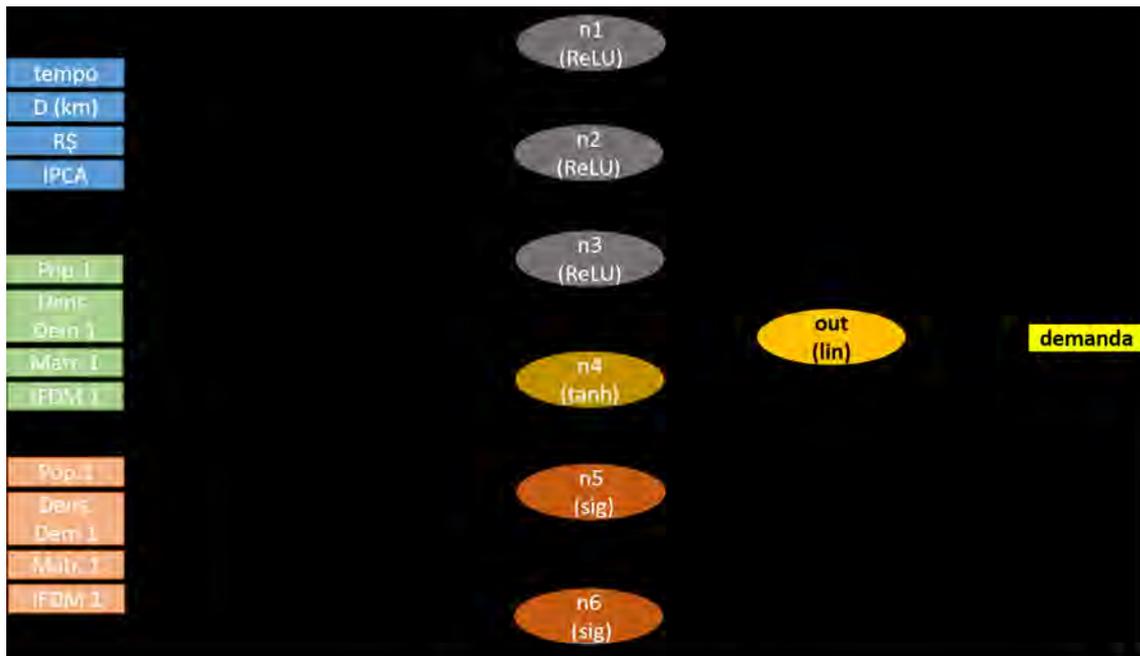


Figura 5.3: Estrutura 3

Tabela 5.8: Estrutura 3 - funções de ativação

Neurônio	Função de ativação
n1	Leaky ReLU ( $\alpha = 0,01$ )
n2	Leaky ReLU ( $\alpha = 0,05$ )
n3	Leaky ReLU ( $\alpha = 0,10$ )
n4	Tangente hiperbólica
n5	Sigmoide
n6	Sigmoide
out	Linear

descrição das funções de ativação de cada neurônio.

O erro quadrático total foi minimizado a partir de dezenas de condições iniciais aleatórias diferentes empregando várias combinações de variáveis. As combinações de variáveis utilizadas foram as seguintes:

- Tarifa média e sazonalidade;
- Variáveis anteriores mais distância e IPCA;
- Variáveis anteriores mais população e densidade demográfica da cidade maior e população e densidade demográfica da cidade menor;
- Variáveis anteriores mais IFDM de ambas as cidades;

Tabela 5.9: Resultados - estrutura 3

Variáveis utilizadas	$R^2$	Erro quadrático total	Erro relativo médio (módulo)
Tarifa e sazonalidade.	Não convergiu	Não convergiu	Não convergiu
Variáveis acima mais distância e IPCA	0,137 (amostra)	$6,92 \times 10^{10}$ (amostra)	156% (amostra)
	0,143 (população)	$7,86 \times 10^{10}$ (população)	151% (população)
Variáveis acima mais pop. 1, pop. 2, dens. demográfica 1 e dens. demográfica 2	0,508 (amostra)	$3,94 \times 10^{10}$ (amostra)	76% (amostra)
	0,518 (população)	$4,49 \times 10^{10}$ (população)	68% (população)
Variáveis acima mais IFDM 1 e IFDM 2	0,528 (amostra)	$3,78 \times 10^{10}$ (amostra)	72% (amostra)
	0,547 (população)	$4,32 \times 10^{10}$ (população)	66% (população)
Variáveis acima mais número de matrículas (todas as variáveis do modelo)	0,536 (amostra)	$3,71 \times 10^{10}$ (amostra)	71% (amostra)
	0,553 (população)	$4,26 \times 10^{10}$ (população)	65% (população)

- Variáveis anteriores mais número de matrículas no ensino superior de ambas as cidades (todas as variáveis estudadas).

Antes de proceder às duas últimas combinações, foi realizada uma previsão de demanda para o ano de 2017, abordada na subseção 5.3.1. Os resultados para o erro quadrático total e o índice de correlação ( $R^2$ ) na amostra de treino e nos dados completos encontram-se dispostos na tabela 5.9. É interessante notar que o modelo teve uma melhor aderência levando-se em conta todo o conjunto de dados do que as amostras de treino. Os pesos encontrados para cada uma das variáveis encontram-se dispostos na tabela 5.10.

Analisando a tabela 5.9, é possível quantificar a contribuição de cada grupo de variável - nota-se, por exemplo, que a inclusão do IFDM e, posteriormente, do número de matriculados, contribuiu para melhorar o ajuste da rede, contudo de forma muito menos significativa do que as variáveis de população. Por outro lado, notou-se que apenas o preço da tarifa e o período do ano são insuficientes para prever a demanda, muito embora estas duas variáveis sejam indispensáveis para qualquer estudo na área.

### 5.3.1 Previsão da demanda de 2017

Para o ano de 2017, não havia dados disponíveis de quantidade de alunos matriculados no ensino superior nem do IFDM, por isso a previsão foi feita apenas para as variáveis tarifa média, distância do voo, sazonalidade, IPCA, população e densidade demográfica da origem e do destino. Para realizar a previsão, substituiu-se na rede calibrada da estrutura 3 as variáveis independentes e dependente (demanda) pelos valores do ano de 2017. A

Tabela 5.10: Pesos e *bias* - estrutura 3 (todas as variáveis)

	n1	n2	n3	n4	n5	n6		
<i>Bias</i>	1,115	-0,068	-3,504	0,743	10,000	0,137		
Sazonalidade	0,112	0,260	-0,687	-3,929	7,153	1,418		
Distância	0,349	-0,064	1,499	0,096	-6,247	-3,709		out
Tarifa	1,030	-0,954	-0,462	-0,906	-1,306	-0,064	<i>Bias</i>	0,053
IPCA	0,216	-0,010	-0,104	-0,188	-1,076	0,064	n1	-1,538
População 1	-2,485	-4,259	-3,875	4,264	6,416	-10,000	n2	0,193
Dens. dem. 1	-0,038	1,090	0,042	2,427	-0,220	-8,399	n3	-0,117
Matrículas 1	-0,282	0,096	-0,340	0,077	-0,074	-0,051	n4	-0,059
IFDM 1	-8,468	-0,564	3,722	5,497	2,573	-4,123	n5	-0,071
População 2	-0,233	0,288	1,335	-10,000	-6,774	-1,007	n6	0,066
Dens. dem. 2	1,385	-0,655	0,181	-2,151	-9,984	1,888		
Matrículas 2	-0,867	0,037	-0,122	-0,089	-0,321	0,015		
IFDM 2	0,885	2,011	-0,042	-4,983	0,469	8,733		

comparação entre os resultados reais e os previstos pode ser visualizada na figura 7.3, que contém ambos os valores no mesmo gráfico, na figura 5.4, em que um dos eixos contém o valor real da demanda e o outro, o valor previsto (num cenário ideal, os pontos estariam sobre a reta da função identidade) e no gráfico da figura 5.5, onde está representado o histograma dos módulos do erros relativos para cada linha de dados/previsões.

Infelizmente, o modelo não produziu um resultado muito acurado, apresentando uma correlação  $R^2 = 0,377$  e um erro relativo médio, em módulo, de 99%. Conquanto os resultados teóricos não correspondam com precisão aos valores reais encontrados, o valor encontrado para a correlação e as representações gráficas sugerem que as variáveis analisadas possuem, de fato, influência sobre a demanda por tráfego aéreo regional. Variáveis que reflitam o cenário econômico do país ou da região no período estudado, indicadores de turismo e modificações no modelo que levem em conta a região de influência em cada aeródromo, ao invés de apenas as populações dos municípios de origem e destino podem ser incorporadas por estudos posteriores a fim de aprimorar as previsões e os resultados encontrados.

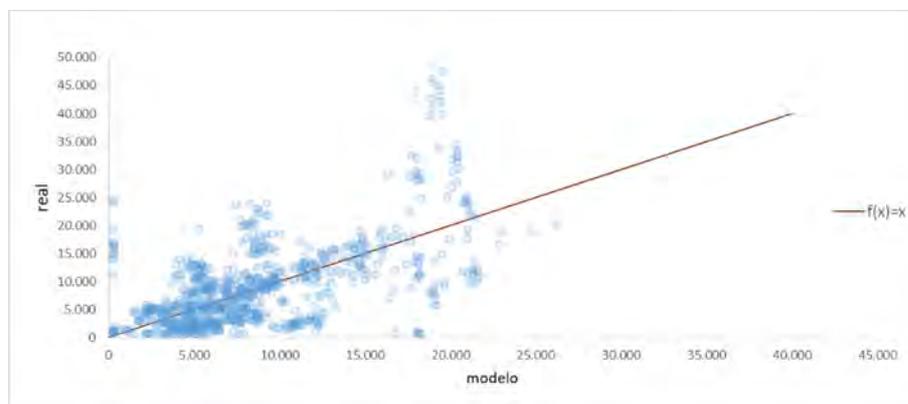


Figura 5.4: Comparação 2: previsão x dados reais - 2017

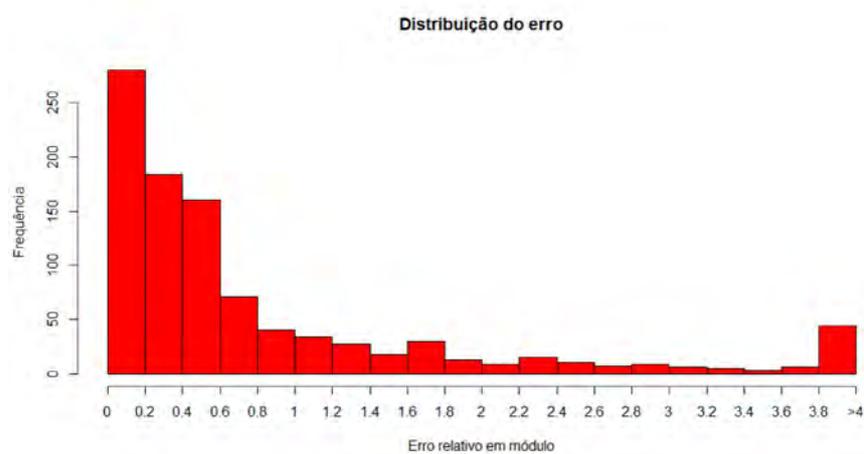


Figura 5.5: Histograma do módulo do erro relativo

# Capítulo 6

## Conclusão

Os modelos construídos tinham como objetivo avaliar a contribuição de cada uma das doze variáveis estudadas e do uso de redes neurais artificiais simples para estimar a demanda de passageiros por tráfego aéreo regional no Brasil. Tendo em vista que os resultados encontrados revelaram a importância de algumas das variáveis escolhidas e que o modelo apresentou uma correlação apenas razoável aos dados reais, concluímos que o objetivo foi parcialmente cumprido.

A estrutura do modelo final desenvolvido é a da figura 5.3, com as funções de ativação descritas na tabela 5.3 e os pesos para cada uma das variáveis conforme a tabela 5.10. O ajuste de dados encontrado para os anos de 2015 e 2016 apresentou um índice de correlação  $R^2 = 0,553$ , enquanto a previsão da rede quando aplicada para os dados de 2017 apresentou  $R^2 = 0,377$ .

Para aperfeiçoar o modelo desenvolvido, seria importante, no que diz respeito às variáveis, testar variáveis relacionadas ao turismo e tratar os dados de entrada a fim de que sejam organizados por área de influência de cada aeroporto e, no que toca o modelo, uma rede neural mais complexa, contendo o algoritmo de *backpropagation*, poderia ser empregada, para que o ajuste seja melhor.

Este estudo possibilitou uma visão sobre alguns dos principais fatores que interferem no tráfego aéreo regional e permitiu identificar a viabilidade de se empregar uma rede neural artificial de estrutura simples para realizar modelagens de demanda. O conhecimento construído e adquirido durante a confecção do trabalho poderá ser aproveitado

para estudos posteriores e como fonte de informação para o mercado no Brasil.

# Capítulo 7

## Referências bibliográficas

[1] BOCANEGRA, C. W. R. *Procedimentos para tornar mais efetivo o uso das redes neurais artificiais em planejamento de transportes*. São Carlos, 2002.

[2] CAVES, D., CHRISTENSEN, L. & TRETHERWAY, M. (1984) Economies of Density versus Economies of Scale: why Trunk and Local Service Airline Costs Differ. *The Rand Journal of Economics* 15, Issue 4, 471-489.

[3] CRAVO, B. M. *A alocação de slots e a concorrência no setor de transporte aéreo*.

[4] EVOLUÇÃO do setor aéreo e desafios para o futuro. CNC, 2018. Disponível em: <<http://cnc.org.br/noticias/turismo/evolucao-do-setor-aereo-e-desafios-para-o-futuro>>. Acesso em 14 de nov. de 2018.

[5] FREITAS, A. P. *Análise econométrica da demanda de passageiros em rotas aéreas regionais comerciais no Brasil*. Bagé, 2016.

[6] FYLSTRA, Daniel et al. Design and use of the Microsoft Excel Solver. *Interfaces*, v. 28, n. 5, p. 29-55, 1998.

[7] GUIMARÃES, A. & SALGADO, L. H. (2003) A Regulação do Mercado de Aviação Civil no Brasil. *Notas Técnicas – Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada* (outubro).

[8] KANAFANI, A. *Transportation demand analysis*. 1. ed. New York: McGraw-Hill, 1983

[9] KOVÁCS, Zsolt László. *Redes neurais artificiais*. Editora Livraria da Física, 2002.

- [10] MAAS, Andrew L.; HANNUN, Awni Y.; NG, Andrew Y. Rectifier nonlinearities improve neural network acoustic models. In: Proc. icml. 2013. p. 3
- [11] OUM, T., WATERS II, W. & YONG, J. (1992) Concept of Price Elasticities of Transport Demand and Recent Empirical Estimates: an interpretative survey. Journal of Transport Economics and Policy 26, 139-154.
- [12] PROJEÇÃO de demanda da aviação civil 2017-2037 passageiros, aeronaves e carga. Ministério dos transportes, portos e aviação civil, 2017.
- Disponível em: <<http://www.transportes.gov.br/images/AEROPORTOS/ProjDemandaPress.pdf>>. Acesso em 15 de ago. de 2018.
- [13] RELATÓRIO gerencial. CNT, 2018. Disponível em: <<http://pesquisarodovias.cnt.org.br/Paginas/relatorio-gerencial>>. Acesso em 15 de ago. de 2018.
- [14] TUBB, N.R. (1993) A development path to success in neural computing. Expert Systems Applications, v.9, n.5 , p.5-9.
- [15] Disponível em: <<https://www.valor.com.br/empresas/5326387/gol-avianca-e-azul-avancam-e-latam-perde-mercado-nacional-em-2017>>. Acesso em 20 nov. 2018.

## Anexo A - Rotas aéreas estudadas

CIDADE PÓLO	UF	CIDADE SATÉLITE	UF
SALVADOR	BA	BARREIRAS	BA
SALVADOR	BA	ILHÉUS	BA
SALVADOR	BA	PAULO AFONSO	BA
SALVADOR	BA	PETROLINA	PE
SALVADOR	BA	PORTO SEGURO	BA
SALVADOR	BA	VITÓRIA DA CONQUISTA	BA
FORTALEZA	CE	JUAZEIRO DO NORTE	CE
FORTALEZA	CE	SÃO LUÍS	MA
FORTALEZA	CE	TERESINA	PI
BRASÍLIA	DF	BARREIRAS	BA
BRASÍLIA	DF	RIBEIRÃO PRETO	SP
BRASÍLIA	DF	SÃO JOSÉ DO RIO PRETO	SP
BRASÍLIA	DF	UBERLÂNDIA	MG
SÃO LUÍS	MA	IMPERATRIZ	MA
SÃO LUÍS	MA	TERESINA	PI
BELO HORIZONTE - CONFINS	MG	ARAXÁ	MG
BELO HORIZONTE - CONFINS	MG	CABO FRIO	RJ
BELO HORIZONTE - CONFINS	MG	CALDAS NOVAS	GO

<b>CIDADE PÓLO</b>	<b>UF</b>	<b>CIDADE SATÉLITE</b>	<b>UF</b>
BELO HORIZONTE - CONFINS	MG	FEIRA DE SANTANA	BA
BELO HORIZONTE - CONFINS	MG	GOVERNADOR VALADARES	MG
BELO HORIZONTE - CONFINS	MG	ILHÉUS	BA
BELO HORIZONTE - CONFINS	MG	IPATINGA	MG
BELO HORIZONTE - CONFINS	MG	MONTES CLAROS	MG
BELO HORIZONTE - CONFINS	MG	PORTO SEGURO	BA
BELO HORIZONTE - CONFINS	MG	UBERABA	MG
BELO HORIZONTE - CONFINS	MG	UBERLÂNDIA	MG
BELO HORIZONTE - CONFINS	MG	VITÓRIA DA CONQUISTA	BA
BELO HORIZONTE - PAMPULHA	MG	RIBEIRÃO PRETO	SP
CUIABÁ	MT	ALTA FLORESTA	MT
CUIABÁ	MT	CACOAL	RO
CUIABÁ	MT	SINOP	MT
CUIABÁ	MT	VILHENA	RO
RECIFE	PE	JUAZEIRO DO NORTE	CE
RECIFE	PE	PETROLINA	PE
CURITIBA	PR	CASCADEL	PR

<b>CIDADE PÓLO</b>	<b>UF</b>	<b>CIDADE SATÉLITE</b>	<b>UF</b>
CURITIBA	PR	FOZ DO IGUAÇU	PR
CURITIBA	PR	LONDRINA	PR
CURITIBA	PR	MARINGÁ	PR
RIO DE JANEIRO - GALEÃO	RJ	RIBEIRÃO PRETO	SP
RIO DE JANEIRO - SANTOS DUMONT	RJ	UBERLÂNDIA	MG
PORTO ALEGRE	RS	CHAPECÓ	SC
PORTO ALEGRE	RS	FOZ DO IGUAÇU	PR
PORTO ALEGRE	RS	LONDRINA	PR
PORTO ALEGRE	RS	MARINGÁ	PR
PORTO ALEGRE	RS	PASSO FUNDO	RS
PORTO ALEGRE	RS	PELOTAS	RS
PORTO ALEGRE	RS	SANTA MARIA	RS
PORTO ALEGRE	RS	URUGUAIANA	RS
FLORIANÓPOLIS	SC	CHAPECÓ	SC
CAMPINAS	SP	ARAÇATUBA	SP
CAMPINAS	SP	CALDAS NOVAS	GO
CAMPINAS	SP	CASCADEL	PR
CAMPINAS	SP	CAXIAS DO SUL	RS
CAMPINAS	SP	CHAPECÓ	SC
CAMPINAS	SP	CRICIÚMA	SC
CAMPINAS	SP	DIVINÓPOLIS	MG
CAMPINAS	SP	DOURADOS	MS
CAMPINAS	SP	FOZ DO IGUAÇU	PR
CAMPINAS	SP	JOINVILLE	SC
CAMPINAS	SP	LONDRINA	PR
CAMPINAS	SP	MARÍLIA	SP

<b>CIDADE PÓLO</b>	<b>UF</b>	<b>CIDADE SATÉLITE</b>	<b>UF</b>
CAMPINAS	SP	MARINGÁ	PR
CAMPINAS	SP	PASSO FUNDO	RS
CAMPINAS	SP	PRESIDENTE PRUDENTE	SP
CAMPINAS	SP	RIBEIRÃO PRETO	SP
CAMPINAS	SP	RIO VERDE	GO
CAMPINAS	SP	SÃO JOSÉ DO RIO PRETO	SP
CAMPINAS	SP	TRÊS LAGOAS	MS
CAMPINAS	SP	UBERABA	MG
CAMPINAS	SP	UBERLÂNDIA	MG
SÃO PAULO - CONGONHAS	SP	CALDAS NOVAS	GO
SÃO PAULO - CONGONHAS	SP	CAXIAS DO SUL	RS
SÃO PAULO - CONGONHAS	SP	CHAPECÓ	SC
SÃO PAULO - CONGONHAS	SP	JOINVILLE	SC
SÃO PAULO - CONGONHAS	SP	LONDRINA	PR
SÃO PAULO - CONGONHAS	SP	MARINGÁ	PR
SÃO PAULO - CONGONHAS	SP	PRESIDENTE PRUDENTE	SP
SÃO PAULO - CONGONHAS	SP	RIBEIRÃO PRETO	SP
SÃO PAULO - CONGONHAS	SP	SÃO JOSÉ DO RIO PRETO	SP
SÃO PAULO - CONGONHAS	SP	UBERLÂNDIA	MG
SÃO PAULO - GUARULHOS	SP	CASCADEL	PR
SÃO PAULO - GUARULHOS	SP	CHAPECÓ	SC
SÃO PAULO - GUARULHOS	SP	JOINVILLE	SC
SÃO PAULO - GUARULHOS	SP	LONDRINA	PR
SÃO PAULO - GUARULHOS	SP	MARINGÁ	PR
SÃO PAULO - GUARULHOS	SP	MONTES CLAROS	MG
SÃO PAULO - GUARULHOS	SP	PASSO FUNDO	RS
SÃO PAULO - GUARULHOS	SP	PRESIDENTE PRUDENTE	SP

<b>CIDADE PÓLO</b>	<b>UF</b>	<b>CIDADE SATÉLITE</b>	<b>UF</b>
SÃO PAULO - GUARULHOS	SP	RIBEIRÃO PRETO	SP
SÃO PAULO - GUARULHOS	SP	SÃO JOSÉ DO RIO PRETO	SP
SÃO PAULO - GUARULHOS	SP	TRÊS LAGOAS	MS
SÃO PAULO - GUARULHOS	SP	UBERLÂNDIA	MG

## Anexo B - Resultados

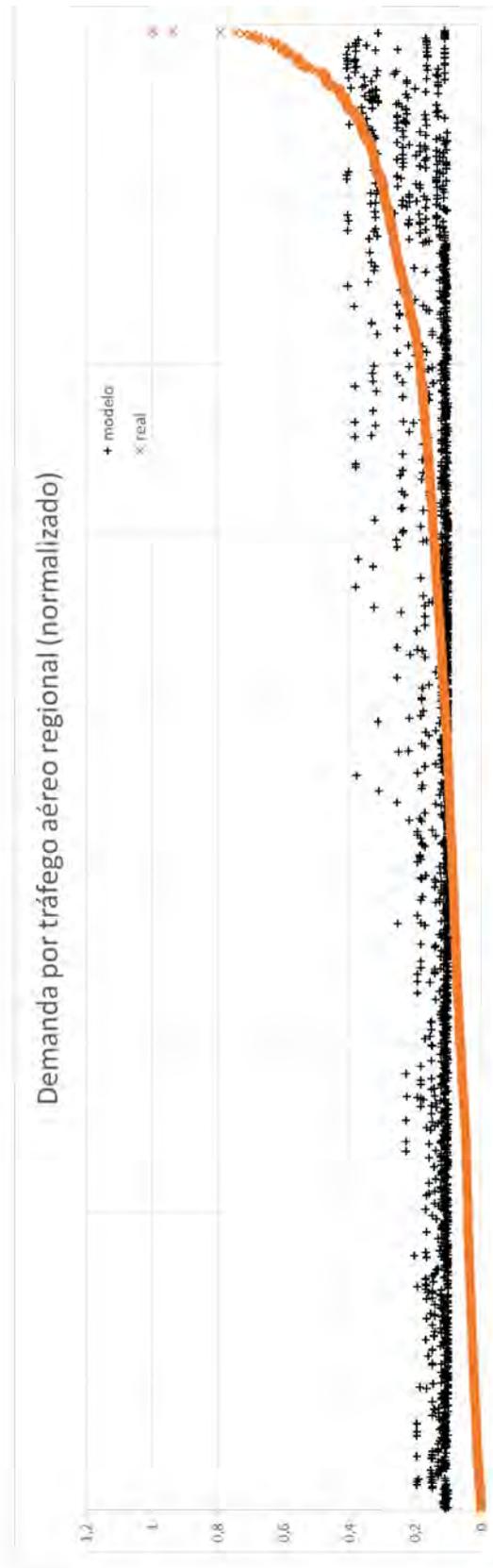


Figura 7.1: Comparação: modelo x real - estrutura 1

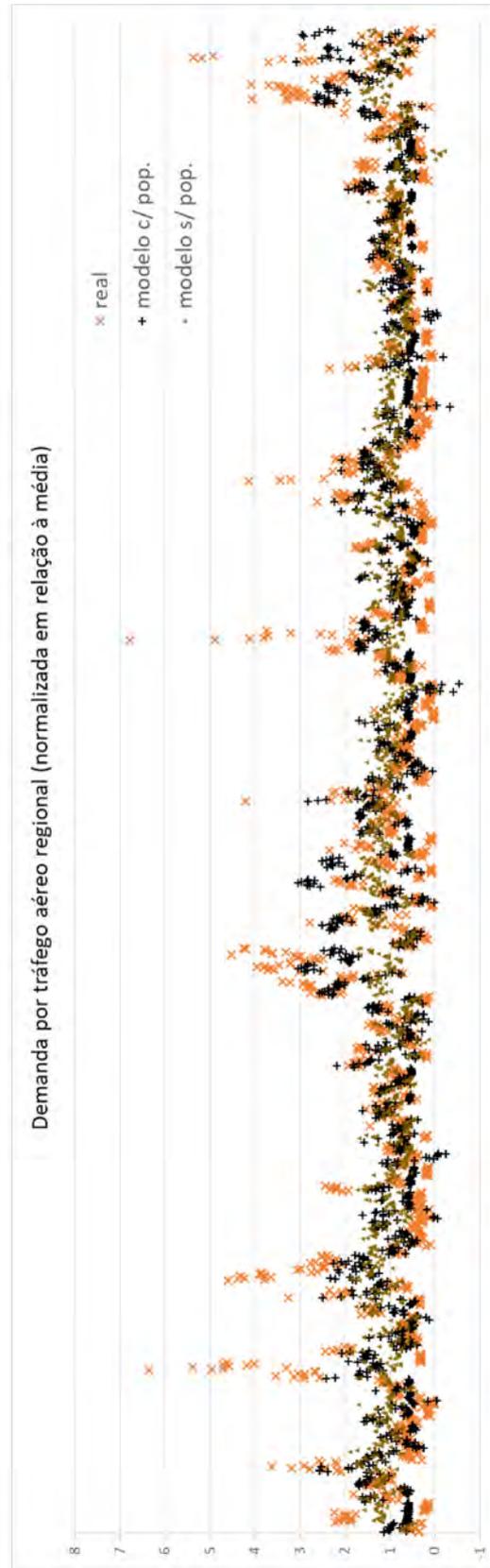


Figura 7.2: Comparação: modelo x real - estrutura 2

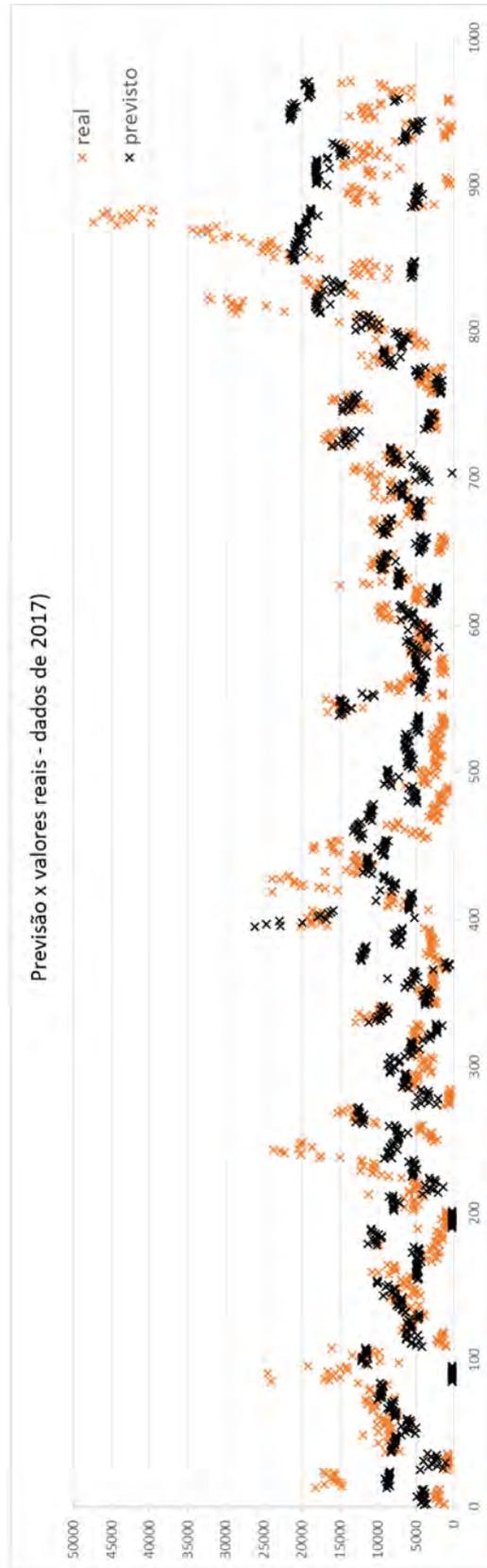


Figura 7.3: Comparação: previsão x dados reais - 2017

**FOLHA DE REGISTRO DO DOCUMENTO**

1. CLASSIFICAÇÃO/TIPO <p align="center">TC</p>	2. DATA <p align="center">08 de novembro de 2018</p>	3. REGISTRO N° <p align="center">DCTA/ITA/TC-036/2018</p>	4. N° DE PÁGINAS <p align="center">58</p>
5. TÍTULO E SUBTÍTULO: <p>Análise da demanda de passageiros em rotas aéreas regionais brasileiras usando redes neurais artificiais.</p>			
6. AUTOR(ES): <p><b>Rodolfo Teixeira Martins</b></p>			
7. INSTITUIÇÃO(ÕES)/ÓRGÃO(S) INTERNO(S)/DIVISÃO(ÕES): <p>Instituto Tecnológico de Aeronáutica – ITA</p>			
8. PALAVRAS-CHAVE SUGERIDAS PELO AUTOR: <p>Transporte aéreo regional, Redes neurais artificiais, Modelo de demanda.</p>			
9. PALAVRAS-CHAVE RESULTANTES DE INDEXAÇÃO: <p>Transporte aéreo; Redes neurais; Planejamento regional; Controle de tráfego aéreo; Transporte.</p>			
10. APRESENTAÇÃO: <p align="right"><b>X Nacional      Internacional</b></p> <p>ITA, São José dos Campos. Curso de Graduação em Engenharia Civil-Aeronáutica. Orientador: Prof. Marcelo Xavier Guterres. Publicado em 2018.</p>			
11. RESUMO: <p>Transporte aéreo regional possui uma dinâmica marcada por alguns fatores que fornecem contornos próprios do funcionamento da oferta e da demanda desta atividade e, por ser um setor estratégico para a integração nacional e para o desenvolvimento do país, faz-se necessário analisar a quais variáveis está sujeita a demanda por passageiros. No presente estudo, empregamos estruturas simples de redes neurais artificiais do tipo MLP (Multi- Layer Perceptron) para modelar a demanda por tráfego aéreo regional no Brasil a partir de doze variáveis: tarifa média dos voos, mês, distância entre os aeródromos, Índice de Preços ao Consumidor (IPCA), população estimada, densidade demográfica estimada, Índice Firjan de Desenvolvimento Municipal (IFDM) e número de matrículas no ensino superior dos municípios de origem e destino. Foram analisadas 92 rotas aéreas regulares entre 56 municípios brasileiros. Os resultados encontrados poderão contribuir com o mercado da aviação regional e com estudos posteriores similares.</p>			
12. GRAU DE SIGILO: <p align="center"><b>(X) OSTENSIVO      ( ) RESERVADO      ( ) SECRETO</b></p>			