

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM  
CIÊNCIA E TECNOLOGIA DA COMPUTAÇÃO**

**Reconhecimento de Padrões para a Previsão de Séries Temporais  
da Dinâmica de Voo de um Helicóptero**

**Pedro Fernandes Junior**

**Itajubá, janeiro de 2018**

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM  
CIÊNCIA E TECNOLOGIA DA COMPUTAÇÃO**

**Pedro Fernandes Junior**

**Reconhecimento de Padrões para a Previsão de Séries Temporais  
da Dinâmica de Voo de um Helicóptero**

**Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Ciência e Tecnologia da Computação como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciências em Ciência e Tecnologia da Computação.**

**Área de Concentração: Matemática da Computação**

**Orientador: Prof. Dr. Alexandre Carlos Brandão Ramos**

**Co-Orientador: Prof. Dr. Marcelo Santiago de Sousa**

**Itajubá  
Janeiro de 2018**

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM  
CIÊNCIA E TECNOLOGIA DA COMPUTAÇÃO**

**Pedro Fernandes Junior**

**Reconhecimento de Padrões para a Previsão de Séries Temporais  
da Dinâmica de Voo de um Helicóptero**

Dissertação aprovada por banca examinadora em 15 de dezembro de 2017, conferindo ao autor o título de *Mestre em Ciências em Ciência e Tecnologia da Computação*.

**Banca Examinadora:**

Prof. Dr. Alexandre Carlos Brandão Ramos  
(Orientador)

Prof. Dr. Edison Oliveira de Jesus

Prof. Dr. Bruno Guazzelli Batista

*Dedicado especialmente aos meus pais, Pedro e Yara.*

## **Agradecimentos**

Agradeço primeiramente a Deus pelo privilégio da vida e também aos meus pais, familiares e amigos e em especial aos meus orientadores, Prof. Dr. Alexandre Carlos Brandão Ramos e Prof. Dr. Marcelo Santiago de Sousa.

Também quero expressar meus agradecimentos à Universidade Federal de Itajubá, aos alunos e professores, funcionários e todas as pessoas envolvidas e dedicadas ao desenvolvimento do ensino em cada aspecto, que deste modo contribuem para que seja mantido um ambiente adequado ao bom aproveitamento das atividades acadêmicas, e à Fundação de Amparo a Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG) pelo auxílio financeiro fornecido para o desenvolvimento desta pesquisa.

## RESUMO

**FERNANDES JR., P.** *Reconhecimento de Padrões para a Previsão de Séries Temporais da Dinâmica de Voo de um Helicóptero*, Itajubá, 111 f. Dissertação (Mestrado em Ciência e Tecnologia da Computação) – Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2018.

Este trabalho propõe a utilização de técnicas de reconhecimento de padrões e aprendizado de máquina para a previsão de séries temporais da dinâmica de voo de um helicóptero, demonstrando a viabilidade desta abordagem por meio do desenvolvimento de um sistema capaz de gerar previsões com base no reconhecimento de padrões em exemplos conhecidos.

Há diversas aplicações da modelagem da dinâmica de voo de um helicóptero, como em sistemas para treinamento de pilotos e em pesquisas para o desenvolvimento de aeronaves, o que demonstra a importância de estudos nesta área.

Inicialmente, o contexto da pesquisa é apresentado, focando especialmente no cenário atual da utilização de helicópteros no Brasil. Então, os fundamentos teóricos quanto à aerodinâmica, mecânica de voo e comandos de voo de um helicóptero são apresentados para justificar a estrutura de desenvolvimento do sistema. Em seguida, o trabalho apresenta brevemente os conceitos aplicados e as especificações do sistema desenvolvido, assim como suas características, critérios e métodos utilizados. Finalmente, os resultados obtidos são apresentados, demonstrando a possibilidade de utilização dos métodos propostos e as conclusões trazem uma análise comparativa entre as proposições do trabalho e os resultados obtidos, indicando também melhorias previstas para trabalhos futuros.

**Palavras-chave:** reconhecimento de padrões, helicóptero, dinâmica de voo.

## ABSTRACT

**FERNANDES JR., P.** *Pattern Recognition for Time Series Forecasting of Flight Dynamics of a Helicopter*, Itajubá, 111 p. Dissertation (M.Sc. in Computer Science and Technology) – Federal University of Itajubá, Itajubá, 2017.

This work proposes the use of pattern recognition and machine learning techniques to predict the time series of a helicopter's flight dynamics, demonstrating the feasibility of this approach by developing a system capable of generating predictions based on the recognition of patterns in known examples.

There are several applications of modeling the flight dynamics of a helicopter, such as systems for pilot training and research for aircraft development, which demonstrates the importance of studies in this area.

Initially, the context of the research is presented, focusing especially on the current scenario of the use of helicopters in Brazil. So the theoretical underpinnings of aerodynamics, flight mechanics, and flight commands of a helicopter are presented to justify the system development framework. So this work presents some concepts and specifications applied to the developed system, as its characteristics, criteria and methods used. Finally, the obtained results are presented, demonstrating the possibility of using the proposed methods and the conclusions bring a comparative analysis between the propositions of the work and the results obtained, indicating also improvements foreseen for future work.

**Keywords:** pattern recognition, helicopter, flight dynamics.

## Lista de Figuras

Figura 1.1 Acidentes aéreos ocorridos no Brasil entre 2006 e 2015 .....	2
Figura 1.2 Relação entre fatalidades e acidentes aéreos ocorridos no Brasil entre 2006 e 2015	3
Figura 1.3 Relação do número de acidentes em voo de helicópteros no Brasil entre 2006 e 2015 .....	3
Figura 1.4 Relação entre fatalidades e acidentes em voo de helicópteros no Brasil entre 2006 e 2015 .....	4
Figura 2.1 Elementos de um perfil aerodinâmico. ....	7
Figura 2.2 Ângulos de ataque e de incidência. ....	8
Figura 2.3 Quatro forças atuantes durante o voo. ....	8
Figura 2.4 Sistema de coordenadas do corpo rígido. ....	9
Figura 2.5 – O movimento da alavanca do coletivo muda o ângulo de incidência na mesma quantidade em todas as pás do rotor principal. Fonte: (FAA - FEDERAL AVIATION ADMINISTRATION;, 2014). ....	10
Figura 2.6 - Controle do comando cíclico. Fonte: adaptado de (FAA - FEDERAL AVIATION ADMINISTRATION;, 2014). ....	11
Figura 2.7 - Os pedais compensam o torque e controlam a direção do helicóptero. Fonte: (FAA - FEDERAL AVIATION ADMINISTRATION;, 2014). ....	11
Figura 2.8 Estrutura modular para a modelagem matemática da dinâmica de voo de um helicóptero. ....	13
Figura 3.1 – Representação básica de um neurônio artificial de uma RNA. ....	25
Figura 4.1 - Exemplo de séries temporais diferentes que representam a variável $a_0$ durante uma manobra de resposta ao comando coletivo a 1000 m de altitude inicial em diferentes velocidades. Onde $a_{030}$ , $a_{045}$ e $a_{060}$ são relativos às amostras com velocidade inicial a 30 m/s, 45 m/s e 60 m/s, respectivamente. ....	27
Figura 4.2 - Diagrama de blocos do algoritmo básico do sistema proposto. ....	29
Figura 4.3 – Exemplo de representação gráfica do comando do passo cíclico longitudinal do rotor principal ( $\theta_{1s}$ ) durante a realização de uma manobra de resposta ao comando coletivo. ....	34
Figura 5.1 – Comando do passo cíclico longitudinal do rotor principal ( $\theta_{1s}$ ) para a simulação de uma manobra de resposta ao comando coletivo. ....	44
Figura 5.2 – Comando do passo cíclico longitudinal do rotor principal ( $\theta_{1s}$ ) para a simulação de uma manobra de resposta a um comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal. ....	44



Figura 5.3 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável $a_0$ durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	45
Figura 5.4 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável $a_0$ durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição $c = [45,1000, rtcol]$ . ....	45
Figura 5.5 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável $a_0$ durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	46
Figura 5.6 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável $a_0$ durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, para a condição $c = [45,1000, rtlcd]$ . ....	46
Figura 5.7 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável $a_1$ durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	47
Figura 5.8 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável $a_1$ durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição $c = [45,1000, rtcol]$ . ....	47
Figura 5.9 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável $a_1$ durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	48
Figura 5.10 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável $a_1$ durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, para a condição $c = [45,1000, rtlcd]$ . ....	48
Figura 5.11 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável $\alpha$ durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	49
Figura 5.12 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável $\alpha$ durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição $c = [45,1000, rtcol]$ . ....	49
Figura 5.13 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável $\alpha$ durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	50

Figura 5.14 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável <i>alfa</i> durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, para a condição $c = [45,1000, rtlcd]$ . .....	50
Figura 5.15 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável <i>altitude</i> durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	51
Figura 5.16 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável <i>altitude</i> durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição $c = [45,1000, ricol]$ . .....	51
Figura 5.17 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável <i>altitude</i> durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	52
Figura 5.18 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável <i>altitude</i> durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, para a condição $c = [45,1000, rtlcd]$ . .....	52
Figura 5.19 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável <i>b1</i> durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	53
Figura 5.20 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável <i>b1</i> durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição $c = [45,1000, ricol]$ . .....	53
Figura 5.21 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável <i>b1</i> durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	54
Figura 5.22 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável <i>b1</i> durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, para a condição $c = [45,1000, rtlcd]$ . .....	54
Figura 5.23 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável <i>beta</i> durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	55
Figura 5.24 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável <i>beta</i> durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição $c = [45,1000, ricol]$ . .....	55

Figura 5.25 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\beta$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....56

Figura 5.26 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $\beta$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45,1000, rtlcd]$ . ....56

Figura 5.27 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $f_i$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....57

Figura 5.28 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $f_i$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45,1000, ricol]$ . ....57

Figura 5.29 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $f_i$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....58

Figura 5.30 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $f_i$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45,1000, rtlcd]$ . ....58

Figura 5.31 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\lambda_0$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....59

Figura 5.32 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $\lambda_0$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45,1000, ricol]$ . ....59

Figura 5.33 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\lambda_0$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....60

Figura 5.34 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $\lambda_0$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45,1000, rtlcd]$ . ....60

Figura 5.35 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\lambda_{otr}$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....61

Figura 5.36 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável $\lambda_{0tr}$ durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição $c = [45,1000, r_{tcol}]$ .	61
Figura 5.37 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável $\lambda_{0tr}$ durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.	62
Figura 5.38 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável $\lambda_{0tr}$ durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, para a condição $c = [45,1000, r_{tlcd}]$ .	62
Figura 5.39 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável $p$ durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.	63
Figura 5.40 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável $p$ durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição $c = [45,1000, r_{tcol}]$ .	63
Figura 5.41 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável $p$ durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.	64
Figura 5.42 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável $p$ durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, para a condição $c = [45,1000, r_{tlcd}]$ .	64
Figura 5.43 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável $\psi$ durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.	65
Figura 5.44 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável $\psi$ durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição $c = [45,1000, r_{tcol}]$ .	65
Figura 5.45 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável $\psi$ durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.	66
Figura 5.46 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável $\psi$ durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, para a condição $c = [45,1000, r_{tlcd}]$ .	66

Figura 5.47 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável $q$ durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	67
Figura 5.48 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável $q$ durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição $c = [45,1000, rtcol]$ . ....	67
Figura 5.49 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável $q$ durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	68
Figura 5.50 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável $q$ durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, para a condição $c = [45,1000, rtlcd]$ . ....	68
Figura 5.51 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável $r$ durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	69
Figura 5.52 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável $r$ durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição $c = [45,1000, rtcol]$ . ....	69
Figura 5.53 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável $r$ durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	70
Figura 5.54 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável $r$ durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, para a condição $c = [45,1000, rtlcd]$ . ....	70
Figura 5.55 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável $\theta$ durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	71
Figura 5.56 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável $\theta$ durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição $c = [45,1000, rtcol]$ . ....	71
Figura 5.57 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável $\theta$ durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	72

Figura 5.58 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável <i>theta</i> durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, para a condição $c = [45,1000, rtlcd]$ .....	72
Figura 5.59 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável <i>u</i> durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	73
Figura 5.60 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável <i>u</i> durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição $c = [45,1000, rtcol]$ .....	73
Figura 5.61 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável <i>u</i> durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	74
Figura 5.62 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável <i>u</i> durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, para a condição $c = [45,1000, rtlcd]$ .....	74
Figura 5.63 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável <i>v</i> durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	75
Figura 5.64 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável <i>v</i> durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição $c = [45,1000, rtcol]$ .....	75
Figura 5.65 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável <i>v</i> durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	76
Figura 5.66 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável <i>v</i> durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, para a condição $c = [45,1000, rtlcd]$ .....	76
Figura 5.67 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável <i>velocidade</i> durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	77
Figura 5.68 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável <i>velocidade</i> durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição $c = [45,1000, rtcol]$ . ....	77

Figura 5.69 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável <i>velocidade</i> durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	78
Figura 5.70 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável <i>velocidade</i> durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, para a condição $c = [45,1000, rtlcd]$ . ....	78
Figura 5.71 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável $w$ durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	79
Figura 5.72 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável $w$ durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição $c = [45,1000, ricol]$ . ....	79
Figura 5.73 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável $w$ durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	80
Figura 5.74 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável $w$ durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, para a condição $c = [45,1000, rtlcd]$ . ....	80
Figura 5.75 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável $x$ durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	81
Figura 5.76 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável $x$ durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição $c = [45,1000, ricol]$ . ....	81
Figura 5.77 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável $x$ durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	82
Figura 5.78 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável $x$ durante a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal, para a condição $c = [45,1000, rtlcd]$ . ....	82
Figura 5.79 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável $y$ durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente. ....	83

- Figura 5.80 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $y$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45, 1000, r\text{col}]$ ..... 83
- Figura 5.81 – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $y$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente..... 84
- Figura 5.82 – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $y$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45, 1000, r\text{lcd}]$ ..... 84



## Lista de Tabelas

Tabela 1.1 – Principais fatores contribuintes para a ocorrência de acidentes aéreos no Brasil entre 2006 e 2015 .....	5
Tabela 2.1 – Propriedades gerais do modelo Bo-105.....	16
Tabela 2.2 – Parâmetros do rotor principal do modelo Bo-105. ....	16
Tabela 2.3 – Parâmetros do rotor de cauda do modelo Bo-105. ....	16
Tabela 2.4 – Parâmetros da fuselagem do modelo Bo-105. ....	17
Tabela 2.5 – Parâmetros da cauda horizontal do modelo Bo-105.....	17
Tabela 2.6 – Parâmetros da cauda vertical do modelo Bo-105. ....	17
Tabela 2.7 – Parâmetros dos atuadores do modelo Bo-105. ....	17
Tabela 4.1 – Descrição das variáveis consideradas nas amostras. ....	26
Tabela 4.2 – Exemplo de multiplicidade de dados referenciados ao mesmo instante devido à limitação da precisão do valor atribuído aos instantes de tempo. ....	31
Tabela 4.3 – Exemplo de representação de um modelo por partes de acordo com a estrutura proposta. ....	34
Tabela 5.1 – Resultados obtidos quanto ao erro observado entre as previsões geradas pelo sistema proposto e os valores gerados pelo simulador para a manobra de resposta ao comando coletivo. ....	85
Tabela 5.2 – Resultados obtidos quanto ao erro observado entre as previsões geradas pelo sistema proposto e os valores gerados pelo simulador de voo, para a manobra de resposta ao comando <i>doublet</i> do cíclico longitudinal. ....	86

## Lista de Abreviaturas

ARIMA	<i>AutoRegressive Integrated Moving Average</i> (modelo auto-regressivo integrado de médias móveis)
CENIPA	Centro de Investigação e Prevenção de Acidentes Aeronáuticos
DOF	<i>Degrees Of Freedom</i> (Graus de liberdade)
EOM	<i>Equations Of Motion</i> (Equações de movimento)
IA	Inteligência Artificial
NED	<i>North – East – Down</i> (Sistema de referência norte-leste-abaixo)
RNA	Rede Neural Artificial
SVM	<i>Support Vector Machine</i> (máquina de vetores de suporte)

# SUMÁRIO

RESUMO .....	VI
ABSTRACT .....	VII
Lista de Figuras .....	VIII
Lista de Tabelas .....	XVII
Lista de Abreviaturas.....	XVIII
1. INTRODUÇÃO.....	1
1.1 Considerações Iniciais .....	1
1.2 Contexto da Pesquisa e Motivação .....	1
1.3 Contribuições e Objetivos da Pesquisa .....	6
1.4 Visão Geral da Pesquisa .....	6
2. FUNDAMENTOS E CONCEITOS DA APLICAÇÃO: DINÂMICA DE VOO DE UM HELICÓPTERO.....	7
2.1 Considerações Iniciais .....	7
2.2 Aerodinâmica Básica e Comandos de Voo do Helicóptero.....	7
2.3 Modelagem Não-Linear da Dinâmica de Voo .....	12
2.3.1 Equações de Movimento .....	13
2.3.2 Parâmetros de voo do modelo <i>Bolkow Bo-105</i> .....	15
2.4 Considerações Finais .....	18
3. PRINCIPAIS CONCEITOS APLICADOS NO DESENVOLVIMENTO DO SISTEMA	19
3.1 Considerações Iniciais .....	19
3.2 Séries Temporais.....	19
3.2.1 Previsão de Séries Temporais.....	20
3.3 Aprendizado de Máquina.....	21
3.3.1 Aprendizado de máquina na atualidade.....	21
3.3.2 Reconhecimento de padrões .....	22

3.3.2.1	Correspondência entre modelos .....	23
3.3.2.2	Classificação Estatística .....	24
3.3.2.3	Correspondência Sintática.....	24
3.3.2.4	Redes Neurais Artificiais .....	25
4.	ESPECIFICAÇÕES DO SISTEMA.....	26
4.1	Objetivo da Aplicação .....	26
4.2	Funcionamento do Sistema.....	28
4.2.1	Descrição das etapas do pré-processamento.....	30
4.2.2	Descrição das etapas do reconhecimento de padrões .....	33
4.2.3	Descrição das etapas finais .....	41
5.	RESULTADOS OBTIDOS.....	42
5.1	Considerações Iniciais .....	42
5.2	Planejamento dos experimentos.....	42
5.3	Previsões geradas pelo sistema .....	44
5.3.1	Variável $a_0$ .....	45
5.3.2	Variável $a_1$ .....	47
5.3.3	Variável $\alpha$ .....	49
5.3.4	Variável $altitude$ .....	51
5.3.5	Variável $b_1$ .....	53
5.3.6	Variável $\beta$ .....	55
5.3.7	Variável $f_i$ .....	57
5.3.8	Variável $\lambda_0$ .....	59
5.3.9	Variável $\lambda_{0tr}$ .....	61
5.3.10	Variável $p$ .....	63
5.3.11	Variável $\psi$ .....	65
5.3.12	Variável $q$ .....	67
5.3.13	Variável $r$ .....	69

5.3.14	Variável <i>theta</i> .....	71
5.3.15	Variável <i>u</i> .....	73
5.3.16	Variável <i>v</i> .....	75
5.3.17	Variável <i>velocidade</i> .....	77
5.3.18	Variável <i>w</i> .....	79
5.3.19	Variável <i>x</i> .....	81
5.3.20	Variável <i>y</i> .....	83
5.3.21	Resultados e discussões .....	85
6.	CONCLUSÕES .....	87
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	88

# 1. INTRODUÇÃO

## 1.1 Considerações Iniciais

Este capítulo apresenta o contexto da pesquisa, a motivação para seu desenvolvimento, as contribuições e objetivos pretendidos e a estrutura da pesquisa desenvolvida neste trabalho.

## 1.2 Contexto da Pesquisa e Motivação

Esta seção apresenta o cenário da utilização de helicópteros no Brasil, bem como um levantamento sobre o histórico recente de incidentes aéreos no país, com destaque para ocorrências em missões de voo de helicópteros, demonstrando a importância de ações para a melhoria na segurança das operações neste contexto.

Os principais clientes das empresas fabricantes de helicópteros no Brasil são: as empresas de táxi aéreo; as transportadoras *offshore*, que fazem o transporte regular de trabalhadores entre as bases operacionais em terra e as plataformas marítimas, como na indústria de petróleo e gás (GOMES, FONSECA e QUEIROZ, 2013); grandes corporações com frotas próprias de aeronaves corporativas; operadores individuais; e operadores públicos, tais como bombeiros, serviços de resgate médico, serviços policiais, entre outros. A diversidade de perfis de clientes se explica pelas características especiais do helicóptero, como a possibilidade de decolar e pousar em qualquer local ou estrutura que suporte seu peso. É também capaz de executar o “voo pairado” (*hovering*), que possibilita sua utilização como plataforma de observação, útil em diversos cenários, como em coberturas jornalísticas, por exemplo. Devido a suas características, pode ainda ser utilizado na busca e resgate de vítimas em diversos tipos de ocorrências. Sua versatilidade, no entanto, exige um preço alto a pagar, devido a seu consumo energético elevado, custos de manutenção, formação e treinamento mais exigentes dos pilotos e demandas mais críticas quanto à segurança de voo – em comparação às aeronaves de asa fixa (GOMES, FONSECA e QUEIROZ, 2013).

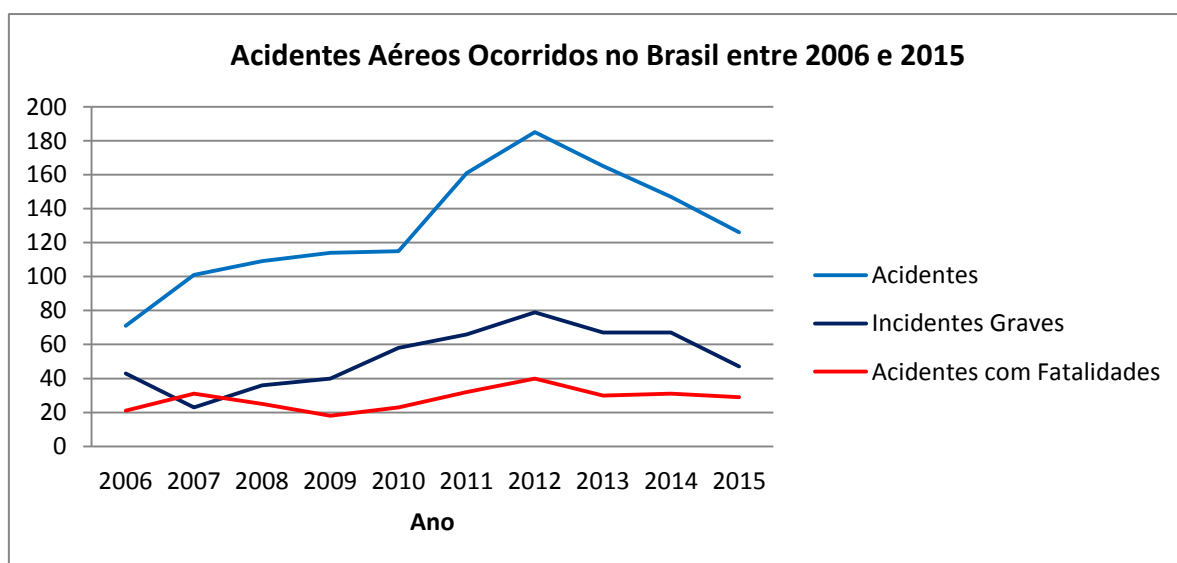
Apesar de seu custo e demandas operacionais comparativamente elevadas em relação às aeronaves convencionais, a indústria de helicópteros tem crescido nos últimos anos,

especialmente no Brasil. O país já figura entre os detentores das maiores frotas do mundo, contando com a quarta maior frota de helicópteros em 2015. Neste contexto, pode-se destacar que a cidade de São Paulo possui atualmente a maior frota de helicópteros do mundo, muito a frente de outras metrópoles como, por exemplo, Nova Iorque (H., 2016).

Com o crescimento da frota, naturalmente crescem também as demandas decorrentes de sua utilização, e como já foi mencionado, as atividades no âmbito da utilização de helicópteros são geralmente mais custosas que as correspondentes na utilização de aeronaves de asas fixas, por exemplo. Portanto, é necessário que haja suficiente disponibilidade de profissionais – pilotos, por exemplo – bem treinados para atender à grande demanda.

A questão da segurança nas missões de voo, sempre importante, torna-se cada vez mais prioritária, uma vez que acidentes envolvendo aeronaves geralmente podem trazer graves consequências, tanto pela ocorrência de perdas humanas como também perdas materiais significativas. De acordo com recentes relatórios sobre ocorrências de acidentes aeronáuticos, disponibilizados pelo CENIPA (Centro de Investigação e Prevenção de Acidentes Aeronáuticos) (ALMEIDA, FARIAS, *et al.*, 2016; ALMEIDA, NASCIMENTO e FARIAS, 2016), podem-se observar vários dados importantes relativos a este assunto referentes ao período entre os anos de 2006 a 2015, como apresentados a seguir.

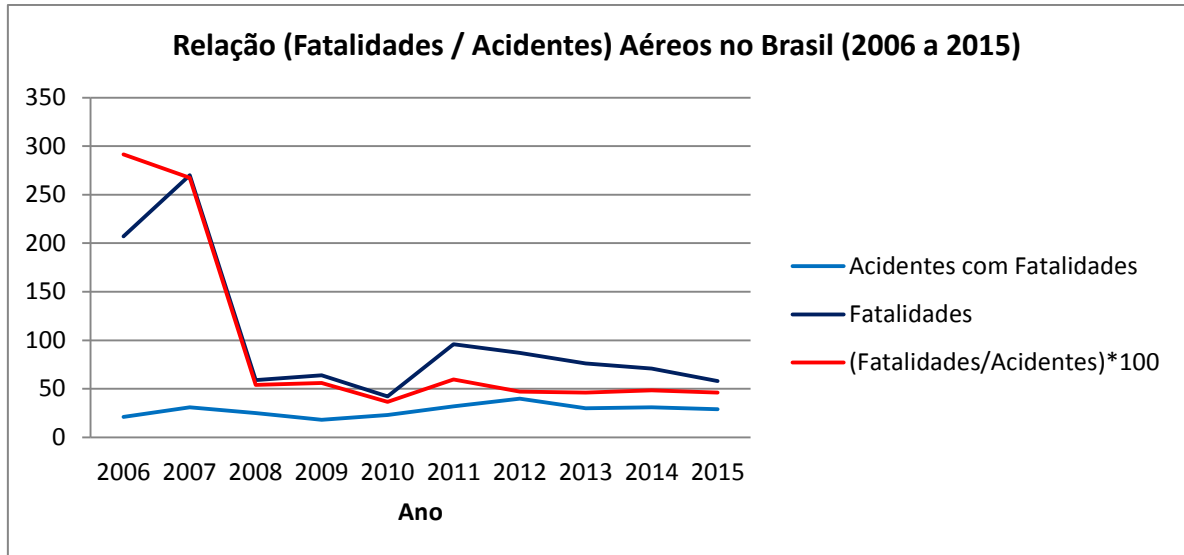
Na Figura 1.1, pode-se observar que desde 2007 há registros de mais de 100 ocorrências de acidentes aéreos por ano, com pico no ano de 2012 (185 acidentes) e, apesar de uma tendência de redução na ocorrência de acidentes nos últimos anos, o ano de 2015 teve ainda o registro de 126 acidentes aéreos no Brasil.



**Figura 1.1** Acidentes aéreos ocorridos no Brasil entre 2006 e 2015

Fonte: Adaptado de Almeida, Farias, Santos *et al.* (2016).

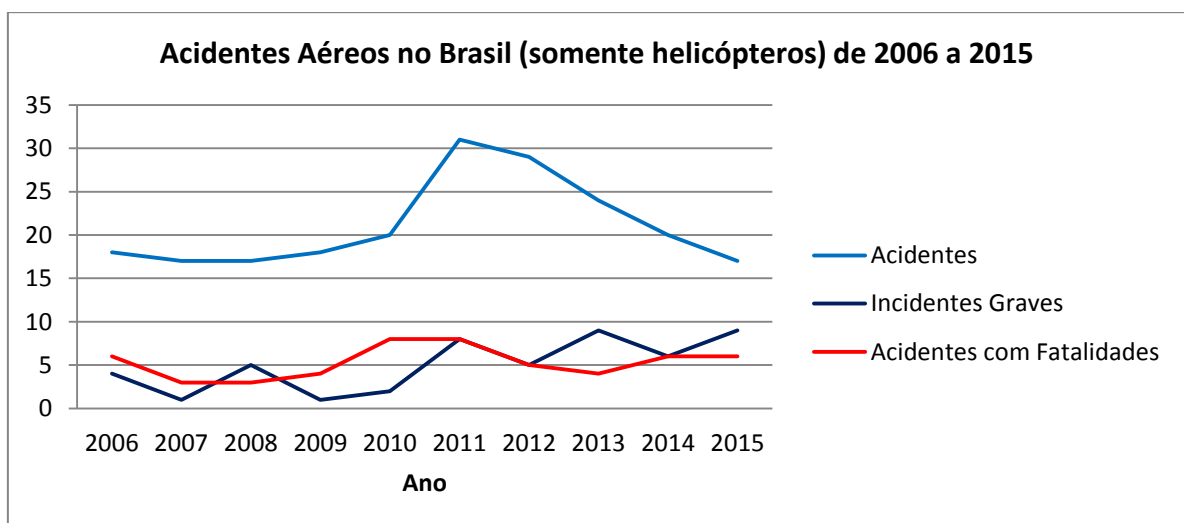
A Figura 1.2 destaca a relação entre fatalidades e acidentes ocorridos no Brasil entre 2006 e 2015. Pode-se notar uma queda substancial na relação entre fatalidades e acidentes a partir do ano de 2008, e que este índice manteve-se em aproximadamente 50 fatalidades a cada 100 acidentes desde aquele ano.



**Figura 1.2** Relação entre fatalidades e acidentes aéreos ocorridos no Brasil entre 2006 e 2015

Fonte: Adaptado de Almeida, Farias, Santos *et al.* (2016).

Na Figura 1.3 são apresentados os dados referentes aos incidentes aéreos envolvendo especificamente helicópteros, conforme dados apresentados por um sumário estatístico do CENIPA (ALMEIDA, NASCIMENTO e FARIAS, 2016).

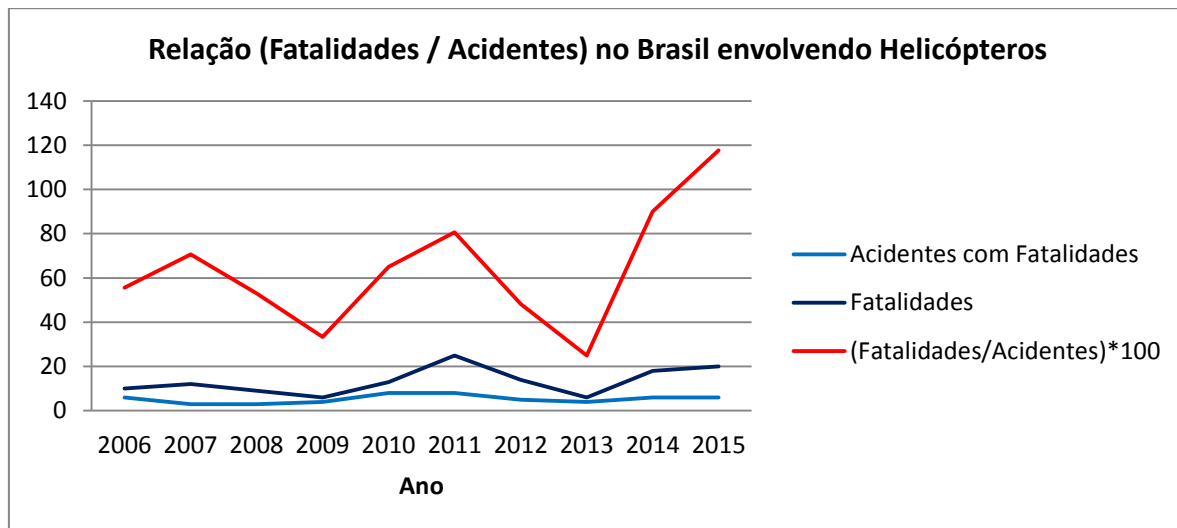


**Figura 1.3** Relação do número de acidentes em voo de helicópteros no Brasil entre 2006 e 2015

Fonte: Adaptado de Almeida, Farias *et al.* (2016).



A Figura 1.4 mostra a relação entre as fatalidades e acidentes ocorridos no Brasil em missões de voo de helicópteros em anos recentes.



**Figura 1.4** Relação entre fatalidades e acidentes em voo de helicópteros no Brasil entre 2006 e 2015

Fonte: Adaptado de Almeida, Farias *et al.* (2016).

A partir dos dados apresentados nas Figuras 1.1 a 1.4, podem ser inferidas as médias de ocorrências envolvendo helicópteros em comparação ao total de ocorrências aéreas no Brasil no período verificado (entre os anos de 2006 a 2015), sendo, portanto, as seguintes: cerca de 16,753% do total de acidentes corresponderam a acidentes envolvendo helicópteros; cerca de 9,347% dos incidentes graves do total referem-se a ocorrências em missões de voo de helicópteros; acidentes fatais em voos de helicóptero correspondem a cerca de 19,813% do total de acidentes com fatalidades, em média, no período; cerca de 17,472% das fatalidades em acidentes aéreos no Brasil ocorreram em missões de voo de helicópteros naquele período; e, no Brasil, a relação entre fatalidades e acidentes ocorridos em missões de voo de helicópteros foi cerca de 11,471% maior que a relação entre fatalidades e acidentes ocorridos em missões de voo de aeronaves em geral, no período considerado (sendo que nos anos de 2014 e 2015, a relação de fatalidades e acidentes ocorridos foi, respectivamente, 86,338% e 155,578% maior nas ocorrências em voos de helicópteros que a relação observada em ocorrências de voos de aeronaves em geral).

Deste modo, pode-se dizer que parte significativa dos acidentes aéreos ocorridos no Brasil nos últimos anos ocorreu em missões de voo de helicópteros (cerca de um em cada seis acidentes e um em cada cinco acidentes com fatalidades) e um fator destacado é que a relação

entre fatalidades e acidentes foi maior nas missões de voo de helicópteros, principalmente nos últimos anos.

A Tabela 1.1 apresenta os principais fatores contribuintes para a ocorrência de acidentes aéreos no Brasil entre os anos de 2006 e 2015, tanto em termos gerais como também especificamente quanto a ocorrências em missões de voo de helicópteros, de acordo com relatórios finais do CENIPA (ALMEIDA, FARIAS, *et al.*, 2016; ALMEIDA, NASCIMENTO e FARIAS, 2016).

**Tabela 1.1** – Principais fatores contribuintes para a ocorrência de acidentes aéreos no Brasil entre 2006 e 2015

<b>Tipos de aeronaves envolvidas nos acidentes</b>	<b>Julgamento de Pilotagem</b>	<b>Supervisão Gerencial</b>	<b>Planejamento de Voo</b>	<b>Aplicação de Comandos</b>
<b>Acidentes Aéreos em Geral</b>	448	329	300	261
<b>Acidentes envolvendo Helicópteros</b>	83	59	57	51

Fonte: Adaptado de Almeida, Farias, Santos *et al.* (2016) e Almeida, Farias *et al.* (2016).

Os dados apresentados reforçam a importância do desenvolvimento de ações que tenham como objetivo diminuir a ocorrência de acidentes aéreos, tais como avanços no desenvolvimento de sistemas para auxílio no controle da aeronave e no desenvolvimento de sistemas para treinamento de pilotos, por exemplo.

Quanto a este último, é importante mencionar que o uso de simuladores de voo para o treinamento de pilotos apresenta vantagens quanto ao custo, muito menor quando comparado ao custo de voo em uma aeronave real (ainda que não se possa utilizar somente o simulador durante o treinamento, pois este não substitui a experiência da prática real de voo), além de proporcionar um ambiente seguro mesmo para a prática de manobras arriscadas (MELO e TADEUCCI, 2010). Portanto, o investimento em simuladores de voo cada vez mais realísticos se justifica pelas vantagens mencionadas, e de fato já existem diversos trabalhos realizados com o objetivo de incrementar o desenvolvimento do treinamento dos procedimentos do piloto no interior da cabine da aeronave por meio do uso de simuladores de voo (RAMOS, 2006; RYDER, SANTARELLI, *et al.*, 2000; GO, BÜRKI-COHEN e SOJA, 2000).

Adicionalmente, pesquisas anteriores indicam que o uso de métodos de inteligência artificial, como redes neurais artificiais, podem ser empregados eficientemente em aplicações que partem do uso de modelos da dinâmica de voo, especialmente por suas características, como por sua capacidade de generalização, que é particularmente vantajosa no tratamento dos casos de situações imprevistas em comparação a modelos convencionais, e por reproduzirem

relações causais mesmo em casos de sistemas muito complexos (LU, FAYE, *et al.*, 2007; GHOSH e RAISINGHANI, 2001; LINSE e STENGEL, 1993).

Portanto, as principais motivações para o desenvolvimento deste trabalho são relativas a contribuir por apresentar técnicas que possam ser usadas em novos estudos relativos à dinâmica de voo de helicópteros, uma vez que tais estudos podem contribuir no desenvolvimento de sistemas para auxílio no controle de voo de helicópteros e para treinamento de pilotos, os quais podem contribuir para minimizar o risco de acidentes.

### **1.3 Contribuições e Objetivos da Pesquisa**

Este trabalho visa contribuir por propor uma metodologia aplicada ao desenvolvimento de um sistema capaz de gerar previsões sobre o comportamento da dinâmica de voo de um helicóptero em diferentes condições de voo e durante a realização de diferentes manobras, e que possa ser adaptado para o estudo sobre diferentes modelos de helicópteros.

Os principais objetivos deste trabalho são: desenvolver um sistema (de *software*), com o uso de técnicas relacionadas às abordagens de aprendizado de máquina e de reconhecimento de padrões, que possa gerar dados precisos (de acordo com o escopo), para aplicações que utilizem dados referentes à dinâmica de voo de um helicóptero durante a realização de manobras, e apresentar o processo de desenvolvimento e características deste sistema.

### **1.4 Visão Geral da Pesquisa**

O Capítulo 2 apresenta alguns dos principais conceitos sobre a aerodinâmica e os comandos de voo de um helicóptero, bem como a representação modular para a modelagem não-linear da dinâmica de voo de um helicóptero e os parâmetros de voo do modelo de helicóptero utilizado no sistema desenvolvido para este trabalho. O Capítulo 3 apresenta as definições dos principais conceitos utilizados para o desenvolvimento do sistema. O Capítulo 4 descreve o método de desenvolvimento do sistema. O Capítulo 5 apresenta os resultados obtidos pelo sistema desenvolvido. Nas conclusões (Capítulo 6), o trabalho é avaliado quanto aos objetivos pretendidos e o material apresentado.

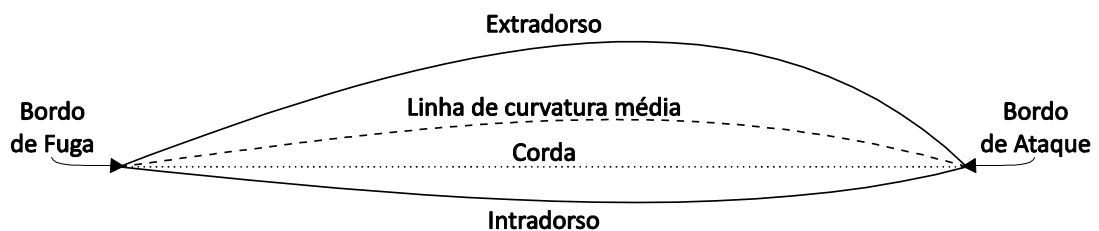
## 2. FUNDAMENTOS E CONCEITOS DA APLICAÇÃO: DINÂMICA DE VOO DE UM HELICÓPTERO

### 2.1 Considerações Iniciais

Para desenvolver um sistema que apresente desempenho satisfatório, é necessário que este seja projetado de acordo com as características da aplicação, e assim é preciso que estas sejam bem compreendidas. Por este motivo, é apresentado um resumo sobre os fundamentos teóricos da modelagem da dinâmica de voo de um helicóptero. A seção 2.2 apresenta os principais conceitos sobre aerodinâmica e comandos de voo do helicóptero. A seção 2.3 apresenta algumas das equações para a realização da modelagem não-linear da dinâmica de voo de um helicóptero e os parâmetros de voo do modelo *Bolkow Bo-105*.

### 2.2 Aerodinâmica Básica e Comandos de Voo do Helicóptero

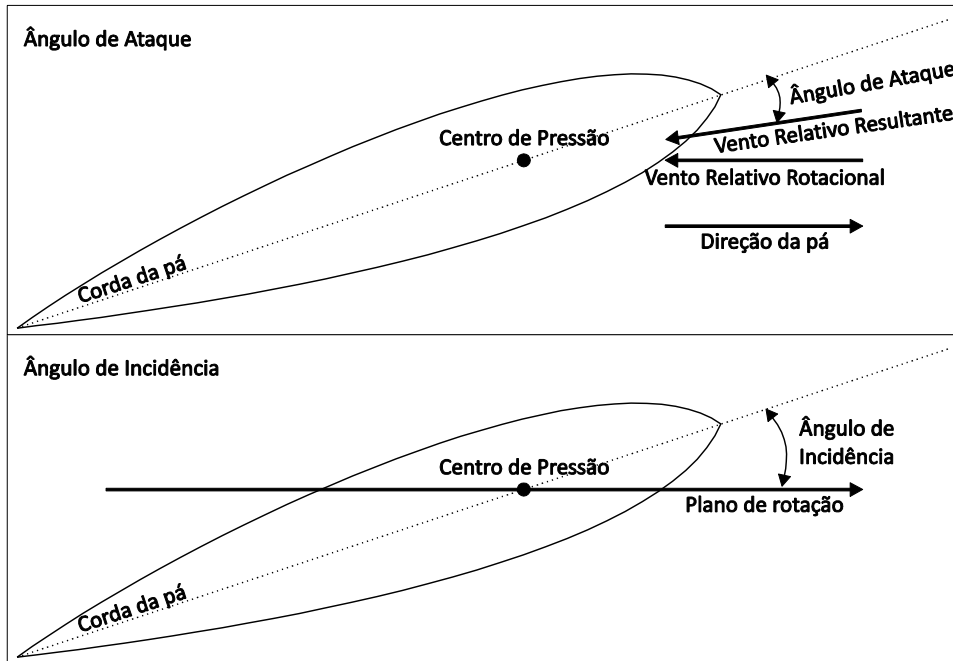
O estudo do perfil aerodinâmico das pás do helicóptero possibilita o entendimento sobre conceitos fundamentais que compõem a dinâmica de voo da aeronave. As figuras a seguir são usadas como referências para apresentar algumas definições que são empregadas no conteúdo exposto neste capítulo.



**Figura 2.1** Elementos de um perfil aerodinâmico.  
Fonte: Adaptado de *Homa, 2004* (HOMA, 2004).

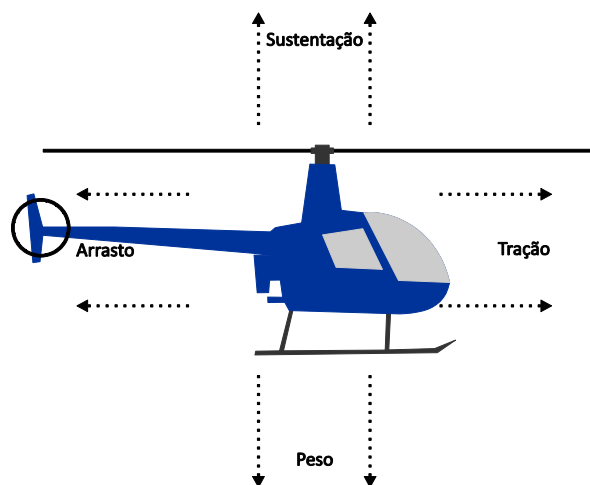
A Figura 2.1 apresenta os principais elementos que compõem um perfil aerodinâmico, os quais são: (i) o bordo de ataque, que é a extremidade dianteira do perfil, onde a pá do helicóptero choca-se com o ar; (ii) bordo de fuga, que é a extremidade traseira do perfil, onde o ar deixa a pá; (iii) extradorso – a superfície superior do perfil; (iv) intradorso – superfície

inferior do perfil; (v) corda é a linha reta entre o bordo de ataque e o bordo de fuga; e (vi) a linha da curvatura média, equidistante entre o extradorso e o intradorso.



**Figura 2.2** Ângulos de ataque e de incidência.  
Fonte: Adaptado de (FIRMINO, 2008).

Como é mostrado na Figura 2.2, o ângulo de ataque é o ângulo aerodinâmico entre a corda da pá e a direção do vento relativo. O ângulo de incidência é o ângulo físico do passo das pás do rotor. O centro de pressão é o ponto de aplicação da força resultante aerodinâmica que dá a sustentação e o movimento do helicóptero.

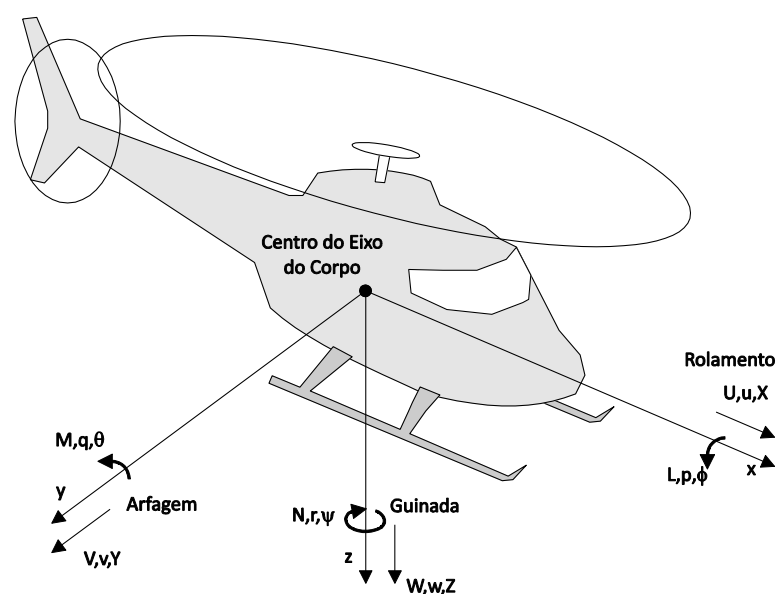


**Figura 2.3** Quatro forças atuantes durante o voo.

Fonte: Adaptado de (FAA - FEDERAL AVIATION ADMINISTRATION, 2014).

A Figura 2.3 ilustra as quatro forças atuantes durante o voo: *tração*, *arrasto*, *peso* e *sustentação*. A força de tração consiste na força de avanço produzida pelo rotor. Ela se opõe ou se sobrepõe à força de arrasto. Como regra geral, age paralelamente ao eixo longitudinal. O arrasto é uma força retardadora causada pela interrupção do fluxo de ar pela asa, rotor, fuselagem e demais objetos. O arrasto se opõe à tração e atua paralelamente ao vento relativo. O peso é composto pela carga combinada da própria aeronave, peso da tripulação, do combustível e da carga ou bagagem. O peso empurra a aeronave para baixo devido à força da gravidade. Ele se opõe à sustentação e atua verticalmente para baixo através do centro de gravidade da aeronave. A sustentação se opõe à força descendente de peso, é produzida pelo efeito dinâmico do ar que atua sobre o aerofólio e atua perpendicularmente ao percurso do voo através do centro de sustentação (FAA - FEDERAL AVIATION ADMINISTRATION; 2014).

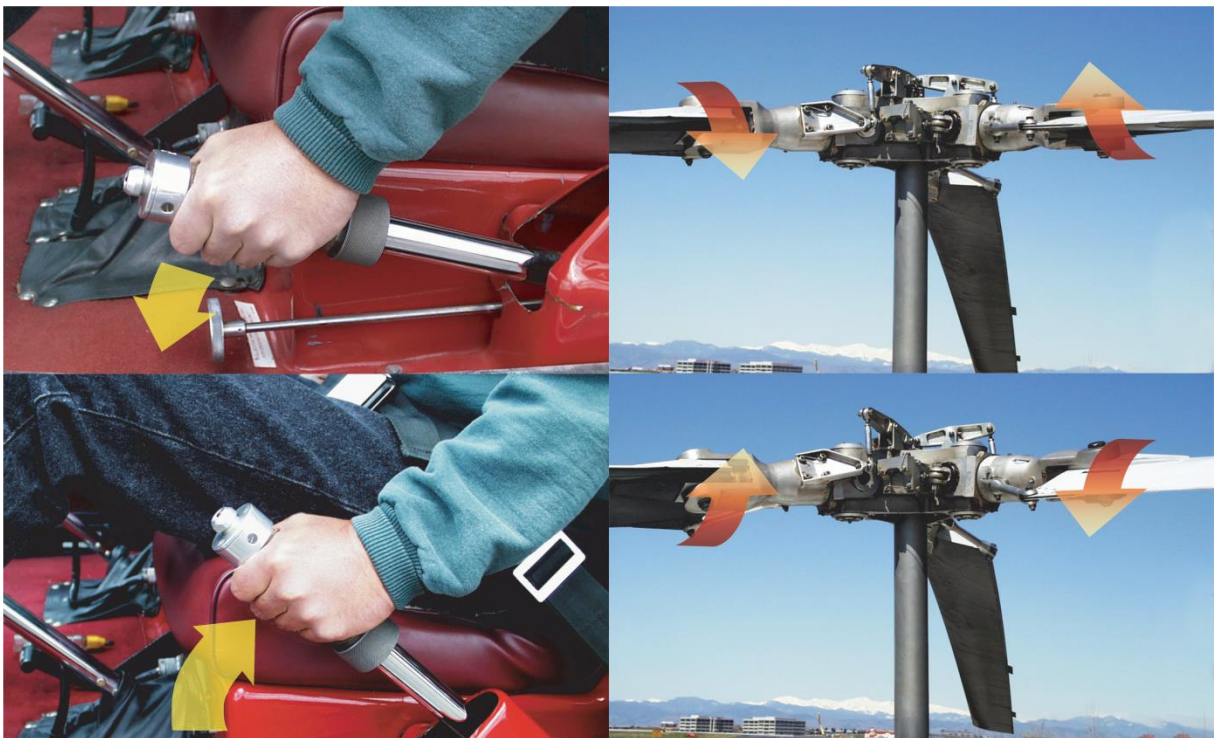
A partir das definições mencionadas, a mecânica de voo do helicóptero pode ser apresentada. Em resumo, a sustentação de um helicóptero é gerada pela força resultante da passagem de ar (vento relativo) no perfil aerodinâmico (pás do helicóptero). Helicópteros possuem graus de liberdade nos três eixos espaciais ( $x$ ,  $y$  e  $z$ ). O sistema de coordenadas utilizado neste trabalho para o estudo da dinâmica de voo de um helicóptero é o sistema do corpo rígido ou sistema de referência da linha de fuselagem (CUNHA JR, DE SOUSA, *et al.*, 2016). A Figura 2.4 apresenta o sistema de coordenadas e suas respectivas forças e momentos representados por seus símbolos.



**Figura 2.4** Sistema de coordenadas do corpo rígido.  
Fonte: Adaptado de (CRUZ, 2009).

Os símbolos mostrados na Figura 2.4 correspondem: (i) às coordenadas  $x$ ,  $y$  e  $z$ ; (ii) aos componentes da velocidade aerodinâmica nos eixos  $x$ ,  $y$  e  $z$ , respectivamente:  $u$ ,  $v$  e  $w$ ; (iii) às velocidades rotacionais inerciais expressas nos eixos do corpo do helicóptero, respectivamente,  $p$ ,  $q$  e  $r$ ; (iv) aos ângulos de rotação de Euler:  $\phi$ ,  $\theta$ ,  $\psi$ , sendo  $\phi$  referente à atitude lateral (rolamento),  $\theta$  referente à atitude longitudinal (arfagem), e  $\psi$  referente ao ângulo de proa (guinada); (v) aos componentes da força aerodinâmica nos eixos  $x$ ,  $y$  e  $z$ , respectivamente,  $X$ ,  $Y$  e  $Z$ ; e (vi) aos momentos da força resultante em torno dos eixos  $x$ ,  $y$  e  $z$ , respectivamente,  $L$ ,  $M$  e  $N$  (CRUZ, 2009).

Os comandos de voo de um helicóptero são realizados pela utilização de três instrumentos de controle de voo, os quais são: coletivo, cíclico e pedais, que provêm quatro graus de liberdade de controle, que são arfagem, rolagem, guinada e voos ascendente e descendente (CUNHA JR, DE SOUSA, *et al.*, 2016). As Figuras 2.5 a 2.7 ilustram os instrumentos de controle de voo de um helicóptero.



**Figura 2.5** – O movimento da alavanca do coletivo muda o ângulo de incidência na mesma quantidade em todas as pás do rotor principal. Fonte: (FAA - FEDERAL AVIATION ADMINISTRATION, 2014).

O uso dos comandos do coletivo possibilita movimentos ascendentes e descendentes do helicóptero, alterando o passo de todas as pás ao mesmo tempo e no mesmo ângulo de ataque. Por exemplo, se o comando for dado para subir (ao se puxar o coletivo), o passo

resultante é positivo, caso seja para descer (ao se empurrar o coletivo), o passo resultante é negativo, com isso a aeronave ganha ou perde sustentação (CUNHA JR, DE SOUSA, *et al.*, 2016).



**Figura 2.6** - Controle do comando cíclico.

Fonte: adaptado de (FAA - FEDERAL AVIATION ADMINISTRATION, 2014).

O comando cíclico é responsável pelo movimento longitudinal (arfagem) ou lateral (rolagem) do helicóptero. Este altera o passo das pás diferentemente, dependendo da posição onde esteja durante o curso de rotação. Por exemplo, se o comando for dado para frente, o passo das pás diminui quando estão passando pela frente e aumenta quando passam pela parte de trás. Caso o comando seja dado para a esquerda, o passo das pás diminui quando estão passando pelo lado esquerdo e aumenta quando passam pelo lado direito (CUNHA JR, DE SOUSA, *et al.*, 2016).



**Figura 2.7** - Os pedais compensam o torque e controlam a direção do helicóptero.

Fonte: (FAA - FEDERAL AVIATION ADMINISTRATION, 2014).



Os pedais permitem que o piloto controle as rotações no plano horizontal ao redor do eixo vertical  $z$  (guinada) do helicóptero. Este altera o passo de todas as pás do rotor de cauda simultaneamente e no mesmo ângulo de ataque. O rotor de cauda é fundamental para a estabilidade do helicóptero, pois é responsável por neutralizar ou não o torque gerado pelo rotor principal na fuselagem (CUNHA JR, DE SOUSA, *et al.*, 2016).

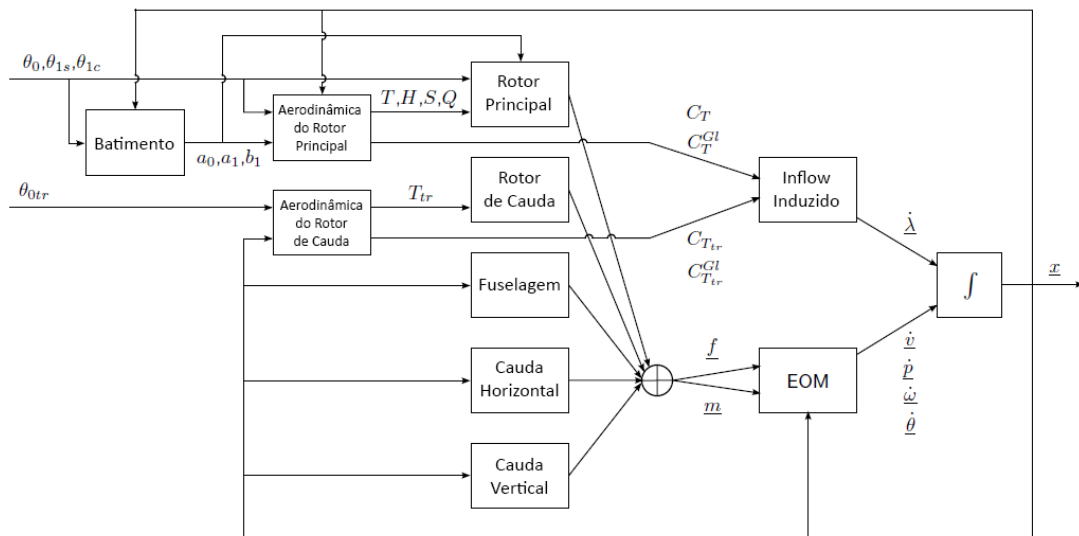
Partindo das definições e conceitos básicos apresentados nesta seção, é possível abordar conceitos mais avançados na seção seguinte, que traz ainda as equações de movimento e das forças correspondentes – e suas respectivas variáveis – de acordo com a modelagem utilizada neste trabalho.

## 2.3 Modelagem Não-Linear da Dinâmica de Voo

Devido às características da dinâmica de voo de helicópteros, alguns autores ressaltam que realizar sua modelagem é uma tarefa não-trivial. Por exemplo, (PADFIELD, 2008) afirma que desenvolver uma descrição ou simulação matemática da dinâmica de voo de um helicóptero é um problema altamente complexo, que deve abranger os efeitos estruturais e aerodinâmicos que se combinam para influenciar a resposta da aeronave aos comandos do piloto e perturbações externas.

De acordo com um levantamento feito por (PAVEL, 2001), dependendo da aplicação, a quantidade de DOF (*degrees of freedom* – ou graus de liberdade) considerados na simulação e modelagem da dinâmica de voo de um helicóptero pode variar, desde modelos mais simples, considerando 6 graus de liberdade (em um modelo típico deste tipo, o movimento do corpo rígido no espaço é representado pelos três graus de translação:  $u$ ,  $v$  e  $w$ , e os três graus de rotação:  $p$ ,  $q$  e  $r$ ) até modelos mais complexos que consideram, por exemplo, até 16 graus de liberdade (SIMPLICIO, 2011).

A Figura 2.8 apresenta o modelo de um sistema que pode ser utilizado para o desenvolvimento de um simulador de voo.



**Figura 2.8** Estrutura modular para a modelagem matemática da dinâmica de voo de um helicóptero.  
Fonte: Adaptado de (SIMPLICIO, 2011).

O sistema representado na Figura 2.8 funciona partindo do processamento dos sinais relativos aos comandos de voo seguindo para as equações matemáticas de cada bloco que compõe um módulo (ou subsistema) do helicóptero, utilizando seus respectivos parâmetros de voo para a realização dos cálculos, e o processamento segue até que sejam aplicadas as equações de movimento (EOM – *equations of motion*); então o sistema realiza a integração dos valores calculados nas etapas anteriores para formar como saída os valores correspondentes às variáveis que descrevem a dinâmica de voo do helicóptero. Essa estrutura modular permite projetar e testar cada bloco (e, portanto, cada subsistema) independentemente dos outros. Além disso, esse modelo pode ser adaptado a diferentes helicópteros simplesmente pela alteração dos parâmetros de voo de um modelo para os parâmetros de voo de outro modelo de helicóptero (SIMPLICIO, 2011).

As próximas subseções (2.3.1 e 2.3.2) apresentam, respectivamente, as equações de movimento mencionadas nesta seção e os parâmetros de voo correspondentes ao modelo utilizado como exemplo neste trabalho (*Bolkow Bo-105*).

### 2.3.1 Equações de Movimento

As Equações de Movimento (EOM – *equations of motion*) que descrevem o movimento do helicóptero são as mesmas que descrevem o movimento de um avião de asa fixa. Elas são, portanto, muito conhecidas e amplamente utilizadas no campo da Engenharia

Aeroespacial. Para expressar estas equações, devem ser definidos os seguintes vetores (SIMPLICIO, 2011):

- O vetor de velocidade linear fixa ao corpo:  $\underline{v} = [u \ v \ w]^T$ ;
- A posição do centro de gravidade na referência NED (*North-East-Down*):  $\underline{p} = [x \ y \ z]^T$ ;
- O vetor de velocidade angular fixa ao corpo:  $\underline{\omega} = [p \ q \ r]^T$ ;
- Os ângulos de orientação do helicóptero relativos à referência NED:  $\underline{\theta} = [\phi \ \theta \ \psi]^T$ ;
- As taxas de *inflow* dos rotores principal e de cauda:  $\lambda = [\lambda_0 \ \lambda_{0tr}]^T$ ;
- O vetor do total de forças, incluindo as contribuições de todos os componentes presentes em cada subseção:  $\underline{f} = \underline{f}_{mr} + \underline{f}_{tr} + \underline{f}_{fus} + \underline{f}_{ht} + \underline{f}_{vt}$ ;
- O vetor do total de momentos, que contém as contribuições de todos os componentes presentes em cada subseção:  $\underline{m} = \underline{m}_{mr} + \underline{m}_{tr} + \underline{m}_{fus} + \underline{m}_{ht} + \underline{m}_{vt}$ .

Para as próximas equações, assume-se que o helicóptero é um corpo rígido com massa constante  $m$  e inércia  $\underline{J}$  ao longo da duração do movimento, bem como uma terra plana e não rotativa. Além disso, assume-se que o campo de gravidade do planeta é uniforme com a aceleração gravitacional  $g$  e assim o centro de gravidade do helicóptero coincide com o seu centro de massa. A primeira equação corresponde à dinâmica do movimento translacional e é dada por (SIMPLICIO, 2011):

$$\dot{\underline{v}} = \frac{1}{m}\underline{f} + \underline{T}_b^o \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix} - \underline{\omega} \times \underline{v} = \frac{1}{m}\underline{f} + g \begin{bmatrix} -\sin\theta \\ \sin\phi \cos\theta \\ \cos\phi \cos\theta \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} qw - rv \\ ru - pw \\ pv - qu \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

A segunda equação descreve a cinemática do movimento translacional do veículo (SIMPLICIO, 2011):

$$\dot{\underline{p}} = \underline{T}_o^b \underline{v} = \begin{bmatrix} \cos\psi \cos\theta & \cos\psi \sin\theta \sin\phi - \sin\psi \cos\phi & \cos\psi \sin\theta \cos\phi - \sin\psi \sin\phi \\ \sin\psi \cos\theta & \sin\psi \sin\theta \sin\phi + \cos\psi \cos\phi & \sin\psi \sin\theta \cos\phi + \cos\psi \sin\phi \\ -\sin\theta & \cos\theta \sin\phi & \cos\theta \cos\phi \end{bmatrix} \underline{v} \quad (2.2)$$

Analogamente, há uma equação relacionada à dinâmica do movimento rotacional (SIMPLICIO, 2011):

$$\underline{\dot{\omega}} = \underline{J}^{-1} \left[ \underline{\dot{m}} - \underline{\omega} \times \underline{J}\underline{\omega} \right] \quad (2.3)$$

Outra equação também é necessária para descrever a cinemática rotacional (SIMPLICIO, 2011):

$$\underline{\dot{\theta}} = \underline{\Omega}_o^b \underline{\omega} = \begin{bmatrix} 1 & \sin\phi \tan\theta & \cos\phi \tan\theta \\ 0 & \cos\phi & -\sin\phi \\ 0 & \sin\phi / \cos\theta & \cos\phi / \cos\theta \end{bmatrix} \underline{\omega} \quad (2.4)$$

E estas últimas equações, para simular o *inflow* quase dinâmico dos rotores (Equação 2.5 referente ao rotor principal e Equação 2.6 referente ao rotor de cauda) (SIMPLICIO, 2011):

$$\tau_{\lambda_0} \dot{\lambda}_0 = C_T - C_T^{Gl} \quad (2.5)$$

$$\tau_{\lambda_{0,tr}} \dot{\lambda}_{0,tr} = C_{T_{tr}} - C_{T_{tr}}^{Gl} \quad (2.6)$$

Os vetores  $\underline{v}$ ,  $\underline{p}$ ,  $\underline{\omega}$ ,  $\underline{\theta}$  e  $\underline{\lambda}$  constituem o vetor de estado  $x$  usado para simular este modelo. Devido ao número de variáveis que o modelo reúne, este sistema não-linear é de ordem quatorze. Além disso, as variações de controle do helicóptero também podem ser representadas em forma vetorial, originando a entrada de controles  $\underline{u} = [\theta_0 \ \theta_{Is} \ \theta_{Ic} \ \theta_{otr}]^T$  (SIMPLICIO, 2011). Este modelo pode ser adaptado a diferentes helicópteros, para isto é preciso fazer a mudança de dados do helicóptero considerado, que incluem valores geométricos, de massa, parâmetros estruturais e coeficientes aerodinâmicos.

### 2.3.2 Parâmetros de voo do modelo *Bolkow Bo-105*

As Tabelas 2.1 a 2.7 relacionam os parâmetros de voo do modelo de helicóptero utilizado como referência para o desenvolvimento deste trabalho, o modelo *Bolkow Bo-105*, conforme apresentados por (SIMPLICIO, 2011).

**Tabela 2.1** – Propriedades gerais do modelo Bo-105.

Descrição	Símbolo	Valor	Unidade
Massa total	$M$	2200	[kg]
Tensor de inércia	$\underline{I}$	$\begin{bmatrix} 1433 & 0 & -660 \\ 0 & 4973 & 0 \\ -660 & 0 & 4099 \end{bmatrix}$	[kg.m <sup>2</sup> ]

Fonte: (SIMPLICIO, 2011).

**Tabela 2.2** – Parâmetros do rotor principal do modelo Bo-105.

Descrição	Símbolo	Valor	Unidade
Velocidade rotacional	$\Omega$	44,4	[rad/s]
Raio do rotor	$R$	4,91	[m]
Número de pás	$N$	4	[-]
Corda equivalente da pá	$c_e$	0,27	[m]
Inclinação da curva de elevação da pá	$C_{L\alpha}$	6,11	[rad <sup>-1</sup> ]
Torção linear da pá	$\theta_{tw}$	-0,1396	[rad]
Massa da pá	$m_{bl}$	27,3	[kg]
Momento de inércia da pá sobre sua dobradiça	$I_\beta$	231,7	[kg.m <sup>2</sup> ]
Taxa de deslocamento equivalente da dobradiça	$\varepsilon_\beta$	0,14	[-]
Ângulo de inclinação do eixo do rotor	$\gamma_s$	0,0524	[rad]
Constante de tempo do <i>inflow</i> induzido	$\tau_{\lambda_0}$	0,1	[s]
Posição longitudinal em relação ao CG do helicóptero	$l$	-0,00761	[m]
Posição lateral em relação ao CG do helicóptero	$l_l$	0,02995	[m]
Posição vertical em relação ao CG do helicóptero	$h$	0,94468	[m]

Fonte: (SIMPLICIO, 2011).

**Tabela 2.3** – Parâmetros do rotor de cauda do modelo Bo-105.

Descrição	Símbolo	Valor	Unidade
Velocidade rotacional	$\Omega_{tr}$	233,1	[rad/s]
Raio do rotor	$R_{tr}$	0,95	[m]
Número de pás	$N_{tr}$	2	[-]
Corda equivalente da pá	$c_{etr}$	0,18	[m]
Inclinação da curva de elevação da pá	$C_{L\alpha, tr}$	5,70	[rad <sup>-1</sup> ]
Fator de <i>downwash</i> do rotor principal no rotor de cauda	$K_{tr}$	1	[-]
Constante de tempo do <i>inflow</i> induzido	$\tau_{\lambda_{0tr}}$	0,1	[s]
Posição longitudinal em relação ao CG do helicóptero	$l_{tr}$	-6,00965	[m]
Posição vertical em relação ao CG do helicóptero	$h_{tr}$	1,05418	[m]

Fonte: (SIMPLICIO, 2011).

**Tabela 2.4** – Parâmetros da fuselagem do modelo Bo-105.

Descrição	Símbolo	Valor	Unidade
Área de arrasto parasita	$F_0$	1,3	[m <sup>2</sup> ]
Volume equivalente no plano horizontal somente com seções circulares	$V_{fusM}$	6,126	[m <sup>3</sup> ]
Volume equivalente no plano lateral somente com seções circulares	$V_{fusN}$	25,525	[m <sup>3</sup> ]
Ângulo de incidência para momento de passo zero	$\alpha_{fusM=0}$	0	[rad]
Coefficiente de correção para o cálculo de momento	$K_{fus}$	0,83	[-]

Fonte: (SIMPLICIO, 2011).

**Tabela 2.5** – Parâmetros da cauda horizontal do modelo Bo-105.

Descrição	Símbolo	Valor	Unidade
Área da superfície	$S_{ht}$	0,803	[m <sup>2</sup> ]
Inclinação da curva de elevação da superfície	$C_{L\alpha,ht}$	4,0	[rad <sup>-1</sup> ]
Incidência de superfície incorporada	$\alpha_{ht_0}$	0,0698	[rad]
Posição longitudinal em relação ao CG do helicóptero	$l_{ht}$	4,548	[m]

Fonte: (SIMPLICIO, 2011).

**Tabela 2.6** – Parâmetros da cauda vertical do modelo Bo-105.

Descrição	Símbolo	Valor	Unidade
Área da superfície	$S_{vt}$	0,805	[m <sup>2</sup> ]
Inclinação da curva de elevação da superfície	$C_{L\alpha,vt}$	4,0	[rad <sup>-1</sup> ]
Incidência de superfície incorporada	$\alpha_{vt_0}$	-0,0812	[rad]
Posição longitudinal em relação ao CG do helicóptero	$l_{vt}$	5,416	[m]
Posição vertical em relação ao CG do helicóptero	$h_{vt}$	0,970	[m]

Fonte: (SIMPLICIO, 2011).

**Tabela 2.7** – Parâmetros dos atuadores do modelo Bo-105.

Descrição	Símbolo	Mínimo [°]	Máximo [°]	Taxa Limite
Coletivo do rotor principal	$\theta_0$	-0,2	15,0	16,0
Cíclico longitudinal	$\theta_{ls}$	-6,0	11,0	28,8
Cíclico lateral	$\theta_{lc}$	-5,7	4,2	16,0
Coletivo do rotor de cauda	$\theta_{otr}$	-8,0	20,0	32,0

Fonte: (SIMPLICIO, 2011).

Os parâmetros de voo apresentados nas Tabelas 2.1 a 2.7 podem ser aplicados em um simulador de voo, como na representação da Figura 2.8, para que sejam usados nas equações referentes aos seus módulos respectivos, conforme a identificação dos dados em cada tabela apresentada nesta seção e correspondente a um módulo (subsistema) naquele modelo.

## 2.4 Considerações Finais

O Prof. Dr. Marcelo Santiago de Sousa, co-orientador deste trabalho, disponibilizou um sistema em *Matlab* para o desenvolvimento deste trabalho. O sistema funciona como um simulador de voo e foi estruturado de modo semelhante ao modelo representado na Figura 2.8, tendo sido utilizado para o fornecimento de dados usados neste trabalho.

O sistema computacional desenvolvido na realização deste trabalho utiliza os dados gerados pelo simulador de voo mencionado como exemplos de aprendizado. Mais detalhes sobre o funcionamento deste sistema são apresentados nos capítulos seguintes. O Capítulo 3 apresenta definições e conceitos fundamentais sobre as abordagens utilizadas para o desenvolvimento do sistema; o Capítulo 4 descreve detalhes de funcionamento do sistema, que foi desenvolvido em linguagem C. Este trabalho não apresenta a listagem do código escrito em linguagem C, mas optou-se por apresentar a descrição das características de funcionamento do sistema, uma vez que a partir destas é possível desenvolver um sistema em diferentes linguagens de programação.

## 3. PRINCIPAIS CONCEITOS APLICADOS NO DESENVOLVIMENTO DO SISTEMA

### 3.1 Considerações Iniciais

Este capítulo apresenta as principais definições e características dos conceitos utilizados no desenvolvimento do sistema descrito neste trabalho.

### 3.2 Séries Temporais

Uma série temporal pode ser definida, basicamente, como um conjunto de observações ordenadas no tempo (que podem ou não ser igualmente espaçadas) e que apresentam dependência serial (isto denota a dependência entre os valores relacionados aos instantes de tempo). Também podemos considerar uma série temporal como uma realização de um processo estocástico (USP).

Seguindo a definição de Lopes (2012), um processo estocástico é uma família de variáveis aleatórias  $\{X_{(t)}, t \in T\}$  definidas em um espaço de probabilidade, indexado por um parâmetro  $t$ , onde  $t$  varia no conjunto  $T$  (LOPES, 2012). Quanto ao conjunto  $T$ , este é chamado de espaço de parâmetro e os valores assumidos por  $X_{(t)}$  são chamados de estados; o conjunto de todos os possíveis estados é chamado de espaço de estados do processo estocástico, denotado por  $E$ .

Quanto às classificações de um processo estocástico, estas são assim avaliadas quanto ao conjunto  $T$ : um processo estocástico pode ser classificado como de tempo discreto, e neste caso podendo também ser chamado de sequência aleatória, ou de tempo contínuo; e quanto ao conjunto  $E$ : um processo estocástico pode ser classificado como de estados discretos, podendo também ser chamado de cadeia, ou de espaço contínuo (LOPES, 2012).

Quanto às classificações de séries temporais, uma série temporal pode ser dita contínua quando as observações são feitas continuamente no tempo, enquanto que uma série temporal é dita ser discreta quando as observações são feitas em tempos específicos, geralmente igualmente espaçados. Uma série temporal também pode ser multivariada. Neste



caso várias séries correlacionadas devem ser analisadas conjuntamente, ou seja, em cada tempo tem-se um vetor de observações (EHLERS, 2009).

Em geral, o estudo de séries temporais tem como objetivos principais: (1) a análise e modelagem, que visa identificar suas principais características e as relações entre diferentes séries temporais; e (2) a previsão de séries temporais, a partir do conhecimento obtido sobre as séries temporais por meio da análise e modelagem (LOPES, 2012).

Estes objetivos relacionam-se diretamente com o modo de funcionamento do sistema descrito e desenvolvido para este trabalho, e a seção seguinte apresenta mais detalhes sobre métodos de previsão de séries temporais.

### 3.2.1 Previsão de Séries Temporais

A previsão de séries temporais consiste no estudo de observações históricas de uma dada variável e na modelagem de seu processo subjacente para prever os valores futuros (QIN, LI e DU, 2017). Um método tradicional denominado ARIMA (*autoregressive integrated moving average* ou modelo auto-regressivo integrado de médias móveis) (BOX, JENKINS, *et al.*, 2015) já foi utilizado em diversas aplicações, como em finanças (LEE e TONG, 2011), negócios (LAM, IP e LAU, 2009), fluxo de tráfego de curto prazo (LIPPI, BERTINI e FRASCONI, 2013) e preço do carbono (ZHU e WEI, 2013), por exemplo.

O método ARIMA pode ser usado para modelar padrões lineares em séries temporais; no entanto, não é aplicável em padrões não-lineares. Com o desenvolvimento do aprendizado de máquina, muitos métodos são aplicados como técnicas não-lineares significativas no campo de previsão de séries temporais, tais como redes neurais artificiais (RNA) e máquina de vetores de suporte (SVM ou *support vector machine*), sendo que tais métodos demonstraram funcionar bem para a previsão de séries temporais (QIN, LI e DU, 2017).

Este trabalho propõe como alternativa a utilização de outro método (descrito no Capítulo 4), que aplica uma abordagem de aprendizado supervisionado (este assunto é apresentado na seção seguinte).

### 3.3 Aprendizado de Máquina

De acordo com a definição da enciclopédia *Britannica*, o aprendizado de máquina, no contexto dos estudos da ciência da computação em inteligência artificial, é uma área de estudos que trata do uso de sistemas computacionais capazes de aprender de modo autônomo (ENCYCLOPEDIA BRITANNICA). Certas tarefas e aplicações no contexto do aprendizado de máquina estão ligadas à estatística computacional, que é uma disciplina que trata de métodos para fazer previsões através do uso de computadores, e mais especificamente nas propriedades dos métodos estatísticos e sua complexidade computacional.

O aprendizado de máquina pode ser classificado em três tipos: aprendizado supervisionado, aprendizado não supervisionado e aprendizado por reforço (LIMA, PINHEIRO e SANTOS, 2016).

No aprendizado supervisionado, são apresentados exemplos de entradas e saídas desejadas ao computador. Neste caso, o objetivo do sistema é aprender uma regra geral (ou um conjunto de regras) que mapeia as entradas para as saídas.

No aprendizado não supervisionado, o sistema deve encontrar padrões nos dados das entradas fornecidas, podendo ser usado para identificar novos padrões em uma base de dados.

No aprendizado por reforço, o sistema interage com um ambiente dinâmico, em que deve cumprir determinado objetivo, e são fornecidos retornos ao sistema quanto ao seu desempenho obtido em cada tentativa, para que se adapte (e assim “aprenda”) em função do melhor desempenho.

Pode-se dizer ainda que o aprendizado de máquina é uma disciplina focada em duas questões inter-relacionadas: como construir sistemas de informação que melhoram automaticamente através da experiência? E quais são as leis fundamentais que governam todos os sistemas de aprendizagem, incluindo computadores, humanos e organizações? (JORDAN e MITCHELL, 2015). A próxima seção apresenta uma perspectiva sobre o uso de técnicas de aprendizado de máquina na atualidade.

#### 3.3.1 Aprendizado de máquina na atualidade

De acordo com um artigo publicado na revista *Science* (JORDAN e MITCHELL, 2015), o aprendizado de máquina progrediu significativamente nas últimas duas décadas. Dentro da inteligência artificial (IA), o aprendizado de máquina emergiu como o método de

escolha para o desenvolvimento de *software* prático para visão computacional, reconhecimento de fala, processamento de linguagem natural, controle de robôs e outras aplicações. Ainda de acordo com o artigo, atualmente, muitos desenvolvedores de sistemas de IA reconhecem que, para muitas aplicações, pode ser muito mais fácil treinar um sistema mostrando exemplos do comportamento de entrada e saída desejado do que programá-lo manualmente antecipando a resposta desejada para todas as entradas possíveis. O efeito do aprendizado de máquina também foi sentido de forma ampla em toda ciência computacional e em uma variedade de indústrias envolvidas em questões intensivas em dados, como serviços ao consumidor, diagnóstico de falhas em sistemas complexos e controle de cadeias logísticas. Houve uma ampla gama de efeitos entre as ciências empíricas, desde a biologia até a cosmologia e as ciências sociais, pois os métodos de aprendizado de máquina têm sido desenvolvidos para analisar dados experimentais de alta qualidade de maneiras inovadoras (JORDAN e MITCHELL, 2015).

### **3.3.2 Reconhecimento de padrões**

Segundo a definição de (BISHOP, 2006), o reconhecimento de padrões é uma área de estudos no contexto do aprendizado de máquina, que foca no reconhecimento das regularidades e padrões nos dados, apesar de ser considerado sinônimo de aprendizado de máquina em alguns casos (BISHOP, 2006). Os algoritmos de reconhecimento de padrões geralmente visam prover respostas adequadas para quaisquer dados de entrada e realizar a identificação da combinação mais parecida entre dados comparados considerando a variação estatística entre as comparações observadas.

De acordo com (JAIN, DUIN e MAO, 2000), que apresenta uma revisão sobre este assunto (e por este motivo é uma referência recorrente nesta seção), o reconhecimento automático, a descrição, a classificação e o agrupamento de padrões são problemas importantes em uma variedade de disciplinas de engenharia e ciência, como biologia, psicologia, medicina, marketing, visão computacional, inteligência artificial e sensoriamento remoto. Mas o que é um padrão? (WATANABE, 1985) define um padrão como oposto de um caos; é uma entidade, vagamente definida, que poderia receber um nome. Por exemplo, um padrão poderia ser uma imagem de impressão digital, uma palavra cursiva manuscrita, um rosto humano ou um sinal de fala. Dado um padrão, o seu reconhecimento e classificação pode consistir em uma das seguintes duas tarefas (WATANABE, 1985):

1) classificação supervisionada (por exemplo, análise discriminante) em que o padrão de entrada é identificado como membro de uma classe predefinida, 2) classificação não supervisionada (por exemplo, agrupamento) em que o padrão é atribuído a uma classe até então desconhecida. Deste modo, o problema de reconhecimento é colocado como uma tarefa de classificação ou categorização, onde as classes são definidas pelo *designer* do sistema (na classificação supervisionada) ou são aprendidas com base na similaridade de padrões (na classificação não supervisionada) (JAIN, DUIN e MAO, 2000).

Ainda de acordo com (JAIN, DUIN e MAO, 2000), o design de um sistema de reconhecimento de padrões envolve essencialmente os seguintes três aspectos: 1) aquisição de dados e pré-processamento, 2) representação de dados e 3) tomada de decisão. Aprender com um conjunto de exemplos (conjunto de treinamento) é um atributo importante e desejado na maioria dos sistemas de reconhecimento de padrões. As quatro abordagens mais conhecidas para o reconhecimento de padrões são: 1) correspondência entre modelos, 2) classificação estatística, 3) correspondência sintática ou estrutural e 4) redes neurais. Esses modelos não são necessariamente independentes e, às vezes, o mesmo método de reconhecimento de padrões existe com diferentes interpretações (JAIN, DUIN e MAO, 2000).

### **3.3.2.1 Correspondência entre modelos**

Uma das primeiras e mais simples abordagens para o reconhecimento de padrões é baseada na correspondência de modelos. A correspondência é uma operação usada para determinar a semelhança entre duas entidades (por exemplo, pontos, curvas ou formas) do mesmo tipo. Na correspondência de modelos, um modelo ou um protótipo do padrão a ser reconhecido está disponível. A medida de similaridade, muitas vezes uma correlação, pode ser otimizada com base no conjunto de treinamento disponível (JAIN, DUIN e MAO, 2000).

A correspondência de modelos é computacionalmente exigente, mas a disponibilidade de processadores cada vez mais rápidos tornou essa abordagem mais viável. A combinação rígida de modelos, enquanto efetiva em alguns domínios de aplicação, possui várias desvantagens. Por exemplo, falharia se os padrões fossem distorcidos devido ao processamento de imagem, mudança do ponto de vista ou variações intraclasse grandes entre os padrões (JAIN, DUIN e MAO, 2000).

### 3.3.2.2 Classificação Estatística

Na abordagem da classificação estatística, cada padrão é representado em termos de características ou medições  $d$  e é visto como um ponto em um espaço  $d$ -dimensional. O objetivo é escolher as características que permitem que os vetores de padrões pertencentes a categorias diferentes ocupem regiões compactas e disjuntas em um espaço de recursos  $d$ -dimensional. A eficácia do espaço de representação (conjunto de recursos) é determinada pela forma como os padrões de diferentes classes podem ser separados. Dado um conjunto de padrões de treinamento de cada classe, o objetivo é estabelecer limites de decisão no espaço de recursos que separam padrões pertencentes a diferentes classes. Os limites das decisões são determinados pelas distribuições de probabilidade dos padrões pertencentes a cada classe, que devem ser especificadas ou aprendidas (JAIN, DUIN e MAO, 2000).

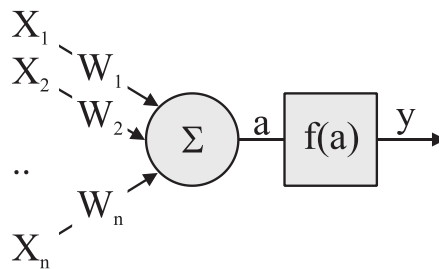
### 3.3.2.3 Correspondência Sintática

Em muitos problemas de reconhecimento que envolvem padrões complexos, é mais apropriado adotar uma perspectiva hierárquica em que um padrão é visto como sendo composto de sub-padrões simples que são construídos a partir de sub-padrões ainda mais simples. Os sub-padrões mais simples ou elementares a serem reconhecidos são chamados de primitivas e o padrão complexo dado é representado em termos das inter-relações entre essas primitivas. No reconhecimento de padrões sintáticos, é feita uma analogia formal entre a estrutura dos padrões e a sintaxe de uma linguagem. Os padrões são vistos como frases pertencentes a um idioma, as primitivas são vistas como o alfabeto do idioma, e as frases são geradas de acordo com uma gramática. Assim, uma grande coleção de padrões complexos pode ser descrita por um pequeno número de primitivas e regras gramaticais. A gramática para cada classe de padrão deve ser inferida das amostras de treinamento disponíveis (JAIN, DUIN e MAO, 2000).

O sistema desenvolvido e descrito neste trabalho aplica também uma abordagem semelhante à divisão em sub-padrões, de modo que as séries temporais consideradas, que a princípio se apresentam como funções não-lineares, são divididas em partes, então cada série temporal passa a formar uma sequência de funções lineares, como é detalhado no Capítulo 4.

### 3.3.2.4 Redes Neurais Artificiais

De acordo com a descrição de (LIMA, PINHEIRO e SANTOS, 2016), uma rede neural artificial é basicamente uma aplicação computacional que simula o funcionamento de uma rede neural biológica. Isso é feito criando-se uma estrutura virtual composta por neurônios interconectados. A estrutura de cada neurônio é basicamente semelhante à representação da Figura 3.1.



**Figura 3.1** – Representação básica de um neurônio artificial de uma RNA.

Onde:  $X_1, X_2, \dots, X_n$  correspondem aos valores de entrada;  $W_1, W_2, \dots, W_n$  são os pesos, respectivamente, aplicados aos valores de entrada;  $\Sigma$  é a soma dos valores de entrada depois que eles foram multiplicados por seus respectivos pesos e produz um valor  $a$ , então processado por uma função de ativação  $f(a)$ , que gera um valor de saída de acordo com sua função; e  $y$  é o valor de saída que será enviado para outro neurônio ou dado como resultado.

Existem diferentes modos de implementar uma RNA. Por exemplo, em relação à função de ativação de um neurônio, esta pode ser linear ou semi-linear; as conexões entre neurônios podem ou não compor ciclos; diferentes regras de aprendizado podem ser aplicadas, etc. As regras de aprendizagem consistem no método usado para modificar a topologia da RNA, de tal forma que essas mudanças tendem a gerar uma nova topologia de melhor precisão, o que significa que o erro (diferença entre os valores de saída esperados e os resultados obtidos pelo uso de uma RNA) deve diminuir. Em geral, uma RNA pode "aprender" padrões, adaptando-se gradualmente, de acordo com os dados recebidos durante o treinamento, até que seja capaz de executar as funções pretendidas de acordo com parâmetros de desempenho previamente especificados (LIMA, PINHEIRO e SANTOS, 2016).

## 4. ESPECIFICAÇÕES DO SISTEMA

### 4.1 Objetivo da Aplicação

Neste trabalho, o objetivo da aplicação consiste no desenvolvimento de um sistema computacional capaz de realizar previsões para as variáveis que compõem a dinâmica de voo de um helicóptero a partir de amostras de sequências de dados de voo, geradas por um simulador de voo, mencionado no Capítulo 2. Estas sequências são, portanto, amostras do comportamento do helicóptero ao longo do tempo quanto a diversas variáveis, tratadas como séries temporais. A Tabela 4.1 apresenta as variáveis consideradas neste trabalho para descrever a dinâmica de voo de um helicóptero.

**Tabela 4.1** – Descrição das variáveis consideradas nas amostras.

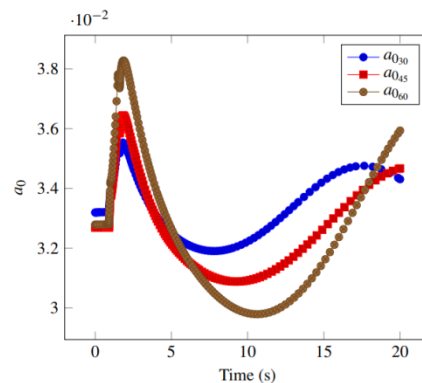
Variável	Descrição	Unidade
$h$	Altitude do helicóptero durante o voo	[m]
$t$	Instante no tempo (usada como índice para as demais)	[s]
$v$	Velocidade do helicóptero durante o voo	[m/s]
$\alpha$	Ângulo de ataque	[°]
$\beta$	Ângulo de derrapagem	[°]
$\varphi$	Ângulo de atitude de rolagem ( <i>roll</i> )	[°]
$\theta$	Ângulo de atitude de arfagem ( <i>pitch</i> )	[°]
$\psi$	Ângulo de atitude de guinada ( <i>yaw</i> )	[°]
$p$	Taxa rotacional ao redor do corpo no eixo x	[°/s]
$q$	Taxa rotacional ao redor do corpo no eixo y	[°/s]
$r$	Taxa rotacional ao redor do corpo no eixo z	[°/s]
$\lambda_0$	Taxa de <i>inflow</i> induzido do rotor principal	[-]
$\lambda_{0tr}$	Taxa de <i>inflow</i> induzido do rotor de cauda	[-]
$a_0$	Ângulo de conformação do rotor	[°]
$a_1$	Ângulo de inclinação longitudinal do disco	[°]
$b_1$	Ângulo de inclinação lateral do disco	[°]
$u$	Componente de velocidade do ar ao longo do corpo no eixo x	[m/s]
$v$	Componente de velocidade do ar ao longo do corpo no eixo y	[m/s]
$w$	Componente de velocidade do ar ao longo do corpo no eixo z	[m/s]
$x$	Posição da coordenada x	[m]
$y$	Posição da coordenada y	[m]

Fonte: (SIMPLICIO, 2011).

É importante notar que o Capítulo 5 apresenta resultados obtidos quanto às mesmas variáveis apresentadas na Tabela 4.1, usadas para descrever a dinâmica de voo de um helicóptero.

De acordo com o conteúdo apresentado no Capítulo 2, o método convencional para realizar a modelagem da dinâmica de voo de um helicóptero é uma tarefa bastante complexa e requer o cálculo de diversos parâmetros. O método mostrado neste trabalho, no entanto, pode ser usado para estimar a dinâmica do voo ao longo de um intervalo de tempo e este requer amostras de dados de algumas variáveis, que descrevem a dinâmica de voo de um helicóptero, durante seu voo para diferentes condições.

Como foi mencionado, existem diferentes variáveis que compõem a descrição da dinâmica de voo de um helicóptero. Cada uma delas pode ser analisada em um contexto de série temporal, a partir dos dados gerados pelo simulador de voo, que relacionam os valores observados em cada instante dentro de um determinado período (intervalo) de tempo. Mais formalmente, dada uma variável  $x$ , há diferentes instantes  $x_t$  e cada um deles possui um  $x_{t_p}$  relacionado (valor associado a um instante específico) dentro de um intervalo de tempo observado. A Figura 4.1 apresenta um exemplo de representação gráfica de diferentes séries temporais relativas a uma mesma variável.



**Figura 4.1** - Exemplo de séries temporais diferentes que representam a variável  $a_0$  durante uma manobra de resposta ao comando coletivo a 1000 m de altitude inicial em diferentes velocidades. Onde  $a_{0_{30}}$ ,  $a_{0_{45}}$  e  $a_{0_{60}}$  são relativos às amostras com velocidade inicial a 30 m/s, 45 m/s e 60 m/s, respectivamente.

A Figura 4.1 apresenta um exemplo de séries temporais que representam o comportamento da variável  $a_0$  durante uma manobra de resposta ao comando coletivo a 1000 m de altitude inicial em diferentes velocidades iniciais (de 30 m/s, 45 m/s e 60 m/s). Este exemplo demonstra que também é necessário considerar que cada série temporal que descreve



o comportamento de uma variável está relacionada a um conjunto de condições. Neste caso particular, podem considerar-se condições como altitude inicial e velocidade inicial da aeronave, bem como a manobra realizada pelo helicóptero durante o intervalo observado nas séries temporais. Então, cada  $x_t$  e seu  $x_{t_v}$  podem ser avaliados, de fato, como  $x_{t_c}$  e  $x_{t_{v_c}}$ , pois existem diferentes condições relacionadas a cada série temporal.

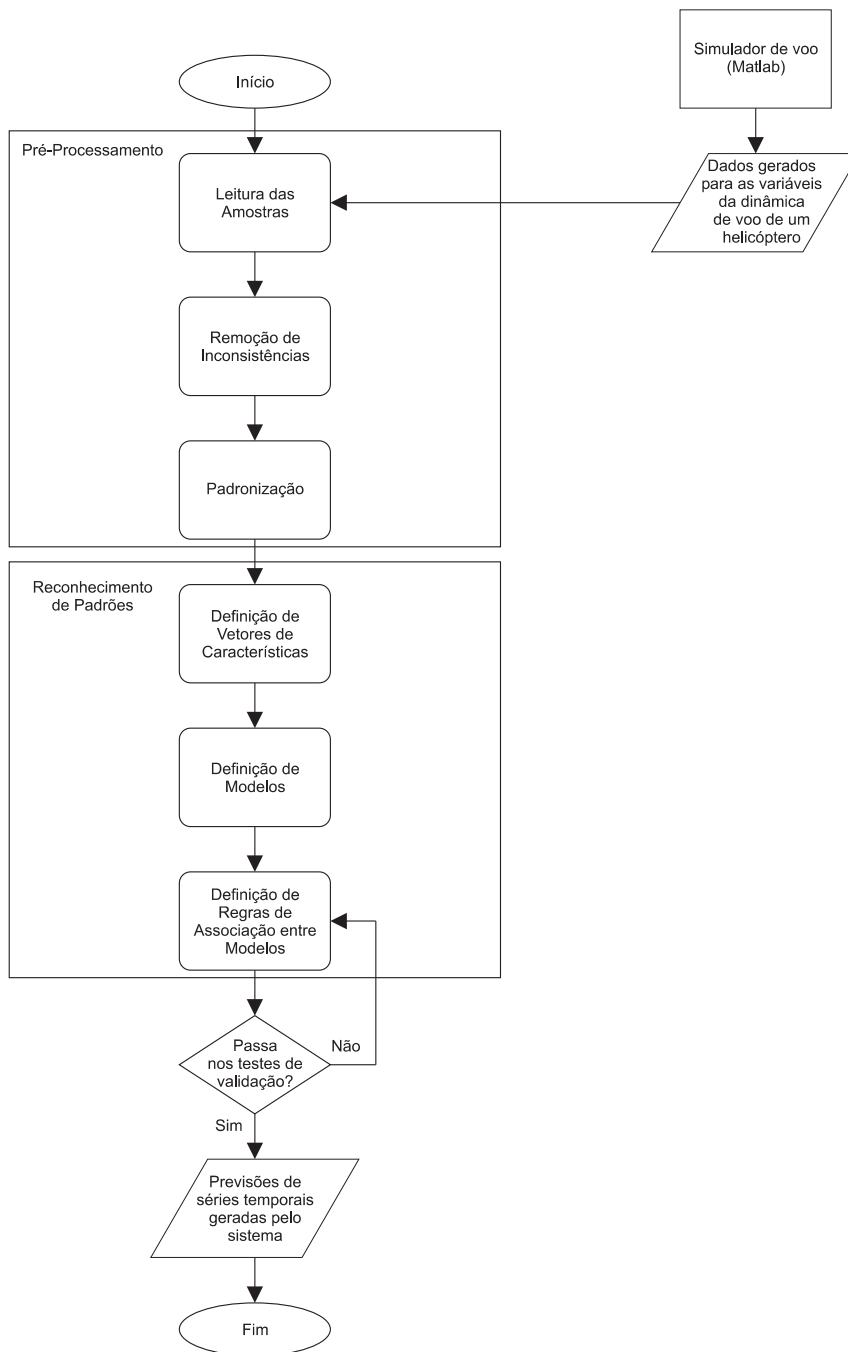
Assim, considerando-se uma variável específica, e supondo que se tenha como objetivo gerar uma previsão para um determinado conjunto de condições, então, caso exista um modo de identificar as principais características a partir de amostras conhecidas e reconhecer padrões entre estas, é possível fazer uma previsão a partir do reconhecimento de padrões nas séries temporais usadas como exemplos conhecidos, aplicando-se uma combinação entre séries temporais para gerar uma previsão, de modo semelhante ao exposto por (BLANC e SETZER, 2016).

## 4.2 Funcionamento do Sistema

De modo geral, o sistema proposto neste trabalho funciona por meio das seguintes etapas: (1) recebe os dados que compõem as amostras a partir de arquivos de saída do simulador de voo mencionado no Capítulo 2 (o sistema realiza a etapa de leitura, ou seja, aquisição dos dados); (2) realiza correções nos dados, como a ordenação correta da sequência dos dados (ordenando corretamente a sequência de instantes e os valores associados a cada instante) e a unificação dos valores atribuídos a cada instante da sequência de tempo; (3) padroniza as séries temporais estabelecendo um intervalo comum entre os instantes medidos e um período total comum a todas as séries temporais (evitando assim que uma maior concentração de amostras em intervalos específicos dentro de uma série temporal prejudique as etapas de reconhecimento de padrões); realiza o reconhecimento de padrões, pela aplicação de uma abordagem semelhante à correspondência sintática, mencionada no Capítulo 4, pela aplicação das etapas a seguir: (4) estabelece os vetores de características que descrevem as séries temporais conforme os critérios aplicados na etapa anterior; (5) define os modelos *piecewise* (modelos divididos em partes) (LIMA, PINHEIRO e SANTOS, 2016) que representam cada amostra; e (6) define regras de associação entre os modelos; e finalizando, (7) testa as regras de associação definidas na etapa anterior por meio de comparações entre as previsões geradas pelas regras de associação obtidas e os valores reais de amostras usadas

para validação; as etapas 6 e 7 são repetidas até que o sistema tenha encontrado uma solução satisfatória de acordo com critérios pré-estabelecidos, gerando séries temporais que descrevem a dinâmica de voo do helicóptero para condições determinadas.

O diagrama de blocos representado pela Figura 4.2 apresenta o funcionamento geral do sistema proposto, indicando a sequência das etapas que o compõem.



**Figura 4.2** - Diagrama de blocos do algoritmo básico do sistema proposto.

As próximas seções detalham o funcionamento das etapas mencionadas, assim agrupadas: pré-processamento (etapas 1 a 3), reconhecimento de padrões (etapas 4 a 6) e as etapas finais, de validação e saída.

#### **4.2.1 Descrição das etapas do pré-processamento**

A etapa inicial dispensa explicações mais extensas, bastando dizer que o sistema deve ter acesso aos dados das amostras de modo que possa copiar estes dados para suas estruturas internas, para que, a partir desta cópia, realize as demais funções. Ou seja, o sistema deve fazer a leitura dos arquivos que armazenam os dados referentes às amostras das variáveis tratadas no escopo da aplicação e copiar os dados para suas variáveis.

A etapa seguinte (2) realiza duas funções (ordenação e atribuição de valor único a cada instante de cada amostra) e é interessante detalhar como cada uma delas é realizada pelo sistema desenvolvido para este trabalho. Para que o sistema seja capaz de realizar suas funções principais, é importante garantir que os dados que compõem as amostras estejam corretamente ordenados (por exemplo, a sequência de instantes de tempo pode estar fora de ordem e assim, conseqüentemente, também os dados das variáveis medidos em cada instante). Há diversos algoritmos conhecidos que podem realizar esta função e este trabalho sugere o uso do algoritmo *quicksort*, por este ser aplicável (e bastante eficiente) neste caso. Uma vez que uma amostra esteja ordenada, a função de remoção de duplicidades pode ser realizada de modo mais simples e com maior eficiência. Este tipo de inconsistência pode ocorrer, por exemplo, devido a uma limitação na precisão dos dados, o que pode fazer com que dados medidos em instantes muito próximos sejam atribuídos a um mesmo instante de tempo.

A Tabela 4.2 exemplifica um caso deste tipo, considerando uma relação de valores para uma hipotética variável *Z*.

**Tabela 4.2** – Exemplo de multiplicidade de dados referenciados ao mesmo instante devido à limitação da precisão do valor atribuído aos instantes de tempo.

<b>Instantes <math>t</math> (s) com precisão de 10 casas decimais</b>	<b>Instantes <math>t</math> (s) com precisão de 6 casas decimais – tipo <i>float</i></b>	<b>Valor da variável <math>Z</math> no instante <math>t</math> (<math>Z_t</math>)</b>
...	...	...
0,0041983692	0,004198	(-0,161374)
0,0041985905	0,004199	(-0,159584)
0,0041986361	0,004199	(-0,159215)
0,0041987842	0,004199	(-0,158017)
0,0041993947	0,004199	(-0,153075)
0,0041996780	0,004200	(-0,150780)
...	...	...

Como se pode notar pela relação de dados apresentada na Tabela 4.2, é possível que o sistema receba múltiplos valores associados ao mesmo instante devido à precisão limitada dos valores atribuídos a cada instante de tempo. Supondo-se que o sistema pudesse ter atribuído valores mais precisos a cada instante em que um valor foi medido, é possível que a situação da multiplicidade de valores referenciados a um instante específico não ocorresse. Entretanto, considerando-se que o sistema não tem acesso a valores mais precisos, uma estratégia válida para minimizar o problema pode ser aplicar o cálculo da média aritmética simples dos valores associados ao mesmo instante. Aplicando-se este tratamento ao exemplo mostrado na Tabela 4.2, há 4 valores associados ao instante 0,004199: (-0,159584), (-0,159215), (-0,158017) e (-0,153075), cuja média resulta em (-0,157473). Outros métodos poderiam ser aplicados nesta etapa, como a escolha de um dos valores originalmente atribuídos a um instante específico para associá-lo àquele instante, mas caso não seja possível determinar qual dos valores seria mais adequado para a escolha, sugere-se o uso do método proposto (média dos valores atribuídos ao mesmo instante).

A última etapa do pré-processamento consiste na padronização do intervalo que compreende o início e fim de cada amostra e na redistribuição dos dados de cada amostra em instantes iguais e de mesmo intervalo entre si. Quanto ao intervalo total de cada amostra, a solução é simples, desde que se possa associar um mesmo critério que defina o instante inicial de uma amostra. Neste caso, basta limitar o tempo total de cada amostra àquela de menor intervalo de tempo total, e assim é possível garantir que todas as amostras tenham o mesmo tempo total, apenas removendo os dados excessivos de cada amostra que tenha tempo total maior que o intervalo então usado como referência.

Quanto à redistribuição dos dados de cada amostra, esta pode ser realizada pelo uso da Equação 4.1.

$$x_{t_r} = \frac{\left( (\Delta t_o - (t_r - t_{o_{ant}})) * x_{t_{o_{ant}}} \right) + \left( (\Delta t_o - (t_{o_{pos}} - t_r)) * x_{t_{o_{pos}}} \right)}{\Delta t_o} \quad (4.1)$$

Onde  $x_{t_r}$  é o valor da variável  $x$  no instante que é calculado para a nova sequência (feita pela redistribuição);  $t_r$  é o instante de tempo que é calculado para a redistribuição;  $t_{o_{ant}}$  é o instante da sequência original que é anterior ao instante do valor que é calculado para redistribuição; analogamente,  $t_{o_{pos}}$  é o instante da sequência original que é posterior ao instante do valor que é calculado para redistribuição;  $x_{t_{o_{ant}}}$  é o valor da variável  $x$  no instante  $t_{o_{ant}}$ ; o valor da variável  $x$  no instante  $t_{o_{pos}}$  é dado por  $x_{t_{o_{pos}}}$ ; e  $\Delta t_o$  é a diferença de tempo entre os instantes  $t_{o_{ant}}$  e  $t_{o_{pos}}$ , calculada de acordo com a Equação 4.2.

$$\Delta t_o = t_{o_{pos}} - t_{o_{ant}} \quad (4.2)$$

A etapa de redistribuição em intervalos iguais se justifica porque, caso haja maior quantidade de instantes valorados em determinados intervalos das séries temporais usadas como exemplos de aprendizado para o sistema, esta situação poderia causar uma distorção na representação da série. Agora o sistema possui duas representações de cada uma das séries temporais de amostra: a primeira composta pela série original após o passo de remoção de inconsistências e outra composta por uma redistribuição dos valores da primeira, agora com instantes igualmente espaçados (em intervalos iguais).

Uma vez que o sistema deve ser capaz de gerar previsões com uma boa aproximação geral e também deve ser preciso em relação aos valores das séries temporais usadas como exemplos, este trabalho sugere que, ao se considerar o desempenho do sistema, especialmente para calcular o erro, as comparações devem ser feitas tanto entre uma previsão e os dados originais, bem como comparando a mesma previsão com os dados redistribuídos, em uma média simples. É importante notar que este procedimento foi adotado para obter os resultados apresentados no Capítulo 5.

### 4.2.2 Descrição das etapas do reconhecimento de padrões

Assim que as etapas anteriores (de pré-processamento) são realizadas com sucesso, sugere-se o uso de um algoritmo capaz de identificar e determinar um conjunto composto pelos instantes mais relevantes dentro de cada amostra. Isto pode ser feito, por exemplo, pelo uso de técnicas de detecção de pontos de mudança, que poderiam ser empregadas para pré-processar e segmentar dados de séries temporais, e assim permitindo realizar a previsão de outras séries temporais (KOSHIJIMA, HINO e MURATA, 2015).

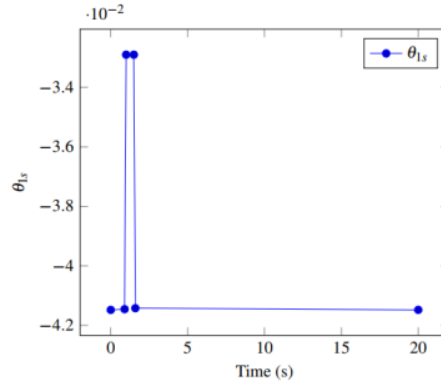
Com o objetivo de apresentar um método alternativo, este trabalho utiliza uma técnica que considera a relevância de um determinado ponto de uma série temporal com base no cálculo do ângulo deste em relação ao ponto anterior e ao próximo, aplicando uma adaptação da lei dos cossenos, mostrada na Equação 4.3.

$$p_{t_a} = \frac{(\Delta_t^2 + \Delta_v^2) + (\nabla_t^2 + \nabla_v^2) - ((p_{t-1} - p_{t+1})^2 + (p_{t-1_v} - p_{t+1_v})^2)}{2 * \sqrt{(\Delta_t^2 + \Delta_v^2)} * \sqrt{(\nabla_t^2 + \nabla_v^2)}} \quad (4.3)$$

Onde  $p_{t_a}$  é o ângulo da variável  $p$  no instante  $t$ ,  $\Delta_t^2 = (p_t - p_{t-1})^2$ ,  $\Delta_v^2 = (p_{t_v} - p_{t-1_v})^2$ ,  $\nabla_t^2 = (p_{t+1} - p_t)^2$ ,  $\nabla_v^2 = (p_{t+1_v} - p_{t_v})^2$  e  $p_{t_v}$  é o valor da variável  $p$  no instante  $t$ .

Nesta abordagem, o primeiro e o último ponto de cada série temporal sempre irão compor a lista dos pontos selecionados. Além dos valores do primeiro e último instante, apenas os pontos mais relevantes são adicionados à lista de pontos selecionados. O critério utilizado é adicionar à lista os pontos com valores de ângulo mais distantes da mediana dos ângulos de todos os pontos no intervalo de uma série temporal, pois estes são mais significativos por indicarem mudanças de tendência dentro de uma série.

Agora, a sequência de pontos selecionados pode ser pareada para formar um conjunto sequencial de funções lineares. Essa abordagem permite a representação da série temporal agora simplificada como um modelo *piecewise* (dividido em partes) que descreve o cálculo linear dos valores de uma variável em intervalos de instantes inicial e final, compondo uma sequência que compreende o intervalo completo da série temporal.



**Figura 4.3** – Exemplo de representação gráfica do comando do passo cíclico longitudinal do rotor principal ( $\theta_{1s}$ ) durante a realização de uma manobra de resposta ao comando coletivo.

A Figura 4.3 é um exemplo de uma série temporal gerada a partir de um modelo *piecewise*. Mostra uma sequência de comandos do passo cíclico longitudinal do rotor principal ( $\theta_{1s}$ ) durante a realização de uma manobra de resposta ao comando coletivo.

$$f_{\theta_{1s_t}} = \begin{cases} 0,000018 * \theta_{1s_t} + (-0,060648) & \text{se } 0 \leq \theta_{1s_t} \leq 0,9 \\ 0,085898 * \theta_{1s_t} + (-0,137939) & \text{se } 0,9 \leq \theta_{1s_t} \leq 1 \\ 0,000074 * \theta_{1s_t} + (-0,052116) & \text{se } 1 \leq \theta_{1s_t} \leq 1,5 \\ (-0,085854) * \theta_{1s_t} + 0,076776 & \text{se } 1,5 \leq \theta_{1s_t} \leq 1,6 \\ (-0,000003) * \theta_{1s_t} + (-0,060585) & \text{se } 1,6 \leq \theta_{1s_t} \leq 20 \end{cases} \quad (4.4)$$

O modelo por partes representado pela Equação 4.4 corresponde ao gráfico mostrado na Figura 4.3, onde  $\theta_{1s_t}$  se refere ao instante  $t$  em uma série temporal de  $\theta_{1s}$ . Este trabalho se refere à estrutura de um modelo por partes como sendo formada pelos seguintes elementos: *multiplicador*, *adicional*, *instante inicial* e *instante final*. Assim, a Tabela 4.3 apresenta uma representação da estrutura formada a partir da Equação 4.4.

**Tabela 4.3** – Exemplo de representação de um modelo por partes de acordo com a estrutura proposta.

Multiplicador	Adicional	Instante inicial	Instante final
0,000018	(-0,060648)	0	0,9
0,085898	(-0,137939)	0,9	1
0,000074	(-0,052116)	1	1,5
(-0,085854)	0,076776	1,5	1,6
(-0,000003)	(-0,060585)	1,6	20

Em seguida, é necessário verificar se o modelo obtido constitui uma boa aproximação dos dados da série temporal original, usando uma regra para calcular o erro entre o modelo por partes e os dados originais.

Neste trabalho foi usado o critério calculado pelo erro absoluto médio dividido pelo valor médio da variável no intervalo considerado, porque foi observado em testes preliminares que a aplicação desta regra é um parâmetro adequado para que o sistema possa gerar representações com boa aproximação em relação às séries usadas como exemplos.

Um ajuste sugerido em relação à etapa anterior é configurar uma regra auxiliar para escolher um dos possíveis candidatos a representar a série temporal original, gerados com  $z$  elementos principais, pois pode haver de 2 a  $i$  pontos representando cada série temporal (para  $i \geq 3$  e  $i < z$ ), e como algumas das representações são mais complexas do que outras, por este motivo pode ser usada uma taxa de custo/benefício para determinar qual dos candidatos deve ser escolhido.

O próximo passo proposto neste trabalho é buscar semelhanças entre diferentes amostras representadas, para fornecer uma maneira de estabelecer relações entre elas. Assim, por exemplo, cada parte de um modelo *piecewise*  $m0$  que representa uma amostra  $a$  pode ser comparada às partes de outro modelo  $m1$  que representam outra amostra  $b$  para determinar quais delas são as mais parecidas com cada parte de um modelo  $m0$ . Este processo continua até que todas as partes da representação de uma amostra  $a$  (modelo  $m0$ ) já estejam relacionadas com as partes da representação da outra amostra  $b$  (modelo  $m1$ ) comparada.

Podem ser utilizados diferentes critérios para comparar cada parte de uma representação às partes de outra representação, mas este trabalho sugere o uso de uma pontuação formada pela soma ponderada de três termos, cada um correspondente a um critério de comparação entre as partes, sendo eles, respectivamente: similaridade entre os multiplicadores das partes comparadas, similaridade de posicionamento das partes comparadas em seus respectivos modelos e similaridade de tamanho entre as partes comparadas, conforme a Equação 4.5.

$$s_a = (w_{a_a} * s_{a_a}) + (w_{a_b} * s_{a_b}) + (w_{a_c} * s_{a_c}) \quad (4.5)$$

Onde  $s_a$  é a pontuação da associação entre uma peça de um modelo a uma peça de outro modelo,  $w_{a_i}$  é o peso da associação do termo  $i$  e  $s_{a_i}$  é a pontuação obtida pela associação para o termo  $i$  da Equação 4.5. Ou seja, a pontuação final é definida a partir da soma de pontuações



atribuídas a diferentes aspectos considerados na comparação entre partes de cada modelo, e cada pontuação parcial é multiplicada por um peso, fazendo com que cada aspecto (critério) de comparação entre partes tenha maior ou menor impacto na composição da pontuação final.

A Equação 4.6 apresenta o cálculo da pontuação parcial dada por  $s_{a_a}$ , referente à similaridade quanto ao valor do multiplicador de cada peça comparada.

$$s_{a_a} = \begin{cases} \frac{m1_{q_m}}{m0_{p_m}} & \text{se } m0_{p_m} \geq m1_{q_m} \\ \frac{m0_{p_m}}{m1_{q_m}} & \text{se } m0_{p_m} < m1_{q_m} \end{cases} \quad (4.6)$$

Onde  $m0_{p_m}$  é o valor multiplicador da peça  $p$  do modelo  $m0$ , e  $m1_{q_m}$  é o valor do multiplicador da peça  $q$  a partir do modelo  $m1$ . Assim, esta pontuação refere-se à similaridade quanto ao valor do multiplicador de cada peça comparada.

A Equação 4.7 apresenta o cálculo da pontuação parcial dada por  $s_{a_b}$ , que se refere à similaridade quanto ao posicionamento relativo das partes comparadas em cada série temporal respectiva, representadas pelos modelos  $m0$  e  $m1$ .

$$s_{a_b} = \frac{s_{a_{b1}} + s_{a_{b2}}}{2} \quad (4.7)$$

As Equações 4.8 e 4.9 detalham o cálculo de  $s_{a_{b1}}$  e  $s_{a_{b2}}$ .

$$s_{a_{b1}} = \begin{cases} \frac{m1_{q_{ax}}}{m0_{p_{ax}}} & \text{se } m0_{p_{ax}} \geq m1_{q_{ax}} \\ \frac{m0_{p_{ax}}}{m1_{q_{ax}}} & \text{se } m0_{p_{ax}} < m1_{q_{ax}} \end{cases} \quad (4.8)$$

Onde  $m0_{p_{ax}}$  é o valor médio do eixo  $x$  da parte  $p$  do modelo  $m0$ , e  $m1_{q_{ax}}$  é o valor médio do eixo  $x$  da parte  $q$  do modelo  $m1$ .

$$s_{a_{b2}} = \begin{cases} \frac{m1_{q_{ay}}}{m0_{p_{ay}}} & \text{se } m0_{p_{ay}} \geq m1_{q_{ay}} \\ \frac{m0_{p_{ay}}}{m1_{q_{ay}}} & \text{se } m0_{p_{ay}} < m1_{q_{ay}} \end{cases} \quad (4.9)$$

Onde  $m0_{pay}$  é o valor médio do eixo  $y$  da parte  $p$  do modelo  $m0$ , e  $m1_{qay}$  é o valor médio do eixo  $y$  da parte  $q$  do modelo  $m1$ .

A Equação 4.10 apresenta o cálculo da pontuação parcial dada por  $s_{ac}$ , que se refere ao tamanho das partes comparadas em cada série temporal respectiva, representadas pelos modelos  $m0$  e  $m1$ .

$$s_{ac} = \frac{s_{ac1} + s_{ac2}}{2} \quad (4.10)$$

As Equações 4.11 e 4.12 explicam o cálculo de  $s_{ac1}$  e de  $s_{ac2}$ .

$$s_{ac1} = \begin{cases} \frac{m1_{qsx}}{m0_{psx}} & \text{se } m0_{psx} \geq m1_{qsx} \\ \frac{m0_{psx}}{m1_{qsx}} & \text{se } m0_{psx} < m1_{qsx} \end{cases} \quad (4.11)$$

Onde  $m0_{psx}$  é o valor absoluto do intervalo do eixo  $x$  da parte  $p$  do modelo  $m0$ , e  $m1_{qsx}$  é o valor absoluto do intervalo do eixo  $x$  da parte  $q$  do modelo  $m1$ .

$$s_{ac2} = \begin{cases} \frac{m1_{qsy}}{m0_{psy}} & \text{se } m0_{psy} \geq m1_{qsy} \\ \frac{m0_{psy}}{m1_{qsy}} & \text{se } m0_{psy} < m1_{qsy} \end{cases} \quad (4.12)$$

Onde  $m0_{psy}$  é o valor absoluto do intervalo do eixo  $y$  da parte  $p$  do modelo  $m0$ , e  $m1_{qsy}$  é o valor absoluto do intervalo do eixo  $y$  da parte  $q$  do modelo  $m1$ .

Como pode ser visto na Equação 4.5, diferentes combinações de pesos podem ser usadas para os termos do cálculo da pontuação  $s_a$ , e isso é devido ao fato de que os melhores critérios para identificar a melhor relação entre cada parte de cada modelo podem variar de acordo com as características dos modelos comparados, e por este motivo, este trabalho sugere o uso de um algoritmo de espaço de busca para testar diferentes combinações de pesos para os termos da Equação 4.5 e assim encontrar a melhor combinação.

Agora faz sentido que uma interpolação ponderada seja aplicada entre duas amostras modeladas para gerar uma previsão que represente uma relação entre elas. Esta etapa pode ser realizada usando os seguintes procedimentos e equações.

Para calcular cada parte de uma previsão, o sistema realiza cálculos a partir de cada parte de um modelo  $m0$  relacionada a uma peça de um modelo  $m1$ , como mostrado nas próximas equações.

A Equação 4.13 é usada para determinar o valor do fator multiplicador de uma parte do modelo projetado para a previsão gerada pelo sistema.

$$f_{r_m} = \frac{(m0_{p_m} * m0_{w_f}) + (m1_{q_m} * m1_{w_f})}{2} \quad (4.13)$$

Onde  $f_{r_m}$  é o componente multiplicador de uma parte  $r$  de uma previsão  $f$ ,  $m0_{p_m}$  e  $m1_{q_m}$  são, respectivamente, o componente multiplicador de uma parte  $p$  de um modelo  $m0$  e o componente multiplicador de uma peça  $q$  de um modelo  $m1$ ;  $m0_{w_f}$  é o fator de peso de um modelo  $m0$ , e  $m1_{w_f}$  é o fator de peso de um modelo  $m1$ .

A Equação 4.14 é usada para determinar o valor do componente adicional de uma parte do modelo projetado para a previsão gerada pelo sistema.

$$f_{r_a} = \frac{(m0_{p_a} * m0_{w_f}) + (m1_{q_a} * m1_{w_f})}{2} \quad (4.14)$$

Onde  $f_{r_a}$  é o componente adicional de uma parte  $r$  de uma previsão  $f$ ,  $m0_{p_a}$  e  $m1_{q_a}$  são, respectivamente, o componente adicional de uma parte  $p$  de um modelo  $m0$  e o componente adicional de uma peça  $q$  de um modelo  $m1$ ;  $m0_{w_f}$  é o fator de peso de um modelo  $m0$ , e  $m1_{w_f}$  é o fator de peso de um modelo  $m1$ .

A Equação 4.15 é usada para determinar o valor do instante inicial de uma parte do modelo projetado para a previsão gerada pelo sistema.

$$f_{r_{it}} = \sqrt{m0_{p_{it}} * m1_{q_{it}}} \quad (4.15)$$

Onde  $f_{r_{it}}$  é o componente do instante de tempo inicial de uma peça  $r$  de uma previsão  $f$ ,  $m0_{p_{it}}$  e  $m1_{q_{it}}$  são respectivamente o componente do instante de tempo inicial de uma peça  $p$  de um modelo  $m0$  e o componente do instante de tempo inicial de uma peça  $q$  de um modelo  $m1$ .

A Equação 4.16 é usada para determinar o valor do instante final de uma parte do modelo projetado para a previsão gerada pelo sistema.

$$f_{r_{ft}} = \sqrt{m0_{p_{ft}} * m1_{q_{ft}}} \quad (4.16)$$

Onde  $f_{r_{ft}}$  é o componente do instante de tempo final de uma peça  $r$  de uma previsão  $f$ ,  $m0_{p_{ft}}$  e  $m1_{q_{ft}}$  são, respectivamente, o componente do instante de tempo final de uma peça  $p$  de um modelo  $m0$  e o componente do instante de tempo final de uma peça  $q$  de um modelo  $m1$ .

A Equação 4.17 é usada para determinar o valor de  $m0_{wf}$ , que é o fator de peso de um modelo  $m0$ , usado no cálculo das Equações 4.13 e 4.14.

$$m0_{wf} = 2 * \frac{\Delta_{cv} - \Delta_{cv_{m0f}}}{\Delta_{cv}} \quad (4.17)$$

Onde  $m0_{wf}$  é o fator de peso de um modelo  $m0$ ;  $\Delta_{cv}$  é a variação de valores de uma condição associada às séries temporais usadas como exemplos; e  $\Delta_{cv_{m0f}}$  é o valor de uma condição associada ao modelo  $m0$ .

A Equação 4.18 é usada para determinar o valor de  $m1_{wf}$ , que é o fator de peso de um modelo  $m1$ , usado no cálculo das Equações 4.13 e 4.14.

$$m1_{wf} = 2 * \frac{\Delta_{cv} - \Delta_{cv_{m1f}}}{\Delta_{cv}} \quad (4.18)$$

Onde  $m1_{wf}$  é o fator de peso de um modelo  $m1$ ;  $\Delta_{cv}$  é a variação de valores de uma condição associada às séries temporais usadas como exemplos; e  $\Delta_{cv_{m1f}}$  é o valor de uma condição associada ao modelo  $m1$ .

A Equação 4.19 é usada para determinar o valor de  $\Delta_{cv_{m0f}}$ , que é o valor de uma condição associada ao modelo  $m0$ , usado no cálculo da Equação 4.17.

$$\Delta_{cv_{m0_f}} = |m0_{cv} - f_{cv}| \quad (4.19)$$

Onde  $\Delta_{cv_{m0_f}}$  é o valor de uma condição associada ao modelo  $m0$ ;  $m0_{cv}$  e  $f_{cv}$  são, respectivamente, as condições valoradas que são diferentes entre o modelo  $m0$  e a previsão  $f$ .

A Equação 4.20 é usada para determinar o valor de  $\Delta_{cv_{m1_f}}$ , que é o valor de uma condição associada ao modelo  $m1$ , usado no cálculo da Equação 4.18.

$$\Delta_{cv_{m1_f}} = |m1_{cv} - f_{cv}| \quad (4.20)$$

Onde  $\Delta_{cv_{m1_f}}$  é o valor de uma condição associada ao modelo  $m1$ ;  $m1_{cv}$  e  $f_{cv}$  são, respectivamente, as condições valoradas que são diferentes entre o modelo  $m1$  e a previsão  $f$ .

A Equação 4.21 é usada para calcular  $\Delta_{cv}$ , que é a variação de valores de uma condição associada às séries temporais usadas como exemplos.

$$\Delta_{cv} = |m0_{cv} - m1_{cv}| \quad (4.21)$$

Onde  $m0_{cv}$  e  $m1_{cv}$  são, respectivamente, as condições valoradas que são diferentes entre os modelos  $m0$  e  $m1$ ; e  $\Delta_{cv}$  é a variação de valores de uma condição associada às séries temporais usadas como exemplos.

Em seguida, o sistema calcula o valor relacionado a cada instante do modelo de previsão obtido na última etapa. O sistema gera uma lista dos instantes calculados, agora ordenados em ordem crescente.

Os ajustes finais para gerar uma previsão são relativos à escala de tempo, pois as últimas etapas podem ter modificado significativamente a escala de tempo desejada para a previsão. O uso das Equações 4.22 e 4.23 fornece uma solução para essa questão.

$$time_{rate} = \frac{f_{n_{ft}}}{f_{ti}} \quad (4.22)$$

Onde  $time_{rate}$  é a taxa de conversão de escala de tempo;  $f_{n_{ft}}$  é o tempo final da  $n$ ésima parte (a última) de uma previsão  $f$ ;  $f_{ti}$  é o intervalo de tempo a ser usado para gerar uma previsão  $f$ .

$$time_{diff} = 0 - f_{it} \quad (4.23)$$

Onde  $time_{diff}$  é a diferença para ajuste de tempo; e  $f_{it}$  é o tempo inicial da  $i$ -ésima parte (a primeira) de um previsão  $f$ .

Assim, as Equações 4.22 e 4.23 são aplicadas: em primeiro lugar, todos os instantes de uma previsão são recalculados como um produto pelo  $time_{rate}$  calculado; então todos os instantes de uma previsão são ajustados pela soma com o valor de  $time_{diff}$ .

Pela aplicação das Equações 4.22 e 4.23 é possível corrigir a escala de tempo das previsões geradas pelo sistema para que coincidam com a escala de tempo pretendida.

### 4.2.3 Descrição das etapas finais

Cada passo descrito na subseção anterior deve ser usado para gerar uma previsão de validação, ou seja, o sistema faz uma comparação entre uma amostra que representa uma condição que esteja entre as amostras modeladas e uma previsão gerada para a mesma condição para verificar a aplicabilidade do conjunto de regras e dos modelos obtidos. Se este teste de validação for bem-sucedido, é possível esperar que outras previsões geradas (aplicando-se o mesmo método descrito para gerar a previsão testada) para o intervalo das condições consideradas também possam atingir boas aproximações em comparação a outras séries temporais que seriam obtidas pelo método original (no caso deste trabalho, séries temporais geradas pelo simulador de voo mencionado no Capítulo 2). Caso contrário, significa que alguns ajustes devem ser feitos e, somente quando o teste de validação for bem sucedido, é minimamente seguro usar um conjunto de regras obtidas para a previsão.

Isso pode ocorrer, uma vez que cada caso específico pode apresentar características diferentes, por exemplo, nível de complexidade, semelhança entre amostras, intervalo de tempo das amostras, e assim por diante, por este motivo sugere-se a utilização de um algoritmo de espaço de busca para que o sistema teste diferentes ajustes em cada etapa do processo, conforme necessário, para encontrar um conjunto de regras que possa gerar previsões com uma taxa de erro mínima e satisfatória – por este motivo sugere-se o uso de um conjunto de regras de pontuação para as previsões geradas pelo sistema e as Equações 4.5 a 4.12 podem ser usadas para esta finalidade.

O Capítulo 5 apresenta resultados obtidos a partir de um sistema desenvolvido de acordo com a descrição apresentada neste capítulo.

## 5. RESULTADOS OBTIDOS

### 5.1 Considerações Iniciais

Este capítulo apresenta os resultados obtidos com o uso de um sistema desenvolvido conforme descrito no capítulo anterior, comparando os valores das amostras de validação (geradas pelo simulador de voo mencionado no Capítulo 2) aos valores das previsões geradas pelo sistema descrito neste trabalho que foram geradas para as mesmas variáveis que constam na Tabela 4.1. As previsões foram geradas pelo sistema a partir de exemplos fornecidos pelo simulador de voo mencionado no Capítulo 2.

### 5.2 Planejamento dos experimentos

Os resultados apresentados neste capítulo foram obtidos a partir dos experimentos descritos a seguir. Para verificar a capacidade do sistema em gerar previsões de séries temporais para diferentes condições de voo e diferentes manobras, a partir de exemplos de aprendizado, primeiro é necessário fornecer tais exemplos ao sistema. Neste trabalho, os exemplos para o aprendizado do sistema foram gerados por um simulador de voo, conforme mencionado no Capítulo 2.

Cada série temporal considerada neste trabalho é relativa a dados simulados do comportamento da dinâmica de voo de um modelo de helicóptero (*Bolkow Bo-105*) durante a realização de manobras em diferentes condições de voo.

O sistema gera previsões de validação a partir de duas amostras de séries temporais para cada variável, uma delas referente ao comportamento do helicóptero iniciando em um voo estável a uma velocidade inicial de 30 m/s e a 1000 m de altitude e outra referente ao comportamento do helicóptero a partir de um voo estável com velocidade inicial de 60 m/s e altitude inicial de 1000 m, e em ambos os casos enquanto o helicóptero realiza uma manobra, sendo duas manobras consideradas nos experimentos apresentados neste capítulo: uma manobra de resposta ao comando coletivo (que para simplificar, será chamada de *rtcol*) e uma manobra de resposta a um comando *doublet* do cíclico longitudinal (chamada de *rtlcd* para

simplificar). Uma manobra *doublet* é um conjunto de duas manobras iguais e opostas, o que garante que a aeronave comece e termine no mesmo estado (GOFF, THOMAS, *et al.*, 2000).

O objetivo do sistema nestes experimentos é gerar previsões para validação, ou seja, previsões comparadas a uma série temporal gerada pelo simulador de voo para as mesmas condições de voo das previsões. Tais conjuntos de condições serão chamados, respectivamente de  $c = [45,1000, rcol]$  para a manobra de resposta ao comando coletivo e de  $c = [45,1000, rtlcd]$  para a manobra de resposta a um comando *doublet* do cíclico longitudinal.

Para todas as previsões, o critério de análise de erro é dado pela regra representada pela Equação 5.1.

$$Erro_{var} = \frac{EAM_{var}}{VAM_{var}} \quad (5.1)$$

Onde  $EAM_{var}$  se refere ao erro absoluto médio da previsão gerada pelo sistema para uma variável em condições específicas em comparação à série temporal gerada pelo simulador de voo para a mesma variável e nas mesmas condições da previsão; e  $VAM_{var}$  refere-se ao valor absoluto médio de uma variável na série temporal gerada pelo simulador de voo para um conjunto específico de condições. A Equação 5.2 detalha o cálculo de  $EAM_{var}$ .

$$EAM_{var} = |sim_{var} - prev_{var}| \quad (5.2)$$

Onde  $sim_{var}$  refere-se ao valor gerado pelo simulador de voo para uma variável em um instante dos instantes de uma série temporal; e  $prev_{var}$  se refere ao valor gerado como previsão do sistema para uma mesma variável e em um instante igual ao da série temporal gerada pelo simulador de voo. A Equação 5.3 detalha o cálculo de  $VAM_{var}$ .

$$VAM_{var} = \frac{\sum_{i=0}^n |var_i|}{n} \quad (5.3)$$

Onde  $var_i$  refere-se ao valor de uma variável em um instante  $i$  de uma série temporal gerada pelo simulador de voo; e  $n$  se refere ao total de instantes que compõem a série temporal considerada.

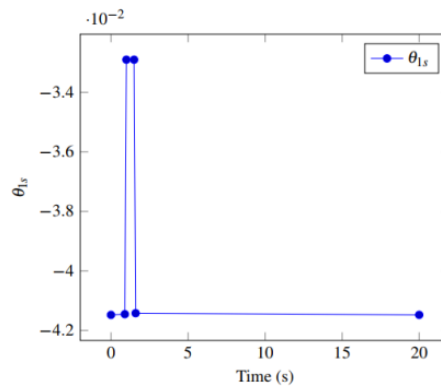
O sistema proposto e descrito neste trabalho gerou previsões considerando os critérios mencionados nesta seção, tendo como parâmetro de desempenho de  $erro \leq 0,07$  para os testes de validação realizados nos experimentos apresentados neste capítulo.



### 5.3 Previsões geradas pelo sistema

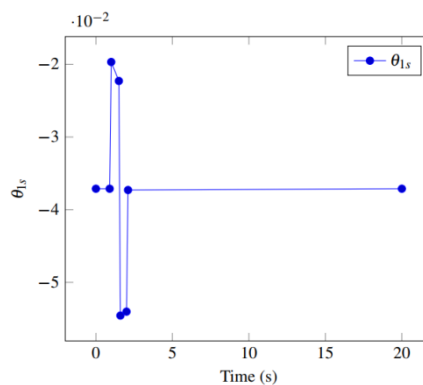
As subseções 5.3.1 a 5.3.20 apresentam os exemplos fornecidos ao sistema pelo simulador de voo mencionado no Capítulo 2 e as previsões geradas pelo sistema descrito neste trabalho para cada uma das variáveis consideradas neste trabalho para a descrição da dinâmica de voo de um helicóptero, comparadas às séries temporais geradas pelo simulador de voo para as mesmas condições das previsões, conforme explicado na subseção 5.2.

A Figura 5.1 é idêntica à Figura 4.3 (está repetida propositalmente para facilitar a visualização) e apresenta a representação gráfica da manobra de resposta ao comando coletivo, uma das manobras simuladas para os experimentos apresentados nesta seção.



**Figura 5.1** – Comando do passo cíclico longitudinal do rotor principal ( $\theta_{1s}$ ) para a simulação de uma manobra de resposta ao comando coletivo.

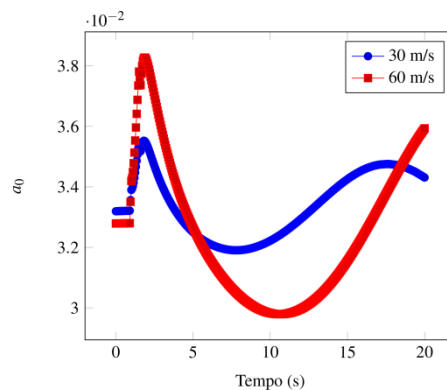
A Figura 5.2 apresenta a representação gráfica da manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, simulada para os experimentos apresentados nesta seção.



**Figura 5.2** – Comando do passo cíclico longitudinal do rotor principal ( $\theta_{1s}$ ) para a simulação de uma manobra de resposta a um comando *doublet* do cíclico longitudinal.

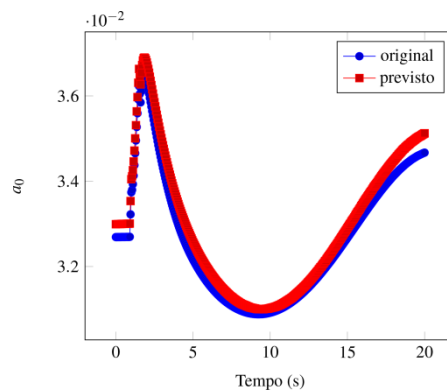
### 5.3.1 Variável $a_0$

A variável  $a_0$  [°] se refere ao ângulo de conformação do rotor principal. É considerada na análise de desempenho e controle do helicóptero quanto ao movimento do rotor principal (SIMPLICIO, 2011). A Figura 5.3 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $a_0$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



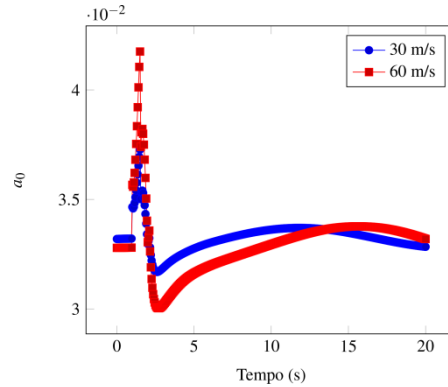
**Figura 5.3** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $a_0$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

A Figura 5.4 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $a_0$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



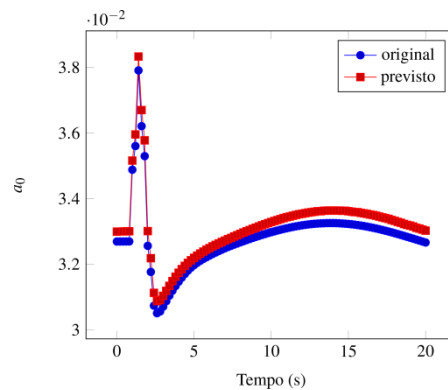
**Figura 5.4** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $a_0$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtcol}]$ .

A Figura 5.5 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $a0$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.5** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $a0$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

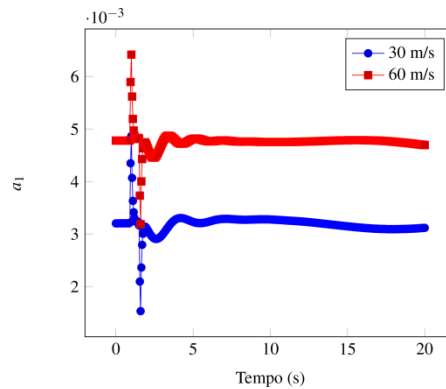
A Figura 5.6 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $a0$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.6** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $a0$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtlcd}]$ .

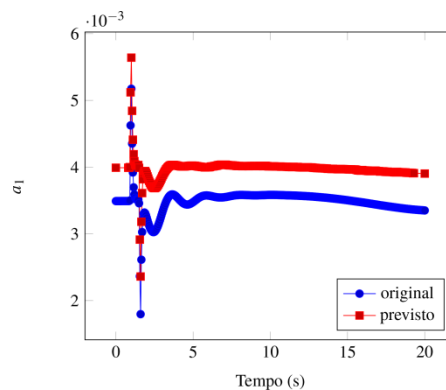
### 5.3.2 Variável $a_1$

A variável  $a_1$  [ $^\circ$ ] se refere ao ângulo de inclinação longitudinal do rotor principal. É considerada na análise de desempenho e controle do helicóptero quanto ao movimento do rotor principal (SIMPLICIO, 2011). A Figura 5.7 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $a_1$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



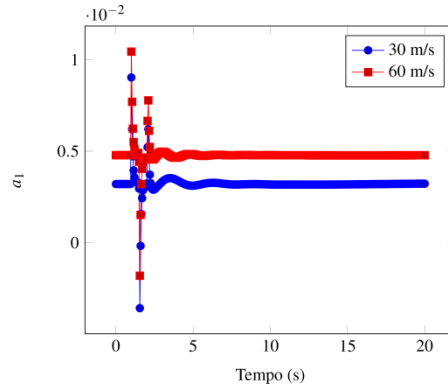
**Figura 5.7** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $a_1$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

A Figura 5.8 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $a_1$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



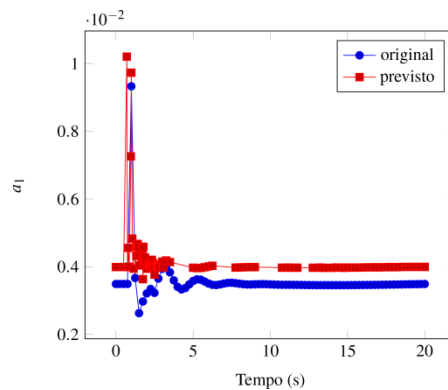
**Figura 5.8** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $a_1$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtcol}]$ .

A Figura 5.9 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $a_1$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.9** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $a_1$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

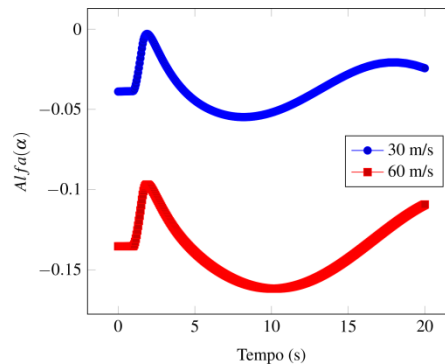
A Figura 5.10 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $a_1$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.10** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $a_1$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtlcd}]$ .

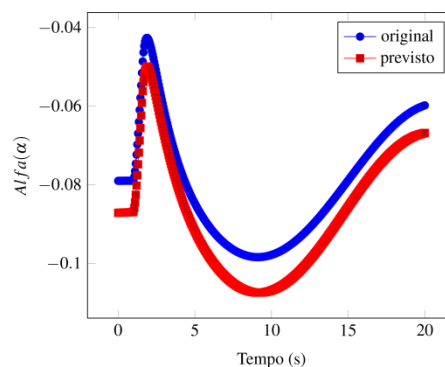
### 5.3.3 Variável *alfa*

A variável *alfa* [ $^{\circ}$ ] se refere ao ângulo de ataque, o ângulo aerodinâmico entre a corda da pá e a direção do vento relativo, conforme mencionado no Capítulo 2. A Figura 5.11 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável *alfa* durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



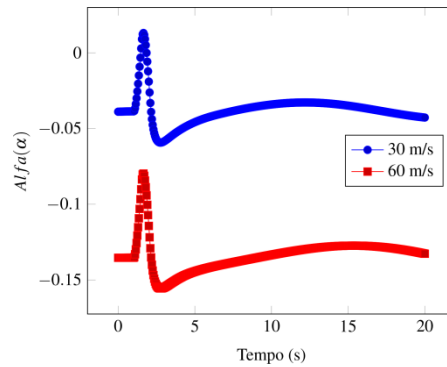
**Figura 5.11** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável *alfa* durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

A Figura 5.12 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável *alfa* durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



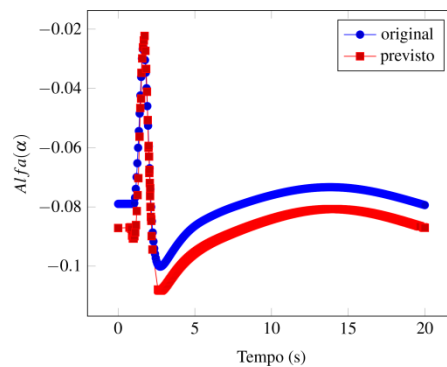
**Figura 5.12** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável *alfa* durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45, 1000, ricol]$ .

A Figura 5.13 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\alpha$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.13** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\alpha$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

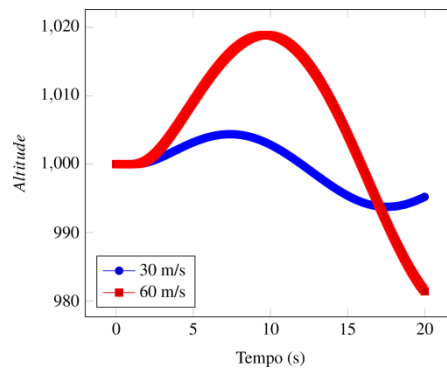
A Figura 5.14 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $\alpha$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.14** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $\alpha$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtlcd}]$ .

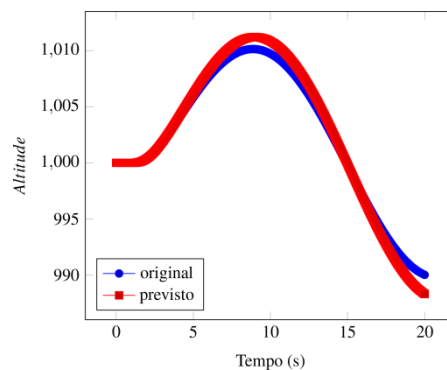
### 5.3.4 Variável *altitude*

A variável *altitude* [m] se refere à altitude do helicóptero durante as simulações de voo. A Figura 5.15 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável *altitude* durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.15** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável *altitude* durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

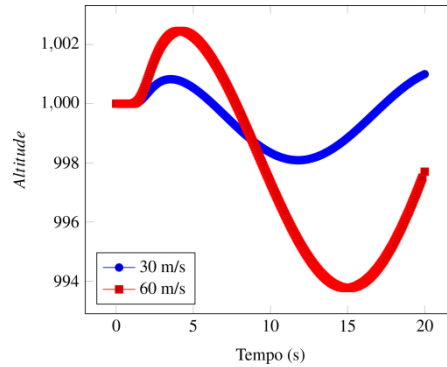
A Figura 5.16 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável *altitude* durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.16** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável *altitude* durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtcol}]$ .

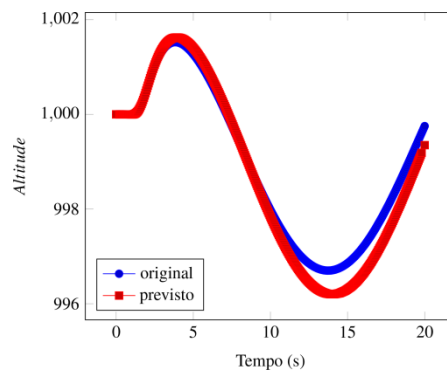


A Figura 5.17 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável *altitude* durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.17** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável *altitude* durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

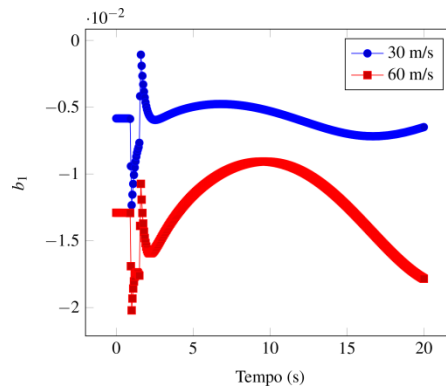
A Figura 5.18 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável *altitude* durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.18** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável *altitude* durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtlcd}]$ .

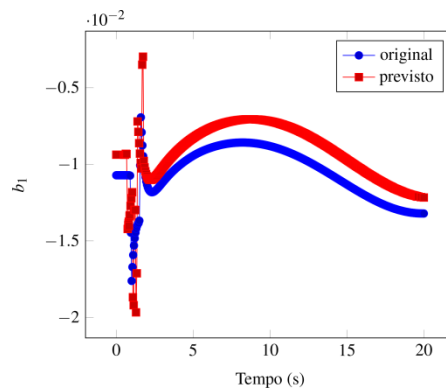
### 5.3.5 Variável $b1$

A variável  $b1$  [°] se refere ao ângulo de inclinação lateral do rotor principal. É considerada na análise de desempenho e controle do helicóptero quanto ao movimento do rotor principal (SIMPLICIO, 2011). A Figura 5.19 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $b1$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



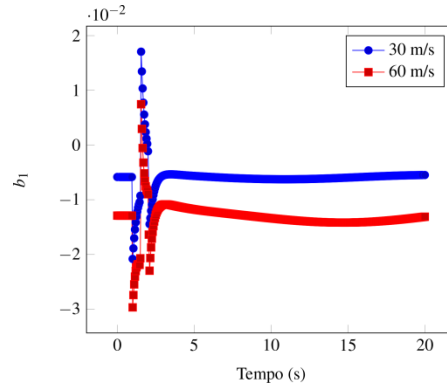
**Figura 5.19** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $b1$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

A Figura 5.20 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $b1$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



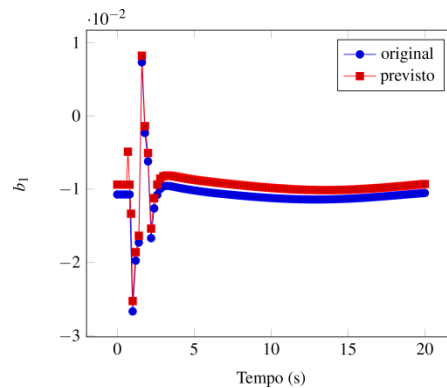
**Figura 5.20** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $b1$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45, 1000, rcol]$ .

A Figura 5.21 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $b_1$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.21** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $b_1$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

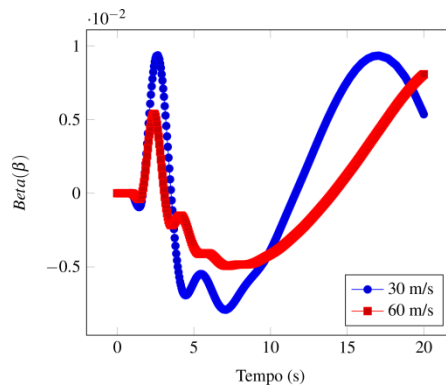
A Figura 5.22 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $b_1$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.22** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $b_1$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtlcd}]$ .

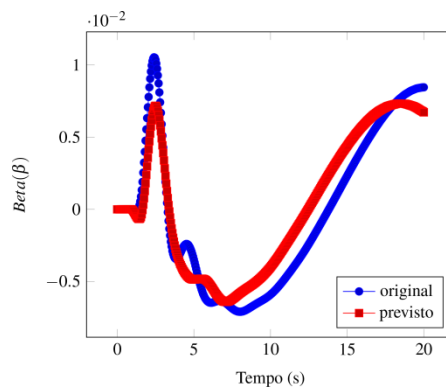
### 5.3.6 Variável $\beta$

A variável  $\beta$  [°] se refere ao ângulo de derrapagem do helicóptero. A Figura 5.23 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\beta$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



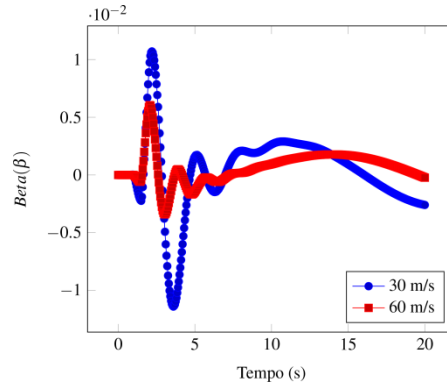
**Figura 5.23** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\beta$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

A Figura 5.24 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $\beta$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



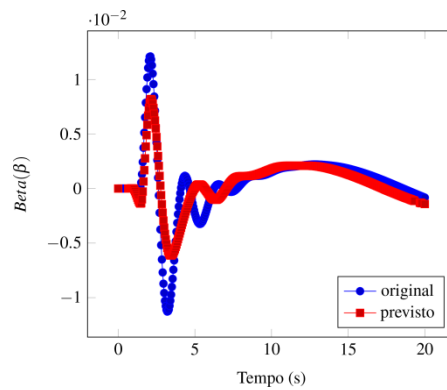
**Figura 5.24** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $\beta$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtcol}]$ .

A Figura 5.25 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\beta$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.25** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\beta$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

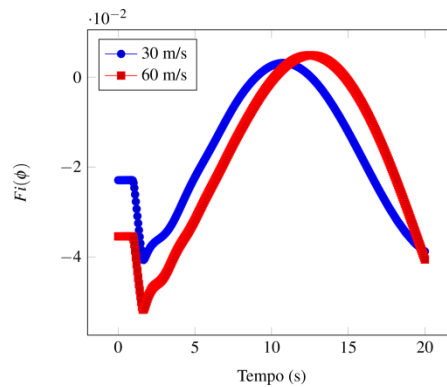
A Figura 5.26 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $\beta$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.26** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $\beta$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtlcd}]$ .

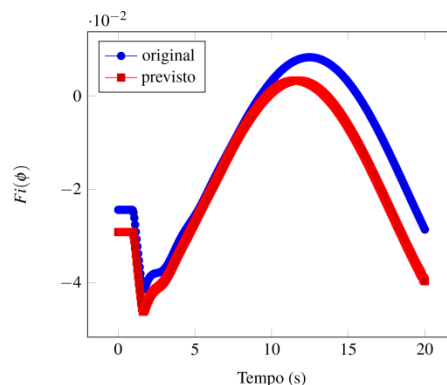
### 5.3.7 Variável $f_i$

A variável  $f_i$  [°] se refere ao ângulo de atitude de rolagem. A Figura 5.27 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $f_i$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



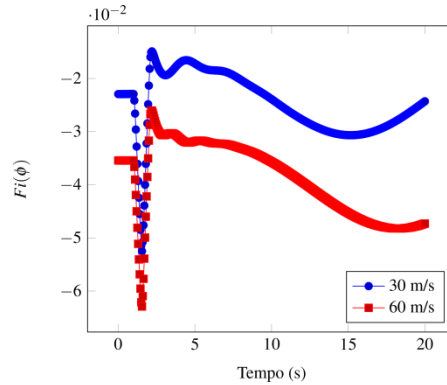
**Figura 5.27** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $f_i$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

A Figura 5.28 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $f_i$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



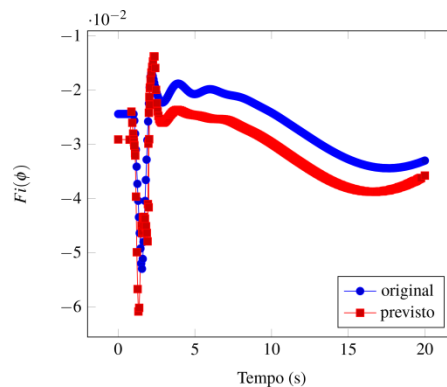
**Figura 5.28** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $f_i$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtcol}]$ .

A Figura 5.29 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $f_i$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.29** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $f_i$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

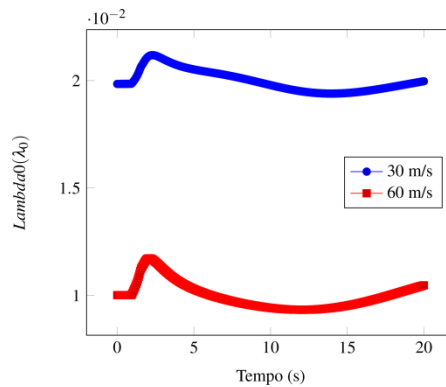
A Figura 5.30 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $f_i$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.30** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $f_i$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtlcd}]$ .

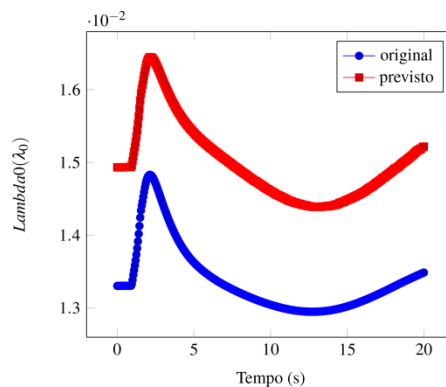
### 5.3.8 Variável $\lambda_{a0}$

A variável  $\lambda_{a0}$  se refere à taxa de *inflow* induzido do rotor principal. A Figura 5.31 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\lambda_{a0}$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.31** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\lambda_{a0}$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

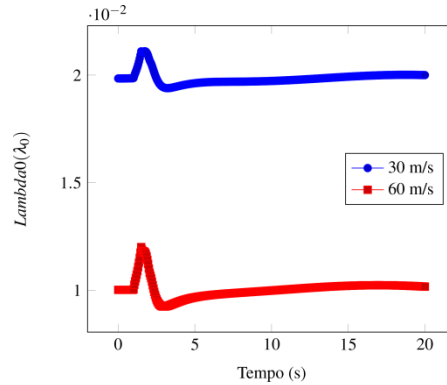
A Figura 5.32 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $\lambda_{a0}$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.32** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $\lambda_{a0}$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtcol}]$ .

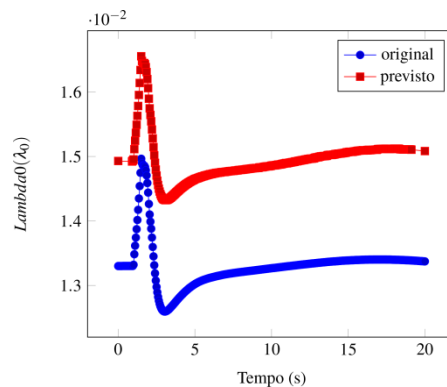


A Figura 5.33 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\lambda_{00}$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.33** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\lambda_{00}$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

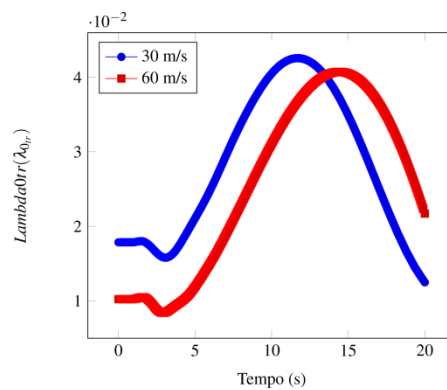
A Figura 5.34 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $\lambda_{00}$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.34** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $\lambda_{00}$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtlcd}]$ .

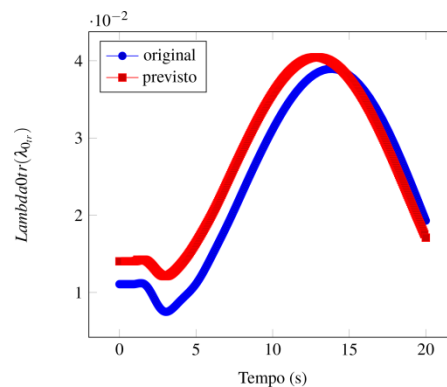
### 5.3.9 Variável $\lambda_{0tr}$

A variável  $\lambda_{0tr}$  se refere à taxa de *inflow* induzido do rotor de cauda. A Figura 5.35 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\lambda_{0tr}$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



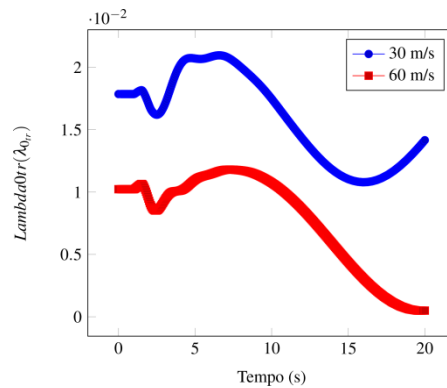
**Figura 5.35** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\lambda_{0tr}$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

A Figura 5.36 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $\lambda_{0tr}$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



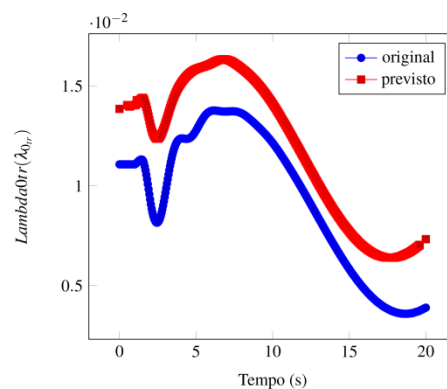
**Figura 5.36** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $\lambda_{0tr}$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45, 1000, r_{tcol}]$ .

A Figura 5.37 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\lambda_{0tr}$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.37** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\lambda_{0tr}$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

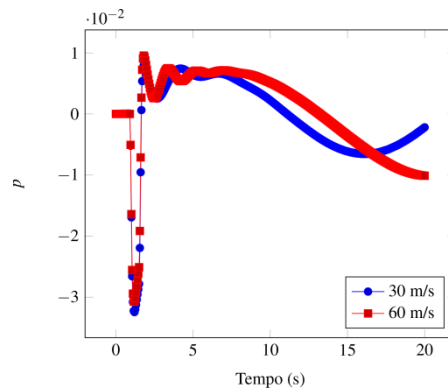
A Figura 5.38 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $\lambda_{0tr}$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.38** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $\lambda_{0tr}$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtled}]$ .

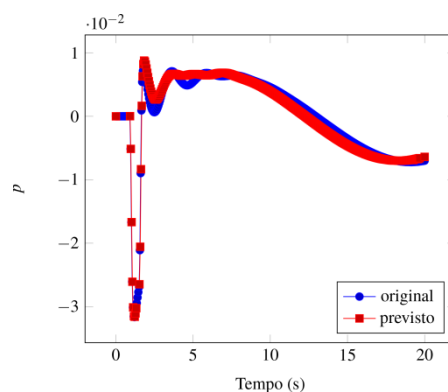
### 5.3.10 Variável $p$

A variável  $p$  [ $^{\circ}/s$ ] se refere à taxa rotacional ao redor do corpo no eixo  $x$ . A Figura 5.39 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $p$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



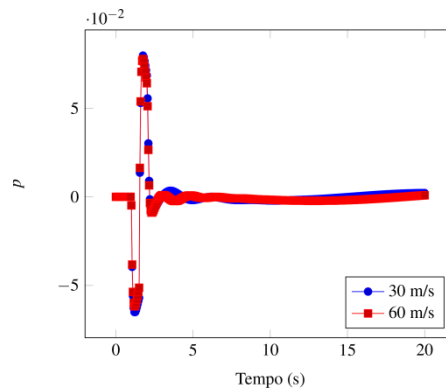
**Figura 5.39** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $p$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

A Figura 5.40 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $p$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



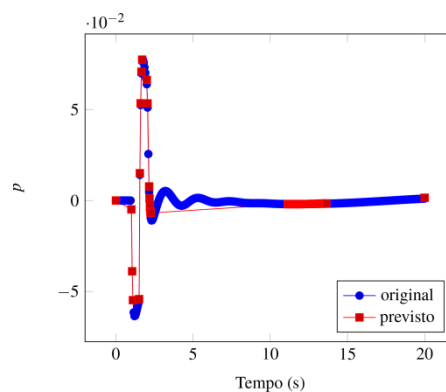
**Figura 5.40** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $p$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtcol}]$ .

A Figura 5.41 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $p$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.41** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $p$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

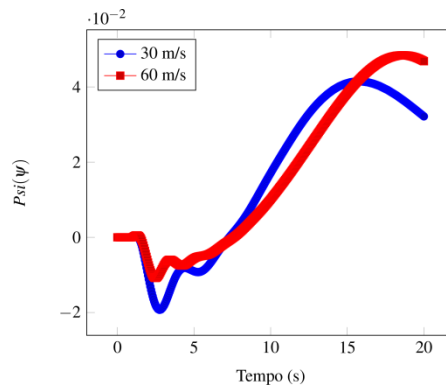
A Figura 5.42 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $p$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.42** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $p$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtlcd}]$ .

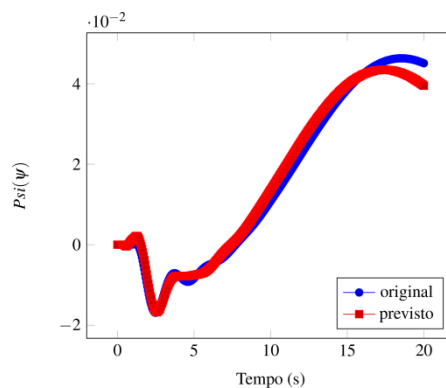
### 5.3.11 Variável $\psi$

A variável  $\psi$  [°] se refere ao ângulo de atitude de guinada. A Figura 5.43 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\psi$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



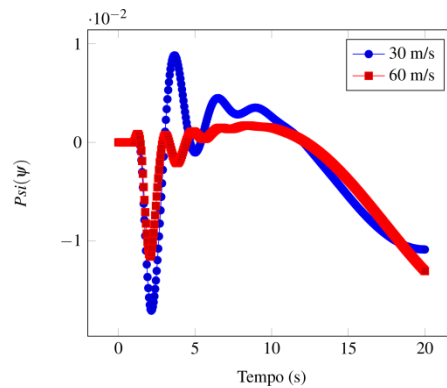
**Figura 5.43** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\psi$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

A Figura 5.44 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $\psi$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



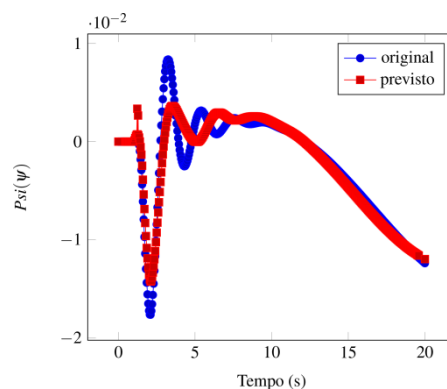
**Figura 5.44** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $\psi$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtcol}]$ .

A Figura 5.45 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\psi$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.45** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\psi$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

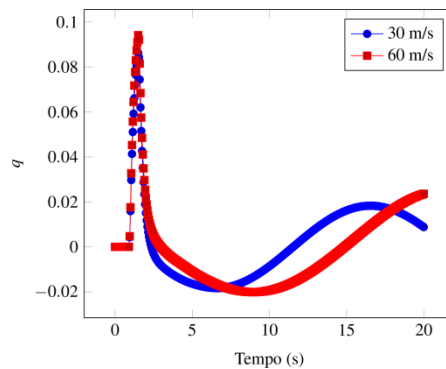
A Figura 5.46 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $\psi$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.46** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $\psi$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45,1000, rtlcd]$ .

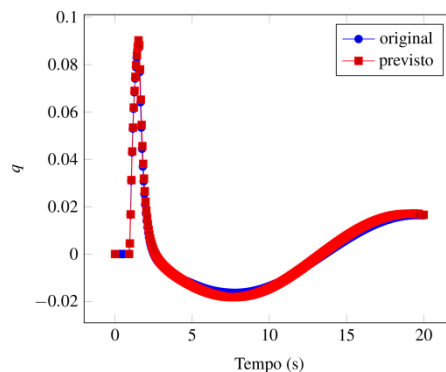
### 5.3.12 Variável $q$

A variável  $q$  [ $^{\circ}/s$ ] se refere à taxa rotacional ao redor do corpo no eixo  $y$ . A Figura 5.47 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $q$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.47** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $q$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

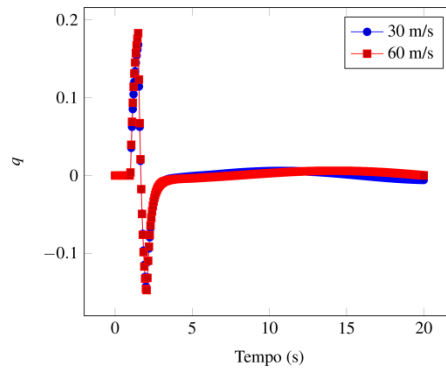
A Figura 5.48 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $q$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.48** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $q$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtcol}]$ .

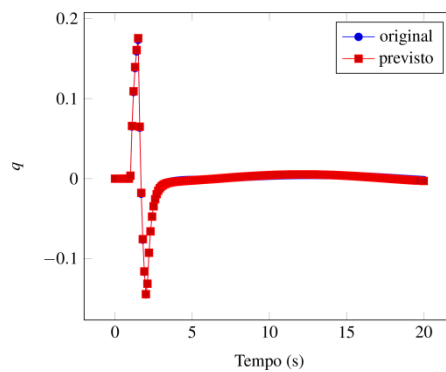


A Figura 5.49 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $q$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.49** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $q$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

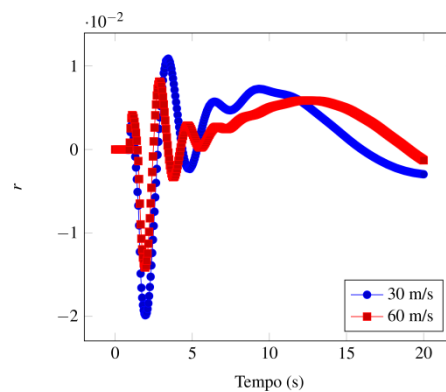
A Figura 5.50 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $q$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.50** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $q$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtlcd}]$ .

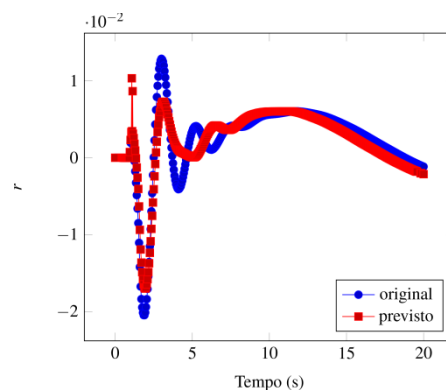
### 5.3.13 Variável $r$

A variável  $r$  [%/s] se refere à taxa rotacional ao redor do corpo no eixo  $z$ . A Figura 5.51 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $r$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



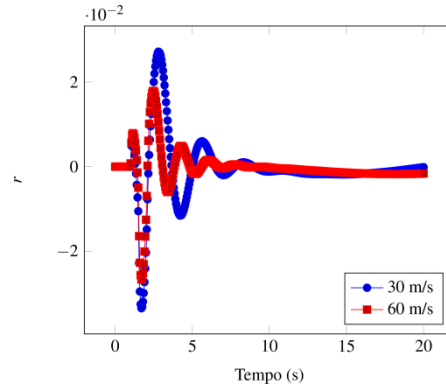
**Figura 5.51** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $r$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

A Figura 5.52 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $r$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



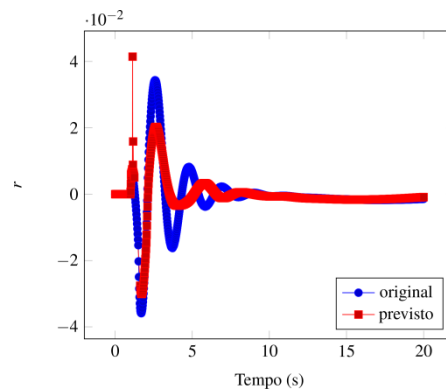
**Figura 5.52** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $r$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtcol}]$ .

A Figura 5.53 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $r$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.53** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $r$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

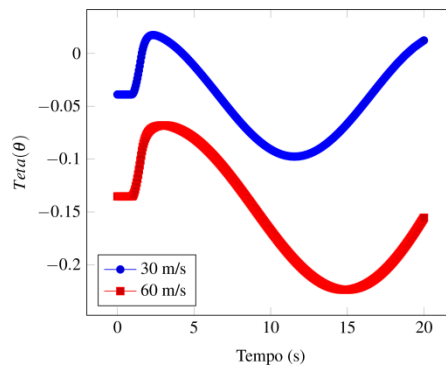
A Figura 5.54 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $r$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.54** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $r$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtlcd}]$ .

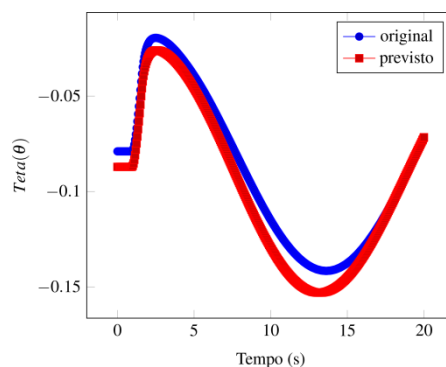
### 5.3.14 Variável $\theta$

A variável  $\theta$  [°] se refere ao ângulo de atitude de arfagem. A Figura 5.55 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\theta$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



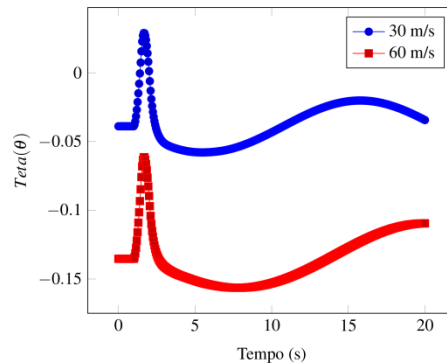
**Figura 5.55** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\theta$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

A Figura 5.56 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $\theta$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



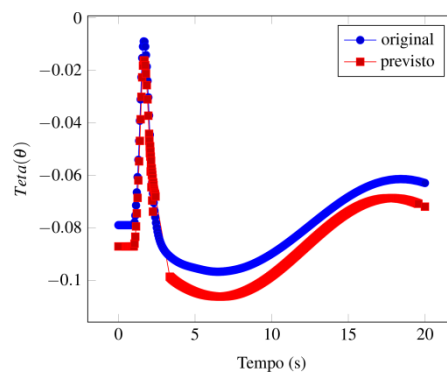
**Figura 5.56** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $\theta$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtcol}]$ .

A Figura 5.57 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\theta$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.57** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $\theta$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

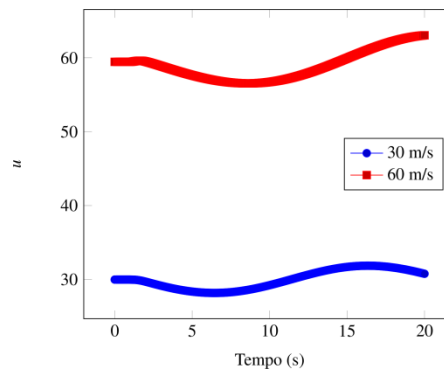
A Figura 5.58 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $\theta$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.58** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $\theta$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtlcd}]$ .

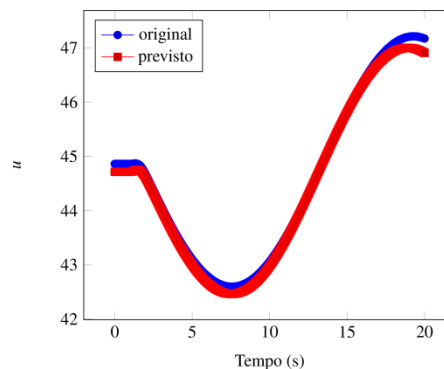
### 5.3.15 Variável $u$

A variável  $u$  [m/s] se refere ao componente de velocidade do ar ao longo do corpo no eixo  $x$ . A Figura 5.59 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $u$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



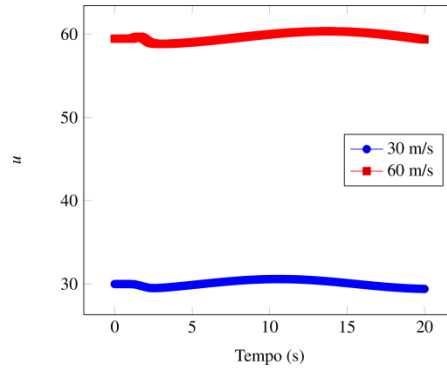
**Figura 5.59** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $u$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

A Figura 5.60 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $u$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



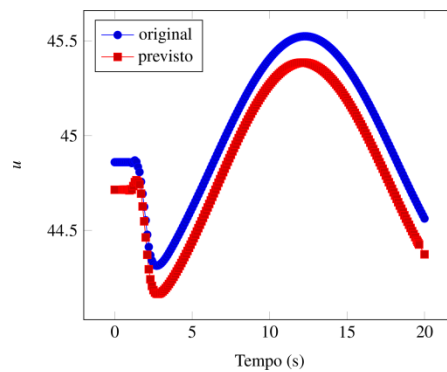
**Figura 5.60** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $u$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtcol}]$ .

A Figura 5.61 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $u$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.61** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $u$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

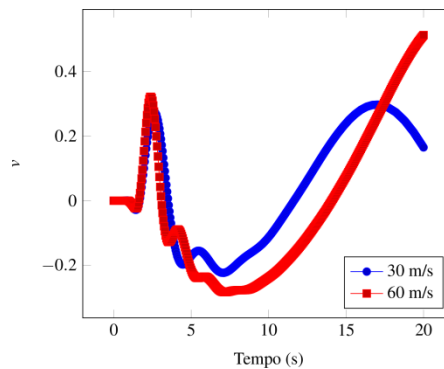
A Figura 5.62 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $u$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.62** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $u$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45, 1000, rtlcd]$ .

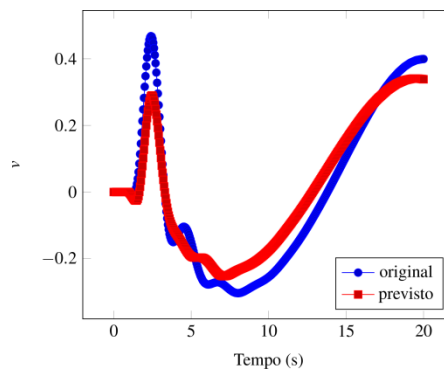
### 5.3.16 Variável $v$

A variável  $v[m/s]$  se refere ao componente de velocidade do ar ao longo do corpo no eixo  $y$ . A Figura 5.63 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $v$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.63** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $v$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

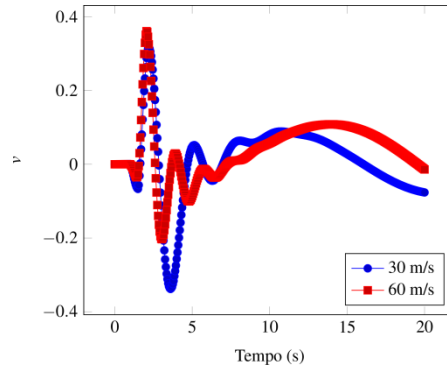
A Figura 5.64 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $v$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.64** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $v$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtcol}]$ .

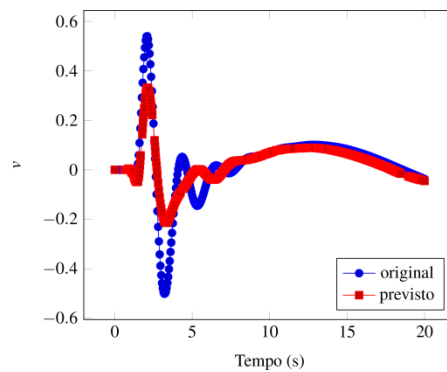


A Figura 5.65 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $v$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.65** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $v$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

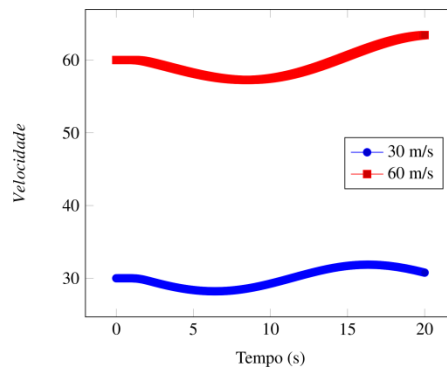
A Figura 5.66 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $v$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.66** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $v$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtlcd}]$ .

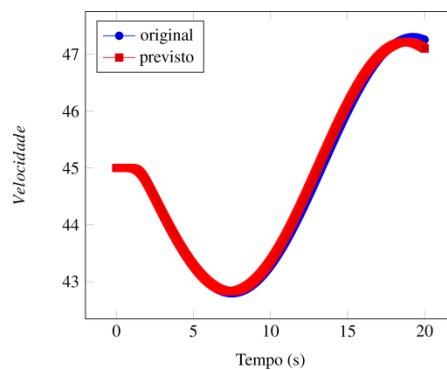
### 5.3.17 Variável *velocidade*

A variável *velocidade* [m/s] se refere à velocidade do helicóptero durante o voo. A Figura 5.67 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável *velocidade* durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



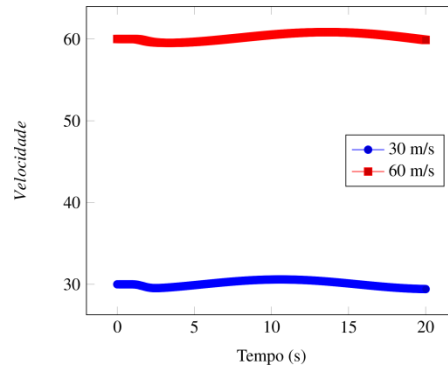
**Figura 5.67** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável *velocidade* durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

A Figura 5.68 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável *velocidade* durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



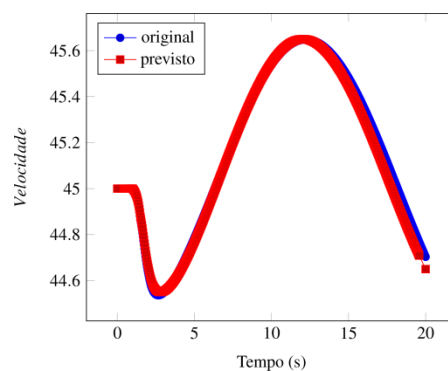
**Figura 5.68** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável *velocidade* durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtcol}]$ .

A Figura 5.69 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável *velocidade* durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.69** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável *velocidade* durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

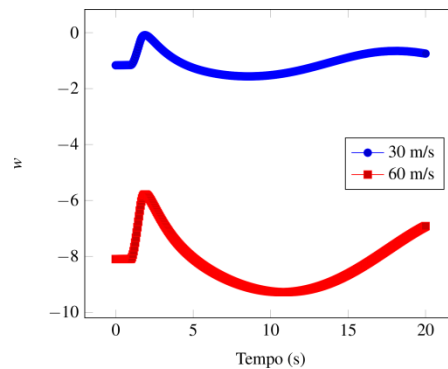
A Figura 5.70 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável *velocidade* durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.70** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável *velocidade* durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtlcd}]$ .

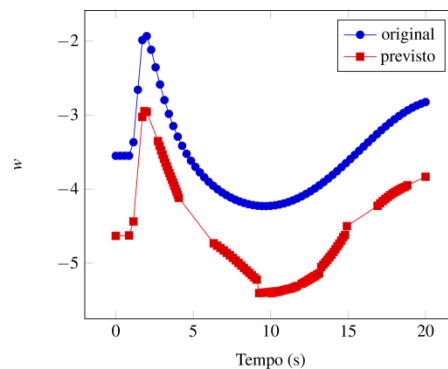
### 5.3.18 Variável $w$

A variável  $w$  [m/s] se refere ao componente de velocidade do ar ao longo do corpo no eixo  $z$ . A Figura 5.71 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $w$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



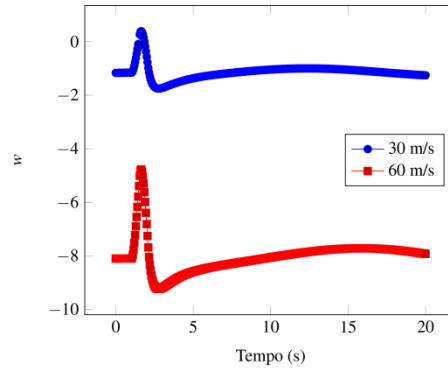
**Figura 5.71** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $w$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

A Figura 5.72 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $w$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



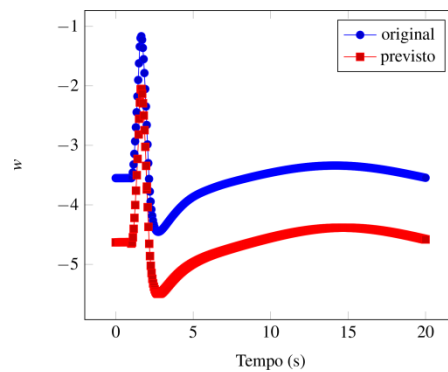
**Figura 5.72** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $w$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtcol}]$ .

A Figura 5.73 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $w$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.73** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $w$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

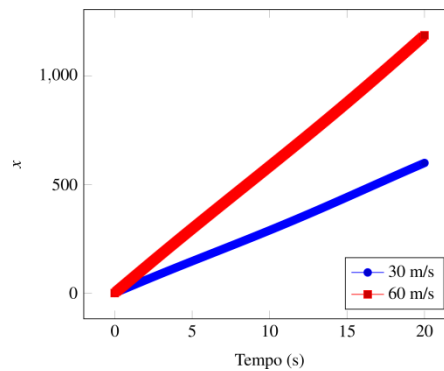
A Figura 5.74 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $w$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.74** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $w$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtlcd}]$ .

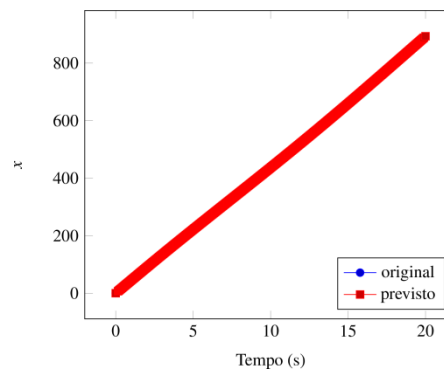
### 5.3.19 Variável $x$

A variável  $x$  [m] se refere à posição do helicóptero durante o voo na coordenada  $x$ . A Figura 5.75 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $x$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



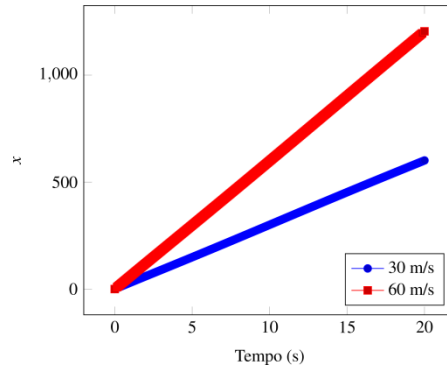
**Figura 5.75** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $x$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

A Figura 5.76 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $x$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



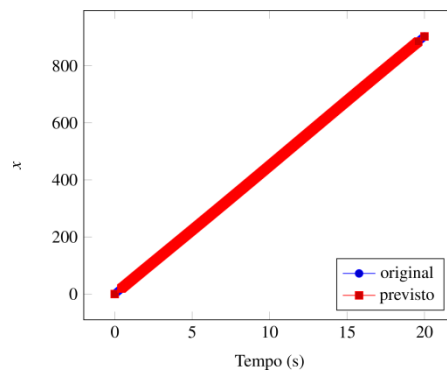
**Figura 5.76** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $x$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtcol}]$ .

A Figura 5.77 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $x$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.77** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $x$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

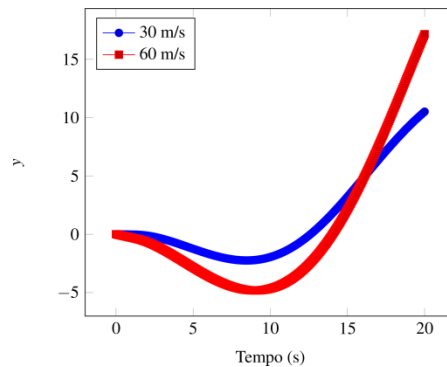
A Figura 5.78 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $x$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.78** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $x$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtlcd}]$ .

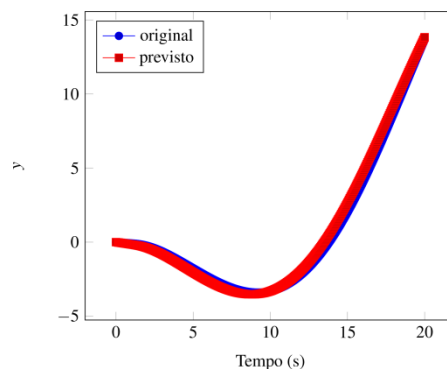
### 5.3.20 Variável $y$

A variável  $y$  [m] se refere à posição do helicóptero durante o voo na coordenada  $y$ . É considerada na análise de desempenho e controle do helicóptero quanto ao movimento do rotor principal (SIMPLICIO, 2011). A Figura 5.79 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $y$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.79** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $y$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

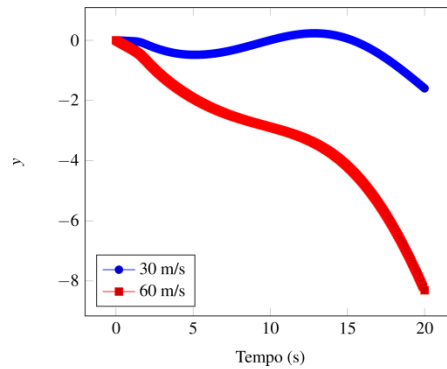
A Figura 5.80 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $y$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.80** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $y$  durante a manobra de resposta ao comando coletivo, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtcol}]$ .

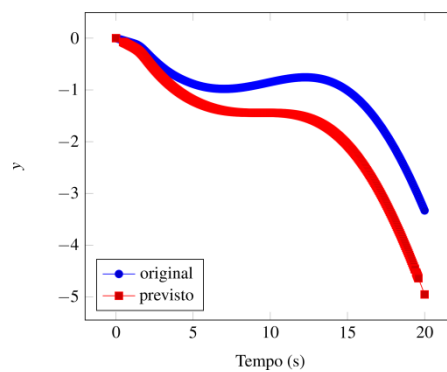


A Figura 5.81 apresenta as séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $y$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.



**Figura 5.81** – Séries temporais geradas pelo simulador de voo para a variável  $y$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 30 m/s e 60 m/s respectivamente.

A Figura 5.82 apresenta um gráfico de comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão feita pelo sistema descrito neste trabalho para a variável  $y$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, em altitude inicial de 1000 m e velocidade inicial de 45 m/s.



**Figura 5.82** – Comparação entre os dados gerados pelo simulador de voo e a previsão gerada pelo sistema para a variável  $y$  durante a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal, para a condição  $c = [45, 1000, \text{rtlcd}]$ .

### 5.3.21 Resultados e discussões

As Tabelas 5.1 e 5.2 apresentam um resumo dos resultados obtidos pelo sistema quanto a análise de erros, de acordo com os critérios mencionados na seção 5.2.

A Tabela 5.1 relaciona os índices de erro verificados nas previsões geradas pelo sistema para as variáveis consideradas neste trabalho que descrevem a dinâmica de voo de um helicóptero, em relação à manobra de resposta ao comando coletivo.

**Tabela 5.1** – Resultados obtidos quanto ao erro observado entre as previsões geradas pelo sistema proposto e os valores gerados pelo simulador para a manobra de resposta ao comando coletivo.

Variável	Erro (EAM/VAM)
<b>altitude</b>	0,000054
<b>velocidade</b>	0,000150
$\alpha$	0,006684
$\beta$	0,026021
$\varphi$	0,030921
$\theta$	0,007238
$\psi$	0,008323
<b>p</b>	0,012675
<b>q</b>	0,008312
<b>r</b>	0,034920
$\lambda_0$	0,008517
$\lambda_{0tr}$	0,010985
<b>a<sub>0</sub></b>	0,000686
<b>a<sub>1</sub></b>	0,009687
<b>b<sub>1</sub></b>	0,011305
<b>u</b>	0,000175
<b>v</b>	0,022852
<b>w</b>	0,054778
<b>x</b>	0,000098
<b>y</b>	0,008768

A Tabela 5.2 relaciona os índices de erro verificados nas previsões geradas pelo sistema para as variáveis consideradas neste trabalho que descrevem a dinâmica de voo de um helicóptero, em relação à manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal.

**Tabela 5.2** – Resultados obtidos quanto ao erro observado entre as previsões geradas pelo sistema proposto e os valores gerados pelo simulador de voo, para a manobra de resposta ao comando *doublet* do cíclico longitudinal.

Variável	Erro (EAM/VAM)
<b>altitude</b>	0,000024
<b>velocidade</b>	0,000041
$\alpha$	0,007114
$\beta$	0,060537
$\varphi$	0,014198
$\theta$	0,006937
$\psi$	0,028371
<b>p</b>	0,036333
<b>q</b>	0,006362
<b>r</b>	0,050682
$\lambda_0$	0,008575
$\lambda_{0tr}$	0,019208
<b>a<sub>0</sub></b>	0,001434
<b>a<sub>1</sub></b>	0,045345
<b>b<sub>1</sub></b>	0,020168
<b>u</b>	0,000356
<b>v</b>	0,065800
<b>w</b>	0,021394
<b>x</b>	0,000017
<b>y</b>	0,055953

Os dados trazidos pelas Tabelas 5.1 e 5.2 confirmam a observação dos resultados representados nos gráficos apresentados neste capítulo, indicando que o sistema foi capaz de gerar previsões dentro da margem de erro pretendida, para ambas as manobras simuladas, quando os dados gerados pelo sistema foram comparados aos dados das séries temporais geradas pelo simulador de voo e usadas como testes de validação.

No entanto, vale mencionar que uma melhoria prevista para novas versões do sistema deve considerar outros critérios como parâmetros de desempenho, como por exemplo, o erro medido em cada parcial, ou seja, em seções de cada previsão, visando diminuir o erro em cada parte da previsão gerada e, conseqüentemente, diminuir o erro total de cada previsão gerada pelo sistema. Portanto, esta melhoria deve ser incorporada ao sistema em trabalhos futuros, bem como é provável que outras melhorias venham a ser detectadas e incorporadas ao sistema visando à geração de previsões mais precisas.

## 6. CONCLUSÕES

Os resultados apresentados no Capítulo 5 demonstram a viabilidade de aplicação da abordagem utilizada para o desenvolvimento do sistema descrito neste trabalho, capaz de realizar previsões para os casos considerados nos experimentos apresentados. Entretanto, ainda é necessário aplicar este sistema a uma gama mais significativa de casos para que seja feita uma análise mais conclusiva quanto ao seu desempenho; e ainda quanto ao desempenho do sistema, é necessário que sejam feitas melhorias para possibilitar que este gere previsões mais precisas, e isto requer a análise dos procedimentos adotados em cada etapa para a identificação de oportunidades de ajustes que venham a beneficiar todo o método.

Conforme foi proposto no Capítulo 1, este trabalho apresenta a descrição do desenvolvimento de um sistema que faz uso de técnicas baseadas em abordagens de aprendizado de máquina e reconhecimento de padrões, apresentadas no Capítulo 3 e relacionadas aos métodos descritos no Capítulo 4, e demonstra a possibilidade de desenvolvimento de um sistema através da metodologia proposta, capaz de prover dados da simulação da dinâmica de voo de um helicóptero para sua utilização em estudos nesta área.

A partir de estudos desenvolvidos neste trabalho, foram elaborados dois artigos submetidos à edição de 2018 da conferência *ITNG (International Conference on Information Technology: New Generations)*, os quais foram aprovados e devem ser publicados em breve.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALMEIDA, C. A. et al. **Ocorrências Aeronáuticas: Panorama Estatístico da Aviação Brasileira - Aviação Civil 2006-2015**. Centro de Investigação e Prevenção de Acidentes Aeronáuticos. Brasília, p. 118. 2016.
- ALMEIDA, C. A.; NASCIMENTO, J. V.; FARIAS, J. L. **Helicópteros - Sumário Estatístico 2006-2015**. Centro de Investigação e Prevenção de Acidentes Aeronáuticos (CENIPA). Brasília, p. 2016. 2016.
- BISHOP, C. M. **Pattern Recognition and Machine Learning**. [S.l.]: Springer, 2006.
- BLANC, S. M.; SETZER, T. **When to choose the simple average in forecast combination**. *Journal of Business Research*, 2016. 3951-3962.
- BOX, G. E. et al. **Time series analysis: forecasting and control**. 4. ed. New York: John Wiley & Sons, 2015.
- CRUZ, R. V. **Desenvolvimento de um modelo dinâmico para simuladores de helicópteros**. Dissertação de Mestrado. São José Dos Campos, 2009.
- CUNHA JR, S. S. et al. **Dynamic Simulation of the Flight Behavior of a Rotary-Wing Aircraft**. In: *Information Technology: New Generations*. [S.l.]: Springer International Publishing, 2016. p. 1087-1099.
- EHLERS, R. S. **Análise de Séries Temporais (notas de aula)**. ICMC USP, 2009. Disponível em: <<http://conteudo.icmc.usp.br/pessoas/ehlers/stemp/cap1.pdf>>. Acesso em: 29 dez. 2017.
- ENCYCLOPEDIA BRITANNICA. **machine learning | artificial intelligence | Britannica.com**. Encyclopedia Britannica. Disponível em: <<https://global.britannica.com/technology/machine-learning>>. Acesso em: nov. 2017.
- FAA - FEDERAL AVIATION ADMINISTRATION. **Helicopter Flying Handbook**. Washington, DC: Flight Standards Service, 2014.
- FIRMINO, F. L. **Simulação e Controle de um Helicóptero a Partir de Modelos Linearizados em Sete Pontos de Operação**. Tese de Doutorado. Instituto Militar de Engenharia. [S.l.]. 2008.
- GHOSH, A. K.; RAISINGHANI, S. C. Frequency-domain estimation of parameters from flight data using neural networks. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2001. 525-530.
- GO, T.; BÜRKI-COHEN, J.; SOJA, N. **The effect of simulator motion on pilot training and evaluation**. Modeling and Simulation Technologies Conference. [S.l.]: [s.n.]. 2000.

- GOFF, D. A. et al. A neural network approach to predicting airspeed in helicopters. **Neural Computing & Applications**, 2000. 73-82.
- GOMES, S. B. V.; FONSECA, P. V. D. R.; QUEIROZ, V. D. S. **O setor aeronáutico de helicópteros civis no mundo e no Brasil: análise setorial**. BNDES Setorial. Rio de Janeiro: [s.n.], 2013. p. 213-263.
- H., M. **São Paulo: a metrópole dos helicópteros**. El País, 2016. Disponível em: <[http://brasil.elpais.com/brasil/2016/07/14/politica/1468519702\\_827813.html](http://brasil.elpais.com/brasil/2016/07/14/politica/1468519702_827813.html)>. Acesso em: 15 fev. 2017.
- HOMA, J. M. **Aerodinâmica e teoria de vôo: noções básicas**. 22<sup>a</sup>. ed. [S.l.]: ASA-Edições e Artes Gráficas, 2004.
- JAIN, A. K.; DUIN, R. P.; MAO, J. **Statistical pattern recognition: A review**. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2000. 4-37.
- JORDAN, M. I.; MITCHELL, T. M. **Machine learning: Trends, perspectives, and prospects**. Science, v. 349, n. 6245, p. 255-260, 2015.
- KOSHIJIMA, K.; HINO, H.; MURATA, N. **Change-point detection in a sequence of bags-of-data**. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2015. 2632-2644.
- LAM, C. Y.; IP, W. H.; LAU, C. W. **A business process activity model and performance measurement using a time series ARIMA intervention analysis**. Expert Systems with Applications, 2009. 6986-6994.
- LEE, Y.-S.; TONG, L.-I. **Forecasting time series using a methodology based on autoregressive integrated moving average and genetic programming**. Knowledge-Based Systems, 2011. 66-72.
- LIMA, I.; PINHEIRO, C. A. M.; SANTOS, F. A. O. **Inteligência artificial**. [S.l.]: Elsevier Brasil, 2016.
- LINSE, D. J.; STENGEL, R. F. **Identification of aerodynamic coefficients using computational neural networks**. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1993. 1018-1025.
- LIPPI, M.; BERTINI, M.; FRASCONI, P. **Short-term traffic flow forecasting: An experimental comparison of time-series analysis and supervised learning**. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013. 871-882.
- LOPES, H. **Processos Estocásticos**. PUC. Rio de Janeiro, p. 5. 2012.
- LU, W. C. et al. **Neural inversion of flight guidance dynamics**. Seventh International Conference on Intelligent Systems Design and Applications. [S.l.]: [s.n.]. 2007. p. 6.

- MELO, J. S.; TADEUCCI, M. S. R. **A atividade aérea e uso de simulador de voo**. XIV Encontro Latino Americano. São José dos Campos: [s.n.]. 2010.
- PADFIELD, G. D. **Helicopter flight dynamics**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2008.
- PAVEL, M. D. **On the Necessary Degrees of Freedom for Helicopter and Wind Turbine Low-Frequency Mode Modelling**, 2001.
- QIN, M.; LI, Z.; DU, Z. **Red tide time series forecasting by combining ARIMA and deep belief network**. Knowledge-Based Systems, 2017. 39-52.
- RAMOS, A. C. B. **Sistema de Treinamento de Pilotos de Helicóptero**. Anais do Simpósio Brasileiro de Sistemas Multimídia e Web – WebMedia. Natal: [s.n.]. 2006.
- RYDER, J. et al. **Comparison of cognitive model uses in intelligent training systems**. Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting. Los Angeles: [s.n.]. 2000. p. 4.
- SIMPLICIO, P. V. M. **Helicopter nonlinear flight control using incremental nonlinear dynamic inversion**. Dissertação de Mestrado. Delft University of Technology. 2011.
- USP. **eDisciplinas**. Universidade de São Paulo. Disponível em: <[https://edisciplinas.usp.br/pluginfile.php/176834/mod\\_resource/content/1/Resumo%20Wooldridge%20-%20Introdu%20%C3%A7%C3%A3o%20%C3%A0s%20S%C3%A9ries%20Temporais.pdf](https://edisciplinas.usp.br/pluginfile.php/176834/mod_resource/content/1/Resumo%20Wool%20dridge%20-%20Introdu%20%C3%A7%C3%A3o%20%C3%A0s%20S%C3%A9ries%20Temporais.pdf)>. Acesso em: out. 2017.
- WATANABE, S. **Pattern recognition: human and mechanical**. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1985.
- ZHU, B.; WEI, Y. **Carbon price forecasting with a novel hybrid ARIMA and least squares support vector machines methodology**. Omega, 2013. 517-524.