

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

"JÚLIO DE MESQUITA FILHO"

CAMPUS DE SÃO JOÃO DA BOA VISTA

LEONARDO VICTOR MARTINS ALVES

**IDENTIFICAÇÃO DO MODELO DA DINÂMICA LONGITUDINAL DE UMA AERONAVE
NÃO TRIPULADA :**

São João da Boa Vista

2024

Leonardo Victor Martins Alves

**IDENTIFICAÇÃO DO MODELO DA DINÂMICA LONGITUDINAL DE UMA AERONAVE
NÃO TRIPULADA :**

Trabalho de Graduação apresentado ao Conselho de Curso de Graduação em Engenharia Aeronáutica do Campus de São João da Boa Vista, Universidade Estadual Paulista, como parte dos requisitos para obtenção do diploma de Graduação em Engenharia Aeronáutica .

Orientador: Profº Dr. David Fernando Castillo
Zuñiga David Fernando Castillo Zuñiga
Coorientador: Profº Dr. Raphaela Machado Carval-
ho Raphaela Machado Carvalho

São João da Boa Vista
2024

A474i

Alves, Leonardo Victor Martins

Identificação do modelo da dinâmica longitudinal para aeronave não tripulada / Leonardo Victor Martins Alves. -- São João da Boa Vista, 2024

65 p. : il., tabs., fotos

Trabalho de conclusão de curso (Bacharelado - Engenharia Aeronáutica) - Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Engenharia, São João da Boa Vista

Orientador: David Fernando Castillo Zúñiga

Coorientadora: Raphaela Machado Carvalho

1. Identificação de Sistemas. 2. Manobras. 3. Drone. 4. Aeronaves. I.

Título.

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO” FACULDADE
DE ENGENHARIA - CÂMPUS DE SÃO JOÃO DA BOA VISTA GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA AERONÁUTICA**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

**IDENTIFICAÇÃO DO MODELO DA DINÂMICA LONGITUDINAL PARA AERONAVE
NÃO TRIPULADA**

Aluno: Leonardo Vitor Martins Alves

Orientador: Prof. Dr. David Fernando Castillo Zúñiga

Banca Examinadora:

- David Fernando Castillo Zúñiga (Orientador)
- Clécio Fischer (Examinador)
- Glêvson Diniz Franco (Examinador)

Os formulários de avaliação e a ata da defesa, na qual consta a aprovação do trabalho, devidamente assinados pela banca encontram-se no prontuário eletrônico do aluno.

São João da Boa Vista, 29 de novembro de 2024

Dedico este trabalho à minha família, que sempre me apoiou durante minha vida.

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais, Luciano e Katia, e minha irmã Tamyres pelo apoio incondicional durante minha vida, por me darem o suporte emocional, mental e financeiro necessário e por terem paciência suficiente comigo.

Ao meu orientador Prof. Dr. David Fernando Castillo Zuñiga por ter me aceito como aluno orientando, todo conhecimento lecionado, o apoio técnico fornecido e o valioso tempo dedicado em minha formação.

À todo o corpo docente da Unesp, por proporcionarem uma educação de qualidade incontestável durante minha graduação.

As minhas tias, Leila e Ana, por me ajudarem financeiramente durante um período da faculdade.

RESUMO

Este trabalho visa elucidar um campo importante da aeronáutica chamada de Identificação de Sistemas. Esta, fornece ferramentas que descrevem, compreendem e controlam sistemas complexos de veículos aéreos. Sendo uma categoria dentro do estudo de ensaios em voo, a identificação de sistemas é um processo que visa determinar as propriedades dinâmicas de um veículos de voo a partir de dados de medição. Seu objetivo específico é construir modelos matemáticos a partir de dados **simulados**, permitindo a identificação, previsão e otimização do comportamento do sistema. O trabalho foca na identificação dos coeficientes aerodinâmicos longitudinais do VANT EOLO utilizando a metodologia Quad-M que subdivide todo o estudo em quatro grandes tópicos: As **manobras** que excitam os modos da aeronave, o **método** que minimiza o erro quadrático médio entre a saída real extraída através de **medições** de um ensaio e a resposta prevista pelo **modelo** identificado. Posteriormente um trabalho de validação é feito com o objetivo de garantir que o modelo descreva genuinamente bem a dinâmica do EOLO.

PALAVRAS-CHAVE: manobras; método; modelo; medições; validação;

ABSTRACT

This work aims to elucidate an important field in aeronautics called System Identification. This field provides tools to describe, understand, and control complex systems of aerial vehicles. As a category within the study of flight testing, system identification is a process that seeks to determine the dynamic properties of a flying vehicle from **simulated** data. Its specific objective is to build mathematical models from observed data, allowing for the simulation, prediction, and optimization of the system's behavior. The work focuses on the identification of the longitudinal aerodynamic coefficients of the EOLO UAV using the Quad-M methodology, which subdivides the entire study into four main topics: The **maneuvers** that excite the aircraft modes, the **method** that minimizes the mean squared error between the actual output extracted from test **measurements** and the response predicted by the identified **model**. Subsequently, a validation work is carried out with the objective of ensuring that the model genuinely describes the dynamics of the EOLO.

KEYWORDS: maneuvers; method; model; measurements; validation;

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 2.1	Representação do Sistema Dinâmico	13
Figura 2.2	Fundamentos Quad-M para identificação de sistemas	15
Figura 2.3	Manobras	15
Figura 2.4	Espectro de Energia	17
Figura 2.5	Esquema de bloco do método de erro de saída	19
Figura 2.6	(a) Três sistemas de coordenadas típicos e (b) eixos fixos no veículo (corpo) e eixos de vento	24
Figura 2.7	Arquitetura do sistema de aquisição de dados	28
Figura 3.1	Fluxograma da Identificação de Parâmetros	37
Figura 3.2	EOLO	38
Figura 3.3	Vista explodida da asa	39
Figura 3.4	Malha aerodinâmica de corpo rígido de EOLO	40
Figura 3.5	Sistema referencial generalizado	41
Figura 4.1	Resposta no tempo dos estados para pequenas perturbações	46
Figura 4.2	Resposta no tempo de simulação do profundor	48
Figura 4.3	Densidade espectral de potência referente ao Doublet	49
Figura 4.4	Densidade espectral de potência referente ao Multistep 3-2-1-1	49
Figura 4.5	Resposta para uma perturbação de profundor com um input de Doublet + pulso	51
Figura 4.6	Resposta para uma perturbação de profundor com um input de Multistep 3-2-1-1 + pulso	52
Figura 4.7	Gráfico de convergência de derivadas dimensionais estimadas a partir de dados de simulação para a Identificação 1	54
Figura 4.8	Dados de simulação de profundor com um input de Doublet e Resposta do modelo.	55
Figura 4.9	Gráfico de convergência de derivadas dimensionais estimadas a partir de dados de simulação para a Identificação 2	57
Figura 4.10	Dados de simulação de profundor com um input de Multistep 3-2-1-1 e Resposta do modelo	58
Figura 4.11	Teste de validação 2c11 para a Identificação 1	61
Figura 4.12	Teste de validação 2c11 para a Identificação 2	61

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 – Características mecânicas da aeronave EOLO	38
Tabela 3.2 – Autovalores, amortecimento e frequência natural dos modos do EOLO.	39
Tabela 4.1 – Dinâmica de voo do EOLO para sistema de corpo rígido.	45
Tabela 4.2 – Valores ajustados dos estados, deflexão de profundor e manete a condição de voo de referência.	47
Tabela 4.3 – Convergência de Gauss-Newton com heuristic approach, line search e método Levenberg–Marquardt para à Identificação 1.	53
Tabela 4.4 – Derivadas Longitudinais identificadas utilizando Gauss-Newton com heuristic approach, line search e método Levenberg–Marquardt para à identificação 1.	54
Tabela 4.5 – Convergência de Gauss-Newton com heuristic approach, line search e método Levenberg–Marquardt para à identificação 2.	56
Tabela 4.6 – Derivadas Longitudinais identificadas utilizando Gauss-Newton com heuristic approach, line search e método Levenberg–Marquardt para à identificação 2.	56
Tabela 4.7 – Desvio padrão e Desvio padrão relativo utilizando Gauss-Newton com heuristic approach para à identificação 1.	59
Tabela 4.8 – Desvio padrão e Desvio padrão relativo utilizando Gauss-Newton com heuristic approach para à identificação 2.	59
Tabela 4.9 – Incertezas referentes ao erro de cada variável de saída.	60

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	10
1.1	Contexto e Motivações	10
1.2	Objetivos	11
1.3	Estrutura do trabalho	11
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	12
2.1	Identificação de Sistemas	12
2.1.1	Manobras	14
2.1.2	Método	18
2.1.3	Modelo	23
2.1.4	Medições	26
2.2	Validação	27
2.2.1	Precisão Estatística das Estimativas de Parâmetros	29
2.2.2	Goodness of Fit	30
2.2.3	Capacidade de Predição do Modelo	31
3	METODOLOGIA	32
3.1	Reconstrução de Trajetória de Voo	32
3.2	Técnicas de Reconstrução de Trajetória de Voo	35
3.3	Implementação do programa de identificação de sistemas	36
3.4	Plataforma de Pesquisa: EOLO	37
3.5	Simulador	40
4	RESULTADOS	45
4.1	Resultados de Simulação	45
4.2	Estimação de Parâmetros	53
4.3	Validação do Modelo Identificado	57
5	CONCLUSÕES	63
	REFERÊNCIAS	64

1 INTRODUÇÃO

Os ensaios em voo constituem uma etapa crucial no desenvolvimento e certificação de aeronaves, desempenhando um papel fundamental na garantia da segurança operacional e na evolução contínua da indústria aeronáutica. Através desses rigorosos testes, é possível validar as características de voo projetadas, identificar parâmetros e corrigir possíveis falhas de projeto, além de coletar dados essenciais para a homologação pelas autoridades aeronáuticas. A importância dos ensaios em voo reside na necessidade de se comprovar, em condições reais de voo, o desempenho e a confiabilidade das aeronaves, contribuindo para a redução de riscos e acidentes, e fortalecendo a confiança dos passageiros e operadores.

Este trabalho foi desenvolvido para analisar um tipo específico e importante de ensaio em voo no contexto da indústria aeronáutica, chamado de Identificação de Sistemas. Exploraremos a fundo as diferentes fases desses ensaios, as metodologias empregadas e os desafios enfrentados nesse processo. A plataforma de pesquisa escolhida na aplicação das técnicas de ensaios em voo é um Veículo Aéreo Não Tripulado (VANT), também conhecido como Unmanned Aerial Vehicle (UAV), que servirá como objeto de estudo para este trabalho de conclusão de curso.

1.1 CONTEXTO E MOTIVAÇÕES

Os Veículos Aéreos Não Tripulados (VANTs), popularmente conhecidos como drones, revolucionaram diversos setores produtivos devido sua versatilidade, aliada à tecnologia embarcada, tornando-os em ferramentas poderosas e cada vez mais presentes na atualidade.

Sua importância vai desde o setor primário, sendo empregado por exemplo no monitoramento de lavouras, detecção de pragas e aplicação de fertilizantes na agricultura ou no auxílio na extração de commodities. No setor secundário (indústria) emprega-se os mesmos em atividades de inspeção ou monitoramento. Enquanto que no setor terciário de serviços, tais veículos aéreos abrangem até mesmo o potencial de entregas (GAVA; ROUSSEAU, 2022).

No mundo contemporâneo existe uma demanda cada vez maior por VANTs o que exige-se da indústria um desempenho cada vez melhor dos mesmos, para as inúmeras aplicações que os mesmos são submetidos. E um melhor desempenho demanda o estudos e pesquisas em todas as áreas da engenharia que envolve seu desenvolvimento como materiais, estrutura, baterias e, mais especificamente no que diz respeito a esse trabalho, aerodinâmica.

Portanto, em uma macroescala existem uma série de motivações por trás de pesquisas envolvendo VANTs. Há um crescente investimento na indústria de drones (SANTOS, 2013) seja para uso militar, comercial ou ambiental. Já em uma microescala, o refinamento aerodinâmico para o melhor desempenho na dinâmica de voo motiva a escolha pelo tema de identificação de sistemas. Uma identificação correta e bem executada dos parâmetros aerodinâmicos de um VANT implica em uma maior eficiência aerodinâmica (JATEGAONKAR, 2015) melhorando o produto e tornando os drones cada vez mais especializados nas áreas onde serão empregados.

Por fim, a identificação de sistemas em ensaios de voo constitui um campo de pesquisa que, pela sua natureza interdisciplinar, proporciona um aprofundamento abrangente em diversas áreas do conhecimento aeronáutico, tornando-se um terreno fértil para a investigação científica por engenheiros.

1.2 OBJETIVOS

O objetivo principal deste trabalho é aplicar técnicas de identificação de sistemas para estimar os parâmetros aerodinâmicos da dinâmica longitudinal de corpo rígido do VANT EOLO, utilizando dados obtidos a partir de um simulador de voo. Adicionalmente, será realizada a validação do modelo identificado para verificar sua capacidade de representar o comportamento dinâmico do veículo.

Sendo mais específico, podemos elencar o passo a passo que este trabalho têm como objetivo:

- Modelar a dinâmica longitudinal da aeronave a ser analisada;
- Adaptação/Implementação do método de identificação OEM (Output Error Method);
- Projetar/Planejar manobras da dinâmica modelada e simulada;
- Executar/Implementar manobras para a excitação adequada de dinâmica no simulador;
- Aplicar a técnica de identificação;
- Executar algoritmo de identificação para as respostas;
- Obter as respostas designadas/adequadas;
- Validação do modelo identificado.

1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO

O Capítulo 1 dedica-se à uma breve introdução sobre o campo de ensaios em voo, sua importância e propósitos e situamos o tipo de ensaio a ser desenvolvido e investigado durante o trabalho. Destacamos também a motivação para essa pesquisa além dos nossos objetivos também serem delineados neste capítulo.

O Capítulo 2 concentra-se na fundamentação teórica da pesquisa, aprofundando-se na identificação de sistemas propriamente dita e a metodologia Quad-M, que servirá como base para toda a pesquisa.

O capítulo 3 diz respeito a metodologia empregada. O Método do Erro de Saída (Output Error Method) será utilizado na estimação de parâmetros. Será aplicado tanto o método de Gauss-Newton quanto o método Levenberg-Marquardt para minimizar a função custo. Ambos os algoritmos serão utilizados objetivando a comparação de suas devidas eficiências. As técnicas mais atuais serão aplicadas na validação do modelo. Por fim, a plataforma de pesquisa EOLO é detalhadamente descrita nesse capítulo

O Capítulo 4 apresenta os resultados obtidos ao longo da pesquisa. Nele, são detalhados os valores numéricos dos parâmetros estimados do modelo, bem como os resultados das análises de validação, que atestam a qualidade do modelo identificado.

O capítulo 5 finaliza apresentando as conclusões fundamentais obtidas neste trabalho.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS

Para iniciar o projeto é preciso estabelecer uma definição completa e apropriada para fundamentar a linha de pesquisa aqui desenvolvida, isto é, a identificação de sistemas. Conforme o professor Ravindra V. Jategaonkar (JATEGAONKAR, 2006 apud SANTOS, 2013), define que identificação de sistema fornece respostas para o velho problema inverso da obtenção de uma descrição de forma adequada para um sistema, dado o seu comportamento como um conjunto de observações. Aguirre (AGUIRRE, 2000 apud SANTOS, 2013) defende ser um procedimento que propõe obter um modelo matemático que descreve a relação de causa e efeito presente nos dados. Contudo, uma definição técnica de identificação de sistemas é dada a seguir: (JATEGAONKAR, 2015)

Identificação de sistemas é a determinação, com base na observação da entrada e saída, de um sistema dentro de uma classe especificada de sistemas ao qual o sistema sob teste é equivalente (ZADEH, 1962 apud JATEGAONKAR, 2015, p. 3, tradução nossa).

Para iniciar o processo de identificação de sistemas é preciso estabelecer algumas suposições (Jategaonkar, 2015):

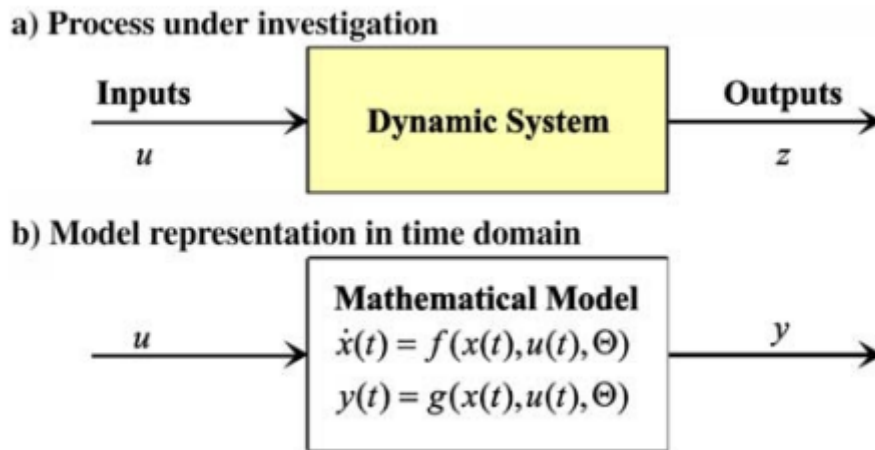
1. O sistema dinâmico é determinístico;
2. Princípios físicos subjacentes ao processo dinâmico podem ser modelados;
3. Experimentos específicos podem ser realizados;
4. Medições das entradas (inputs) e saídas (outputs) do sistema estão disponíveis.

As duas primeiras suposições são necessárias pois sugerem que o sistema - e o comportamento da entrada-saída (input-output), pode ser descrito matematicamente. Além disso, sob condições ideais, os dados obtidos de seguidos experimentos convergem a um denominador comum verdadeiro, isto é, levam a um mesmo modelo (Jategaonkar, 2015).

A terceira suposição implica que para cada ensaio realizado diferentes modos da dinâmica do movimento são excitados. Já a quarta suposição é implícita à identificação de sistemas, isto é, qualquer grandeza medida deve estar disponível.

É preciso salientar que identificação de sistemas é um problema de dinâmica. Seu sistema dinâmico, representado por um espaço de estados, é excitado por inputs que alimentam um modelo matemático para gerar outputs de resposta, figura 2.1 ilustra um diagrama em (a) que representa um sistema dinâmico alimentado por um input u durante um experimento, para gerar outputs de medidas z . Na segunda parte, em (b), que representa um modelo matemático no domínio do tempo, este mesmo input u é simulado para encontrar outputs y através de dadas funções do sistema f e g . Com \dot{x} representando as variáveis de estado internas do sistema e Θ um vetor de parâmetros desconhecidos.

Figura 2.1 – Representação do Sistema Dinâmico



fonte: (Jategaonkar, 2015)

Jategaonkar acrescenta:

O processo inclui não apenas a postulação do modelo e a determinação de parâmetros, que é nosso objetivo final, mas também a realização de experimentos adequados e a coleta de entradas e respostas do sistema. (Jategaonkar, 2015, p.3, tradução nossa).

E conclui:

Portanto, a identificação de sistemas se preocupa principalmente com a determinação da estrutura do modelo matemático que representa o sistema dinâmico, que é geralmente desconhecida e não única. (Jategaonkar, 2015, p.4, tradução nossa).

Identificar sistemas é um passo fundamental no desenvolvimento de veículos aéreos e para o desenvolvimento de modelos mais adequadamente precisos e válidos matematicamente. Das várias inferências extraídas a partir de um modelo devidamente identificado, pode-se argumentar que a identificação de sistemas, produz uma análise robusta dos vários elementos que contribuem para a resposta observada e, dessa forma, fornece uma compreensão geral da dinâmica de voo do veículo aéreo. Além disso, a identificação de sistemas gera uma base de dados precisa para simuladores de voo, sendo extremamente útil para o treinamento de pilotos (Jategaonkar, 2015).

É de suma importância ressaltar que a questão central na identificação de sistemas de veículos aéreos, é postular modelos adequados para as forças e momentos aerodinâmicos devido as mesmas não serem diretamente mensuráveis. Contudo, Jategaonkar explica que:

A modelagem aerodinâmica seguida pela estimativa de parâmetros permite a determinação de características aerodinâmicas específicas (coeficientes de sustentação, arrasto e de forças laterais, coeficientes de momento de rolamento, arfagem e guinada em termos de derivadas de estabilidade e de controle) a partir de medições relacionadas, como acelerações, taxas angulares e ângulos de escoamento. (Jategaonkar, 2015, p.11, tradução nossa).

Exemplificando com o coeficiente de momento de arfagem temos:

$$C_M = f(u, v, w, p, q, r, \delta_P, \dots) \quad (2.1)$$

Expandindo a eq. 2.1, temos:

$$C_M = \frac{\partial C_M}{\partial u} \cdot u + \dots + \frac{\partial C_M}{\partial q} \cdot q + \dots + \frac{\partial C_M}{\partial \delta_P} \cdot \delta_P + \dots \quad (2.2)$$

As derivadas parciais da eq. 2.2, são as derivadas aerodinâmicas de estabilidade e controle, que serão identificadas através do processo de estimativa de parâmetros do sistema.

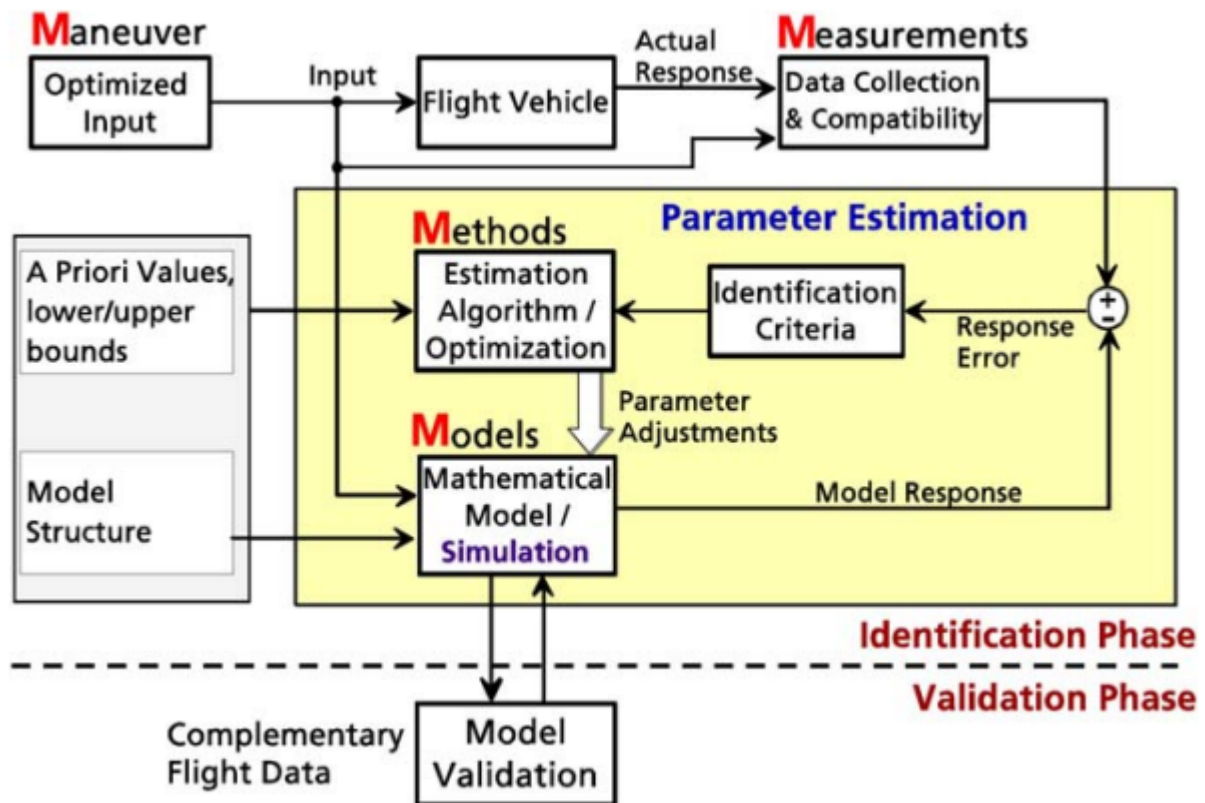
Com essa finalidade, será empregado um método moderno, no domínio do tempo, de estimação de parâmetros que possibilita a obtenção significativa de derivadas aerodinâmicas, (longitudinais no caso deste trabalho), a partir de um único ensaio de voo. Para tal, quatro tópicos deverão ser tratados para que a efetiva identificação possa ser realizada: **Manobras, modelo, método e medições** (Jategaonkar, 2015). As quatro áreas formam a espinha dorsal da identificação de sistemas de veículos aéreos, e fundamentam a metodologia conhecida como Quad-M Methodology (Metodologia dos 4M) representada na fig. 2.2.

2.1.1 Manobras

A primeira etapa para identificar a dinâmica de um veículo aéreo consiste em realizar manobras nas quais são aplicadas inputs de controle específicas cujo o objetivo é excitar os diferentes modos de movimento do veículo. A partir dos dados coletados durante essas manobras, é possível analisar as respostas do sistema, necessárias para construir um modelo matemático que descreva o comportamento dinâmico do veículo aéreo e por fim, estime as derivadas de controle e estabilidade. Para o movimento longitudinal, são três as manobras mais executadas para excitar os modos longitudinais: **Multistep 3-2-1-1, doublet** e **pulso**, exibidas em fig. 2.3.

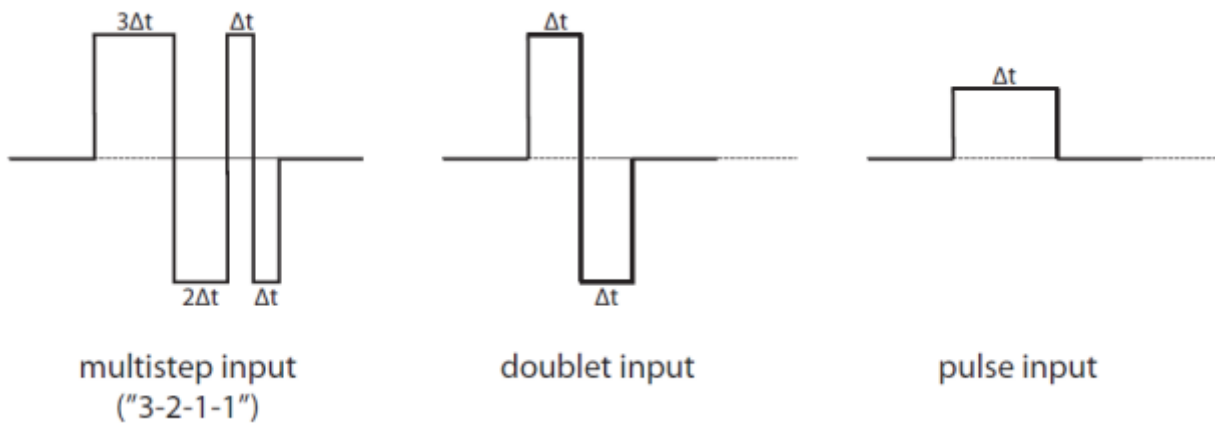
As manobras doublet e multistep são comumente aplicadas para excitar o modo de período curto da aeronave, enquanto que para o modo fugoidal, utiliza-se a manobra do tipo pulso (Jategaonkar, 2006 apud Santos, 2013).

Figura 2.2 – Fundamentos Quad-M para identificação de sistemas



fonte: (Jategaonkar, 2015)

Figura 2.3 – Manobras



fonte: (KLÜYENDORF, 2008).

Caracterizando ambos os modos, o modo de período curto é de alta frequência natural, curta duração e "fornece o maior número de informações para a estimativa das derivadas relacionadas ao movimento vertical e de arfagem (Jategaonkar, 2015, p.34, tradução nossa)". Usualmente, excita-se tal modo através da deflexão da superfície de controle apropriada, isto é, o profundor, em um voo reto e nivelado. Já o modo fugoidal apresenta longa duração e baixa frequência natural. É excitado com um pulso de profundor e geralmente demanda-se um ciclo completo do movimento de fuga para fins de estimativa de parâmetros.

Todavia, para o desenvolvimento adequado dos inputs de profundor gerados pelas manobras, é necessário projetar inputs ótimos (Optimal Input Design), que consigam excitar significativamente uma faixa de frequências em torno dos autovalores a serem modelados. Para isto, utiliza-se uma abordagem de engenharia com base no comportamento espectral do modelo. Para tal, é preciso subdividir o estudo das manobras em duas etapas (Jategaonkar, 2006 apud Nepomuceno, 2017).

1. Investiga-se as faixas de frequências necessárias para a correta estimativa dos parâmetros, seus respectivos intervalos de tempo (ΔT) e a energia espectral de cada manobra.
2. projeta-se um sinal de input adequado de múltiplos passos (multistep input signals) para cobrir a faixa de frequência desejada. Este procedimento requer um modelo a priori da aeronave, pois o mesmo precede a identificação em si (Jategaonkar, 2015).

A etapa de investigação das faixas de frequências é importante pois é necessário compreender que, para extrair as respostas medidas $z(t)$ mais adequadas, é preciso que a aeronave esteja oscilando em sua frequência natural. Contudo, é muito difícil que, em um exercício real de voo, o piloto aplique um input que possibilite que a aeronave oscile em sua exata frequência natural. Turbulências atmosféricas ou a mão tremula de um piloto são suficientes para gerar resultados de medições ruins. Esse problema é particularmente sensível para o modo de período curto, devido a sua rápida duração. Portanto, cada um das contribuições que aparecem em cada uma das equações de força e momento analisadas (utiliza-se eq. 2.2 como exemplo), devem ser sintetizadas para determinar os valores de frequências que irão compor uma faixa, em volta da frequência natural (fugoidal e de período curto), que possibilitará a extração de uma dada derivada.

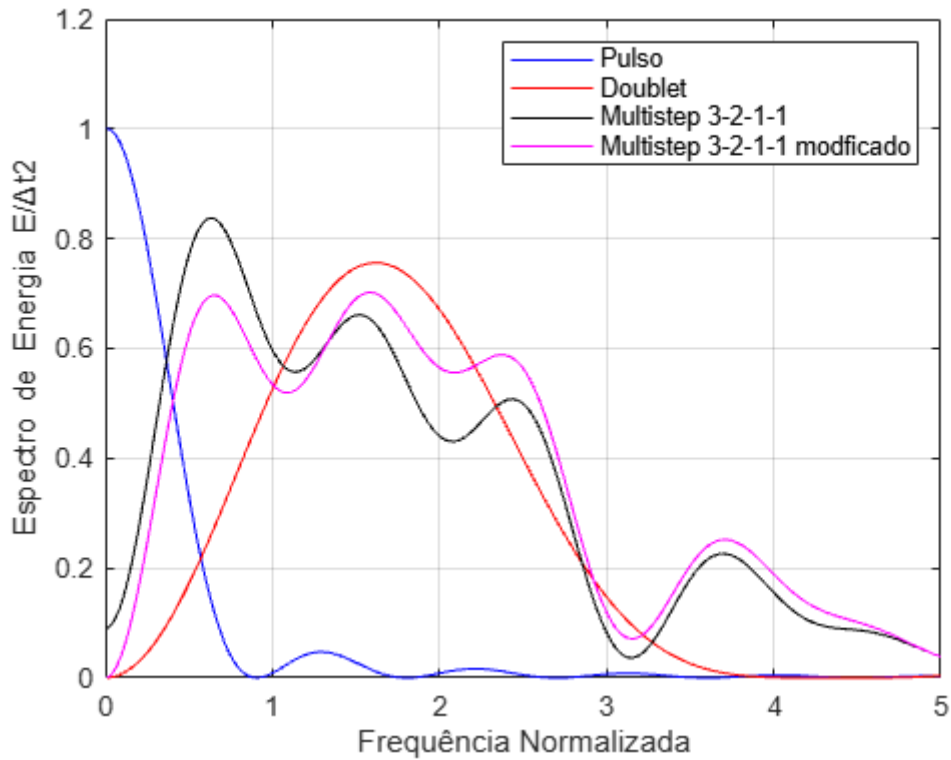
Jategaonkar explica:

A Investigação da faixa de frequências para a estimativa precisa de parâmetros é baseada na síntese das contribuições devidas a cada um dos parâmetros que aparecem em cada uma das equações de força e momento. Isso é convenientemente feito usando o diagrama de Bode, que ajuda a determinar qual das frequências deve ser incluída no sinal de entrada para permitir a extração de derivadas particulares (Jategaonkar, 2015, p.42, tradução nossa).

A FIGURA 2.4 mostra como é a forma da densidade espectral de potência, ou energia espectral, referente as manobra pulso, doublet, multistep 3-2-1-1 e uma versão modificada desse mesmo multistep. Nota-se a diferença da largura de banda de cada manobra e as diferentes regiões de frequências excitadas.

Observa-se que as manobras multistep 3-2-1-1 apresentam a maior largura de banda dentre todas as manobras e, portanto, cobrem uma faixa de frequências maior se comparadas com a manobra doublet e principalmente o pulso. A consequência desse fato é que a manobra do tipo multistep têm uma chance maior de conseguir identificar a faixa de frequência desejada através da observação da densidade espectral de potência, o que é adequado para excitar o modo de período curto. O problema da manobra tipo multistep é a sua assimetria de deflexão, ficando um intervalo de tempo a mais defletido em uma

Figura 2.4 – Espectro de Energia



fonte: (Jategaonkar, 2015).

das posições de controle (fig. 2.3). Além disso, a primeira deflexão possui uma longa duração o que pode tirar a aeronave da condição de equilíbrio (Jategaonkar, 2006 apud Santos, 2013).

Devido a esses inconvenientes, pode-se ou aplicar uma manobra multistep 3-2-1-1 modificada, representada pelo plot em rosa da fig. 2.4, para minimizar tais problemas, ou utilizar a manobra do tipo doublet que, além de ser simétrica também é muito simples de ser aplicada pelo piloto. Já a manobra do tipo pulso é, como discutido anteriormente, suficiente para excitar o modo fugoidal.

O próximo passo é voltado para determinar o intervalo de tempo (ΔT) que normalmente é escolhido de forma a excitar a frequência natural (ω_n) do modo a ser identificado. Projetar o intervalo de tempo é feito de forma que a largura de banda cubra a frequência natural. A variação de ΔT desloca a largura de banda o que possibilita excitar diferentes faixas de frequência. As equações 2.3-2.5 são fornecidas por Jategaonkar (2015) e mostram equações de intervalo de tempo, semi-empíricas, que descrevem as manobras doublet e multitep 3-2-1-1:

$$\Delta T_{DBLT} \approx \frac{2.3}{\omega_n} \approx \frac{2\pi}{2.7\omega_n} \approx \frac{1}{2.7} \quad (2.3)$$

$$\Delta T_{3211} \approx \frac{1.6}{\omega_n} \approx \frac{\pi}{2\omega_n} \approx \frac{1}{4} \quad (2.4)$$

$$\Delta T_{3211} = \frac{2.1}{\omega_n} \approx \frac{1}{3} \quad (2.5)$$

Substituindo a equação 2.3 em 2.4, temos:

$$\omega_n = \frac{2.3}{\Delta T_{DBLT}} = \frac{1,6}{\Delta T_{3211}} \Rightarrow \frac{\Delta T_{DBLT}}{\Delta T_{3211}} = \frac{2.3}{1.6} \approx 1.44 \quad (2.6)$$

Isto é, o intervalo de tempo de uma manobra do tipo doublet é maior do que o de uma manobra do tipo multistep para uma mesma frequência natural. Isso prova que o sinal do input multistep 3-2-1-1 tem um espectro mais amplo em comparação com inputs do tipo doublet e principalmente do tipo pulso. Expressando mais uma vez a superioridade técnica da manobra multistep 3-2-1-1. Por último, embora a eq. (2.3) nos dê um fator de 1/2.7, muitas vezes um fator mais simples de 1/2 é utilizado.

2.1.2 Método

A era moderna da identificação de sistemas (JATEGAONKAR, 2015), iniciou-se nos anos 60 com o avanço computacional e de processamento de dados que possibilitou o emprego de métodos de estimação de parâmetros no domínio do tempo, aumentando significativamente o potencial de estimação de parâmetros (quando comparados com métodos anteriores no domínio da frequência). Assim sendo, criou-se um método, baseado na teoria da probabilidade desenvolvida por (FISHER, 1925), que utiliza uma formulação mais profunda chamada princípio da máxima verossimilhança que consegue lidar com ruídos de processo e de medição.

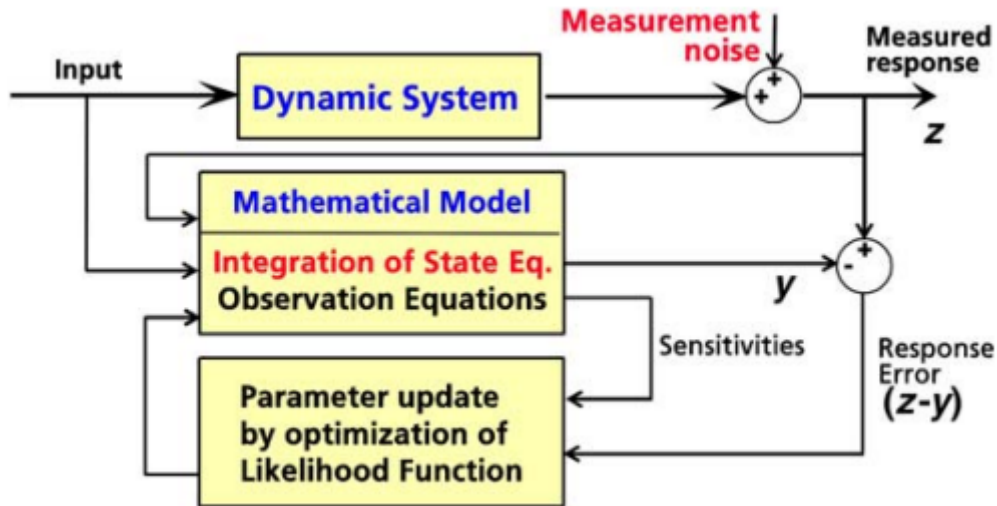
Todavia, a fim de simplificar as simulações e consequentemente a carga computacional necessária para a realização de cálculos, é preferível negligenciar os ruídos de processo (gerado por condições atmosféricas), e levar em consideração apenas ruídos de medição. Além do mais, tal decisão não implica que a identificação será comprometida visto que ensaios de tal natureza são realizados em condições meteorológicas favoráveis, onde os ruídos de processo são mínimos. Feitas tais considerações, o método escolhido por este trabalho e que realizará a estimação dos parâmetros aerodinâmicos longitudinais do VANT EOLO, é chamado de Método de Erro de Saída (Output-Error Method).

De forma clara e objetiva, o Método de Erro de Saída procura ajustar os parâmetros de um modelo de forma iterativa por meio da minimização do erro entre as variáveis medidas (output do sistema) e as respostas estimada do modelo. Faz-se isso através da minimização de uma função custo determinada a partir do princípio de máxima verossimilhança. A figura 2.5 apresenta um diagrama de blocos representando o Método de Erro de Saída.

Partindo da teoria de estimação de Fisher (JATEGAONKAR, 2015), defini-se a função de máxima verossimilhança $L(z|\Theta, R)$, na sua forma logarítmica como sendo:

$$L(z|\Theta, R) = \frac{1}{2} \sum_{K=1}^N [z(t_k) - y(t_k)]^T R^{-1} [z(t_k) - y(t_k)] + \frac{N}{2} \ln(\det(R)) + \frac{N n_y}{2} \ln(2\pi) \quad (2.7)$$

Figura 2.5 – Esquema de bloco do método de erro de saída



fonte: Jategaonkar, 2015).

Onde t_k é o vetor de tempo discreto, $z(t_k)$ refere-se ao output medido durante ensaio em voo, $y(t_k)$ é a resposta estimada proveniente do modelo, Θ é o vetor que representa os parâmetros desconhecidos a serem estimados, R é a matriz de covariância dos ruídos de medição, n_y é o número de variáveis observadas e N é o número de amostras.

As estimativas de máxima verossimilhança são obtidas ao minimizar a eq. 2.7, além disso, é possível simplifica-la ainda mais devido ao número de variáveis observadas (n_y) e de amostras (N) serem constantes, tornando o último termo da equação também constante Logo, pode-se descartá-lo da otimização sem afetar os resultados. Por último, a função $L(z|\Theta, R)$ será, renomeada para J (para não confundir com o termo de sustentação (L)), sendo agora chamada de função custo.

$$J(\Theta, R) = \frac{1}{2} \sum_{K=1}^N [z(t_k) - y(t_k)]^T R^{-1} [z(t_k) - y(t_k)] + \frac{N}{2} \ln(\det(R)) \quad (2.8)$$

Analisando agora a contribuição dos ruídos de medição, na função custo é preciso postular se a matriz de covariância dos erros de medição R é conhecida ou não.

Se assumirmos que R é uma matriz diagonal conhecida, o último termo da eq. 2.8 torna-se constante e negligenciado. A função custo então é reduzida a:

$$J(\Theta, R) = \frac{1}{2} \sum_{K=1}^N [z(t_k) - y(t_k)]^T R^{-1} [z(t_k) - y(t_k)] \quad (2.9)$$

Para este caso em específico, Jategaonkar explica que a função custo da eq. 2.8 "nada mais é do que a soma ponderada dos quadrados do erro de resposta e é de natureza quadrática"(tradução nossa).

Já para o caso mais comum onde a matriz de covariância é desconhecida e sendo necessário

estima-la, é preciso derivar a função custo (eq. 2.8) em respeito a R e igualar a zero, tal que:

$$\frac{\partial J(\Theta, R)}{\partial R} = 0 \quad (2.10)$$

O resultado de (2.10) implica em,

$$R = \frac{1}{N} \sum_{K=1}^N [z(t_k) - y(t_k)]^T [z(t_k) - y(t_k)] \quad (2.11)$$

Substituindo eq. 2.11 em 2.8, temos:

$$J(\Theta) = \frac{1}{2} n_y N + \frac{N}{2} \ln(\det(R)) + \frac{N n_y}{2} \ln(2\pi) \quad (2.12)$$

Por último, devido a n_y e N serem fixos, o primeiro e o último termos da equação (2.12) são constantes e podem ser omitidos. A função custo $j(\Theta)$ para ruídos de medição desconhecidos, torna-se-á:

$$J(\Theta) = \det(R) \quad (2.13)$$

Minimizar $\det(R)$ ou a equivalente $L(z|\Theta, R)$ significa obter o erro $(z - y)$ que seja o menor possível e tendendo a zero. A consequência disso será o vetor dos parâmetros Θ mais fidedigno e válido possível. Para isso, é necessário a aplicação de um algoritmo de otimização não linear para minimizar a função custo. Existem diversos algoritmos na literatura com esse propósito, a seguir, dois serão citados, o Algoritmo de Gauss-Newton e o Método de Levenberg-Marquardt.

Algoritmo de Gauss-Newton

Esta é uma técnica de otimização numérica, de uma classe de algoritmos de 2ª ordem, usada para identificar os parâmetros de um modelo matemático que melhor se ajustam a um conjunto de dados experimentais. Minimiza-se a função custo $J(\Theta)$, tal que:

$$\frac{\partial J(\Theta)}{\partial \Theta} = 0 \quad (2.14)$$

Expandindo-a em uma série de Taylor e truncando após dois termos, eq. 2.14 vira:

$$\left(\frac{\partial J}{\partial \Theta}\right)_{i+1} \approx \left(\frac{\partial J}{\partial \Theta}\right)_i + \left(\frac{\partial^2 J}{\partial \Theta^2}\right)_i \Delta \Theta \quad (2.15)$$

onde, o subíndice i representa o número de iterações e $\Delta \Theta = \Theta_{i+1} - \Theta_i$ o incremento somado nos parâmetros após cada iteração e o segundo gradiente $(\partial^2 J / \partial \Theta^2)_i$ a matriz Hessiana.

Igualando a e.q 2.15 a zero, ter-se-á:

$$\Delta \Theta = - \left[\left(\frac{\partial^2 J}{\partial \Theta^2}\right)_i \right]^{-1} \left(\frac{\partial J}{\partial \Theta}\right)_i \quad (2.16)$$

Assim, a partir de um chute inicial Θ_0 , a solução iterativa para encontrar o mínimo da função custo é dada por:

$$\Theta_{i+1} = \Theta_i + \Delta \Theta \quad (2.17)$$

Tal algoritmo é comumente conhecido como método Newton-Raphson. Ao aplica-lo no estudo de estimativa de parâmetros a partir de dados de voo e já tendo determinado a matriz de covariância em (2.11), minimiza-se a função custo (2.7), tal que:

$$\frac{\partial J}{\partial \Theta} = - \sum_{k=1}^N \left[\frac{\partial y(t_k)}{\partial \Theta} \right]^T R^{-1} [z(t_k) - y(t_k)] = G \quad (2.18)$$

sendo G o vetor gradiente. Com a matriz Hessiana sendo:

$$\frac{\partial^2 J}{\partial \Theta^2} = \sum_{k=1}^N \left[\frac{\partial y(t_k)}{\partial \Theta} \right]^T R^{-1} \frac{\partial y(t_k)}{\partial \Theta} - \sum_{k=1}^N \left[\frac{\partial^2 y(t_k)}{\partial \Theta^2} \right]^T R^{-1} [z(t_k) - y(t_k)] \quad (2.19)$$

Entretanto, é pouco convencional calcular (2.19) nesse formato devido a alta carga computacional necessária para calcular todos os seus termos. Prevendo isso, (BALAKRISHNAN, 1968) sugeriu uma simplificação no calculo da matriz Hessiana para aplicações práticas, ao observar que $z(t_k) - y(t_k)$ é virtualmente próximo de zero e, portanto, negligenciável. Isso leva a eq. 2.20:

$$\frac{\partial^2 J}{\partial \Theta^2} \approx \sum_{k=1}^N \left[\frac{\partial y(t_k)}{\partial \Theta} \right]^T R^{-1} \left[\frac{\partial y(t_k)}{\partial \Theta} \right] = -F \quad (2.20)$$

sendo F a matrix de informação de Fisher. Essa simplificação leva a um algoritmo mais solucionável e prático na maioria dos casos, que é uma versão modificada do método de Newton-Raphson. Na literatura, esse algoritmo também é chamado de algoritmo de Newton-Balakrishnan ou, mais comumente, método de Gauss-Newton (JATEGAONKAR, 2015).

$$\Theta_{i+1} = \Theta_i + \Delta\Theta \quad (2.21)$$

O algoritmo de Gauss-Newton (2.21) é - em sua formatação - idêntico ao método Newton-Raphson, mas com a devida simplificação assumida logo acima. O mesmo executa uma etapa completa de atualização de parâmetros a cada iteração. Contudo, a atualização é baseada na suposição de linearidade local e em uma função custo quadrática, além das simplificações assumidas em relação ao segundo gradiente. Dada essas limitações, o algoritmo pode performar mal se, por exemplo, o chute inicial for inapropriado ou devido a erros numéricos introduzidos pela aproximação do segundo gradiente que pode causar divergência local intermediária. Nesses casos, faz-se necessário controlar o incremento $\Delta\Theta$. Há duas abordagens com essa finalidade:

- Abordagem heurística (Heuristic approach) de redução de parâmetro pela metade (halving);
- Busca linear (Line search).

Abordagem heurística

Se em algum momento o algoritmo da eq. 2.21 divergir em qualquer iteração, o incremento $\Delta\Theta$ é sucessivamente reduzido pela metade até que a redução da função custo em comparação com a iteração anterior seja alcançada. Durante esse processo de reduzir pela metade, apenas a função custo é avaliada sem computar os gradientes. Geralmente poucas etapas de halving já são suficientes para superar a divergência local intermediária.

Busca linear

Introduz-se um elemento novo na eq. 2.21, tornando-se:

$$\Theta_{i+1} = \Theta_i + \alpha_i \Delta\Theta \quad (2.22)$$

com $\Delta\Theta = -F^{-1}G$ e α_i determinado por algoritmos lineares de busca a cada iteração. Esse procedimento equivale a reduzir ou aumentar $\Delta\Theta$ do algoritmo de Gauss-Newton de forma otimizada para obter a redução máxima na função de custo em cada iteração. Tal estratégia ajuda a ampliar a região de convergência para além da local e a superar outros problemas numéricos (JATEGAONKAR, 2015).

Método de Levenberg-Marquardt

É um outro algoritmo aplicado como alternativa ao método de Gauss-Newton. Geralmente é escolhido mediante problemas de inversão da matriz Hessiana para o cálculo do incremento dos parâmetros. O método têm uma região de convergência mais ampla se comparado ao método de Gauss-Newton. Sua estrutura geral é atualizada tal que:

$$(F + \lambda I)\Delta\Theta = -G \quad (2.23)$$

e

$$(F + \lambda I) = \sum_{k=1}^N \left[\frac{\partial y(t_k)}{\partial \Theta} \right]^T R^{-1} \left[\frac{\partial y(t_k)}{\partial \Theta} \right] + \lambda I \approx \frac{\partial^2 J}{\partial \Theta^2} \quad (2.24)$$

com λ sendo uma constante que multiplica uma matriz identidade I no algoritmo de Gauss-Newton.

2.1.3 Modelo

Uma das mais importantes etapas da estimação de parâmetros é construir um modelo que descreva corretamente o movimento da aeronave. Modelos aerodinâmicos são não lineares por natureza contudo, para fins de simplificação de equações generalizadas mais complexas, assumimos a hipótese de corpo rígido em nossa modelagem com as forças gravitacional, propulsiva e aerodinâmicas agindo sobre o mesmo. Antes do equacionamento em si é preciso compreender algumas características mais gerais do modelo. Tratar-se-á aqui de um modelo fenomenológico paramétrico que descreve um fenômeno físico da mecânica Newtoniana, através de uma formulação matemática de espaço de estados. Modelos fenomenológicos também são conhecidos como modelos de caixa branca (White-box models) e são utilizados na maioria dos casos da identificação de sistemas de veículos de voo (JATEGAONKAR, 2015).

Com a hipótese de corpo rígido assumida, o movimento do VANT EOLO pode ser descrito pela posição e velocidades em relação a um conjunto de eixos fixos no corpo (body-fixed axes) com origem no centro de massa do veículo (MACHADO, 2019) ou o centro gravitacional. Adicionalmente, a orientação e velocidade podem ser definidas utilizando ângulos de Euler em relação a um ponto de referencial inercial terrestre (subscrito E) por exemplo, como mostrado na fig. 2.6.

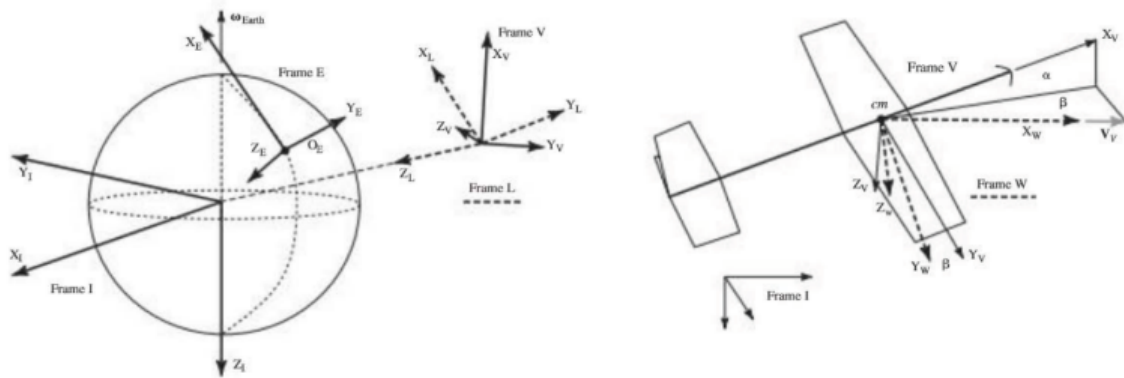
Com isso exposto, devido ao estudo apresentado neste trabalho referir-se à identificação do movimento longitudinal, iniciar-se-á a modelagem desconsiderando as contribuições latero-direcionais, tal que:

$$p = r = \phi = v = \psi = cte \quad (2.25)$$

$$\dot{p} = \dot{r} = \dot{\phi} = \dot{v} = \dot{\psi} = 0 \quad (2.26)$$

onde p é a velocidade angular no eixo x, r é a velocidade angular no eixo z, ϕ o ângulo de rolamento da aeronave, ψ o ângulo de guinada e v uma componente da velocidade verdadeira V (true airspeed)

Figura 2.6 – (a) Três sistemas de coordenadas típicos e (b) eixos fixos no veículo (corpo) e eixos de vento



fonte: (STEVENS; LEWIS, 1992).

da aeronave na direção y .

O modelo a seguir foi adaptado de (MACKIE, 1983) e postulado para estimar as derivadas longitudinais do VANT EOLO, com as equações de estado descritas através das seguintes equações:

$$\dot{V} = \frac{-\bar{q}S}{m} \cdot C_D + g \cdot \sin(\alpha - \theta) + \frac{F_e}{m} \cdot \cos(\alpha + \sigma_T) \quad (2.27)$$

$$\dot{\alpha} = \frac{-\bar{q}S}{mV} \cdot C_L + q + \frac{g}{V} \cdot \cos(\alpha - \theta) - \frac{F_e}{mV} \cdot \sin(\alpha + \sigma_T) \quad (2.28)$$

$$\dot{\theta} = q \quad (2.29)$$

$$\dot{q} = \frac{\bar{q}S\bar{c}}{I_{yy}} \cdot C_M + \frac{F_e}{I_{yy}} \cdot [l_{tx} \cdot \sin(\sigma_T) + l_{tz} \cdot \cos(\sigma_T)] \quad (2.30)$$

Com α sendo o ângulo de ataque, θ o ângulo de arfagem, q a taxa de arfagem, \bar{c} a corda média aerodinâmica, σ_T o ângulo de inclinação do motor, l_{tx} e l_{tz} a localização do motor em relação ao centro gravitacional (CG), m é a massa do VANT, S a área da asa, g a aceleração da gravidade, I_{yy} o momento de inércia da massa em torno do eixo y , F_e o empuxo gerado do VANT.

A pressão dinâmica \bar{q} é dada por:

$$\bar{q} = \frac{1}{2} \cdot \rho \cdot V^2 \quad (2.31)$$

sendo ρ a densidade do ar. Os coeficientes de sustentação (C_L), arrasto (C_D) e de momento de arfagem (C_M) foram adotadas do artigo de (ZÚÑIGA; SOUZA; GÓES, 2020) CASTILLO-ZUÑIGA, Goes, e Souza (2020):

$$C_L = C_{L0} + C_{L\alpha}\alpha + C_{L\delta p}\delta p + C_{Lq}q \left(\frac{\bar{c}}{2V} \right) \quad (2.32)$$

$$C_D = C_{D0} + \frac{C_L^2}{\pi \cdot AR \cdot e} \quad (2.33)$$

$$C_M = C_{M0} + C_{M\alpha}\alpha + C_{M\delta p}\delta p + (C_{Mq}q + C_{M\dot{\alpha}}\dot{\alpha}) \left(\frac{\bar{c}}{2V} \right) \quad (2.34)$$

Com δp sendo a variável de controle de deflexão do profundor, AR a razão de aspecto da asa e "e" o fator de eficiência de Oswald. Os parâmetros a serem identificados e descritos nas equações (2.32), (2.33) e (2.34) são:

$$\Theta = \left[C_{L0} \quad C_{L\alpha} \quad C_{L\delta p} \quad C_{Lq} \quad C_{D0} \quad C_{M0} \quad C_{M\alpha} \quad C_{M\delta p} \quad C_{Mq} \quad C_{M\dot{\alpha}} \right]^T \quad (2.35)$$

A explicação de cada um dos parâmetros é dado a seguir:

- C_{L0} coeficiente de sustentação para um ângulo de ataque nulo;
- $C_{L\alpha}$ Representa a variação da sustentação em relação a uma variação no ângulo de ataque;
- $C_{L\delta p}$ Representa a variação da sustentação em relação a uma variação na deflexão de profundor;
- C_{Lq} a variação da sustentação em relação a uma variação na taxa de arfagem;
- C_{D0} o coeficiente de arrasto parasita;
- C_{M0} coeficiente de momento de arfagem para um ângulo de ataque nulo;
- $C_{M\alpha}$ Representa a variação de momento de arfagem em relação a uma variação no ângulo de ataque;
- $C_{M\delta p}$ Representa a variação de momento de arfagem em relação a uma variação na deflexão de profundor;
- C_{Mq} Representa a variação de momento de arfagem em relação a uma variação na taxa de arfagem;
- $C_{M\dot{\alpha}}$ Representa a variação de momento de arfagem em relação à taxa de variação do ângulo de ataque.

Por fim, as equações de observação são dadas por:

$$\begin{aligned}
V_m &= V \\
\alpha_m &= \alpha \\
\theta_m &= \theta \\
q_m &= q \\
\dot{q}_m &= \frac{\bar{q}S\bar{c}}{I_{yy}} \cdot C_M + \frac{F_e}{I_{yy}} \cdot [l_{tx} \cdot \sin(\sigma_T) + l_{tz} \cdot \cos(\sigma_T)] \\
a_{xm} &= \frac{\bar{q}S}{m} \cdot C_X + \frac{F_e}{m} \cdot \cos(\sigma_T) \\
a_{zm} &= \frac{\bar{q}S}{m} \cdot C_Z + \frac{F_e}{m} \cdot \sin(\sigma_T)
\end{aligned} \tag{2.36}$$

Com os coeficientes longitudinal C_X e vertical C_Z dados por:

$$\begin{aligned}
C_X &= C_L \cdot \sin(\alpha) - C_D \cdot \cos(\alpha) \\
C_Z &= -C_L \cdot \cos(\alpha) - C_D \cdot \sin(\alpha)
\end{aligned} \tag{2.37}$$

Dessa forma, o vetor de estado \mathbf{X} , de controle \mathbf{U} e de saída \mathbf{Y} são descritos pelas equações (2.38), (2.39) e (2.40), respectivamente.

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} V & \alpha & \theta & q \end{bmatrix}^T \tag{2.38}$$

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} \delta p & F_e \end{bmatrix}^T \tag{2.39}$$

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} V & \alpha & \theta & q & \dot{q} & a_X & a_Z \end{bmatrix}^T \tag{2.40}$$

2.1.4 Medições

O último termo da metodologia Quad-M, diz respeito aos meios de checagem de medição e o conseqüente melhoramento da qualidade dos dados gravados. Devido a uma enorme quantidade de dados brutos (raw data) ser registrada durante um ensaio, é preciso verificar se os dados extraídos são úteis e compatíveis. Faz-se isso através do uso de relações cinemáticas que também permitem estimar erros sistêmicos do instrumento. O nome desse procedimento é **verificação de compatibilidade**.

O objetivo da verificação de compatibilidade de dados é garantir que as medições usadas para os modelos de identificação aerodinâmicos sejam consistentes e sem erros. Segundo Jategaonkar:

Essa verificação é possível no caso de dados de voo, pois as bem definidas equações cinemáticas do movimento da aeronave fornecem um meio conveniente para iniciar a informação através de um procedimento numérico. (Jategaonkar, 2015, p.379-380, tradução nossa).

É preciso observar portanto que, essa é uma etapa de pré-processamento, isto é, ela é uma etapa anterior a estimação dos parâmetros aerodinâmicos e é chamada de **Reconstrução de Trajetória de Voo**, do inglês *flight-path reconstruction* (FPR). Utilizar-se-á o método de erro de saída como abordagem para estimar as variáveis de estado nessa etapa inicial. A separação da estimação dos estados e a estimação dos parâmetros é chamada de método de duas etapas ou técnica de estimação de pré-modelagem (Jategaonkar, 2015) e será feita no capítulo de metodologia.

Já as principais medições necessárias para a identificação de dados de ensaio em voo são medições de deflexão das superfícies de controle, acelerações lineares e angulares, velocidade aerodinâmica, parâmetros de funcionamento do motor, força aplicada pelo piloto, posição geográfica (Nepomuceno, 2013).

A seguir, a título de curiosidade, são elencados os instrumentos utilizados nas medições do VANT EOLO, em um ensaio **a priori** a este trabalho. Nele foi desenvolvido um sistema de aquisição de dados cuja a arquitetura é mostrada na Figura 2.7 e consiste em

- Sistema embarcado de aquisição e controle de dados (NI/MyRio);
- Computador de bordo (FlightTech SNC-200);
- Sensor de pressão (SpaceAge Subminiature Air Data Boom 101100);
- Unidade inercial;
- Acelerômetros ADLX345;
- Medidores de deformação CEA-06-125UW-350;
- Rosetas de deformação CEA-06-250UR-350;
- Atuadores;
- Sensores de posição angular.

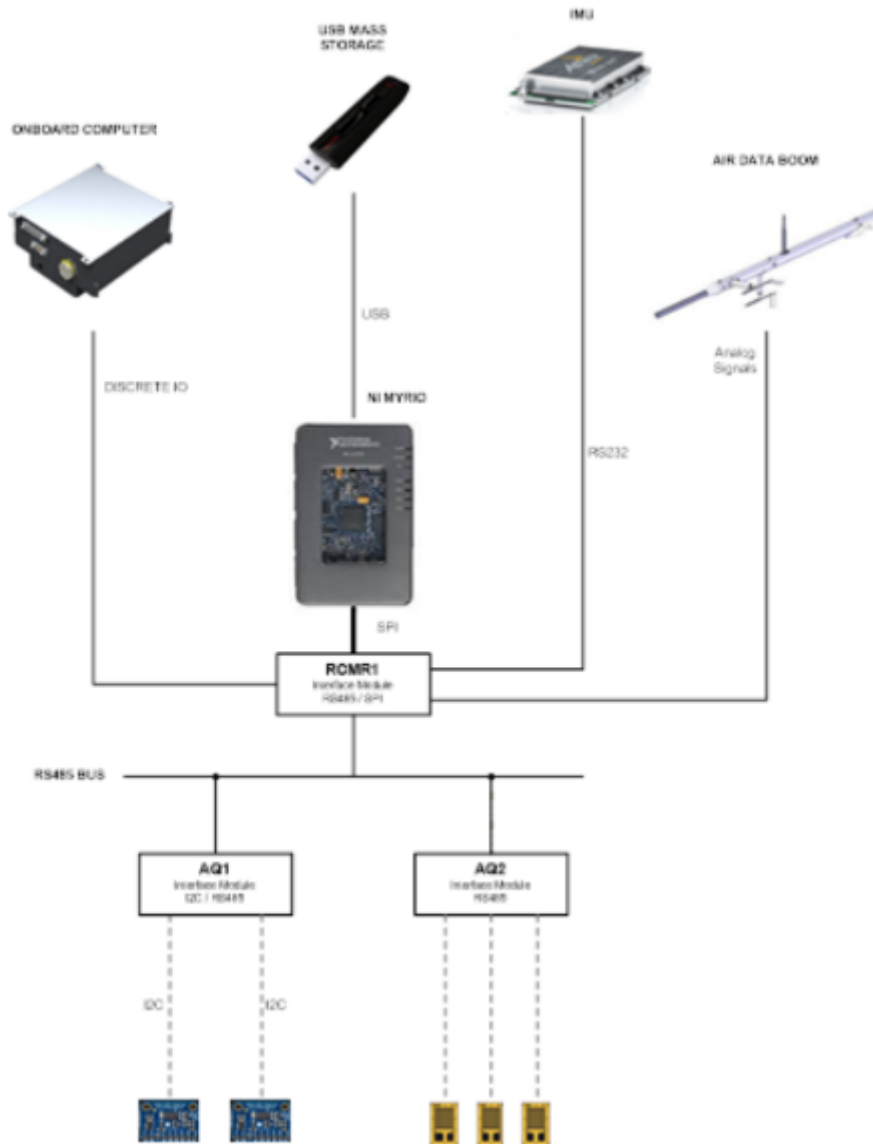
Foram alocados 19 acelerômetros ao longo da envergadura da asa. Além disso, sensores de deformação estão localizado próximo à raiz da asa esquerda e próximos a ponta da asa esquerda (ZUÑIGA; SOUZA; GOES, 2019). A presença de tais sensores se fez necessária porquê este ensaio a priori levou em consideração as características flexíveis do EOLO por isso, a hipótese de corpo rígido - que é utilizada neste trabalho - não foi adota no ensaio anterior.

Por último, deve-se notar que somente as variáveis de estado presentes no modelo serão utilizadas na identificação. i.e., caso seja feita alguma medição de uma variável fora do conjunto de variáveis computadas pelo modelo, a mesma não será útil para o processo de identificação.

2.2 VALIDAÇÃO

A validação do modelo é uma etapa a posteriori a identificação dos parâmetro aerodinâmicos. Enquanto as etapas anteriores procuravam determinar um modelo adequado que descrevesse o sistema

Figura 2.7 – Arquitetura do sistema de aquisição de dados



fonte: (CASTILLO-ZUÑIGA, Goes, e Souza (2019)).

a partir de inputs de dados de voo, a validação por sua vez refere-se ao processo de confirmação conceitual do modelo e verificação de aplicabilidade do mesmo ao demonstrar uma correspondência adequada entre os resultados computacionais do modelo e os dados reais advindos de um ensaio em voo (Jategaonkar, 2015). Há três subcategorias para julgar se o modelo é confiável ou se deve ser rejeitado.

1. Propriedades estatísticas das estimativas;
2. Análise residual;
3. Capacidade de Predição do Modelo.

Dentro destas subcategorias existem diversos critérios que podem ser usados em conjunto para ajudar a validar um modelo. Não existe um critério único capaz de avaliar com exatidão se o modelo é

adequado ou não e nem se um critério é mais correto do que o outro. Especificado isso, os critérios a serem utilizados nesse trabalho são descritos à seguir:

2.2.1 Precisão Estatística das Estimativas de Parâmetros

O primeiro critério a ser abordado enquadra-se na primeira subcategoria elencada. Esse meio de avaliar a confiabilidade do modelo se faz através da análise do desvio padrão de cada parâmetro, ou seja, suas respectivas incertezas e a correlação entre coeficientes que mensura a dependência estatística entre os parâmetros. Conforme a teoria da Máxima Verossimilhança, a matriz de informação de Fisher, permite uma boa aproximação para a matriz de covariância dos erros estimados, tal que:

$$P \approx \left[\sum_{k=1}^N \left(\frac{\partial y(t_k)}{\partial \Theta} \right) R^{-1} \left(\frac{\partial y(t_k)}{\partial \Theta} \right) \right]^{-1} = F^{-1} \quad (2.41)$$

sendo P a matriz de covariância dos erros dos parâmetros e aproximadamente igual a inversa da matriz de informação de Fisher (F). Devido a segunda ser necessária na otimização da função custo - através do método de erro de saída - a matriz P está automaticamente disponível sem nenhum acréscimo computacional. Dessa forma, a precisão estatística das estimativas de parâmetros é um subproduto do algoritmo de Gauss-Newton ou do método Levenberg-Marquardt.

Os elementos da diagonal principal de P (p_{ii}), i.e., as variâncias das estimativas, são os indicadores de acurácia das estimativas. Os desvios padrões das estimativas, também chamado de Limites (bounds) de Cramér-Rao, são computados a partir da eq. (2.41) tal que,

$$\sigma_{\Theta_i} = \sqrt{p_{ii}} \quad (2.42)$$

com o desvio padrão relativo (%) sendo

$$100 \left(\frac{\sigma_{\Theta_i}}{\theta_i} \right) \quad (2.43)$$

onde i é o índice do parâmetro. Com os dados da matriz P, também é possível extrair a correlação entre coeficientes, $p_{\Theta_i\Theta_j}$ mostrada na equação (2.44):

$$p_{\Theta_i\Theta_j} = \frac{p_{ij}}{\sqrt{p_{ii}p_{jj}}} \quad (2.44)$$

Quanto menor for o valor do desvio padrão (2.42) e da correlação (2.44), menor será a incerteza e, portanto, mais precisa (em termos estatísticos) será a estimação (JATEGAONKAR, 2015). Por último,

é importante notar que o conceito de "quanto menor, melhor" não é padronizado, isto é, não existe um valor consenso que dita a precisão estatística de um veículo aéreo. Portanto, faz-se necessário mais critérios de validação além do estatístico.

2.2.2 Goodness of Fit

O segundo critério a ser abordado enquadra-se na subcategoria (2) de análise residual. E a mesma é aplicada para verificar a qualidade do ajuste entre os dados de medição e respostas modeladas. O critério *Goodness of Fit* utiliza o valor da função custo como parâmetro. No caso do método da Máxima Verossimilhança, o caminho mais direto para verificar a qualidade do modelo, é calculando o determinante da matriz de covariância. Quanto menor for $|R|$, mais preciso o modelo será. Este valor, composto de um único número, não é suficiente para ditar as informações a respeito das incertezas de cada variável separadamente contudo, é possível julgar a aceitabilidade do modelo se a resposta do determinante apresentar um valor elevado. Se for o caso de $|R|$ ser maior do que o aceitável, então o modelo não é válido. O problema é que o valor absoluto por si só não fornece pistas suficientes sobre a qualidade do ajuste de modelo. Na prática, determinar a partir de qual valor o custo $J(\Theta)$ é elevado, a ponto de descartar o modelo, não é trivial.

Além disso, o valor da função custo não depende somente do erro entre as respostas medidas e modeladas ou da quantidade de ruído de medição nos dados analisados. Também é influenciado pelas unidades (radianos ou graus para ângulos, rad/s ou deg/s para velocidades angulares, etc...) das variáveis que possuem um peso na função custo. O que se torna uma razão a mais sobre o porquê do valor absoluto isolado não representar uma boa conclusão para a qualidade do modelo.

Para contornar essa adversidade, trabalha-se com um sistema MIMO (multi-input multi output system), onde a análise da incerteza de cada variável de saída traz uma informação mais específica que o valor da função custo. Isso possibilita verificar isoladamente qual variável apresenta maior desvio padrão, para cada uma das n_y variáveis de saída nos N dados completos analisados. Eq. (2.45) fornece a incerteza referente ao erro de cada variável de saída (σ_i):

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [z(t_k) - y(t_k)]^2}, \quad i = 1, 2, 3, \dots, n_y \quad (2.45)$$

O desvio padrão para cada segmento de tempo deve ser aproximadamente da mesma ordem de grandeza de outros experimentos. Um desvio significativo de qualquer segmento sugere que a qualidade do modelo é baixa. Descobrir as causas que levaram a obter um grande desvio ajuda a julgar a confiabilidade do modelo e melhorar o procedimento de identificação. Há diversas razões para a ocorrência do desvio incorreto. Pode ser consequência de uma manobra que excita uma frequência inapropriada, um modelo inadequado ou o Output-Error Method sendo aplicado a dados que possuem erros de processo (JATEGAONKAR, 2015).

2.2.3 Capacidade de Predição do Modelo

A capacidade preditiva é a última subcategoria de validação do modelo. Ela é determinada ao comparar as respostas medidas em voo com aquelas previstas pela simulação do modelo para os mesmos inputs de controle. No campo da identificação da dinâmica de veículos aéreos, esse processo é chamado de *Proof-of-Match* (POM).

Empiricamente, sugere-se que dados de voo complementares, isto é, manobras de voo não utilizadas na estimativa da base de dados aerodinâmica, são utilizados para verificar a capacidade preditiva do modelo. De fato, a abordagem de separação dos dados para desenvolvimento de modelos e para demonstração de fidelidade do modelo é bastante comum.

Conduzir ensaios em voo com o intuito de validação demanda uma maior precisão quando comparados com os ensaios que desenvolvem banco de dados para a modelagem. Também é necessário cobrir todo o envelope de voo operacional além de testar os modos relevantes da aeronave.

Segundo a FAA (1995) testes de validação, são usados para comparar objetivamente dados de simuladores com os de aeronaves, além de garantir que os mesmos estarão em concordância com tolerâncias especificadas.

Outra questão a ser abordada é em relação o estabelecimento adequado das condições iniciais. Idealmente, a simulação deve ser iniciada com as mesmas condições iniciais de um voo. Portanto, as condições iniciais devem ser adequadamente ajustadas para corresponder às condições de voo que estão sendo verificadas. Essa é uma tarefa relativamente complicada devido aos ruídos de medição que acompanham os inputs de controle aplicadas em um ensaio. Além disso, mesmo em condições atmosféricas ideais, manobras para *proof-of-match* estão expostas a pequenas turbulências que dificultam o estabelecimento de condições iniciais idênticas para o ensaio e à simulação.

3 METODOLOGIA

A finalidade deste capítulo é mostrar não só o desenvolvimento dessa pesquisa como o desenvolvimento completo do processo de identificação de sistemas, ao aplicar a fundamentação teórica da metodologia Quad-M na plataforma de pesquisa EOLO. Conforme dito anteriormente, o objetivo principal dessa pesquisa é apresentar resultados de uma aplicação simulada de técnicas de identificação de sistemas com o intuito de identificar a dinâmica longitudinal do VANT EOLO e todos os parâmetros aerodinâmicos desconhecidos. Por fim técnicas de validação serão testadas no modelo identificado.

O funcionamento dos códigos em Matlab, que explica todo o Método de Erro de Saída, será dada. Junto a isso, todo o processo de medição da Reconstrução de Trajetória de Voo, para identificar as variáveis de estado nas medições, será descrita. Paralelo a isso, informações serão apresentadas a respeito do objeto de estudo, o VANT EOLO, junto com todos os dados necessários extraídos a partir de um simulador de voo.

Para a identificação do sistema dinâmico será abordado o modelo matemático anteriormente descrito, uma análise de intervalo de tempo para manobras, parâmetros já conhecidos a priori como condições iniciais para estimar parâmetros desconhecidos correspondentes, uma análise de função custo e algoritmos já descritos para o funcionamento do Método de Erro de Saída.

3.1 RECONSTRUÇÃO DE TRAJETÓRIA DE VOO

O modelo cinemático para a verificação de compatibilidade de dados, anteriormente explorada na seção 2.1.4, é derivado das equações do movimento translacional de um veículo aéreo com corpo rígido. O equacionamento à seguir, foi desenvolvido por Jategaonkar (2015), e é postulado para incluir erros sistêmicos e estimar variáveis de estado. Esta é uma etapa anterior, porém necessária, à estimativa dos parâmetros aerodinâmicos e também utiliza o Método de Erro de Saída como instrumento de verificação de compatibilidade.

Nas palavras de Jategaonkar (2015, p. 379), "O objetivo de uma verificação de compatibilidade de dados é garantir que as medições utilizadas para posterior identificação do modelo aerodinâmico sejam consistentes e livres de erros."

$$\begin{aligned}
 m(\dot{u} + qw - rv) + mg \cdot \sin(\theta) &= F_X \\
 m(\dot{v} + ru - pw) - mg \cdot \cos(\theta)\sin(\phi) &= F_Y \\
 m(\dot{w} + pv - qu) - mg \cdot \cos(\theta)\cos(\phi) &= F_Z
 \end{aligned} \tag{3.1}$$

Com F_X , F_Y e F_Z sendo as forças externas aerodinâmicas e de propulsão. Reescrevendo eq. (3.1), temos:

$$\begin{aligned}
\dot{u} &= -qw + rv - g \cdot \sin(\theta) + a_x \\
\dot{v} &= -ru + pw + g \cdot \cos(\theta)\sin(\phi) + a_y \\
\dot{w} &= -pv + qu + g \cdot \cos(\theta)\cos(\phi) + a_z
\end{aligned} \tag{3.2}$$

Com os termos de aceleração linear ao longo dos eixos de coordenadas a_x , a_y e a_z da eq. (3.2) iguais a F_X/m , F_Y/m e F_Z/m , respectivamente. As equações cinemáticas para os ângulos de Euler ϕ , θ e ψ em relação as velocidades angulares, p, q e r, são:

$$\begin{aligned}
\dot{\phi} &= p + q \cdot \sin(\phi)\tan(\theta) + r \cdot \cos(\phi)\tan(\theta) \\
\dot{\theta} &= q \cdot \cos(\phi) - r \cdot \sin(\phi) \\
\dot{\psi} &= q \cdot \sin(\phi)\sec(\theta) + r \cdot \cos(\phi)\sec(\theta)
\end{aligned} \tag{3.3}$$

O último conjunto de relações cinemáticas para posição é dado por,

$$\begin{aligned}
\dot{x}_g &= u \cdot \cos(\psi)\cos(\theta) + v[\cos(\psi)\sin(\theta)\sin(\psi) - \sin(\psi)\sin(\phi)] \\
&\quad + w[\cos(\psi)\sin(\theta)\cos(\psi) + \sin(\psi)\cos(\phi)] \\
\dot{y}_g &= u \cdot \sin(\psi)\cos(\theta) + v[\sin(\psi)\sin(\theta)\sin(\psi) + \cos(\psi)\sin(\phi)] \\
&\quad + w[\sin(\psi)\sin(\theta)\cos(\psi) - \cos(\psi)\cos(\phi)] \\
\dot{h} &= u \cdot \sin(\theta) - v \cdot \cos(\theta)\sin(\phi) - w \cdot \cos(\theta)\cos(\phi)
\end{aligned} \tag{3.4}$$

As equações (3.2–3.4) representam o conjunto completo de relações cinemáticas usadas para a reconstrução da trajetória de voo. Com as variáveis de movimento (u , v , w), (ϕ , θ , ψ) e (x_g , y_g , h) representando as variáveis de estado. Assumindo que as medições de (p , q , r) e (a_x , a_y , a_z) estejam disponíveis, então todas as informações para estimação dos estados são conhecidas (Jategaonkar, 2015).

Conhecidas as variáveis de estado, podemos derivar o ângulo de ataque α , velocidade verdadeira V e pressão dinâmica \bar{q} , tal que:

$$\begin{aligned}
V &= \sqrt{u^2 + v^2 + w^2} \\
\alpha &= \tan^{-1}(w/u) \\
\bar{q} &= \frac{1}{2}\rho V^2
\end{aligned} \tag{3.5}$$

Devido a não ser realisticamente possível testar os efeitos da configuração de voo sob condições operacionais em laboratório, a calibração de instrumentos torna-se imprescindível. Faz-se isso estruturando um modelo de sensor (y), tal qual:

$$y_m(t) = K_y y(t - \tau) + \Delta y \quad (3.6)$$

Com K_y sendo um fator de calibração, τ o delay de tempo, Δy o viés (bias) desconhecido do instrumento e o subscrito m indicando a quantidade medida. Após isso, o sensor (3.6) pode ser anexado às variáveis de saída da eq. (3.5) e as variáveis (ϕ, θ, ψ, h) que também podem ser consideradas variáveis de saída. Dessa forma, tem-se um modelo de espaço de estados adequado para estimativa de parâmetros.

Com relação as posições geodésicas x_g e y_g , as mesmas podem ser omitidas sem nenhuma consequência para os resultados devido a não fazerem parte das eqs. (3.2-3.4). Além disso, como somente o movimento longitudinal está sendo analisado neste trabalho, podemos descartar as contribuições latero-direcionais baseado nas eq. (2.56-2.57). Logo, o vetor de estado é reduzido para:

$$[u \ w \ \theta \ H]^T \quad (3.7)$$

Todas as variáveis de movimento dadas até aqui estão alinhadas em respeito ao centro de gravidade do veículo aéreo. Por último, se faz necessário contabilizar a contribuição dos acelerômetros também em relação ao C.G, através das relações:

$$\begin{aligned} a_x^{CG} &= a_{xm}^{AS} + (q^2 + r^2)x_{ASCG} - (pq)y_{ASCG} - (pr + \dot{q})z_{ASCG} - \Delta a_x \\ a_z^{CG} &= a_{zm}^{AS} - (pr - \dot{q})x_{ASCG} - (qr)y_{ASCG} + (p^2 + q^2)z_{ASCG} - \Delta a_z \end{aligned} \quad (3.8)$$

Com a_{xm}^{AS} e a_{zm}^{AS} sendo as acelerações medidas por um acelerômetro, x_{ASCG} , y_{ASCG} e z_{ASCG} denotando a posição do acelerômetro em relação ao C.G e Δa_x e Δa_z o viés (bias) de medição.

Dessa forma, a reconstrução da trajetória de voo equivale à estimativa de estados usando as relações cinemáticas (3.2-3.4), sujeito a erros sistêmicos eq. (3.6) e contabilizando a localização dos sensores conforme representado por eq. (3.8). No final temos:

$$\begin{aligned} \dot{u} &= -(q_m - \Delta q)w + (r_m - \Delta r)v - g \sin(\theta) + a_x^{CG} & u(t_0) &= u_0 \\ \dot{w} &= -(p_m - \Delta p)v + (q_m - \Delta q)u + g \cos(\theta) \cos(\phi) + a_z^{CG} & w(t_0) &= w_0 \\ \dot{\theta} &= (q_m - \Delta q) \cos(\phi) - (r_m - \Delta r) \sin(\phi) & \theta(t_0) &= \theta_0 \\ \dot{H} &= u \sin(\theta) - v \cos(\theta) \sin(\phi) - w \cos(\theta) \cos(\phi) & H(t_0) &= H_0 \end{aligned} \quad (3.9)$$

Já as equações de medição são dadas por

$$\begin{aligned}
V_m &= \sqrt{u^2 + v^2 + w^2} \\
\alpha_m &= K_\alpha \tan^{-1} \left(\frac{w}{u} \right)_\tau + \Delta\alpha \\
\theta_m &= \theta \\
H_m &= H
\end{aligned} \tag{3.10}$$

O parâmetro K_α denota o fator de escala para o ângulo de ataque, enquanto que $\Delta\alpha$ diz respeito ao bias de medição. O subscrito τ implica que o ângulo de ataque medido deve ser deslocados no tempo devido a atraso (delay). Uma outra forma de escreva-la seria,

$$\alpha_m = \tan^{-1} \left(\frac{w}{u} \right) (t - \tau_\alpha) + \Delta\alpha \tag{3.11}$$

3.2 TÉCNICAS DE RECONSTRUÇÃO DE TRAJETÓRIA DE VOO

O problema agora é como obter os erros de instrumento Θ que aparecem nas eqs. (3.8), (3.9) e (3.10). Usar-se-á uma abordagem determinística ao aplicar o Método de Erro de Saída para resolver o problema. Dessa forma, o modelo para estimação dos erros de instrumento é dado por,

$$\begin{aligned}
\dot{x}(t) &= f[x(t), u(t), \Theta], & x(t_0) &= x_0 \\
y(t) &= g[x(t), \Theta] \\
z(t_k) &= y(t_k) + v(t_k)
\end{aligned} \tag{3.12}$$

Para tal modelo, os vetores de estado, entrada (input) e observação para compatibilidade de dados são tais que:

$$\begin{aligned}
x &= [u \quad v \quad w \quad \phi \quad \theta \quad H]^T \\
u &= [a_x \quad a_z \quad p \quad q \quad r]^T \\
y &= [V \quad \alpha \quad \theta \quad H]^T
\end{aligned} \tag{3.13}$$

Os parâmetros desconhecidos são:

$$\Theta = [\Delta a_x \quad \Delta a_z \quad \Delta p \quad \Delta q \quad \Delta r \quad K_\alpha \quad \Delta\alpha]^T \tag{3.14}$$

Ao aplicar o OEM podemos estimar o vetor de parâmetros da eq. (3.14) além da matriz de covariância dos ruídos de medição R. Dessa forma, o problema da verificação de compatibilidade de

dados é resolvido como um problema de estimação de parâmetros considerando um vetor de parâmetros que consiste em erros do instrumento.

3.3 IMPLEMENTAÇÃO DO PROGRAMA DE IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS

O software escolhido para implementar os scripts, com as equações do programa de identificação foi o MATLAB®. Tais scripts foram adaptados do trabalho de Jategaonkar (2015). O método de integração das equações de estado a ser utilizado é o Runge-Kutta de quarta ordem. Serão feitas três análises, a primeira utilizando o algoritmo de otimização Gauss-Newton com abordagem heurística. Na segunda, o mesmo algoritmo Gauss-Newton com uma busca linear será aplicado, e por último o método de Levenberg-Marquardt.

A arquitetura do software de identificação é ilustrada pela fig. 3.1, conforme o fluxograma da identificação do código.

o conjunto completo de parâmetros é subdividido em três conjuntos diferentes definidos conforme,

$$\Theta = [\Theta_{aero} \quad \Theta_{ini} \quad \Theta_{out}]^T \quad (3.15)$$

com Θ_{aero} os parâmetros aerodinâmicos, Θ_{ini} sendo as condições iniciais de voo e Θ_{out} os parâmetros de saída, com cada um definido tal que:

$$\Theta_{aero} = [C_{L0} \quad C_{L\alpha} \quad C_{L\delta p} \quad C_{Lq} \quad C_{D0} \quad C_{M0} \quad C_{M\alpha} \quad C_{M\delta p} \quad C_{Mq} \quad C_{M\dot{\alpha}}]^T \quad (3.16)$$

$$\Theta_{ini} = [u_0 \quad w_0 \quad \theta_0 \quad q_0 \quad H_0]^T \quad (3.17)$$

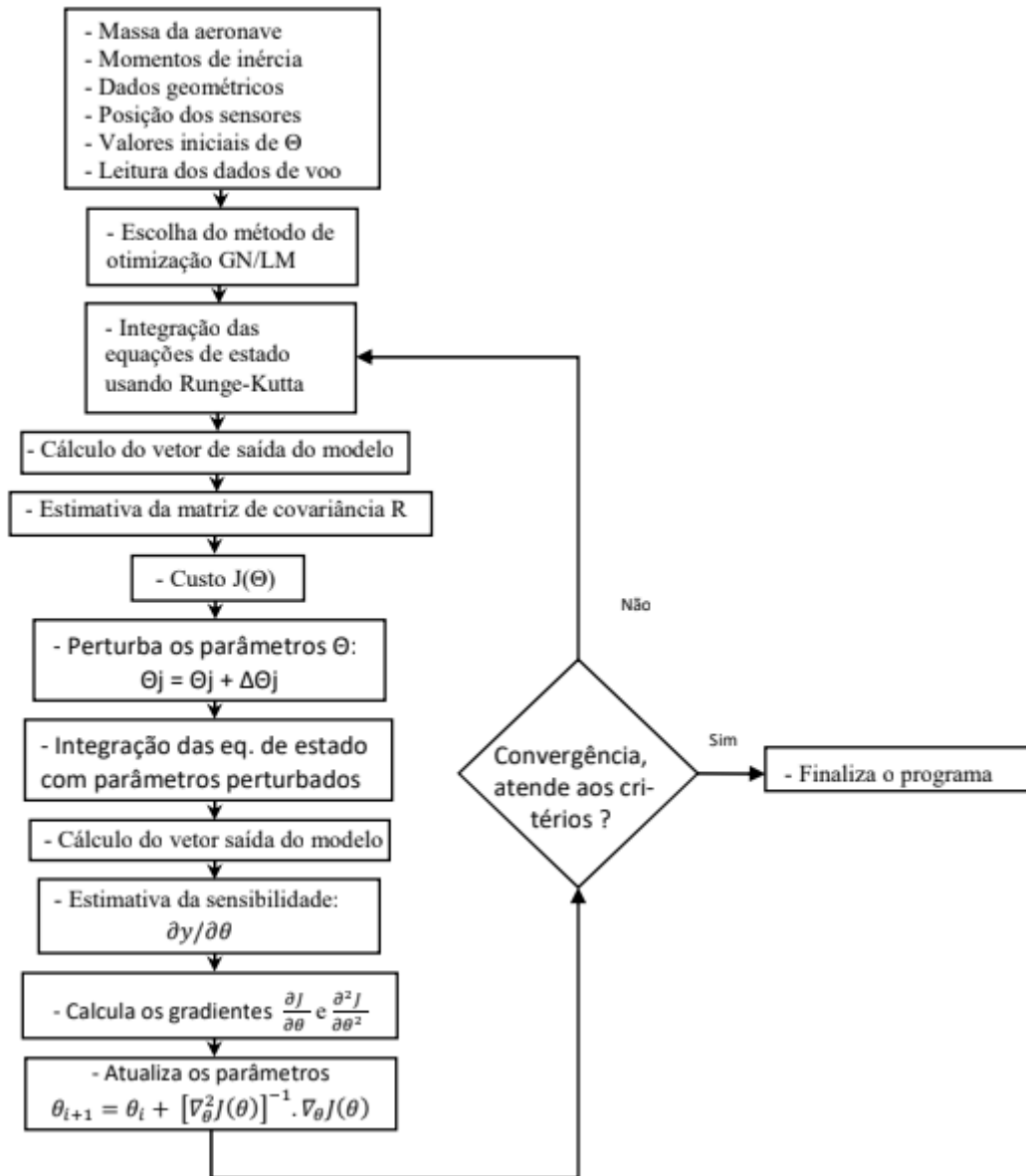
$$\Theta_{out} = [\Delta a_x \quad \Delta a_z \quad \Delta p \quad \Delta q \quad \Delta r \quad K_\alpha \quad \Delta \alpha]^T \quad (3.18)$$

O algoritmo demonstrado pelo fluxograma da fig. 3.1, inicia-se ao definirmos o modelo longitudinal adequado, junto dos dados providos pelo ensaio em voo, os valores iniciais específicos, as equações de estado e de observação. Escolhemos então o método de otimização, Gauss-Newton ou Levenberg-Marquardt.

O próximo passo é integrar as equações de estado usando o método de Runge-Kutta, computar as equações de saída e calcular a função custo ao estimar a matriz de covariância R.

Concomitantemente, através do método de otimização escolhido, integra-se as equações de estado com parâmetros perturbados e calcula-se o vetor de saída do modelo perturbado. Estimar-se-á a sensibilidade $\partial y/\partial \Theta$ para contabilizar os gradientes de primeira e segunda ordem, isto é, o vetor gradiente e a matriz de informação de Fisher respectivamente.

Figura 3.1 – Fluxograma da Identificação de Parâmetros



fonte: (NEPOMUCENO, 2017).

Por fim, ao resolver $\partial J/\partial\theta$ e $\partial^2 J/\partial\theta^2$, atualiza-se os parâmetros $\Theta_i = \Theta_{i+1} + \Delta\Theta$ no processo iterativo. Se houver convergência de valores então o software finaliza. Caso contrário, o ciclo se repete.

3.4 PLATAFORMA DE PESQUISA: EOLO

O objeto de estudo será o VANT de asa fixa EOLO, desenvolvido pelo Instituto Tecnológico de Aeronáutica (ITA) em seu Laboratório de Sistemas Aeronáuticos (LSA), junto a Flight Technologies e a ACS Aviation Solutions. O EOLO é um veículo aéreo leve, de alta razão de aspecto e de perfil com alta sustentação (high lift) para baixas velocidades (CASTILLO-ZUÑIGA, Goes, e Souza, 2019). A aeronave EOLO, que será objeto de estudo desse projeto, está apresentada na figura 3.2 e suas características e dimensões, de acordo com Machado (2019) descritas na Tabela 3.1:

Os materiais utilizados na fabricação do EOLO foram escolhidos pensando em diminuir a massa

Figura 3.2 – EOLO



fonte: (CASTILLO-ZUÑIGA, Goes, e Souza, 2019).

Tabela 3.1 – Características mecânicas da aeronave EOLO

Parâmetros geométricos	Massa total	Inercias
$S = 0.846 \text{ m}^2$	$m = 8.87 \text{ kg}$	$I_{xx} = 2.53 \text{ kg.m}^2$
$\bar{c} = 0.2311 \text{ m}$		$I_{yy} = 1.60 \text{ kg.m}^2$
$b = 4 \text{ m}$		$I_{zz} = 3.96 \text{ kg.m}^2$
$AR = 18.91$		

fonte: (Machado, 2019)

da mesma. Segundo CASTILLO-ZUÑIGA, Goes, e Souza (2019), a estrutura da asa foi construída a partir de fibra de vidro e PVC expandido na estrutura da asa com as nervuras sendo manufaturadas com fibra de carbono. A fixação da asa-fuselagem foi feita de madeira e liga de alumínio foi utilizada na interface asa-fuselagem. A figura 3.3 detalhe os componentes da asa.

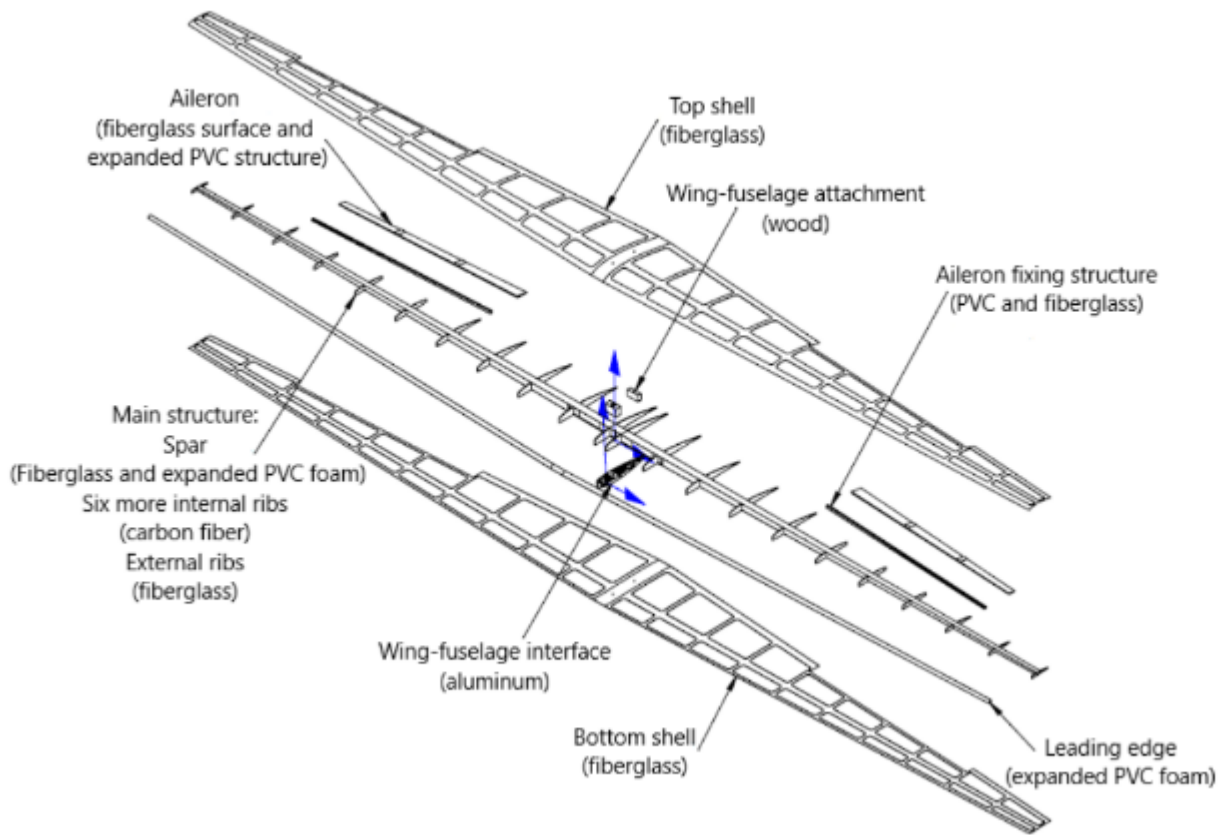
A empenagem horizontal foi fabricada com espuma de poliestireno expandido e revestida com carbono. Os profundores foram fixados por duas dobradiças e são acionados por servos comando individuais.

A empenagem vertical também foi fabricada com espuma de poliestireno expandido e revestida com carbono. E o leme é fixado na curvatura vertical por duas dobradiças.

Já o tubo (boom) que liga asa com a cauda, consiste em uma peça de carbono laminado.

Por motivos de simplificação, este trabalho considerará que o VANT EOLO tenha uma configuração de corpo rígido, tal qual a figura 3.4 demonstra. Fora utilizado um software AVL para modelar a

Figura 3.3 – Vista explodida da asa



fonte: (CASTILLO-ZUÑIGA, Goes, e Souza, 2019).

Tabela 3.2 – Autovalores, amortecimento e frequência natural dos modos do EOLO.

autovalores	ζ	ω_n (rad/s)	modo
$6.73e + 00 \pm 7.61e + 00i$	$6.62e - 01$	$1.02e + 01$	período curto
$-1.79e - 02 \pm 4.41e - 01i$	$4.07e - 02$	$4.41e - 01$	fugoidal
$2.14e - 12$	$-1.00e + 00$	$2.14e - 12$	

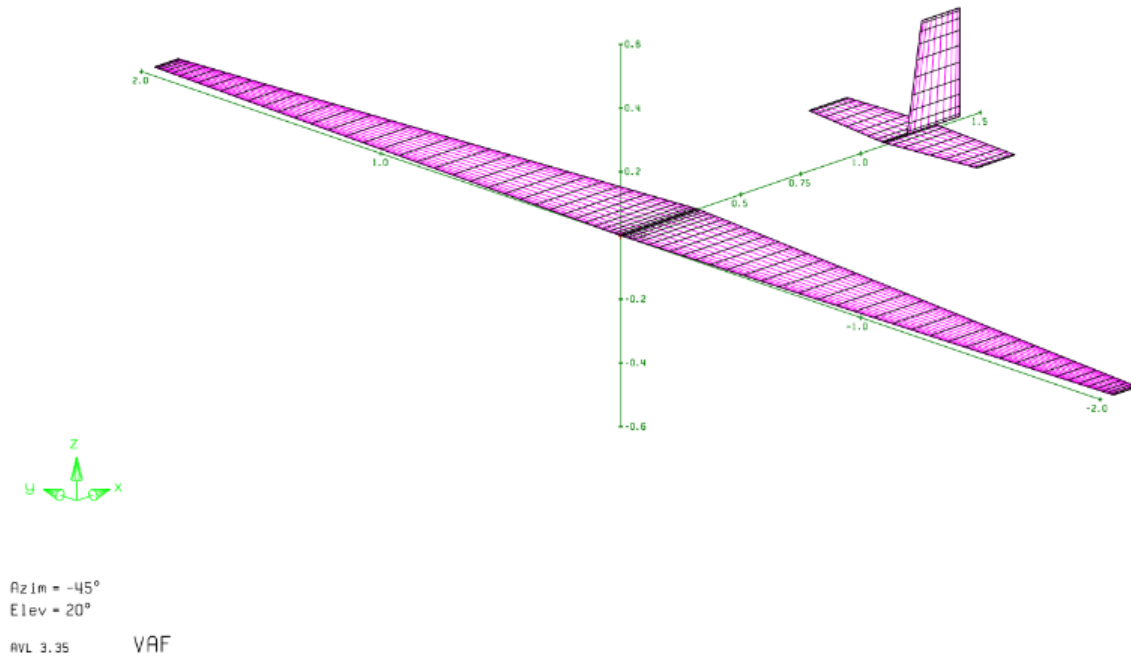
fonte: elaborada pelo autor.

aeronave e a posterior realização da análise aerodinâmica e de dinâmica de voo necessária para calcular as propriedades aerodinâmicas tradicionais. O software utiliza o método VLM (Vortex Lattice Method), que é um método de teoria de painel baseado em escoamento potencial. Correções foram feitas para considerar os devidos efeitos de viscosidade CASTILLO-ZUÑIGA, Goes, e Souza (2020).

Este trabalho focará no desenvolvimento de ferramentas de identificação de sistemas utilizando o Output Error Method (OEM) para minimizar uma função custo necessária para obter uma convergência entre dados previstos por um modelo matemático e dados experimentais obtidos a partir de um simulador em Matlab que servirá como substituto para um típica bateria de ensaios em voo. Por último, O modelo passará por um processo de validação comparando suas previsões com os dados reais para verificar sua precisão e aplicabilidade. Apresentaremos uma metodologia para identificar sistemas de aeronaves, baseada em uma abordagem Quad-M (JATEGAONKAR, 2015).

A tabela 3.2, resume os autovalores da simulação de voo do VANT EOLO, contendo os modos longitudinais de corpo rígido (fugoidal e de período curto).

Figura 3.4 – Malha aerodinâmica de corpo rígido de EOLO



fonte: (CASTILLO-ZUÑIGA, Goes, e Souza, 2020).

É possível observar que o modo período curto apresenta a frequência mais alta com $\omega_n = 10.2$ rad/s enquanto que o modo fugoidal apresenta uma frequência natural de $\omega_n = 0.441$ rad/s. Tais valores são condizentes com a natureza de cada modo, com o período fugoidal sendo mais lento e, portanto, oscila em uma frequência bem menor que o período curto.

3.5 SIMULADOR

Neste trabalho, o movimento do VANT EOLO será simulado em um script de MATLAB® e posteriormente, os dados extraídos e incorporados no código do modelo. Para isso, algumas hipóteses simplificadoras foram assumidas, i.e., considerar-se-á a Terra como um sistema inercial plano, com translação apenas nos eixos X_I e Z_I , rotação no eixo Y, vento inicialmente desconsiderado e aeronave simétrica (em relação ao plano X_B-Z_B), tal qual a fig. 3.5 apresenta.

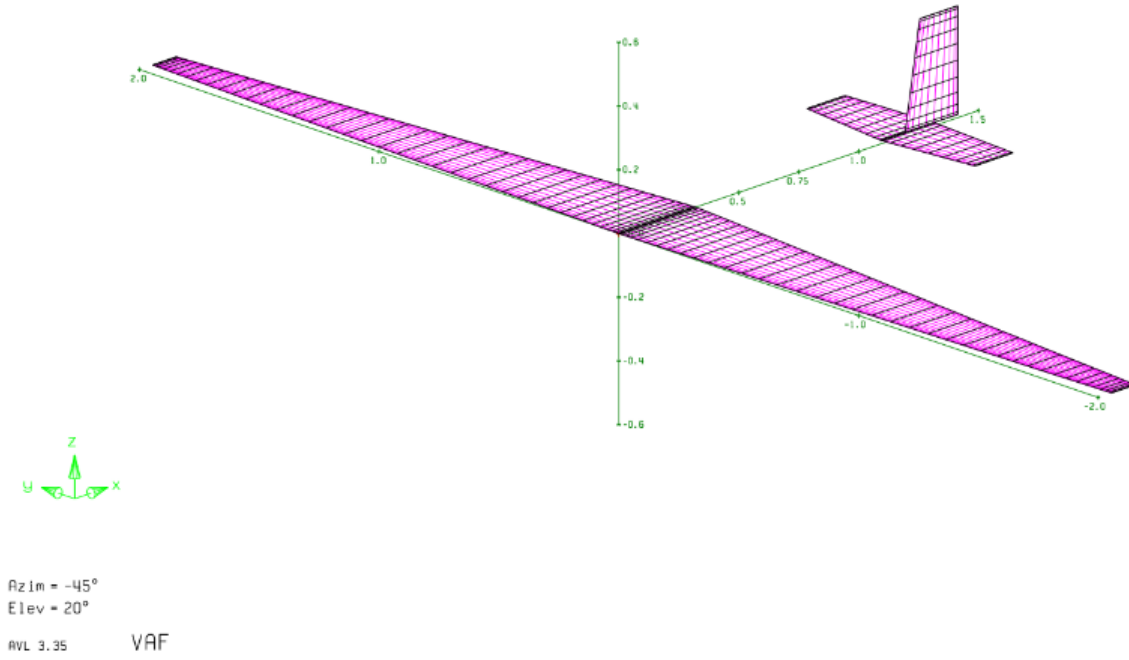
Sendo o subscrito B um referencial do corpo (body) da aeronave, o subscrito A o referencial aerodinâmico e o subscrito I o referencial inercial.

A dinâmica de translação é deduzida no sistema de coordenadas aerodinâmico:

$$\vec{p} = \begin{bmatrix} mV \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}_A \quad (3.19)$$

com,

Figura 3.5 – Sistema referencial generalizado



fonte: (RIBEIRO, 2018).

$$\frac{d\vec{p}}{dt} = \sum \vec{F}_{ext} \quad (3.20)$$

sendo,

$$\begin{bmatrix} m\dot{V} \\ 0 \\ -m\dot{V}\dot{\gamma} \end{bmatrix}_A = \sum \vec{F}_{ext} \quad (3.21)$$

e,

$$\sum \vec{F}_{ext} = \vec{F}_{aerodinamicas} + \vec{F}_{propulsivas} + \vec{F}_{gravitacional} \quad (3.22)$$

implicando em,

$$\begin{bmatrix} m\dot{V} \\ 0 \\ -m\dot{V}\dot{\gamma} \end{bmatrix}_A = \begin{bmatrix} -D \\ 0 \\ -L \end{bmatrix}_A + \begin{bmatrix} T\cos(\alpha) \\ 0 \\ -T\sin(\alpha) \end{bmatrix}_A + \begin{bmatrix} -mg\sin(\gamma) \\ 0 \\ mg\cos(\gamma) \end{bmatrix}_A \quad (3.23)$$

A dinâmica translacional é representada pelas seguintes equações (BARUFALDI, 2021):

$$\dot{V} = \frac{T \cos(\alpha) - D}{m} - g \sin(\gamma) \quad (3.24)$$

$$\dot{\gamma} = \frac{L + T \sin(\alpha)}{mV} - \frac{g \cos(\gamma)}{V} \quad (3.25)$$

Já a dinâmica rotacional é deduzida no sistema de coordenadas do corpo:

$$\vec{l} = \begin{bmatrix} 0 \\ I_{yy} \dot{\theta} \\ 0 \end{bmatrix}_B \quad (3.26)$$

com,

$$\frac{d\vec{l}}{dt} = \sum \vec{M}_{ext} \quad (3.27)$$

sendo,

$$\begin{bmatrix} 0 \\ I_{yy} \ddot{\theta} \\ 0 \end{bmatrix}_B = \sum \vec{M}_{ext} \quad (3.28)$$

e,

$$\sum \vec{F}_{ext} = \vec{M}_{aerodinamicas} \quad (3.29)$$

implicando em;

$$\begin{bmatrix} 0 \\ I_{yy} \ddot{\theta} \\ 0 \end{bmatrix}_B + \begin{bmatrix} 0 \\ m_A \\ 0 \end{bmatrix}_B \quad (3.30)$$

assumindo que $q = \dot{\theta}$ (Barufaldi, 2021), então a dinâmica rotacional é dada pela equação:

$$\dot{q} = \frac{m_A}{I_{yy}} \quad (3.31)$$

Acrescentar-se-á as seguintes relações cinemáticas (Barufaldi, 2021):

$$\dot{x} = V \cos(\gamma) \quad (3.32)$$

$$\dot{H} = V \sin(\gamma) \quad (3.33)$$

E a seguinte relação geométrica: $\alpha = \theta - \gamma$, implicando em:

$$\dot{\alpha} = q - \dot{\gamma} \quad (3.34)$$

com γ sendo o ângulo de trajetória, θ é o ângulo de arfagem, q a velocidade angular, g a aceleração da gravidade, T é a força de propulsão do motor, D é a força de arrasto, L a força de sustentação, m_A é a contribuição aerodinâmica do momento de arfagem do veículo aéreo. A contribuição propulsiva do VANT EOLO é modelada tal que,

$$T = \pi \cdot T_{max} \quad (3.35)$$

com π sendo a posição de manete de controle e T_{max} sendo a tração máxima do EOLO. Já os componentes da força resultante aerodinâmica, ou seja, a sustentação L e arrasto D , e do momento resultante de arfagem M são dados pelas eqs. (2.34), (2.35) e (2.36):

$$L = \frac{\rho V^2}{2} S C_L \quad (3.36)$$

$$D = \frac{\rho V^2}{2} S C_D \quad (3.37)$$

$$M = \frac{\rho V^2}{2} S \bar{c} C_M \quad (3.38)$$

Os coeficientes de sustentação (C_L), arrasto (C_D) e de momento de arfagem (C_M) foram adotadas do artigo de CASTILLO-ZUÑIGA, Goes, e Souza (2020) e referem-se as eq. (2.32 - 2.34), tal que:

$$C_L = C_{L0} + C_{L\alpha}\alpha + C_{L\delta p}\delta p + C_{Lq}q \left(\frac{\bar{c}}{2V} \right) \quad (3.39)$$

$$C_D = C_{D0} + \frac{C_L}{\pi A R e} \quad (3.40)$$

$$C_M = C_{M0} + C_{M\alpha}\alpha + C_{M\delta p}\delta p + (C_{Mq}q + C_{M\dot{\alpha}}\dot{\alpha}) \left(\frac{\bar{c}}{2V} \right) \quad (3.41)$$

Portanto, o vetor de estados \mathbf{X} e de controle \mathbf{U} do simulador são descritos pelas equações (3.43), (3.44), respectivamente.

$$\mathbf{X} = \left[V \quad \gamma \quad q \quad \alpha \quad H \quad x \right]^T \quad (3.42)$$

$$\mathbf{U} = \left[\delta p \quad \pi \right]^T \quad (3.43)$$

4 RESULTADOS

4.1 RESULTADOS DE SIMULAÇÃO

A análise da dinâmica de voo no simulador do VANT EOLO foi conduzida tanto no domínio linear quanto no não linear. Para pequenas perturbações em torno das condições de equilíbrio de voo, as duas formulações demonstram comportamentos qualitativamente semelhantes.

Entretanto, ao submeter o sistema a condições extremas e não realistas, observa-se que o modelo linear se torna inadequado para capturar a complexidade do fenômeno. Conclui-se, portanto, que para condições de voo típicas, ambas as representações fornecem uma descrição precisa do comportamento aerodinâmico do veículo (NETO, 2021).

O comportamento linear e não linear dos estados na simulação de voo do VANT EOLO são dados pela fig. (4.1) que representa as respostas no tempo dos estados para o modelo de corpo rígido. Fora aplicado uma perturbação de 5m/s de velocidade e 2.5 de ângulo de ataque.

Tais perturbações são apenas para verificar a capacidade de previsão e compatibilidade de ambas as dinâmicas e para garantir o pleno funcionamento do simulador logo, tratar-se-á de um exercício a priori as manobras que não de excitar os modos do VANT EOLO.

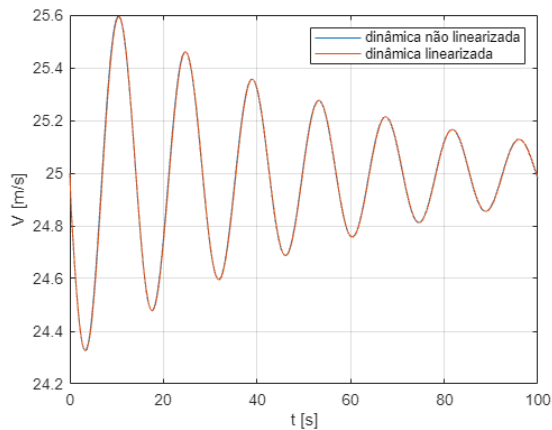
Além disso, para esta simulação foram utilizadas derivadas longitudinais apresentadas em (CASTILLO-ZUÑIGA et al., 2019) e que foram extraídas utilizando a formulação de Waszak, que baseia-se nas formas modais obtidas de um Teste de Vibração. Os valores das derivadas estão compiladas na tab. 4.1:

Tabela 4.1 – Dinâmica de voo do EOLO para sistema de corpo rígido.

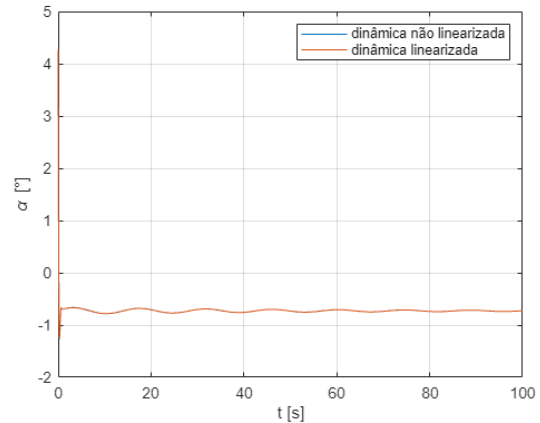
$C_{L0} = 0.376$	$C_{M0} = 0.0$	$C_{D0} = 0.017$	$C_{M\dot{\alpha}} = -23.95283$	$C_{L\delta P} = 0.4584$
$C_{L\alpha} = 6.34$	$C_{M\alpha} = -1.55$	$C_{Lq} = 11.7$	$C_{Mq} = -26.41$	$C_{M\delta p} = -2.0626$

fonte: (CASTILLO-ZUÑIGA et al., 2019).

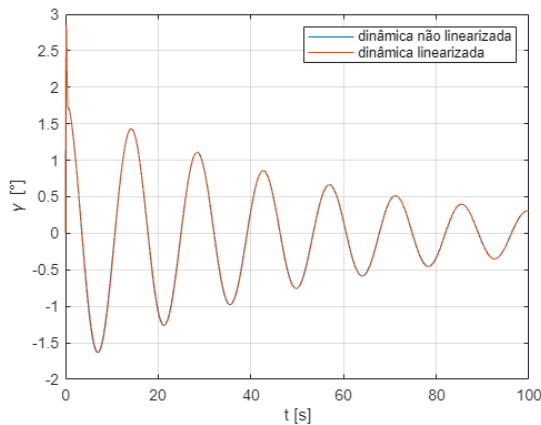
Figura 4.1 – Resposta no tempo dos estados para pequenas perturbações



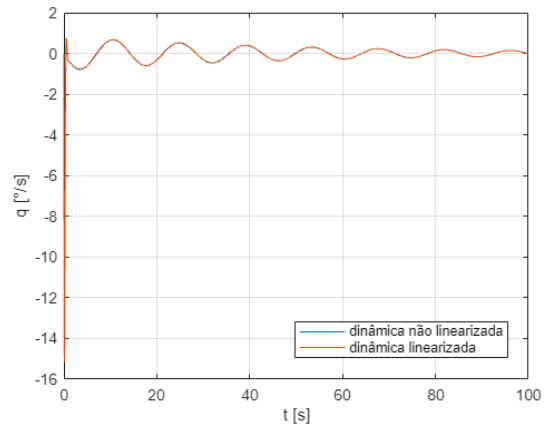
((a)) Velocidade (V) X Tempo.



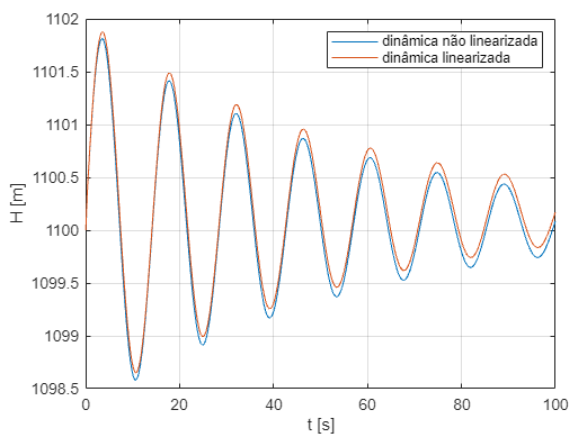
((b)) Ângulo de ataque (α) X Tempo.



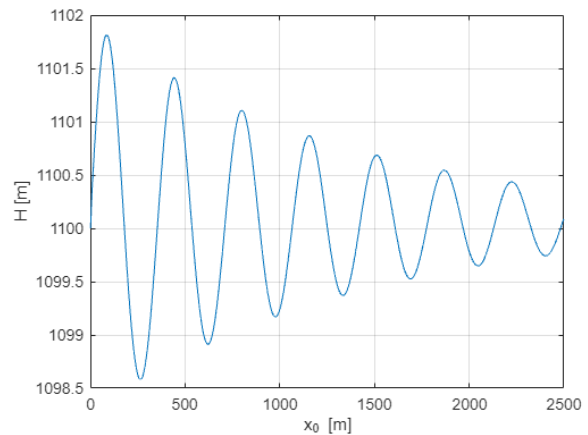
((c)) Ângulo de trajetória (γ) X Tempo.



((d)) Taxa de arfagem (q) X Tempo



((e)) Altura (H) X Tempo



((f)) Altura (H) X Posição

fonte: : elaborada pelo autor.

Isto posto, antes de aplicar o algoritmo de identificação aos dados obtidos através do simulador, é preciso gerar resultados preliminares para identificação do sistema do EOLO, utilizando no exemplo numérico as condições de equilíbrio do VANT EOLO.

Neste exemplo, considerar-se-á uma condição de voo reto e nivelado, trajetória de voo sem vento e com ângulos de inclinação e derrapagem nulos ($\phi = 0$ e $\beta = 0$, respectivamente). Logo, contribuições

latero-direcionais são negligenciáveis com o foco restrito apenas ao movimento longitudinal.

O voo reto e nivelado implica que todas as taxas angulares são nulas para a condição de referência, isto é, $\dot{p} = \dot{q} = \dot{r} = 0$ (Machado, 2019). Também não há nenhum tipo de perturbação na velocidade ou no ângulo de ataque como previamente discutido. Além disso, o ângulo de trajetória no equilíbrio também é nulo ($\gamma = 0$) o que implica em $\alpha = \theta$. Portanto, o voo em condições de equilíbrio (trim), para um veículo aéreo em voo retilíneo e nivelado é dada por

$$\dot{X} = 0 \quad (4.1)$$

Eq. (4.1) é a equação de equilíbrio resolvida numericamente utilizando a função ODE45 no Matlab. Para a simulação deste trabalho, A velocidade verdadeira (true airspeed) e altitude escolhidas para o calculo do equilíbrio são $V = 25\text{m/s}$ e $H = 1100\text{m}$, respectivamente. A tabela 4.2 resume os valores de equilíbrio do VANT EOLO.

Tabela 4.2 – Valores ajustados dos estados, deflexão de profundor e manete a condição de voo de referência.

$V = 25 \text{ m/s}$	$\dot{r} = 0.0 \text{ rad/s}^2$	$\dot{q} = 0.0 \text{ rad/s}^2$	$\dot{p} = 0.0 \text{ rad/s}^2$
$H = 1100 \text{ m}$	$\beta = 0.0$	$\phi = 0.0$	$\gamma = 0.0$
$\delta p = 0.5474$	$\pi = 0.0556$	$\alpha = -0.7284$	$\theta = -0.7284$

fonte: elaborada pelo autor.

Dois exercícios de simulação serão utilizadas para excitar os modos do movimento da aeronave. O primeiro sendo uma manobra do tipo Doublet seguida por uma manobra do tipo pulso e a segunda uma manobra do tipo multistep 3-2-1-1 seguida de uma manobra do tipo pulso.

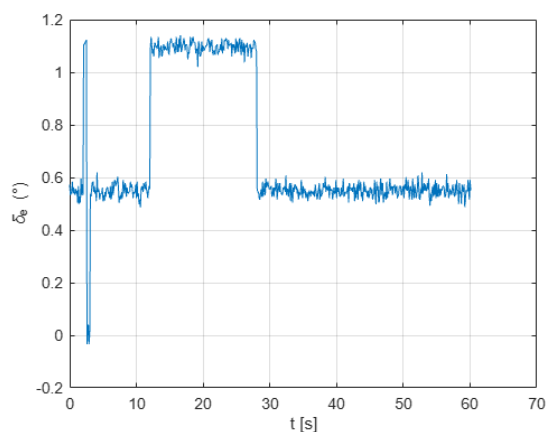
O doublet e o multistep 3-2-1-1 foram escolhidos para gerar o input de profundor com o intuito de excitar o modo de período curto do EOLO, enquanto queo pulso excitará o modo fugoidal. Para a manobra do tipo Doublet, por simplicidade, adotaremos um fator de 1/2 para o intervalo de tempo (ΔT), que corresponde ao comprimento total do Doublet ($= 2\Delta T$) igual ao período do auto movimento (eigenmotion).

Já para a manobra Multistep 3-2-1-1, $\Delta T \approx 1/4$ foi adotado. Fig. 4.2-4.3 apresentam ambas as manobras seguidas de um input do tipo pulso.

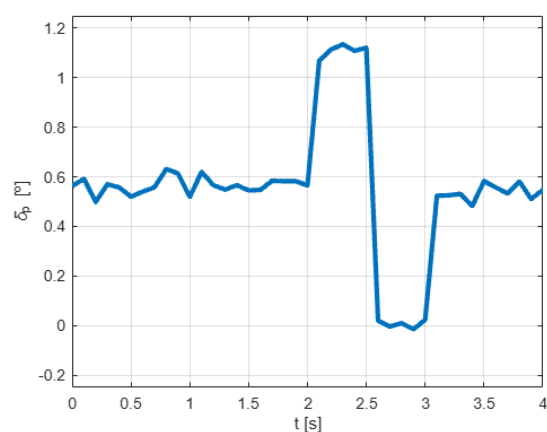
Ambos os intervalos de tempo, adotados para a construção das manobras Doublet e Multistep 3-2-1-1 são frequentemente utilizados em ensaios de identificação, de acordo com Jategaonkar (2015) devido a praticidade de serem aplicados por pilotos. Para gerar os ruídos aplicados nas manobras, foi utilizada a função *randn* no Matlab que é utilizada para gerar números aleatórios que seguem uma distribuição normal padrão.

A simulação foi conduzida com o profundor estabilizado em uma deflexão de $\delta p = 0.0096 \text{ rad}$. Considerando que as manobras induzidas Doublet e Multistep 3-2-1-1 promoveram uma excitação mais pronunciada do modo de curto período, espera-se um amortecimento gradual das variáveis de

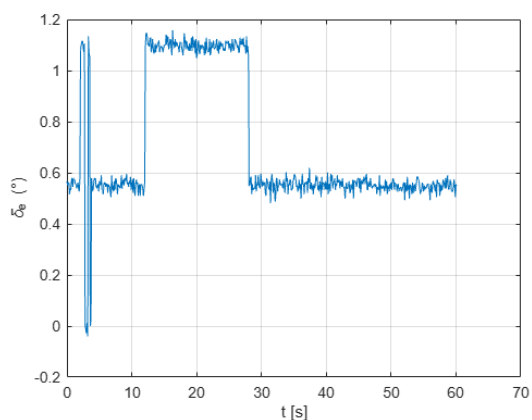
Figura 4.2 – Resposta no tempo de simulação do profundor



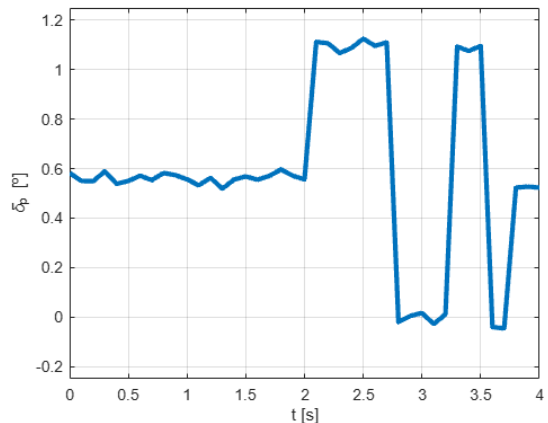
((a)) Comportamento do Profundor



((b)) Doublet no Profundor



((c)) Comportamento do Profundor



((d)) Multistep 3-2-1-1 no Profundor

fonte: elaborada pelo autor.

estado associadas a este modo, a saber, o ângulo de ataque (α) e a taxa de arfagem (q). Ambas as manobras foram programadas para serem iniciadas a partir de 2 segundos do início da simulação. Com a finalização das mesmas, a manobra do tipo pulso, necessária para excitar o modo fugoidal da aeronave foi implantada 12 segundos após o início da simulação com um tempo de duração de 16 segundos, por decisão do autor.

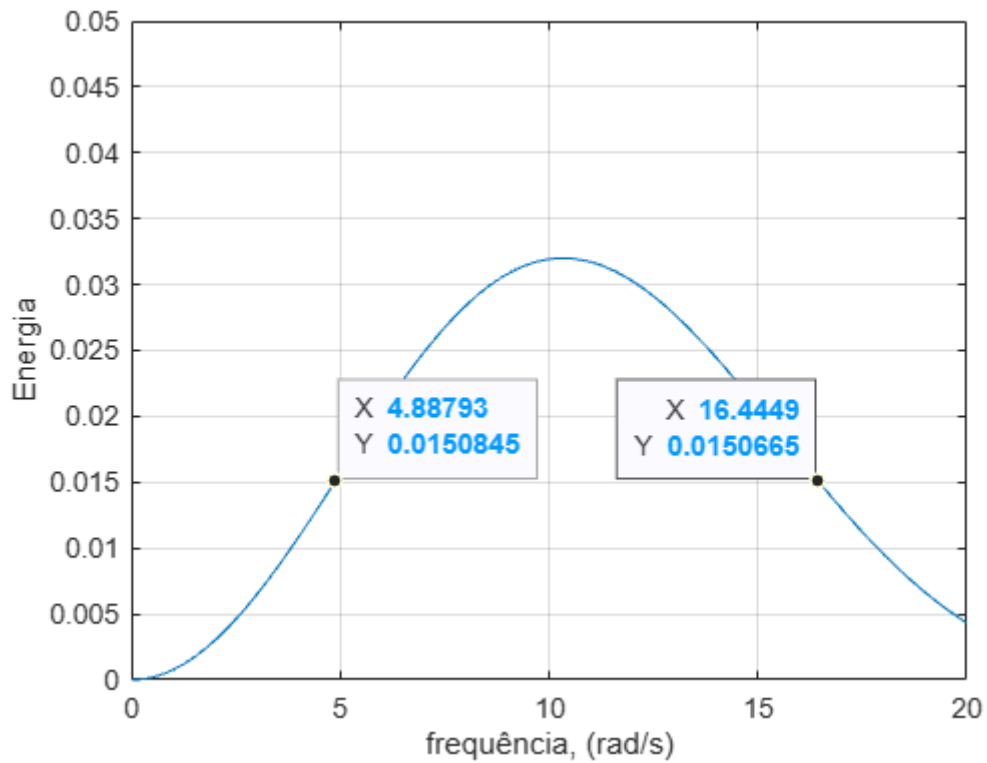
Em relação a densidade espectral de potência (ou energia espectral) das manobras Doublet e Multistep 3-2-1-1, que determina a largura de banda (ω_2/ω_1), limitada por uma frequência inferior (ω_1) e superior (ω_2) e traçada na metade do valor máximo (pico) de energia é dada pelas figuras (4.3-4.4) respectivamente.

A densidade espectral de potência referente à manobra Doublet é dada pela fig. (4.3). Ela abrange uma faixa de frequências que gira em torno de $\omega_1 = 4.89$ rad/s e $\omega_2 = 16.45$ rad/s, implicando em uma largura de banda aproximadamente igual a 1:3.

Já a densidade espectral de potência referente à manobra Multistep 3-2-1-1 é dada pela fig.(4.4). Ela abrange a faixa de frequências que gira em torno de $\omega_1 = 1.76$ rad/s e $\omega_2 = 17.07$ rad/s, implicando em uma largura de banda aproximadamente igual a 1:9.

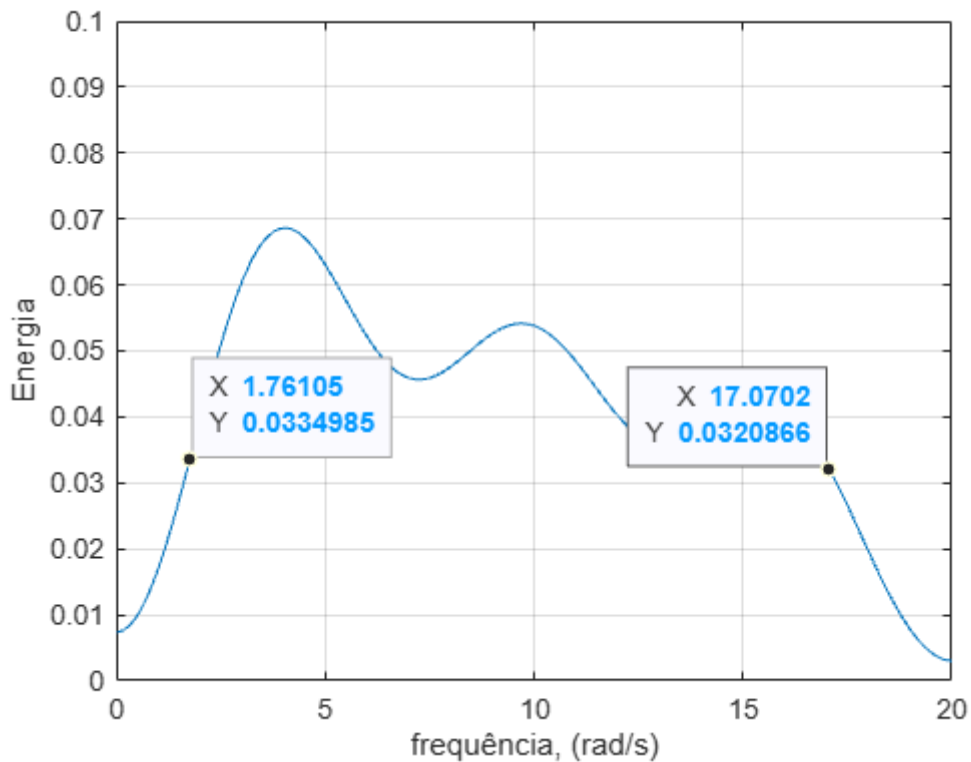
É importante notar que ambas as manobras foram criadas dentro do próprio código do simulador

Figura 4.3 – Densidade espectral de potência referente ao Doublet



fonte: elaborada pelo autor.

Figura 4.4 – Densidade espectral de potência referente ao Multistep 3-2-1-1



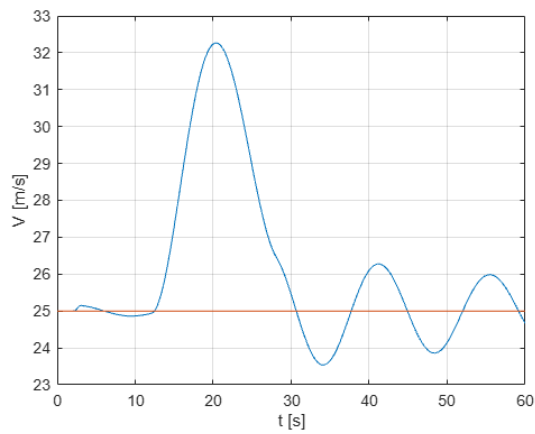
fonte: elaborada pelo autor.

para gerar os inputs necessários para perturbar as variáveis de estado. Por serem criadas dentro

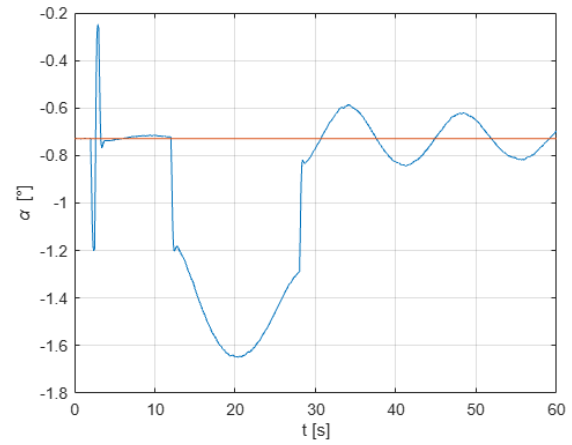
do programa MATLAB ao invés de terem sido medidas em uma bateria real de ensaios em voo, foi necessário aplicar um ruído artificial para que toda a simulação fosse o mais realista e fidedigna possível a uma bateria de ensaios em voo. Uma simulação desprovida de ruídos de medição é idealizada e, portanto, não descreve um ensaio em voo adequadamente.

A figura 4.5 descreve o comportamento dos estados para uma deflexão de profundor para um input de Doublet seguida de um pulso, enquanto que fig. 4.6 para um input de Multistep 3-2-1-1 seguida do pulso. A linha alaranjada representa as condições de equilíbrio, descritos na tabela (4.2), e que servem de referência para o simulador. Como dito anteriormente, e aqui é possível observar, o ângulo de ataque e a taxa de arfagem estão amortecidos durante a simulação.

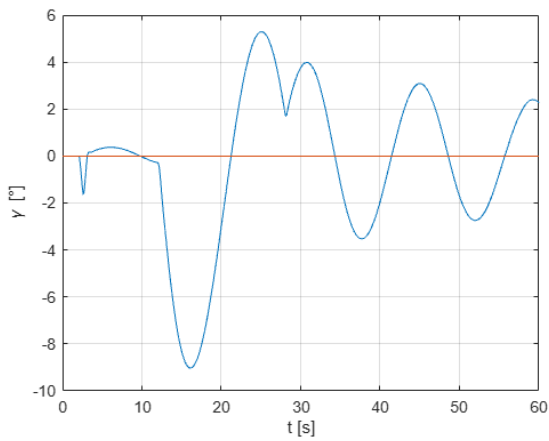
Figura 4.5 – Resposta para uma perturbação de profundor com um input de Doublet + pulso



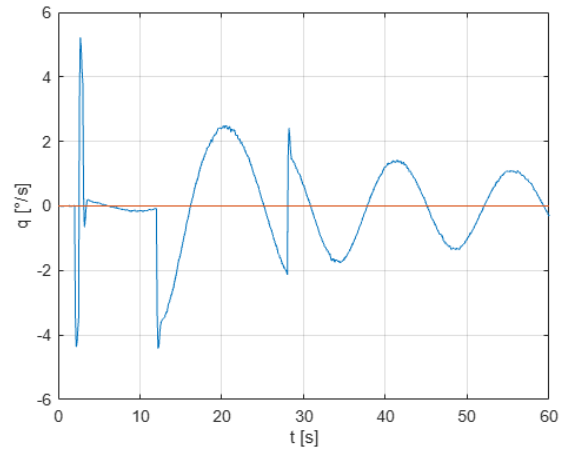
((a)) Velocidade (V) X Tempo.



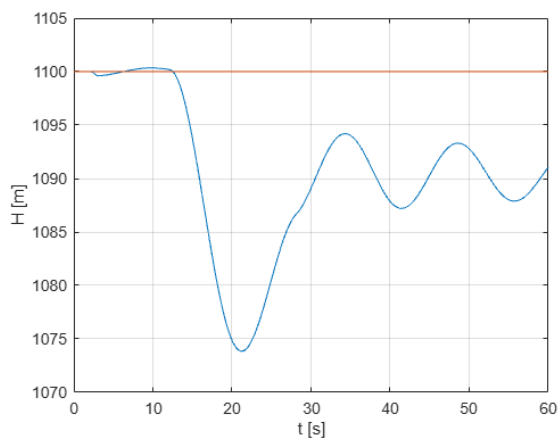
((b)) Ângulo de ataque (α) X Tempo.



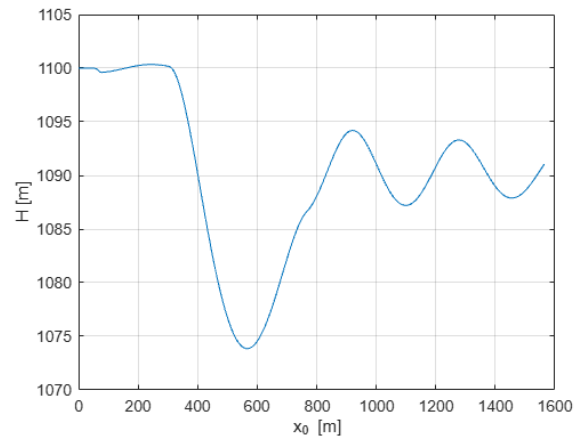
((c)) Ângulo de trajetória (γ) X Tempo.



((d)) Taxa de arfagem (q) X Tempo



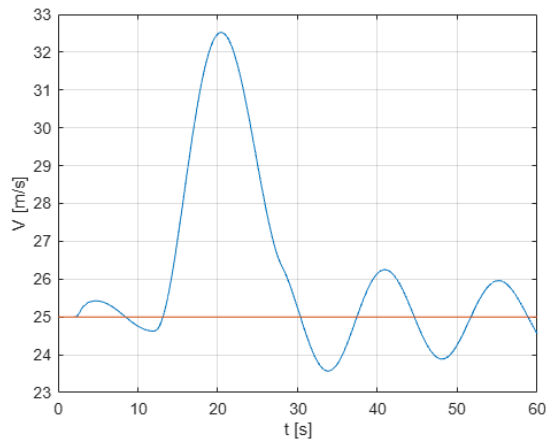
((e)) Altura (H) X Tempo



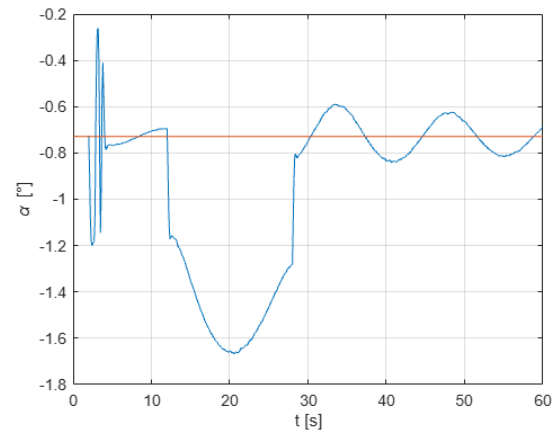
((f)) Altura (H) X Posição

fonte: elaborada pelo autor.

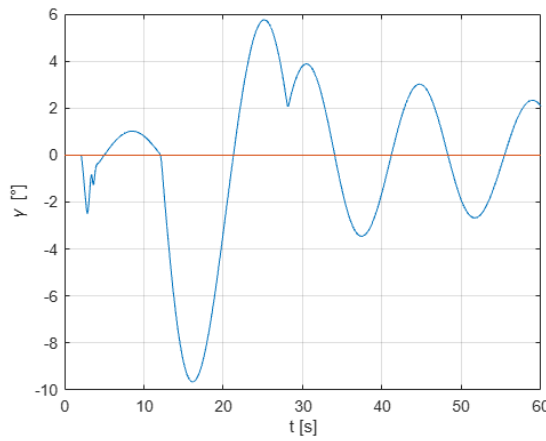
Figura 4.6 – Resposta para uma perturbação de profundor com um input de Multistep 3-2-1-1 + pulso



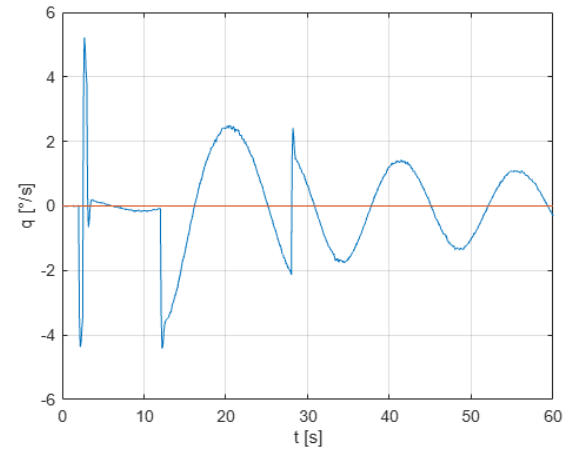
((a)) Velocidade (V) X Tempo.



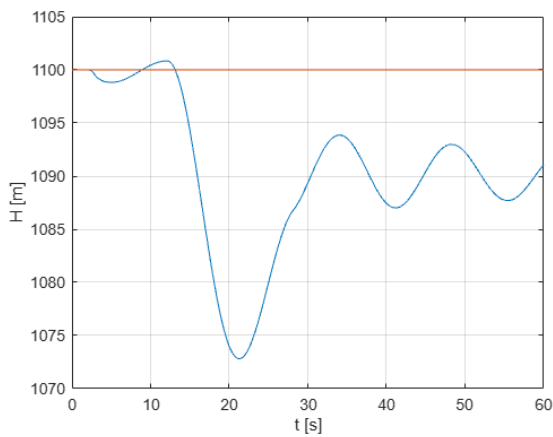
((b)) Ângulo de ataque (α) X Tempo.



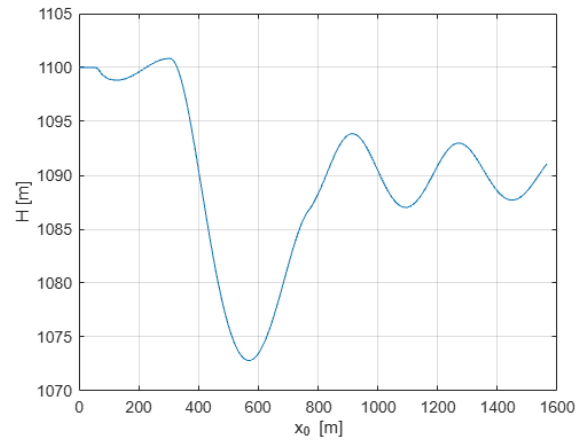
((c)) Ângulo de trajetória (γ) X Tempo.



((d)) Taxa de arfagem (q) X Tempo



((e)) Altura (H) X Tempo



((f)) Altura (H) X Posição

fonte: elaborada pelo autor.

4.2 ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS

Os resultados da estimação de parâmetros utilizando o método de Erro de Saída estão dados a seguir. Foram utilizados o algoritmo de Gauss-Newton com abordagem heurística (heuristic approach), o algoritmo de Gauss-Newton com Line Search e o método Levenberg–Marquardt para a necessária minimização da função custo. Será adotada a nomenclatura *Identificação 1* para a identificação feita utilizando dados de simulação excitados com inputs do tipo Doublet + pulso e *Identificação 2* para a identificação feita utilizando as manobras multistep 3-2-1-1 e pulso. Foi utilizado o método de Runge-Kutta de quarta ordem no processo de integração.

A tabela 4.3 mostra os resultados da convergência da função custo para a identificação 1, utilizando os três métodos citados acima.

Tabela 4.3 – Convergência de Gauss-Newton com heuristic approach, line search e método Levenberg–Marquardt para à Identificação 1.

Iteração	Gauss-Newton: Heuristic Approach Função Custo	Gauss-Newton: Line Search Função Custo	Levenberg–Marquardt Função Custo (Parâmetro LM)
0	5.0100E-25	5.0100E-24	5.0100E-25
1	1.2835E-27	4.9509E-28	2.9024E-26 (λ : 1.0E-4)
2	3.9882E-28	3.8600E-28	3.9201E-28 (λ : 1.0E-5)
3	3.8442E-28	3.8432E-28	3.8433E-28 (λ : 1.0E-6)
4	3.8429E-28	3.8429E-28	3.8429E-28 (λ : 1.0E-7)
5	3.8429E-28		3.8429E-28 (λ : 1.0E-8)

fonte: elaborada pelo autor.

As três abordagens mostraram-se suficientes para reduzir a função custo, demonstrando uma convergência suave durante o processo. Ressalta-se que os parâmetros e condições iniciais são as mesmas para os três métodos.

Para a abordagem heurística, que reduz pela metade a atualização do parâmetro, a convergência é alcançada em cinco iterações e os valores da função de custo são fornecidos na segunda coluna da Tabela 4.3. A estratégia Line Search, que corrige divergência intermediária local, está apresentada na terceira coluna. É observável que esta opção supera automaticamente a divergência intermediária durante a primeira iteração. Para a identificação acima, essa abordagem necessitou de 4 iterações o que, ao menos para esta identificação, essa abordagem mostrou-se mais eficiente do que a primeira.

Para o caso do método Levenberg–Marquardt, descrito na quarta e última coluna da tabela, utiliza-se um valor de default para o parâmetro LM $\lambda = 0.0001$ para iniciar o processo. Durante a primeira iteração, é encontrada a divergência intermediária. Nesta fase o algoritmo adapta o parâmetro LM λ até que uma redução na função de custo seja alcançada. Esse processo é repetido até a quinta e última iteração.

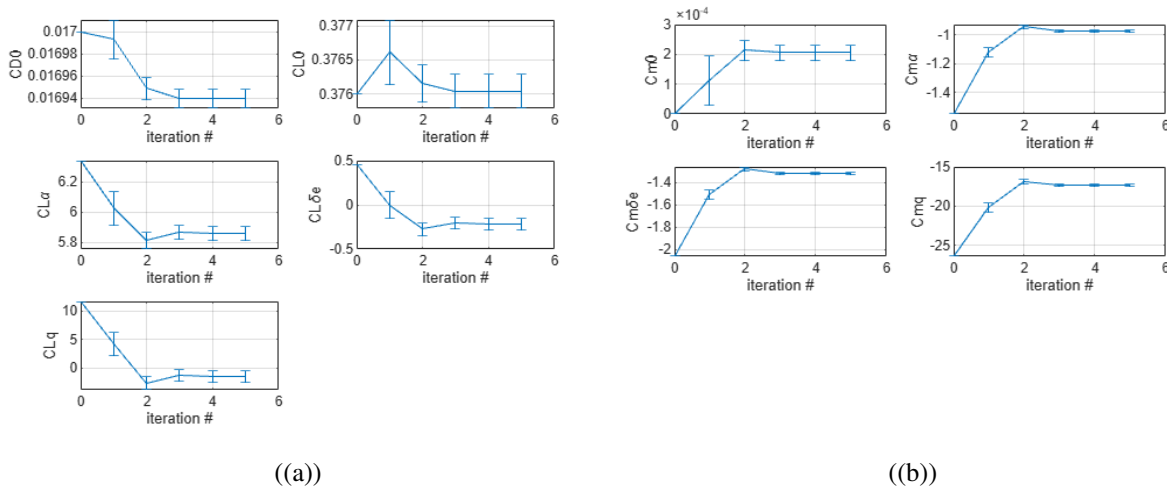
Os valores das derivadas longitudinais para a Identificação 1 são dados pela tabela 4.4 com os gráficos de convergência para as derivadas longitudinais dadas pela figura. 4.7.

Tabela 4.4 – Derivadas Longitudinais identificadas utilizando Gauss-Newton com heuristic approach, line search e método Levenberg–Marquardt para a identificação 1.

Parâmetros	Gauss-Newton: Heuristic Approach	Gauss-Newton: Line Search	Levenberg–Marquardt
C_{D0}	1.69398E-02	1.69399E-02	1.69398E-02
C_{L0}	3.76040E-01	3.76040E-01	3.76040E-01
$C_{L\alpha}$	5.85844E+00	5.85834E+00	5.85837E+00
$C_{L\delta e}$	-2.14950E-01	-2.15005E-01	-2.15047E-01
C_{Lq}	-1.47332E+00	-1.47285E+00	-1.47686E+00
C_{M0}	2.05839E-04	2.05908E-04	2.05810E-04
$C_{M\alpha}$	-9.72802E-01	-9.72795E-01	-9.72807E-01
$C_{M\delta e}$	-1.31387E+00	-1.31386E+00	-1.31387E+00
C_{Mq}	-1.73338E+01	-1.73341E+01	-1.73341E+01

fonte: elaborada pelo autor.

Figura 4.7 – Gráfico de convergência de derivadas dimensionais estimadas a partir de dados de simulação para a Identificação 1



((a))

((b))

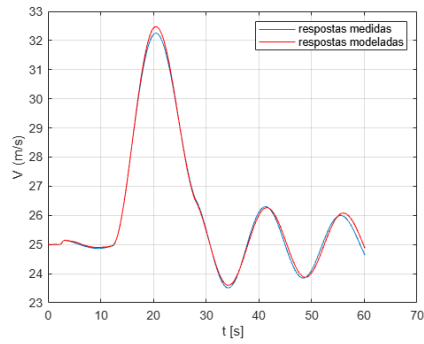
fonte: elaborado pelo autor.

A correspondência do histórico temporal entre a resposta medida extraída do simulador (em azul) e a resposta modelada (em vermelho) atrelada a identificação 1, é mostrada na Figura 4.8. Apenas uma vez devido a não haverem diferenças qualitativas entre os três métodos. Nela podemos observar que a combinação entre os dois resultados é visualmente excelente. Isso não é suficiente para validar o modelo, mas é um forte primeiro indicio.

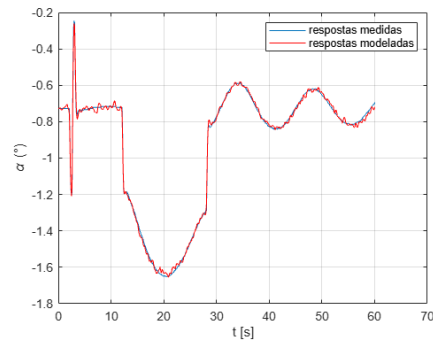
A tabela 4.5 esboça os resultados da convergência, também utilizando as três abordagens de minimização de função custo para a identificação 2.

Em relação aos resultados da segunda identificação, dados pela tabela 4.5, assim como para a primeira identificação, resumida na tabela 4.3, nota-se que as abordagens mostraram-se suficientes para reduzir a função custo em poucas iterações.

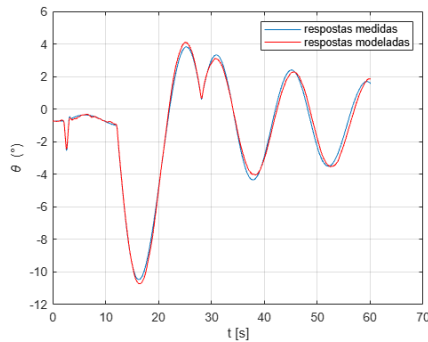
Figura 4.8 – Dados de simulação de profundor com um input de Doublet e Resposta do modelo.



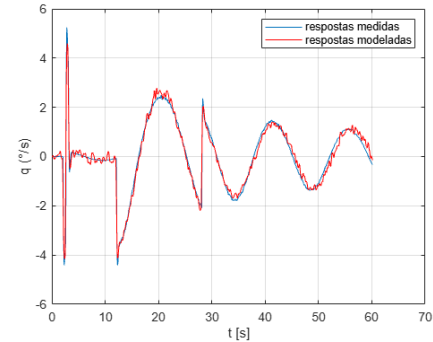
((a)) Velocidade (V) X Tempo.



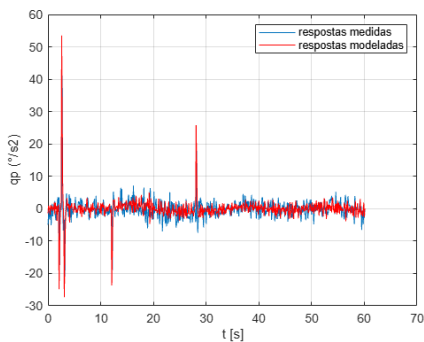
((b)) Ângulo de ataque (α) X Tempo.



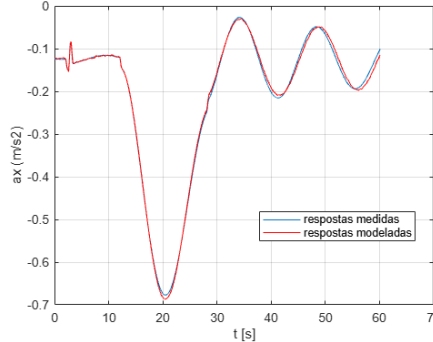
((c)) Ângulo de arfagem (θ) X Tempo.



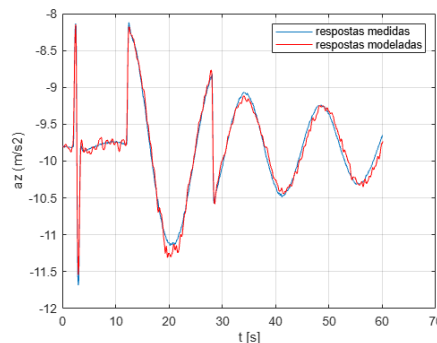
((d)) Taxa de arfagem (q) X Tempo



((e)) Aceleração de arfagem (\dot{q}) X Tempo



((f)) Aceleração em X (a_x) X Tempo



((g)) Aceleração em Z (a_z) X Tempo

fonte: elaborada pelo autor.

O comportamento suave da convergência da função custo durante o processo demonstrou-se semelhante à identificação 1. A única diferença mais visível é em relação ao método Levenberg–Marquardt,

Tabela 4.5 – Convergência de Gauss-Newton com heuristic approach, line search e método Levenberg–Marquardt para à identificação 2.

Iteração	Gauss-Newton: Heuristic Approach Função Custo	Gauss-Newton: Line Search Função Custo	Levenberg–Marquardt Função Custo (Parâmetro LM)
0	4.6653E-23	4.6653E-23	4.6653E-23
1	1.1478E-27	6.7323E-27	3.0716E-23 (λ : 1.0E-3)
2	5.0753E-27	4.90960E-27	7.2425E-26 (λ : 1.0E-4)
3	4.8974E-27	4.8969E-27	4.9639E-27 (λ : 1.0E-5)
4	4.8969E-27	4.8969E-27	4.8971E-27 (λ : 1.0E-6)
5	4.8969E-27		4.8969E-27 (λ : 1.0E-7)

fonte: elaborada pelo autor.

dada pela coluna quatro, que aponta a divergência intermediária sendo encontrada a partir da segunda iteração e não na primeira como no caso da Identificação 1.

Os valores das derivadas longitudinais encontrados pela Identificação 2 são dados pela tabela 4.6 com os gráficos de convergência para as derivadas dadas pela fig. (4.9).

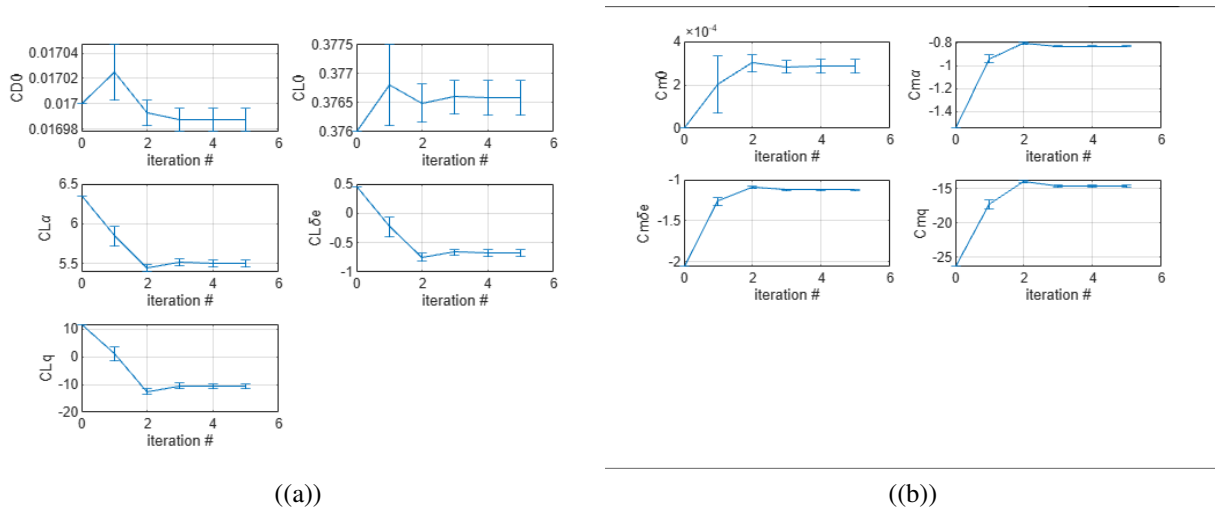
Tabela 4.6 – Derivadas Longitudinais identificadas utilizando Gauss-Newton com heuristic approach, line search e método Levenberg–Marquardt para à identificação 2.

Parâmetros	Gauss-Newton: Heuristic Approach	Gauss-Newton: Line Search	Levenberg–Marquardt
C_{D0}	1.69878E-02	1.69878E-02	1.69878E-02
C_{L0}	3.76590E-01	3.76589E-01	3.76590E-01
$C_{L\alpha}$	5.50341E+00	5.50339E+00	5.50290E+00
$C_{L\delta e}$	-6.74826E-01	-6.74807E-01	6.75527E-01
C_{Lq}	-1.06268E+01	-1.06272E+01	-1.06269E+01
C_{M0}	2.85770E-04	2.85813E-04	2.85795E-04
$C_{M\alpha}$	-8.26543E-01	-8.26515E-01	-8.26556E-01
$C_{M\delta e}$	-1.12431E+00	-1.12428E+00	-1.12433E+00
C_{Mq}	-1.46005E+01	-1.46000E+01	-1.46019E+01

fonte: elaborada pelo autor.

O histórico temporal entre a resposta medida (em azul) e a modelada (em vermelho) atrelada a identificação 2, é mostrada na Figura 4.10. Também apenas uma vez devido diferença qualitativa entre os três métodos ser imperceptível. Neste caso, assim como no caso da Identificação 1, observa-se que a combinação entre os dois resultados é visualmente excelente.

Figura 4.9 – Gráfico de convergência de derivadas dimensionais estimadas a partir de dados de simulação para a Identificação 2



fonte: elaborado pelo autor.

4.3 VALIDAÇÃO DO MODELO IDENTIFICADO

Para a validação do modelo serão utilizados os métodos elencados no capítulo 2.2 deste trabalho. Em relação ao critério estatístico de validação, utilizaremos a matriz quadrática de covariância dos erros dos parâmetros, P , dada pela eq. (2.41); sendo a mesma aproximadamente igual à inversa da matriz de Fisher.

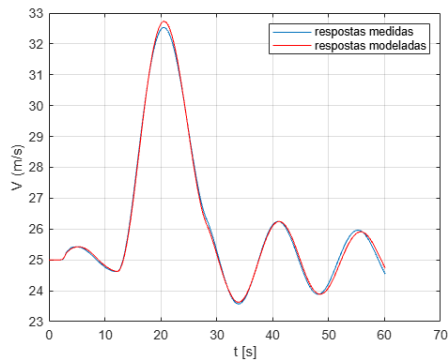
$$P \approx \left[\sum_{k=1}^N \left(\frac{\partial y(t_k)}{\partial \Theta} \right) R^{-1} \left(\frac{\partial y(t_k)}{\partial \Theta} \right)^T \right]^{-1} = F^{-1}$$

Com R , dado pela eq. (2.11), tal que:

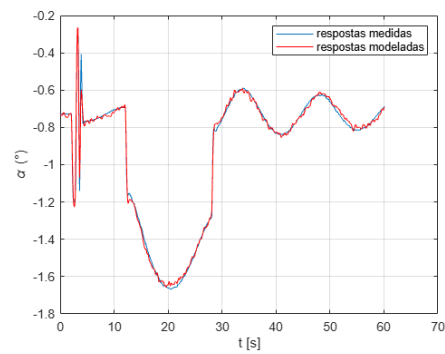
$$R = \frac{1}{N} \sum_{K=1}^N [z(t_k) - y(t_k)]^T [z(t_k) - y(t_k)]$$

Para esta validação, será utilizado apenas os valores de desvio padrão extraídos pelo método de Gauss-Newton com abordagem heurística. As tabelas a seguir mostram os valores de desvio padrão e desvio padrão relativo para a identificação 1 e a identificação 2, respectivamente.

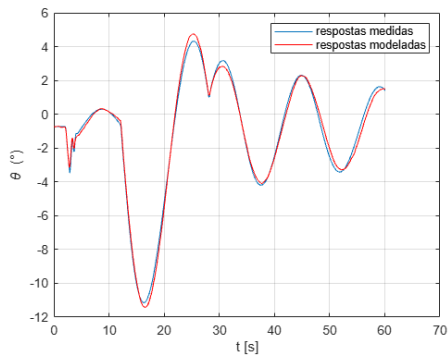
Figura 4.10 – Dados de simulação de profundor com um input de Multistep 3-2-1-1 e Resposta do modelo



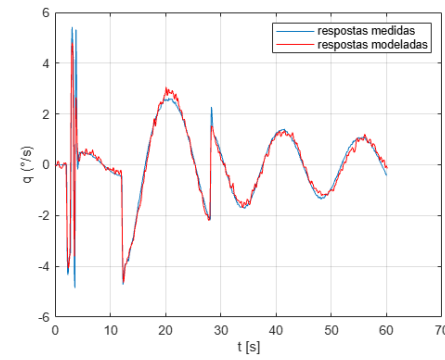
((a)) Velocidade (V) X Tempo.



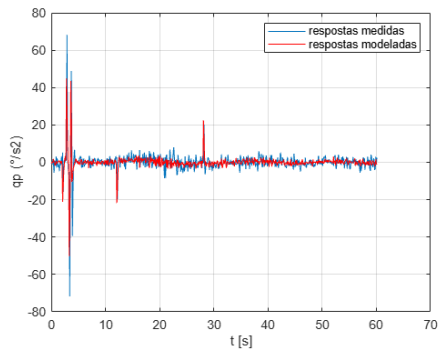
((b)) Ângulo de ataque (α) X Tempo.



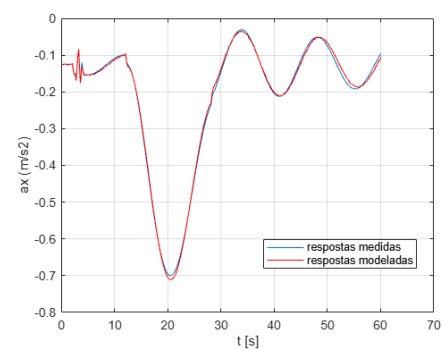
((c)) Ângulo de arfagem (θ) X Tempo.



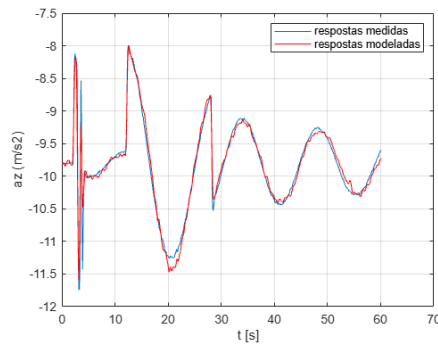
((d)) Taxa de arfagem (q) X Tempo



((e)) Aceleração de arfagem (\dot{q}) X Tempo



((f)) Aceleração em X (a_x) X Tempo



((g)) Aceleração em Z (a_z) X Tempo
fonte: elaborada pelo autor.

Tabela 4.7 – Desvio padrão e Desvio padrão relativo utilizando Gauss-Newton com heuristic approach para à identificação 1.

Parâmetros	Gauss-Newton: Heuristic Approach	Desvio Padrão	Desvio Padrão Relativo (%)
C_{D0}	1.69398E-02	8.5768E-06 (8.5768E-04%)	0.05
C_{L0}	3.76040E-01	2.4663E-04 (0.0246%)	0.07
$C_{L\alpha}$	5.85844E+00	4.6038E-02 (4.6038%)	0.79
$C_{L\delta e}$	-2.14950E-01	6.2802E-02 (6.2802%)	29.22
C_{Lq}	-1.47332E+00	9.4228E-01 (94.228%)	63.96
C_{M0}	2.05839E-04	2.6917E-05 (2.6917E-03%)	13.08
$C_{M\alpha}$	-9.72802E-01	9.7584E-03 (0.97584%)	1.00
$C_{M\delta e}$	-1.31387E+00	1.3003E-02 (1.3002%)	0.99
C_{Mq}	-1.73338E+01	2.0386E-01 (20.386%)	1.18

fonte: elaborada pelo autor.

Tabela 4.8 – Desvio padrão e Desvio padrão relativo utilizando Gauss-Newton com heuristic approach para à identificação 2.

Parâmetros	Gauss-Newton: Heuristic Approach	Desvio Padrão	Desvio Padrão Relativo (%)
C_{D0}	1.69878E-02	9.2629E-06 (9.2629E-04%)	0.05
C_{L0}	3.76590E-01	2.9401E-04 (0.0294%)	0.08
$C_{L\alpha}$	5.50341E+00	4.0118E-02 (4.011%)	0.73
$C_{L\delta e}$	-6.74826E-01	5.4869E-02 (5.4869%)	8.13
C_{Lq}	-1.06268E+01	9.3198E-01 (93.198%)	8.77
C_{M0}	2.85770E-04	3.1949E-05 (3.1949E-03%)	11.18
$C_{M\alpha}$	-8.26543E-01	8.1958E-03 (0.81958%)	0.99
$C_{M\delta e}$	-1.12431E+00	1.0857E-02 (1.0857%)	0.97
C_{Mq}	-1.46005E+01	1.8141E-01 (18.14%)	1.24

fonte: elaborada pelo autor.

Em relação aos valores de desvio padrão, para as duas identificações, observamos que os desvios de praticamente todos os parâmetros são muito pequenos e, portanto, válidos pelo critério estatístico. Os únicos valores de desvio padrão (Para as duas identificações) que passam do limite do aceitável por serem muito grandes, são o que dizem respeito a derivada C_{Lq} . Os valores apresentados de C_{Mq} também despontam, mas não podem ser considerados inadequados.

O critério residual *Goodness of Fit*, gira em torno da análise do determinante da matriz de covariância, R . Novamente utilizaremos apenas a análise pelo método de Gauss-Newton com abordagem heurística nesse critério de validação.

Temos que para a identificação 1, o valor da determinante de R é tal que:

$$\det|R| = 3.8429 \cdot 10^{-28}$$

Enquanto que para a identificação 2, o valor do determinante de R é:

$$\det|R| = 4.8969 \cdot 10^{-27}$$

Conforme Jategaonkar (2015), o valor verificado deve ser suficientemente pequeno, embora a definição de "pequeno" varie caso a caso. Valores elevados indicam maior dispersão dos dados, mas a simples magnitude não revela as incertezas individuais associadas a cada variável ou parâmetro. Contudo, devido aos valores apresentados serem praticamente zero (para ambos os casos), há um forte indicativo de que o modelo seja válido.

Em uma análise mais aprofundada, utiliza-se o sistema MIMO para calcular as incertezas de cada variável de saída. A informação da incerteza de cada uma das n_y variáveis, confere um conhecimento mais incisivo do que o valor da função custo per si. A tabela 4.9 compila os valores de incerteza (σ_i) para cada variável de saída, dados pela eq. (2.45), para as identificações 1 e 2.

Tabela 4.9 – Incertezas referentes ao erro de cada variável de saída.

Variável	Incerteza Identificação 1	Incerteza Identificação 2	Unidade
V	0.0033 (0.33%)	0.0033 (0.33%)	m/s
α	0.0000 (0.00%)	0.0000 (0.00%)	rad
θ	0.0002 (0.02%)	0.0002 (0.02%)	rad
q	0.0001 (0.01%)	0.0001 (0.01%)	rad/s
\dot{q}	0.0016 (0.16%)	0.0019 (0.19%)	rad/s ²
a_x	0.0002 (0.02%)	0.0002 (0.02%)	m/s ²
a_z	0.0027 (0.27%)	0.0027 (0.27%)	m/s ²

fonte: elaborada pelo autor.

Os valores ínfimos das incertezas para todas as variáveis indica que o modelo é validado pelo critério *Goodness of Fit*.

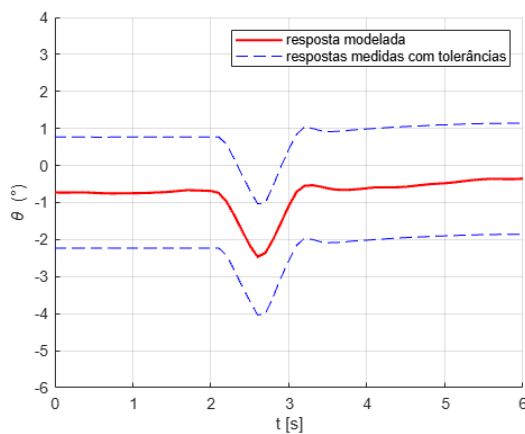
O último critério, o processo chamado *Proof – of – Match* que enquadra-se como validação do tipo capacidade de predição do modelo, também foi escolhido para este projeto. Utilizar-se-á o procedimento denominado teste **2c11** e que fora determinado pelo (Federal Aviation Administration, 1995). Este serve para validar a dinâmica de período curto do EOLO ao submeter a mesma às seguintes tolerâncias:

- ± 1.5 em θ (ângulo de arfagem);

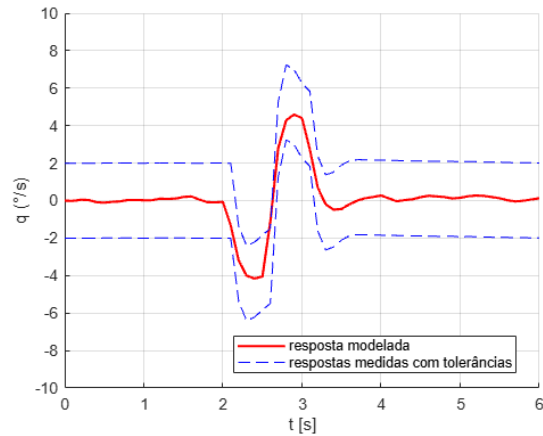
- $\pm 2.0 /s$ em q (taxa de arfagem);
- $\pm 0.1g$ em aceleração normal;

A verificação do ângulo de arfagem (θ) e taxa de arfagem (q) com suas devidas tolerâncias para as identificações 1 e 2, são dadas pelas figuras a seguir.

Figura 4.11 – Teste de validação 2c11 para a Identificação 1



((a)) Ângulo de arfagem (θ) X Tempo.

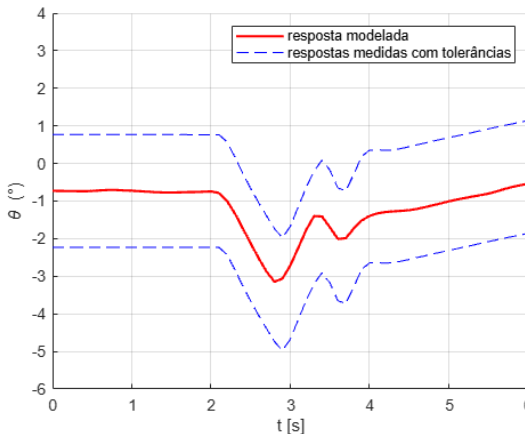


((b)) Taxa de arfagem (q) X Tempo

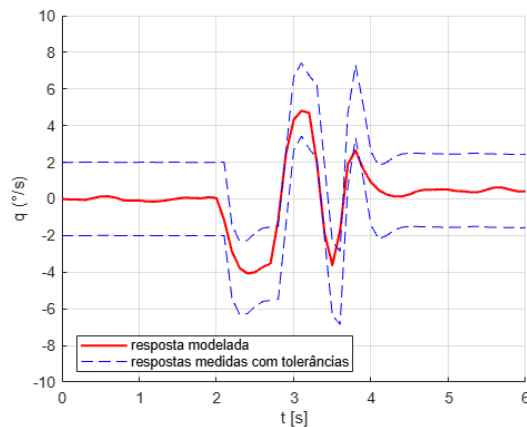
Fonte:

Do autor.

Figura 4.12 – Teste de validação 2c11 para a Identificação 2



((a)) Ângulo de arfagem (θ) X Tempo.



((b)) Taxa de arfagem (q) X Tempo

Fonte:

Do autor.

Observa-se que para a identificação 1, tanto a resposta modelada de ângulo de arfagem, dada pela figura (4.11a), quanto de taxa de arfagem, fig. (4.11b), comportam-se dentro dos limites de tolerâncias estipuladas pela FAA.

Já em relação a Identificação 2, o comportamento da resposta modelada de ângulo de arfagem, dada pela figura (4.12a), está limitada dentro das tolerâncias estipuladas. O mesmo também é observado para a taxa de arfagem, fig. (4.12b), que mostra-se dentro da tolerância durante quase todo o tempo, extrapolando apenas por um breve instante o limite inferior (antes dos quatro segundos).

Em ambos os casos pode-se afirmar que os modelos identificados são aprovados pelo critério *Proof – of – Match*.

5 CONCLUSÕES

Este trabalho teve como objetivo identificar e validar o modelo da dinâmica longitudinal do VANT EOLO com dados simulados. Falando mais à respeito do método, o Output-Error Method é um algoritmo que possibilita uma estimativa precisa dos parâmetros aerodinâmicos longitudinais e excelente minimização da função custo devido a otimização dos dados medidos.

Mesmo com o fato do método considerar apenas ruídos de medição e ignorar ruídos de processo - o que poderia ser encarado como uma limitação - não foi observado nenhuma perda de desempenho no processo da identificação, além de simplificar significativamente o algoritmo e, por consequência, a carga computacional que o mesmo exige. Vale ressaltar que ignorar ruídos de processo pode ser aceitável porque ensaios de voo, para fins de estimação de parâmetros, são realizados em condições atmosféricas estáveis e os ruídos de processo não são tão significativos.

Portanto, o método de erro de saída pode ser considerado uma ferramenta excelente para identificar sistemas. Não é para menos que é o método mais utilizado na indústria para essa finalidade.

Para este trabalho, foi observado que o movimento simulado do VANT EOLO proporcionou um excelente feedback para suportar toda a teoria de identificação de sistemas apresentada ao longo deste trabalho. Os resultados do modelo identificado, ficaram muito semelhantes em relação a resposta medida, o que implica ser suficiente para validar o próprio modelo.

Todavia, evidentemente que este trabalho apresenta resultados de um modelo identificado alimentado por dados de **simulação**. Mesmo que o simulador tenha sido programado com dados corretamente verificados do VANT EOLO, não significa que os resultados obtidos aqui seriam exatamente iguais aos resultados de uma identificação alimentado por dados reais medidos de uma bateria de ensaios em voo. Uma identificação fidedigna à realidade aerodinâmica do VANT EOLO só pode ser gerada com dados medidos por ensaios em voo.

Por fim, este trabalho contribui para explicar e elucidar todo o processo de identificação de sistemas de veículos aéreos para nossa língua, tornando-se um acréscimo a este campo do conhecimento e podendo servir de introdução para o idioma português à estudantes que se interessarem por este tema.

REFERÊNCIAS

- AGUIRRE, L. A. **Introdução à identificação de sistemas**. Belo Horizonte: UFMG, 2000.
- BALAKRISHNAN, A. V. Communication theory. (**No Title**), 1968.
- BARUFALDI, G. **Flight Performance Analysis of Electric Aircraft**. Tese (Doutorado) — Ph. D. thesis, Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, Brazil, 2021.
- Federal Aviation Administration. **Airplane Simulator Qualification**. 1995. FAA Advisory Circular, AC 120-40C, Draft Version.
- FISHER, R. A. Theory of statistical estimation. In: CAMBRIDGE UNIVERSITY PRESS. **Mathematical proceedings of the Cambridge philosophical society**. [S.l.], 1925. v. 22, n. 5, p. 700–725.
- GAVA, M.; ROUSSEAU, C. **Uso de drone: quais são os tipos de aplicações comerciais?** 2022. <<https://www.capterra.com.br/blog/2382/uso-drone>>. Acesso em 10 de novembro de 2023.
- JATEGAONKAR, R. V. **Flight vehicle system identification: a time domain methodology**. [S.l.]: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2006.
- JATEGAONKAR, R. V. Flight vehicle system identification: a time domain methodology, aiaa. **Progress in Astronautics and Aeronautics, Reston, VA, USA,**, 2015.
- KLÜYENDORF, F. System modeling and identification of the vector-p uav. **Institut für Flugsystemtechnik e Instituto Tecnológico de Aeronáutica–ITA, São José dos Campos, Brasil**, 2008.
- MACHADO, R. C. **CLOSED-LOOP SUBSPACE IDENTIFICATION OF AN UNMANNED AERIAL SYSTEM (UAS) WITH FLEXIBLE WINGS**. Tese (Doutorado) — Instituto Tecnológico de Aeronáutica, 2019.
- MACKIE, D. B. **A Comparison of Parameter Estimation Results from Flight Test Data Using Linear and Nonlinear Maximum Likelihood Methods**. [S.l.], 1983.
- NEPOMUCENO, L. M. **Estimativa de parâmetros aerodinâmicos longitudinais de uma aeronave de combate em subescala**. Dissertação (Mestrado) — Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, 2017.
- NETO, A. B. G. **Notas de Aula MVO-32 – Estabilidade e Controle de Aeronaves**. 2021. Notas de Aula.
- RIBEIRO, F. L. C. **Notas de Aula AB-722 – Estabilidade e Controle de Aeronaves**. 2018. Notas de Aula.
- SANTOS, J. S. **Identificação e controle de um veículo aéreo não tripulado: Vector-P**. Dissertação (Mestrado) — Instituto Tecnológico de Aeronáutica - ITA, São José dos Campos, 2013.
- ZADEH, L. A. From circuit theory to system theory. **Proceedings of the IRE**, v. 50, p. 856–865, maio 1962.
- ZÚÑIGA, D. C.; SOUZA, A.; GÓES, L. Flight dynamics modeling of a flexible wing unmanned aerial vehicle. **Mechanical Systems and Signal Processing**, Elsevier, v. 145, p. 106900, 2020.

ZUÑIGA, D. F. C.; SOUZA, A. G.; GOES, L. C. S. Development of an aeroelastic in-flight testing system for a flexible wing unmanned aerial vehicle using acceleration and strain sensors. In: **AIAA Scitech 2019 Forum**. [S.l.: s.n.], 2019. p. 2033.