

Milton Cesar Paes Santos

Controle em Ambientes Interiores de Veículos Aéreos Não Tripulados

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para obtenção do Grau de Doutor em Engenharia Elétrica - Automação.

Universidade Federal do Espírito Santo – UFES
Centro Tecnológico
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Orientador: Prof. Dr. Mário Sarcinelli Filho
Coorientador: Prof. Dr. Ricardo Carelli e Prof. Dr. Alexandre Santos
Brandão

Vitória, Espírito Santo
2017

Dados Internacionais de Catalogação-na-publicação (CIP)
(Biblioteca Central da Universidade Federal do Espírito Santo, ES, Brasil)
Bibliotecária: Maria Aparecida da Costa Pereira Akabassi–CRB6-ES-43/O

S237c Santos, Milton Cesar Paes, 1987-
Controle em ambientes interiores de veículos aéreos não tripulados / Milton Cesar Paes Santos. – 2017.
153 f. : il.

Orientador: Mário Sarcinelli Filho.
Coorientadores: Ricardo Carelli, Alexandre Santos Brandão.
Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal do Espírito Santo, Centro Tecnológico.

1. Controle automático. 2. Robôs móveis. 3. Robótica aérea.
I. Sarcinelli Filho, Mário. II. Carelli, Ricardo. III. Brandão, Alexandre Santos, 1982-. IV. Universidade Federal do Espírito Santo. Centro Tecnológico. III. Título.

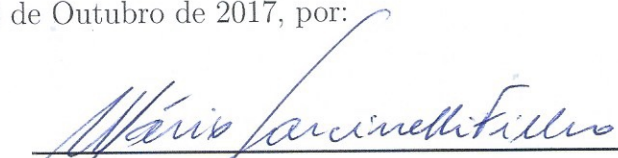
CDU: 621.3

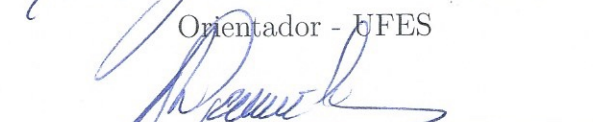
Milton Cesar Paes Santos

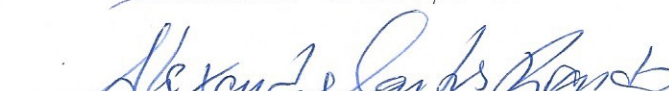
Controle em Ambientes Interiores de Veículos Aéreos Não Tripulados

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para obtenção do Grau de Doutor em Engenharia Elétrica - Automação.

Aprovada em 20 de Outubro de 2017, por:



Prof. Dr. Mário Sarcinelli Filho
Orientador - UFES

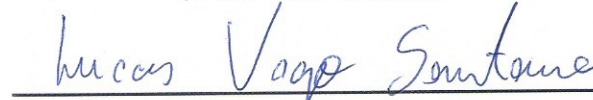

Prof. Dr. Ricardo Carelli
Coorientador - INAUT/UNSJ


Prof. Dr. Alexandre Santos Brandão
Coorientador - UFV


Prof. Dr. Vicente Antonio Mut
INAUT/UNSJ


Prof. Dr. Daniel Ceferino Gandolfo
INAUT/UNSJ


Prof. Dr. Wanderley Cardoso Celeste
UFES - São Mateus


Prof. Dr. Lucas Vago Santana
IFES - Linhares

Vitória, Espírito Santo
2017

*Este trabalho é dedicado aos meus pais (Lacy e Márcia),
que diante tantas dificuldades financeiras
nunca pouparam investimentos nos estudos.*

*“Pedras no caminho?
Guardo todas.
Um dia vou construir um castelo...
(Fernando Pessoa)*

Resumo

Esta Tese de Doutorado propõe controladores não lineares para serem aplicados a veículos aéreos não tripulados (VANTs) em missões de posicionamento, rastreamento de caminhos e seguimento de trajetória no espaço aéreo 3D. Adicionalmente, mostra-se um protótipo de uma plataforma para utilização dos VANTs em ambientes interiores, com diversas ferramentas computacionais que possibilitam utilizar robôs aéreos nessas missões clássicas de navegação. Para contextualizar as ferramentas desenvolvidas, destacam-se o desenvolvimento de algoritmos de detecção e localização de objetos no ambiente e um modelo de fusão sensorial descentralizado que é utilizado para melhorar os dados de postura (posição e orientação) do VANT medidos, além de detectar obstáculos. Posteriormente, o mesmo filtro de fusão é utilizado para combinar sinais de controle PVTOL (do inglês *Planar Vertical Takeoff and Landing*), relaxando as restrições de movimento da aeronave, antes limitadas ao deslocamento no eixo Z e nos planos verticais XZ e YZ. De forma complementar, a implementação de sistemas de navegação e controle é baseada em dois modelos dinâmicos distintos. Os sistemas de controle são projetados utilizando-se técnicas clássicas de inversão de modelo, com a incorporação de um controlador de desvio de obstáculo, para evitar colisão, um controlador adaptativo e um controlador com saturação das velocidades máximas. A estabilidade dos controladores é comprovada pela convergência assintótica das variáveis de controle e pelo cumprimento do objetivo de controle durante as simulações e experimentos realizados, em conformidade com a análise teórica.

Palavras-chave: Veículos aéreos não tripulados (VANTs), controle não linear, fusão sensorial, navegação autônoma, robótica aérea.

Abstract

This thesis proposes nonlinear controllers to be applied to unmanned aerial vehicles (UAVs) in positioning, trajectory-tracking and path-following missions in 3D airspace. In addition, a prototype of a platform conceived to allow using UAVs in indoor environments is shown, with several computational tools that allows using aerial robots in such classic navigation missions. In order to contextualize the developed tools, we highlight the development of algorithms for the detection and localization of objects in the environment and a decentralized sensorial fusion structure that is used to improve the measurement of the posture data (position and orientation) of the UAVs, in addition to detecting obstacles. Subsequently, the same fusion filter is used to combine PVTOL (Planar Vertical Takeoff and Landing) control signals, relaxing the aircraft motion constraints, previously limited to displacement along the Z axis and the XZ and YZ vertical planes. Complementarily, the implementation of navigation and control systems is based on two different dynamic models, one simple and the other detailed. The control systems are designed using classic model inversion techniques, which has shown to be an efficient methodology for the design of controllers for the developed applications, namely positioning, trajectory-tracking and path-following. Additionally, a collision avoidance controller, an adaptive controller, and a controller with maximum speed saturation are designed. The stability of such controllers is demonstrated by the asymptotic convergence of the control variables and by the fulfillment of the control objective during the simulations and experiments performed, as expected from the theoretical analysis.

Keywords: Unmanned aerial vehicles (UAVs), nonlinear control, sensorial fusion, autonomous navigation, aerial robotics.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Esquemático do espaço tridimensional da plataforma de baixo custo aqui proposta para ambientes interiores.	39
Figura 2 – Diagrama para representar como é realizada a detecção do VANT nas imagens.	42
Figura 3 – <i>Blob</i> de imagem e a respectiva elipse inercial. O eixo principal indica a orientação do VANT.	43
Figura 4 – Imagens correspondentes a diferentes instantes durante um voo. Em (a), o VANT está com $0.925m$ de altitude, o contorno do <i>blob</i> tem 20 pontos e a quantidade total de pontos de pixels do <i>blob</i> é 180. Em (b), o drone está na altitude de $1.60m$, com 31 pontos no contorno e um total de 723 pontos. Em (c), o VANT está a uma altitude de $2.6m$, o contorno tem 220 de pontos e o <i>blob</i> tem 14075 de pontos no total.	45
Figura 5 – Imagem do sensor RGB e ROI para reduzir a janela de busca para localizar os marcadores.	45
Figura 6 – (a) Os dados utilizados para calcular as funções g_1 e g_2 são apresentados. Em (b) as funções polinomiais e a região de interesse para detectar o VANT são apresentadas.	47
Figura 7 – Diferença entre o tempo de processamento usando Momentos de Hu e as funções polinomiais para detectar o VANT.	47
Figura 8 – Os resultados de detecção do VANT são apresentados nas figuras (a) e (b), sem a aplicação das funções polinomiais e com, respectivamente. O retângulo em cada imagem destaca o VANT detectado.	48
Figura 9 – A estrutura do Filtro Descentralizado de Informação proposto.	51
Figura 10 – A função de densidade de probabilidade (FDP) das medidas fornecidas pelos sensores.	52
Figura 11 – Diagrama do sistema de estimação das posições e velocidades do VANT com DIF.	53
Figura 12 – Resultados dos Experimentos 1, 2, 3 e 4 com as frequências de atualização das observações em $1Hz$, $1.5Hz$, $6Hz$ e $30Hz$, respectivamente em (a), (b), (c) e (d).	55
Figura 13 – Resultado do Experimento 5 com a frequência de atualização fixada a $30Hz$. Em (a) e (b), são mostradas as posições e velocidades obtidas no experimento, respectivamente.	56
Figura 14 – O AR Drone 2.0. Os marcadores visuais são usados para estimar sua orientação (ψ ângulo).	60

Figura 15 – Posição desejada ao longo de um caminho, com a velocidade do VANT tangente ao caminho.	61
Figura 16 – A arquitetura do sistema de controle proposto.	63
Figura 17 – Caminhos dos experimentos 1 (a) e 2 (b).	65
Figura 18 – Experiência 1: Caminho seguido pelo UAV durante a experiência. . . .	65
Figura 19 – Experimento 1: posicionamento e orientação do UAV durante o experimento.	66
Figura 20 – Experimento 1: velocidade do VANT durante o experimento.	66
Figura 21 – Experiência 1: posição de VANT e erros de orientação durante o experimento.	66
Figura 22 – Experiência 2: Caminho percorrido pelo VANT durante o experimento. São apresentados três figuras que ilustram a posição do VANT estimado pela plataforma, sensores internos do VANT e a fusão sensorial, respectivamente.	67
Figura 23 – Experimento 2: Posição e orientação do VANT durante o experimento.	68
Figura 24 – Experimento 2: Velocidades do VANT durante o experimento.	68
Figura 25 – Experimento 2: Erros de posição e orientação do VANT durante o experimento.	68
Figura 26 – Experiência 3: Caminho seguido pelo VANT durante a experiência. O mecanismo de fusão usa os dados dos sensores de bordo (azul) e de profundidade (cinza). O resultado de saída é o caminho percorrido (vermelho).	69
Figura 27 – Experiência 3: posicionamento e orientação do VANT durante o experimento.	69
Figura 28 – Experimento 3: velocidade do VANT durante a experiência.	70
Figura 29 – Experiência 3: Erros de posição e orientação do VANT durante o experimento.	70
Figura 30 – Trajetória desejada, com a posição desejada \mathbf{x}_d e velocidades $\dot{\mathbf{x}}_d$ e uma ilustração de todos os sistemas de coordenadas (w é referencial do mundo e b é referencial do corpo do VANT).	71
Figura 31 – Diagrama do controlador cinemático (CC) e controlador dinâmico (CD), responsável por seguir as referências de velocidades geradas pelo primeiro controlador.	72
Figura 32 – Diagrama do controlador cinemático (CC) e compensador dinâmico (CD), responsável por seguir as referências de velocidades geradas pelo primeiro controlador. Os blocos S_1 e S_2 representam as transformações de estado das Equações (4.4) e (4.5), respectivamente	73
Figura 33 – Simulação com o VANT ₁ rastreando uma trajetória na forma de oito. . .	77
Figura 34 – Velocidades do VANT durante a primeira simulação.	78

Figura 35 – Posição e orientação do VANT durante a primeira simulação.	79
Figura 36 – Simulação com VANT ₂ rastreando uma trajetória na forma de oito. . .	79
Figura 37 – Velocidades do VANT durante a segunda simulação.	80
Figura 38 – Posição e orientação do UAV durante a segunda simulação.	81
Figura 39 – Estrutura de controle adaptativo	84
Figura 40 – Diagrama do controlador adaptativo. O bloco G representa a matriz da equação 5.12. A atualização dos parâmetros é representada pelo bloco $A.P.$	86
Figura 41 – IAE (a) e ITAE (b) para 420s de simulação para os casos em que o sistema usou parâmetros corretos, apenas controle cinemático, controle cinemático e dinâmico com e sem atualização de parâmetros.	89
Figura 42 – Evolução dos parâmetros do modelo dinâmico para uma trajetória em forma de oito com diferentes valores de ω	89
Figura 43 – Simulação com o VANT rastreando uma trajetória na forma de oito. .	90
Figura 44 – $ e(t) $ (a) e $t e(t) $ (b) para simulações de 420s para o controlador usando parâmetros corretos, o controlador cinemático e o controlador dinâmico com e sem atualização de parâmetros.	91
Figura 45 – Erros de posição e orientação do VANT durante a simulação.. . . .	91
Figura 46 – Posição do VANT durante o experimento.	93
Figura 47 – Velocidades del VANT durante o experimento.	93
Figura 48 – Evolução dos parâmetros do modelo dinâmico.	94
Figura 49 – Erros de posição do VANT em relação à trajetória.	94
Figura 50 – Erros de velocidade do VANT em relação à velocidade desejada sobre a trajetória.	95
Figura 51 – Distribuição dos erros obtidos ao longo do experimento. Em amarelo, são os dados obtidos sem a lei de atualização ($\dot{\hat{\theta}} = 0$). Já os dados cinzas foram obtidos com a lei de atualização ($\dot{\hat{\theta}} = \gamma^{-1}\mathbf{G}^T\dot{\hat{x}}^b$). Em (a), (c), (e) e (g) são erros de posicionamento, respectivamente, em (x, y, z, ψ) . Demais são referentes aos erros de velocidades.	96
Figura 52 – Convergência dos parâmetros durante a atualização dos parâmetros. . .	97
Figura 53 – VANT buscando o ponto desejado ξ_d	101
Figura 54 – (Superior) $D(\varrho, \dot{\varrho})$ com $\varrho_0 = 0.75, k_\varrho = 0.6$ e $k_{\dot{\varrho}} = -8.5$. (Inferior) Evolução temporal do raio de segurança $D(\varrho, \dot{\varrho})$ para velocidades de colisão negativas.	102
Figura 55 – Estratégia de escape vertical.	103
Figura 56 – A estratégia de desvio lateral.	104

Figura 57 – Resultados simulados para a estratégia proposta de desvio de obstáculos para VANTs. Em (a), tem as posições desejadas para o VANT e os caminhos seguidos por ele e pelo obstáculo. As variáveis de posição (x, y, z) são apresentadas em (b), bem como o resultado do supervisor ao longo da realização da tarefa de posicionamento e desvio de obstáculos. Além disso, a evolução da distância do obstáculo com o VANT (ρ) e o raio da zona de segurança $D(\rho, \dot{\rho})$ ao longo do tempo também são apresentados.	105
Figura 58 – Um robô navegando em um ambiente com obstáculos ao se redor . . .	108
Figura 59 – Diagrama do controlador para evitar colisões.	109
Figura 60 – O controlador completo implementado.	111
Figura 61 – Diagrama da estrutura de controle para evitar colisão. Os blocos <i>M.E.D.O</i> e <i>P</i> , representam método de estimação de obstáculos e cálculo do potencial do obstáculo, respectivamente.	112
Figura 62 – Os sinais de controle enviados para o VANT durante a simulação. . . .	114
Figura 63 – Erros de posição e orientação (parte a) e energia potencial (parte b) durante a simulação.	114
Figura 64 – Distância relativa entre os quatro obstáculos e o VANT.	115
Figura 65 – Realizando seguimento de trajetória e evitando colisões. O obstáculo é uma pessoa (na área delimitada por um retângulo) que se aproxima do VANT.	116
Figura 66 – Posição e Postura VANT e posições de obstáculos durante o experimento.117	
Figura 67 – Erro de posição e orientação (parte a), distância do obstáculo ao VANT (ρ_{obs}) e energia potencial (V) ao longo do experimento (parte b). O gráfico de distâncias também mostra a distância D_{cmd} que ativa o controlador para evitar colisão. Considere D_{min} sendo a menor distância entre VANT e obstáculo obtido durante o experimento.	118
Figura 68 – Modelo de 6 GDL do quadrimotor ArDrone, mostrando os sistemas de referência associados a ele e as entradas de controle abstratas $f_i, i = 1, \dots, 4$ associadas a ele. Os sistemas inercial, espacial e do corpo do veículo são $\langle g \rangle, \langle s \rangle$ e $\langle b \rangle$, como indicado pelo índice à esquerda nos eixos x, y e z	119
Figura 69 – Caracterização de movimentos PVTOL para o quadrimotor ArDrone, da Parrot, Inc.	120
Figura 70 – Diagrama do filtro de informação descentralizado com i filtros de informação, onde H, R e z são o modelo de observação, a estimativa da covariância do ruído e o vetor de medidas, respectivamente.	122
Figura 71 – A arquitetura de controle proposta. No bloco fusão a <i>info</i> mostrada corresponde a $\hat{y}_{(k)}, \hat{Y}_{(k)}$	122

Figura 72 – Gráficos referentes ao experimento 1.	126
Figura 73 – Gráficos referentes ao experimento 2.	127
Figura 74 – Convergência dos parâmetros do modelo no processo de identificação. Foram realizados dez experimentos diferentes em cada eixo para obter os dados acima.	149
Figura 75 – Comparação entre a saída real de VANT (as linhas azuis contínuas) e a saída do modelo dinâmico VANT (a linha vermelha ponto-tracejada). As linhas pretas contínuas são os sinais de controle.	150

Lista de tabelas

Tabela 1 – Parâmetros e variáveis das funções polinomiais para detecção do VANT.	47
Tabela 2 – Estatísticas correspondentes ao estudo de caso na fusão de dados. . . .	53
Tabela 3 – Tempos de execução médio de cada iteração do sistema, para várias frequências de captura das imagens de profundidade.	56
Tabela 4 – Velocidades máximas do VANT utilizadas nas simulações.	75
Tabela 5 – Parâmetros, variáveis e valores adotados na simulação	76
Tabela 6 – Parâmetros, variáveis e valores aprovados na simulação	89
Tabela 7 – Variáveis de referência para a trajetória	113
Tabela 8 – Variáveis de referência dos obstáculos	113
Tabela 9 – Variáveis de referência para a tarefa de rastreamento de trajetória. . .	115
Tabela 10 – Análise dos dados do experimento 1: seguimento de caminho em forma de oito.	125
Tabela 11 – Análise dos dados do experimento 2: seguimento de caminho em espiral	125
Tabela 12 – Os valores identificados para os parâmetros do modelo do AR.Drone 2.0.	148

Lista de abreviaturas e siglas

VANT	Veículos aéreos não tripulados
UAV	do inglês, <i>Unmanned Aerial Vehicle</i>
IMU	do inglês, <i>Inertial Measurement Unit</i>
GPS	do inglês, <i>Global Positioning System</i>
RGB	do inglês, <i>red, green e blue</i>
RGB-D	do inglês, <i>red, green, blue e depth</i>
PVTOL	do inglês, <i>Planar Vertical Take-off and Landing</i>
PTAM	do inglês, <i>Parallel Tracking and Mapping</i>
CC	Controle Cinemático
CD	Controle Dinâmico
PM	Planejado de Movimento
MEDO	Método de estimação dos obstáculos
IAE	Integral do valor absoluto do erro
ITAE	Integral de tempo multiplicada pelo valor absoluto do erro
PD	Controle Proporcional Derivado
PID	Controle Proporcional Integral e Derivado
CLF	Controle baseado em uma função Lyapunov
LQR	do inglês, <i>Linear Quadratic Regulator</i>
KF	do inglês, <i>Kalman Filter</i>
EKF	do inglês, <i>Extended Kalman Filter</i>
DKF	do inglês, <i>Decentralized Kalman Filter</i>
IF	do inglês, <i>Information Filter</i>
DIF	do inglês, <i>Decentralized Information Filter</i>
blob	do inglês, <i>binary large object</i>

HSV	do inglês, <i>Hue, Saturation e Value</i>
ROI	do inglês, <i>Region of Interest</i>
CLIK	do inglês, <i>Closed Loop Inverse Kinematics</i>
RUAS	do inglês, <i>Rotorcraft Unmanned Aircraft System</i>

Lista de símbolos

x	Posição do veículo sobre o eixo- x
y	Posição do veículo sobre o eixo- y
z	Altitude do veículo
ψ	Orientação do veículo
\mathbf{x}	Vetor de postura/estado do veículo
\dot{x}	Velocidade do veículo sobre o eixo- x
\dot{y}	Velocidade do veículo sobre o eixo- y
\dot{z}	Velocidade vertical do veículo
$\dot{\psi}$	Velocidade angular do veículo
$\dot{\mathbf{x}}$	Vetor de velocidades do veículo
\ddot{x}	Aceleração do veículo sobre o eixo- x
\ddot{y}	Aceleração do veículo sobre o eixo- y
\ddot{z}	Aceleração vertical do veículo
$\ddot{\psi}$	Aceleração angular do veículo
$\ddot{\mathbf{x}}$	Vetor de acelerações do veículo
p_1, p_2, \dots, p_n	Pontos do caminho
ρ	Erro de controle de distância do VANT ao caminho
α	Orientação das velocidades desejadas no controlador de caminho
β	Orientação das velocidades desejadas no controlador de caminho
\mathbf{u}	Vetor de ações de controle
$k_{1\dots 8}$	Parâmetros do Modelo do VANT
$\theta_{1\dots 8}$	Parâmetros da Modelagem Adaptativo
sgn	Função que resulta em valores ± 1
$\phi_{1\dots 7}$	Momentos invariantes propostos por Hu

η_{pq}	Momentos relativos ao Hu
$g_1(z)$	Função polinomial que representa a curva máxima do VANT sem o casco interno
$g_2(z)$	Função polinomial que representa a curva mínima do VANT sem o casco interno
$f_1(z)$	Função polinomial que representa a curva máxima do VANT com o casco interno
$f_2(z)$	Função polinomial que representa a curva mínima do VANT com o casco interno
z_{ij}	Profundidade do <i>pixel</i> na posição (i, j)
f	Distância focal
s_u, s_v	Fatores de escala da câmera
o_u, o_v	Deslocamento do centro dos eixos da imagem
R	Matriz de rotação
T	Matriz de translação
c	Centroíde da elipse
a, b	Eixos da elipse
A	Matriz de transição de estados
Q	Matriz de covariância do erro de processo
ξ	Vetor de posição do VANT
ξ_d	Vetor de posições desejadas do VANT
ξ_o	Vetor de posição do obstáculo
γ	Ângulo de rotação para desvio tangencial
V	Campo Potencial do obstáculo
V_d	Campo Potencial desejado

Sumário

1	INTRODUÇÃO	29
1.1	Definição do Problema	30
1.2	Motivação	31
1.3	Objetivos Geral e Específicos	32
1.4	Estado da Arte	32
1.5	Publicações da Tese	36
1.6	Estrutura do Trabalho	37
2	PLATAFORMA EXPERIMENTAL	39
2.1	Prótipo da Plataforma para Ambientes Interiores	39
2.2	Detecção do VANT	40
2.2.1	Método de Hu	40
2.2.2	Método de Funções Polinomiais	41
2.2.3	Estimando a Orientação e a Posição do VANT	42
2.2.4	Resultados na Detecção do VANT	46
2.3	Fusão sensorial através de estimativas multi-sensoriais	47
2.3.1	Filtro de Informação Descentralizado	49
2.3.2	Estimação de Estado	49
2.3.3	Caso de Estudo: Fusão Sensorial Descentralizada com diversos sensores.	52
2.3.4	Caso de Estudo: Diferentes frequências de atualização das observações na fusão sensorial	53
2.4	Resultados Experimentais	54
2.4.1	Conclusões Parciais	57
3	CONTROLE DE RASTREAMENTO DE CAMINHO	59
3.1	VANT utilizado	59
3.2	Controlador Autônomo	60
3.2.1	Algoritmo de Controle em Cascata	61
3.2.2	Análise de Estabilidade	62
3.3	Experimentos e Resultados	64
4	CONTROLE DE SEGUIMENTO DE TRAJETÓRIA	71
4.1	O Controlador Dinâmico	71
4.2	Seguimento de Trajetória com Saturação das Velocidades	72
4.2.1	Algoritmo de controle dinâmico	74

4.2.2	Análise de Estabilidade	74
4.2.3	Calculando os ganhos para saturar as velocidades	75
4.2.4	Resultados de Simulações	75
4.2.5	Discussões	77
5	CONTROLE ADAPTATIVO	83
5.1	Estrutura de Controle	83
5.2	Controle Adaptativo Dinâmico	84
5.2.1	Análise de Estabilidade	87
5.3	Resultados Simulados	88
5.4	Resultados Experimentais	92
5.5	Discussões	95
6	CONTROLADOR DE DESVIO DE OBSTÁCULOS	99
6.1	A Abordagem de Desvio de Obstáculos Proposta	100
6.1.1	Controlador de Posição	100
6.1.2	Abordagem de Escape Vertical	102
6.1.3	Abordagem de Escape Lateral	103
6.1.4	Simulações e Discussões	104
6.2	Abordagem de Campo Potencial para Evitar Colisão	106
6.2.1	Evitando Colisões	107
6.2.2	Controlador para evitar colisões	109
6.2.3	Controle para evitar colisões e seguimento de trajetória	110
6.2.4	Análise de estabilidade para o controlador baseado no espaço nulo	111
6.2.5	Simulação e Resultados Experimentais	113
6.2.6	Discussões	116
7	CONTROLE UTILIZANDO FUSÃO DE CONTROLADORES	119
7.1	Controladores PVTOL Utilizados	120
7.2	Fusão dos Controladores PVTOL	121
7.2.1	Filtro de informação descentralizado	121
7.2.2	A arquitetura de controle proposta	122
7.2.3	Estimando as ações de controle para o VANT	123
7.3	Resultados Experimentais	125
7.4	Discussões	127
8	CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS	129
8.1	Contribuições da Tese	130
8.2	Trabalhos Futuros	130

REFERÊNCIAS	133
------------------------------	------------

APÊNDICES	143
------------------	------------

	APÊNDICE A – MODELAGEM MATEMÁTICA DOS VANTS . . .	145
A.1	Princípio de Funcionamento dos VANTS	145
A.2	Modelo Simplificado Dinâmico do VANT	145
A.2.1	Identificação da Modelagem Simplificada do VANT	148
A.3	Modelo Dinâmico Detalhado de Alto Nível: Propriedades e Elementos Matriciais	148

1 Introdução

Nos últimos anos, é notório o crescente desenvolvimento de veículos aéreos não tripulados (VANT) do tipo multirotores, motivado por sua capacidade de voar em ambientes interiores e exteriores (FERRICK et al., 2012) e suas vantagens em relação a outras máquinas voadoras, como a capacidade de decolar e aterrissar verticalmente, deslizar, avançar e afastar-se, bem como mudar sua direção de vôo e parar seu movimento abruptamente (GARCIA; LOZANO; DZUL, 2005). Essas características os tornam adequados para voar em ambientes interiores, como escritórios e laboratórios (TOURNIER et al., 2006). Tornando-os mais versáteis que os veículos terrestres, possibilitando uma visão global do espaço de trabalho, o que é fundamental em tarefas como vigilância ou inspeção, por exemplo.

Tradicionalmente, os métodos para determinar a postura (posição e orientação) de um VANT, para a navegação autônoma e controle, são tratados pela combinação de unidades de medições inerciais (IMU do inglês, *Inertial Measurement Unit*). Nesta configuração, as acelerações e as taxas angulares da IMU podem ser integradas no tempo, e as atualizações de posição são obtidas de sucessivas integrações, limitando a confiabilidade destas informações. Para solucionar tal problema, é comum combiná-las com dados provenientes de um sistema de localização global (GPS). No entanto, a dependência da recepção de sinais de GPS insere limitações artificiais em aeronaves, tais como pequenos VANTs que operam em ambientes interiores.

Neste contexto, esta tese investiga estratégias de baixo custo para a realização de experimentos com VANTs em ambientes interiores, utilizando apenas um sensor de profundidade RGB-D. Os sensores de visão permitem extrair informações sobre o ambiente de navegação determinando a localização de pontos de interesse.

As observações subsequentes do sensor de visão podem, por sua vez, serem usadas em uma estrutura de fusão sensorial, combinando com as informações sensoriais da aeronave. Os pontos de interesse são detectados em cada imagem, utilizando um método simples de identificação, também desenvolvido pelo autor, utilizando funções polinomiais. Essas medidas de característica são correspondentes a cada quadro. Assim, as observações sequenciais de um ponto de referência permitem estimar a localização do ponto no espaço, assim como sua orientação, através de figuras elípticas que representam a aeronave.

A implementação de sistemas de navegação e controle para utilização com veículos aéreos não tripulados também faz parte das propostas desta tese. Desenvolvem-se controladores que possibilitam a aplicação de robôs aéreos em missões clássicas de posicionamento, rastreamento de trajetória e seguimento de caminhos. Também se explora o rastreamento de trajetória para desenvolvimento de outros controladores, capazes de desviar de obstáculos, evitar colisões, adaptar os parâmetros da modelagem durante o voo e,

por fim, utilizando-se um método capaz de saturar as velocidades máximas do controlador para respeitar as limitações dos atuadores da aeronave. Em todos os casos, utilizou-se um modelo matemático simplificado que representa os movimentos do veículo, considerando a existência de uma estrutura hierárquica de controle proporcionada pelo piloto automático já disponível a bordo.

Com o intuito de validar um modelo matemático mais detalhado, também se criou uma estrutura de fusão de sinais de controladores PVTOL (termo originário do termo em inglês *Planar Vertical Takeoff and Landing*) para realizar tarefas mais complicadas de navegação, como por exemplo seguimento de caminho ou rastreamento de trajetórias, já que tais controladores eram usados apenas para posicionamento, utilizando o método de comutação entre controladores.

Alguns resultados correspondentes a simulações de voos são apresentados, para a demonstrar viabilidade da aplicação dos controladores propostos em aplicações em tempo real. Esses métodos são integrados à plataforma desenvolvida para vôos em ambientes interiores, e verificados através da execução de diversas tarefas de navegação autônoma com um VANT real. A metodologia desenvolvida também se estende à aplicação de veículos equipados com outros sensores, por exemplo uma câmera acoplada ao VANT. Esta estrutura desenvolvida permite que as aeronaves sejam capazes de executar quaisquer tarefas de controle no ambiente e que possam manter uma estimativa de postura sem "deriva" ao longo do experimento.

1.1 Definição do Problema

Melhorar o desempenho e a qualidade de navegação dos VANTs é um objetivo interessante para a robótica aérea, já que os VANTs podem ser usados em uma ampla gama de aplicações, como aplicações militares, civis, industriais, comerciais e agrícolas, como vigilância, rastreamento de objetos, treinamento de vôo, avaliação de danos de batalha, resgate de vítimas, pulverização de culturas e inspeção de pontes, por exemplo.

A combinação de uma IMU com um receptor do sistema de posicionamento global (GPS) geralmente é usada para determinar a posição e a atitude de uma aeronave (SA-[ADEDIN](#); [ABDEL-HAFEZ](#); [JARRAH](#), 2013). Nesta configuração, as acelerações e as taxas angulares dos acelerômetros e giroscópios da IMU podem ser integradas no tempo e as atualizações de posição do GPS podem ser usadas para limitar os erros resultantes da integração. Esta solução para o problema de navegação torna a aeronave propensa a falhas devido à dependência na recepção de sinais externos da rede GPS. Os sinais de GPS podem sofrer obstruções em determinados ambientes, e a recepção desses sinais também pode ser bloqueada.

Os sensores de visão demonstraram imenso potencial de aplicação ([ACGTELIK et al.](#), 2009; [BACHRACH et al.](#), 2011; [LI et al.](#), 2013) para localização, uma vez que fornecem

dados sobre o ambiente e, simultaneamente, permitem a possibilidade de inferir informações sobre o movimento do veículo a partir dessas imagens. No entanto, muitas vezes os resultados apresentados nessas áreas foram aplicadas a robôs terrestres, onde as considerações de tamanho e carga útil muitas vezes não são uma limitação. Os robôs terrestres também têm a opção de parar o movimento para processar informações de forma segura e planejar o próximo movimento, enquanto os veículos aéreos que operam em espaço 3D podem falhar sem apresentar atualizações durante esse período.

Na recente busca pela validação experimental das técnicas de navegação e controle aplicadas na robótica aérea, diversos equipamentos passaram a auxiliar os pesquisadores, ganhando bastante destaque na literatura científica. Em (LUPASHIN et al., 2014), por exemplo, os autores apresentam detalhes e características técnicas da construção de um laboratório especializado que aplica sensores de captura de movimento para rastrear com precisão os movimentos de objetos inseridos em um espaço de trabalho. Tal recurso foi aplicado, tendo obtido resultados surpreendentes nos últimos anos, como aquele descrito em (HEHN; D'ANDREA, 2011a), onde se observa um quadrimotor voando enquanto equilibra um pêndulo invertido. Outro bom exemplo são os dispositivos denominados como piloto automático que acompanham os VANTs mais modernos (CHAO; CAO; CHEN, 2010), que representam aparelhos dentro dos quais técnicas de navegação e controle são implementadas com o objetivo de auxiliar os operadores humanos na pilotagem dos veículos.

Neste contexto, torna-se evidente a necessidade de investir em sistemas auxiliares de localização do veículo para realizar a validação experimental dos algoritmos de controle. Especificamente em termos de controle, há diferentes métodos e técnicas aplicáveis aos VANTs. No entanto, muitos trabalhos se baseiam apenas em simulações (BERNHARDT; SCHRECK; WILLNOW, 1995; RODIC; MESTER, 2011; BRANDAO et al., 2013). Nesta tese, a avaliação dos controladores propostos é inicialmente feita através de análise teórica, e comprovada por simulações e, na sequência, através de experimentos práticos, que validam o estudo teórico.

1.2 Motivação

As motivações para o desenvolvimento dos estudos desta tese de doutorado são, principalmente:

- Desenvolvimento de uma plataforma auxiliar de localização de baixo custo para prover experimentos em robótica aérea que seja facilmente implementada em laboratórios;
- Desenvolvimento de algoritmos para sistemas de navegação e controle, primeiramente no que se refere à implementação de simulações, e, posteriormente, na vali-

dação experimental destas tecnologias.

1.3 Objetivos Geral e Específicos

Como objetivo geral desta tese de doutorado, destaca-se o desenvolvimento de técnicas de navegação e controle de VANTs modernos, além de sua validação experimental.

Para alcançar tal objetivo geral, listam-se a seguir alguns objetivos específicos, a saber,

- Desenvolver uma plataforma para auxiliar na localização do VANT e, consequentemente, aprimorar seu sistema de navegação, baseado na fusão de dados de visão computacional e sensores inerciais;
- Validar experimentalmente a plataforma e sua arquitetura de fusão;
- Propor projetos de sistemas de controle e suas aplicações em ambientes interiores, baseado em modelagens simplificadas e detalhadas do VANT;
- Apresentar algumas simulações dos sistemas de controle propostos para validar teoricamente os métodos implementados;
- Apresentar sistematicamente a validação dos sistemas propostos através de voos experimentais.

1.4 Estado da Arte

Os sistemas tradicionais de navegação baseados em informações transmitidas sem fio, como o Sistema de Posicionamento Global (GPS), são amplamente utilizados para garantir uma tarefa de auto-posicionamento. No entanto, ambientes interiores permanecem inacessíveis aos sistemas de posicionamento externo, limitando a capacidade de navegação dos sistemas de GPS baseados em satélite (FLORES-COLUNGA et al., 2014). A maioria das aplicações internas usa dispositivos comercialmente disponíveis com luz infravermelha para localizar o VANT através da visão por computador, como o sistema *VICON* (<http://www.vicon.com>) e o sistema *CODA* (<http://www.codamotion.com>). O *Flying Machine Arena* do Instituto Federal de Tecnologia de Zurique (ETHZurich), de Zurique, Suíça, é um exemplo de um espaço de pesquisa experimental construído especificamente para o estudo de sistemas autônomos e robóticos aéreos (LUPASHIN et al., 2011; LUPASHIN et al., 2014). Nesta arena, o sistema *VICON* gera dados de posição de quadrimotores, que são usados para realizar diferentes tipos de tarefas (HEHN; D'ANDREA, 2011b; LUPASHIN; D'ANDREA, 2011; WILLMANN et al., 2012; HEHN; RITZ; D'ANDREA, 2012; SCHOELLIG et al., 2014). Outro exemplo famoso é o *GRASP Laboratory* (MICHAEL et al., 2010), da Universidade da Pennsylvania, Estados Unidos,

onde os quadrimotores voam precisamente através de lacunas estreitas, pousam automaticamente em superfícies invertidas e executam vôos de formação agressivos (MELLINGER; MICHAEL; KUMAR, 2014; TURPIN; MICHAEL; KUMAR, 2012).

No entanto, o sistema *VICON* pode ser muito caro. Uma alternativa é usar marcadores visuais no laboratório. Como exemplo, em (SANTANA; BRANDÃO; SARCINELLI-FILHO, 2016a) a posição e a orientação do VANT são estimadas através da extração de recursos de imagens de marcadores conhecidos no ambiente, usando as câmeras internas do veículo. No entanto, outros estudos também apresentam soluções similares através do uso de diferentes tipos de câmera, como visão monocular (WEISS et al., 2013), visão estéreo (ACGTELIK et al., 2009) e RGB-D (FLORES-COLUNGA et al., 2014; HUANG et al., 2017). Apesar de serem soluções de baixo custo, esses equipamentos têm desvantagens, como a sensibilidade às mudanças de luz, o alto custo de processamento e a exigência de marcadores externos. Em (HUANG et al., 2011) é apresentado um método que realiza a fusão de dados fornecidos por uma câmera RGB com um mapa de profundidade para tarefas de mapeamento. Seguindo esta abordagem, para reduzir custos e não exigir marcadores, o protótipo da plataforma desenvolvido neste trabalho propõe uma estrutura para localização e execução de experimentos com VANTs em ambientes internos.

Por outro lado, algumas pesquisas se dedicam a projetar sistemas de navegação e controle, construídos com base apenas em equipamentos embarcados no VANT. Isso permite a utilização dos veículos em ambientes não estruturados, para navegar ou mapear áreas de forma autônoma (LUCAS, 2016). Por exemplo, em (WEISS et al., 2013; FAESSLER et al., 2016) descrevem resultados obtidos com sistemas de navegação projetados usando visão computacional monocular, tratando as imagens obtidas com uma câmera de vídeo em conjunto com sensores inerciais para realizar a estimativa de movimentos do veículo. Em (SHEN et al., 2014; BURRI et al., 2015; CHARROW et al., 2015), por sua vez, equipamentos de alta tecnologia são utilizados para explorar e mapear ambientes desconhecidos, através de técnicas de SLAM aplicando fusão sensorial para combinar leituras de escaneadores a laser, GPS, câmeras de vídeo estéreo e RGB-D, além de outras informações sensoriais, para localizar o veículo nesses ambientes. As implementações mais recentes apontam novas possibilidades, como aquelas descritas em (LOIANNI et al., 2015), onde os algoritmos de navegação por visão monocular e controle são migrados para dentro de celulares modernos utilizando os processadores, câmeras e sensores inerciais do próprio celular para embarcar uma central de comando no voo junto do VANT, e em (LIU et al., 2016; CHEN; LIU; SHEN, 2016) em que sistemas de direção estão sendo aperfeiçoados para tomada de decisão, reagindo rapidamente à detecção de obstáculos e a interferências no caminho do VANT, redirecionando sua navegação por regiões livres.

Os VANTs têm dinâmicas não-lineares, com características que não são apenas difíceis de medir, mas também podem variar ao longo da realização da tarefa. A maioria das técnicas de controle de voo baseia-se no modelo particular do veículo que está sendo

controlado e, portanto, muitos algoritmos precisam de uma boa identificação do modelo (SANTANA; BRANDÃO; SARCINELLI-FILHO, 2016a) ou métodos para atualizar o modelo dinâmico do VANT (HATAMLEH; MA; PAZ, 2009; LIN et al., 2013; YE et al., 2006). Estas técnicas são desejáveis em aplicações com VANTs, uma vez que tornam a navegação autônoma do veículo mais suave.

Para aprimorar as noções gerais sobre os conceitos e as tecnologias envolvidos na construção dos VANTs, pode-se citar alguns livros de referência. Em (CASTILLO; DZUL; LOZANO, 2004a) tem-se um documento cujos autores foram pioneiros na divulgação de trabalhos com resultados experimentais com VANTs de pequeno porte sendo controlados por computador. Além disso, existem informações sobre técnicas de modelagem e controle aplicadas em diversas arquiteturas diferentes de veículos aéreos, incluindo o PV-TOL, helicópteros, quadrimotores e outros, o que torna tal texto uma leitura totalmente recomendável para autores que buscam demonstrações válidas em testes experimentais de tempo real, para a regulação da posição e orientação tridimensionais dos veículos.

Ainda sobre sistemas de controle, os VANTs têm atraído a atenção de muitos pesquisadores, tanto da comunidade de controle quanto da comunidade de robótica, devido aos desafios e à oportunidade de desenvolver e testar novas estratégias de controle. De fato, uma grande variedade de artigos sobre o controle de aeronaves de asas rotativas já está disponível na literatura. Alguns deles são baseados em controle adaptativo, como em (KENDOUL, 2009), onde se propõe um controlador não linear adaptativo para voo baseado em visão usando um quadrimotor. Outros trabalhos usam a técnica de *backstepping*, como é o caso em (MADANI; BENALLEGUE, 2006a). Já em (MELLINGER; KUMAR, 2011) o algoritmo desenvolvido gera trajetórias ótimas através de uma sequência de posições 3D e ângulos de guinada. Tais trajetórias são então seguidas precisamente, usando um controlador não linear com laços interno e externo (do inglês *inner- and outer-loop controller*), também denominados controladores em cascata.

Por sua vez, em (CASTILLO; DZUL; LOZANO, 2004b) é proposto um esquema de controle não linear em tempo real com saturação, baseado no critério de estabilidade de Lyapunov. Outros exemplos de estratégias de controle podem ser encontrados em (BRANDAO; SARCINELLI-FILHO; CARELLI, 2010) e (BRANDAO; SARCINELLI-FILHO; CARELLI, 2013b), onde um controlador sub-atuado é proposto. Também merece menção o trabalho descrito em (CASTILLO; LOZANO; DZUL, 2005), onde os autores comparam o desempenho do seu controlador não linear com o de um controlador linear, no caso o regulador linear quadrático (LQR, do inglês *Linear Quadratic Regulator*), o qual apresenta problemas de estabilidade quando o sistema é levado a operar longe do ponto de operação usado no projeto do controlador linear.

Nota-se que todos os trabalhos acima mencionados, assim como muitos outros, são baseados no modelo não linear do veículo, o que muitas vezes torna difícil implementar as leis de controle, tanto por conta da alta demanda computacional do algoritmo quanto

pelo fato do grau de idealismo do modelo ser tal que é impossível realizar um experimento fora do laboratório, por exemplo. Uma alternativa é apresentada em (HAUSER; SASTRY; MEYER, 1992), onde os autores introduzem o conceito de tarefas PVTOL, que corresponde a um voo inteiramente num plano vertical. Ou seja, a aeronave decola verticalmente, se orienta em relação ao ponto objetivo, avança em linha reta até atingir tal ponto, para e pousa.

Em (BRANDAO, 2013), se propõem controladores não lineares aplicados a VANTs em missões de posicionamento, rastreamento de trajetória e seguimento de caminhos no espaço aéreo 3D. Trata-se de um excelente documento, com detalhes importantes sobre o modelo dinâmico da aeronave, obtido segundo as equações de Euler-Lagrange e segundo as equações de Newton-Euler. Em adição, apresenta-se a representação do modelo de um VANT (helicóptero ou quadrimotor) com enfoque em sua característica de sistema subatuado, dado que tais veículos apresentam mais variáveis a controlar que comandos de controle. O texto ainda cobre desde conceitos básicos de funcionamento dos veículos, passando por teorias de modelagem, controle e simulação, chegando em testes e demonstrações experimentais com restrições de movimentos, de modo que seu deslocamento se restrinja ao eixo Z e, em seguida, aos planos verticais XZ e YZ , sempre tendo como referência o sistema inercial.

Outra abordagem interessante utilizada em experimentos práticos é a utilização de modelos mais simples que representem parcialmente a dinâmica dos VANT, como é o caso do quadrimotor AR.Drone, da Parrot, utilizado nos experimentos realizados ao longo desta pesquisa. Em (BRISTEAU et al., 2011) se apresenta o VANT AR.Drone como o primeiro veículo de custo acessível para uso recreativo. Alguns detalhes sobre os sistemas computacionais embarcados no piloto automático do veículo são expostos, demonstrando como ele realiza sua integração com usuários iniciantes, sem qualquer experiência de pilotagem. Em (KRAJNÍK et al., 2011), esse veículo é defendido como uma plataforma experimental de baixo custo especialmente útil para pesquisas científicas, demonstrando seu uso em aplicações de controle servo-visual de posicionamento.

Essa tese é fundamentada em conceitos apresentados em (SANTANA; BRANDÃO; SARCINELLI-FILHO, 2016a), onde testes experimentais são realizados através do uso desse VANT, facilitando a reprodução dos resultados. Os autores propõem um modelo matemático simplificado para representar os movimentos do veículo, considerando a existência de uma estrutura hierárquica de controle proporcionada pelo piloto automático, quando associado a um controlador externo. Além disso, os sistemas de controle desenvolvidos são constituídos de algoritmos obtidos por técnicas de inversão do modelo matemático simplificado. Sobre a navegação, uma estrutura de fusão de sensores é proposta utilizando apenas um filtro de Kalman para combinar dados da câmara de profundidade RGB-D acoplada ao sistema de controle do VANT com informações da IMU disponível a bordo do mesmo. Observe-se a diferença, em comparação com o trabalho descrito em

([ENGEL; SCHÖPS; CREMERS, 2014](#)), cujo principal resultado é um sistema de navegação construído a partir da fusão sensorial utilizando um filtro de Kalman estendido (EKF, do inglês *Extended Kalman Filter*), utilizando os dados inerciais do veículo e dados de visão computacional monocular originados pela aplicação do algoritmo PTAM (do inglês *Parallel Tracking and Mapping*) ([KLEIN; MURRAY, 2007](#)). O sistema apresentado é projetado para calcular a pose de uma câmera em um ambiente desconhecido, através de características identificadas nas imagens, em conjunto com um fator de escala estimado através de um procedimento inicial de calibração, e depois através de outras informações sensoriais do VANT. A principal vantagem apresentada pelo sistema de navegação proposto é a independência de uma marcação visual previamente fixada no ambiente, sendo testado em aplicações de controle de posicionamento do veículo, com resultados adicionais de rastreamento de trajetórias realizados posteriormente em ([MERCADO; CASTILLO; LOZANO, 2015](#)), e também de detecção e navegação entre obstáculos em ([ESRAFILIAN; TAGHIRAD, 2016](#)).

Em todos os sistemas acima mencionados os sistemas de controle são atrelados a um algoritmo de fusão de dados, para propiciar uma estimação eficiente da postura do veículo. Toda a modelagem matemática apresentada em ([SANTANA; BRANDÃO; SARCINELLI-FILHO, 2016a](#)) será utilizada nesta tese para o desenvolvimento de outros controladores. Adicionalmente, foi desenvolvida uma estrutura de fusão de dados, optando por um filtro de informação descentralizado (DIF, do inglês *Decentralized Information Filter*) devido algumas características importantes que este filtro apresenta em relação ao KF (do inglês *Kalman Filter*), EKF e DKF (do inglês *Extetend Kalman Filter* e *Decentralized Kalman Filter*, respectivamente). No decorrer do texto, o mesmo filtro é utilizado para combinar informações de sensores e de sinais de controle.

Observações adicionais acerca do estado da arte também são apresentadas durante os capítulos seguintes, restritos aos temas específicos ali abordados.

1.5 Publicações da Tese

No decorrer dos estudos sintetizados nesta tese, algumas contribuições foram registradas e compartilhadas em formato de trabalhos científicos, conforme a enumeração a seguir:

- Trabalhos publicados em periódicos internacionais (QUALIS A1, conforme o Comitê de Avaliação Engenharias IV da CAPES)
 - "Indoor low-cost localization system for controlling aerial robots", publicado em *Control Engineering Practice* ([SANTOS et al., 2017](#)).

- "A Novel Null-Space Based UAV Trajectory-tracking Controller with Collision Avoidance", publicado em *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics* ([SANTOS et al., 2017](#)).
- Trabalhos publicados em periódicos internacionais (QUALIS A2, conforme o Comitê de Avaliação Engenharias IV da CAPES)
 - "An Adaptive Dynamic Controller for Quadrotor to Perform Trajectory Tracking Tasks", publicado em *Journal of Intelligent and Robotic Systems* ([SANTOS et al., 2018](#)).
- Trabalhos publicados em anais de eventos internacionais
 - "Adaptive Dynamic Control for Trajectory Tracking with a Quadrotor" ([SANTOS et al., 2017](#))
 - "Trajectory tracking for UAV with saturation of velocities" ([SANTOS; SARCI-NELLI-FILHO; CARELLI, 2016](#))
 - "Estimating and controlling UAV position using RGB-D/IMU data fusion with decentralized information/Kalman filter" ([SANTOS et al., 2015b](#))
 - "UAV obstacle avoidance using RGB-D system" ([SANTOS et al., 2015a](#))
 - "Seguimiento de Camino con Modelo Dinámico Simplificado de un Vehículo Aéreo de Cuatro Rotores" ([SANTOS et al., 2015](#))
 - "Indoor waypoint UAV navigation using a RGB-D system" ([SANTOS; SARCI-NELLI-FILHO; CARELLI, 2015](#))
- Trabalhos publicados em anais de eventos nacionais
 - "Controle Dinâmico Adaptativo para Veículos Aéreos Não-Tripulados" ([SANTOS et al., 2016](#))
 - "Estimação de Posição e Atitude de um Veículo Aéreo Não Tripulado Baseada em GPS, IMU e Dados Visuais" ([AMORIM et al., 2015](#))
 - "Controle de posição de um VANT utilizando diferentes frequências de atualização das observações na fusão sensorial" ([SANTOS et al., 2015](#))
 - "Controle e Estimação de Posições 3D de um VANT com um Sistema de Cap-tura usando uma Câmera de Profundidade" ([SANTOS et al., 2014](#)). Artigo premiado com o título de melhor trabalho da área.

1.6 Estrutura do Trabalho

Esta tese começa por apresentar algumas informações preliminares sobre como as medidas podem ser obtidas a partir de sensores de profundidade, e uma visão geral dos

métodos de sistemas de controle empregados neste trabalho. A seguir, os demais capítulos discriminam os controladores desenvolvidos, com resultados experimentais reais ou simulados para validar a efetividade de cada implementação. Para facilitar a compreensão do texto, esta tese está estruturada em capítulos e apêndices, conforme a descrição a seguir:

O apêndice [A](#) traz uma transcrição das equações matriciais representando um modelo dinâmico simples e outro completo de um VANT, assim como a descrição de técnicas para identificação dos parâmetros do modelo simplificado. Essas informações são essenciais para compreender os sistemas de controle desenvolvidos nos demais capítulos.

No capítulo [1](#) estão contidas informações introdutórias sobre o tema abordado, com a apresentação de alguns laboratórios e temas relacionados à localização de veículos aéreos não tripulados, assim como é discutida a importância de aprimorar a estimativa da postura do VANT. Em seguida, apresenta-se a definição do problema abordado, demonstrando o estado da arte no uso dos VANTs na literatura, ressaltando as contribuições desta tese.

O capítulo [2](#) apresenta um sistema de localização de baixo custo para guiar um veículo aéreo não tripulado (VANT) em vôos internos, considerando um ambiente com textura invariante à iluminação interior. Estas informações serão utilizadas nos Capítulos [3](#), [4](#), [5](#) e [6](#), que executam experimentos reais. Assim, o capítulo trata de uma proposta para estimar a posição e orientação do VANT, através de um esquema de fusão de diversos sensores, com informações provenientes de sensor RGB-D, uma unidade de medição inercial (IMU), um sensor ultrassônico e estimativas de velocidade através de fluxo óptico.

Nos capítulos [3](#), [4](#), [5](#), [6](#) e [7](#), são apresentadas as aplicações denominadas de sistemas de navegação e controle desenvolvidas para ambientes interiores, isto é, de laboratório. É realizada uma discussão completa dos algoritmos e várias simulações comprovam a efetividade do controle desenvolvido na teoria. Além disso, alguns experimentos reais corroboram sua aplicabilidade real em problemas de navegação, como posicionamento, seguimento de caminhos e rastreamento de trajetórias. São diversas aplicações desenvolvidas para diferentes problemáticas relacionadas à navegação autônoma. Os capítulos [5](#), [6](#) e [7](#) recebem destaque por tratarem de métodos de controle adaptativo, controle para evitar colisão e controle baseado na fusão de comandos provenientes de controladores PVTOL, respectivamente.

Finalmente, no Capítulo [8](#) são apresentadas algumas conclusões e indicações de trabalhos futuros, através da aplicação das ideias apresentadas nesta tese.

2 Plataforma Experimental

2.1 Protótipo da Plataforma para Ambientes Interiores

Alguns laboratórios adotaram o conceito de espaços inteligentes para robôs móveis, como é relatado em (MORIOKA; HASHIMOTO, 2004), (STEINHAUS; STRAND; DILLMANN, 2007) e (LOSADA et al., 2010). Algumas das tecnologias utilizadas para a localização em ambientes interiores obtêm precisão de nível de centímetro, como banda ultra-larga (UWB) (AHN; YU; LEE, 2007), luz infravermelha (LUPASHIN et al., 2011), (WANT et al., 1992), sistemas de visão estéreo (ELMEZAIN; AL-HAMADI; MICHAELIS, 2009) ou sistemas de visão computacional (LUPASHIN et al., 2011), (RAMPINELLI et al., 2014). No entanto, todos esses métodos precisam de um investimento considerável para a estruturação do ambiente (HAZAS; SCOTT; KRUMM, 2004).

Kinect[®] e Xtion Pro Live[®] saíram como sensores que atingiram um preço aceitável em comparação com os sistemas acima mencionados, e apesar do baixo custo alcançam resultados semelhantes (REGAZZONI; VECCHI; RIZZI, 2014). Neste apêndice, propõe-se uma solução simples e de baixo custo, usando informações de profundidade proporcionadas por esses sensores, para detectar e localizar objetos em um ambiente interior. Figura 1 apresenta a estrutura da plataforma proposta.

Os pontos da imagem de profundidade gerada pelo sensor de profundidade indicam a distância do sensor aos objetos no ambiente de navegação. Assim, o primeiro passo para detectar o VANT em um ambiente interior pode ser realizado através da subtração de fundo (LAMPERT et al., 2005). Em suma, esse método envolve a aquisição de uma

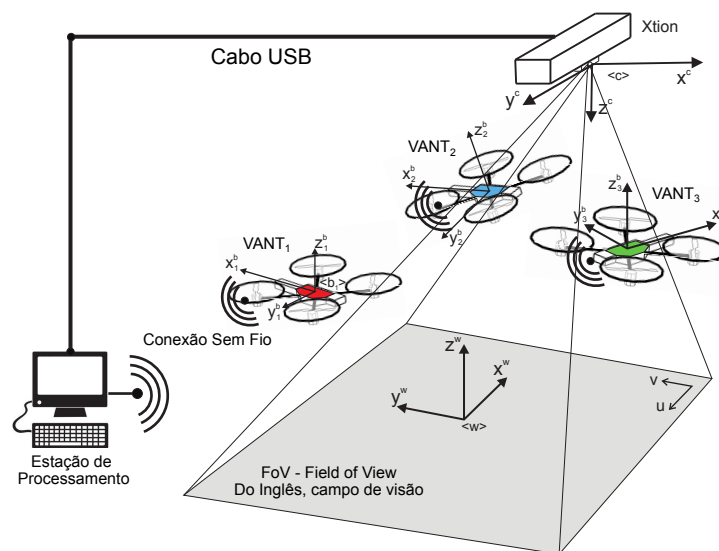


Figura 1 – Esquemático do espaço tridimensional da plataforma de baixo custo aqui proposta para ambientes interiores.

sequência de imagens do ambiente na ausência do VANT, a partir do qual um modelo de fundo é gerado. Mais tarde, após a introdução do VANT no ambiente, a subtração do fundo é realizada sempre que uma nova imagem é adquirida, de modo que o que resta na imagem muito provavelmente contém o VANT. Em seguida, a imagem resultante é binarizada e a imagem final resultante dessa binarização contém algumas regiões de *blob* (do inglês, *binary large object*), que correspondem aos objetos que não estavam incluídos no modelo de fundo (VANT incluído). Na sequência, os *blobs* são comparadas a um modelo, e esses *blobs* semelhantes ao modelo são selecionados para o próximo estágio, que usa funções polinomiais relacionando a altitude do VANT com a área do *blob* para decidir se tal objeto na imagem é ou não o VANT (isto é porque a área do *blob* correspondente ao VANT depende de quão longe ou próximo o VANT está do sensor, instalado na parte superior do ambiente).

Nas próximas subseções serão apresentados diferentes métodos para detectar o VANT na imagem binarizada. Na Subseção 2.2.1, o método de Hu (HU, 1962), com seu momento invariante, é adotado para detectar e classificar o VANT. Essa estratégia é comumente adotada em aplicações robóticas para detectar e classificar objetos. Enquanto a abordagem desenvolvida neste trabalho para detectar o VANT na imagem binarizada, que se baseia apenas em funções polinomiais relacionadas com a altitude do UAV e a área correspondente do *blob* na imagem, é discutida na Subseção 2.2.2.

2.2 Detecção do VANT

2.2.1 Método de Hu

Os momentos invariantes de Hu (HU, 1962) são frequentemente usados como recursos para processamento de imagem (MERCIMEK; GULEZ; MUMCU, 2005), classificação e reconhecimento de forma (ROTHER; SUSSE; VOSS, 1996). Eles podem fornecer características de um objeto que representa de forma única sua constituição. O reconhecimento de forma é realizado por classificação no espaço da característica dos momentos, sendo invariante à rotações.

No entanto, eles são calculados sobre o limite da forma e sua região interior. Devido a essas características, esses momentos são usados para comparar uma imagem (A) com um padrão (B), usando

$$I(A, B) = \max_{i=1\dots 7} \frac{|sgn(\phi_i^A) \log(\phi_i^A) - sgn(\phi_i^B) \log(\phi_i^B)|}{|sgn(\phi_i^A) \log(\phi_i^A)|}, \quad (2.1)$$

onde sgn é uma função simples que resulta em ± 1 quando os valores são positivos ou negativos. Por sua vez, $\phi_i, i = 1, \dots, 7$, são sete momentos invariantes propostos por Hu

(HU, 1962), que são

$$\begin{aligned}
\phi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\
\phi_2 &= (\eta_{20} + \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\
\phi_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (\eta_{03} - 3\eta_{21})^2 \\
\phi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{03} + \eta_{21})^2 \\
\phi_5 &= (3\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\
&\quad + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \times [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\
\phi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + \\
&\quad 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\
\phi_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + \\
&\quad (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03}) \times [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2],
\end{aligned} \tag{2.2}$$

onde η_{pq} são os momentos relativos, o momento matemático da ordem $p + q$, que são calculados usando a equação para momentos centrais, cujos valores são definidos como

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^\gamma}, \tag{2.3}$$

onde o fator de normalização é $\gamma = (p + \frac{q}{2}) + 1$.

Assim, o valor de $I(A, B)$ foi usado para classificar os *blobs* em uma imagem, que correspondem a objetos diferentes no ambiente, como uma maneira de identificar o VANT.

2.2.2 Método de Funções Polinomiais

Neste trabalho, a identificação do VANT acontece em um ambiente interior com a presença de outros objetos. Por isso, é necessário escolher o *blob* correspondente na imagem. Um método estatístico simples que correlaciona a altitude do veículo com sua área efetiva na imagem binarizada é proposto. A Figura 2 mostra o diagrama para a detecção de VANT, com base em imagens de profundidade.

Para ajustar o sistema, um voo controlado manualmente é executado, e as imagens binarizadas correspondentes ao AR.Drone 2.0 são coletadas, juntamente com a altitude do veículo durante o voo. A partir dessas informações, os valores mínimo e máximo da área de VANT são relacionados às funcionais polinomiais. O procedimento é repetido considerando que o VANT pode voar com ou sem o seu casco de proteção. Basicamente, as funções polinomiais foram criadas para relacionar as áreas máximas e mínimas que o VANT ocupa na imagem em relação à altitude, a partir do conjunto área/altitude de dados coletados. Assim, além de detectar o VANT, é possível determinar se o veículo está com ou sem sua proteção.

Pode-se perceber intuitivamente que a área correspondente ao *blob* que representa o VANT em uma imagem aumenta quando está mais próximo da câmera no teto, e reduz quando está mais próximo do piso e vice-versa.

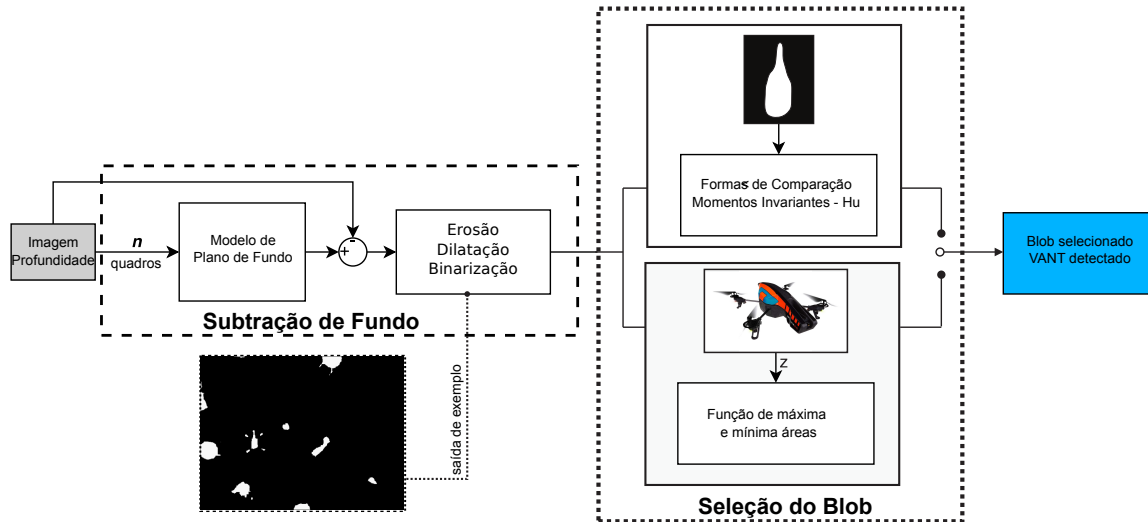


Figura 2 – Diagrama para representar como é realizada a detecção do VANT nas imagens.

As funções $g_1(z)$ e $g_2(z)$ representam as áreas máxima e mínima do VANT como uma função da altitude $z (\in \mathbb{R}^+)$. Assim, durante a decolagem, o sistema de captura proposto fornece a altitude z_{VANT} correspondente a um objeto no espaço de navegação através de um mapa de profundidade, bem como a área que o *blob* correspondente ocupa na imagem binarizada. A partir desses dados, o sistema verifica as regras

Se $blob_{area} > g_1(z_{VANT})$ então VANT não detectado
 senão se $blob_{area} < g_1(z_{VANT})$ e
 $blob_{area} < g_2(z_{VANT})$ então VANT detectado senão VANT não detectado

Depois de determinar se o VANT está na imagem capturada, as funções polinomiais correspondentes são usadas para selecionar os valores das áreas máxima e mínima associadas ao VANT, de acordo com sua altitude (z_{VANT}). Assim, a detecção do VANT é realizada simplesmente verificando se a área de *blob* do objeto presente na imagem binarizada está entre os valores máximo e mínimo para a área de VANT, sempre que uma nova imagem é capturada. Desta forma, mesmo quando mais de um *blob* (mais de um objeto) é detectado em uma imagem, o sistema de captura é capaz de detectar o VANT, supondo que ele esteja no campo de visão da câmera.

2.2.3 Estimando a Orientação e a Posição do VANT

Depois de detectar o VANT, sua postura (posição e orientação) podem ser calculadas extraindo informações da imagem. Para realizar tais cálculos, primeiro é necessário transformar as coordenadas da imagem 2D em coordenadas 3D. As coordenadas 3D, x_c^w, y_c^w e z_c^w , serão fornecidas pela câmera Xtion Pro Live (c) no referencial global (w). Para fazer

isso, é importante entender algumas transformações geométricas. Elas estão incluídas em

$$z_{ij} \begin{bmatrix} u_i \\ v_j \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f s_u & f s_\theta & o_u \\ 0 & f s_v & o_v \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_c^w \\ y_c^w \\ z_c^w \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (2.4)$$

onde z_{ij} é a profundidade do *pixel* na posição (i, j) , f é a distância focal, s_u e s_v são fatores de escala, (o_u, o_v) é o deslocamento do centro dos eixos de imagem, e \mathbf{R} e \mathbf{T} são matrizes de translação e rotação, respectivamente. Finalmente, x_c^w , y_c^w e z_c^w são as coordenadas do ponto de referência no mundo (veja (MA et al., 2001) e (SANTOS et al., 2015b) para obter mais detalhes).

Basicamente, observe que (2.4) depende dos parâmetros intrínsecos e extrínsecos da câmera e os valores de profundidade do ponto (u, v) que são localizados na linha i e coluna j do mapa de profundidade.

Neste trabalho, a posição e a orientação do VANT são determinadas pela câmera RGB-D. A posição do VANT é calculada como o centro do *blob* representando o VANT, detectado a partir das imagens de profundidade usando a subtração de fundo. Por outro lado, o método para estimar a orientação do VANT é baseado na detecção de uma elipse de inércia, que também usa o *blob* que representa o VANT na imagem em profundidade.

A elipse utilizada (elipse inercial), como mostrado em (CHAUMETTE, 2004), é centrada no centroide c do objeto e seus eixos, $2a$ e $2b$, são as linhas que passam por c , de tal modo que os momentos centrais da segunda ordem são máximo e mínimo, respectivamente. O *blob* e a elipse que representam o VANT podem ser vistos na Figura 3.

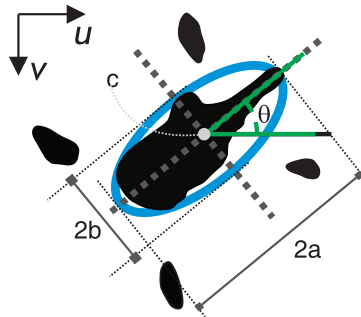


Figura 3 – *Blob* de imagem e a respectiva elipse inercial. O eixo principal indica a orientação do VANT.

As dimensões dos semi-eixos da elipse (a, b) e a orientação (θ) do semi-eixo maior em relação ao x do plano da imagem podem ser obtidas usando os momentos centrais

(representados por u) de zero, primeira e segunda ordens, da seguinte forma

$$a = 2\sqrt{\frac{A}{\mu_{00}}}, \quad (2.5)$$

$$b = 2\sqrt{\frac{B}{\mu_{00}}}, \text{ e} \quad (2.6)$$

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{\mu_{11}}{\mu_{20} - \mu_{02}}\right), \quad (2.7)$$

onde

$$A = \frac{(\mu_{20} + \mu_{02}) + [(\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2]}{2}, \text{ and} \quad (2.8)$$

$$B = \frac{(\mu_{20} + \mu_{02}) - [(\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2]}{2}. \quad (2.9)$$

Realizando a integral do centro do momento na imagem digital resulta em

$$\mu_n = \sum (x - \mu)^n f(x). \quad (2.10)$$

Neste trabalho, os momentos centrais utilizados, μ_{20} e μ_{02} , são os momentos centrais de segunda ordem de x e y , isto é, a variância de cada uma das variáveis. As variâncias de x e y são

$$\mu_{20} = \sigma_x^2 = \sum (x - \mu)^2 f(x) \quad (2.11)$$

$$\mu_{02} = \sigma_y^2 = \sum (y - \mu)^2 f(y). \quad (2.12)$$

O *blob* do VANT na imagem binarizada, como mostrado na Figura 3, sugere que a extração da orientação pode ser feita através da análise de características da extremidade frontal do *blob* com o centro do objeto. No entanto, o cálculo da orientação do UAV através da elipse de inércia é mais rápido, pois não usa todos os pontos do contorno do *blob*. É importante ressaltar que a área de *blob* está relacionada à altitude do VANT no meio ambiente. Figura 4 apresenta um exemplo do número de pontos necessários para determinar a orientação do VANT através do cálculo da orientação da elipse de inércia.

Além do método da elipse, foi implementado um método para rastrear marcadores visuais coloridos anexados ao veículo para calcular a orientação (ψ) do VANT e utilizá-los como *ground truth*, para validar os resultados obtidos com o método da elipse.

Para estimar ψ usando a informação RGB, dois marcadores visuais foram adicionados ao veículo, como mostrado na Figura 14. O uso de informações de cores para detectar objetos em movimento é um procedimento comum na robótica. Os algoritmos para rastrear os marcadores foram desenvolvidos com base na segmentação dos canais HSV, usados para representar a imagem. Para acelerar a procura dos marcadores, é determinada uma região de interesse (ROI), de modo que ao invés de procurar a totalidade de $u \times v$, calcula um retângulo de busca de dimensão $m \times n$, onde $m \ll u$ e $n \ll v$. Para determinar esse ROI, é usado o ponto médio do *blob* representando o VANT (c_u, c_v) e, de acordo com o

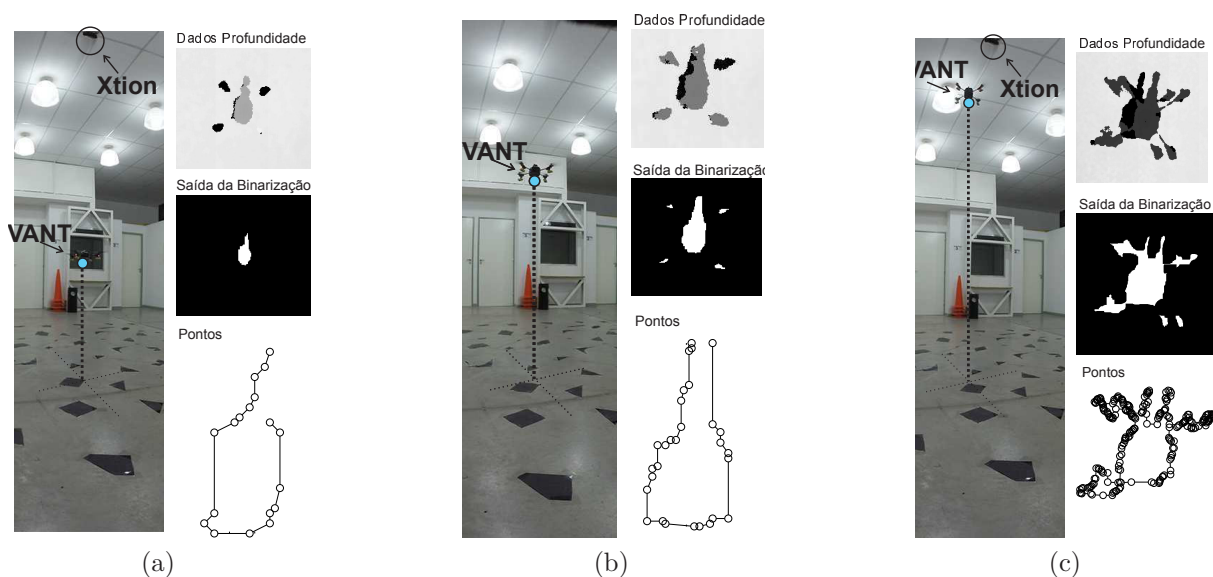


Figura 4 – Imagens correspondentes a diferentes instantes durante um voo. Em (a), o VANT está com $0.925m$ de altitude, o contorno do *blob* tem 20 pontos e a quantidade total de pontos de pixels do *blob* é 180. Em (b), o drone está na altitude de $1.60m$, com 31 pontos no contorno e um total de 723 pontos. Em (c), o VANT está a uma altitude de $2.6m$, o contorno tem 220 de pontos e o *blob* tem 14075 de pontos no total.

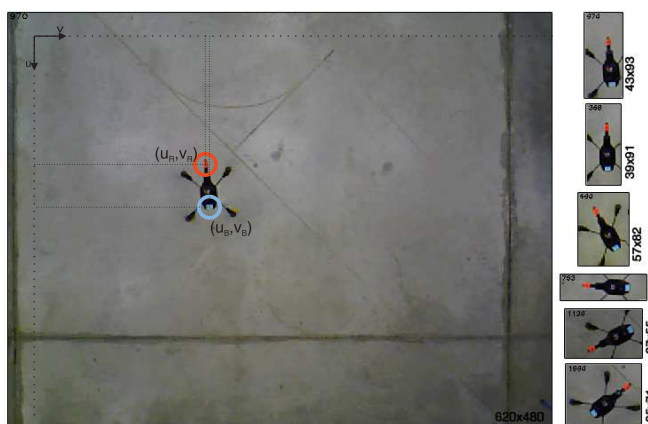


Figura 5 – Imagem do sensor RGB e ROI para reduzir a janela de busca para localizar os marcadores.

contorno do *blob*, o tamanho do ROI é determinado. Figura 5 mostra a imagem obtida pela câmera RGB e alguns quadros com o ROI no qual a pesquisa é realizada.

Portanto, (u_R, v_R) e (u_B, v_B) são os centros dos *blobs* que representam os marcadores vermelho e azul, respectivamente. Para determinar o ângulo de orientação do VANT, adota-se a relação

$$\theta_{RGB} = \text{tg}^{-1} \left(\frac{u_R - u_B}{v_R - v_B} \right). \quad (2.13)$$

Os ângulos θ e θ_{RGB} têm como referência o espaço de imagem 2D e, portanto, $[\theta, \theta_{RGB}] \in [-90^\circ, 90^\circ]$. Para isso, uma função é projetada para que o ângulo calculado a partir da

imagem possa seguir o movimento do UAV, ou seja, $\psi_{eli} = f_c^w(\theta)$ e $\psi_{RGB} = f_c^w(\theta_{RGB})$. Tal função, $f_c^w(\cdot)$, é mostrada no Algoritmo 1.

Algorithm 1 usado para converter o ângulo no espaço da imagem 2D (c) para o global (w)

Precondition: ψ_{k-1} e θ são o ângulo convertido na etapa anterior e o ângulo de entrada a ser convertido, respectivamente.

```

1: function CONVERTTOcw( $\psi_{k-1}, \theta$ )
2:   var  $\psi_k \leftarrow -\theta$ 
3:   var  $s \leftarrow \text{sgn}(\psi_k)$ 
4:   var  $\delta \leftarrow \theta - \psi_{k-1}$ 
5:   if  $|\delta| \geq \delta_{max}$  then
6:      $\psi_k \leftarrow \psi_{k-1} + \delta - (s) * \pi$ 
7:   else
8:      $\psi_k \leftarrow \psi_{k-1} + \delta$ 
9:   end if
10:  return  $\psi_k$ 
11: end function

```

2.2.4 Resultados na Detecção do VANT

Para estimar as funções $g_1(z)$ e $g_2(z)$ alguns voos manuais foram realizados com o quadrimotor AR.Drone 2.0, para coletar dados relativos à área ocupada pelo VANT nas imagens coletadas e as altitudes respectivas. Esses voos foram realizado sem a utilização do casco de proteção do veículo.

A detecção e a classificação dos objetos através dos momentos de Hu são importantes ferramentas computacionais para a plataforma, pois permitem a detecção de qualquer forma desejada, incluindo o VANT. No entanto, este estudo propõe um método menos exigente, em termos de computação (nossa abordagem exige $1,1831 \pm 0,3103$ ms e o algoritmo de Hu exige $13,8443 \pm 5,2632$ ms de tempo de processamento, diferença que está ilustrada na Figura 7). Nossa abordagem para detectar o VANT é baseada nas funções g_1 e g_2 obtidas conforme descrito na sequência.

Com base nas imagens coletadas e nas altitudes correspondentes de vôos operados manualmente, a Figura 6 apresenta as constantes estimadas para as funções polinomiais de terceiro grau, o que ajudará na detecção do VANT no ambiente de navegação. Como pode ser visto na figura, a região de interesse é bem definida pelas funções g_1 e g_2 .

Na Tabela 1 são apresentadas as constantes estimadas para as funções polinomiais de terceiro grau, o que ajudará na detecção do VANT no ambiente de navegação. As Figuras 8a e 8b apresentam os resultados de detecção do VANT (nesse caso, o *blob* de maior área é considerado como sendo mais provável corresponder ao VANT) e o resultado com os polinômios propostos, respectivamente.

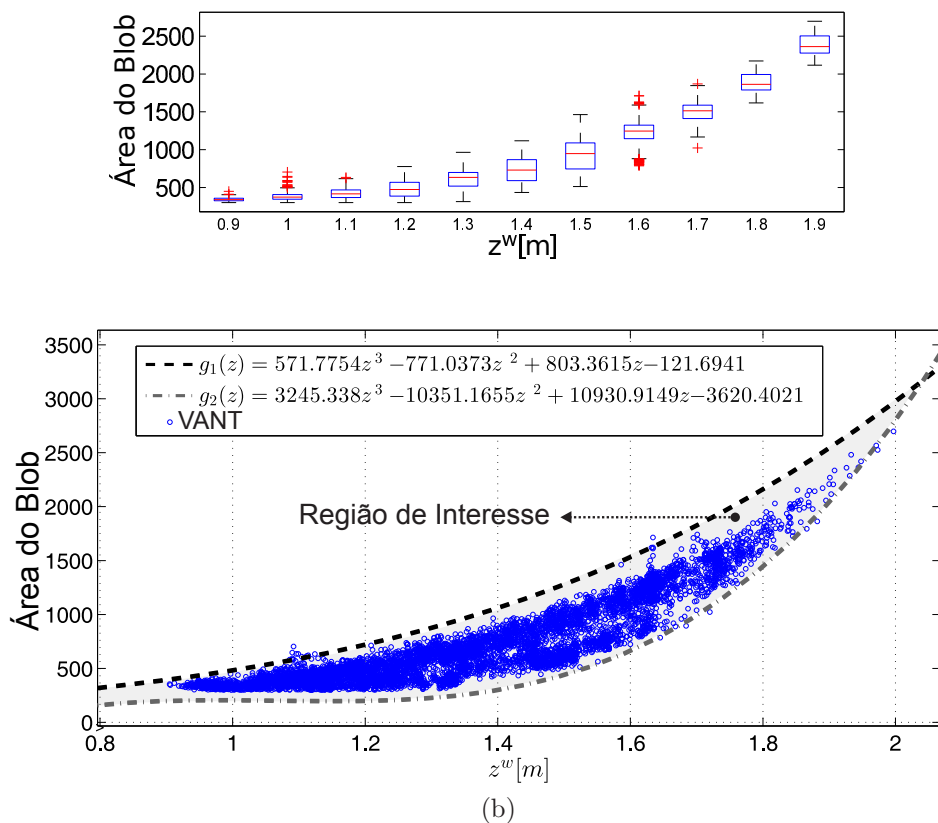


Figura 6 – (a) Os dados utilizados para calcular as funções g_1 e g_2 são apresentados. Em (b) as funções polinomiais e a região de interesse para detectar o VANT são apresentadas.

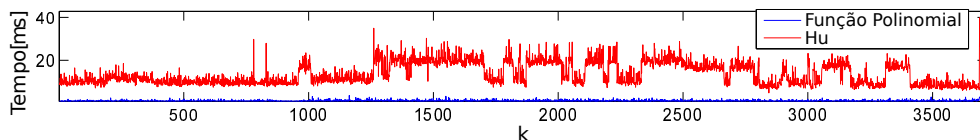


Figura 7 – Diferença entre o tempo de processamento usando Momentos de Hu e as funções polinomiais para detectar o VANT.

Tabela 1 – Parâmetros e variáveis das funções polinomiais para detecção do VANT.

<i>função</i>	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>
<i>f1</i>	+12380	+1775	+26219	+2667
<i>f2</i>	+26971	-33693	+15415	- 726.8
<i>g1</i>	+14636	-32236	+26218	-3839
<i>g2</i>	+13702	-35364	+29752	-6848

2.3 Fusão sensorial através de estimativas multi-sensoriais

Usando os sensores inerciais a bordo do veículo e um sensor RGB-D, é possível estimar a posição 3D e a orientação do VANT no mundo real. Uma vez que cada sensor é propenso a erros, a fusão de dados sensoriais é adotada para melhorar essa informação de dados (MUTAMBARA, 1998a). Assim, as coordenadas da posição e da orientação (x, y, z, ψ)

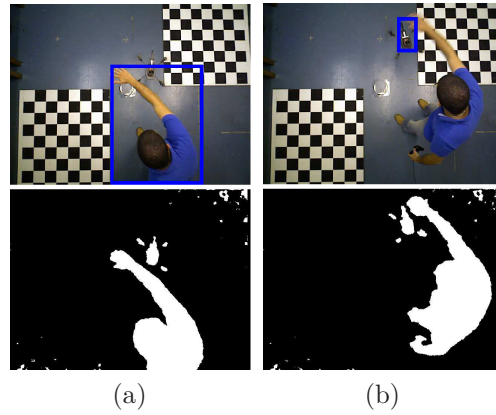


Figura 8 – Os resultados de detecção do VANT são apresentados nas figuras (a) e (b), sem a aplicação das funções polinomiais e com, respectivamente. O retângulo em cada imagem destaca o VANT detectado.

são estimadas através da implementação de um Filtro de Informação (IF) e um Filtro de Informação Descentralizado (DIF) (SAADEDIN; ABDEL-HAFEZ; JARRAH, 2013). O IF foi usado porque é um algoritmo recursivo que pode produzir uma estimativa ótima de sistemas lineares (ASSIMAKIS; ADAM; DOULADIRIS, 2012a) e estima os estados mais rapidamente do que o Filtro de Kalman (KF) (ASSIMAKIS; ADAM; DOULADIRIS, 2012b), além de não necessitar uma pré-inicialização dos parâmetros dos estados estimados.

O Filtro de Informação é essencialmente um KF expresso em termos de medidas de informação (FREIRE et al., 2004; ASSIMAKIS; ADAM; DOULADIRIS, 2012b) nos estados de interesse, em vez de estimativas do estado e suas covariâncias associadas (MUTAMBARA, 1998a). As equações correspondentes ao Filtro de Informação são

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{P}_{(k|k-1)}^{-1} \quad (2.14)$$

e

$$\hat{\mathbf{y}}_k = \mathbf{P}_{(k|k-1)}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{(k|k-1)} = \mathbf{Y}_k \hat{\mathbf{x}}_{(k|k-1)}, \quad (2.15)$$

que dão, respectivamente, a Matriz de Informações do Estado e o vetor de Informações do Estado. Quanto a \mathbf{P} , é a matriz de covariância de erro, enquanto x é a estimativa do estado. Então, as equações correspondentes ao passo de previsão do IF são

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{y}}_{(k|k-1)} &= \mathbf{L}_k \hat{\mathbf{y}}_{(k-1|k-1)}, \text{ e} \\ \mathbf{Y}_{(k|k-1)} &= \left[\mathbf{A}_k \mathbf{Y}_{(k-1|k-1)}^{-1} \mathbf{A}_k^T + \mathbf{Q} \right]^{-1}, \end{aligned} \quad (2.16)$$

onde \mathbf{A} é uma matriz de transição de estado e \mathbf{Q} é a matriz de covariância de erro de processo. Quanto às equações de estimativa de IF, são

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{y}}_{(k|k)} &= \hat{\mathbf{y}}_{(k|k-1)} + \mathbf{i}_k, \text{ e} \\ \mathbf{Y}_{(k|k)} &= \mathbf{Y}_{(k|k-1)} + \mathbf{I}_k, \end{aligned} \quad (2.17)$$

onde

$$\mathbf{L}_k = \mathbf{Y}_{(k|k)} \mathbf{A}_k \mathbf{Y}_{(k|k-1)}^{-1}, \quad (2.18)$$

$$\mathbf{i}_k = \mathbf{H}_k^t \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{z}_k, \text{ e} \quad (2.19)$$

$$\mathbf{I}_k = \mathbf{H}_k^t \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H}_k, \quad (2.20)$$

são o coeficiente de propagação da informação, a contribuição da informação do estado e a matriz da Informação associada a cada estado, respectivamente.

2.3.1 Filtro de Informação Descentralizado

Um filtro descentralizado consiste em uma rede de filtros, cada um com sua própria unidade de processamento. Em tal sistema, a fusão ocorre localmente em cada nó da rede, com base em informações locais e informações transmitidas a partir de filtros vizinhos. Para um sistema descentralizado de fusão de dados, o filtro de processamento é um nó de sensor, que distribui observações e informações locais para outros nós de fusão. Posteriormente, ele assimila essa informação e calcula uma estimativa local, ou seja, no sistema descentralizado, o filtro/nó local usa a informação para gerar uma saída local fundida.

Neste trabalho, as informações são provenientes de dois sensores, o IMU a bordo do VANT e o sensor RGB-D fixado no teto do ambiente (laboratório). No entanto, como o sensor RGB-D fornece um mapa de profundidade e uma imagem RGB, os dados provenientes do mapa serão associados a um filtro local e a imagem será associada a outro, configurando assim um DIF com três filtros locais (o terceiro lida com os dados fornecidos pelos sensores internos do VANT), como é mostrado na Figura 9. Assim, a forma como o filtro de informação descentralizado lida com os dados recebidos é a seguinte: no instante k , para o i -ésimo filtro local, tem-se

$$\hat{\mathbf{y}}_{i(k)} = \hat{\mathbf{y}}_{(k|k-1)} + \mathbf{i}_{i(k)} \text{ e} \quad (2.21)$$

$$\mathbf{Y}_{i(k)} = \mathbf{Y}_{(k|k-1)} + \mathbf{I}_{i(k)}, \quad (2.22)$$

considerando que, para o filtro global, tem-se

$$\hat{\mathbf{y}}^{(k)} = \sum_{i=1}^n \hat{\mathbf{y}}_{i(k)} - (n-1) \hat{\mathbf{y}}_{(k|k-1)} \text{ e} \quad (2.23)$$

$$\mathbf{Y}^{(k)} = \sum_{i=1}^n \mathbf{Y}_{i(k)} - (n-1) \mathbf{Y}_{(k|k-1)}, \quad (2.24)$$

onde n é o número de filtros locais ($n = 3$, conforme já mencionado).

2.3.2 Estimação de Estado

O filtro global é configurado da seguinte maneira

$$\mathbf{x}_{(k|k-1)} = \mathbf{A} \mathbf{x}_{(k-1|k-1)} + \mathbf{w}_k \quad (2.25)$$

$$\mathbf{z}_{(k|k-1)} = \mathbf{H} \mathbf{x}_{(k-1|k-1)} + \mathbf{v}_k,$$

onde \mathbf{w} e $\boldsymbol{\nu}$ são os vetores de ruído e $\mathbf{x}_{(k|k-1)}$ e $\mathbf{x}_{(k-1|k-1)}$ são vetores de estado. Esse filtro relaciona o estado na etapa de tempo anterior ($k-1$) para o estado na etapa de tempo atual (k). Nesta tese, os estados do VANT, a serem estimados pelo DIF, são

$$\mathbf{x} = [x_b^w \ y_b^w \ z_b^w \ \psi_b^w \ \dot{x}_b^w \ \dot{y}_b^w \ \dot{z}_b^w \ \dot{\psi}_b^w]^T. \quad (2.26)$$

Conforme mencionado acima, a informação usada para estimar a posição VANT são provenientes dos sensores internos do VANT e RGB-D, de quem são gerados três filtros locais. Assim, o DIF tem três IF locais, cujas matrizes de configuração são

Filtro – 1, que recebe dados da IMU. O seu vetor de medição e modelo de observação são

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_1 &= [\dot{x}_b^w \ \dot{y}_b^w \ z_b^w \ \psi_b^w]^T, \\ \mathbf{H}_1 &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \text{ and} \\ \mathbf{R}_1 &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{\dot{x}_{z1}}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{\dot{y}_{z1}}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{z_{z1}}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{\psi_{z1}}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (2.27)$$

Filtro – 2, que recebe dados do sensor de profundidade. O seu vetor de medição e modelo de observação são

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_2 &= [x_c^w \ y_c^w \ z_c^w \ \psi_{Eli}]^T, \\ \mathbf{H}_2 &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \text{ and} \\ \mathbf{R}_2 &= \begin{bmatrix} \sigma_{x_{z2}}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{y_{z2}}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{z_{z2}}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{\psi_{Eli_{z2}}}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (2.28)$$

Filtro – 3, que recebe dados da câmera RGB. O seu vetor de medição e modelo de observação são

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_3 &= [\psi_{RGB}]^T, \\ \mathbf{H}_3 &= [0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0], \text{ and} \\ \mathbf{R}_3 &= [0 \ 0 \ 0 \ \sigma_{\psi_{RGB_{z3}}}^2 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]. \end{aligned} \quad (2.29)$$

Portanto, o filtro de fusão trata dos dados fornecidos por três sensores. A escolha de um filtro descentralizado, neste caso, é devido aos diferentes tempos de aquisição, especialmente em relação à IMU a bordo e ao sistema de visão. Desta forma, embora os processos sejam executados no mesmo computador, foram criados três processos, que são executados em paralelo para compensar o atraso na aquisição de dados do sensor RGB-D. É possível verificar se os dados fornecidos pela câmera RGB e pelo mapa de profundidade passam por um processamento digital para a extração de recursos para a localização do VANT e a estimativa de sua posição e orientação. Assim, de um lado, é evidente a necessidade de mais instantes para o cálculo desses dados. Por outro lado, os dados fornecidos pelo IMU a bordo do VANT têm um atraso causado pela rede de comunicação que foi criada entre a estação de serviço e o VANT.

Esses filtros permitem a fusão de dados provenientes dos dois sensores (três dados diferentes), resultando em dados de saída cuja variância é menor do que a menor variância associada aos dados medidos por cada sensor (SANTOS et al., 2015a). Para ter sucesso, deve ser dada especial atenção às matrizes \mathbf{R}_i . Elas armazenam os pesos em relação aos dados provenientes da IMU de bordo e do dispositivo RGB-D. Se os valores das entradas de \mathbf{R}_1 forem maiores do que as entradas de \mathbf{R}_2 , os dados fornecidos pela IMU têm maior peso na estimativa do que os dados fornecidos pelo dispositivo RGB-D. Por outro lado, se os valores das entradas de \mathbf{R}_2 forem superiores aos das entradas de \mathbf{R}_1 , os dados fornecidos pelo dispositivo RGB-D contribuem mais para a estimativa da posição e da orientação do UAV. Figura 9 mostra o diagrama do filtro de informações descentralizado proposto.

O resultado emitido pelo DIF é

$$\hat{\mathbf{x}}_{fusion}^w = [x_f^w \ y_f^w \ z_f^w \ \psi_f^w \ \dot{x}_f^w \ \dot{y}_f^w \ \dot{z}_f^w \ \dot{\psi}_f^w]. \quad (2.30)$$

Assim, a saída desses filtros corresponderá a dados cuja variância seja menor que a menor variância associada aos dados medidos por cada sensor, o que significa uma informação mais confiável.

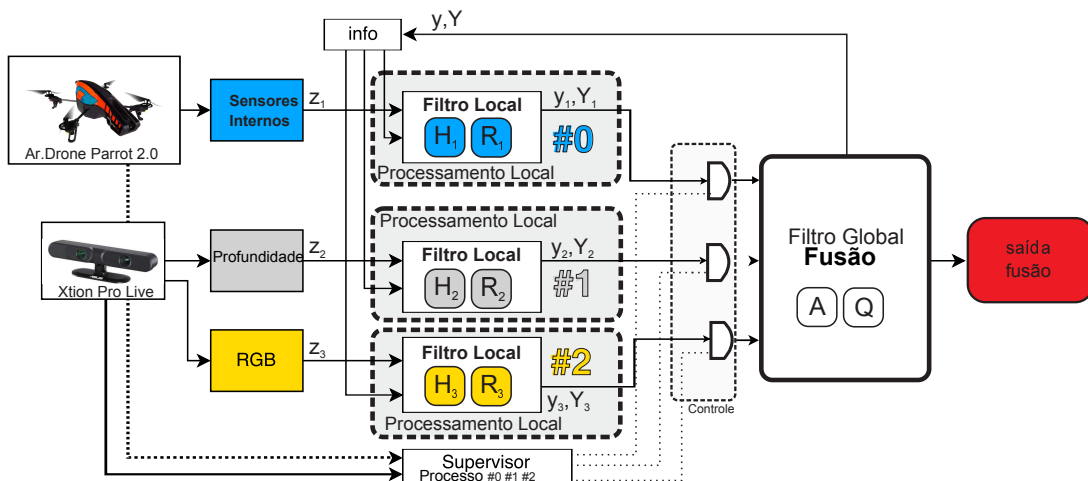


Figura 9 – A estrutura do Filtro Descentralizado de Informação proposto.

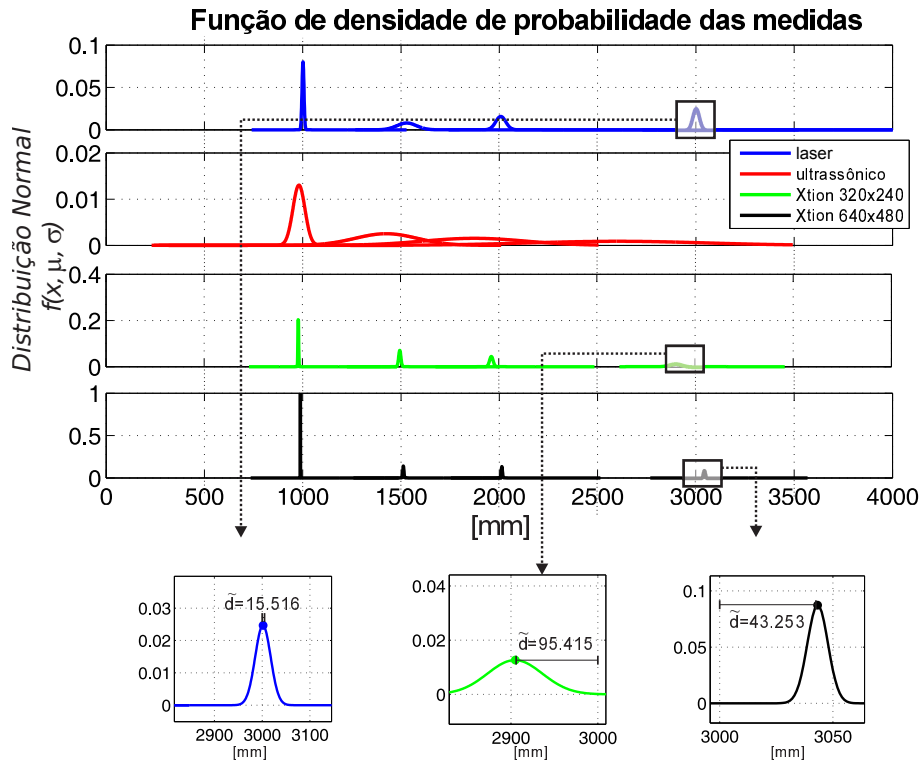


Figura 10 – A função de densidade de probabilidade (FDP) das medidas fornecidas pelos sensores.

Para validar a plataforma e analisar alguns resultados práticos, foram executados alguns experimentos que são interessantes para serem analisados como estudo de caso. As Subseções 2.3.3 e 2.3.4 apresentam interessantes aplicações e resultados utilizando o método de fusão desenvolvido para a plataforma.

2.3.3 Caso de Estudo: Fusão Sensorial Descentralizada com diversos sensores.

Um estudo comparativo dos dados obtidos pelos sensores de profundidade, laser e ultrassônico, bem como o resultado de fusão dos dados fornecidos por esses sensores, é conduzido nesta subseção. Cada sensor é usado para executar um conjunto de medidas da distância dos sensores para uma parede. A aquisição de dados foi realizada para as distâncias de 1000, 1500, 2000 e 3000 [mm]. Um gráfico da distribuição normal dos dados é mostrado na Figura 10, que contém uma distribuição normal para cada sensor em cada distância.

Para executar a fusão de dados, o sistema é modelado usando quatro IF locais, onde a única condição é a distância à parede. Os sensores incluídos no estudo são um laser (Sick L200), um sensor ultrassônico (HC-SR04) e uma câmera de profundidade Xtion Pro Live da ASUS (configurada em duas resoluções diferentes, ou seja, 320×240 e 640×480). O valor médio e o desvio padrão correspondentes ao resultado da fusão de dados e a todos os dados de entrada são apresentados na Tabela 2. Os dados na tabela são preparados da seguinte forma: $\bar{d} \pm \sigma$, onde \bar{d} e σ são a média das informações de distância e o desvio

padrão

Tabela 2 – Estatísticas correspondentes ao estudo de caso na fusão de dados.

Sensores	1000mm	1500mm	2000mm	3000mm
Laser	1001.47 ± 4.96	1529.13 ± 49.82	2007.27 ± 25.30	3001.55 ± 16.18
Sonar	980.70 ± 30.60	1424.76 ± 157.88	1872.61 ± 260.64	2600.44 ± 449.19
$Xtion_1$	979.42 ± 1.91	1496.31 ± 5.64	1962.58 ± 9.0145	2904.58 ± 31.57
$Xtion_2$	987.96 ± 0.35	1511.94 ± 2.85	2013.02 ± 2.98	3043.25 ± 4.56
Média	987.30 ± 7.95	1490.09 ± 39.44	1964.79 ± 64.24	2884.51 ± 113.31
DIF	987.77 ± 0.19	1508.02 ± 1.96	2007.59 ± 1.86	3037.38 ± 1.41

2.3.4 Caso de Estudo: Diferentes frequências de atualização das observações na fusão sensorial

O vetor de estimação dos estados do *DIF* é

$$\hat{x} = [x \ y \ z \ \dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z}]. \quad (2.31)$$

O diagrama da Figura 11 representa as matrizes dos filtros utilizados na fusão das informações provenientes da câmera de profundidade e dos sensores inerciais (IMU) do VANT.

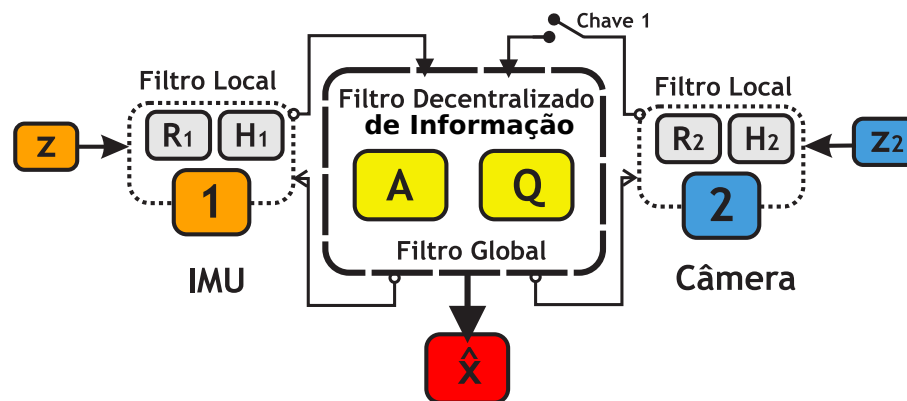


Figura 11 – Diagrama do sistema de estimação das posições e velocidades do VANT com DIF.

É importante ressaltar que na implementação do DIF, pode-se criar um mecanismo que controla quando as observações de cada filtro local são coletadas, as quais contribuem no filtro global. Na Figura 11 a frequência de atualização das observações da câmera é limitada pela chave 1. Assim, incorporam-se as informações da câmera ao filtro global em determinados instantes, conforme a taxa de aquisição.

2.4 Resultados Experimentais

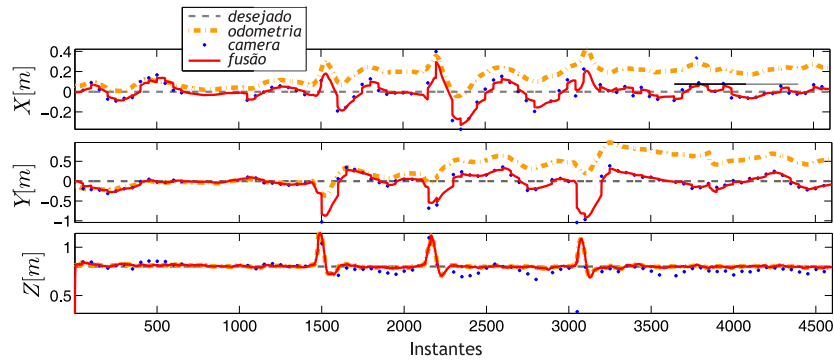
Os resultados a seguir apresentam o controle de posição. Utilizam-se as informações de saída do DIF para realizar a tarefa de posicionar o VANT na posição desejada. Também foram inseridos distúrbios manuais nas direções de controle, em todos os experimentos, a fim de validar o método proposto.

As diferentes frequências de aquisição dos dados da câmera são evidenciadas nos intervalos e na quantidade de informações presentes nas Figuras 13 (a), (b), (c) e (d), que mostram os resultados dos experimentos 1, 2, 3 e 4, respectivamente (as marcações com um círculo azul é que representam os dados obtidos pelo sistema de captura).

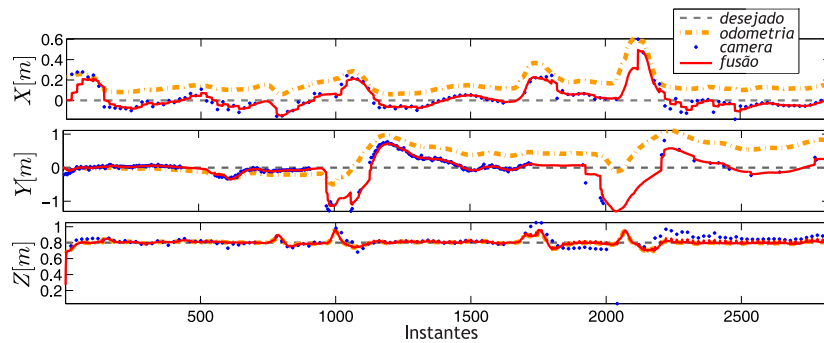
No Experimento 1, a frequência de aquisição dos dados da câmera foi programada para atualizar o DIF a cada $1Hz$. Entretanto, o filtro consegue estimar os estados de posição e velocidades da aeronave na taxa de $100Hz$, devido às informações inerciais do VANT. Os erros nos instantes de $[1400 \rightarrow 1600, 2200 \rightarrow 2400, 3000 \rightarrow 3200]$ foram ocasionados por perturbações aplicadas ao VANT. Os Experimentos 2, 3 e 4 foram realizados seguindo o mesmo procedimento, mas variando a frequência de aquisição dos dados da câmera para $1.5Hz$, $6Hz$ e $30Hz$, respectivamente, e os instantes em que as perturbações são inseridas. Para melhor interpretação dos dados e do que realmente acontece com a aeronave na inserção de perturbações, foi editado um vídeo com todos os experimentos deste estudo de caso. Logo, para obter mais detalhes, o leitor pode acessar o *link* <http://youtu.be/oBAjVh0rw-c>.

Note-se que o objetivo de controle foi alcançado em todos os experimentos, uma vez que o VANT fixo sobre a posição desejada $\xi_d = [0, 0, 0.8]$, inclusive sob perturbações, conforme desejado. Assim, foi comprovado que independentemente da frequência de atualização das observações do filtro para correção do posicionamento tridimensional, desde que o sistema tenha algum outro sensor que forneça as informações de velocidade e posição a uma frequência de pelo menos $30Hz$, que é a frequência mínima (f_{min}) para o envio de sinais de controle ao quadrimotor utilizado, o controle de posição é efetivamente realizado, utilizando um controlador PD (SANTANA et al., 2014). Neste sentido, as informações do sistema de captura são incorporadas ao filtro e realizam uma correção nos dados de posição fornecidos pelos sensores inerciais, passíveis de erros expressivos ao longo do tempo (SANTANA et al., 2014).

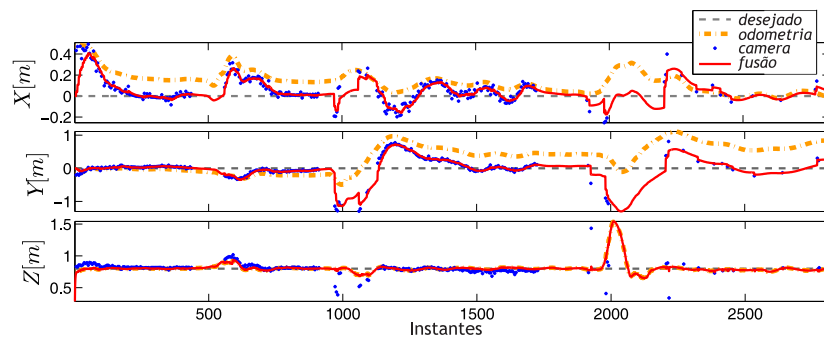
A manipulação de imagens é um processo custoso. Assim, no decorrer dos experimentos foi avaliado o tempo médio de processamento (T_p) de todo o algoritmo (detecção do VANT, atualização das observações, estimação dos estados e cálculo dos sinais de controle), rodando em um computador à base do processador I7 da Intel, de quatro núcleos, com memória RAM de 4 GBytes e sistema operacional Windows 7. A Tabela 3 apresenta os resultados obtidos. Tal tempo representa o tempo de execução total medido ao longo de cada experimento, dividido pelo número total de amostras de posição obtidas. Assim, quando a taxa de aquisição das imagens de profundidade é a mesma da odometria se



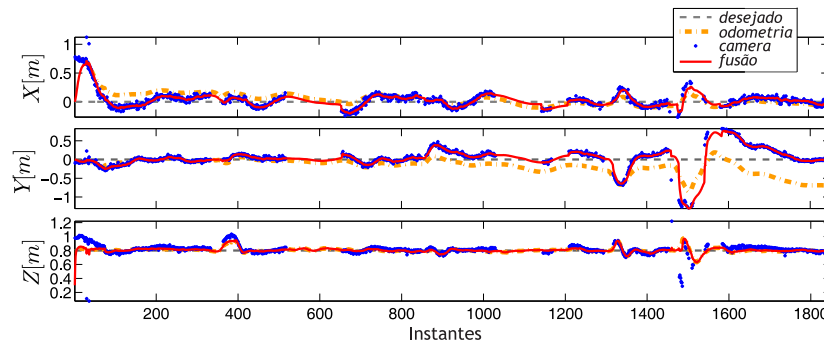
(a)



(b)



(c)



(d)

Figura 12 – Resultados dos Experimentos 1, 2, 3 e 4 com as frequências de atualização das observações em $1Hz$, $1.5Hz$, $6Hz$ e $30Hz$, respectivamente em (a), (b), (c) e (d).

obtem um tempo médio maior, pois o cálculo da fusão dos dados sensoriais é feito a cada *loop* de controle, o que não ocorre quando a taxa de aquisição das imagens de profundidade

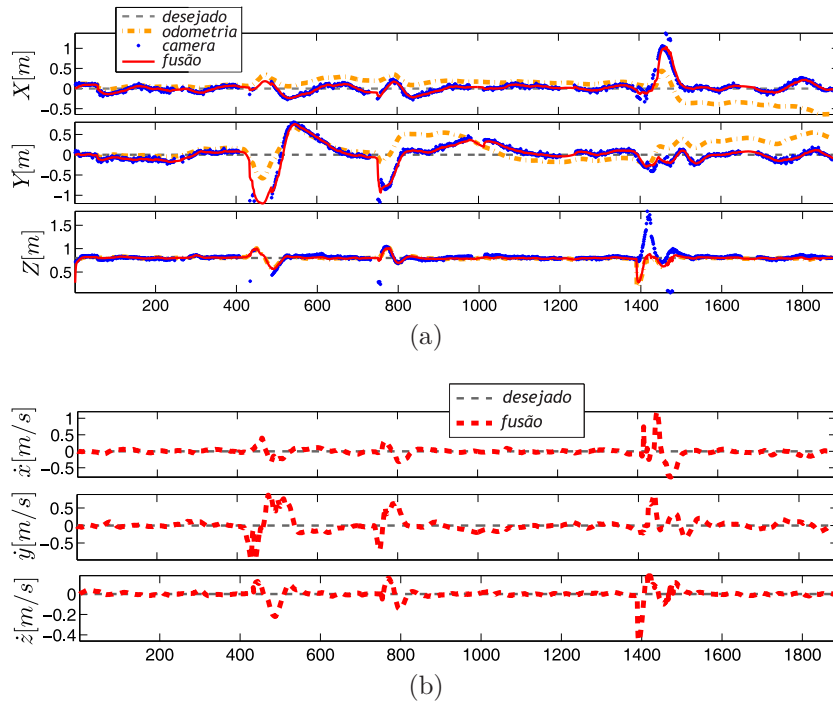


Figura 13 – Resultado do Experimento 5 com a frequência de atualização fixada a $30Hz$. Em (a) e (b), são mostradas as posições e velocidades obtidas no experimento, respectivamente.

diminui.

Tabela 3 – Tempos de execução médio de cada iteração do sistema, para várias frequências de captura das imagens de profundidade.

Exp.	freq [Hz]	T_p [ms]
1	1	13.7
2	1.5	14.1
3	6	14.6
4	30	31.3

O Experimento 5, ilustrado na Figura 13, tem o mesmo objetivo de controle dos demais experimentos. A diferença é a realização de uma manobra brusca (entre os instantes $[1380 \rightarrow 1500]$) e a amplitude das perturbações introduzidas (nos intervalos entre $[400 \rightarrow 500]$ e $[750 \rightarrow 800]$). Destaque-se que após a realização da manobra brusca as informações dos sensores inerciais acumulam um erro que compromete a execução da tarefa desejada. Porém, mesmo com erros no cálculo da posição e velocidade, o VANT se mantém "ancorado" na posição desejada, visto que as informações visuais da câmera auxiliam na correção destes cálculos a cada iteração. A Figura 13(a) mostra a evolução da posição do VANT ao longo das iterações. Observe-se que $\xi_r \rightarrow \xi_d$, assim como $\dot{\xi} \rightarrow 0$, como se vê na Figura 13(b), conforme previsto.

2.4.1 Conclusões Parciais

Apesar do sistema de odometria do VANT tender a fornecer valores cada vez mais incertos, ao longo do tempo, esses dados respeitam o comportamento do movimento, porém deslocados. Essa observação é importante, já que o controle do VANT se baseia nos erros de sua posição em relação ao ponto desejado ξ_d . Logo, se não houvesse uma correção da posição, a tarefa de controle seria executada com êxito, mas para efeitos de experimentos práticos seria observado um contínuo deslocamento lateral, ocasionado pelo erro acumulativo de posição da odometria (*drifting*). Em virtude disso, os experimentos reais com diferentes frequências de atualização da posição foram executados com sucesso, mesmo com frequências bastante baixas de atualização de posição.

Em teoria, pode-se afirmar que se os sensores inerciais do VANT fornecessem os dados de velocidade sem imprecisões a frequência de aquisição da câmera (f_c) no filtro de fusão poderia ser muito baixa, comparada à frequência de atuação do VANT (f_{VANT}), ou seja $f_c \ll f_{VANT}$, que mesmo assim a tarefa de controle seria executada. Entretanto, na prática observou-se que ao excitar o VANT a realizar manobras bruscas (*flip ahead*) os dados inerciais de velocidade acumulam um erro interno que ocasiona a má estimação das velocidades e posições. Neste caso, se $f_c \neq f_{VANT}$ a estimação da posição do VANT fica comprometida, desestabilizando o sistema, levando-o ao chão. Logo, para experimentos práticos, recomenda-se incorporar ao filtro de fusão a maior quantidade de informações de posição tridimensional do VANT possível.

3 Controle de Rastreamento de Caminho

Particularmente, as técnicas de controle não-linear são populares para as aplicações em controle de navegação para seguimento de caminho (SUJIT; SARIPALLI; SOUSA, 2014). Neste controle, as estimativas de dados sensoriais de posição (x, y, z) e orientação (ψ) do VANT são essenciais para controlar seu movimento e seguir o caminho desejado, por exemplo (CHEN; CHANG; AGATE, 2013). Um problema atual no desenvolvimento desta estratégia de navegação específica é que o robô deve manter uma velocidade fixa ao longo do caminho que está seguindo, com a possibilidade de uma velocidade nula, para permitir que o VANT paire sobre um ponto no caminho, se desejado. Assim, o caminho que segue pode ser uma tarefa convergente mais suave (AGUIAR; HESPANHA; KOKOTOVIC, 2005), ideal para aplicações que envolvam a captura de imagens do ambiente de trabalho, por exemplo.

No problema de rastreamento de caminho, o erro de controle (ρ) é a distância do VANT ao caminho. Em primeiro lugar, é interessante minimizar (ρ) e o erro de orientação $|\psi_d - \psi|$, onde $|\cdot|$ representa o valor absoluto. O objetivo dos algoritmos de rastreamento de caminho é fazer com que $\rho \rightarrow 0$ e $|\psi_d - \psi| \rightarrow 0$, com o tempo de tarefa $t \rightarrow \infty$.

No entanto, quando os controladores de caminho são baseados apenas na cinemática do robô, as mudanças na velocidade do veículo não são permitidas (RHEE; PARK; RYOO, 2010) ou possuem diversas limitações (PARK; DEYST; HOW, 2007; NELSON et al., 2007). Portanto, o objetivo de controle, ou seja, manter o erro do caminho próximo a zero quando o veículo navega a uma velocidade fixa ao longo do caminho, não é totalmente atingido (a mudança de velocidade requer um tempo de aceleração diferente de zero).

Assim, resultando em uma diferença entre a velocidade comandada pelo controlador e a velocidade efetivamente desenvolvida pelo VANT. Em tal contexto, este trabalho propõe adicionar um controlador dinâmico simples em cascata com o cinemático, para que o VANT execute as tarefas de rastreamento, bem como tarefas de posicionamento (neste caso, ajustando a velocidade de seguimento para zero). Observe que esta segunda classe de tarefas é perfeitamente compatível com os quadrimotores, que podem pairar em uma posição 3D predefinida.

3.1 VANT utilizado

A aeronave experimental escolhida neste trabalho é o AR.Drone, da Parrot Inc, em sua versão 2.0. A Figura 14 mostra seu sistema de coordenadas do corpo $\langle b \rangle$ (os três eixos com o sobrescrito b na figura), cuja origem está no centro de gravidade do veículo.

Esse quadrotor é um veículo aéreo autônomo de pás rotativas comercializado como um brinquedo de alta tecnologia, originalmente projetado para ser controlado usando celula-

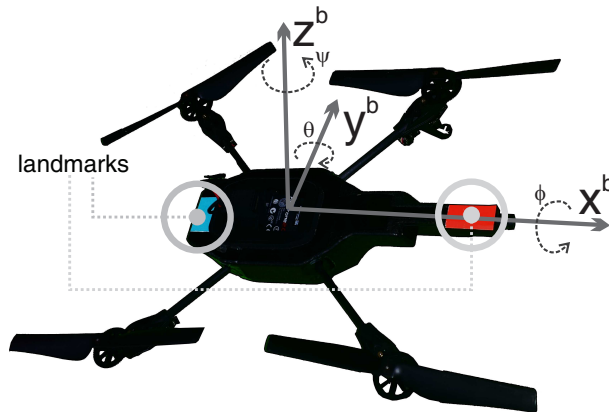


Figura 14 – O AR Drone 2.0. Os marcadores visuais são usados para estimar sua orientação (ψ ângulo).

res ou *tablets* através de uma rede Wi-Fi e usando protocolos de comunicação específicos. Está equipado com duas placas embutidas (SANTANA; BRANDÃO; SARCINELLI-FILHO, 2016a). A primeira, chamada de placa do sensor, contém um conjunto de sensores, como um sensor ultrassônico, um sensor barométrico e um sensor inercial (IMU) com acelerômetros, giroscópios e magnetômetros. Os sensores inerciais (IMU) serão usados neste trabalho específico para medir as velocidades do UAV. A segunda, rotulada como a placa principal, é uma unidade de processamento baseada em um processador ARM Cortex-A8, com 1GHz de frequência de clock, executando um sistema operacional Linux incorporado. Esta placa gerencia os dados provenientes da placa do sensor, os canais de vídeo provenientes das câmeras frontal e inferior e a rede de comunicação sem fio do VANT.

3.2 Controlador Autônomo

Em tarefas de navegação autônomas, é necessária informação sobre a posição da aeronave para realimentar o controlador. Quanto mais precisa for a informação entregue ao controlador, menores serão os erros de posição. Neste trabalho, é adotada a informação de posição fornecida pelo mecanismo de fusão multi-sensorial descrito no Capítulo 2, uma vez que as informações fornecidas pelo DIF (do inglês, *decentralized information filter*) são mais confiáveis do que as informações fornecidas por um único sensor. Como o processamento da imagem pode ser uma tarefa demorada, é interessante ter um algoritmo de navegação sem restrições de tempo. É por isso que o seguimento de caminho é uma tarefa de navegação interessante para validar tal estratégia, pois não há restrição sobre a velocidade do VANT na sequência do caminho prescrito, em oposição ao seguimento de trajetória, tarefa em que há restrição temporal. Um esboço da posição desejada ao longo de um caminho é mostrado na Figura 15.

Quanto ao controlador proposto, um algoritmo de controle em cascata consistindo em dois subsistemas foi projetado: um controlador cinemático e um estabilizador para

a dinâmica da aeronave. O controlador cinemático, o primeiro subsistema, cuja função é gerar velocidades de referência para o VANT, é baseado na linearização por realimentação, adotando uma saturação nos sinais de controle quando os erros de posição são grandes. Por sua vez, o controlador dinâmico atua compensando a dinâmica do veículo, permitindo um melhor rastreamento das velocidades de referência geradas pelo controlador cinemático.

Ao descrever os modelos e as leis de controle adotadas, alguns índices são usados nas seguintes equações, para se referir às variáveis envolvidas. Ao se referir ao corpo do VANT, os valores são indicados pelo sobrescrito b , enquanto o sobrescrito w refere-se às variáveis relacionadas ao sistema de referência global. O subscrito r é usado ao sinal de referência, enquanto o subscrito d é adotado para a posição, velocidade ou aceleração desejadas.

3.2.1 Algoritmo de Controle em Cascata

O objetivo de seguir um caminho conhecido requer a convergência para zero do erro entre a posição do VANT e o ponto do caminho mais próximo. Para realizar tal tarefa, a aeronave pode seguir o caminho com qualquer velocidade desejada.

O caminho é definido por uma sequência de pontos $[p_1, p_2, \dots, p_n], n \in N^+$, como mostrado na Figura 15. A variável ρ representa a distância entre a aeronave e o ponto do caminho mais próximo. Essa distância é uma função da posição (x_b^w, y_b^w, z_b^w) da aeronave e a posição de $[p_1, p_2, \dots, p_n], n \in N^+$, dada por (x_n^w, y_n^w, z_n^w) . Quanto aos ângulos α e β , eles representam a orientação das velocidades desejadas ao longo do caminho.

Dado um caminho geométrico $\mathbf{p} \in \mathfrak{R}^3$ e uma velocidade desejada $\mathbf{v}_d^w \in \mathfrak{R}^3$ é necessário que a velocidade da aeronave \mathbf{v}_b^w possa convergir para \mathbf{v}_d , bem como que os erros de posição e orientação $(\rho, \tilde{\alpha}, \tilde{\beta})$ sejam mantidos dentro de uma pequena região em torno de zero.

O modelo cinemático do VANT usado para projetar o controlador proposto é composto

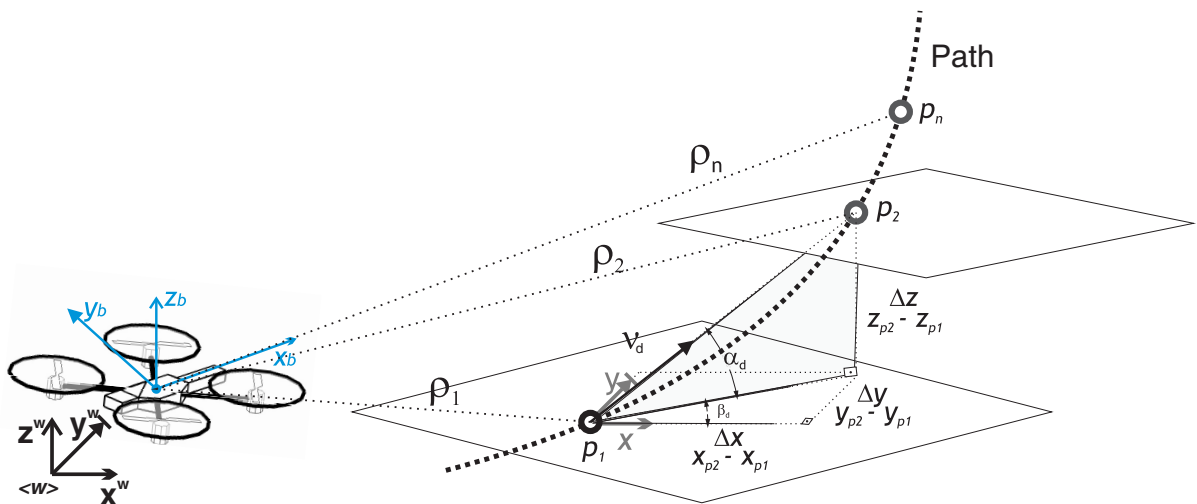


Figura 15 – Posição desejada ao longo de um caminho, com a velocidade do VANT tangente ao caminho.

por um conjunto de quatro velocidades representadas no sistema de referência $\langle b \rangle$ anexado ao veículo projetado para o sistema global $\langle w \rangle$ de acordo com ψ^b , a orientação do veículo. Cada velocidade linear do VANT refere-se aos eixos de referência. Por exemplo, u_z causa um deslocamento na direção do eixo z , enquanto u_x e u_y causam deslocamentos frontal e lateral, respectivamente. A velocidade angular ω provoca guinada em torno do eixo z , na direção anti-horária. Assim, o movimento do veículo pode ser descrito como $\dot{\mathbf{x}}_r^w = \mathbf{F}(\mathbf{x})\mathbf{u}$, ou,

$$\dot{\mathbf{x}}^w = \begin{bmatrix} \dot{x}^w \\ \dot{y}^w \\ \dot{z}^w \\ \dot{\psi}^w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \psi^b & -\sin \psi^b & 0 & 0 \\ \sin \psi^b & \cos \psi^b & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_x \\ u_y \\ u_z \\ \omega \end{bmatrix}. \quad (3.1)$$

Considerando $\mathbf{x}_d^w = [x_d^w \ y_d^w \ z_d^w \ \psi_d^w]^T$ como a postura desejada (veja Figura 15), definida pelo caminho seguido, sua primeira derivada temporal é

$$\dot{\mathbf{x}}_d^w = \begin{bmatrix} \dot{x}_d^w \\ \dot{y}_d^w \\ \dot{z}_d^w \\ \dot{\psi}_d^w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_d \cos(\alpha) \cos(\beta) \\ v_d \cos(\alpha) \sin(\beta) \\ v_d \sin(\alpha) \\ \omega_d \end{bmatrix}, \quad (3.2)$$

onde $\alpha = \text{tg}^{-1} \left(\frac{\Delta z_d}{\sqrt{\Delta x_d^2 + \Delta y_d^2}} \right)$ e $\beta = \text{tg}^{-1} \left(\frac{\Delta y_d}{\Delta x_d} \right)$.

Propõe-se usar a lei de controle

$$\mathbf{u}_k = \mathbf{F}(\mathbf{x})^{-1} \left(\dot{\mathbf{x}}_d^w + \boldsymbol{\kappa}_1 \tanh(\boldsymbol{\kappa}_2 \tilde{\mathbf{x}}^w) \right), \quad (3.3)$$

onde $\boldsymbol{\kappa}_1$ e $\boldsymbol{\kappa}_2$ são matrizes de ganhos positivos, e $\tilde{\mathbf{x}}^w = \mathbf{x}_d^w - \mathbf{x}^w$ é o erro de postura atual do VANT. Um detalhe importante em (3.3) é o uso da função \tanh , cujo objetivo é saturar o sinal de controle quando os erros são grandes (isso impede a saturação física dos atuadores do veículo, garantindo assim que nenhuma não-linearidade imprevisível conduzirá o sistema à instabilidade).

3.2.2 Análise de Estabilidade

Ao definir a diferença entre a velocidade cartesiana da aeronave ($\dot{\mathbf{x}}^w$) e a velocidade desejada ao longo do caminho ($\dot{\mathbf{x}}_d^w$) como

$$\boldsymbol{\gamma} = \mathbf{u}_k - \dot{\mathbf{x}}^w \quad (3.4)$$

a equação do sistema de circuito fechado pode ser obtida introduzindo (3.3) e (3.4) em (3.1), como

$$\dot{\tilde{\mathbf{x}}}^w + \boldsymbol{\kappa}_1 \tanh(\boldsymbol{\kappa}_2 \tilde{\mathbf{x}}^w) = \boldsymbol{\gamma}, \quad (3.5)$$

onde $\tilde{\mathbf{x}}^w = \mathbf{x}_d^w - \mathbf{x}^w$ é o erro de controle, cuja primeira derivada temporal é $\dot{\tilde{\mathbf{x}}}^w = \dot{\mathbf{x}}_d^w - \dot{\mathbf{x}}^w$. O objetivo do controle é obter $\tilde{\mathbf{x}}^w = 0$, que é o equilíbrio da equação do sistema em laço fechado.

A estabilidade da lei de controle é analisada usando a teoria de Lyapunov. Adotando $V = \frac{1}{2} \tilde{\mathbf{x}}^{wT} \tilde{\mathbf{x}}^w > 0$ como função candidata de Lyapunov, cuja primeira derivada temporal é

$$\dot{V} = \tilde{\mathbf{x}}^{wT} \dot{\tilde{\mathbf{x}}}^w. \quad (3.6)$$

Depois de apresentar (3.5) em (3.6), obtém-se

$$\dot{V} = \tilde{\mathbf{x}}^{wT} \boldsymbol{\gamma} - \tilde{\mathbf{x}}^{wT} \boldsymbol{\kappa}_1 \tanh(\boldsymbol{\kappa}_2 \tilde{\mathbf{x}}^w). \quad (3.7)$$

Uma condição suficiente para ter \dot{V} negativa, para garantir a estabilidade do sistema, é $|\tilde{\mathbf{x}}^{wT} \boldsymbol{\kappa}_1 \tanh(\boldsymbol{\kappa}_2 \tilde{\mathbf{x}}^w)| > |\tilde{\mathbf{x}}^{wT} \boldsymbol{\gamma}|$. Para grandes valores de $\tilde{\mathbf{x}}^w$, pode-se considerar que $\boldsymbol{\kappa}_1 \tanh(\boldsymbol{\kappa}_2 \tilde{\mathbf{x}}^w) \approx \boldsymbol{\kappa}_1 \text{sgn } \tilde{\mathbf{x}}^w$. Portanto, \dot{V} será negativa se $\lambda_{\min} \{ \boldsymbol{\kappa}_1 \text{sgn } \tilde{\mathbf{x}}^w \} > \|\boldsymbol{\gamma}\|$, uma condição que $\tilde{\mathbf{x}}^w$ diminua. Considere o termo $\lambda_{\min}(\cdot)$ o menor autovalor. Por outro lado, para valores pequenos de $\tilde{\mathbf{x}}^w$, $\boldsymbol{\kappa}_1 \tanh(\boldsymbol{\kappa}_2 \tilde{\mathbf{x}}^w) \approx \boldsymbol{\kappa}_1 \boldsymbol{\kappa}_2 \tilde{\mathbf{x}}^w$. Sob tal condição (3.5) pode ser escrita como $\dot{\tilde{\mathbf{x}}}^w + \boldsymbol{\kappa}_1 \boldsymbol{\kappa}_2 \tilde{\mathbf{x}}^w = \boldsymbol{\gamma}$, e, finalmente, $\tilde{\mathbf{x}}$ é limitada, para realizar esta análise, deve-se considerar que $\boldsymbol{\gamma}$ seja limitado, o que é uma hipótese realista.

No entanto, as ações de controle geradas por (3.3) são afetadas pela dinâmica do VANT, como é mostrado no Apêndice (A.4). Assim, uma condição suficiente para que o VANT siga o caminho desejado é garantir que as diferenças de velocidade entre os sinais de referência gerados pelo caminho cinemático seguindo o controlador até agora projetado e as velocidades atuais do VANT sejam próximas de zero. Assim, quando o VANT rastreia assintoticamente as velocidades geradas pelo controlador cinemático de (3.3), os erros de seguimento do caminho convergem para zero assintoticamente, i.e. $\boldsymbol{\gamma} \rightarrow 0$.

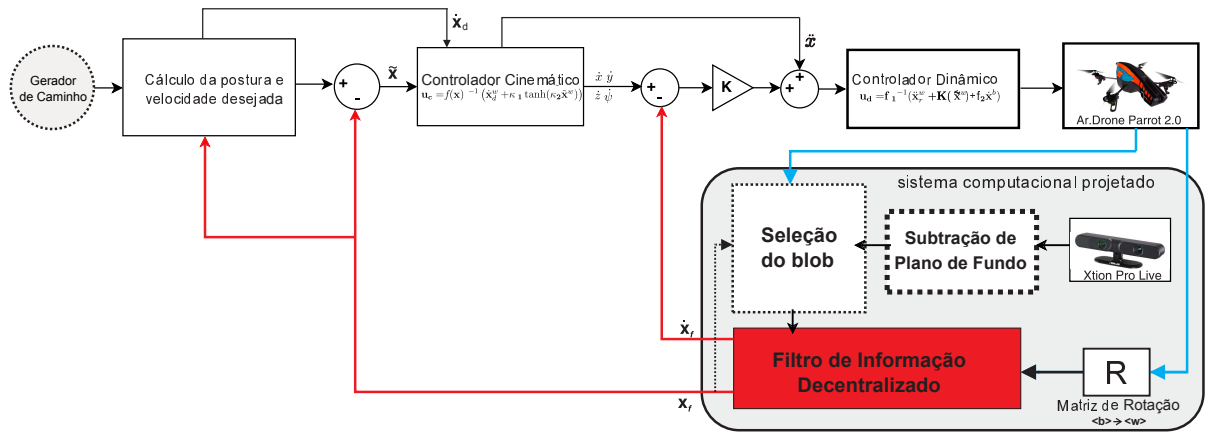


Figura 16 – A arquitetura do sistema de controle proposto.

Como comentado, o controlador de seguimento de caminho apenas gera as velocidades de referência. Assim, deve-se propor uma maneira de conectar o controlador de seguimento do caminho com a dinâmica do VANT (identificado na Figura 16), para obter um rastreamento assintótico das velocidades de referência. Para um compensador dinâmico, a lei de controle dinâmico

$$\mathbf{u}_d = \mathbf{F}_1^{-1}(\dot{\mathbf{u}}_k + \mathbf{K}\boldsymbol{\gamma} + \mathbf{F}_2 \dot{\mathbf{x}}^b) \quad (3.8)$$

é adotada, onde \mathbf{K} é uma matriz diagonal com entradas constantes positivas ($\mathbf{K} > 0$).

Ao introduzir (3.8) em (A.4), tem-se

$$\ddot{\mathbf{x}}^w = \mathbf{F}_1 \mathbf{F}_1^{-1} (\ddot{\mathbf{u}}_k + \mathbf{K}\boldsymbol{\gamma} + \mathbf{F}_2 \dot{\mathbf{x}}^b) - \mathbf{F}_2 \dot{\mathbf{x}}^b, \text{ então} \quad (3.9)$$

$$0 = \underbrace{\dot{\mathbf{u}}_k - \dot{\mathbf{x}}^w}_{\dot{\boldsymbol{\gamma}}} + \mathbf{K}\boldsymbol{\gamma}, \quad (3.10)$$

onde $\ddot{\mathbf{x}}^w$ e $\dot{\mathbf{u}}_k$ são as acelerações do VANT e as acelerações de referência baseadas no movimento cartesiano, respectivamente, ambas com referência em $\langle w \rangle$. Uma solução para o rastreamento de velocidade proposto é

$$\dot{\boldsymbol{\gamma}} + \mathbf{K}\boldsymbol{\gamma} = \mathbf{0}. \quad (3.11)$$

Como consequência, levando em consideração que $\boldsymbol{\gamma}(t) \rightarrow 0$ (como discutido em conexão com (3.5)), pode-se concluir que $\dot{\mathbf{x}} \rightarrow 0$, de modo que $\mathbf{x} \rightarrow 0$. Desta forma, garante-se que as velocidades de referência geradas pelo algoritmo de rastreamento do caminho sejam alcançadas em um tempo finito.

Nota 1: Este estudo é baseado em modelos dinâmicos, cinemáticos e exatos. Se essa consideração não for realizada, os erros finais de controle persistirão e a conclusão será a estabilidade prática (em última instância, erros limitados).

Nota 2: É importante observar que as velocidades de referência dependem da velocidade desejada \mathbf{v}_d , como se pode ver em (3.2). Assim, quando $\mathbf{v}_d = \mathbf{0}$ as velocidades de referência do controlador cinemático são enviadas para o sinal de diferença $\boldsymbol{\gamma}$. Enquanto isso, o objetivo de sinal $\boldsymbol{\gamma}$ continua a ser o mesmo para manter o rastreamento da velocidade de referência. Desta forma, é possível passar o VANT em um ponto desejado, situação na qual o sistema realiza um controle de posição. A conclusão é que o controle proposto é adequado para controle de seguimento de caminho e controle de posição.

3.3 Experimentos e Resultados

Para validar o controlador proposto, várias experiências práticas foram executadas. Tais resultados práticos são apresentados utilizando a plataforma de ambientes interiores desenvolvida nesta tese e apresentada no Capítulo 2.

Nesta seção, são discutidos os experimentos com a orientação e a posição do VANT estimados usando o subsistema de fusão de dados sensoriais e o controlador de cascata proposto. Foram realizados três experimentos, alterando o tipo de caminho (sequência de pontos e orientações correspondentes). As Figuras 17 (a) e (b) apresentam o caminho desejado correspondente às experiências 1 e 2, respectivamente. No terceiro experimento, utilizou-se o mesmo caminho do experimento 2, mas neste caso, os distúrbios foram aplicados com o VANT em movimento.



Figura 17 – Caminhos dos experimentos 1 (a) e 2 (b).

No experimento 1, o caminho tem uma mudança de orientação entre os pontos que o formam, representado por β . O rastreamento desta orientação é importante para algumas tarefas práticas e é um procedimento clássico dos controladores de caminho (ROZA; MAGGIORE, 2012). Para isso, o controlador deve adotar $\psi_d^w \rightarrow \beta$. Conforme mostrado na Figura 18, analisando a diferença entre os eixos, é possível visualizar que o VANT segue um caminho elipsoidal.

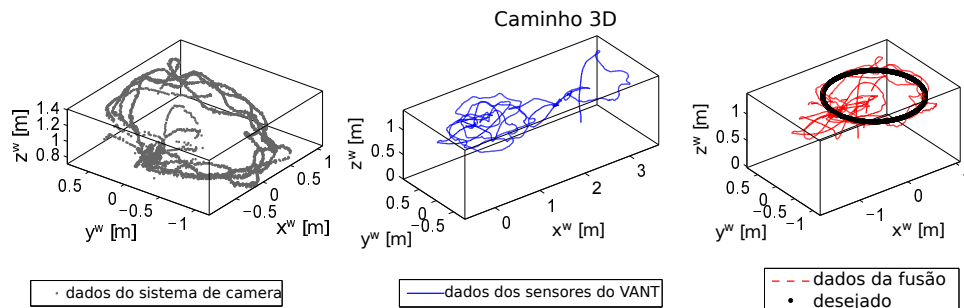


Figura 18 – Experiência 1: Caminho seguido pelo UAV durante a experiência.

Durante o experimento, é determinado um ponto de observação, onde o VANT permanece pairando ($\dot{\mathbf{x}}_d^w = 0$). Na Figura 19, este evento é denominado como "posicionamento". No intervalo $t \approx [105, 182]$ s, o controlador tem como objetivo manter o veículo posicionado em tal posição. Para validar a tarefa de posicionamento, foram aplicadas algumas perturbações ao VANT, representadas pelas linhas laranjas com uma estrela na Figura 19.

Esses distúrbios influenciam diretamente as velocidades do VANT, é importante comentar que os distúrbios foram aplicados manualmente ao VANT para perturbar seu estado de equilíbrio. Na Figura 20, pode-se observar, durante o intervalo $t \approx [105, 182]$ s, que, apesar das velocidades desejadas serem zero, a magnitude do distúrbio atribui velocidades ao veículo, as quais o VANT tende a corrigir ao longo do tempo.

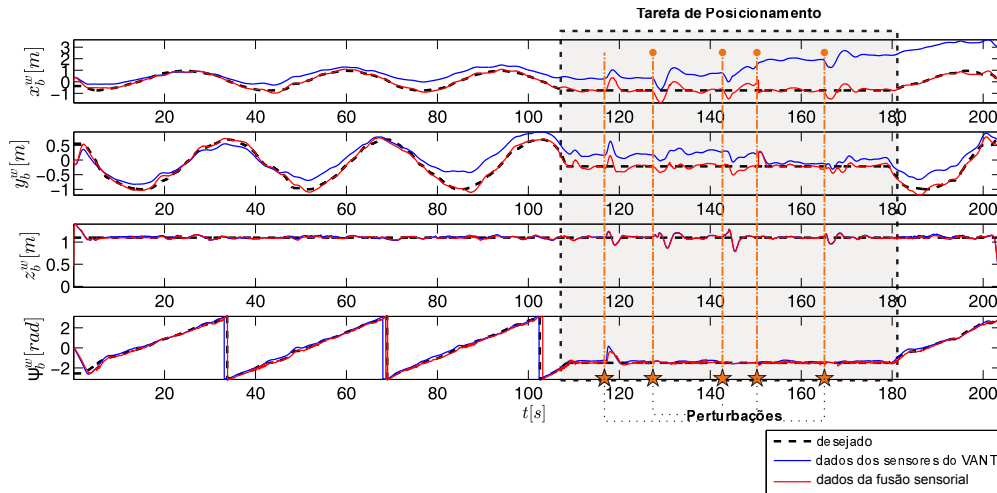


Figura 19 – Experimento 1: posicionamento e orientação do UAV durante o experimento.

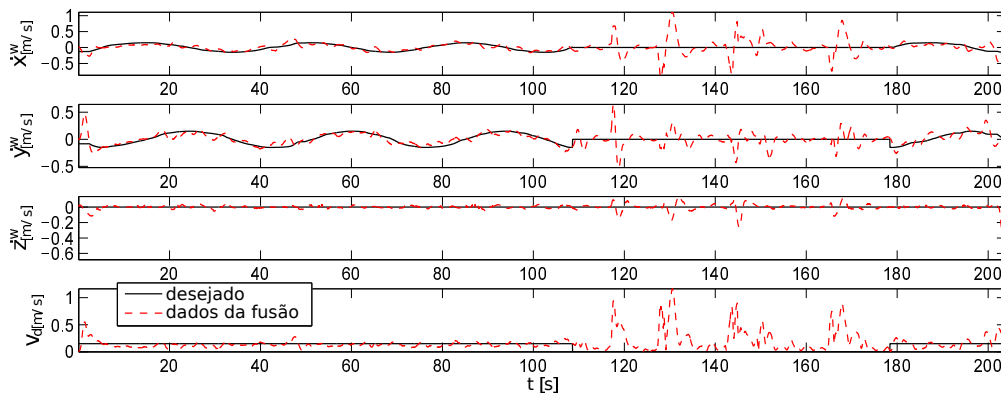


Figura 20 – Experimento 1: velocidade do VANT durante o experimento.

Foram aplicados cinco distúrbios durante a tarefa de observação. Além disso, o objetivo dos controladores de seguimento e posicionamento (abordagem de controle em cascata) ainda são alcançados com sucesso. Na Figura 21, observa-se que os erros de controle e orientação tendem aos valores desejados.

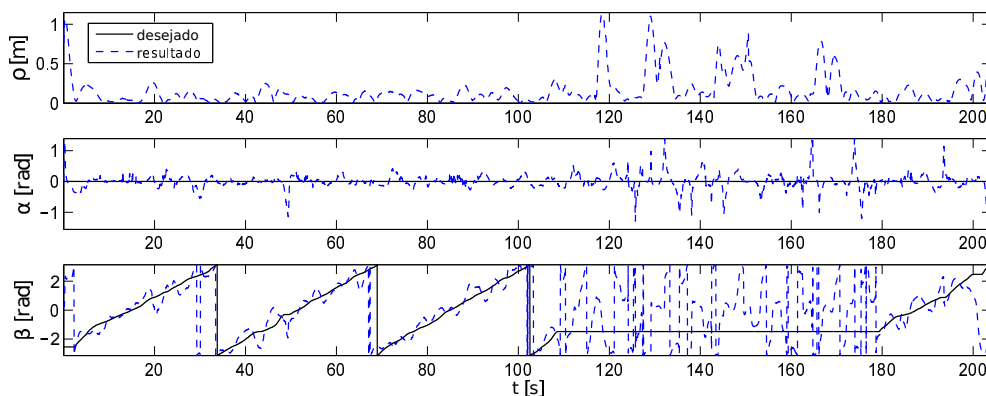


Figura 21 – Experiência 1: posição de VANT e erros de orientação durante o experimento.

No experimento 2, um caminho na forma de oito deve ser seguido pelo quadrimotor. Esse caminho é comumente usado na robótica para validar controladores, pois executa ações de controle em todas as direções devido às suas características e à presença de curvaturas ao longo do caminho. Assim, a realização da tarefa valida o sistema de controle em cascata em todas as direções. Nessa experiência, o objetivo do acompanhamento de orientação difere do experimento 1. O VANT inicia o caminho com a orientação $\psi_d^w = 0^\circ$. Quando o VANT está pairando para executar a tarefa de observação, a orientação desejada muda para $\psi_d^w = 180^\circ$. Figura 22 apresenta o caminho seguido pelo VANT durante o experimento 2, enquanto a Figura 23 mostra a mudança de orientação.

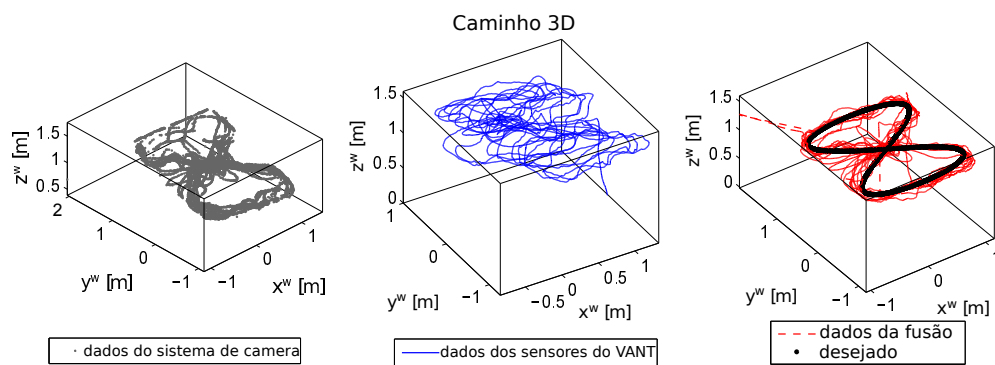


Figura 22 – Experiência 2: Caminho percorrido pelo VANT durante o experimento. São apresentados três figuras que ilustram a posição do VANT estimado pela plataforma, sensores internos do VANT e a fusão sensorial, respectivamente.

O ponto de observação é destacado na Figura 23, novamente como ponto de posicionamento. No intervalo $t \approx [115, 160]$ s, o controlador tem como objetivo manter o veículo neste ponto com orientação invertida. Distúrbios são aplicados nesse intervalo com o objetivo de verificar a estabilidade do controlador. As linhas verticais na Figura 23 em cor laranja com uma estrela na ponta marcam os instantes em que o distúrbio foi aplicado.

As velocidades do VANT durante o seguimento do caminho são apresentadas na Figura 24. O efeito dos distúrbios é claramente visível nas Figuras 24 e 25. Além disso, o objetivo do controlador de seguimento e posicionamento (abordagem de controle em cascata) é alcançado, uma vez que os erros de posição e orientação alcançam os valores desejados, como mostrado na Figura 25.

Em ambos os experimentos até agora descritos, as tarefas de seguimento e posicionamento foram executadas. Distúrbios foram aplicados ao VANT quando permaneceu pairando, o que valida o controlador mesmo diante de distúrbios. Para ajudar o leitor a entender os experimentos, pelo link <https://youtu.be/p7WdYI4pfJQ> é possível acessar um vídeo que mostra a experiência completa.

A principal diferença do experimento 3, em comparação com a experiência 2, é o fato de que os distúrbios são aplicados ao VANT em movimento. Na Figura 26 pode-se observar

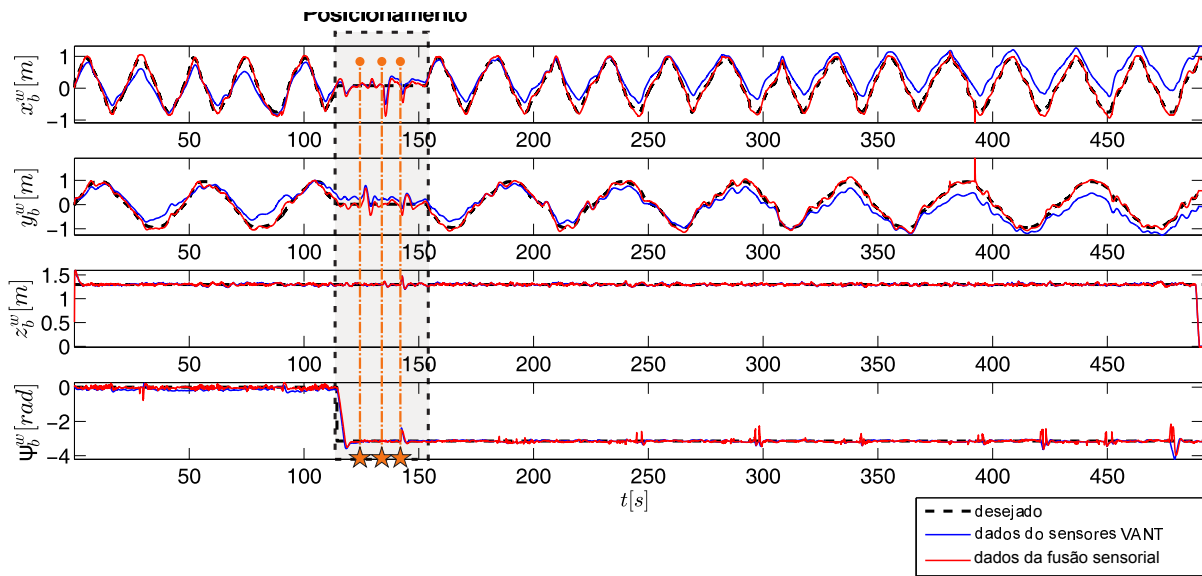


Figura 23 – Experimento 2: Posição e orientação do VANT durante o experimento.

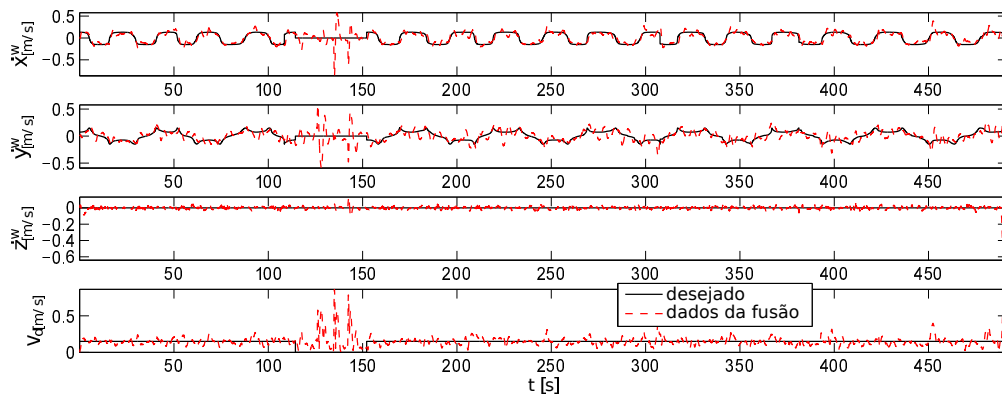


Figura 24 – Experimento 2: Velocidades do VANT durante o experimento.

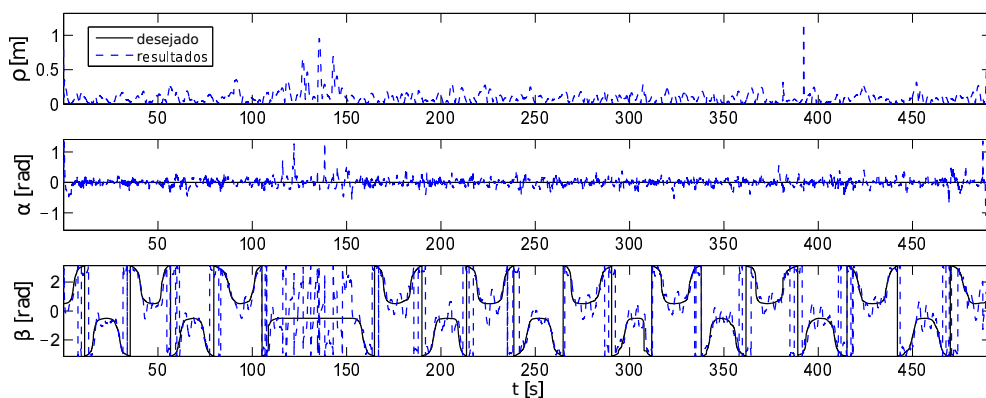


Figura 25 – Experimento 2: Erros de posição e orientação do VANT durante o experimento.

claramente o resultado de saída da fusão de dados, nesse caso.

Nos instantes [56.23]s e [88.18]s, alguns distúrbios foram aplicados ao VANT, repre-

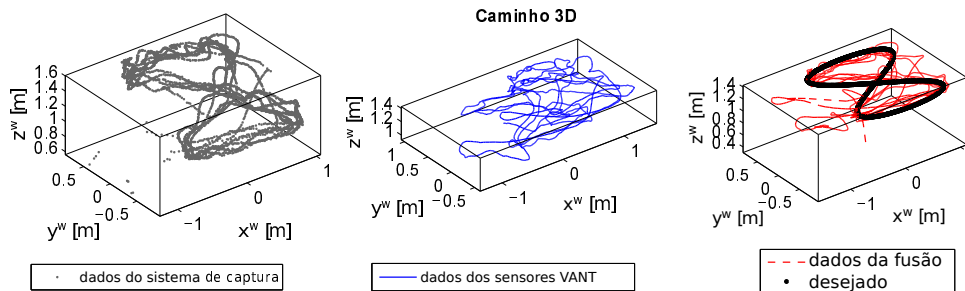


Figura 26 – Experiência 3: Caminho seguido pelo VANT durante a experiência. O mecanismo de fusão usa os dados dos sensores de bordo (azul) e de profundidade (cinza). O resultado de saída é o caminho percorrido (vermelho).

sentados por linhas verticais laranjas com uma estrela na Figura 27.

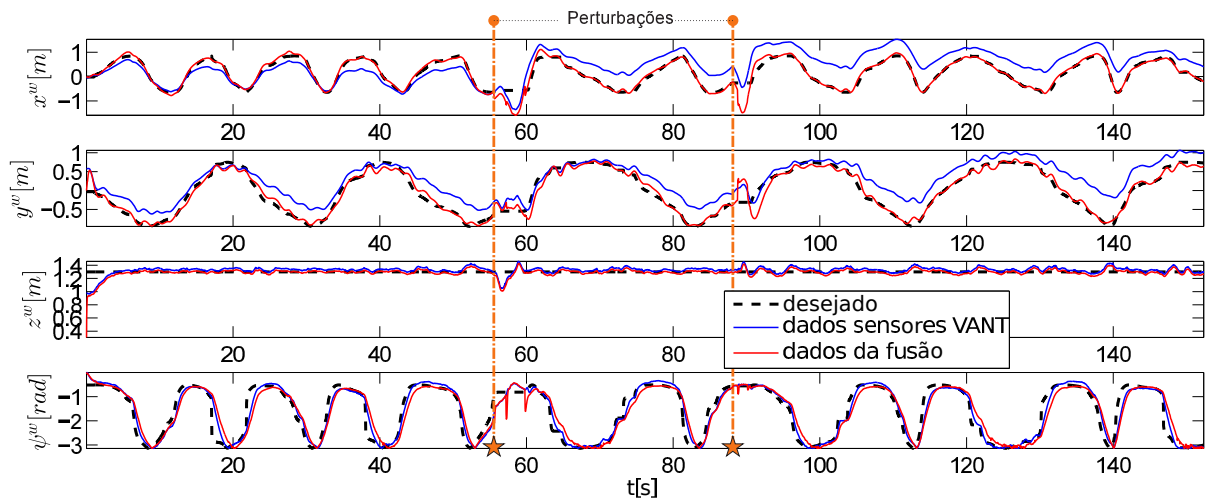


Figura 27 – Experiência 3: posicionamento e orientação do VANT durante o experimento.

Como foi visto anteriormente, esses distúrbios influenciam diretamente as velocidades do VANT. Na Figura 28, nos instantes $[56.23]s$ e $[88.18]s$, a magnitude dos distúrbios muda as velocidades do VANT, as quais ele corrige ao longo do tempo.

Quanto aos erros de controle e orientação, na Figura 29, observa-se que eles tendem para os valores desejados.

Pelo link <https://youtu.be/A2Rnt908NZM> é possível acessar um vídeo que mostra a experiência completa.

Deve-se observar que os dados dos sensores de bordo do AR.Drone para estimar x^w e y^w sofrem desvio, ao contrário dos valores z^w e ψ . Isso se deve ao fato de que, internamente, o AR.Drone realiza uma fusão de dados da informação IMU com outros sensores, como um módulo ultra-sônico, câmera RGB, giroscópios e magnetômetros. Os dois últimos sensores influenciam a estimativa de ψ , e o módulo ultrassônico influencia a estimativa de z .

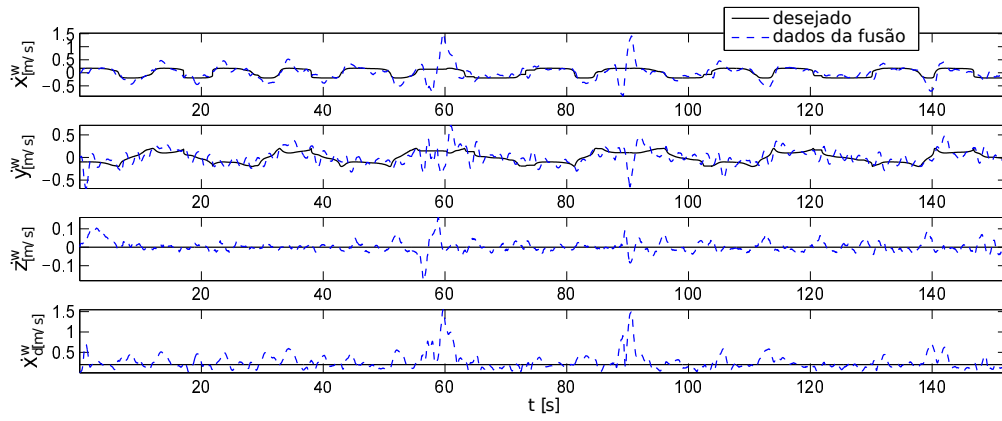


Figura 28 – Experimento 3: velocidade do VANT durante a experiência.

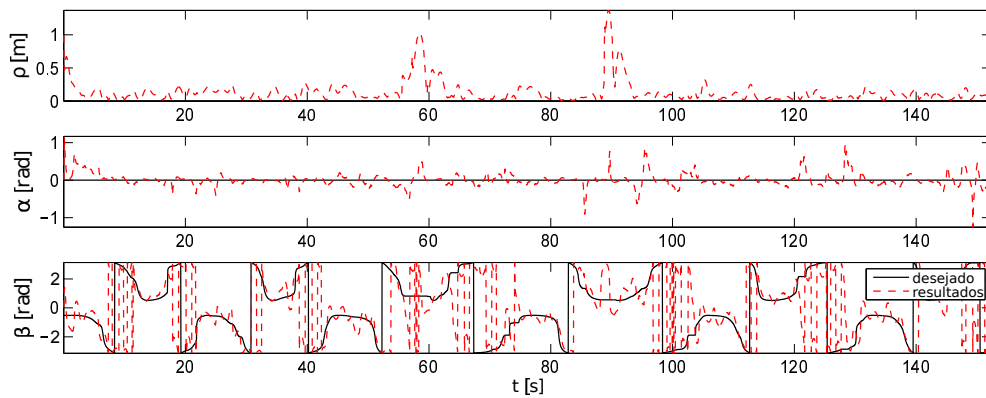


Figura 29 – Experiência 3: Erros de posição e orientação do VANT durante o experimento.

4 Controle de Seguimento de Trajetória

Este capítulo apresenta o controlador não-linear proposto para orientar o VANT em tarefas de seguimento de trajetória. Basicamente, utiliza-se a mesma estrutura de controle em cascata apresentada no Capítulo 3 consistindo em dois subsistemas: um controlador cinemático e um estabilizador para a dinâmica da aeronave. Um esboço da tarefa em análise no caso de seguimento de trajetória é mostrado na Figura 30.

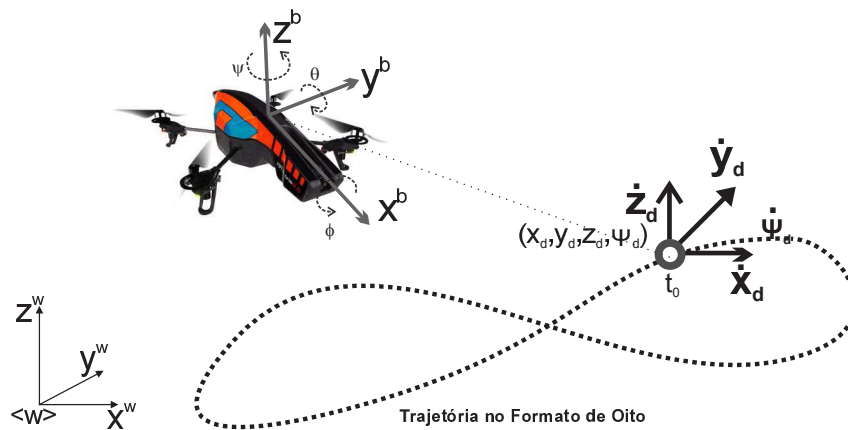


Figura 30 – Trajetória desejada, com a posição desejada \mathbf{x}_d e velocidades $\dot{\mathbf{x}}_d$ e uma ilustração de todos os sistemas de coordenadas (w é referencial do mundo e b é referencial do corpo do VANT).

Logo, os equacionamentos e prova de estabilidade obedecem as mesmas regras adotadas na estratégia de seguimento de caminho. A diferença entre os dois controladores é apenas conceitual, já que no rastreamento de trajetórias é imposto uma restrição temporal. Assim, não há gerador de caminhos que determina a posição, orientação e velocidade desejada naquele ponto, mas um gerador de trajetórias dependente do tempo.

4.1 O Controlador Dinâmico

A hipótese de rastreamento perfeito de velocidade usado no controlador de cinemática é válido apenas em simulações, já que na prática o robô não consegue alcançar instantaneamente as velocidades de referência. Portanto, um controlador dinâmico é proposto para rastrear as velocidades geradas pelo controlador cinemático, onde o objetivo de controle é fazer com que os erros de rastreamento de velocidade tendam a zero com $t \rightarrow \infty$. A Figura 31 apresenta uma estrutura em cascata com o controlador de seguimento de velocidade, gerado na etapa anterior, com o controlador dinâmico.

O controlador dinâmico proposto é baseado no modelo dinâmico da Equação (A.3)

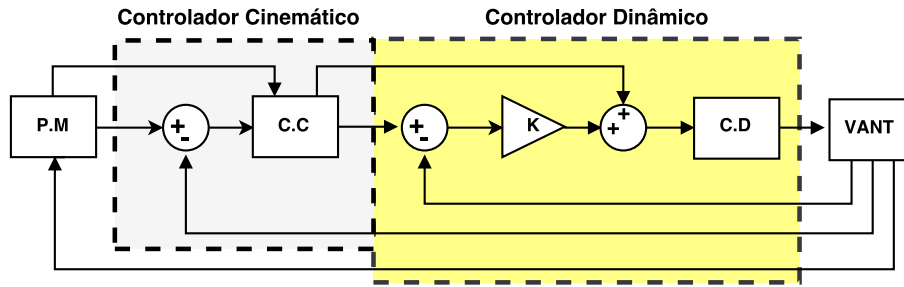


Figura 31 – Diagrama do controlador cinemático (CC) e controlador dinâmico (CD), responsável por seguir as referências de velocidades geradas pelo primeiro controlador.

com os parâmetros identificados. A lei de controle proposta é

$$\mathbf{u}_D^b = \mathbf{F}_1^{-1}(\dot{\mathbf{u}}_N^b + \mathbf{K}\Delta + \mathbf{F}_2\dot{\mathbf{x}}^b), \quad (4.1)$$

onde \mathbf{K} é uma matriz definida positiva, ou seja, $\mathbf{K} > \mathbf{0}$, $\Delta = \mathbf{u}_N^b - \dot{\mathbf{x}}^b$ são os erros de rastreamento de velocidade e as matrizes \mathbf{F}_1 e \mathbf{F}_2 são aquelas associadas ao modelo do quadrimotor (veja as Equações dos Apêndices (A.4), (A.5) e (A.6)).

Este algoritmo de seguimento de trajetória com o compensador da dinâmica do VANT é a base dos controladores que serão apresentados a seguir. Lembrando que os Capítulos 5 e 6 também o utilizam as mesmas ações de controle geradas por este controlador.

4.2 Seguimento de Trajetória com Saturação das Velocidades

No contexto de navegação, um VANT totalmente automatizado deve adotar algoritmos que não excedam os recursos do atuador em nenhuma condição. Considerando este fato, muitos autores se concentraram no desenvolvimento de um controlador de saturação para problemas de rastreamento e correção de trajetórias (CLOUGH, 2002; ANDERSON; BEARD; MCLAIN, 2005; REN; BEARD, 2004).

A estratégia de controle para velocidades de referência limitadas já é testada em vários casos com robôs e humanóides. Em (SCHUTTER et al., 2007; MANSARD; CHAUMETTE, 2007), os autores permitem formular as tarefas e os limites de velocidade como restrições em um procedimento de otimização. Este passo fornece as entradas de velocidade para o nível inferior do controlador.

Portanto, esta seção propõe uma abordagem simples às estratégias de navegação com base em um controlador em cascata que será projetado para executar o seguimento da trajetória com velocidades limitadas (nível superior do controlador). A Figura 32 apresenta uma estrutura para realizar a compensação dinâmica das velocidades obedecendo as limitações de velocidades máximas.

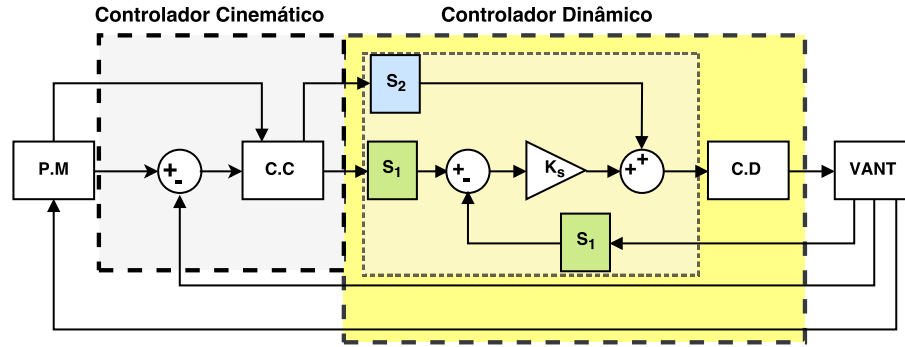


Figura 32 – Diagrama do controlador cinemático (CC) e compensador dinâmico (CD), responsável por seguir as referências de velocidades geradas pelo primeiro controlador. Os blocos S_1 e S_2 representam as transformações de estado das Equações (4.4) e (4.5), respectivamente

Considerando a Equação (A.4), pode-se reorganizá-la da seguinte maneira

$$\begin{aligned}
 \ddot{\mathbf{x}}^w &= \mathbf{F}(\mathbf{x}^b)\mathbf{K}_u\mathbf{u} - \mathbf{K}_v\dot{\mathbf{x}}^w & (4.2) \\
 \mathbf{F}(\mathbf{x}^b)\mathbf{K}_u\mathbf{u} &= \ddot{\mathbf{x}}^w + \mathbf{K}_v\dot{\mathbf{x}}^w \\
 \mathbf{u} &= (\mathbf{F}(\mathbf{x}^b)\mathbf{K}_u)^{-1}\ddot{\mathbf{x}}^w + (\mathbf{F}(\mathbf{x}^b)\mathbf{K}_u)^{-1}\mathbf{K}_v\dot{\mathbf{x}}^w \\
 \mathbf{u} &= \underbrace{(\mathbf{F}(\mathbf{x}^b)\mathbf{K}_u)^{-1}}_A\ddot{\mathbf{x}}^w + \underbrace{(\mathbf{F}(\mathbf{x}^b)\mathbf{K}_u)^{-1}\mathbf{K}_v}_B\dot{\mathbf{x}}^w \\
 \mathbf{u} &= \mathbf{A}\ddot{\mathbf{x}}^w + \mathbf{B}\dot{\mathbf{x}}^w.
 \end{aligned}$$

Para reduzir as demais equações, adote $\mathbf{F} = \mathbf{F}(\mathbf{x}^b)$. Os parâmetros desse modelo dinâmico podem ser identificados (SANTOS et al., 2015b). Observe que os ângulos de rolagem e arfagem não foram considerados, para simplificar o modelo.

Para realizar a saturação das velocidades, é aplicada uma alteração às variáveis de estado, de acordo com

$$\begin{pmatrix} \mathbf{x} \\ \dot{\mathbf{x}} \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} \mathbf{x} \\ \mathbf{s} \end{pmatrix}, \quad (4.3)$$

onde \mathbf{s} é definido para garantir que $\dot{\mathbf{x}} : \dot{\mathbf{X}}_{max}$ (é limitado por um valor máximo). Assim, adota-se

$$\dot{\mathbf{x}} = \dot{\mathbf{X}}_{max} \tanh(\mathbf{s}) \quad (4.4)$$

$$\ddot{\mathbf{x}} = \dot{\mathbf{X}}_{max} \mathbf{Ch}(\mathbf{s})^{-2}\dot{\mathbf{s}} \quad (4.5)$$

onde a matriz $\mathbf{Ch}(\mathbf{s}) = \text{diag}[\cosh(s_x) \cosh(s_y) \cosh(s_z) \cosh(s_\psi)]$ é uma matriz diagonal definida pelo coseno hiperbólico de cada estado. A função $\tanh(\cdot)$ é usada para limitar o sinal de controle \mathbf{s} (LEWIS; DAWSON; ABDALLAH, 2003). Assim, $\dot{\mathbf{x}}$ também é limitado.

Para obter o modelo do sistema em termos das novas variáveis de estado, basta apresentar os valores acima em (4.2), obtendo assim

$$\mathbf{u} = \mathbf{A}\dot{\mathbf{X}}_{max} \mathbf{Ch}(\mathbf{s})^{-2}\dot{\mathbf{s}} + \mathbf{B}\dot{\mathbf{X}}_{max} \tanh(\mathbf{s}), \quad (4.6)$$

que também pode ser expresso como

$$\begin{aligned} \mathbf{u} = & (\mathbf{FK}_u)^{-1} \dot{\mathbf{X}}_{max} \mathbf{Ch}(\mathbf{s})^{-2} \dot{\mathbf{s}} \\ & + (\mathbf{FK}_u)^{-1} \mathbf{K}_v \dot{\mathbf{X}}_{max} \tanh(\mathbf{s}). \end{aligned} \quad (4.7)$$

4.2.1 Algoritmo de controle dinâmico

Para realizar o controle do veículo, respeitando as velocidades de limitação do mesmo, é proposta a seguinte lei de controle de velocidade

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_d = & \mathbf{A} \dot{\mathbf{X}}_{max} \mathbf{Ch}(\mathbf{s})^{-2} (\dot{\mathbf{s}}_d + \mathbf{K}_s \tilde{\mathbf{s}}) \\ & + \mathbf{B} \dot{\mathbf{X}}_{max} \tanh(\mathbf{s}), \end{aligned} \quad (4.8)$$

que também pode ser expressa em termos gerais como

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_d = & (\mathbf{FK}_u)^{-1} \dot{\mathbf{X}}_{max} \mathbf{Ch}(s)^{-2} (\dot{\mathbf{s}}_d + \mathbf{K}_s \tilde{\mathbf{s}}) \\ & + (\mathbf{FK}_u)^{-1} \mathbf{K}_v \dot{\mathbf{X}}_{max} \tanh(\mathbf{s}), \end{aligned} \quad (4.9)$$

onde $\mathbf{K}_s = \text{diag}[k_{sx} \ k_{sy} \ k_{sz} \ k_{s\psi}]$ é matriz diagonal definida positivamente e $\tilde{\mathbf{s}} = \mathbf{s}_d - \mathbf{s}$ é o erro.

4.2.2 Análise de Estabilidade

Em malha fechada, tem-se

$$\mathbf{u} = \mathbf{u}_d, \quad (4.10)$$

de modo que

$$\dot{\tilde{\mathbf{s}}} + \mathbf{K}_s \tilde{\mathbf{s}} = 0. \quad (4.11)$$

Analisando a Equação (4.4), tem-se que a variável s é dependente da velocidade do veículo. Sabe-se que a tangente hiperbólica limita o valor da equação em máximos e mínimos. Sendo assim, pode-se afirmar que $\tilde{\mathbf{s}}$ é limitado, visto que os erros de velocidade também são considerados como limitados. Logo, $\mathbf{s}(t) \rightarrow \mathbf{s}_d(t)$, é $\dot{\mathbf{x}}(t) \rightarrow \dot{\mathbf{x}}_d(t)$, com $\dot{\mathbf{x}} \leq \dot{\mathbf{x}}_{max}$

É fundamental garantir que $\dot{\mathbf{x}}^c \leq \dot{\mathbf{x}}_{max}$, tal que (4.5) tenha soluções. Portanto, os ganhos correspondentes à matriz \mathbf{K}_c são calculados da seguinte forma.

Tabela 4 – Velocidades máximas do VANT utilizadas nas simulações.

VANT	$\dot{x}_{max}[m/s]$	$\dot{y}_{max}[m/s]$	$\dot{z}_{max}[m/s]$	$\dot{\psi}_{max}[rad/s]$
1	1.6	1.1	0.25	0.25
2	3.2	2.2	0.50	0.50

4.2.3 Calculando os ganhos para saturar as velocidades

Para selecionar as constantes que vão obedecer aos limites de velocidade para o VANT (dados do fabricante), deve ser adotado

$$\begin{aligned}
 \dot{\mathbf{x}}_c^w &= \mathbf{F}\mathbf{u}_c & (4.12) \\
 \dot{\mathbf{x}}_c^w &= \mathbf{F}\mathbf{F}^{-1} \left(\dot{\mathbf{x}}_d^w + \mathbf{K}_c \tanh(\mathbf{K}_\gamma \tilde{\mathbf{x}}^w) \right) \\
 \dot{\mathbf{X}}_{max} \tanh(\mathbf{s}) &= \dot{\mathbf{x}}_d^w + \mathbf{K}_c \tanh(\mathbf{K}_\gamma \tilde{\mathbf{x}}^w) \\
 \mathbf{K}_c \tanh(\mathbf{K}_\gamma \tilde{\mathbf{x}}^w) &= \dot{\mathbf{X}}_{max} \tanh(\mathbf{s}) - \dot{\mathbf{x}}_d^w, \\
 \mathbf{K}_c &= \underbrace{\dot{\mathbf{X}}_{max}}_{\text{Limitações VANT}} - \max|\dot{\mathbf{x}}_d^w|,
 \end{aligned}$$

onde $\dot{\mathbf{x}}_{max}$ e $\max|\dot{\mathbf{x}}_d^w|$ são as matrizes das velocidades máximas que o VANT pode alcançar em x, y, z e ψ (fornecido pelo fabricante) e na trajetória (deve ser calculado durante a etapa de planejamento da trajetória). As matrizes \mathbf{K}_c e \mathbf{K}_γ são constantes positivas, lembrando que a prova de estabilidade exige que \mathbf{K}_c seja uma matriz com ganhos positivos. Se a matriz for negativa, isto é, $\max|\dot{\mathbf{x}}_d^w| \geq \dot{\mathbf{x}}_{max}$, a estabilidade não é garantida. Assim, a trajetória não pode ser executada pelo VANT.

4.2.4 Resultados de Simulações

As simulações demonstram a eficácia da estratégia de controle proposta. O modelo VANT apresentado no Apêndice A.2 é utilizado nessas simulações. Além disso, para provar que o controlador limita as velocidades máximas do VANT, adotaram-se duas configurações distintas do veículo. A Tabela 4 apresenta os valores das velocidades máximas de cada configuração. O $VANT_1$ e $VANT_2$ representam os veículos com a primeira e segunda configuração, respectivamente.

Na simulação de seguimento de trajetória, todos os quatro graus de liberdade são controlados ao mesmo tempo. Neste caso, uma trajetória inclinada no formato do número oito é definida por

$$\mathbf{x}_d = \begin{bmatrix} \rho \sin(wt) + 0.1 \\ 1.25\rho \cos(0.5wt) - 0.2 \\ 1.0 + 0.5 \sin(wt) \\ \frac{\pi}{6} \sin(wt) \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

Tabela 5 – Parâmetros, variáveis e valores adotados na simulação

Ganhos		Variáveis e Valores						
\mathbf{K}_u	k_1	4.72	k_3	6.23	k_5	2.65	k_7	2.38
\mathbf{K}_v	k_2	0.28	k_4	0.53	k_6	2.58	k_8	1.52
\mathbf{K}_s	k_{sx}	1.0	k_{sy}	1.0	k_{sz}	1.0	$k_s\psi$	1.0
\mathbf{K}_γ	$k_\gamma x$	3.1	$k_\gamma y$	3.1	$k_\gamma z$	3.1	$k_\gamma\psi$	3.1
Primeira Simulação								
\mathbf{K}_c	k_{cx}	0.10	k_{cy}	0.15	k_{cz}	0.05	$k_c\psi$	0.04
Segunda Simulação								
\mathbf{K}_c	k_{cx}	1.62	k_{cy}	1.20	k_{cz}	0.29	$k_c\psi$	0.28

é adotada como a trajetória desejada a ser percorrida, cuja primeira derivada é

$$\dot{\mathbf{x}}_d = \begin{bmatrix} \omega\rho\cos(\omega t) \\ -0.625\omega\rho\sin(0.5\omega t) \\ 0.5\omega\cos(\omega t) \\ \frac{\omega\pi}{6}\cos(\omega t). \end{bmatrix} \quad (4.14)$$

Tal trajetória deve ser rastreada com $\rho = 3.75$ and $\omega = 0.4$. Nesta trajetória, o vetor de velocidade máxima é dado por

$$\mathbf{x}_{d_{max}}^w = [1.5 \ 0.9375 \ 0.2 \ 0.2094]^T. \quad (4.15)$$

Outros parâmetros e variáveis utilizados neste trabalho podem ser vistos na Tabela 5.

Na primeira simulação, utilizou-se VANT₁, cujas características podem ser visualizadas na Tabela 5. As velocidades máximas que o veículo pode alcançar são muito próximas dos valores das velocidades máximas da trajetória desejada, conforme indicado em (4.15). Figura 33 ilustra a trajetória executada pelo VANT.

Nesta simulação, é importante observar que as velocidades de referência ($\dot{\mathbf{x}}_c^w$) não superam as velocidades máximas do VANT, evitando assim a saturação dos atuadores. As Figuras 34 (a), (b), (c) e (d) apresentam os resultados obtidos durante a simulação. Em todos os casos, as velocidades do VANT estão sobrepostas às velocidades desejadas. No entanto, observa-se que \dot{x}_c^w , \dot{y}_c^w , \dot{z}_c^w e $\dot{\psi}_c^w$ estão abaixo dos valores de \dot{x}_{max} , \dot{y}_{max} , \dot{z}_{max} , $\dot{\psi}_{max}$. Outros dados importantes são os valores das constantes k_{cx} , k_{cy} , k_{cz} , e $k_{c\psi}$ obtidos por (4.13) para garantir a estabilidade. Nesta simulação, esses valores são pequenos, uma vez que os valores de velocidade máxima da trajetória estão próximos dos valores máximos de velocidade do VANT.

As Figuras 35 (a), (b), (c) e (d) mostram a convergência das posições do VANT para os valores desejados em (4.13). Também pode ser observado, nas mesmas figuras, que a convergência pode ser adiada para evitar a saturação dos atuadores. No entanto, isso será alcançado durante o experimento.

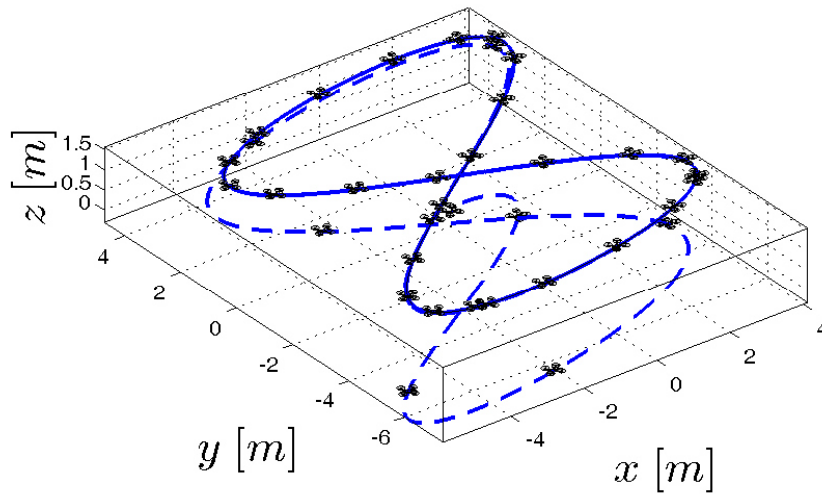


Figura 33 – Simulação com o $VANT_1$ rastreando uma trajetória na forma de oito.

Na segunda simulação, as velocidades máximas do VANT são superiores que na primeira configuração. Ao fazer isso, os ganhos do controlador (k_{cx} , k_{cy} , k_{cz} , e $k_{c\psi}$) são maiores. Isso permite uma convergência mais rápida para os valores desejados. Na Figura 36 é apresentada a trajetória desejada e a executada pelo VANT.

As Figuras 37 (a), (b), (c) e (d) mostram a limitação das velocidades do VANT. Mais especificamente, na Figura 37 (a) os valores iniciais das velocidades de referência estão próximos do valor máximo permitido para o VANT, uma vez que ele está longe da trajetória desejada e é possível aumentar a velocidade. Isso não ocorreu na primeira simulação, porque a velocidade máxima da trajetória era praticamente a velocidade máxima do VANT.

Durante a simulação, as variáveis de posição e orientação tendem para os valores desejados. Assim, mostra-se que a abordagem de rastreamento de trajetórias com limitação de velocidade controlada é eficaz para evitar a saturação dos atuadores e seguir a trajetória.

4.2.5 Discussões

Nesta Seção, foi apresentado o desenvolvimento de uma estratégia de controle que permita realizar tarefas de seguimento de trajetória usando uma abordagem de controle em cascata e alterar as variáveis de estado para limitar as velocidades máximas. Esta abordagem tem a vantagem de respeitar as velocidades máximas do veículo, sendo um sistema de controle que é assintoticamente estável, sendo comprovada pela teoria e validada com simulações.

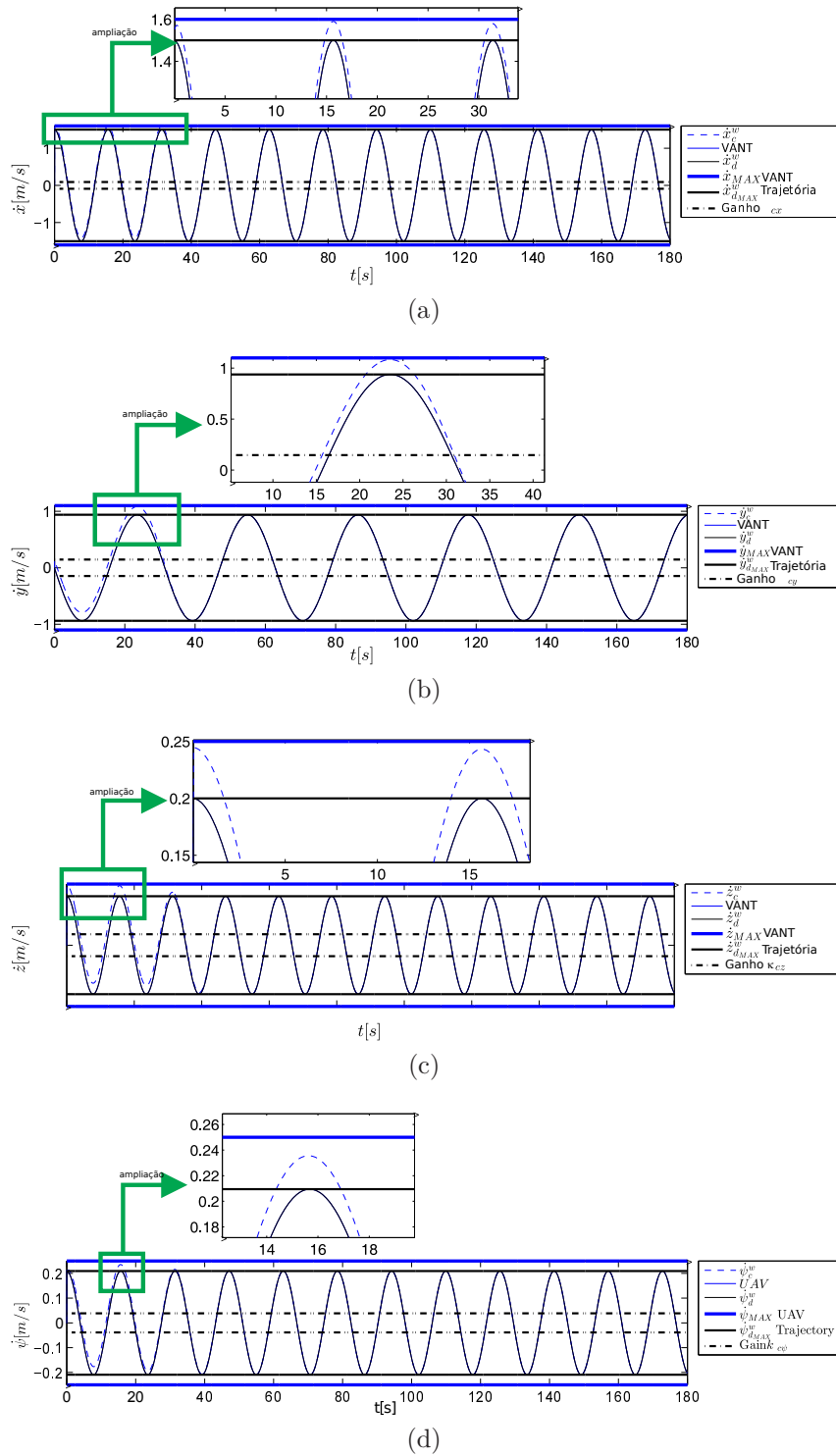


Figura 34 – Velocidades do VANT durante a primeira simulação.

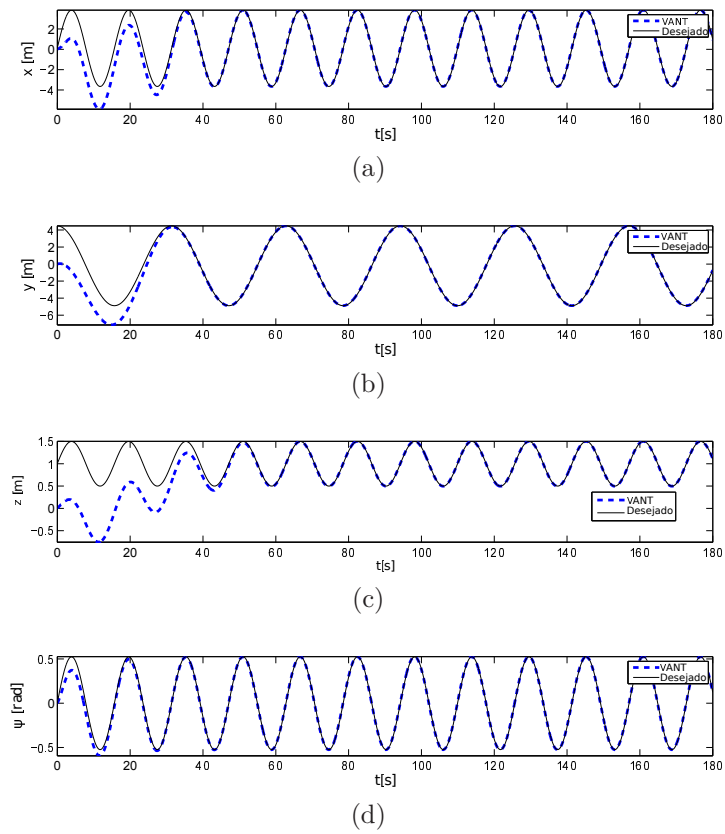
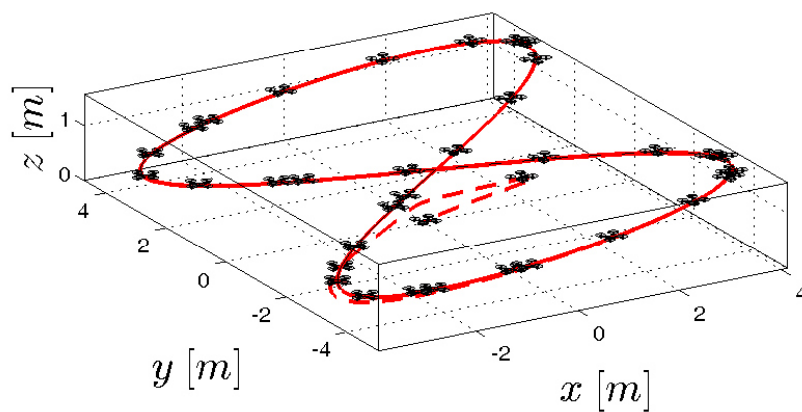


Figura 35 – Posição e orientação do VANT durante a primeira simulação.

Figura 36 – Simulação com VANT₂ rastreando uma trajetória na forma de oito.

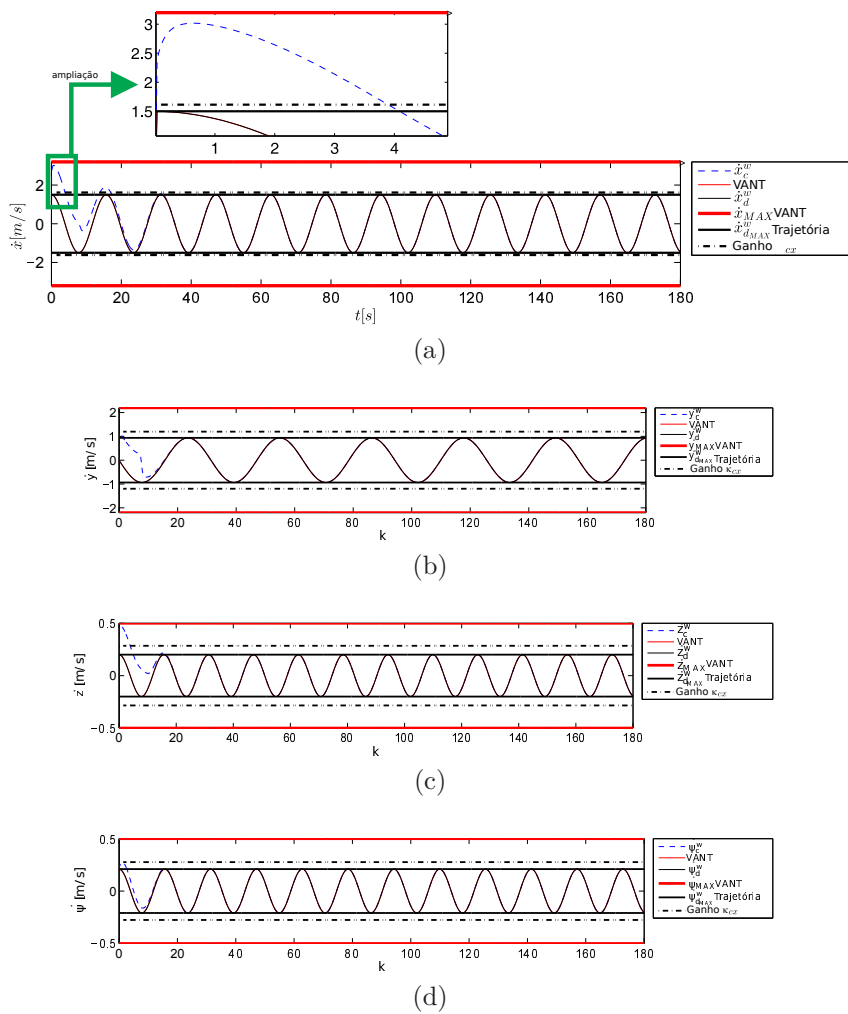


Figura 37 – Velocidades do VANT durante a segunda simulação.

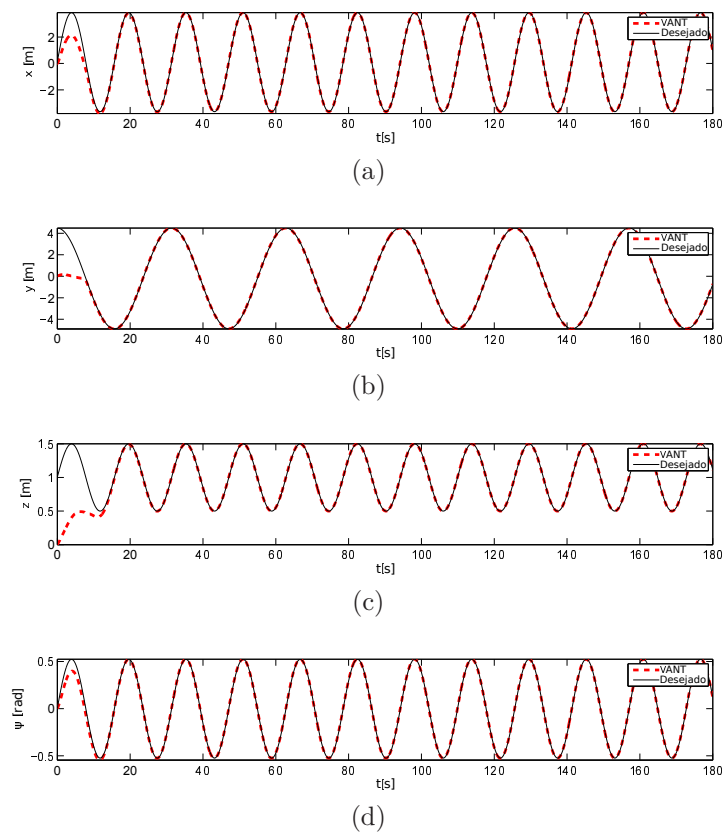


Figura 38 – Posição e orientação do UAV durante a segunda simulação.

5 Controle Adaptativo

Melhorar o desempenho e a qualidade do voo dos VANTs são objetivos interessantes para robótica aérea, visto que os mesmos podem ser usados em uma vasta área de aplicações com diversas funções, conforme já mencionado. Diferentes configurações impacta em diferentes modelos de veículos aéreos que acarretam em variados parâmetros, por exemplo alguns veículos podem ser mais rápidos que outros, ou até mesmo mais pesados e apresentarem diferentes dinâmicas ao longo da tarefa.

Este capítulo tem como objetivo desenvolver e verificar experimentalmente um método para controlar um VANT sobre uma trajetória desejada e, concomitantemente, estimar os parâmetros do modelo dinâmico. Em (MARTINS et al., 2008), os autores apresentam técnica similar, porém aplicada em um robô terrestre sendo controlado em um espaço 2D variando apenas a carga. Este controlador aborda a utilização de uma lei de atualização dos parâmetros para ajustar os parâmetros do modelo e reduzir os erros de controle além de realizar o controle sobre a trajetória desejada, em todas as direções de controle (x, y, z) e orientação do VANT (ψ) . Outros métodos de controle dinâmico (FELIX, 2007; MADANI; BENALLEGUE, 2006b; EFE, 2007) são apresentados na literatura para executar a mesma tarefa de controle aqui proposto, entretanto em nossa abordagem não é necessária a identificação dos parâmetros do VANT antes da navegação.

5.1 Estrutura de Controle

A ideia de simplificar o modelo considerando comportamentos independentes para as quatro coordenadas é baseada em resultados anteriores (SANTANA; BRANDÃO; SARCINELLI-FILHO, 2016a) (KRAJNÍK et al., 2011), e na premissa de que o AR.Drone, bem como outros VANTs, possui um piloto automático a bordo que cuida da estabilização da dinâmica do veículo. A relação entre as ações de controle e a posição do quadrimotor pode ser aproximada por um modelo linear de dois estados. Portanto, a dinâmica do AR.Drone pode ser modelada, de acordo com Apêndice A.2,

$$\ddot{\mathbf{x}}^b = \mathbf{K}_u \mathbf{u}^b - \mathbf{K}_v \dot{\mathbf{x}}^b, \quad (5.1)$$

ou

$$\ddot{\mathbf{x}}^w = \mathbf{F}(\mathbf{x}^b) \mathbf{K}_u \mathbf{u}^b - \mathbf{K}_v \dot{\mathbf{x}}^w, \quad (5.2)$$

dependendo do sistema de referência usado, o referencial do corpo $\langle b \rangle$ ou o referencial no mundo $\langle w \rangle$, respectivamente. O vetor $\mathbf{u}^b = [u_{\dot{x}}, u_{\dot{y}}, u_{\dot{z}}, u_{\dot{\psi}}]^T$ corresponde aos sinais de comando normalizados (restritos ao intervalo $[-1.0, +1.0]$). Por sua vez, $\mathbf{K}_u = \text{diag}[k_1 \ k_3 \ k_5 \ k_7]$ e $\mathbf{K}_v = \text{diag}[k_2 \ k_4 \ k_6 \ k_8]$ são matrizes diagonais correspondentes aos parâmetros do modelo (SANTANA; BRANDÃO; SARCINELLI-FILHO, 2016a).

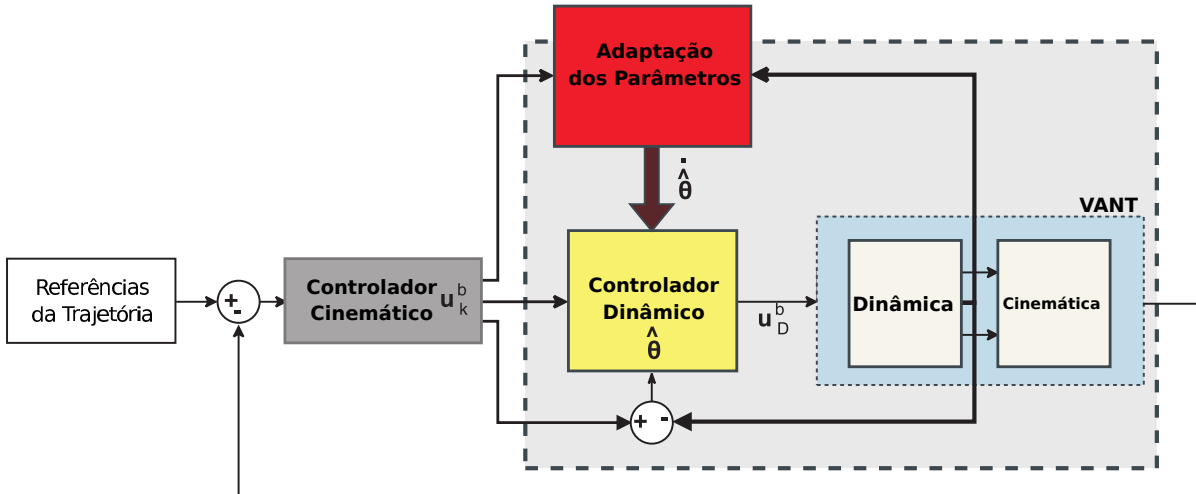


Figura 39 – Estrutura de controle adaptativo

Finalmente, (5.2) pode ser escrita como

$$\mathbf{u}^b = \mathbf{A}\ddot{\mathbf{x}}^b + \mathbf{B}\dot{\mathbf{x}}^b, \quad (5.3)$$

onde

$$\mathbf{A} = \mathbf{K}_u^{-1},$$

e

$$\mathbf{B} = \mathbf{K}_u^{-1}\mathbf{K}_v. \quad (5.4)$$

A estrutura de controle adaptativo desenvolvida é apresentada na Figura 39. Os modelos de (3.1) e (A.3) representam a cinemática do robô e a dinâmica do robô, respectivamente. Portanto, dois controladores são implementados, com base na linearização por realimentação, tanto para modelos de robôs cinemáticos quanto dinâmicos. Finalmente, é proposta uma lei para ajustar os parâmetros do modelo, a fim de minimizar os erros de controle.

5.2 Controle Adaptativo Dinâmico

A parametrização linear do modelo dinâmico (A.3) pode ser expressa como

$$\mathbf{u}^b = \mathbf{A}\ddot{\mathbf{x}}^b + \mathbf{B}\dot{\mathbf{x}}^b = \mathbf{M}\theta, \quad (5.5)$$

onde

$$\underbrace{\begin{bmatrix} u_{\dot{x}} \\ u_{\dot{y}} \\ u_{\dot{z}} \\ u_{\dot{\psi}} \end{bmatrix}}_{\mathbf{u}^b} = \underbrace{\begin{bmatrix} \ddot{x}^b & 0 & 0 & 0 & \dot{x}^b & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \ddot{y}^b & 0 & 0 & 0 & \dot{y}^b & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddot{z}^b & 0 & 0 & 0 & \dot{z}^b & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \ddot{\psi}^b & 0 & 0 & 0 & \dot{\psi}^b \end{bmatrix}}_{\mathbf{M}}, \quad \underbrace{\begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \theta_3 \\ \theta_4 \\ \theta_5 \\ \theta_6 \\ \theta_7 \\ \theta_8 \end{bmatrix}}_{\boldsymbol{\theta}}, \quad (5.6)$$

e $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3 \ \theta_4 \ \theta_5 \ \theta_6 \ \theta_7 \ \theta_8]^T = [\frac{1}{k_1} \ \frac{1}{k_3} \ \frac{1}{k_5} \ \frac{1}{k_7} \ \frac{k_2}{k_1} \ \frac{k_4}{k_3} \ \frac{k_6}{k_5} \ \frac{k_8}{k_7}]^T$. Para obter o controlador dinâmico e considerando (3.1), (5.6) é expresso como

$$\mathbf{u}^b = \mathbf{D}\dot{\mathbf{x}}^b + \boldsymbol{\eta}, \quad (5.7)$$

ou

$$\underbrace{\begin{bmatrix} u_{\dot{x}} \\ u_{\dot{y}} \\ u_{\dot{z}} \\ u_{\dot{\psi}} \end{bmatrix}}_{\mathbf{u}^b} = \underbrace{\begin{bmatrix} \theta_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \theta_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \theta_3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \theta_4 \end{bmatrix}}_{\mathbf{D}} \underbrace{\begin{bmatrix} \ddot{x}^b \\ \ddot{y}^b \\ \ddot{z}^b \\ \ddot{\psi}^b \end{bmatrix}}_{\ddot{\mathbf{x}}^b} + \underbrace{\begin{bmatrix} \dot{x}^b & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \dot{y}^b & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \dot{z}^b & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dot{\psi}^b \end{bmatrix}}_{\boldsymbol{\eta}} \begin{bmatrix} \theta_5 \\ \theta_6 \\ \theta_7 \\ \theta_8 \end{bmatrix} \quad (5.8)$$

Com base na dinâmica inversa, a lei de controle

$$\mathbf{u}_D^b = \mathbf{D}\boldsymbol{\sigma} + \boldsymbol{\eta}, \quad (5.9)$$

é proposta, onde

$$\boldsymbol{\sigma} = [\sigma_1 \ \sigma_2 \ \sigma_3 \ \sigma_4]^T = \dot{\mathbf{u}}_k^b + \mathbf{K}_d \dot{\mathbf{x}}^b, \quad (5.10)$$

com $\mathbf{K}_d = \text{diag}[k_{dx} \ k_{dy} \ k_{dz} \ k_{d\psi}]$ e \mathbf{u}_k^b são as ações de controle cinemático obtidas a partir de (??), e $\dot{\mathbf{x}}^b = \mathbf{u}_k^b - \dot{\mathbf{x}}^b$. Então, (5.8) pode ser escrita como

$$\mathbf{u}_D^b = \mathbf{G}\boldsymbol{\theta}, \quad (5.11)$$

onde

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} g_{11} & 0 & 0 & 0 & g_{15} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & g_{22} & 0 & 0 & 0 & g_{26} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & g_{33} & 0 & 0 & 0 & g_{37} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & g_{44} & 0 & 0 & 0 & g_{48} \end{bmatrix} \quad (5.12)$$

e

$$\begin{aligned} g_{11} &= \dot{u}_{k\dot{x}} + k_{dx}[u_{k\dot{x}} - \dot{x}^b] \\ g_{15} &= \dot{x}^b \\ g_{22} &= \dot{u}_{k\dot{y}} + k_{dy}[u_{k\dot{y}} - \dot{y}^b] \\ g_{26} &= \dot{y}^b \\ g_{33} &= \dot{u}_{k\dot{z}} + k_{dz}[u_{k\dot{z}} - \dot{z}^b] \\ g_{37} &= \dot{z}^b \\ g_{44} &= \dot{u}_{k\dot{\psi}} + k_{d\psi}[u_{k\dot{\psi}} - \dot{\psi}^b] \\ g_{48} &= \dot{\psi}^b \end{aligned} \quad (5.13)$$

Normalmente, há incertezas nos valores dos parâmetros utilizados para realizar o cálculo das ações de controle. O objetivo é encontrar uma maneira de adaptar os valores dos parâmetros usados no controlador para minimizar o erro de controle causado por erros paramétricos. Assim, considerando incertezas nos parâmetros dos resultados do VANT que

$$\mathbf{u}_D^b = \mathbf{G}\hat{\boldsymbol{\theta}} = \mathbf{G}\boldsymbol{\theta} + \mathbf{G}\tilde{\boldsymbol{\theta}} = \mathbf{D}\boldsymbol{\sigma} + \boldsymbol{\eta} + \mathbf{G}\tilde{\boldsymbol{\theta}}, \quad (5.14)$$

onde $\boldsymbol{\theta}$ e $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ são os parâmetros reais e estimados, respectivamente. Enquanto que, $\tilde{\boldsymbol{\theta}} = \hat{\boldsymbol{\theta}} - \boldsymbol{\theta}$ é o vetor de erro dos parâmetros.

Para facilitar a compreensão, um diagrama de blocos do controlador é apresentado na Figura 40.

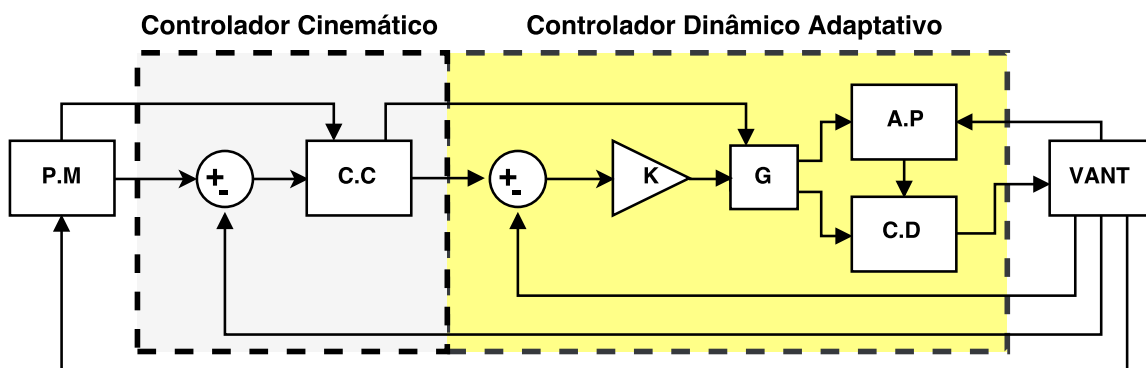


Figura 40 – Diagrama do controlador adaptativo. O bloco G representa a matriz da equação 5.12. A atualização dos parâmetros é representada pelo bloco $A.P.$

5.2.1 Análise de Estabilidade

De (5.7) e (5.14), a malha fechada

$$\mathbf{D}\ddot{\mathbf{x}}^b + \boldsymbol{\eta} = \mathbf{D}\boldsymbol{\sigma} + \boldsymbol{\eta} + \mathbf{G}\tilde{\boldsymbol{\theta}} \quad (5.15)$$

é obtido, o que equivale a

$$\mathbf{D}(\boldsymbol{\sigma} - \ddot{\mathbf{x}}^b) = -\mathbf{G}\tilde{\boldsymbol{\theta}}. \quad (5.16)$$

Considerando

$$\boldsymbol{\sigma} - \ddot{\mathbf{x}}^b = \ddot{\mathbf{x}}^b + \mathbf{K}_d\dot{\mathbf{x}}^b, \quad (5.17)$$

onde $\dot{\mathbf{x}}^b = \mathbf{u}_k^b - \dot{\mathbf{x}}^b$ e \mathbf{K}_d é uma matriz positiva definitiva, tem-se

$$\mathbf{D}(\ddot{\mathbf{x}}^b + \mathbf{K}_d\dot{\mathbf{x}}^b) = -\mathbf{G}\tilde{\boldsymbol{\theta}}, \quad (5.18)$$

ou

$$\ddot{\mathbf{x}}^b = -\mathbf{D}^{-1}\mathbf{G}\tilde{\boldsymbol{\theta}} - \mathbf{K}_d\dot{\mathbf{x}}^b. \quad (5.19)$$

Considerando a função candidata de Lyapunov

$$\mathbf{V} = \frac{1}{2}\dot{\mathbf{x}}^{bT}\mathbf{D}\dot{\mathbf{x}}^b + \frac{1}{2}\tilde{\boldsymbol{\theta}}^T\boldsymbol{\gamma}\tilde{\boldsymbol{\theta}}, \quad (5.20)$$

onde $\boldsymbol{\gamma} \in \mathbb{R}^{8 \times 8}$ é uma matriz definida positivamente. Usando $\dot{\tilde{\boldsymbol{\theta}}} = \dot{\hat{\boldsymbol{\theta}}}$, porque o vetor dos parâmetros reais é considerado constante $\dot{\hat{\boldsymbol{\theta}}} = 0$. A derivada do tempo da função Lyapunov é expressa da seguinte forma:

$$\dot{\mathbf{V}} = -\dot{\mathbf{x}}^{bT}\mathbf{D}\mathbf{K}_d\dot{\mathbf{x}}^b - \dot{\mathbf{x}}^{bT}\mathbf{G}\tilde{\boldsymbol{\theta}} + \tilde{\boldsymbol{\theta}}^T\boldsymbol{\gamma}\dot{\tilde{\boldsymbol{\theta}}}. \quad (5.21)$$

A lei da adaptação de parâmetros

$$\dot{\tilde{\boldsymbol{\theta}}} = \boldsymbol{\gamma}^{-1}\mathbf{G}^T\dot{\mathbf{x}}^b \quad (5.22)$$

é definida para o controlador proposto. Substituindo (5.22) em (5.21), tem-se

$$\dot{\mathbf{V}} = -\dot{\mathbf{x}}^{bT}\mathbf{D}\mathbf{K}_d\dot{\mathbf{x}}^b \leq 0, \quad (5.23)$$

que significa que $\dot{\mathbf{x}}^b$ e $\tilde{\boldsymbol{\theta}}$ são sinais limitados. Integrando (5.19), tem-se

$$\mathbf{V}(T) - \mathbf{V}(0) = -\int_0^T \dot{\mathbf{x}}^{bT}\mathbf{D}\mathbf{K}_d\dot{\mathbf{x}}^b dt. \quad (5.24)$$

Agora, se o termo $\mathbf{V}(T)$ não for considerado, desde que $\mathbf{V}(T) > 0$, a condição

$$\mathbf{V}(0) \geq \int_0^T \dot{\mathbf{x}}^{bT}\mathbf{D}\mathbf{K}_d\dot{\mathbf{x}}^b dt \quad (5.25)$$

seja verificada.

Como \mathbf{DK}_d é uma matriz positiva simétrica e definida para a qual $\lambda_{\min}(\mathbf{DK}_d)$ e $\lambda_{\max}(\mathbf{DK}_d)$ representam os autovalores mínimo e máximo,

$$\lambda_{\min}(\mathbf{DK}_d) \|\dot{\tilde{\mathbf{x}}}^b\|^2 \leq \dot{\tilde{\mathbf{x}}}^{bT} \mathbf{DK}_d \dot{\tilde{\mathbf{x}}}^b \leq \lambda_{\max}(\mathbf{DK}_d) \|\dot{\tilde{\mathbf{x}}}^b\|^2. \quad (5.26)$$

De (5.25) e (5.26), obtém-se

$$\int_0^T \|\dot{\tilde{\mathbf{x}}}^{bT}\|^2 dt \leq \frac{\mathbf{V}(0)}{\lambda_{\min}(\mathbf{DK}_d)}, \quad \forall T. \quad (5.27)$$

Portanto, $\dot{\tilde{\mathbf{x}}}^b$ é um sinal de integração quadrática. Então, como $\dot{\tilde{\mathbf{x}}}^b$, $\tilde{\boldsymbol{\theta}}$ e \mathbf{G} são limitados, de acordo com a expressão $\ddot{\tilde{\mathbf{x}}}^b = -\mathbf{D}^{-1}\mathbf{G}\tilde{\boldsymbol{\theta}} - \mathbf{K}\dot{\tilde{\mathbf{x}}}^b$, isso implica que $\ddot{\tilde{\mathbf{x}}}^b$ também é limitado. Assim, de acordo com o Teorema de Barbalat (ver (KHALIL, 2015)), pode-se concluir que $\dot{\tilde{\mathbf{x}}}^b \rightarrow 0$ com $t \rightarrow \infty$, que garante a convergência assintótica dos erros de controle para zero.

5.3 Resultados Simulados

Para avaliar o significado do controlador de compensação dinâmico adaptativo proposto, o desempenho do sistema foi avaliado através de simulação usando dois índices de desempenho, a integral do valor absoluto do erro (IAE) e a integral de tempo multiplicada pelo valor absoluto do erro (ITAE). O primeiro é definido como $IAE = \int_0^T |e(t)| dt$, enquanto o segundo é definido como $ITAE = \int_0^T t|e(t)| dt$. A variável $e(t) = \sqrt{\tilde{x}^2 + \tilde{y}^2 + \tilde{z}^2 + \tilde{\psi}^2}$ representa o erro instantâneo, e T é o tempo total de simulação. O IAE e ITAE foram obtidos para T = 420s de simulação, em que o VANT deve seguir uma trajetória com o formato do número oito. Foram realizadas quatro simulações, cada uma considerando uma trajetória definida para diferentes valores de velocidade, através de ω em

$$\mathbf{x}_d = \begin{bmatrix} \rho \sin(\omega t) + 0.1 \\ 1.25\rho \cos(0.5\omega t) - 0.2 \\ 1.0 + 0.5\sin(\omega t) \\ \frac{\pi}{6}\sin(\omega t), \end{bmatrix} \quad (5.28)$$

enquanto mantém $\rho = 1.75$.

Foram realizadas simulações para os seguintes casos, em relação ao sistema de controle. No primeiro caso, apenas o controlador cinemático foi habilitado, isto é, o VANT recebe os comandos de referência diretamente do controlador cinemático(3.1). Na segunda situação, a compensação dinâmica foi ativada, mas sem habilitar a atualização de parâmetros. A terceira simulação corresponde à compensação dinâmica e atualização de parâmetros ativada. Finalmente, a última simulação incluiu a compensação dinâmica ativada, mas com estimativas de parâmetros corretos (modelo identificado) e sem atualização de parâmetros.

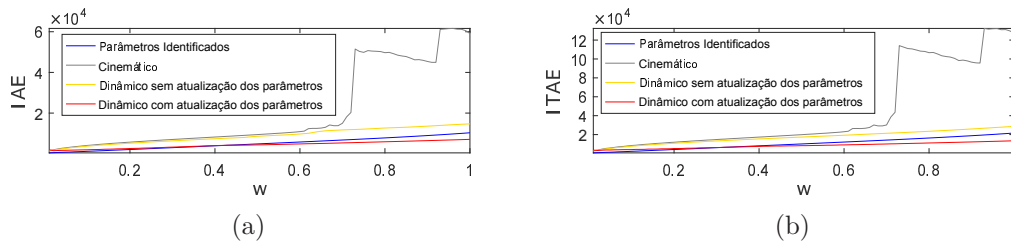


Figura 41 – IAE (a) e ITAE (b) para 420s de simulação para os casos em que o sistema usou parâmetros corretos, apenas controle cinemático, controle cinemático e dinâmico com e sem atualização de parâmetros.

Tabela 6 – Parâmetros, variáveis e valores aprovados na simulação

Trajetória					Cinemático		Dinâmico sem Atualização		Dinâmico com Atualização		Parâmetros Corretos	
w	$v_{x_{max}}$	$v_{y_{max}}$	$v_{z_{max}}$	$v_{\psi_{max}}$	IAE	ITAE	IAE	ITAE	IAE	ITAE	IAE	ITAE
0.01	0.0175	0.010938	0.005	0.005236	1538.297	2845.4031	1340.1633	2594.9641	1931.626	3596.5412	434.6685	644.0902
0.31	0.5425	0.33906	0.155	0.16232	7158.0254	15054.9665	6476.3507	13534.5351	3330.9279	6398.1181	3087.6924	6356.8783
0.61	1.0675	0.66719	0.305	0.3194	11134.0975	23546.2892	9888.5388	19513.4888	14890.0905	19192.9459	15877.9704	112311.0872
0.91	1.5925	0.99531	0.455	0.47647	44950.877	95908.3166	13691.3698	126193.6426	16516.7818	112348.2633	19082.0531	19075.2171

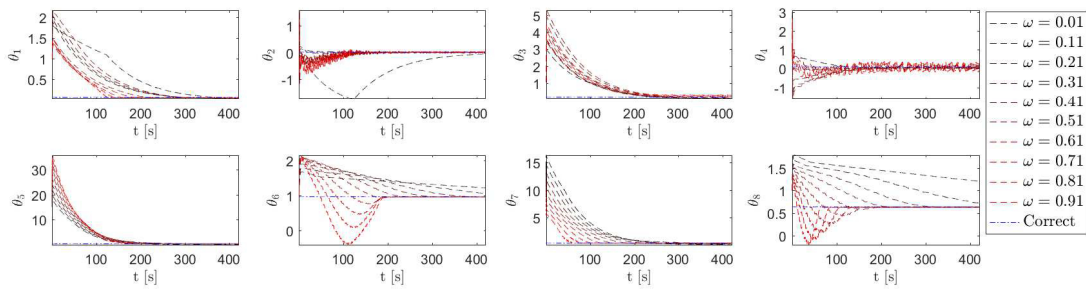


Figura 42 – Evolução dos parâmetros do modelo dinâmico para uma trajetória em forma de oito com diferentes valores de ω .

A Figura 41 mostra os valores IAE e ITAE obtidos através de várias simulações para cada um dos casos acima mencionados. Pode-se ver que, quando o controlador de compensação dinâmica é ativado, os valores IAE e ITAE resultantes são menores que os valores obtidos apenas com o uso do controlador cinemático. Observe que esse resultado era esperado, já que o compensador dinâmico apenas compensa os erros no rastreamento das velocidades comandadas pelo controlador cinemático.

Como esperado, os valores IAE e ITAE resultantes são menores quando o controlador de compensação dinâmica está ativado, de acordo com a Tabela 6. O controle adaptativo atualiza os parâmetros do modelo utilizado nos cálculos dos sinais de controle, a fim de reduzir os erros de controle. Assim, mesmo que o modelo esteja corretamente parametrizado, podem existir trajetórias para as quais a seleção de ganhos do controlador torna o sistema instável ou impossível de se realizar. Para o caso em que os parâmetros são atualizados usando o controle adaptativo, a Figura 42 mostra a evolução dos parâmetros durante as simulações.

Na Tabela 6, observa-se que para velocidades mais elevadas, o controlador adaptativo

permite obter valores de erro menores, em comparação com o caso correspondente aos parâmetros corretos. É interessante notar que as diferentes simulações estão associadas a diferentes valores de ω para a trajetória e não a diferentes ganhos do controlador. Assim, observa-se que mudar os ganhos do controlador é uma boa opção, para diferentes trajetórias. Desta forma, mesmo os resultados com os parâmetros corretos tornam-se piores quando a dinâmica das trajetórias aumenta, ou seja, quando ω é aumentado. A Figura 42 mostra a evolução dos parâmetros para diferentes trajetórias. Quando o compensador dinâmico e a lei de atualização de parâmetros são habilitados, o valor inicial dos parâmetros do modelo pode ser arbitrariamente escolhido (neste trabalho, os valores adotados são $\theta_{1,\dots,8} = 1$). Para a simulação usando o controlador com os parâmetros corretos, os parâmetros adotados foram definidos através de um processo de identificação, descrito em (SANTOS et al., 2017).

Para validar a estrutura de controle apresentada neste trabalho, a tarefa de rastreamento da trajetória com $\omega = 1.0\text{rad/s}$ é mostrada na Figura 43 para os casos correspondentes ao modelo com os parâmetros identificados e o modelo com parâmetros desconhecidos (cada parâmetro foi inicializado com o valor 1), mas com a lei de atualização de parâmetros ativa.

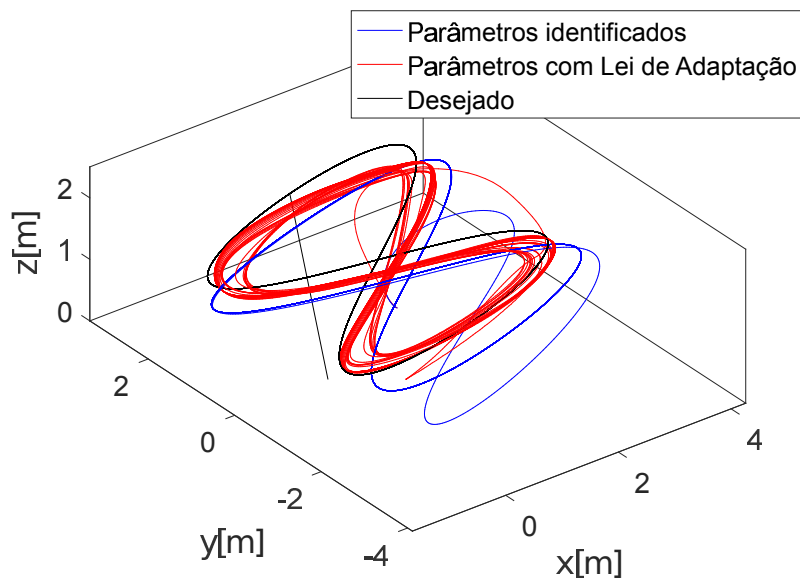


Figura 43 – Simulação com o VANT rastreado uma trajetória na forma de oito.

Os índices IAE e ITAE dependem de $|e(t)|$ e $t|e(t)|$, respectivamente. A Figura 44 mostra sua evolução durante a simulação. É interessante notar que os erros do controlador adaptativo são menores que o modelo com parâmetros corretos sem atualização de parâmetros. Isso mostra a contribuição efetiva do controlador adaptativo para melhorar o desempenho do VANT durante o rastreamento da trajetória.

A Figura 45 mostra a evolução dos erros de controle durante a simulação com $\omega =$

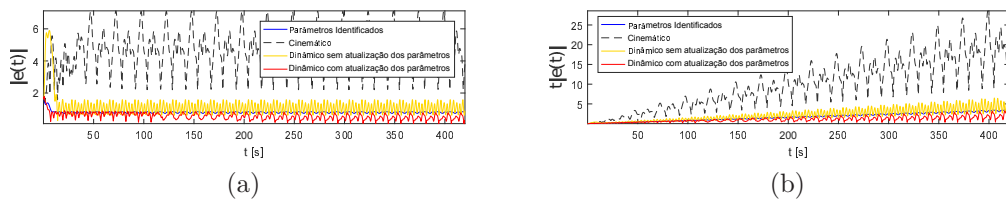


Figura 44 – $|e(t)|$ (a) e $t|e(t)|$ (b) para simulações de 420s para o controlador usando parâmetros corretos, o controlador cinemático e o controlador dinâmico com e sem atualização de parâmetros.

1.0rad/s. É interessante notar a redução gradual dos erros causados pelo controlador dinâmico com atualização de parâmetros. É importante observar que existem erros estacionários no modelo com parâmetros corretos (linha azul), que são reduzidos ao atualizar os parâmetros do modelo, apesar de não precisar da identificação dos parâmetros do modelo antes da simulação. Além disso, mesmo quando os parâmetros do modelo estão disponíveis (depois da identificação), o controlador dinâmico com atualização de parâmetros aqui proposto permite reduzir os erros de rastreamento aumentados quando a trajetória é caracterizada por valores maiores de ω .

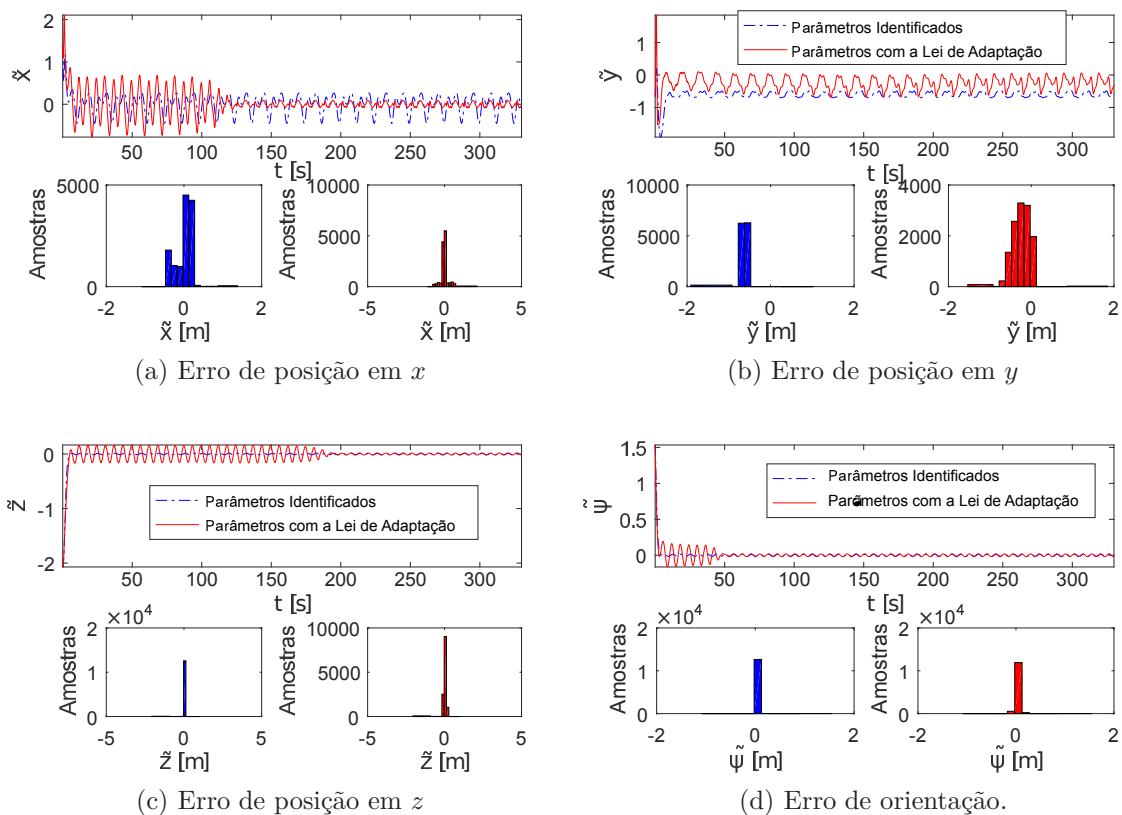


Figura 45 – Erros de posição e orientação do VANT durante a simulação..

Neste capítulo, um controlador dinâmico adaptativo foi projetado para um VANT para compensar os erros de parametrização. Embora o modelo usado para representar

o VANT seja mais simples do que outros da literatura, os resultados aqui apresentados permitem afirmar que o controlador adaptativo proposto é capaz de lidar com incertezas nos parâmetros do modelo. Além disso, os parâmetros do modelo foram inicializados com um valor inicial padrão e o sistema de controle adaptativo, além de minimizar erros de controle, obteve uma boa estimativa dos parâmetros do modelo (o que pode ser uma estimativa inicial para outras experiências, por exemplo). Como resultado da análise teórica e das simulações apresentadas no trabalho, pode-se concluir que a estratégia de adaptação do controlador melhora o desempenho do VANT durante a realização da tarefa, principalmente em situações nas quais a dinâmica do VANT está fortemente excitada. Além disso, usando a lei de atualização de parâmetros, não é necessária uma identificação do modelo antes de usar o VANT em tarefas de rastreamento de trajetória. Nas simulações aqui apresentadas, por exemplo, o valor inicial padrão dos parâmetros foi 1, sem identificação. Ao contrário de outros trabalhos que executam várias manobras e movimentos para realizar a identificação dos parâmetros do modelo antes de iniciar a tarefa de interesse, este trabalho propõe um sistema que executa ambas as tarefas simultaneamente: navegação e identificação de parâmetros. Finalmente, os resultados com um VANT permitem concluir que o algoritmo proposto funciona reduzindo os erros de controle e melhorando o desempenho da navegação.

5.4 Resultados Experimentais

Para validar os controladores apresentados neste capítulo, foi realizado um experimento de seguimento de trajetória com um VANT real. O experimento é inicializado sem o conhecimento prévio dos parâmetros da dinâmica do VANT. Assim, optou-se por inicializá-los com $[\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3 \ \theta_4 \ \theta_5 \ \theta_6 \ \theta_7 \ \theta_8]^T = [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]^T$.

Os resultados apresentam os dados obtidos com o controlador adaptativo, juntamente com o método de fusão dos dados dos sensores internos e de uma câmera *Xtion Pro Live*. O método de fusão, o sistema de captura e a técnica de detecção do VANT são apresentados em (SANTOS et al., 2015b) e (SANTOS et al., 2015a).

As Figuras 46 e 47 ilustram as posições e velocidades do VANT durante o seguimento da trajetória. O objetivo é realizar o seguimento da trajetória e minimizar os erros de controle.

É importante observar que os dados iniciais dos parâmetros do modelo dinâmico são inicializados com 1. Inicialmente, o controlador utilizado é um controlador adaptativo, porém não se utiliza a lei de atualização de parâmetros ($\dot{\hat{\theta}} = 0$), apresentada em (5.22). Após decorrer 37.64 segundos, a lei de atualização de parâmetros é acionada. A evolução dos parâmetros pode ser visualizada na Figura 48. Assim, pode-se observar a melhora na navegação quando há atualização dos parâmetros.

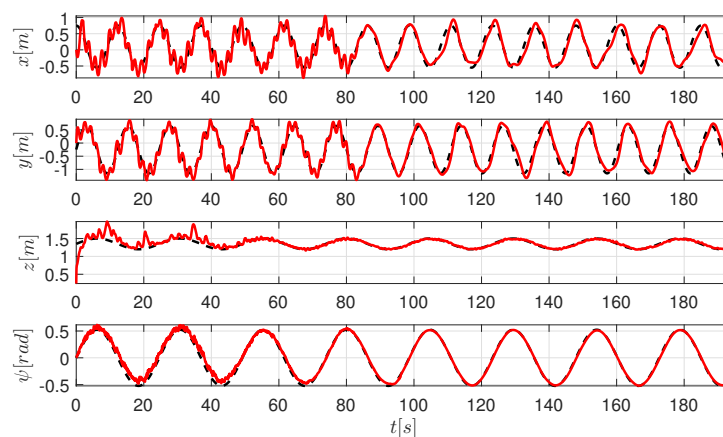


Figura 46 – Posição do VANT durante o experimento.

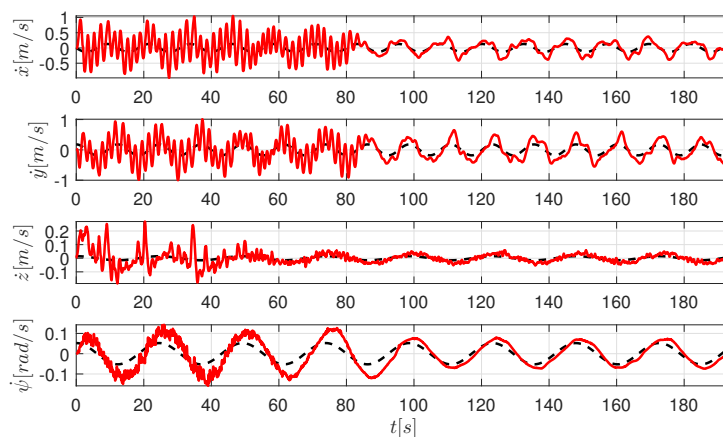


Figura 47 – Velocidades del VANT durante o experimento.

Para facilitar a visualização na redução dos erros de controle, as Figuras 49 e 50 apresentam a evolução dos erros de posição e de velocidade, respectivamente.

Conforme os resultados apresentam, o sistema de controle adaptativo reduz satisfatoriamente os erros provenientes de uma má identificação dos parâmetros do modelo. Os resultados de distribuição de dados apresentados na Figura 51, demonstram que a variância e a dispersão dos erros reduzem e estão muito próximas do 0, quando a atualização de parâmetros está acionada.

Na Figura 47 observa-se que as velocidades desejadas são alcançadas ($\dot{x} \rightarrow \dot{x}_d, \dot{y} \rightarrow \dot{y}_d, \dot{z} \rightarrow \dot{z}_d$). Os erros de controle também alcançam o objetivo, acercando-se a zero (ou seja, $(\tilde{x}, \tilde{y}, \tilde{z}, \tilde{\psi}) \rightarrow 0$ e $(\dot{\tilde{x}}, \dot{\tilde{y}}, \dot{\tilde{z}}, \dot{\tilde{\psi}}) \rightarrow 0$).

Para obter mais detalhes, o leitor pode acessar o *link* <https://youtu.be/HEw0JTJor80>.

Contudo, diversos experimentos foram executados com o modelo parametrizado de (A.7) com o intuito de visualizar a convergência dos parâmetros. Nestes experimentos, os parâmetros recebiam valores arbitrários. Apesar de diferirem em alguns valores, pode-se observar que os parâmetros convergem para uma determinada região, conforme Figura 52.

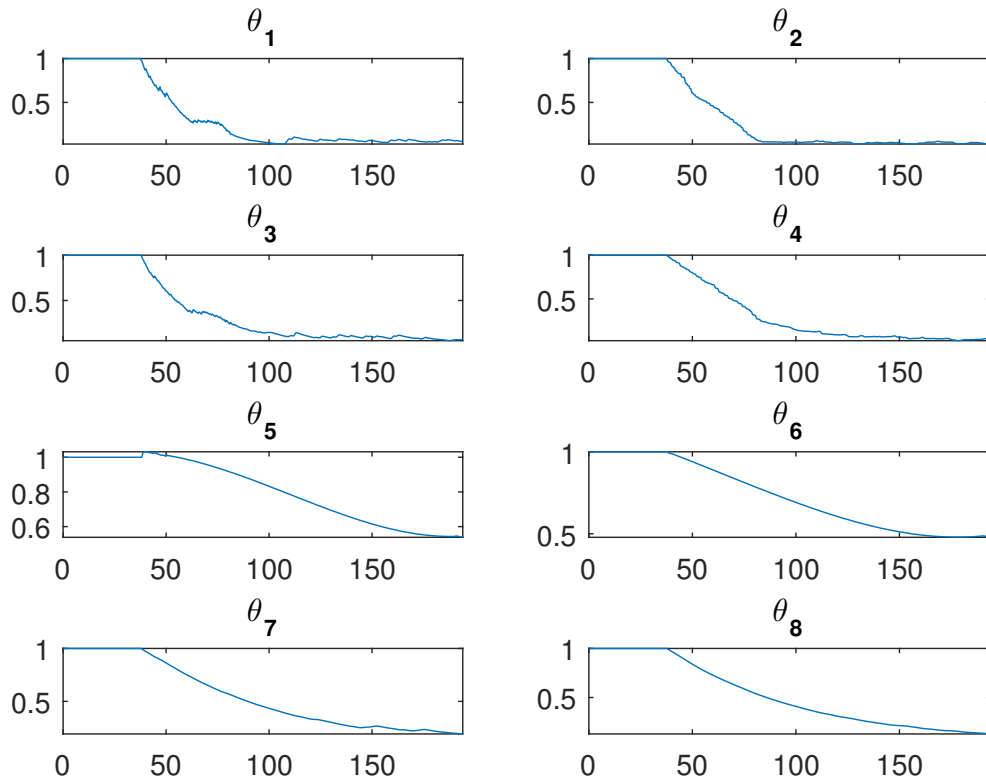


Figura 48 – Evolução dos parâmetros do modelo dinâmico.

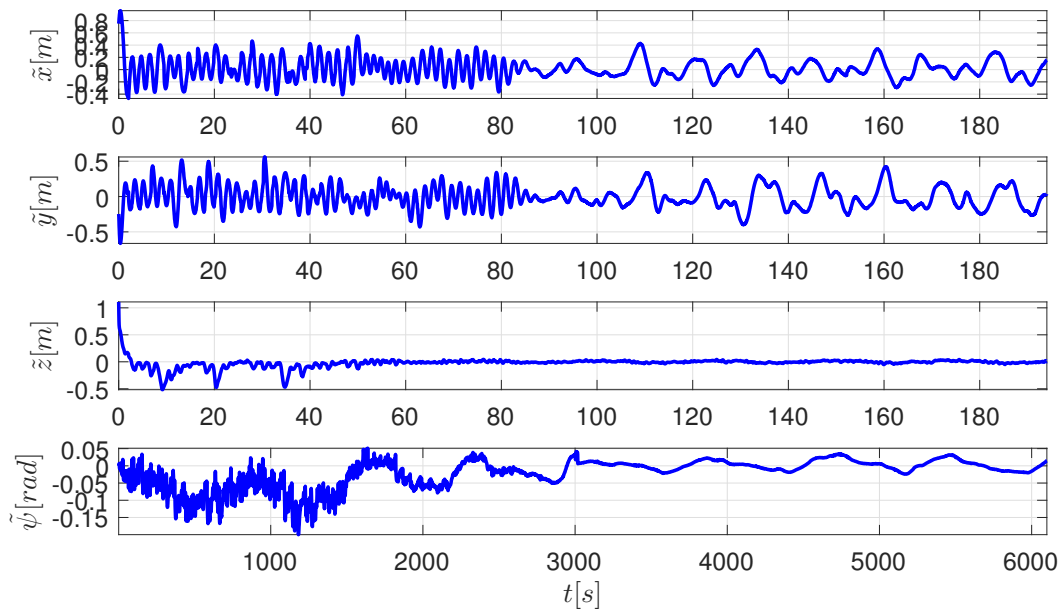


Figura 49 – Erros de posição do VANT em relação à trajetória.

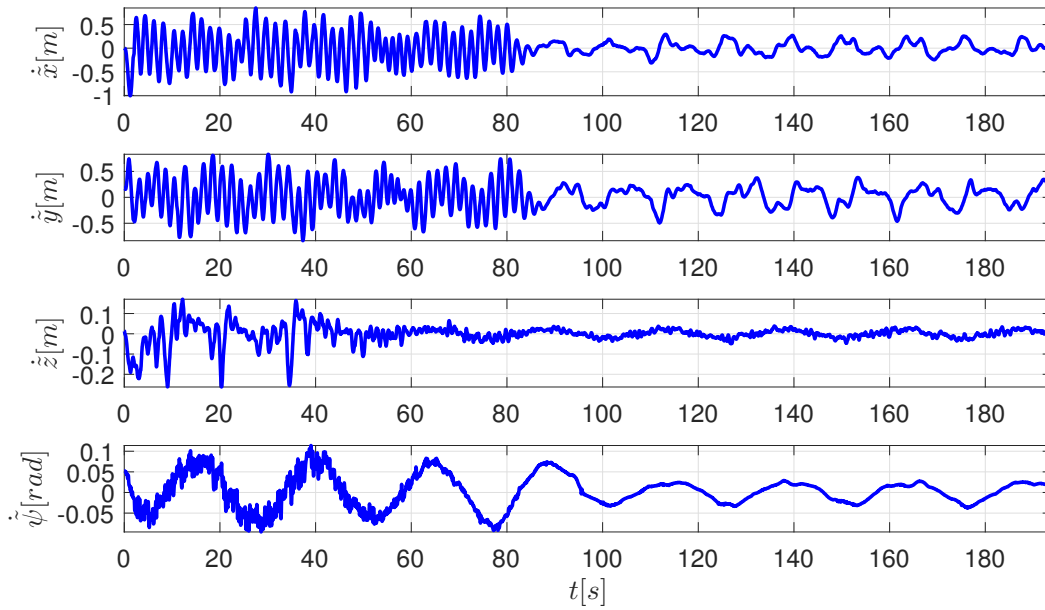


Figura 50 – Erros de velocidade do VANT em relação à velocidade desejada sobre a trajetória.

5.5 Discussões

Neste capítulo, apresentou-se um controle dinâmico adaptativo para compensar os erros de parametrização do modelo do VANT. Os parâmetros do modelo foram inicializados com um valor inicial qualquer. Apesar do modelo ser simplificado, o sistema de controle adaptativo, além de minimizar os erros de controle, obteve uma estimativa dos parâmetros do modelo que servem como dados iniciais para outras tarefas de navegação.

Em teoria, pode-se afirmar que essa estratégia de controle adaptativo para veículos aéreos agiliza a tarefa de navegação, já que não é necessário realizar a identificação do modelo. Ao contrário dos demais trabalhos que executam, primeiramente, diversas manobras e movimentos para realizar a identificação dos parâmetros, este trabalho propõe um sistema que realiza ambas as tarefas: navegação e identificação.

Por fim, os resultados com um VANT concluem que o algoritmo proposto funciona de acordo com a teoria reduzindo os erros de controle e melhorando o desempenho de navegação.

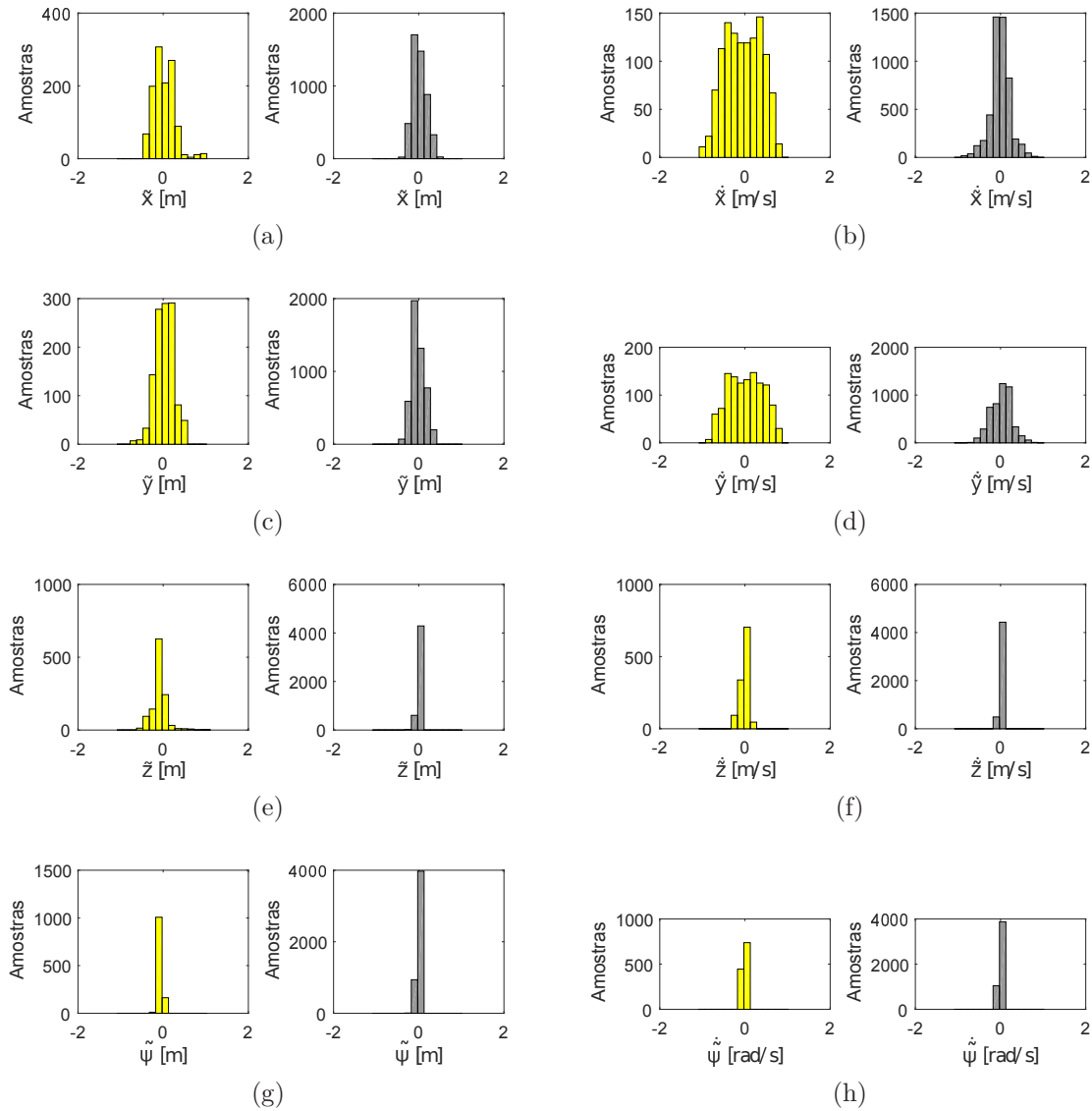


Figura 51 – Distribuição dos erros obtidos ao longo do experimento. Em amarelo, são os dados obtidos sem a lei de atualização ($\dot{\hat{\theta}} = 0$). Já os dados cinzas foram obtidos com a lei de atualização ($\dot{\hat{\theta}} = \gamma^{-1} \mathbf{G}^T \dot{x}^b$). Em (a), (c), (e) e (g) são erros de posicionamento, respectivamente, em (x, y, z, ψ) . Demais são referentes aos erros de velocidades.

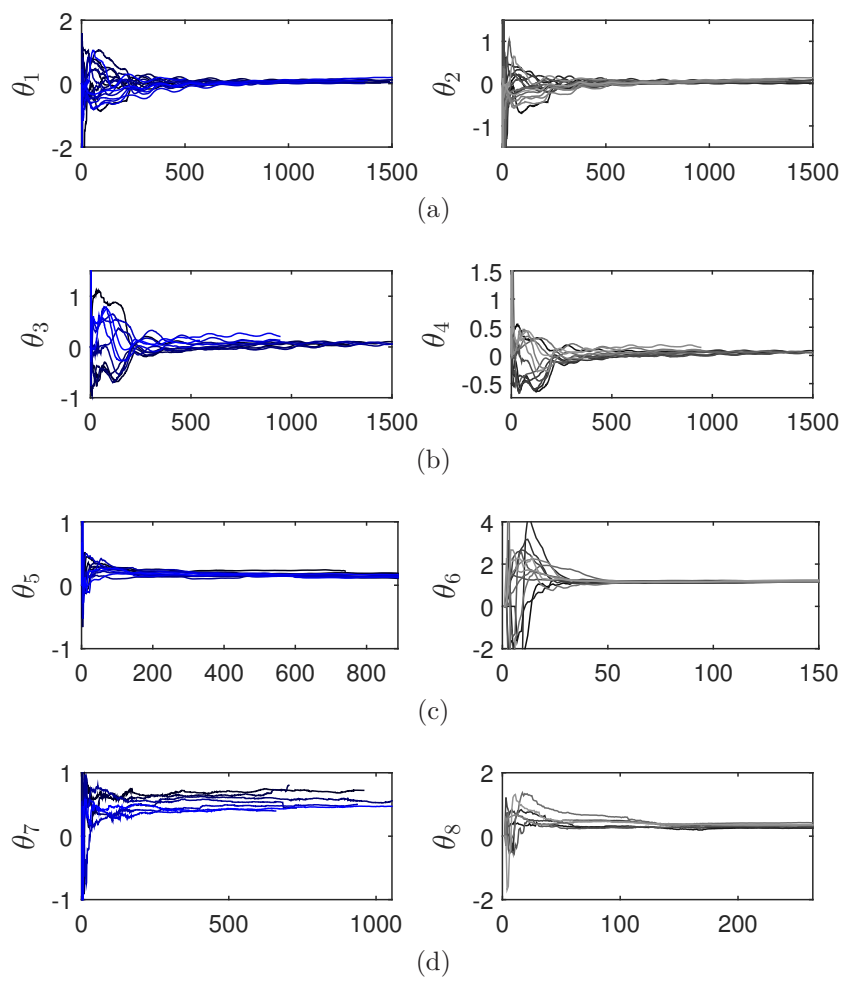


Figura 52 – Convergência dos parâmetros durante a atualização dos parâmetros.

6 Controlador de Desvio de Obstáculos

Geralmente, o ambiente de navegação é dinâmico e desestruturado, e a localização de qualquer objeto dentro desse ambiente é desconhecida e pode mudar ao longo do tempo. Se a natureza e a estrutura do meio ambiente não forem consideradas no sistema de controle, provavelmente surgirão situações de risco para a segurança física do robô. Portanto, evitar colisões é um problema fundamental na robótica (móvel). Em geral, um determinado problema pode ser definido no contexto de um robô móvel autônomo que navega em um ambiente com obstáculos e/ou outras entidades móveis, onde o robô emprega um ciclo contínuo de controle de detecção. Em cada ciclo, o robô deve calcular uma ação com base em observações locais do ambiente, de modo a evitar qualquer colisão com obstáculos e/ou outros robôs enquanto navega (ESRAFILIAN; TAGHIRAD, 2016; BAREISS; BERG, 2013). Vários trabalhos disponíveis na literatura trataram de evitar colisões (FOX; BURGARD; THRUN, 1997; RICHARDS; HOW, 2002; FRAICHARD; ASAMA, 2004; MENG; LIN; REN, 2012; MATVEEV; HOY; SAVKIN, 2015). Muitas soluções são baseadas em campos potenciais, com o conceito de criar um espaço de trabalho onde um robô é orientado para um objetivo, mas com um potencial repulsivo que garante e evita qualquer colisão com outros objetos (GE; CUI, 2002). Este método é particularmente interessante por causa de sua análise, simplicidade e elegância matemática. A maioria dos estudos acima utiliza métodos de campo potenciais para lidar com o planejamento do caminho do robô móvel em ambientes estáticos, onde todos os alvos e obstáculos são estacionários. No entanto, em muitas instâncias de implementação real, os ambientes são dinâmicos. Em (KURIKI; NAMERIKAWA, 2014), por exemplo, é proposto um controle de formação cooperativa para um sistema multi-VANT, incluindo um controlador para evitar colisões que adota o conceito de campos potenciais artificiais. O conceito básico para evitar colisões é a tomada de ações evasivas somente na direção vertical, não em um plano horizontal. Uma região de segurança é ajustada em torno do centro de gravidade do quadrimotor, com uma forma de cilindro. Alguns trabalhos adotaram as mesmas considerações (GARCIA-DELGADO et al., 2012), ou seja, uma região de segurança é estabelecida e a estratégia para evitar a colisão torna-se ativa somente se o obstáculo entrar em uma região desse tipo. Isso não é confiável, porque a possibilidade de uma colisão entre o robô e qualquer obstáculo depende da sua posição relativa e velocidade. Outras obras, como (GE; CUI, 2002) e (SCHLANBUSCH; OLAND, 2013), propõem um controlador para evitar colisões em ambientes dinâmicos. Essas abordagens assumem a velocidade relativa de cada obstáculo em relação ao robô como parte da lei de controle, exigindo que as velocidades dos obstáculos sejam conhecidas ou que seja possível calculá-las em tempo real. No entanto, às vezes não é possível calcular tais velocidades e, portanto, o desempenho deste controlador dependerá da precisão da medição.

Esta seção apresenta, como contribuição significativa, novos subsistemas de desvio de obstáculos e prevenção de colisão para ambientes de navegação dinâmica, que utilizam uma técnica de desvio tangencial e um campo de potencial artificial variável no tempo, respectivamente. O controlador da Seção 6.1 exige um conjunto de pontos de escape para realizar o desvio vertical ou lateral do obstáculo. Ao passo que o controlador da Seção 6.2 permite considerar os objetivos de rastreamento de trajetória e evasão de obstáculos dinâmicos na mesma estrutura. O movimento do obstáculo é levado em consideração pela variação da função potencial, sem uma medida explícita das velocidades dos obstáculos. Vários obstáculos dinâmicos também estão naturalmente incluídos na estrutura do controlador.

6.1 A Abordagem de Desvio de Obstáculos Proposta

6.1.1 Controlador de Posição

Esta subseção apresenta um controlador não-linear proposto para orientar o VANT em tarefas de posicionamento (SANTANA et al., 2014). O objetivo é guiar o veículo de sua posição atual $\xi = [x \ y \ z]^T$ para a posição desejada $\xi_d = [x_d \ y_d \ z_d]^T$.

Reescrevendo a equação do Apêndice (A.4) como

$$\ddot{\xi} = \mathbf{f}_1 \mathbf{U} - \mathbf{f}_2 \dot{\xi} \quad (6.1)$$

onde

$$\ddot{\xi} = \begin{bmatrix} \ddot{x} \\ \ddot{y} \\ \ddot{z} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{U} = \begin{bmatrix} u_{v_x} \\ u_{v_y} \\ u_z \end{bmatrix}, \quad \text{e } \dot{\xi} = \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ \dot{z} \end{bmatrix},$$

com \mathbf{f}_1 e \mathbf{f}_2 sendo as duas 3×3 matrizes de (A.4), um controlador de dinâmica inversa é proposto, de uma maneira bastante semelhante à proposta em (SANTANA et al., 2014). Para fazer isso, adota-se a lei de controle

$$\mathbf{U} = \mathbf{f}_1^{-1}(\boldsymbol{\nu} + \mathbf{f}_2 \dot{\xi}), \quad (6.2)$$

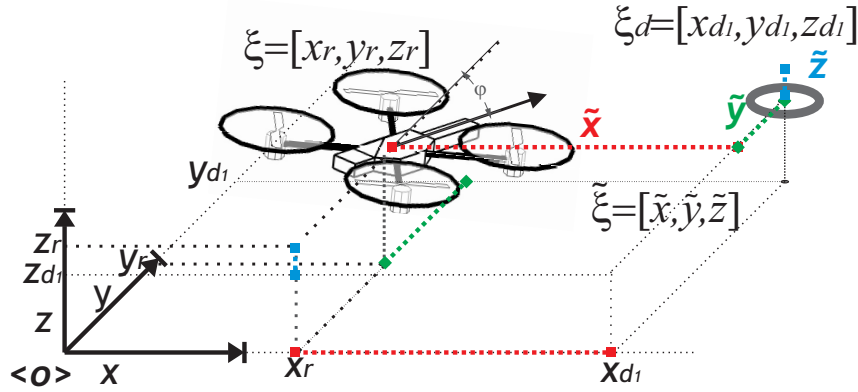
com $\boldsymbol{\nu} = \ddot{\xi}_d + \boldsymbol{\kappa}_d \dot{\tilde{\xi}} + \boldsymbol{\kappa}_p \tilde{\xi}$, onde $\tilde{\xi} = \xi_d - \xi$ é o erro de rastreamento, e

$$\boldsymbol{\kappa}_p = \begin{bmatrix} K_{p_x} & 0 & 0 \\ 0 & K_{p_y} & 0 \\ 0 & 0 & K_{p_z} \end{bmatrix} \quad \text{e } \boldsymbol{\kappa}_d = \begin{bmatrix} K_{d_x} & 0 & 0 \\ 0 & K_{d_y} & 0 \\ 0 & 0 & K_{d_z} \end{bmatrix} \quad (6.3)$$

são as matrizes de ganho proporcionais e derivativos, respectivamente. A Figura 54 mostra um esquemático com as variáveis.

Substituindo (6.2) em (6.1), a equação em malha fechada que representa a dinâmica dos erros de posição, obtém-se

$$\ddot{\tilde{\xi}} + \boldsymbol{\kappa}_d \dot{\tilde{\xi}} + \boldsymbol{\kappa}_p \tilde{\xi} = 0. \quad (6.4)$$

Figura 53 – VANT buscando o ponto desejado ξ_d

Para analisar a estabilidade do equilíbrio, a função candidata de Lyapunov radialmente limitada

$$\mathbf{V}(\tilde{\xi}, \dot{\tilde{\xi}}) = \frac{1}{2} \tilde{\xi}^T \boldsymbol{\kappa}_p \tilde{\xi} + \frac{1}{2} \dot{\tilde{\xi}}^T \dot{\tilde{\xi}} \geq 0 \quad (6.5)$$

é escolhida. Depois de tomar sua primeira derivada temporal e substituir (6.4), obtém-se

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{V}}(\tilde{\xi}, \dot{\tilde{\xi}}) &= \tilde{\xi}^T \boldsymbol{\kappa}_p \dot{\tilde{\xi}} + \dot{\tilde{\xi}}^T \dot{\tilde{\xi}} \\ &= \tilde{\xi}^T \boldsymbol{\kappa}_p \dot{\tilde{\xi}} + \dot{\tilde{\xi}}^T \left(-\boldsymbol{\kappa}_p \tilde{\xi} - \boldsymbol{\kappa}_d \dot{\tilde{\xi}} \right) \\ &= -\dot{\tilde{\xi}}^T \boldsymbol{\kappa}_d \dot{\tilde{\xi}} \leq 0. \end{aligned} \quad (6.6)$$

Pode-se concluir, a partir da teoria de Lyapunov para sistemas não-lineares, que $\dot{\tilde{\xi}} \rightarrow 0$ com $t \rightarrow \infty$. Depois de aplicar o teorema de La Salle em (6.4), pode-se finalmente afirmar que também $\tilde{\xi} \rightarrow 0$ com $t \rightarrow \infty$. Portanto, o sistema de controle é assintoticamente estável.

A estratégia de desviar de obstáculos é um requisito fundamental para a navegação autônoma. Na maioria dos casos, uma estratégia que leva em consideração os obstáculos dinâmicos, é uma solução mais elegante (AOUDE et al., 2013). Neste capítulo, uma melhoria na estratégia de desvio tangencial é apresentada para evitar obstáculos no espaço 3D. Nesta proposta, as manobras de fuga são realizadas tangencialmente às bordas do obstáculo, de forma semelhante às (manobras) apresentadas em (BRANDAO; SARCI-NELLI-FILHO; CARELLI, 2013a). Sempre que possível, o VANT escapa verticalmente de obstáculos, o que não pode ser feito por veículos terrestres.

Um supervisor interpreta a informação do sensor de profundidade e determina a distância (ϱ) entre o veículo ao obstáculo mais próximo. A velocidade de colisão respectiva ($\dot{\varrho}$) também é calculada. Na sequência, uma zona de segurança é determinada e usada para modificar os sinais de controle sempre que um objeto invade essa zona, o que é dado por

$$D(\varrho, \dot{\varrho}) = \varrho_0 + \frac{k_\varrho}{2} (1 + \tanh(k_{\dot{\varrho}} \dot{\varrho})), \quad (6.7)$$

onde k_ϱ e $k_{\dot{\varrho}}$ são constantes de saturação. Assim, quando $D(\varrho, \dot{\varrho}) < \varrho_{\min}$, isto é, quando o objeto entra na zona de segurança, o supervisor desencadeia a estratégia de desvio

de obstáculos. A Figura 54 destaca como $D(\varrho, \dot{\varrho})$ aumenta/diminui de acordo com a velocidade de colisão do obstáculo. Pode-se concluir que, quanto mais rápido, o obstáculo se aproxima, maior deve ser a zona de segurança.

Considerando que $\xi_{\kappa obs}$ e ξ_{κ} são as posições 3D dos obstáculos e à aeronave no instante κ , respectivamente, a velocidade de colisão é dada por

$$\dot{\rho}_{\kappa} = \frac{\rho_{\kappa} - \rho_{\kappa-1}}{\delta t}, \quad \text{com} \quad \rho_{\kappa} = \xi_{\kappa} - \xi_{\kappa obs} \quad (6.8)$$

onde δt é o tempo de amostragem.

6.1.2 Abordagem de Escape Vertical

Sempre que for possível superar obstáculos, sobrevoando-os, é adotada a fuga vertical. O supervisor analisa o ambiente e determina possíveis rotas de desvio para evitar a colisão. Em outras palavras, se $z_{obs} < z$ (Caso 1) e $z_{obs} + D(\varrho, \dot{\varrho}) < z_{max}$ (Caso 2), então escape vertical é aplicado; caso contrário, o escape lateral é executado.

Nesta estratégia, um alvo virtual é definido acima do ponto desejado. Por exemplo, considerando que a posição desejada do VANT é $\xi_d = [x_d, y_d, z_d]$, se um obstáculo estiver se aproximando da aeronave (ou vice-versa), entrando na zona de segurança ($D(\varrho, \dot{\varrho}) < \rho_{min}$), um ponto virtual $x_{i_v} = [x_d, y_d, z_{max}]$ é calculado para permitir que a aeronave escape verticalmente. z_{max} é determinado como a altitude máxima que o veículo pode voar com segurança, já que serão realizados experimentos em ambientes interiores. Dessa

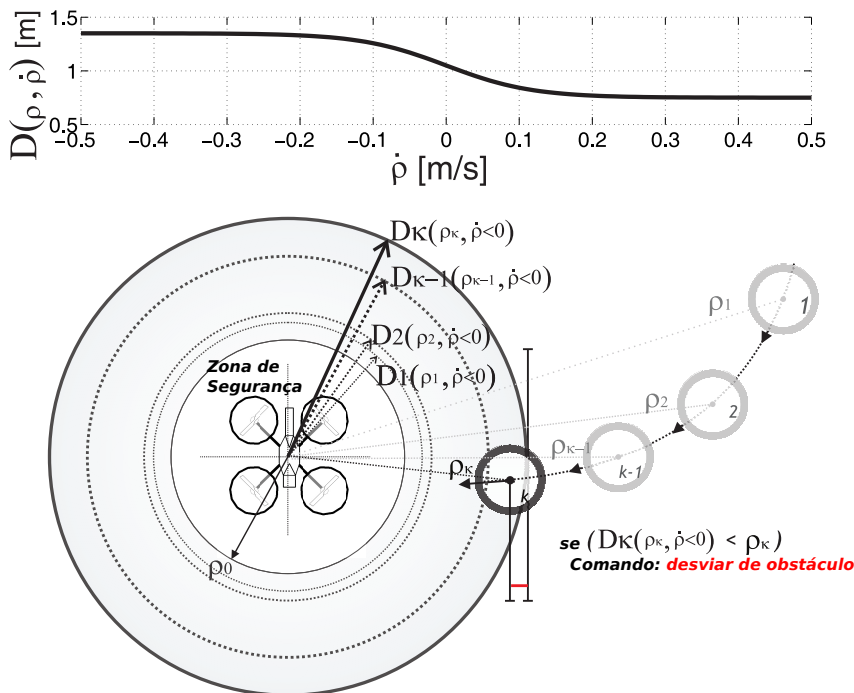


Figura 54 – (Superior) $D(\varrho, \dot{\varrho})$ com $\varrho_0 = 0.75$, $k_{\varrho} = 0.6$ e $k_{\dot{\varrho}} = -8.5$. (Inferior) Evolução temporal do raio de segurança $D(\varrho, \dot{\varrho})$ para velocidades de colisão negativas.

forma, é necessário limitar a altura máxima. Assim, o VANT passará no ponto virtual até $D(\rho, \dot{\rho}) > \rho$, evitando o obstáculo. A Figura 55 ilustra a estratégia.

6.1.3 Abordagem de Escape Lateral

Evitar um obstáculo tangencialmente é uma abordagem muito comum adotada pelo robô terrestre durante a navegação. Essa estratégia pode ser estendida a robôs aéreos, quando não for possível desviar verticalmente. No entanto, para fazer esse desvio, é crucial conhecer algumas regiões onde o VANT pode pairar com segurança. Neste contexto, cria-se um ponto virtual alinhado com a tangente ao limite do obstáculo. Então, o ponto mais próximo (entre $[\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_{n-1}, \xi_n]$) do ponto virtual criado é selecionado como ponto de fuga. A Figura 56 ilustra a estratégia.

O ângulo de rotação γ é obtido a partir do conjunto de medidas de profundidade fornecidas por um sistema de captura e é dado pelas regras:

$$\begin{aligned} &\text{se } (x_{obs} > x_r \text{ e } y_{obs} > y) \text{ ou } (x_{obs} < x \text{ e } y_{obs} < y) \text{ então } \gamma = -90^\circ + \alpha \\ &\text{senão se } (x_{obs} < x_r \text{ and } y_{obs} > y) \text{ ou } (x_{obs} > x \text{ e } y_{obs} < y) \text{ então } \gamma = +90^\circ + \alpha, \end{aligned}$$

onde α é a orientação do obstáculo mais próximo. A posição virtual é dada por

$$\xi_{90^\circ} = \xi_v = R^\gamma \xi_r, \quad (6.9)$$

onde

$$R^\gamma = \begin{bmatrix} \cos \gamma & -\text{sen} \gamma & 0 \\ \text{sen} \gamma & \cos \gamma & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (6.10)$$

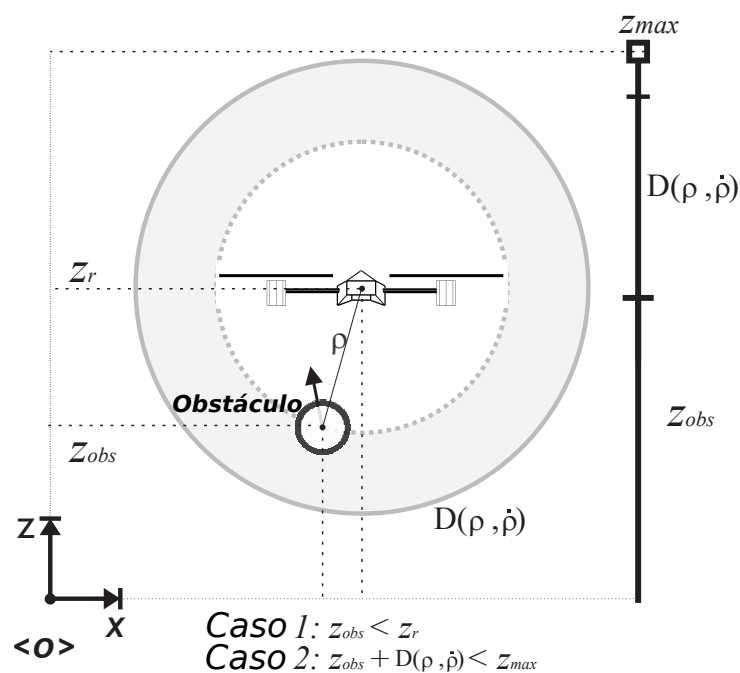


Figura 55 – Estratégia de escape vertical.

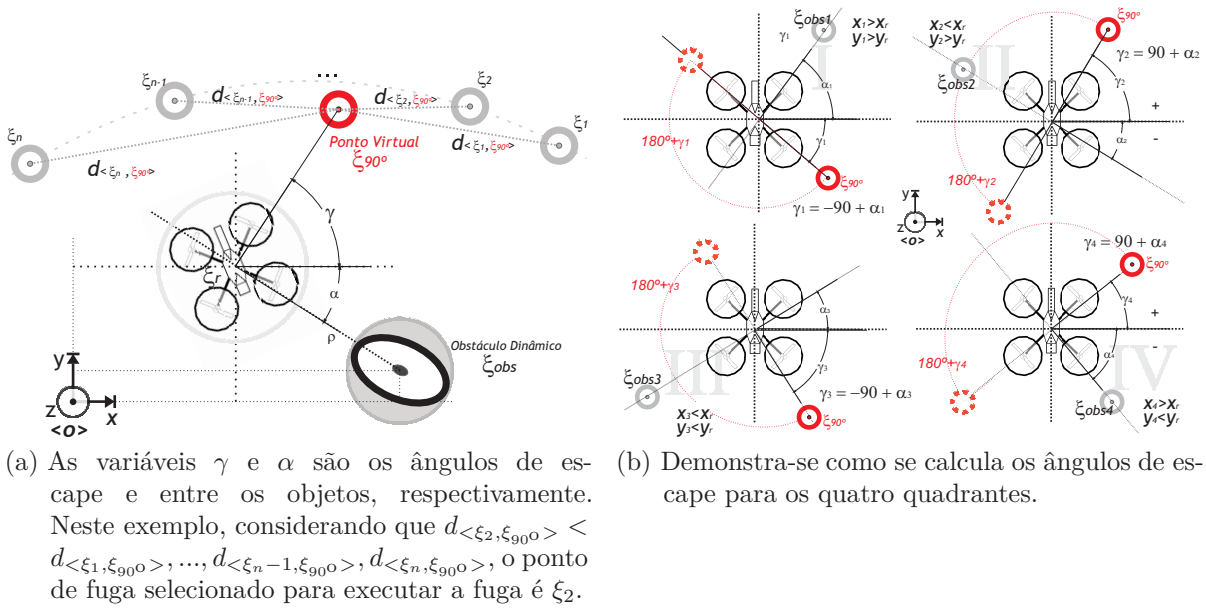


Figura 56 – A estratégia de desvio lateral.

Depois de calcular o ponto virtual, procura-se uma posição mais próxima, entre $[\xi_1, \dots, \xi_n]$ para executar o desvio, como mostrado na Figura 56. Observe que há uma quantidade mínima de pontos para o veículo desviar dos obstáculos (de fato, o algoritmo requer que $n > 2, n \in \mathbb{R}$, que é uma condição suficiente para obter os pontos de triangulação e para obter rotas de escape laterais. Ainda no esquema mostrado na Figura 56 (b), pode-se visualizar que, em determinadas situações, realiza-se uma rotação em 180° para obter novas rotas de fuga. A estratégia pode ser usada se a orientação selecionada corresponder a uma rota congestionada ou perigosa para a aeronave, por exemplo, a presença de objetos no ambiente.

6.1.4 Simulações e Discussões

O uso de simuladores em aplicações de controle é uma estratégia muito comum na literatura. Existem vários simuladores de robôs aéreos (RODIC; MESTER, 2011; BRANDAO et al., 2013) com base no modelo dinâmico obtido usando a formulação Euler-Lagrange ou Newton-Euler. No entanto, este trabalho discute um modelo simplificado para representar a dinâmica da aeronave. Portanto, o desenvolvimento de um simulador considerando esse modelo visa a validação teórica dos algoritmos de controle de movimento e prevenção de obstáculos, antes da execução dos experimentos reais.

No simulador, pode-se atribuir tantas aeronaves quanto necessário e os comandos de entrada podem ser determinados por um *joystick* ou leis de controle. Para a simulação, são utilizadas duas aeronaves para executar uma experiência em que uma delas seja autônoma, ou seja, controlada somente pela lei de controle (6.2), enquanto a outra é controlada por um operador usando um *joystick* (para simular um obstáculo dinâmico). A ideia é

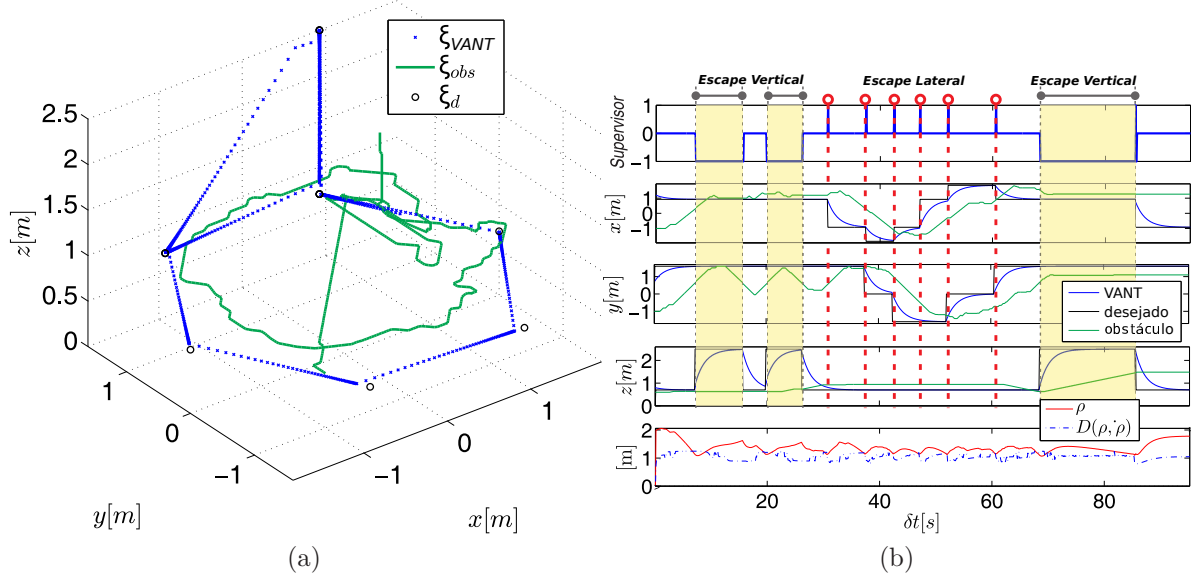


Figura 57 – Resultados simulados para a estratégia proposta de desvio de obstáculos para VANTs. Em (a), tem as posições desejadas para o VANT e os caminhos seguidos por ele e pelo obstáculo. As variáveis de posição (x, y, z) são apresentadas em (b), bem como o resultado do supervisor ao longo da realização da tarefa de posicionamento e desvio de obstáculos. Além disso, a evolução da distância do obstáculo com o VANT (ρ) e o raio da zona de segurança $D(\rho, \dot{\rho})$ ao longo do tempo também são apresentados.

forçar um obstáculo a colidir com o veículo controlado. Além disso, nesta simulação, são criados seis pontos de escape no meio ambiente, formando um hexágono regular. O VANT deve permanecer posicionado em um desses pontos. A Figura 57a mostra os caminhos percorridos pelo VANT com o controle de desvio de obstáculo e pelo VANT controlado pelo operador com *joystick*, bem como as posições desejadas (marcadas como (\circ)). A Figura 57b ilustra a posição real do VANT ao longo da simulação, bem como a evolução do tempo da distância entre o VANT e o obstáculo e o raio da zona de segurança ao redor do VANT.

Os resultados apresentados na Figura 57b demonstram que a estratégia de desvio de obstáculos é desencadeada sempre que qualquer obstáculo entra na zona de segurança ($D(\rho, \dot{\rho})$) do VANT e, portanto, impede que ρ diminua ao longo do tempo. As regras para determinar se o desvio deve ser executado lateralmente ou verticalmente são verificadas pelo supervisor, o qual determina novas referências de posição de acordo com a estratégia adotada. Como se pode notar, o desvio de obstáculos e o posicionamento tridimensional são bem sucedidos, uma vez que $\rho > 1,0691 \text{ m}$, ou seja, o obstáculo não colide com o VANT e $\xi_{VANT} \rightarrow \xi_d, \tilde{\xi} \rightarrow 0$ quando $t \rightarrow \infty$

Uma estratégia para evitar obstáculos dinâmicos em ambientes interiores é proposta para VANTs pairando na posição desejada. Nesse caso, a fuga vertical ou lateral é realizada de acordo com a situação do ambiente. A proposta consiste em um supervisor que orienta o VANT para uma posição segura. Em outras palavras, ele escolhe o ponto entre um

conjunto de pontos virtuais, tangentes à borda do obstáculo.

O sistema de controle demonstrou ser globalmente e assintoticamente estável no sentido de Lyapunov, na ausência de obstáculos e capaz de desviar de qualquer obstáculo. Portanto, a abordagem proposta garante que a aeronave se deslocará em pontos seguros e escapará para outros pontos caso seja necessário o desvio de obstáculo.

As simulações foram executadas usando o sistema proposto. Nas simulações foram incluídos escapes lateral e vertical, uma vez que o obstáculo dinâmico pode se mover em três eixos. Os resultados mostraram que o controlador proposto é efetivamente capaz de fazer o VANT pairar em pontos seguros sem colidir com qualquer obstáculo, validando assim a proposta. No entanto, alguns problemas cruciais impediram a implementação deste algoritmo em experimentos reais. Dentre eles, pode-se destacar o problema de planificação de rotas de escape, basicamente, o controlador precisa de boas alternativas e que devem ser planejadas antes do voo. Dessa forma, optou-se por desenvolver um algoritmo que possa evitar colisão sem a necessidade de determinar pontos de fuga no ambiente.

6.2 Abordagem de Campo Potencial para Evitar Colisão

No controlador proposto, o objetivo de controle é dividido em duas tarefas elementares, evitar colisões e seguimento de trajetória. Ambos são resolvidos individualmente e, em seguida, combinados, usando a abordagem do espaço nulo. A tarefa de seguimento da trajetória é resolvida através do uso de um controlador cinemático, enquanto o controlador para evitar colisões é baseado em uma função de potencial variante no tempo, cuja variação depende da velocidade e da posição relativa do obstáculo ao robô. Um valor de potencial maior que zero ($V(t) > 0$) é atribuído a cada zona espacial ocupada por um obstáculo e o objetivo é navegar em zonas sem obstáculos, para as quais a função potencial é próxima de zero.

O seguimento da trajetória e os controladores para evitar colisões são combinados pela estrutura hierárquica de espaço nulo, considerando que as tarefas primárias e secundárias são evitar a colisão e seguimento de trajetória, respectivamente. Finalmente, um controlador dinâmico é proposto para garantir que o robô rastreie as referências de velocidades gerada pelo controlador de espaço nulo.

Esta abordagem utiliza a plataforma de localização apresentada no Capítulo 2, onde é necessário apenas um sensor (por exemplo, câmera, *scanner* a *laser*, etc.) para estimar a posição relativa entre o robô e os obstáculos para operar. Observe, no entanto, que a mesma estrutura pode ser extrapolada para outras aplicações, como a navegação externa, por exemplo, usando sensores apropriados.

6.2.1 Evitando Colisões

A segurança é uma questão importante quando um veículo autônomo está realizando uma determinada tarefa, tornando-se ainda mais importante quando o ambiente de navegação é desconhecido. Uma proposta para um controlador de desvio de obstáculo agora é apresentada, considerando que o veículo está navegando em um ambiente dinâmico, onde os obstáculos podem mudar sua posição ao longo do tempo.

O objetivo de controle consiste em que o robô deve navegar por regiões sem obstáculos. Para caracterizar quais áreas são livres de obstáculos, uma função de potencial positiva é definida para cada obstáculo ou qualquer outra coisa que possa afetar a segurança física do veículo. As posições dos obstáculos são determinadas e as funções de potencial positiva estão associadas a essas posições, considerando o obstáculo de distância ao robô. Como consequência, o controlador deve garantir que o robô se mova em áreas cujo potencial é próximo de zero.

A função potencial associada a um obstáculo é definida como

$$V(t) = e^{-\left(\frac{x(t) - x_{obs}(t)}{a}\right)^n - \left(\frac{y(t) - y_{obs}(t)}{b}\right)^n - \left(\frac{z(t) - z_{obs}(t)}{c}\right)^n}, \quad (6.11)$$

onde n é um número positivo natural e as constantes a , b e c permitem ajustar o comprimento, a largura e a altura da função $V(t)$, respectivamente. A posição do obstáculo define a origem da função como $(x_{obs}(t), y_{obs}(t), z_{obs}(t))$. Diferentes valores de n geram uma função $V(t)$ com características diferentes, ou seja, $V(t)$ é uma família de curvas gaussianas.

A derivada no tempo de $V(t)$ é

$$\frac{\partial V(t)}{\partial t} = \frac{\partial V(t)}{\partial \mathbf{x}^w} \dot{\mathbf{x}}^w + \frac{\partial V(t)}{\partial \mathbf{x}_{obs}^w} \dot{\mathbf{x}}_{obs}^w = \mathbf{J}_o \dot{\mathbf{x}}^w + \frac{\partial V(t)}{\partial \mathbf{x}_{obs}^w} \dot{\mathbf{x}}_{obs}^w, \quad (6.12)$$

onde \mathbf{x}^w e \mathbf{x}_{obs}^w representam o robô e as posições de obstáculos na referência do mundo, respectivamente. O primeiro termo representa as variações em $V(t)$ devido a mudanças na posição do robô, enquanto a segunda indica as variações de $V(t)$ associadas a mudanças na posição de obstáculos. Assim, para ambientes estáticos, o último termo em (6.12) é zero.

A matriz Jacobiana \mathbf{J}_o (ver (6.12)) é expressa como

$$\mathbf{J}_o = \begin{bmatrix} \frac{\partial V}{\partial x^w} & \frac{\partial V}{\partial y^w} & \frac{\partial V}{\partial z^w} \end{bmatrix}, \quad (6.13)$$

e permite calcular a variação potencial devido a mudanças na posição do robô. Quando não há variação na posição de obstáculo, o controlador considera o ambiente de navegação como estático, e essa matriz Jacobiana determina todas as variações de potencial. No entanto, se existir pelo menos um obstáculo dinâmico, o desempenho do sistema de controle piora e a segurança do robô pode ser afetada.

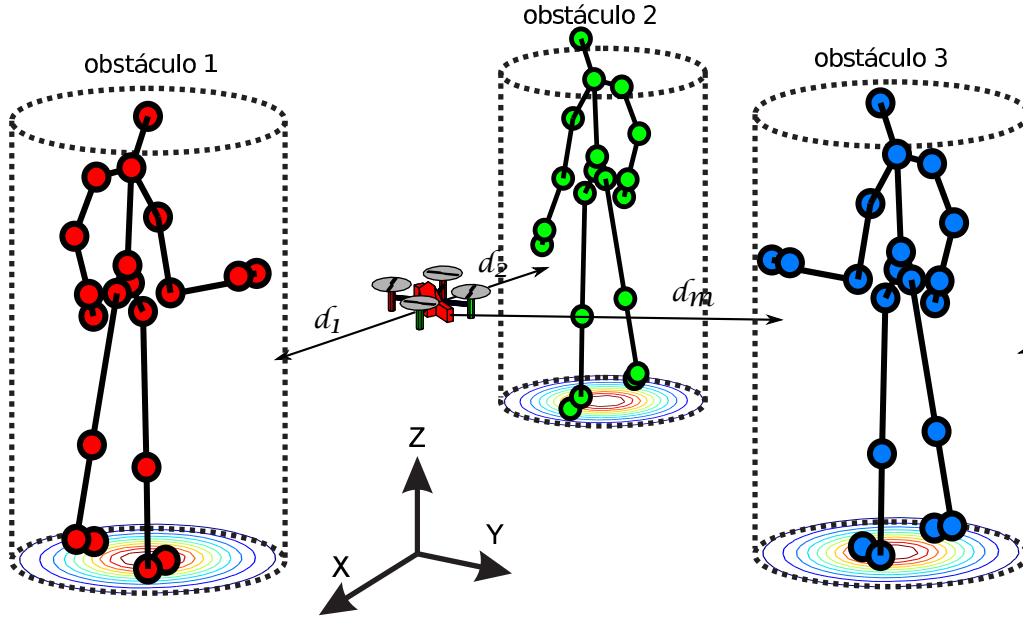


Figura 58 – Um robô navegando em um ambiente com obstáculos ao se redor

O último termo em (6.12) está relacionado às variações temporais de $V(t)$ causadas por variações na posição do obstáculo, e é dado por

$$\begin{aligned} \frac{\partial V(t)}{\partial \mathbf{x}_{obs}^w} \dot{\mathbf{x}}_{obs}^w = nV(t) & \left[\frac{(x^w - x_{obs}^w)^{n-1}}{a^n} \dot{x}_{obs}^w + \right. \\ & \left. + \frac{(y^w - y_{obs}^w)^{n-1}}{b^n} \dot{y}_{obs}^w + \frac{(z^w - z_{obs}^w)^{n-1}}{c^n} \dot{z}_{obs}^w \right]. \end{aligned} \quad (6.14)$$

Para calcular (6.14), é necessário conhecer as velocidades do obstáculo em $(x, y$ e $z)$. No entanto, é possível estimar $\dot{V}(t)$ usando um método numérico, como a aproximação de Euler. Desta forma, a partir de (6.13) se obtém

$$\frac{\partial V(t)}{\partial \mathbf{x}_{obs}^w} \dot{\mathbf{x}}_{obs}^w \cong \frac{\partial \hat{V}(t)}{\partial t} - \mathbf{J}_o \dot{\mathbf{x}}^w, \quad (6.15)$$

onde $\frac{\partial \hat{V}(t)}{\partial t}$ é o valor estimado da derivada de tempo da função potencial $V(t)$. Assim, obtém-se as velocidades dos obstáculos sem precisar medi-los.

Em consequência, o caso para objetos múltiplos que se aproximam do robô e o valor potencial resultante deve ser analisado. A Figura 58 mostra m obstáculos próximos da posição do robô, cada um contribuindo para a energia potencial total $V(t)$, que agora é definida como a soma dos potenciais associados a cada obstáculo, ou

$$V(t) = V(d_1) + V(d_2) + \dots + V(d_m) = \sum_{i=1}^m V(d_i), \quad (6.16)$$

onde d_i é a distância entre o robô e o i -ésimo obstáculo. A derivada no tempo de (6.16) é

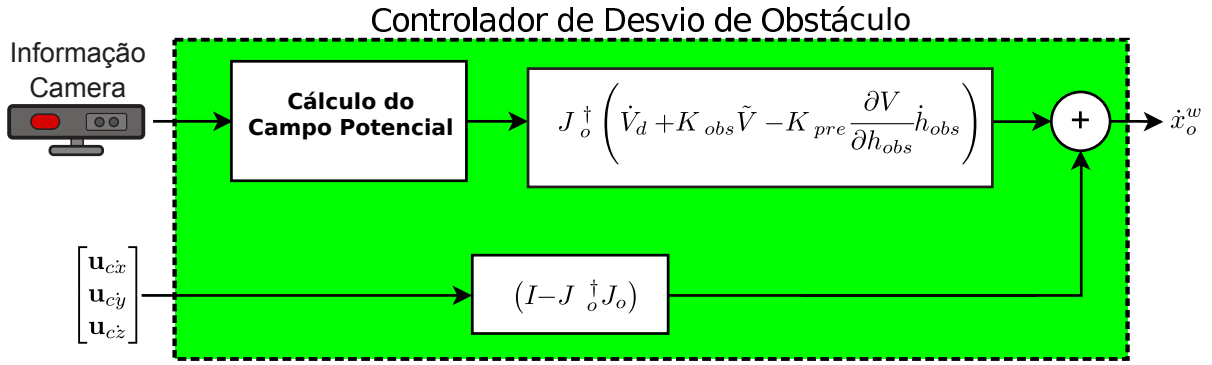


Figura 59 – Diagrama do controlador para evitar colisões.

$$\begin{aligned}
 \dot{V} &= \dot{V}(d_1) + \dots + \dot{V}(d_m) \\
 \dot{V} &= \mathbf{J}_{o_1} \dot{\mathbf{x}}^w + \frac{\partial V(d_1)}{\partial \mathbf{x}_{obs_1}^w} \dot{\mathbf{x}}_{obs_1}^w + \dots + \mathbf{J}_{o_m} \dot{\mathbf{x}}^w + \frac{\partial V(d_m)}{\partial \mathbf{x}_{obs_m}^w} \dot{\mathbf{x}}_{obs_m}^w \\
 \dot{V} &= \sum_{i=1}^m \mathbf{J}_{o_i} \dot{\mathbf{x}}^w + \sum_{i=1}^m \frac{\partial V(d_i)}{\partial \mathbf{x}_{obs_i}^w} \dot{\mathbf{x}}_{obs_i}^w.
 \end{aligned} \tag{6.17}$$

6.2.2 Controlador para evitar colisões

Para realizar o objetivo de controle de uma navegação livre de colisão, o algoritmo de cinemática inversa (do inglês, *Closed-Loop Inverse Kinematics algorithm* CLIK) (ANTONELLI, 2009) foi usado para desenvolver o controlador proposto, para o qual a lei de controle é

$$\mathbf{u}_o^w = \mathbf{J}_o^\dagger \left(\dot{V}_d + \boldsymbol{\kappa}_{obs} \tilde{V} - \frac{\partial V}{\partial \mathbf{x}_{obs}} \dot{\mathbf{x}}_{obs} \right), \tag{6.18}$$

onde V_d é o potencial desejado (V_d é próximo de zero), $\tilde{V} = V_d - V$, $\boldsymbol{\kappa}_{obs}$ é uma matriz de ganhos positivos e \mathbf{J}_o^\dagger é a pseudo-inversa de \mathbf{J}_o .

Como os valores de \mathbf{u}_o^w são definidos no referencial do mundo $\langle w \rangle$, é necessário reescrever (6.18), agora relacionado ao sistema de referência $\langle w \rangle$, o que resulta em

$$\mathbf{u}_o^b = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{u}_o^w, \tag{6.19}$$

onde

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \cos\psi^b & -\sin\psi^b & 0 \\ \sin\psi^b & \cos\psi^b & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \tag{6.20}$$

A Figura 59 mostra o diagrama completo do controlador proposto. O valor potencial desejado é $V_d = 0$ (na verdade, próximo a zero), de modo que as velocidades calculadas por (6.18) evitem zonas onde $V(t) > 0$. O ganho $\boldsymbol{\kappa}_{obs}$ é uma matriz definida positivamente que permite ajustar a resposta do controlador. A lei de controle em (6.18) permite que

o robô se mova através de zonas livres de obstáculos, levando em consideração qualquer movimento de obstáculos, sendo assim diferente de (GARCIA-DELGADO et al., 2012), onde as manobras para evitar colisões são realizadas assumindo um ambiente estático e uma altitude constante z^w . Este método é independente da planificação de pontos, diferenciando da estratégia abordada na Seção 6.14.

É digno de mencionar que esse controlador não leva em consideração o ângulo de guinada ψ^w ao calcular as velocidades de referência, porque o ângulo de guinada não interfere na função potencial, portanto não sendo considerado em (6.18). Isso significa que não é necessário alterar a orientação do VANT para evitar um obstáculo.

Uma limitação de controladores com campos potenciais é o chamado mínimo local, que ocorre quando o veículo se encontra em uma extremidade sem saída (por exemplo, dentro de um obstáculo em forma de U) (KOREN; BORENSTEIN, 1991). No entanto, este não é um problema para o algoritmo em (6.18), porque a existência de vários mínimos representa pontos do espaço onde o robô pode navegar sem colidir. Em outras palavras, os mínimos locais são parte do algoritmo.

Outro fato interessante da estratégia desenvolvida é a possibilidade de cumprimento de diversas tarefas de operação, ou seja, quando o veículo está navegando em espaço livre, o algoritmo para evitar colisões não está ativo e as velocidades calculadas pelo controlador de posição da Seção 6.1 cumprirão o objetivo de seguimento de trajetória.

6.2.3 Controle para evitar colisões e seguimento de trajetória

Nas Seções 6.1 e 6.2.1, respectivamente, foram propostos um controlador cinemático de seguimento de trajetória e um controlador para evitar colisão. O objetivo agora é combiná-los de forma eficaz para garantir a navegação robusta de robôs em ambientes dinâmicos. Para isso, a estratégia selecionada é a abordagem do espaço nulo, por causa das características descritas em (CHIAVERINI, 1997). O controle baseado em espaço nulo é baseado em comportamento, porque a tarefa é dividida em subtarefas que são resolvidas individualmente e, em seguida, são combinadas em uma única ação de controle. Para um sistema redundante, existem soluções infinitas para um objetivo de controle, e esse fato é usado para introduzir objetivos secundários a serem atendidos no espaço nulo da tarefa principal (ZHAO; DENG; YI, 2009; ROSALES et al., 2016). A principal vantagem desse esquema de controle é garantir que a subtarefa de maior prioridade seja sempre realizada, enquanto os objetivos da hierarquia inferior são projetados no espaço nulo, removendo assim os componentes que podem gerar conflitos de interesse (ANTONELLI; ARRICHELLO; CHIAVERINI, 2009).

O controlador proposto combina a ação de controle $[u_{k\dot{x}} \ u_{k\dot{y}} \ u_{k\dot{z}}]^T$ de (3.1) com o

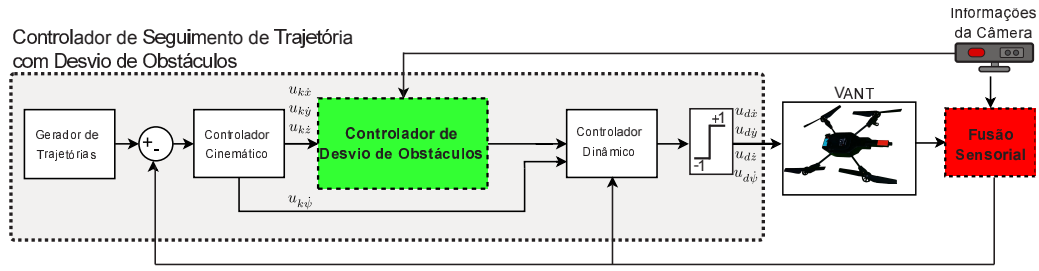


Figura 60 – O controlador completo implementado.

controlador para evitar colisão (6.18), obtendo assim

$$\mathbf{u}_N^b = R^{-1} \mathbf{J}_o^\dagger \left(\dot{V}_d + \kappa_{obs} \tilde{V} - \frac{\partial V}{\partial \mathbf{x}_{obs}} \dot{\mathbf{x}}_{obs} \right) + \left(\mathbf{I} - \mathbf{J}_o^\dagger \mathbf{J}_o \right) \begin{bmatrix} u_{k\dot{x}} \\ u_{k\dot{y}} \\ u_{k\dot{z}} \end{bmatrix}, \quad (6.21)$$

onde o subscrito N representa o sinal de controle final gerado pelo controlador baseado no espaço nulo.

A ação de controle $u_{k\dot{\psi}}$ não é levada em consideração em (6.21), porque (A.4) mostra que ψ^w está desacoplado de outras variáveis. As velocidades para evitar a colisão com os obstáculos são mapeadas no espaço de coluna de \mathbf{J}_o^\dagger ($R(\mathbf{J}_o^\dagger)$) e os comandos do controlador cinemático são mapeados em seu espaço nulo $N(\mathbf{J}_o^\dagger)$ com matriz $(\mathbf{I} - \mathbf{J}_o^\dagger \mathbf{J}_o)$. A Figura 60 mostra o sistema de controle proposto.

A abordagem de espaço nulo garante que a tarefa principal seja sempre alcançada, portanto, o controlador (6.21) evita qualquer colisão. Outro cenário possível é quando o quadrimotor está navegando em um espaço sem obstáculos, o que significa que $\mathbf{J}_o = \mathbf{0}_{[1,3]}$ e $\mathbf{J}_o^\dagger = \mathbf{0}_{[3,1]}$ (STRANG, 1980). Nesse caso, as ações de controle calculadas pelo controlador (6.18) permitem seguir a trajetória desejada.

A Figura 61 apresenta uma estrutura de controle completa de compensação dinâmica.

6.2.4 Análise de estabilidade para o controlador baseado no espaço nulo

A estabilidade do sistema de controle em malha fechada com base no controlador proposto é discutida considerando o rastreamento perfeito de velocidade ($\dot{\mathbf{x}}^w = \mathbf{u}_N^w$).

A análise a seguir é realizada considerando apenas o objetivo principal. Multiplicando ambos os membros de (6.21) por \mathbf{R} e então por \mathbf{J}_o , que é suposto ser de classificação completa, e observando que $\mathbf{J}_o(\mathbf{I} - \mathbf{J}_o^\dagger \mathbf{J}_o) = \mathbf{0}$ e $\mathbf{R}\mathbf{u}_N^b = \mathbf{u}_N^w$, resulta em

$$\mathbf{J}_o \mathbf{R} \mathbf{u}_N^b = \mathbf{J}_o \mathbf{u}_N^w = \dot{V}_d + \kappa_{obs} \tilde{V} - \frac{\partial V}{\partial \mathbf{x}_{obs}} \dot{\mathbf{x}}_{obs}. \quad (6.22)$$

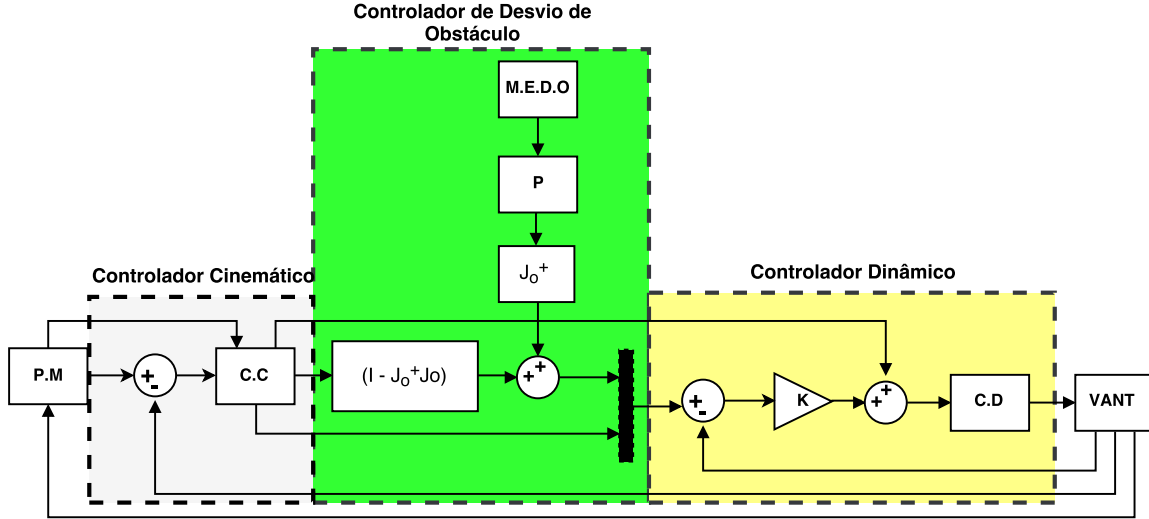


Figura 61 – Diagrama da estrutura de controle para evitar colisão. Os blocos *M.E.D.O* e *P*, representam método de estimação de obstáculos e cálculo do potencial do obstáculo, respectivamente.

Por hipótese, $\dot{\mathbf{x}}^w = \mathbf{u}_N^w$ e, de (6.12),

$$\mathbf{J}_o \dot{\mathbf{x}}^w = \frac{\partial V(t)}{\partial t} - \frac{\partial V(t)}{\partial \mathbf{x}_{obs}^w} \dot{\mathbf{x}}_{obs}^w. \quad (6.23)$$

Substituindo (6.23) em (6.22), resulta em

$$\dot{V} = \dot{V}_d + \boldsymbol{\kappa}_{obs} \tilde{V}, \quad (6.24)$$

ou

$$\dot{\tilde{V}} + \boldsymbol{\kappa}_{obs} \tilde{V} = 0. \quad (6.25)$$

Uma vez que a matriz $\boldsymbol{\kappa}_{obs} > 0$, de (6.25), resulta que $\tilde{V} \rightarrow 0$ com $t \rightarrow \infty$, o que implica em uma navegação livre de colisões.

As tarefas de nível inferior só podem ser cumpridas se não forem conflitantes com as tarefas de nível superior. A primeira condição a ser cumprida é que $\mathbf{u}_k \subseteq N(\mathbf{J}_o)$, ou seja, quando o controlador para evitar colisões está ativo, a tarefa de seguimento da trajetória é impossível de ser realizada. Em outras palavras, isso significa que, ao evitar um obstáculo, o veículo não pode manter-se na trajetória. Sob tal situação, a prioridade é evitar qualquer obstáculo antes de continuar o seguimento da trajetória.

Para analisar a segunda tarefa, considera-se a situação quando não há obstáculos próximos ao quadrotor, porque na presença de qualquer obstáculo, o controlador para evitar colisão impede que o controlador de rastreamento da trajetória atinja seu objetivo. Assim, $\mathbf{J}_o = \mathbf{0}_{[1,3]}$ e a pseudoinversa é definida como $\mathbf{J}_o^\dagger = \mathbf{0}_{[3,1]}$ (STRANG, 1980). Substituindo, em (6.21), tem-se

$$\dot{\mathbf{x}}^w = \begin{bmatrix} u_{k\dot{x}} \\ u_{k\dot{y}} \\ u_{k\dot{\psi}} \end{bmatrix}, \quad (6.26)$$

Tabela 7 – Variáveis de referência para a trajetória

Variável	Valor
$x_d(t)$	$r \cos(0.5t)$
$y_d(t)$	$r \sin(0.5t)$
$z_d(t)$	1.2
$\psi_d(t)$	$\frac{\pi}{6} \cos(0.5t)$
$\dot{x}_d(t)$	$-0.5r \sin(0.5t)$
$\dot{y}_d(t)$	$0.5r \cos(0.5t)$
$\dot{z}_d(t)$	0
$\dot{\psi}_d(t)$	$-0.5 \frac{\pi}{6} \sin(0.5t)$

Tabela 8 – Variáveis de referência dos obstáculos

Obstáculo	x [m]	y [m]	z [m]	\dot{x} [m/s]	\dot{y} [m/s]	\dot{z} [m/s]	a[m]	b[m]	c[m]
1	0	0	1.5	0	0	0	0.2	0.2	2
2	$-r \cos(0.25t)$	$r \sin(0.25t)$	1.5	$0.25r \sin(0.25t)$	$0.25r \cos(0.25t)$	0	0.2	0.2	2
3	$r \cos(0.15t)$	$r \sin(0.15t)$	2	$-0.15r \sin(0.15t)$	$0.15r \cos(0.15t)$	0	0.2	0.2	2
4	$r \cos(1.15t)$	$r \sin(1.15t)$	1.5	$-1.15r \sin(1.15t)$	$1.15r \cos(1.15t)$	0	0.2	0.2	2

e, como é mostrado na Seção 3.2.2, $\tilde{\mathbf{x}}^w \rightarrow 0$ com $t \rightarrow \infty$.

6.2.5 Simulação e Resultados Experimentais

Para validar a simulação do sistema de controle proposto e gerar resultados experimentais, foi utilizado um quadrimotor Parrot AR Drone 2.0. Todos os algoritmos e detalhes sobre a estrutura interna, como a arquitetura da plataforma para rastrear o quadrimotor, o método de detecção de obstáculos e um esquema de fusão de dados sensoriais para estimar a posição do VANT e as posições de obstáculos podem ser vistos em (SANTOS et al., 2015a) ou no Capítulo 2 e Apêndice A.

A simulação e experimento são realizados para validar o controlador baseado em espaço nulo proposto em (6.21), que combina o controlador para evitar colisão da Seção 6.2.1 e o controlador de rastreamento de trajetória do Capítulo 4.

O simulador utilizado neste trabalho foi programado em MATLAB usando o modelo dinâmico identificado. Para a simulação, quatro obstáculos foram considerados, um deles estático e os outros dinâmicos. A posição dos obstáculos foi definida de forma a interceptar a trajetória desejada do VANT. As variáveis de referência do VANT estão resumidas na Tabela 7, e a trajetória dos obstáculos é mostrada na Tabela 8.

As Figuras 62 e 63a mostram a evolução no tempo das ações de controle e erros de controle nas simulações, respectivamente. Figura 63a também mostra como a estratégia para evitar colisões é desencadeada quando algum obstáculo se aproxima do VANT, o que gera um aumento na energia potencial, como mostrado na Figura 63b.

Finalmente, a Figura 64 mostra a evolução da distância relativa entre os quatro obs-

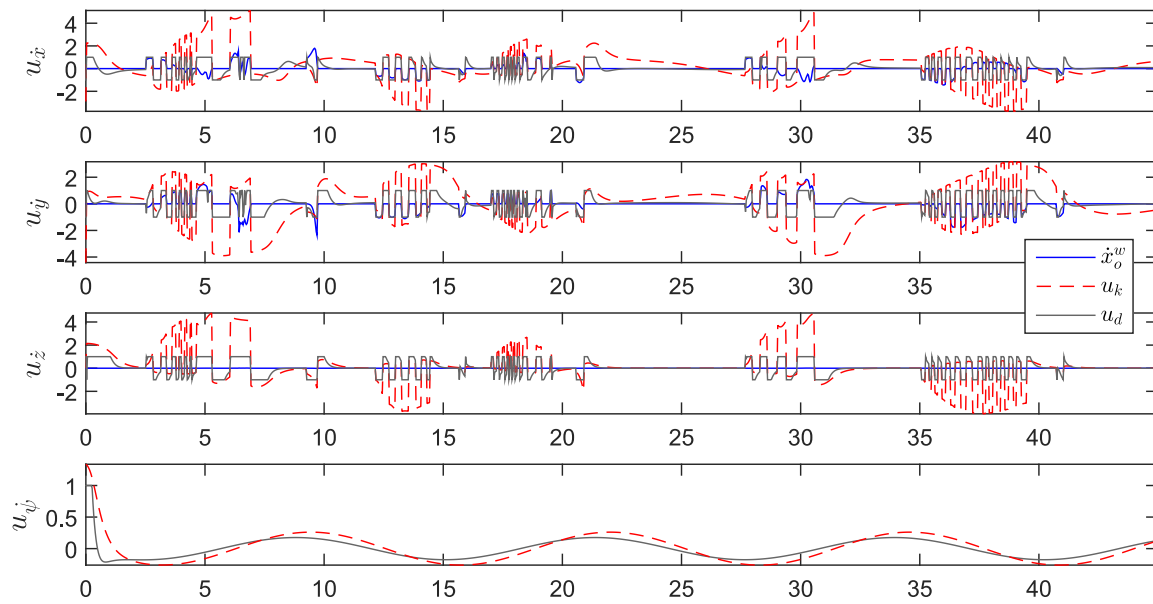
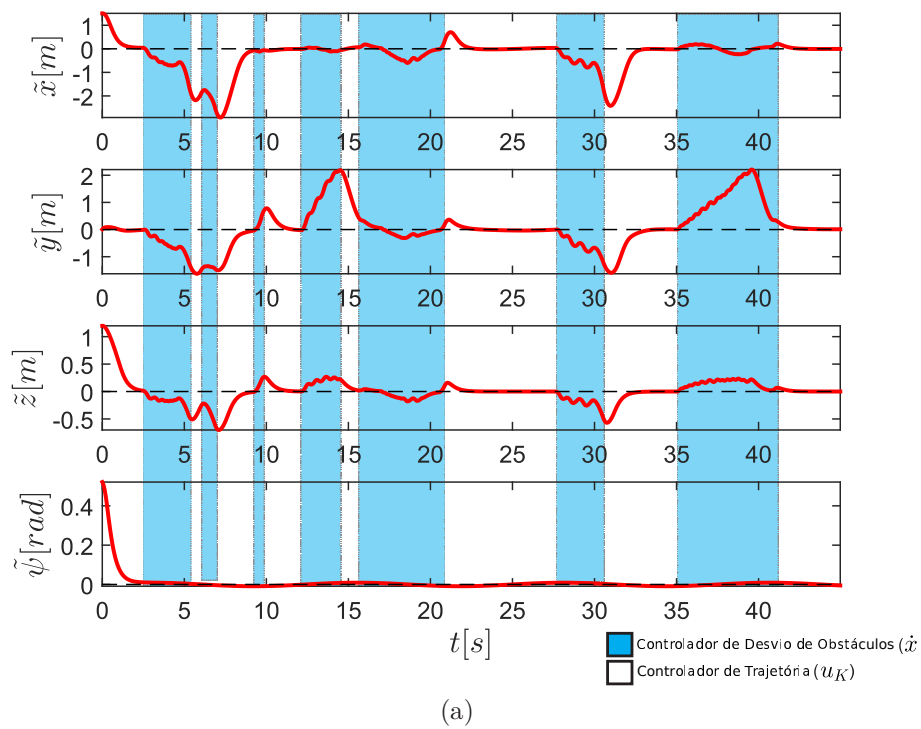
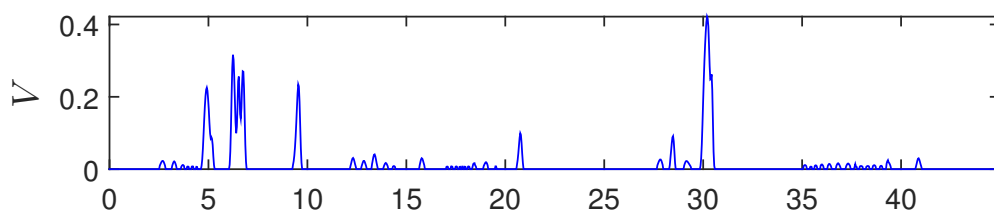


Figura 62 – Os sinais de controle enviados para o VANT durante a simulação.



(a)



(b)

Figura 63 – Erros de posição e orientação (parte a) e energia potencial (parte b) durante a simulação.

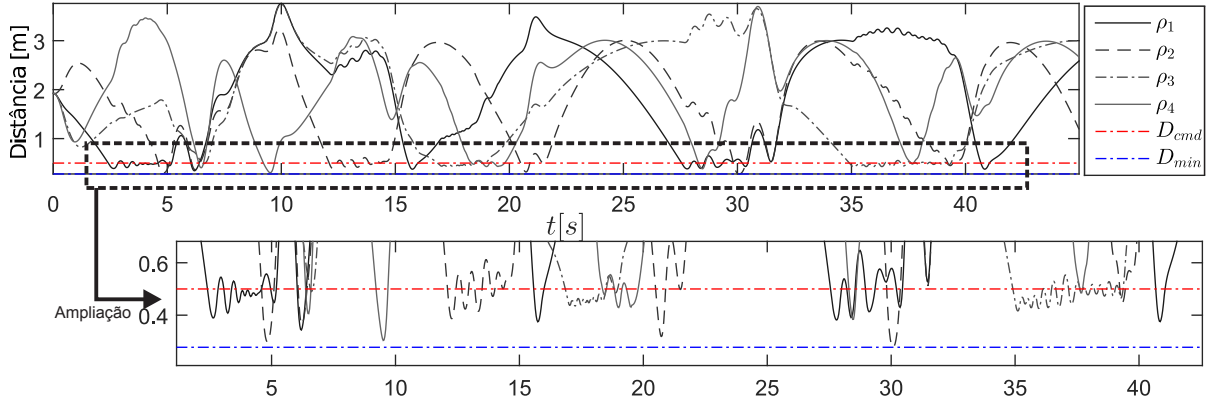


Figura 64 – Distância relativa entre os quatro obstáculos e o VANT.

táculos e o VANT no decorrer do experimento. As variáveis ρ_i são a distância do i -ésimo obstáculo para o VANT. Os obstáculos para os quais a distância relativa do VANT é $> D_{cmd}$ não são levados em consideração. Finalmente, $D_{min} = 0,27m$ é a distância mínima alcançada em toda a simulação, ou seja, o VANT não colide com o obstáculo. O link https://youtu.be/Gq_6lCl1eG9U permite acesso ao vídeo que mostra a simulação completa.

Os resultados experimentais foram obtidos com a estrutura interna de baixo custo acima mencionada, usando um Parrot AR Drone 2.0.

A trajetória de referência selecionada é uma figura no formato de oito. Depois de algum tempo rastreando essa trajetória, o quadrimotor foi mandado para uma posição fixa (controle de posicionamento). Os valores desejados da trajetória estão na Tabela 9.

Tabela 9 – Variáveis de referência para a tarefa de rastreamento de trajetória.

Variáveis	37 – 84 [sec]	0 – 12 e 84 – 112 [sec]
$x_d(t)$	$0.8 \cos(0.5\omega t)$ [m]	0.0 [m]
$y_d(t)$	$0.8 \cos(0.5\omega t)$ [m]	0.0 [m]
$z_d(t)$	1.1 [m]	1.0 [m]
$\psi_d(t)$	$\frac{\pi}{6} \sin(0.5\omega t)$ [rad]	0.0 [rad]

Durante o experimento, um ser humano é o obstáculo dinâmico que interage com o VANT. A plataforma realiza a fusão de dados sensoriais estimando as posições do VANT e fornece a localização tridimensional do obstáculo, permitindo calcular os sinais de controle para o veículo.

Para realizar a tarefa, uma distância $D_{cmd} = 1m$ foi definida para ser usada como um limite de distância para criar a zona repulsiva ao redor do obstáculo. Quando a distância entre o VANT e o obstáculo é $< D_{cmd}$, o controlador de desvio de obstáculo é ativado. Caso contrário, fica inativo.

Uma sequência de quadros é mostrada na Figura 65, tirada do vídeo disponível em <https://youtu.be/ahKJVbLsceU>. A parte mais importante desses quadros é quando o

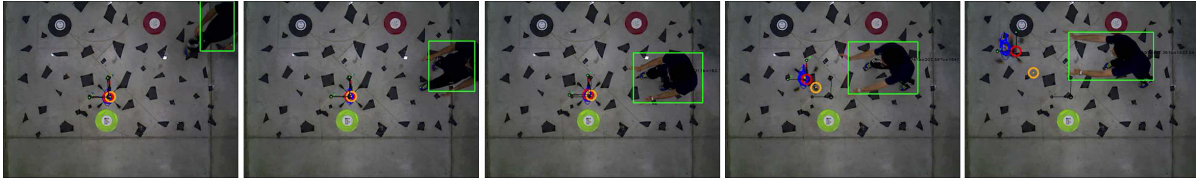


Figura 65 – Realizando seguimento de trajetória e evitando colisões. O obstáculo é uma pessoa (na área delimitada por um retângulo) que se aproxima do VANT.

obstáculo se aproxima do VANT, de modo que o veículo realiza uma manobra para evitar a colisão.

A Figura 66 mostra a evolução das quatro variáveis (x^w, y^w, z^w, ψ^w) e a posição do obstáculo durante o experimento, ao passo que a Figura 67a mostra os erros de controle. Durante os primeiros 15 segundos da experiência, o VANT segue uma trajetória de referência. Depois, uma tarefa de posicionamento é atribuída, de acordo com as referências descritas na Tabela 9. Quando o AR.Drone atinge a posição de referência, a pessoa tenta colidir com o mesmo. Quando a distância entre eles é $< D_{cmd}$ o controlador para evitar colisão torna-se ativo e gera sinais de controle que fazem o AR.Drone evitar a colisão. A Figura 66 mostra as posições de VANT e do obstáculo. Observe que em nenhum momento o VANT e as posições de obstáculo coincidem em x^w , y^w e z^w e, portanto, não há colisão. Figura 67a mostra um aumento nos erros de controle quando a estratégia para evitar colisão está ativa, o que era esperado, uma vez que a tarefa de desvio tem maior prioridade. Finalmente, a Figura 67b mostra o valor da função potencial e a distância do AR.Drone para a pessoa.

6.2.6 Discussões

Neste capítulo, desenvolveu-se um sistema de controle hierárquico capaz de executar tarefas de posicionamento, seguimento de trajetória e desvio de obstáculos. Além disso, a proposta de desvio de obstáculos é generalizada por n obstáculos.

Apesar de que propor um controlador generalizado para ambientes interiores e externos com obstáculos dinâmicos e/ou estáticos é uma tarefa difícil, a maior dificuldade para os algoritmos é determinar a posição de cada obstáculo. Assim, para validar experimentalmente o controlador, um ambiente estruturado capaz de detectar e estimar a posição dos obstáculos foi adotado, restrito a ambientes interiores.

Os resultados da tarefa de navegação autônoma demonstram a eficácia do sistema proposto, basta analisar a distância mínima (D_{min}) que o VANT manteve do obstáculo. Os controladores propostos também podem ser usados para a interação homem-máquina, já que uma zona de segurança é garantida.

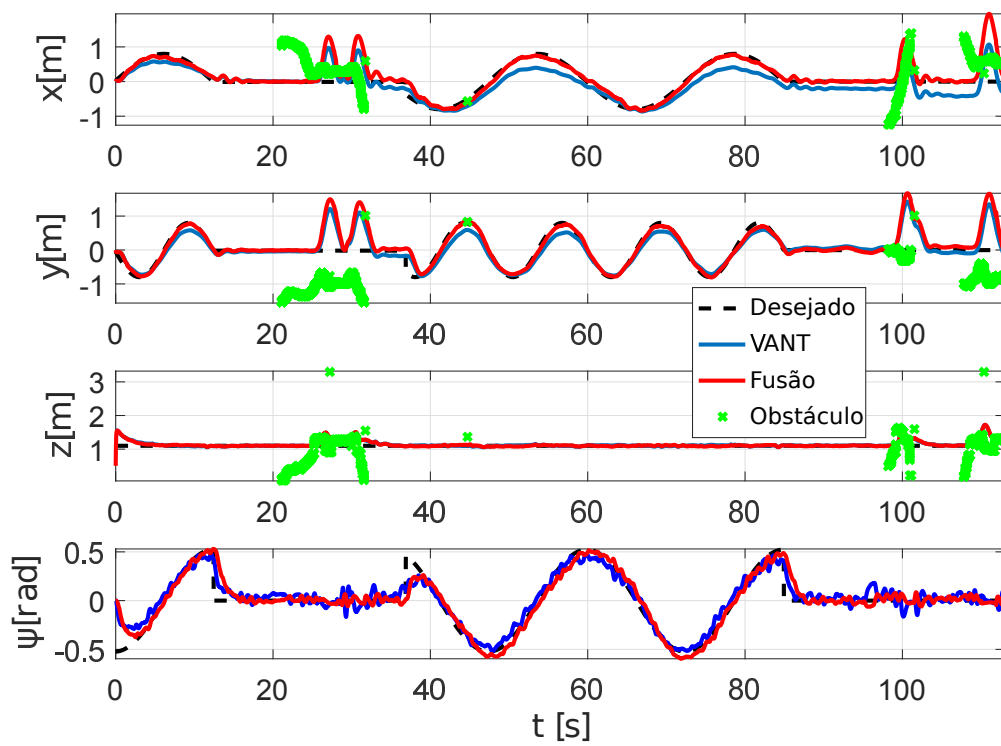
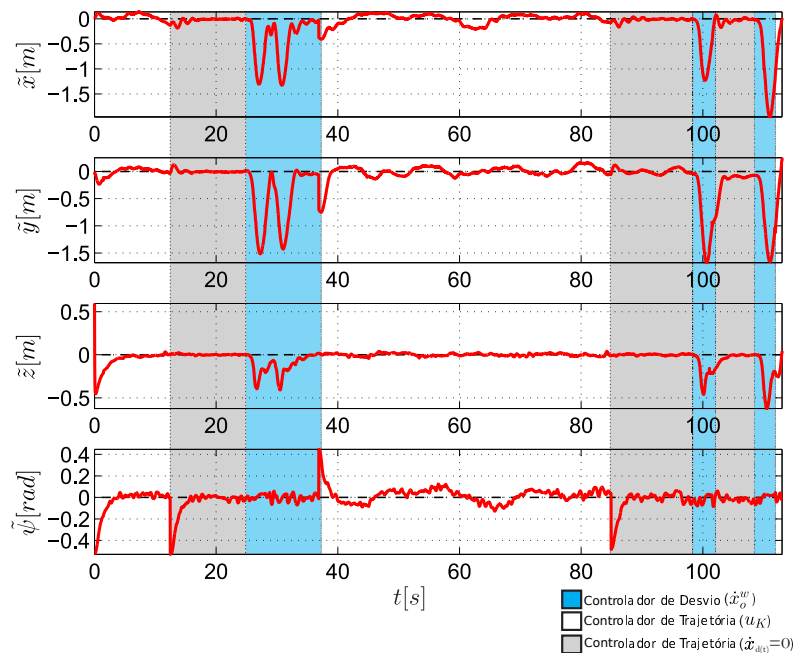
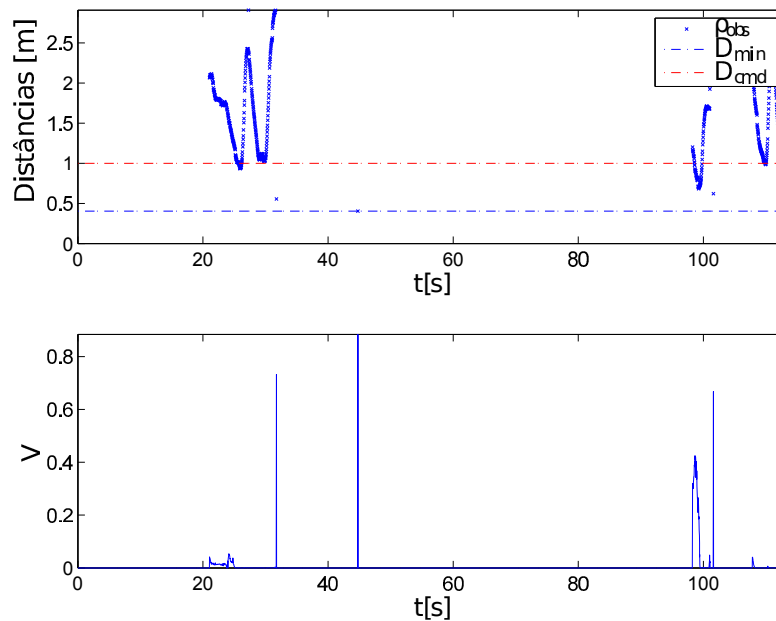


Figura 66 – Posição e Postura VANT e posições de obstáculos durante o experimento.



(a)



(b)

Figura 67 – Erro de posição e orientação (parte a), distância do obstáculo ao VANT (ρ_{obs}) e energia potencial (V) ao longo do experimento (parte b). O gráfico de distâncias também mostra a distância D_{cmd} que ativa o controlador para evitar colisão. Considere D_{min} sendo a menor distância entre VANT e obstáculo obtido durante o experimento.

7 Controle Utilizando Fusão de Controladores

A maioria das aplicações dos VANTs requer as capacidades de voar em baixa altitude, pairar e decolar e pousar verticalmente (VTOL, do inglês *Vertical Take-Off and Landing*), de sorte que pequenas aeronaves autônomas de asas rotativas (RUAS, do inglês *Rotorcraft Unmanned Aircraft Systems*) são mais apropriadas para determinadas aplicações que aeronaves autônomas de asas fixas (KENDOUL, 2012). Isto porque um fator crucial do helicóptero e seus assemelhados, como o quadrimotor, é a possibilidade de controle nas direções lateral, longitudinal e vertical, com qualquer orientação. Esta característica confere alta manobrabilidade aos veículos de asas rotativas, que os distingue das aeronaves de asas fixas (MARCONI; NALDI, 2006). Uma desvantagem, porém, é o maior consumo de energia durante o voo, que em geral resulta voos de curta duração.

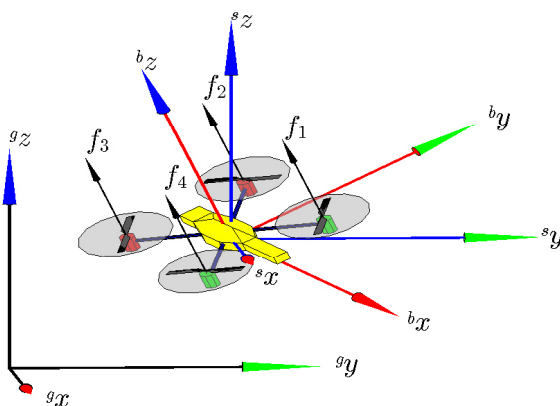
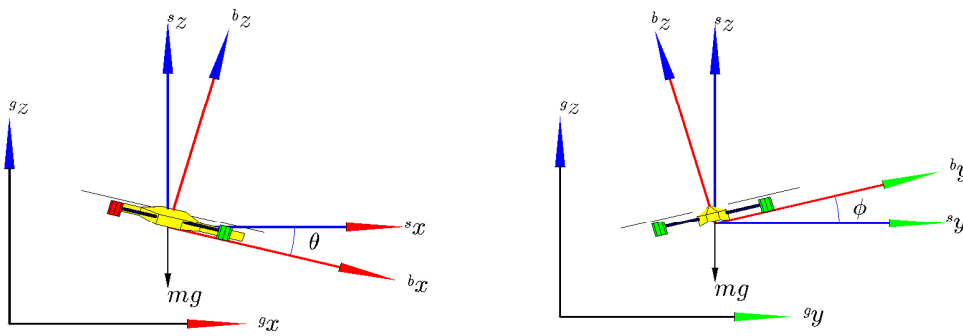


Figura 68 – Modelo de 6 GDL do quadrimotor ArDrone, mostrando os sistemas de referência associados a ele e as entradas de controle abstratas $f_i, i = 1, \dots, 4$ associadas a ele. Os sistemas inercial, espacial e do corpo do veículo são $\langle g \rangle$, $\langle s \rangle$ e $\langle b \rangle$, como indicado pelo índice à esquerda nos eixos x, y e z .

Tratando-se especificamente das famílias de aeronaves de asas rotativas, um quadrimotor é muito mais simples e fácil de construir, em comparação com o helicóptero clássico, uma vez que ele não exige o conjunto do prato oscilante (do termo em inglês *swashplate*, também conhecido popularmente como "bailarina"). Mais ainda, ele é controlado apenas variando a rotação de cada um dos quatro motores, os quais giram em sentido contrário dois a dois, o que torna estas aeronaves muito atrativas como plataformas para teste de estratégias de controle.

Um aspecto importante das tarefas PVTOL é que nenhuma limitação é imposta ao seu ponto de operação, ao contrário do que ocorre nos casos de linearização. Ou seja, mesmo



(a) Caracterização do modelo PVTOL no plano XZ . (b) Caracterização do modelo PVTOL no plano YZ .

Figura 69 – Caracterização de movimentos PVTOL para o quadrimotor ArDrone, da Parrot, Inc.

para tarefas PVTOL controladores não lineares têm desempenho superior aos casos de controladores lineares, baseados em modelos linearizados (BRANDAO et al., 2014a).

Este capítulo propõe uma forma de controlar uma aeronave de asas rotativas combinando diferentes controladores PVTOL para posicionar um quadrimotor no espaço 3D, onde cada um dos controladores é baseado na teoria de Lyapunov. Especifica-se uma sequência de pontos, e o quadrimotor deve alcançar cada um de tais pontos. Tal ideia é similar a missões de seguimento de caminho, ou seja, o controlador proposto é, em princípio, compatível com tarefas de posicionamento e seguimento de caminhos no espaço 3D. Note-se que esta combinação dos controladores PVTOL é diferente daquela já proposta em (BRANDAO et al., 2013): ali a forma de combinar os controladores PVTOL é por meio de comutação entre os controladores PVTOL utilizados, enquanto que no presente trabalho a combinação se dá por meio da fusão dos sinais de controle gerados por cada um dos três controladores PVTOL. A razão pela qual esta proposta foi desenvolvida é que a simples comutação entre os controladores PVTOL faz com que o cumprimento de uma tarefa de posicionamento tome um tempo muito grande, o que praticamente impossibilita o uso de tal esquema de controle em tarefas de seguimento de trajetórias, por exemplo, em que requisitos de velocidade são impostos pela trajetória sendo seguida. A expectativa é que a navegação baseada na fusão dos controladores PVTOL seja bem mais rápida, utilizando-se a fusão dos sinais de controle.

7.1 Controladores PVTOL Utilizados

Os três controladores projetados para guiar o VANT em tarefas PVTOL serão implementados, e os sinais de controle por eles gerados serão injetados em um filtro de informação descentralizado (MUTAMBARA, 1998b; FREIRE et al., 2004; SANTOS et

al., 2015b), utilizado como máquina para fusão de dados. Com isso, é gerado um único sinal de controle, que é enviado ao quadrimotor para guiá-lo desde sua posição atual até uma posição desejada, cumprindo assim uma tarefa de posicionamento no espaço 3D. A essência é que controladores para movimento bidimensional (PVTOL) são utilizados para guiar a navegação em espaço tridimensional, aproveitando o fato de que tais controladores são mais simples de projetar e implementar.

O primeiro de tais controladores é um controlador para o movimento de subida/descida, ou seja, deslocamento linear na direção do eixo z , e rotação ao redor do mesmo eixo. Para isso os ângulos de arfagem e rolagem são forçados a permanecer em zero durante toda a navegação. Já o segundo de tais controladores tem por objetivo permitir subir e descer o quadrimotor e movê-lo para a frente e para trás, ou seja, os ângulos de rolagem e guinada são mantidos em zero durante toda a navegação. Por fim, no caso do terceiro controlador o movimento desejado é similar ao do segundo caso, com a diferença que agora os ângulos mantidos em zero são os ângulos de arfagem e de guinada. Com isso, tem-se um movimento PVTOL somente na direção do eixo z e com giro ao seu redor, um movimento na direção do plano XZ e um movimento na direção do plano YZ , sendo estes dois últimos caracterizados na Figura 69. Cada um desses controladores é discutido em detalhes em (BRANDAO et al., 2013) e em (BRANDAO et al., 2014b), e por isso não serão detalhados neste trabalho.

Por fim, vale mencionar que a proposta de utilizar um controlador baseado na comutação entre os três controladores PVTOL acima mencionados, conforme proposto em (BRANDAO et al., 2013), também é implementada neste trabalho, para efeito de comparação entre os resultados das duas abordagens.

7.2 Fusão dos Controladores PVTOL

7.2.1 Filtro de informação descentralizado

Como o filtro de informação é uma derivação do filtro de Kalman, a formulação do filtro de informação descentralizado é similar àquela do filtro de Kalman descentralizado. Assim, para o i -ésimo filtro local tem-se

$$\hat{y}_{i(k)} = \hat{y}_{i(k|k-1)} + \dot{y}_{i(k)} \quad (7.1)$$

$$Y_{i(k)} = Y_{i(k|k-1)} + I_{i(k)}, \quad (7.2)$$

enquanto que para o filtro global tem-se

$$\hat{y}_{(k)} = \sum_i^n \hat{y}_{i(k)} - (n-1)\hat{y}_{(k|k-1)} \quad (7.3)$$

$$Y_{(k)} = \sum_i^n Y_{i(k)} - (n-1)Y_{(k|k-1)}. \quad (7.4)$$

A Figura 70 mostra o diagrama do filtro de informação descentralizado com i filtros de informação locais.

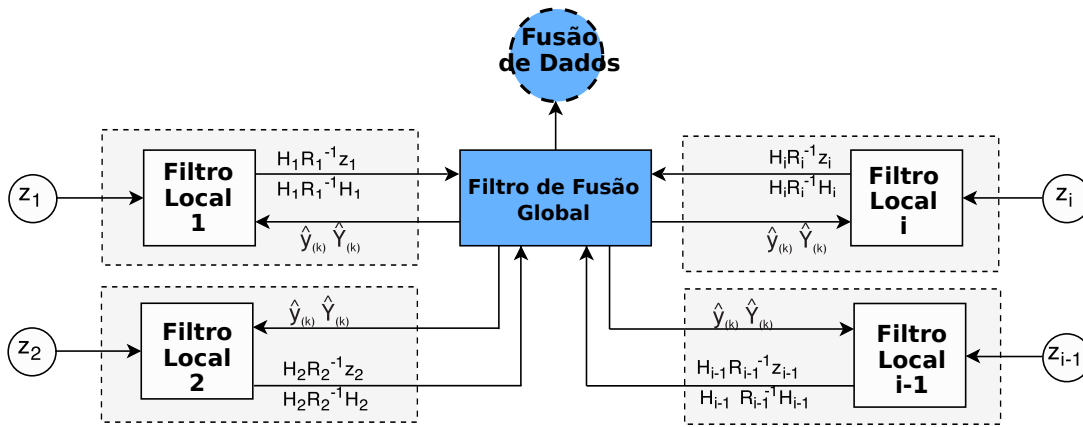


Figura 70 – Diagrama do filtro de informação descentralizado com i filtros de informação, onde H , R e z são o modelo de observação, a estimativa da covariância do ruído e o vetor de medidas, respectivamente.

7.2.2 A arquitetura de controle proposta

A arquitetura de controle aqui proposta corresponde ao filtro de informação descentralizado com três filtros locais, que recebem os sinais de controle gerados pelos três controladores PVTOL mencionados na Seção 7.1.

Tal arquitetura é mostrada na Figura 71, onde se pode ver que cada um dos três controladores PVTOL recebe informação do VANT e calcula a ação de controle correspondente. Os filtros de informação locais fornecem informações ao filtro de informação global, correspondendo um método de fusão recursivo e otimizado (MUTAMBARA, 1998b; FREIRE et al., 2004).

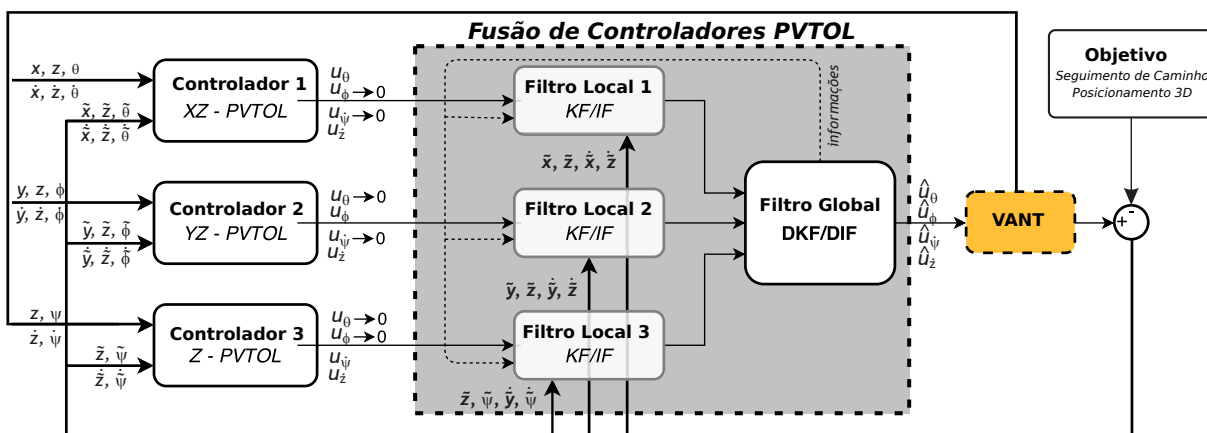


Figura 71 – A arquitetura de controle proposta. No bloco fusão a *info* mostrada corresponde a $\hat{y}_{(k)}$, $\hat{Y}_{(k)}$.

O mais importante, considerando a estratégia proposta, é como selecionar o peso correspondente a cada filtro local para guiar o VANT em sua tarefa de posicionamento

ou seguimento de caminho. Em resumo, a arquitetura de controle proposta determina a matriz de covariância do erro nas observações (ações de controle provenientes dos controladores XZ-PVTOL, YZ-PVTOL e Z-PVTOL) com pesos calculados a partir dos erros de posições e velocidades do VANT. Em tese, o método criado é uma evolução da arquitetura de controladores comutados, onde, ao invés da comutação entre eles, utiliza-se uma fração de cada controlador, de acordo com sua covariância relacionada. Assim, conjugam-se as ações de controle provenientes dos controladores PVTOL, que são controladores mais simples, para solucionar tarefas mais complexas.

7.2.3 Estimando as ações de controle para o VANT

A arquitetura proposta tem como variáveis de saída para cada controlador i

$$\hat{\mathbf{x}}_i = [u_\theta \ u_\phi \ u_\psi \ u_z]^T, \quad (7.5)$$

onde u_z representa um comando de velocidade linear que causa deslocamento sobre o eixo z_w , u_ψ representa um comando de velocidade angular que causa a rotação em torno do eixo z_w , u_ϕ representa, indiretamente, um comando de velocidade linear que causa deslocamento sobre o eixo y_b (indiretamente porque através do ângulo de rolagem ϕ), e, finalmente, u_θ representa, também indiretamente, porque através do ângulo de arfagem θ , um comando de velocidade linear que causa deslocamento sobre o eixo x_b .

Como já mencionado, a informação de entrada para estimar os sinais de controle para o VANT vêm dos controladores XZ-PVTOL ($i = 1$), YZ-PVTOL ($i = 2$) e Z-PVTOL ($i = 3$). Assim, o filtro global tem três filtros locais. Para cada filtro local i a configuração geral do vetor de medidas, modelo de observação e matrizes de covariância do erro de medição corresponde a

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_i &= [u_\theta \ u_\phi \ u_\psi \ u_z]^T, \\ H_i &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \text{e} \\ R_i &= \begin{bmatrix} \sigma_{ix}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{iy}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{i\psi}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{iz}^2 \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (7.6)$$

Considerando as especificidades de cada controlador, tem-se a configuração

- Filtro-1:

$$\mathbf{z}_1 = [u_\theta \overbrace{u_\phi}^0 \overbrace{u_\psi}^0 u_z]^T, \quad e$$

$$R_1 = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma(\tilde{x}, \dot{\tilde{x}})} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma(\tilde{y}, \dot{\tilde{y}}) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma(\tilde{\psi}, \dot{\tilde{\psi}}) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{\sigma(\tilde{z}, \dot{\tilde{z}})} \end{bmatrix}; \quad (7.7)$$

- Filtro-2:

$$\mathbf{z}_2 = [\overbrace{u_\theta}^0 u_\phi \overbrace{u_\psi}^0 u_z]^T, \quad e$$

$$R_2 = \begin{bmatrix} \sigma(\tilde{x}, \dot{\tilde{x}}) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma(\tilde{y}, \dot{\tilde{y}})} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma(\tilde{\psi}, \dot{\tilde{\psi}}) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{\sigma(\tilde{z}, \dot{\tilde{z}})} \end{bmatrix}; \quad (7.8)$$

- Filtro-3:

$$\mathbf{z}_3 = [\overbrace{u_\theta}^0 \overbrace{u_\phi}^0 u_\psi u_z]^T, \quad e$$

$$R_3 = \begin{bmatrix} \sigma(\tilde{x}, \dot{\tilde{x}}) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma(\tilde{y}, \dot{\tilde{y}}) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{\sigma(\tilde{\psi}, \dot{\tilde{\psi}})} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{\sigma(\tilde{z}, \dot{\tilde{z}})} \end{bmatrix}, \quad (7.9)$$

onde $\sigma(\tilde{x}, \dot{\tilde{x}}) = \sqrt{\rho_x + \kappa_x(\tilde{x}^2 + \dot{\tilde{x}}^2)}$, $\sigma(\tilde{y}, \dot{\tilde{y}}) = \sqrt{\rho_y + \kappa_y(\tilde{y}^2 + \dot{\tilde{y}}^2)}$, $\sigma(\tilde{\psi}, \dot{\tilde{\psi}}) = \sqrt{\rho_\psi + \kappa_\psi(\tilde{\psi}^2 + \dot{\tilde{\psi}}^2)}$ e $\sigma(\tilde{z}, \dot{\tilde{z}}) = \sqrt{\rho_z + \kappa_z(\tilde{z}^2 + \dot{\tilde{z}}^2)}$ são funções que dão o peso relativo instantâneo de cada controlador.

O cálculo das covariâncias relacionadas com as ações de controle é feito obedecendo uma lógica de relevância. Por exemplo, no filtro-1 o controlador XZ-PVTOL calcula apenas as ações $[u_\theta \ u_z]$, logo o peso referente a estas ações deve ser mais significativo. As funções de $\sigma(\tilde{x}, \dot{\tilde{x}})$, $\sigma(\tilde{y}, \dot{\tilde{y}})$, $\sigma(\tilde{\psi}, \dot{\tilde{\psi}})$ e $\sigma(\tilde{z}, \dot{\tilde{z}})$ geram valores positivos que influenciam na estimativa e indicam a significância dos dados observados. Neste caso valores para covariância próximos de zero indicam que as observações são mais relevantes. Dessa forma, observa-se que para o filtro-1, que atua efetivamente com $[u_\theta \ u_z]$, a função de peso é $\sigma(\tilde{x}, \dot{\tilde{x}})^{-1}$ e $\sigma(\tilde{z}, \dot{\tilde{z}})^{-1}$ com alta pertinência. Ao passo que as demais ações de controle $[u_\phi \ u_\psi]$ são submetidas a pesos com baixa pertinência $\sigma(\tilde{y}, \dot{\tilde{y}})$ e $\sigma(\tilde{\psi}, \dot{\tilde{\psi}})$.

Assim, os pesos relativos associados aos sinais de controle serão função de quanto "observáveis" eles são nas medições. Sinais imediatamente visíveis nas medições recebem pesos maiores. Uma vez que o filtro calcula uma estimativa atualizada dos estados usando as novas medições, a covariância dos estados estimados também deve ser modificada, para refletir a informação adicionada, reduzindo-se assim a incerteza. Dessa forma, esses filtros fusionam os sinais de controle

provenientes dos três controladores, resultando em um sinal de controle cuja variância é menor que a menor variância associada aos sinais de controle gerados por cada controlador. A saída do filtro global é

$$\hat{\mathbf{x}}_{fusion} = [\hat{u}_\theta \ \hat{u}_\phi \ \hat{u}_\psi \ \hat{u}_z]^T. \quad (7.10)$$

7.3 Resultados Experimentais

Dois experimentos são realizados com o VANT do tipo quadrimotor Ar.Drone, para comparar o desempenho das estratégias de controle baseadas na comutação entre controladores PVTOL e na fusão dos sinais de controle gerados por eles. Tratam-se de dois seguimentos de caminho, sendo o primeiro um caminho em forma de oito e o segundo um caminho em espiral, ambos no espaço tridimensional.

As duas tabelas a seguir permitem comparar as duas estratégias de controle. A Tabela 10 trata do primeiro experimento (caminho em forma de oito), enquanto a Tabela 11 se refere ao segundo experimento (caminho espiral). As tabelas trazem o tempo de execução da tarefa e os índices de desempenho ISE (integral do quadrado do erro) e IAE (integral do valor absoluto do erro), para o caso da comutação de controladores e para o caso de fusão dos sinais de controle.

Tabela 10 – Análise dos dados do experimento 1: seguimento de caminho em forma de oito.

Estratégia	Tempo [s]	ISE	IAE
Comutação	448.0740	9.0940	80.9668
Fusão	124.6410	3.8203	21.5379

Tabela 11 – Análise dos dados do experimento 2: seguimento de caminho em espiral

Estratégia	Tempo [s]	ISE	IAE
Comutação	690.95	44.2309	188.0470
Fusão	214.83	22.4165	61.2083

Em adição às Tabelas 10 e 11, as Figuras 72 e 73 a seguir mostram os gráficos correspondentes aos mesmos experimentos.

Uma análise dos resultados experimentais comprova que a estratégia de fusão dos sinais gerados pelos controladores PVTOL para gerar um controlador capaz de guiar o VANT em tarefas de navegação 3D tem duas vantagens bastante destacadas: a primeira é que a mesma tarefa é executada em um tempo bem menor, em comparação com a estratégia de comutação entre controladores, enquanto a segunda é que os erros de posicionamento são bem menores, além do fato do caminho seguido ser muito mais suave. Inclusive, deve ser destacado que o menor tempo de execução viabiliza a utilização da estratégia de controle proposta neste trabalho para

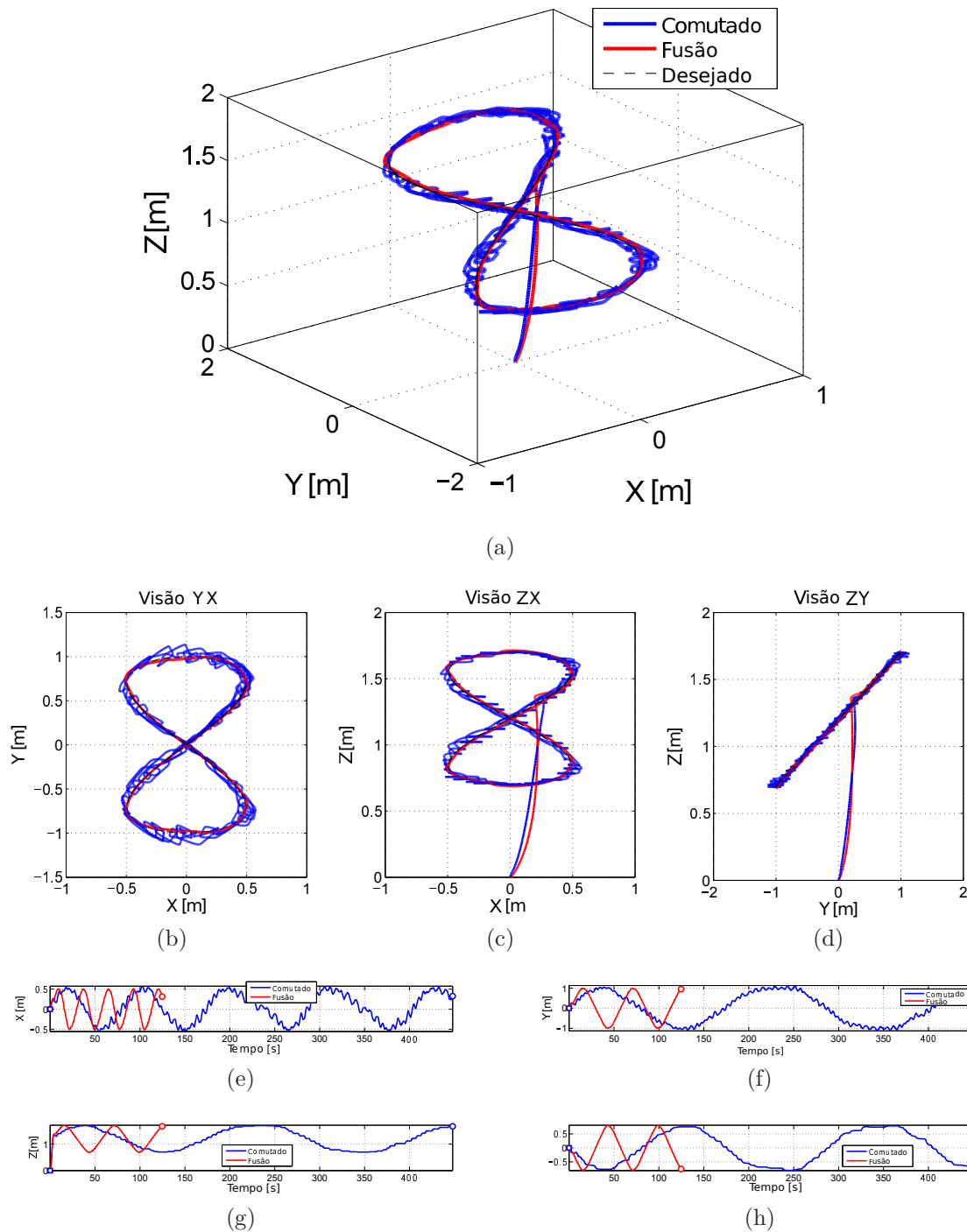


Figura 72 – Gráficos referentes ao experimento 1.

aplicações de seguimento de trajetória, o que não é possível no caso da estratégia de comutação entre controladores, conforme destacado em (BRANDAO et al., 2013).

Embora até o momento não tenha sido possível obter uma prova formal da estabilidade do sistema de controle proposto, conjectura-se que efetivamente o sistema é estável, conjectura esta que se apoia no fato de que não há descontinuidade no sinal de controle entregue ao VANT, como é o caso quando ocorre a comutação entre controladores, ou seja, o sinal de controle gerado tem variação suave ao longo do tempo de voo, e nos resultados experimentais obtidos utilizando-se

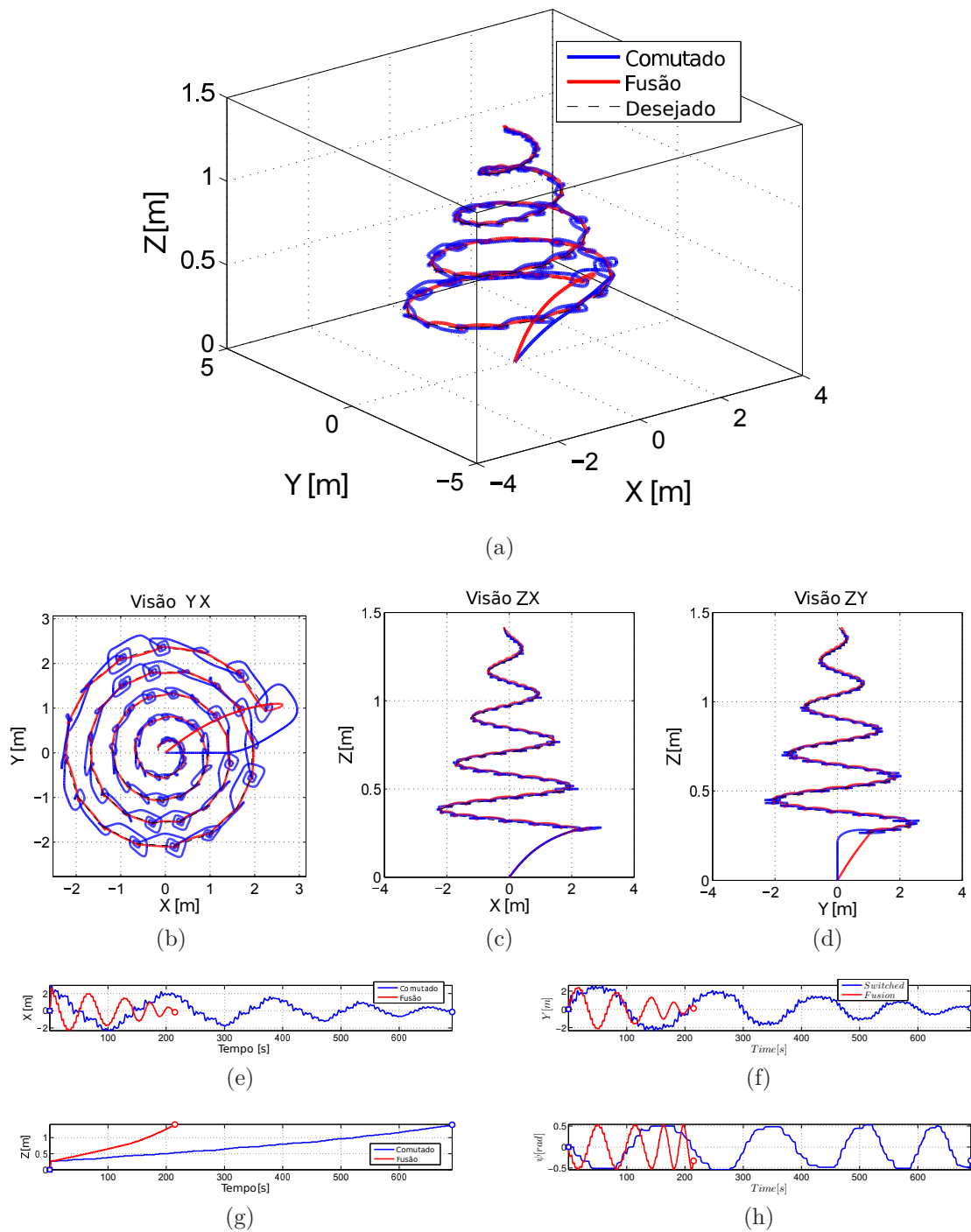


Figura 73 – Gráficos referentes ao experimento 2.

a arquitetura proposta.

7.4 Discussões

Este capítulo apresenta uma arquitetura de controle baseada na fusão do sinal de saída de três controladores para execução de tarefas PVTOL com um quadrimotor, resultando em uma navegação no espaço 3D. Embora o objetivo de navegar no espaço 3D usando controladores de

alto nível correspondentes à navegação 3D já tenha sido proposta, através de um esquema de comutação entre os controladores, a solução via fusão dos sinais de controle aqui proposta é inovadora, e se mostrou bem mais efetiva do que a comutação dos sinais de controle, resultando em uma navegação mais rápida e suave nos casos de posicionamento e seguimento de caminhos. Também se propôs uma forma analítica de atribuir o peso correspondente a cada um dos três controladores básicos em função dos erros em relação ao posicionamento desejado, função esta que é atualizada a cada ciclo de controle. Assim sendo, o que se obtém, na verdade, é uma lei de controle única, expressa por meio de uma função analítica, a qual, intrinsecamente, permite dar mais peso ao controlador básico que mais se adapte à tarefa, a cada ciclo de controle. Por fim, também se mostra que a fusão dos diferentes controladores que possuem objetivos distintos de controle, mas compartilham frações do objetivo comum, gera um sinal de controle limitado quando as funções de peso propostas são aplicadas. Por fim, embora a estabilidade do sistema de controle como um todo não tenha sido provada, propõe-se uma conjectura, a saber, que o sistema de controle em malha fechada, quando o controlador baseado na fusão dos sinais de controle é utilizado, é estável, sendo tal conjectura embasada no fato do sinal de controle não sofrer descontinuidade, como seria o caso de comutação entre controladores, e nos resultados experimentais apresentados.

8 Conclusão e Trabalhos Futuros

Em conclusão, foram apresentados nesta tese de doutorado algoritmos de sistemas de navegação e controle para veículos aéreos não tripulados (VANTs). Alguns algoritmos são executados em tempo real usando uma plataforma de baixo custo (para ambientes interiores) que auxilia na estimação de estados referentes à postura da aeronave, dados esses que são fundamentais na realimentação envolvida no sistema de controle. Uma estrutura de fusão de dados sensorial foi desenvolvida e sistematicamente validada com experiências e estudos de casos. Ainda sobre a plataforma, desenvolveram-se métodos para reduzir o custo computacional na localização do VANT e detecção de objetos.

No tratamento dos dados sensoriais, demonstrou-se uma metodologia para a compensação do *drift* tridimensional dos sensores inerciais, apenas utilizando o processamento de imagens de uma câmera de profundidade. Adicionalmente às informações da extração de posição e orientação do VANT através das imagens de profundidade, uma estratégia simples para calcular a orientação por meio das imagens RGB da câmera também foi incluída no sistema de fusão, para melhorar as estimativas de orientação do VANT. Assim, foi possível realizar diversas manobras e trajetórias que dependessem da orientação do VANT, já que a plataforma desenvolvida fornece dados confiáveis acerca desta variável de estado. Assim, diferentemente de diversos trabalhos disponíveis na literatura que, em muitos casos, utilizam apenas as informações de sensores inerciais, limitando-se, assim, às experiências em curtos intervalos de tempo, ou recorrendo apenas às simulações, com a plataforma foi possível realizar experimentos com mais tempo, dada a confiabilidade dos dados de postura obtidos com a plataforma desenvolvida.

Nos sistemas de controle, demonstrou-se que unir um sistema que propicia uma boa estimação de dados de posicionamento com o uso de uma modelagem simplificada é uma estratégia eficiente, a qual explica, através de uma arquitetura hierárquica de controle, como as equações podem ser escritas em função apenas dos comandos reais do veículo. Efetivamente, foram desenvolvidos diversos controladores utilizando essa lógica de compensação dinâmica, sendo que todos se revelaram soluções experimentalmente eficientes, inclusive sob influência de distúrbios e perturbações.

Ainda sobre os sistemas de controle, foi construído um controlador de seguimento de caminho ou trajetória através de controladores simplificados do tipo PTVOL, utilizando uma modelagem extremamente detalhada (BRANDAO, 2013; BRANDAO et al., 2014a). Abordou-se uma métrica de ganhos positivos baseados nos erros de posicionamento para alimentar uma estrutura de fusão dos sinais de controle provenientes de tais controladores.

Do ponto de vista de contribuições técnicas, a Seção 8.1 a seguir aponta as principais delas, associadas a esta tese.

8.1 Contribuições da Tese

As principais contribuições desta tese ficam o desenvolvimento de uma plataforma para estimação da postura do VANT em ambientes interiores, e a validação dos sistemas de navegação, baseados em implementações lineares de fusão sensorial através de um filtro descentralizado de Informação/Kalman e dos sistemas de controle, baseados na inversão de modelos matemáticos simplificados, as quais são resumidas da seguinte forma:

- Método de detecção do VANT usando funções polinomiais
- Plataforma de baixo custo para voos em ambientes interiores
- Controladores não-lineares para uma modelagem simplificada
 - Controlador de Rastreamento de Caminho e Trajetória
 - Controlador de Seguimento de Trajetória com Limitação nas Velocidades
 - Controlador de Seguimento de Trajetória com Adaptação dos Parâmetros do Modelo
 - Controlador de Seguimento de Trajetória com Desvio de Obstáculos
- Proposição de matrizes positivas definidas para fusão de sinais de controle para uma modelagem detalhada.

8.2 Trabalhos Futuros

Diante do que foi apresentado nesta tese, deixam-se como propostas de trabalhos futuros sugestões que possuem viabilidade real como pesquisas aplicadas no assunto:

- Testar, sob condições similares de voo, resultados para diferentes estratégias de controle comparando se há de fato diferenças significativas no desempenho que justifiquem abordagem com modelagens mais detalhadas;
- Utilizar um método de ajuste dos ganhos do controlador para otimizar o sistema de navegação. Outro tópico interessante é usar o VANT real com diferentes configurações, como um quadrimotor, hexamotor, octamotor, para executar experimentos ao ar livre, para mostrar que a estratégia de controle com saturação das velocidades funciona em experimentos reais;
- Acoplar cargas ao veículo para relacionar a evolução dos parâmetros do modelo para diferentes configurações. Intuitivamente, sabe-se que adicionando massa ao veículo sua dinâmica será modificada, e, conseqüentemente os parâmetros do modelo dinâmico também o serão;
- Utilizar a mesma estrutura de fusão sensorial apresentada nesta tese para realizar voos exteriores com dados provenientes de sistema de localização externa (GPS), ou outros sensores;

-
- Validar o controlador para evitar colisões entre veículos navegando cooperativamente em exteriores, já que uma maneira simples de localizar ambos os VANTs seria acoplando um sistema de localização (GPS) e criando uma estrutura de comunicação centralizada entre eles.

Referências

- ACGTELIK, M. et al. Stereo vision and laser odometry for autonomous helicopters in gps-denied indoor environments. In: *Proceedings of the SPIE Unmanned Systems Technology XI*. [S.l.: s.n.], 2009. v. 7332. Citado 2 vezes nas páginas 30 e 33.
- AGUIAR, A.; HESPANHA, J.; KOKOTOVIC, P. Path-following for nonminimum phase systems removes performance limitations. *Automatic Control, IEEE Transactions on*, v. 50, n. 2, p. 234–239, Feb 2005. ISSN 0018-9286. Citado na página 59.
- AHMED, B.; POTA, H. R. Flight control of a rotary wing uav using adaptive backstepping. In: *2009 IEEE International Conference on Control and Automation (ICCA 2009)*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 1780–1785. Citado na página 145.
- AHN, H.-S.; YU, W.; LEE, J. Wireless localization network for ubiquitous robotic space: Approaches and experimental test. In: *Robot and Human interactive Communication, 2007. RO-MAN 2007. The 16th IEEE International Symposium on*. [S.l.: s.n.], 2007. p. 481–486. Citado na página 39.
- AMORIM, L. A. et al. Estimação de posição e atitude de um veículo aéreo não tripulado baseada em gps, imu e dados visuais. In: *XII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente - SBAI2015*. [S.l.: s.n.], 2015. Citado na página 37.
- ANDERSON, E.; BEARD, R.; MCLAIN, T. Real-time dynamic trajectory smoothing for unmanned air vehicles. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, v. 13, n. 3, p. 471–477, May 2005. ISSN 1063-6536. Citado na página 72.
- ANTONELLI, G. Stability analysis for prioritized closed-loop inverse kinematic algorithms for redundant robotic systems. *IEEE Transactions on Robotics, IEEE*, v. 25, n. 5, p. 985–994, 2009. Citado na página 109.
- ANTONELLI, G.; ARRICHIELLO, F.; CHIAVERINI, S. Experiments of formation control with multirobot systems using the null-space-based behavioral control. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, v. 17, n. 5, p. 1173–1182, 2009. Citado na página 110.
- AOUDE, G. S. et al. Probabilistically safe motion planning to avoid dynamic obstacles with uncertain motion patterns. *Autonomous Robots*, v. 35, n. 1, p. 51–76, 2013. Citado na página 101.
- ASSIMAKIS, N.; ADAM, M.; DOULADIRIS, A. Information filter and kalman filter comparison: Selection of the faster filter. *International Journal of Information Engineering*, v. 2, n. 1, 2012. Citado na página 48.
- ASSIMAKIS, N.; ADAM, M.; DOULADIRIS, A. Information filter and kalman filter comparison: Selection of the faster filter. *International Journal of Information Engineering*, 2012. Citado na página 48.
- ASTROM, K. J.; WITTENMARK, B. *Adaptive Control*. 2nd. ed. Boston, MA, USA: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1994. ISBN 0201558661. Citado na página 147.
- BACHRACH, A. et al. Range: Robust autonomous navigation in gps-denied environments. *Journal of Field Robotics*, v. 28, n. 5, p. 644–666, 2011. Citado na página 30.

- BAREISS, D.; BERG, J. van den. Reciprocal collision avoidance for robots with linear dynamics using LQR-obstacles. In: IEEE. *Robotics and Automation (ICRA), 2013 IEEE International Conference on*. Karlsruhe, Germany, 2013. p. 3847–3853. Citado na página 99.
- BERNHARDT, R.; SCHRECK, G.; WILLNOW, C. Realistic robot simulation. *Computing Control Engineering Journal*, v. 6, n. 4, p. 174–176, Aug 1995. ISSN 0956-3385. Citado na página 31.
- BRANDAO, A.; SARCINELLI-FILHO, M.; CARELLI, R. High-level underactuated nonlinear control for rotorcraft machines. In: *Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Mechatronics (ICM2013)*. Vicenza, Italy: [s.n.], 2013. p. 279–285. Citado 2 vezes nas páginas 145 e 146.
- BRANDAO, A. S. *Projeto de controladores não lineares para voo autônomo de veículos aéreos de pás rotativas*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Espírito Santo, 2013. Citado 3 vezes nas páginas 35, 129 e 146.
- BRANDAO, A. S. et al. Pvtol maneuvers guided by a high-level nonlinear controller applied to a rotorcraft machine. *European Journal of Control*, v. 20, p. 172–179, 2014. Citado 2 vezes nas páginas 120 e 129.
- BRANDAO, A. S. et al. PVTOL maneuvers guided by a high-level nonlinear controller applied to a rotorcraft machine. *European Journal of Control*, v. 20, n. 4, p. 172 – 179, 2014. ISSN 0947-3580. Citado na página 121.
- BRANDAO, A. S. et al. Homography-based pose estimation to guide a miniature helicopter during 3d-trajectory tracking. *Latin American Applied Research*, v. 43, 2013. Citado 2 vezes nas páginas 31 e 104.
- BRANDAO, A. S.; SARCINELLI-FILHO, M.; CARELLI, R. A nonlinear underactuated controller for 3d-trajectory tracking with a miniature helicopter. In: *Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Industrial Technology*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 1421–1426. Citado na página 34.
- BRANDAO, A. S.; SARCINELLI-FILHO, M.; CARELLI, R. An analytical approach to avoid obstacles in mobile robot navigation. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, v. 10, n. 278, 2013. ISSN 1729-8806. Citado na página 101.
- BRANDAO, A. S.; SARCINELLI-FILHO, M.; CARELLI, R. High-level underactuated nonlinear control for rotorcraft machines. In: *2013 IEEE International Conference on Mechatronics*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 279–285. Citado na página 34.
- BRANDAO, A. S. et al. 3-d positioning tasks for ruas using switched pvtol controllers. In: *2013 IEEE International Conference on Mechatronics (ICM)*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 206–212. Citado 4 vezes nas páginas 120, 121, 126 e 148.
- The Navigation and Control Technology Inside the AR.Drone Micro UAV*, v. 44, n. 1. 1477 - 1484 p. ISSN 1474-6670. 18th {IFAC} World Congress. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 146.
- BUDIYONO, A.; WIBOWO, S. S. Optimal tracking controller design for a small scale helicopter. *International Journal of Bionic Engineering*, v. 4, n. 4, p. 271–280, 2007. Citado na página 145.
- BURRI, M. et al. Real-time visual-inertial mapping, re-localization and planning onboard mavs in unknown environments. In: *2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1872–1878. Citado na página 33.

- CASTILLO, P.; DZUL, A.; LOZANO, R. Real-time stabilization and tracking of a four-rotor mini rotorcraft. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, v. 12, n. 4, p. 510–516, July 2004. ISSN 1063-6536. Citado na página 34.
- CASTILLO, P.; DZUL, A.; LOZANO, R. Real-time stabilization and tracking of a four-rotor mini rotorcraft. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, v. 12, n. 4, p. 510–516, July 2004. Citado na página 34.
- CASTILLO, P.; LOZANO, R.; DZUL, A. Experimental implementation of linear and nonlinear control laws. *IEEE Control System Magazine*, p. 45–55, December 2005. Citado na página 34.
- CHAO, H.; CAO, Y.; CHEN, Y. Autopilots for small unmanned aerial vehicles: A survey. *International Journal of Control, Automation and Systems*, v. 8, n. 1, p. 36–44, Feb 2010. ISSN 2005-4092. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s12555-010-0105-z>>. Citado na página 31.
- CHARROW, B. et al. Information-theoretic mapping using cauchy-schwarz quadratic mutual information. In: *2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 4791–4798. ISSN 1050-4729. Citado na página 33.
- CHAUMETTE, F. Image moments: a general and useful set of features for visual servoing. *Robotics, IEEE Transactions on*, v. 20, n. 4, p. 713–723, Aug 2004. ISSN 1552-3098. Citado na página 43.
- CHEN, H.; CHANG, K.; AGATE, C. Uav path planning with tangent-plus-lyapunov vector field guidance and obstacle avoidance. *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, v. 49, n. 2, p. 840–856, APRIL 2013. ISSN 0018-9251. Citado na página 59.
- CHEN, J.; LIU, T.; SHEN, S. Online generation of collision-free trajectories for quadrotor flight in unknown cluttered environments. In: *2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 1476–1483. Citado na página 33.
- CHIAVERINI, S. Singularity-robust task-priority redundancy resolution for real-time kinematic control of robot manipulators. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, v. 13, n. 3, p. 398 – 410, 1997. Citado na página 110.
- CLOUGH, B. T. Cooperative control and optimization. In: _____. Boston, MA: Springer US, 2002. cap. Unmanned Aerial Vehicles: Autonomous Control Challenges, A Researcher's Perspective, p. 35–52. ISBN 978-0-306-47536-8. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1007/0-306-47536-7_3>. Citado na página 72.
- EFE, M. O. Robust low altitude behavior control of a quadrotor rotorcraft through sliding modes. In: *Control Automation, 2007. Mediterranean Conference on*. [S.l.: s.n.], 2007. p. 1–6. Citado na página 83.
- ELMEZAIN, M.; AL-HAMADI, A.; MICHAELIS, B. Improving hand gesture recognition using 3d combined features. In: *Second International Conference on Machine Vision*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 128–132. Citado na página 39.
- ENGEL, J.; SCHÖPS, T.; CREMERS, D. Lsd-slam: Large-scale direct monocular slam. In: _____. *Computer Vision – ECCV 2014: 13th European Conference, Zurich, Switzerland, September 6-12, 2014, Proceedings, Part II*. Cham: Springer International Publishing, 2014. p. 834–849. ISBN 978-3-319-10605-2. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-10605-2_54>. Citado na página 36.

- ENGEL, J.; STURM, J.; CREMERS, D. Camera-based navigation of a low-cost quadcopter. In: *Proceedings of the 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. [S.l.: s.n.], 2012. Citado na página 146.
- ESRAFILIAN, O.; TAGHIRAD, H. D. Autonomous flight and obstacle avoidance of a quadrotor by monocular slam. In: *2016 4th International Conference on Robotics and Mechatronics (ICROM)*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 240–245. Citado 2 vezes nas páginas 36 e 99.
- FAESSLER, M. et al. Autonomous, vision-based flight and live dense 3d mapping with a quadrotor micro aerial vehicle. *J. Field Robotics*, v. 33, n. 4, p. 431–450, 2016. Disponível em: <<https://doi.org/10.1002/rob.21581>>. Citado na página 33.
- FALCON, P.; BARREIRO, A.; CACHO, M. Modeling of parrot ardrone and passivity-based reset control. In: *Control Conference (ASCC), 2013 9th Asian*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 1–6. Citado na página 146.
- FELIX, M. C. A two level non linear inverse control structure for rotorcraft trajectory tracking. In: *2007 Chinese Control Conference*. [S.l.: s.n.], 2007. p. 321–325. ISSN 1934-1768. Citado na página 83.
- FERRICK, A. et al. Uav obstacle avoidance using image processing techniques. In: *Technologies for Practical Robot Applications (TePRA), 2012 IEEE International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2012. p. 73–78. Citado na página 29.
- FLORES-COLUNGA, G.-R. et al. A vision and gps-based real-time trajectory planning for a mav in unknown and low-sunlight environments. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, v. 74, n. 1-2, p. 59–67, 2014. Disponível em: <<http://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00923131>>. Citado 2 vezes nas páginas 32 e 33.
- FOX, D.; BURGARD, W.; THRUN, S. The dynamic window approach to collision avoidance. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, v. 4, n. 1, p. 23–33, 1997. Citado na página 99.
- FRAICHARD, T.; ASAMA, H. Inevitable collision states - a step towards safer robots? *Advanced Robotics*, Taylor & Francis, v. 18, n. 10, p. 1001–1024, 2004. Citado na página 99.
- FREIRE, E. O. et al. A new mobile robot control architecture: Fusion of the output of distinct controllers. *Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 2004. Citado 4 vezes nas páginas 48, 120, 121 e 122.
- GARCIA-DELGADO, L. et al. Quad-rotors formation based on potential functions with obstacle avoidance. *IET Control Theory & Applications*, IET, v. 6, n. 12, p. 1787–1802, 2012. Citado 2 vezes nas páginas 99 e 110.
- GARCIA, P. C.; LOZANO, R.; DZUL, A. E. *Modelling and Control of Mini-Flying Machines*. London, England: Springer-Verlag, 2005. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 145.
- GE, S. S.; CUI, Y. J. Dynamic motion planning for mobile robots using potential field method. *Autonomous Robots*, Springer, v. 13, n. 3, p. 207–222, 2002. Citado na página 99.
- HATAMLEH, K. S.; MA, O.; PAZ, R. A uav model parameter identification method: a simulation study. *International Journal of Information Acquisition*, v. 06, n. 04, p. 225–238, 2009. Citado na página 34.
- HAUSER, J.; SASTRY, S.; MEYER, G. Nonlinear control design for slightly non-minimum phase systems: Application to v/stol aircraft. *Automatica*, v. 28, p. 665–679, 1992. Citado na página 35.

- HAZAS, M.; SCOTT, J.; KRUMM, J. Location-aware computing comes of age. *IEEE Computer*, IEEE, v. 37, n. 2, p. 95–97, February 2004. Disponível em: <<http://research.microsoft.com/apps/pubs/default.aspx?id=64615>>. Citado na página 39.
- HEHN, M.; D'ANDREA, R. A flying inverted pendulum. In: *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. [S.l.: s.n.], 2011. p. 763–770. ISSN 1050-4729. Citado na página 31.
- HEHN, M.; D'ANDREA, R. Quadcopter trajectory generation and control. In: *Proceedings of the IFAC world congress*. [S.l.: s.n.], 2011. p. 1485–1491. Citado na página 32.
- HEHN, M.; RITZ, R.; D'ANDREA, R. Performance benchmarking of quadrotor systems using time-optimal control. *Autonomous Robots*, Springer Netherlands, v. 33, p. 69–88, 2012. ISSN 0929-5593. 10.1007/s10514-012-9282-3. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1007/s10514-012-9282-3>>. Citado na página 32.
- HERNANDEZ, A. et al. Identification and path following control of an ar.drone quadrotor. In: *System Theory, Control and Computing (ICSTCC), 2013 17th International Conference*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 583–588. Citado na página 146.
- HU, M.-K. Visual pattern recognition by moment invariants. *Information Theory, IRE Transactions on*, v. 8, n. 2, p. 179–187, February 1962. ISSN 0096-1000. Citado 2 vezes nas páginas 40 e 41.
- HUANG, A. S. et al. Visual odometry and mapping for autonomous flight using an rgb-d camera. In: *In Proc. of the Intl. Sym. of Robot. Research*. [S.l.: s.n.], 2011. Citado na página 33.
- HUANG, A. S. et al. Visual odometry and mapping for autonomous flight using an rgb-d camera. In: _____. *Robotics Research : The 15th International Symposium ISRR*. Cham: Springer International Publishing, 2017. p. 235–252. ISBN 978-3-319-29363-9. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-29363-9_14>. Citado na página 33.
- KENDOUL, F. Optic flow-based vision system for autonomous 3d localization and control of small aerial vehicles. *Robotics and Autonomous Systems*, v. 57, p. 591–602, 2009. Citado na página 34.
- KENDOUL, F. Survey of advances in guidance, navigation, and control of unmanned rotorcraft systems. *Journal of Field Robotics*, v. 29, n. 2, p. 315–378, 2012. Citado na página 119.
- KHALIL, H. K. *Nonlinear control*. [S.l.]: Pearson, 2015. ISBN 978-0133499261. Citado na página 88.
- KLEIN, G.; MURRAY, D. Parallel tracking and mapping for small ar workspaces. In: *2007 6th IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality*. [S.l.: s.n.], 2007. p. 225–234. Citado na página 36.
- KOREN, Y.; BORENSTEIN, J. Potential field methods and their inherent limitations for mobile robot navigation. In: IEEE. *Robotics and Automation (ICRA), 1991 IEEE International Conference on*. Sacramento, CA, USA, 1991. p. 1398–1404. Citado na página 110.
- KRAJNÍK, T. et al. AR-Drone as a Robotic Platform for Research and Education. In: *International Conference on Research and Education in Robotics*. Heidelberg: Springer, 2011. ISSN 1865-0929. Citado 3 vezes nas páginas 35, 83 e 146.

- KURIKI, Y.; NAMERIKAWA, T. Consensus-based cooperative formation control with collision avoidance for a multi-UAV system. In: IEEE. *American Control Conference (ACC)*, 2014. Portland, OR, USA, 2014. p. 2077–2082. Citado na página 99.
- LAMPERT, C. H. et al. Oblivious document capture and real-time retrieval. In: *Workshop on Camera-Based Document Analysis and Recognition*. [S.l.: s.n.], 2005. p. 79–86. Citado na página 39.
- LEWIS, F. L.; DAWSON, D. M.; ABDALLAH, C. T. *Robot Manipulator Control: Theory and Practice*. [S.l.]: CRC Press, 2003. Citado na página 73.
- LI, D. et al. Combined rgbd-inertial based state estimation for mav in gps-denied indoor environments. In: *Control Conference (ASCC)*. [S.l.: s.n.], 2013. Citado na página 30.
- LIN, Q. et al. Adaptive flight control design for quadrotor uav based on dynamic inversion and neural networks. In: *Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control (IMCCC), 2013 Third International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 1461–1466. Citado na página 34.
- LIU, S. et al. High speed navigation for quadrotors with limited onboard sensing. In: *2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 1484–1491. Citado na página 33.
- LOIANNIO, G. et al. Smartphones power flying robots. In: *2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1256–1263. Citado na página 33.
- LOSADA, C. et al. Multi-camera sensor system for 3d segmentation and localization of multiple mobile robots. *Sensors*, v. 10, n. 4, p. 3261, 2010. ISSN 1424-8220. Disponível em: <<http://www.mdpi.com/1424-8220/10/4/3261>>. Citado na página 39.
- LUCAS. *Sistemas de Navegação e Controle para Veículos Aéreos Não Tripulados e suas Aplicações*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Espírito Santo, UFES, 2016. Citado na página 33.
- LUPASHIN, S.; D’ANDREA, R. Adaptive open-loop aerobatic maneuvers for quadcopters. In: *Proceedings of the IFAC world congress*. [S.l.: s.n.], 2011. Citado na página 32.
- LUPASHIN, S. et al. A platform for aerial robotics research and demonstration: The flying machine arena. *Mechatronics*, Elsevier, 2014. Citado 2 vezes nas páginas 31 e 32.
- LUPASHIN, S. et al. The flying machine arena as of 2010. In: *Robotics and Automation (ICRA), 2011 IEEE International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2011. p. 2970–2971. ISSN 1050-4729. Citado 2 vezes nas páginas 32 e 39.
- MA, Y. et al. *An Invitation to 3-D Vision from Images to Models*. [S.l.]: SpringerVerlag, 2001. Citado na página 43.
- MADANI, T.; BENALLEGUE, A. Control of a quadrotor mini-helicopter via full state backstepping technique. In: *Proceedings of the 45th IEEE Conference on Decision and Control*. [S.l.: s.n.], 2006. p. 1515–1520. Citado na página 34.
- MADANI, T.; BENALLEGUE, A. Control of a quadrotor mini-helicopter via full state backstepping technique. In: *Proceedings of the 45th IEEE Conference on Decision and Control*. [S.l.: s.n.], 2006. p. 1515–1520. ISSN 0191-2216. Citado na página 83.

- MANSARD, N.; CHAUMETTE, F. Task sequencing for high-level sensor-based control. *IEEE Transactions on Robotics*, v. 23, n. 1, p. 60–72, Feb 2007. ISSN 1552-3098. Citado na página 72.
- MARCONI, L.; NALDI, R. Robust nonlinear control of a miniature helicopter for aerobatic maneuvers. In: *Proceedings of the 32nd Rotorcraft Forum*. [S.l.: s.n.], 2006. Citado na página 119.
- MARTINS, F. N. et al. An adaptive dynamic controller for autonomous mobile robot trajectory tracking. *Control Engineering Practice*, v. 16, n. 11, p. 1354 – 1363, 2008. ISSN 0967-0661. Citado na página 83.
- MATVEEV, A. S.; HOY, M. C.; SAVKIN, A. V. A globally converging algorithm for reactive robot navigation among moving and deforming obstacles. *Automatica*, Elsevier, v. 54, p. 292–304, 2015. Citado na página 99.
- MELLINGER, D.; KUMAR, V. Minimum snap trajectory generation and control for quadrotors. In: *Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. [S.l.: s.n.], 2011. p. 2520–2525. Citado na página 34.
- MELLINGER, D.; MICHAEL, N.; KUMAR, V. Experimental robotics: The 12th international symposium on experimental robotics. In: _____. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2014. cap. Trajectory Generation and Control for Precise Aggressive Maneuvers with Quadrotors, p. 361–373. ISBN 978-3-642-28572-1. Citado na página 33.
- MENG, Z.; LIN, Z.; REN, W. Leader–follower swarm tracking for networked lagrange systems. *Systems & Control Letters*, Elsevier, v. 61, n. 1, p. 117–126, 2012. Citado na página 99.
- MERCADO, D. A.; CASTILLO, P.; LOZANO, R. Quadrotor’s trajectory tracking control using monocular vision navigation. In: *2015 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 844–850. Citado na página 36.
- MERCIMEK, M.; GULEZ, K.; MUMCU, T. V. Real object recognition using moment invariants. *Sadhana*, 2005. Citado na página 40.
- MICHAEL, N. et al. The grasp multiple micro-uav testbed. *IEEE Robotics Automation Magazine*, v. 17, n. 3, p. 56–65, Sept 2010. ISSN 1070-9932. Citado na página 32.
- MORIOKA, K.; HASHIMOTO, H. Appearance based object identification for distributed vision sensors in intelligent space. In: *Intelligent Robots and Systems, 2004. (IROS 2004). Proceedings. 2004 IEEE/RSJ International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2004. v. 1, p. 199–204 vol.1. Citado na página 39.
- MUTAMBARA, A. G. *Decentralized Estimation and Control for Multisensor Systems*. [S.l.]: CRC Press, 1998. Citado 2 vezes nas páginas 47 e 48.
- MUTAMBARA, A. G. O. *Decentralized Estimation and Control for Multisensor Systems*. 1. ed. Boca Raton, FL, USA: CRC Press, 1998. v. 1. ISBN 0849318653. Citado 3 vezes nas páginas 120, 121 e 122.
- NELSON, D. et al. Vector field path following for miniature air vehicles. *Robotics, IEEE Transactions on*, v. 23, n. 3, p. 519–529, June 2007. ISSN 1552-3098. Citado na página 59.
- PARK, S.; DEYST, J.; HOW, J. P. Performance and lyapunov stability of a nonlinear path following guidance method. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, v. 30, n. 6, p. 1718–1728, 2007. ISSN 0018-9286. Citado na página 59.

- RAFFO, G.; ORTEGA, M.; RUBIO, F. An underactuated \mathcal{H}_∞ control strategy for a quadrotor helicopter. In: *2009 European Control Conference (ECC)*. Budapest, Hungary: [s.n.], 2009. p. 3845–3850. Citado na página 148.
- RAMPINELLI, M. et al. An intelligent space for mobile robot localization using a multi-camera system. *Sensors*, v. 14, n. 8, p. 15039, 2014. ISSN 1424-8220. Disponível em: <<http://www.mdpi.com/1424-8220/14/8/15039>>. Citado na página 39.
- REGAZZONI, D.; VECCHI, G. de; RIZZI, C. Rgb cams vs rgb-d sensors: Low cost motion capture technologies performances and limitations. *Journal of Manufacturing Systems*, v. 33, n. 4, p. 719–728, 2014. Citado na página 39.
- REN, W.; BEARD, R. Trajectory tracking for unmanned air vehicles with velocity and heading rate constraints. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, v. 12, n. 5, p. 706–716, Sept 2004. ISSN 1063-6536. Citado na página 72.
- RHEE, I.; PARK, S.; RYOO, C.-K. A tight path following algorithm of an uas based on pid control. In: *SICE Annual Conference 2010, Proceedings of*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 1270–1273. Citado na página 59.
- RICHARDS, A.; HOW, J. P. Aircraft trajectory planning with collision avoidance using mixed integer linear programming. In: *IEEE. American Control Conference, 2002. Proceedings of the 2002*. Anchorage, AK, USA, 2002. v. 3, p. 1936–1941. Citado na página 99.
- RODIC, A.; MESTER, G. Modeling and simulation of quad-rotor dynamics and spatial navigation. In: *Intelligent Systems and Informatics (SISY), 2011 IEEE 9th International Symposium on*. [S.l.: s.n.], 2011. p. 23–28. Citado 2 vezes nas páginas 31 e 104.
- ROSALES, C. et al. 3d formation control of autonomous vehicles based on null-space. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, p. 1–15, 2016. ISSN 1573-0409. (To appear. DOI: 10.1007/s10846-015-0329-5). Citado na página 110.
- ROTHER, I.; SUSSE, H.; VOSS, K. The method of normalization to determine invariants. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, v. 18, n. 4, p. 366–376, Apr 1996. ISSN 0162-8828. Citado na página 40.
- ROZA, A.; MAGGIORE, M. Path following controller for a quadrotor helicopter. In: *American Control Conference (ACC), 2012*. [S.l.: s.n.], 2012. p. 4655–4660. ISSN 0743-1619. Citado na página 65.
- SAADEDIN, K.; ABDEL-HAFEZ, M. F.; JARRAH, M. A. Estimating vehicle state by gps/imu fusion with vehicle dynamics. In: *International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*. [S.l.: s.n.], 2013. Citado 2 vezes nas páginas 30 e 48.
- SANTANA, L. V.; BRANDÃO, A. S.; SARCINELLI-FILHO, M. Navigation and cooperative control using the ar.drone quadrotor. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, p. 1–24, 2016. ISSN 1573-0409. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1007/s10846-016-0355-y>>. Citado 6 vezes nas páginas 33, 34, 35, 36, 60 e 83.
- SANTANA, L. V.; BRANDÃO, A. S.; SARCINELLI-FILHO, M. Navigation and cooperative control using the AR.Drone quadrotor. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, v. 84, n. 1, p. 327–350, 2016. ISSN 1573-0409. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1007/s10846-016-0355-y>>. Citado na página 146.
- SANTANA, L. V. et al. A trajectory tracking and 3d positioning controller for the ar.drone quadrotor. In: *Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*. [S.l.: s.n.], 2014. Citado 3 vezes nas páginas 54, 100 e 146.

- SANTOS, M. et al. Adaptive dynamic control for trajectory tracking with a quadrotor. In: *2017 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 143–149. Citado na página 37.
- SANTOS, M. et al. Uav obstacle avoidance using rgb-d system. In: *Unmanned Aircraft Systems (ICUAS), 2015 International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 312–319. Citado 4 vezes nas páginas 37, 51, 92 e 113.
- SANTOS, M. et al. Estimating and controlling uav position using rgb-d/imu data fusion with decentralized information/kalman filter. In: *Industrial Technology (ICIT), 2015 IEEE International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 232–239. Citado 6 vezes nas páginas 37, 43, 73, 92, 120 e 121.
- SANTOS, M. C. et al. Indoor low-cost localization system for controlling aerial robots. *Control Engineering Practice*, v. 61, p. 93 – 111, 2017. ISSN 0967-0661. Citado 2 vezes nas páginas 36 e 90.
- SANTOS, M. C. P. et al. An adaptive dynamic controller for quadrotor to perform trajectory tracking tasks. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, Mar 2018. ISSN 1573-0409. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s10846-018-0799-3>>. Citado na página 37.
- SANTOS, M. C. P. et al. A novel null-space-based uav trajectory tracking controller with collision avoidance. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, v. 22, n. 6, p. 2543–2553, Dec 2017. ISSN 1083-4435. Citado na página 37.
- SANTOS, M. C. P. et al. Seguimiento de camino con modelo dinámico simplificado de un vehículo aéreo de cuatro rotores. In: *Workshop; XVI Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información y Control*. [S.l.: s.n.], 2015. Citado na página 37.
- SANTOS, M. C. P. et al. Controle e estimação de posições 3d de um vant com um sistema de captura usando uma câmera de profundidade. In: *IEEE/IAS International Conference on Industry Applications*. [S.l.: s.n.], 2014. Citado na página 37.
- SANTOS, M. C. P. et al. Controle de posição de um vant utilizando diferentes frequências de atualização das observações na fusão sensorial. In: *XII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente - SBAI2015*. [S.l.: s.n.], 2015. Citado na página 37.
- SANTOS, M. C. P. et al. Controle dinâmico adaptativo para veículos aéreos não-tripulados. In: *XXI Congresso Brasileiro de Automática - CBA2016*. [S.l.: s.n.], 2016. Citado na página 37.
- SANTOS, M. C. P.; SARCINELLI-FILHO, M.; CARELLI, R. Indoor waypoint uav navigation using a rgb-d system. In: *2015 Workshop on Research, Education and Development of Unmanned Aerial Systems (RED-UAS)*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 84–91. Citado na página 37.
- SANTOS, M. C. P.; SARCINELLI-FILHO, M.; CARELLI, R. Trajectory tracking for uav with saturation of velocities. In: *2016 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 643–648. Citado na página 37.
- SCHLANBUSCH, R.; OLAND, E. Spacecraft formation reconfiguration with dynamic collision avoidance. In: *IEEE. Aerospace Conference, 2013 IEEE*. Manhattan Beach, CA, USA, 2013. p. 1–12. Citado na página 99.
- SCHOELLIG, A. P. et al. So you think you can dance? rhythmic flight performances with quadcopters, in controls and art. In: *Controls and Art*. [S.l.]: Springer International Publishing, 2014. p. 73–105. Citado na página 32.

- SCHUTTER, J. D. et al. Constraint-based task specification and estimation for sensor-based robot systems in the presence of geometric uncertainty. *International Journal of Robotic Research*, v. 26, n. 5, p. 433–455, 2007. Citado na página 72.
- SHEN, S. et al. Multi-sensor fusion for robust autonomous flight in indoor and outdoor environments with a rotorcraft mav. In: *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. [S.l.: s.n.], 2014. p. 4974–4981. ISSN 1050-4729. Citado na página 33.
- STEINHAUS, P.; STRAND, M.; DILLMANN, R. Autonomous robot navigation in human-centered environments based on 3d data fusion. *EURASIP J. Adv. Sig. Proc.*, v. 2007, 2007. Citado na página 39.
- STRANG, G. *Linear algebra and its applications*. [S.l.]: Academic Press, 1980. Citado 2 vezes nas páginas 111 e 112.
- SUJIT, P. B.; SARIPALLI, S.; SOUSA, J. B. Unmanned aerial vehicle path following: A survey and analysis of algorithms for fixed-wing unmanned aerial vehicles. *IEEE Control Systems*, v. 34, n. 1, p. 42–59, Feb 2014. ISSN 1066-033X. Citado na página 59.
- TOURNIER, G. P. et al. Estimation and control of a quadrotor vehicle using monocular vision and moir patterns. In: *In AIAA Guidance, Navigation and Control Conference*. [S.l.]: AIAA, 2006. p. 2006–6711. Citado na página 29.
- TURPIN, M.; MICHAEL, N.; KUMAR, V. Trajectory design and control for aggressive formation flight with quadrotors. *Autonomous Robots*, v. 33, n. 1, p. 143–156, 2012. ISSN 1573-7527. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1007/s10514-012-9279-y>>. Citado na página 33.
- WANT, R. et al. The active badge location system. *ACM Trans. Inf. Syst.*, ACM, New York, NY, USA, v. 10, n. 1, p. 91–102, jan. 1992. ISSN 1046-8188. Citado na página 39.
- WEISS, S. et al. Monocular vision for long-term micro aerial vehicle state estimation: A compendium. *Journal of Field Robotics*, v. 30, n. 5, p. 803–831, 2013. ISSN 1556-4967. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1002/rob.21466>>. Citado na página 33.
- WILLMANN, J. et al. Aerial Robotic Construction: Towards a New Field of Architectural Research. *International journal of architectural computing*, Multi-Science Publishing, v. 10, p. 439–460, 2012. Citado na página 32.
- YE, Z. et al. Equational dynamic modeling and adaptive control of uav. In: *2006 IEEE/SMC International Conference on System of Systems Engineering*. Los Angeles, CA, USA: [s.n.], 2006. Citado na página 34.
- ZHAO, D.; DENG, X.; YI, J. Motion and internal force control for omnidirectional wheeled mobile robots. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, v. 14, n. 3, p. 382–387, June 2009. ISSN 1083-4435. Citado na página 110.

Apêndices

APÊNDICE A – Modelagem Matemática dos VANTs

A.1 Princípio de Funcionamento dos VANTs

Um modelo de VANT, o quadrimotor, pode ser representado por quatro subsistemas dinâmicos interligados: Atuadores Dinâmicos (responsável pela transformação dos comandos gerados por computador/controlador na atuação do servomotor), Dinâmica das asas rotativas (que incorpora os parâmetros aerodinâmicos e a geração de impulso associado aos quatro motores independentes, no caso de um quadrimotor), geração de forças e torques (onde ocorre a decomposição da força de impulso com base na atitude do veículo) e Dinâmica do corpo rígido (que define o deslocamento e a inclinação do VANT no espaço cartesiano livre, causado pelas forças e torques atuando sobre ele) (AHMED; POTA, 2009; BRANDAO; SARCINELLI-FILHO; CARELLI, 2013). Os sinais de controle \mathbf{u} representam os controles de entrada reais (aqueles efetivamente aplicados ao VANT), onde

- u_z representa um comando de velocidade linear, que causa deslocamentos ao longo do eixo z_w ;
- u_ψ representa um comando de velocidade angular, que causa rotações em torno do eixo z_w ;
- u_ϕ representa indiretamente um comando de velocidade linear, que causa deslocamentos ao longo do eixo y_b , de modo que $u_\phi = u_y$;
- u_θ representa indiretamente um comando de velocidade linear, que causa deslocamentos sobre o eixo x_b , de modo que $u_\theta = u_x$.

As variáveis de saída são os estados $\mathbf{q} = [\boldsymbol{\xi} \boldsymbol{\eta}]^T$, onde $\boldsymbol{\xi} = [x \ y \ z] \in \mathbb{R}^3$ representa os deslocamentos longitudinais, laterais e normais do VANT, e $\boldsymbol{\eta} = [\phi \ \theta \ \psi] \in \mathbb{R}^3$ indica os ângulos de rolagem, arfagem e e guinada.

A.2 Modelo Simplificado Dinâmico do VANT

Na literatura, um VANT pode ser matematicamente representado como um corpo rígido no espaço 3D, sujeito à ação de forças externas. Portanto, as equações de Newton-Euler (BUDIYONO; WIBOWO, 2007) ou Euler-Lagrange (GARCIA; LOZANO; DZUL, 2005) podem ser aplicadas para modelá-lo, apresentando algumas diferenças em sua formulação.

Usando o método de Newton-Euler, o modelo é dado por

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = f(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t), \quad (\text{A.1})$$

onde \mathbf{x} representa as variáveis de estado, \mathbf{u} corresponde aos sinais de controle e $f(\cdot)$ é uma função, normalmente não-linear e dependente do tempo, que relaciona o vetor de estado com as entradas de controle. Por outro lado, ao usar a formulação de Euler-Lagrange, obtém-se o modelo

$$\mathbf{M}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{F}(\dot{\mathbf{q}}) + \mathbf{G}(\mathbf{q}) = \boldsymbol{\tau} + \mathbf{D}, \quad (\text{A.2})$$

onde \mathbf{q} é o vetor de coordenadas generalizadas, \mathbf{M} é a matriz de inércia, \mathbf{C} é a matriz de Coriolis e forças centrífugas, \mathbf{F} é o vetor de fricção, \mathbf{G} é o vetor de forças gravitacionais, $\boldsymbol{\tau}$ é o vetor que contém os sinais de controle aplicados ao veículo e \mathbf{D} é um vetor de perturbação (BRANDAO; SARCINELLI-FILHO; CARELLI, 2013). Essa modelagem dinâmica de alto nível possui algumas propriedades e elementos de matrizes bem complexas e trabalhosas, para maiores detalhes recomenda-se a leitura do (BRANDAO, 2013), uma ideia superficial do assunto será apresentado no Anexo A.3.

O *firmware* AR.Drone, como na maioria dos veículos comerciais, leva em conta os efeitos aerodinâmicos para alcançar a estabilização do voo, mas os desenvolvedores não podem acessar os parâmetros do modelo (BRISTEAU et al., 2011). No entanto, conforme relatado em várias obras relacionadas ((SANTANA et al., 2014), (KRAJNÍK et al., 2011), (ENGEL; STURM; CREMERS, 2012), (HERNANDEZ et al., 2013) e (FALCON; BARREIRO; CACHO, 2013)), é possível analisar a resposta AR.Drone com base em seus controladores internos, em vez de lidar com suas dinâmicas complexas. A ideia de simplificar o modelo considerando comportamentos independentes para as quatro coordenadas é baseada em resultados anteriores (SANTANA; BRANDÃO; SARCINELLI-FILHO, 2016b; SANTANA et al., 2014; KRAJNÍK et al., 2011), e na premissa de que o AR.Drone, assim como outros micro VANTs, possui um piloto automático instalado a bordo, que cuida da estabilização da dinâmica do veículo. A relação entre as ações de controle e a posição do quadrotor pode ser aproximada por um modelo linear de dois estados. Esse modelo pode ser adotado para qualquer VANT com um piloto automático a bordo, com valores limitados de ângulos de inclinação e rolagem. Portanto, a dinâmica do AR.Drone pode ser modelada como

$$\ddot{\mathbf{x}}^b = \mathbf{K}_u \mathbf{u} - \mathbf{K}_v \dot{\mathbf{x}}^b, \quad (\text{A.3})$$

onde o sobrescrito b está relacionado ao sistema de coordenadas $\langle b \rangle$ unido ao VANT, o vetor $\mathbf{x}^b = [x^b, y^b, z^b, \psi^b]^T$ representa a posição 3D do VANT e seu ângulo de guinada, em relação ao sistema $\langle b \rangle$ de coordenadas, enquanto que $\mathbf{u} = [u_{\dot{x}}, u_{\dot{z}}, u_{\dot{\psi}}]^T$ corresponde aos sinais de comando normalizados (restritos ao intervalo $[-1.0, +1.0]$). Por sua vez, $\mathbf{K}_u = \text{diag}[k_1 \ k_3 \ k_5 \ k_7]$ e $\mathbf{K}_v = \text{diag}[k_2 \ k_4 \ k_6 \ k_8]$ são matrizes diagonais e definidas positivas correspondentes aos parâmetros do modelo.

Os sinais $u_{\dot{x}}, u_{\dot{y}}$ e $u_{\dot{z}}$ são as variáveis de entrada relacionadas aos eixos x^b, y^b e z^b , respectivamente, enquanto $u_{\dot{\psi}}$ é a variável de entrada relacionada ao movimento angular em torno do eixo z^b .

Os parâmetros do modelo k_1, k_2, \dots, k_8 devem ser identificados, para os quais é necessário reescrever equação (A.3), agora relacionado ao sistema de referência global. Em (SANTANA et al., 2014), tal transformação é feita, resultando em

$$\ddot{\mathbf{x}}^w = \mathbf{F}_1 \mathbf{u} - \mathbf{F}_2 \dot{\mathbf{x}}^b, \quad (\text{A.4})$$

onde

$$\mathbf{F}_1 = \begin{bmatrix} k_1 \cos(\psi^b) & -k_3 \sin(\psi^b) & 0 & 0 \\ k_1 \sin(\psi^b) & k_3 \cos(\psi^b) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & k_5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & k_7 \end{bmatrix} \quad (\text{A.5})$$

e

$$\mathbf{F}_2 = \begin{bmatrix} k_2 \cos(\psi^b) & -k_4 \sin(\psi^b) & 0 & 0 \\ k_2 \sin(\psi^b) & k_4 \cos(\psi^b) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & k_6 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & k_8 \end{bmatrix}. \quad (\text{A.6})$$

Substituindo (A.5) e (A.6) em (A.4), para obter a expressão parametrizada da dinâmica, obtém-se

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} g_{(0,0)} & \dot{x}^b & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & g_{(1,2)} & \dot{y}^b & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \ddot{z}^w & \dot{z}^w & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \ddot{\psi}^w & \dot{\psi}^w \end{bmatrix} \boldsymbol{\theta}, \quad (\text{A.7})$$

onde

$$g_{(0,0)} = \ddot{x}^w \cos \psi^b + \dot{y}^w \sin \psi^b \quad (\text{A.8})$$

$$g_{(1,2)} = -\ddot{x}^w \sin \psi^b + \dot{y}^w \cos \psi^b \quad (\text{A.9})$$

e

$$\boldsymbol{\theta} = \left[\frac{1}{k_1} \quad \frac{k_2}{k_1} \quad \frac{1}{k_3} \quad \frac{k_4}{k_3} \quad \frac{1}{k_5} \quad \frac{k_6}{k_5} \quad \frac{1}{k_7} \quad \frac{k_8}{k_7} \right]^T. \quad (\text{A.10})$$

De uma forma mais compacta, (A.7) é equivalente a

$$\mathbf{u} = \mathbf{G}\boldsymbol{\theta}. \quad (\text{A.11})$$

Para identificar os parâmetros do modelo, incorporados no vetor $\boldsymbol{\theta}$, foi aplicado um conjunto de $n + 1$ amostras de sinais experimentais agrupados no vetor \mathbf{u}_E , resultando nas velocidades e acelerações coletadas na matriz \mathbf{G}_E , onde o subscrito E representa dados experimentais usados para identificação. Assim, considerando as amostras de excitações e respostas para os instantes de tempo com 0 a n , as matrizes

$$\mathbf{G}_E = \begin{bmatrix} \mathbf{G}_E(0) \\ \vdots \\ \mathbf{G}_E(n) \end{bmatrix} \text{ e } \mathbf{u}_E = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_E(0) \\ \vdots \\ \mathbf{u}_E(n) \end{bmatrix} \quad (\text{A.12})$$

são definidas, e

$$\mathbf{G}_E \boldsymbol{\theta} = \mathbf{u}_E \quad (\text{A.13})$$

está escrito, de onde os parâmetros estimados são calculados como (ASTROM; WITTENMARK, 1994)

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = (\mathbf{G}_E^T \mathbf{G}_E)^{-1} \mathbf{G}_E^T \mathbf{u}_E. \quad (\text{A.14})$$

Para concluir, valores específicos de $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ para o AR.Drone 2.0 são tratados na subseção A.2.1.

A.2.1 Identificação da Modelagem Simplificada do VANT

Para determinar os parâmetros k_1, \dots, k_8 o modelo parametrizado de (A.7) é usado. Uma entrada adequada é aplicada à aeronave cujo modelo deve ser identificado e as saídas correspondentes são coletadas, completando assim o processo de identificação. Os resultados da identificação foram obtidos após dez experimentos diferentes. A Equação (A.14) foi usada para identificar os parâmetros. A convergência de parâmetros θ é observada na Figura 74 e os resultados da identificação são apresentados na Tabela 12. A Equação (A.10) foi usada para converter os parâmetros θ a k .

Tabela 12 – Os valores identificados para os parâmetros do modelo do AR.Drone 2.0.

k_1	k_2	k_3	k_4	k_5	k_6	k_7	k_8
12.63	1.43	7.61	0.84	6.63	7.56	1.89	0.54
θ_1	θ_2	θ_3	θ_4	θ_5	θ_6	θ_7	θ_8
0.0792	0.1132	0.1314	0.1104	0.1508	1.1403	0.5291	0.2857

Para verificar a confiabilidade desses valores de parâmetros, é executado um experimento adicional, coletando dados experimentais de voos em que o AR.Drone 2.0 recebe comandos simultaneamente em seus quatro sinais de controle. A comparação entre a saída real do VANT com a saída do modelo dinâmico do VANT é apresentado na Figura 74 e 75. Na Tabela 12, são apresentados os valores da identificação do modelo.

A.3 Modelo Dinâmico Detalhado de Alto Nível: Propriedades e Elementos Matriciais

Este apêndice descreve algumas propriedades do modelo dinâmico de alto nível, bem como a derivação dos elementos que compõem as matrizes da dinâmica rotacional. Este desenvolvimento completo se encontra em (BRANDAO et al., 2013), porém também há uma versão simplificada disponível em (RAFFO; ORTEGA; RUBIO, 2009).

O modelo dinâmico não linear de alto nível do quadrimotor pode ser escrito unificando a dinâmica translacional e rotacional, como

$$\begin{bmatrix} mI_3 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{M}_r(\eta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{\xi} \\ \ddot{\eta} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{C}_r(\eta, \dot{\eta}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\xi} \\ \dot{\eta} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{G}(g) \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{f} \\ \boldsymbol{\tau} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \mathbf{D}_t \\ \mathbf{D}_r \end{bmatrix}, \quad (\text{A.15})$$

onde $\mathbf{G} = [0 \ 0 \ mg]^T$ é o vetor de força gravitacional e \mathbf{D} representa o vetor de distúrbio e forças de fricção atuando sobre a aeronave, o qual inclui os efeitos aerodinâmicos da fuselagem, a resistência do ar, rajadas de vento, efeitos do solo e outros.

Assim, a Equação (A.15) pode ser representada de maneira similar àquelas obtidas pelo método de Euler-Lagrange para representar a dinâmica de manipuladores robóticos, como

$$\mathbf{M}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{G} = \boldsymbol{\tau} - \mathbf{D}, \quad (\text{A.16})$$

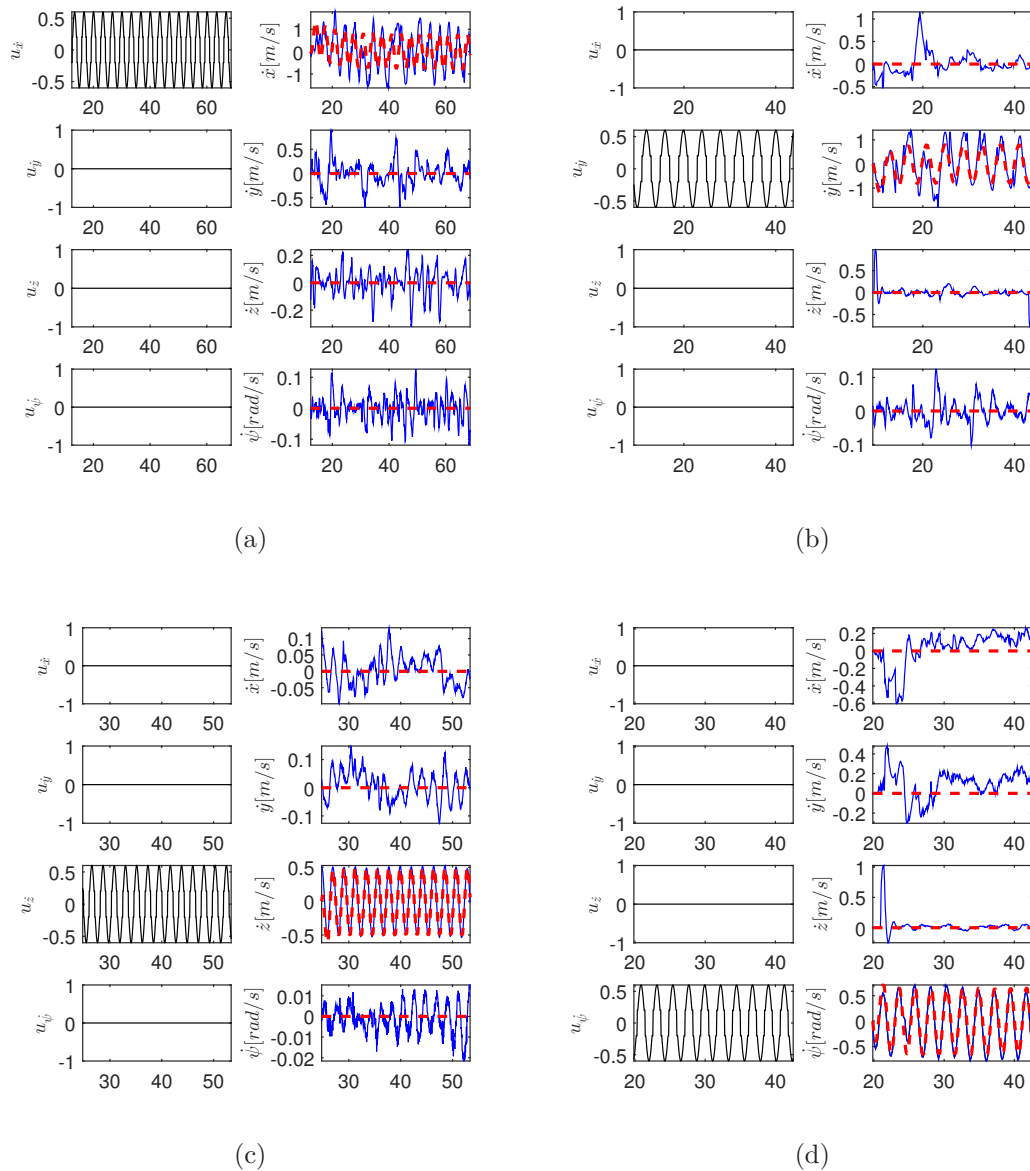


Figura 74 – Convergência dos parâmetros do modelo no processo de identificação. Foram realizados dez experimentos diferentes em cada eixo para obter os dados acima.

tal representação possui como propriedades:

- $\mathbf{M}(\mathbf{q})$ é simétrica e definida positiva;
- $\mathbf{M}(\mathbf{q})^{-1}$ existe e é também definida positiva;
- $\mathbf{C}(\mathbf{q}, \mathbf{0}) = \mathbf{0} \forall \mathbf{q} \in \mathbb{R}^3$;
- $\mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}}$ é uma forma quadrática em $\dot{\mathbf{q}}$;
- $\mathbf{N} = \dot{\mathbf{M}} - 2\mathbf{C} = \underline{\dot{\mathbf{q}}}^T \frac{\partial \mathbf{M}}{\partial \mathbf{q}} - \dot{\mathbf{M}}$ é anti-simétrica se $\mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ é obtida através dos símbolos de Christoffel.

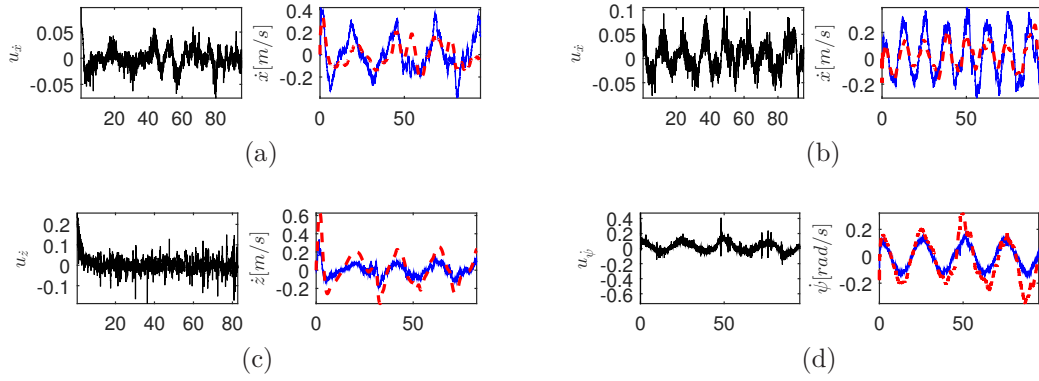


Figura 75 – Comparação entre a saída real de VANT (as linhas azuis contínuas) e a saída do modelo dinâmico VANT (a linha vermelha ponto-tracejada). As linhas pretas contínuas são os sinais de controle.

Considerando agora somente a parte rotacional do modelo dinâmico de alto nível da aeronave, lembre-se que $\mathbf{M}_r = W_\eta^T \mathbf{I} W_\eta$, logo esta matriz pode ser escrita como

$$\mathbf{M}_r = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy}c_\phi - I_{xz}s_\phi & -I_{xx}s_\theta + I_{xy}s_\phi c_\theta + I_{xz}c_\phi c_\theta \\ I_{xy}c_\phi - I_{xz}s_\phi & I_{yy}c_\phi^2 + I_{zz}s_\phi^2 - 2I_{yz}s_\phi c_\phi & I_{yy}s_\phi c_\phi c_\theta - I_{zz}s_\phi c_\phi c_\theta + I_{yz}c_\phi^2 c_\theta - I_{yz}s_\phi^2 c_\theta - I_{xy}c_\phi s_\theta + I_{xz}s_\phi s_\theta \\ -I_{xx}s_\theta + I_{xy}s_\phi c_\theta + I_{xz}c_\phi c_\theta & I_{yy}s_\phi c_\phi c_\theta - I_{zz}s_\phi c_\phi c_\theta + I_{yz}c_\phi^2 c_\theta - I_{yz}s_\phi^2 c_\theta - I_{xy}c_\phi s_\theta + I_{xz}s_\phi s_\theta & I_{xx}s_\theta^2 + I_{yy}s_\phi^2 c_\theta^2 + I_{zz}c_\phi^2 c_\theta^2 - 2I_{xy}s_\phi s_\theta c_\theta - 2I_{xz}c_\phi s_\theta c_\theta + 2I_{yz}s_\phi c_\phi c_\theta^2 \end{bmatrix}. \quad (\text{A.17})$$

No que se refere à matriz de Coriolis e forças centrífugas da parte rotacional do sistema, tem-se $\mathbf{C}_r(\eta, \dot{\eta}) = \dot{\mathbf{M}}_r - \frac{1}{2}\dot{\eta}^T \frac{\partial \mathbf{M}_r}{\partial \eta}$, onde

$$\dot{\mathbf{M}}_r = \begin{bmatrix} 0 & -I_{xy}\dot{\phi}s_\phi - I_{xz}\dot{\phi}c_\phi & -I_{xx}\dot{\theta}c_\theta + I_{xy}(\dot{\phi}c_\phi c_\theta - \dot{\theta}s_\phi s_\theta) - I_{xz}(\dot{\phi}s_\phi c_\theta + \dot{\theta}c_\phi s_\theta) \\ -I_{xy}\dot{\phi}s_\phi - I_{xz}\dot{\phi}c_\phi & -2I_{yy}\dot{\phi}s_\phi c_\phi + 2I_{zz}\dot{\phi}s_\phi c_\phi - 2I_{yz}(\dot{\phi}c_\phi^2 - \dot{\phi}s_\phi^2) & I_{yy}(\dot{\phi}c_\phi^2 c_\theta - \dot{\phi}s_\phi^2 c_\theta - \dot{\theta}s_\phi c_\phi s_\theta) - I_{zz}(\dot{\phi}c_\phi^2 c_\theta - \dot{\phi}s_\phi^2 c_\theta - \dot{\theta}s_\phi c_\phi s_\theta) + I_{yz}(-4\dot{\phi}s_\phi c_\phi c_\theta - \dot{\theta}c_\phi^2 s_\theta + \dot{\theta}s_\phi^2 s_\theta) + I_{xy}(\dot{\phi}s_\phi s_\theta - \dot{\theta}c_\phi c_\theta) + I_{xz}(\dot{\phi}c_\phi s_\theta + \dot{\theta}s_\phi c_\theta) \\ -I_{xx}\dot{\theta}c_\theta + I_{xy}(\dot{\phi}c_\phi c_\theta - \dot{\theta}s_\phi s_\theta) - I_{xz}(\dot{\phi}s_\phi c_\theta + \dot{\theta}c_\phi s_\theta) & I_{yy}(\dot{\phi}c_\phi^2 c_\theta - \dot{\phi}s_\phi^2 c_\theta - \dot{\theta}s_\phi c_\phi s_\theta) - I_{zz}(\dot{\phi}c_\phi^2 c_\theta - \dot{\phi}s_\phi^2 c_\theta - \dot{\theta}s_\phi c_\phi s_\theta) + I_{yz}(-4\dot{\phi}s_\phi c_\phi c_\theta - \dot{\theta}c_\phi^2 s_\theta + \dot{\theta}s_\phi^2 s_\theta) + I_{xy}(\dot{\phi}s_\phi s_\theta - \dot{\theta}c_\phi c_\theta) + I_{xz}(\dot{\phi}c_\phi s_\theta + \dot{\theta}s_\phi c_\theta) & 2I_{xx}\dot{\theta}s_\theta c_\theta + 2I_{yy}(\dot{\phi}s_\phi c_\phi c_\theta^2 - \dot{\theta}s_\phi^2 s_\theta c_\theta) - 2I_{zz}(\dot{\theta}c_\phi^2 s_\theta c_\theta + \dot{\phi}s_\phi c_\phi c_\theta^2) - 2I_{xy}(\dot{\phi}c_\phi s_\theta c_\theta + \dot{\theta}s_\phi c_\phi^2 - \dot{\theta}s_\phi s_\theta^2) - 2I_{xz}(-\dot{\phi}s_\phi s_\theta c_\theta + \dot{\theta}c_\phi c_\theta^2 - \dot{\theta}c_\phi s_\theta^2) + 2I_{yz}(\dot{\phi}c_\phi^2 c_\theta^2 - \dot{\phi}s_\phi^2 c_\theta^2 - 2\dot{\theta}s_\phi c_\phi s_\theta c_\theta) \end{bmatrix}$$

$$\underline{\dot{\eta}}^T \frac{\partial \mathbf{M}_r}{\partial \eta} =$$

$$\begin{bmatrix} I_{xy}(-\dot{\theta}s_\phi + \dot{\psi}c_\phi c_\theta) & I_{yy}(-2\dot{\theta}s_\phi c_\phi + \dot{\psi}c_\phi^2 c_\theta - \dot{\psi}s_\phi^2 c_\theta) & I_{yy}(\dot{\theta}c_\phi^2 c_\theta - \dot{\theta}s_\phi^2 c_\theta + 2\dot{\psi}s_\phi c_\phi c_\theta^2) \\ -I_{xz}(\dot{\theta}c_\phi + \dot{\psi}s_\phi c_\theta) & +I_{zz}(2\dot{\theta}s_\phi c_\phi - \dot{\psi}c_\phi^2 c_\theta + \dot{\psi}s_\phi^2 c_\theta) & -I_{zz}(\dot{\theta}c_\phi^2 c_\theta - \dot{\theta}s_\phi^2 c_\theta + 2\dot{\psi}s_\phi c_\phi c_\theta^2) \\ & +I_{xy}(-\dot{\phi}s_\phi + \dot{\psi}s_\phi s_\theta) & +I_{xy}(\dot{\phi}c_\phi c_\theta + \dot{\theta}s_\phi s_\theta - 2\dot{\psi}c_\phi s_\theta c_\theta) \\ & +I_{xz}(-\dot{\phi}c_\phi + \dot{\psi}c_\phi s_\theta) & +I_{xz}(-\dot{\phi}s_\phi c_\theta + \dot{\theta}c_\phi s_\theta + 2\dot{\psi}s_\phi s_\theta c_\theta) \\ & -2I_{yz}(\dot{\theta}c_\phi^2 - \dot{\theta}s_\phi^2 + 2\dot{\psi}s_\phi c_\phi c_\theta) & +2I_{yz}(-2\dot{\theta}s_\phi c_\phi c_\theta + \dot{\psi}c_\phi^2 c_\theta^2 - \dot{\psi}s_\phi^2 c_\theta^2) \\ -I_{xx}\dot{\psi}c_\theta & -I_{yy}\dot{\psi}s_\phi c_\phi s_\theta & I_{xx}(-\dot{\phi}c_\theta + 2\dot{\psi}s_\theta c_\theta) \\ -I_{xy}\dot{\psi}s_\phi s_\theta & +I_{zz}\dot{\psi}s_\phi c_\phi s_\theta & -I_{yy}(\dot{\theta}s_\phi c_\phi s_\theta + 2\dot{\psi}s_\phi^2 s_\theta c_\theta) \\ -I_{xz}\dot{\psi}c_\phi s_\theta & +I_{yz}(\dot{\psi}s_\phi^2 s_\theta - \dot{\psi}c_\phi^2 s_\theta) & +I_{zz}(\dot{\theta}s_\phi c_\phi s_\theta - 2\dot{\psi}c_\phi^2 s_\theta c_\theta) \\ & -I_{xy}\dot{\psi}c_\phi c_\theta & -I_{xy}(\dot{\phi}s_\phi s_\theta + \dot{\theta}c_\phi c_\theta + 2\dot{\psi}s_\phi c_\theta^2 - 2\dot{\psi}s_\phi s_\theta^2) \\ & +I_{xz}\dot{\psi}s_\phi c_\theta & -I_{xz}(\dot{\theta}c_\phi s_\theta - \dot{\theta}s_\phi c_\theta + 2\dot{\psi}c_\phi c_\theta^2 - 2\dot{\psi}c_\phi s_\theta^2) \\ & & +I_{yz}(\dot{\theta}s_\phi^2 s_\theta - \dot{\theta}c_\phi^2 s_\theta - 4\dot{\psi}s_\phi c_\phi s_\theta c_\theta) \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

As propriedades apresentadas para (A.16), verificam-se para \mathbf{M}_r e \mathbf{C}_r , uma vez que $\mathbf{M}(\mathbf{q})$ e $\mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ são matrizes bloco diagonal. Sendo assim, ao observar \mathbf{M}_r em (A.17), verifica-se sua propriedade de matriz simétrica. Além do mais, pode-se verificar que \mathbf{M}_r é definida positiva e que existe \mathbf{M}_r^{-1} também definida positiva.

É fácil verificar a propriedade de que a matriz de Coriolis é igual a zero se as velocidades generalizadas η são nulas, isto é, $\mathbf{C}(\eta, \mathbf{0}) = \mathbf{0} \forall \mathbf{q} \in \mathbb{R}^3$. Quanto à propriedade de anti-simetria, não é possível dizer diretamente que a matriz

$$\mathbf{N} = \dot{\mathbf{M}} - 2\mathbf{C} = \underline{\dot{\eta}}^T \frac{\partial \mathbf{M}}{\partial \eta} - \dot{\mathbf{M}}$$

é anti-simétrica, dado que $\mathbf{C}(\eta, \dot{\eta})$ não foi obtida mediante os símbolos de Christoffel.

Entretanto, tal propriedade pode ser obtida reorganizando os termos do produto $\mathbf{N}\dot{\eta}$, expresso como

$$\mathbf{N}\dot{\eta} = \begin{bmatrix} \dot{\theta}\dot{\theta}(-2I_{yy}s_\phi c_\phi + 2I_{zz}s_\phi c_\phi) + \dot{\psi}\dot{\psi}(I_{yy}s_\phi c_\phi c_\theta^2 - I_{zz}s_\phi c_\phi c_\theta^2) + \\ \dot{\theta}\dot{\psi}(2I_{yy}c_\phi^2 c_\theta - 2I_{yy}s_\phi^2 c_\theta - 2I_{zz}c_\phi^2 c_\theta + 2I_{zz}s_\phi^2 c_\theta + I_{xx}c_\theta) + \dot{\theta}\dot{\psi}(I_{xx}c_\theta - I_{xx}c_\theta) \\ \dot{\phi}\dot{\theta}(2I_{yy}s_\phi c_\phi - 2I_{zz}s_\phi c_\phi) + \dot{\phi}\dot{\psi}(-2I_{xx}c_\theta - I_{yy}c_\phi^2 c_\theta + I_{yy}s_\phi^2 c_\theta + I_{zz}c_\phi^2 c_\theta - I_{zz}s_\phi^2 c_\theta) + \\ \dot{\theta}\dot{\psi}(-I_{yy}s_\phi c_\phi s_\theta + I_{zz}s_\phi c_\phi s_\theta) + \dot{\psi}\dot{\psi}(2I_{xx}s_\theta c_\theta - 2I_{yy}s_\phi^2 s_\theta c_\theta - 2I_{zz}c_\phi^2 s_\theta c_\theta) + \\ \dot{\phi}\dot{\psi}(I_{yy}c_\phi^2 c_\theta - I_{yy}c_\phi^2 c_\theta + I_{yy}s_\phi^2 c_\theta - I_{yy}s_\phi^2 c_\theta + I_{zz}c_\phi^2 c_\theta - I_{zz}c_\phi^2 c_\theta + I_{zz}s_\phi^2 c_\theta - I_{zz}s_\phi^2 c_\theta) \\ \dot{\phi}\dot{\theta}(I_{xx}c_\theta - I_{yy}c_\phi^2 c_\theta - I_{yy}s_\phi^2 c_\theta + I_{zz}c_\phi^2 c_\theta - I_{zz}s_\phi^2 c_\theta) + \dot{\phi}\dot{\psi}(-2I_{yy}s_\phi c_\phi c_\theta^2 + 2I_{zz}s_\phi c_\phi c_\theta^2) + \\ \dot{\theta}\dot{\theta}(I_{yy}s_\phi c_\phi s_\theta - I_{zz}s_\phi c_\phi s_\theta) + \dot{\theta}\dot{\psi}(-2I_{xx}s_\theta c_\theta + 2I_{yy}s_\phi^2 s_\theta c_\theta + 2I_{zz}c_\phi^2 s_\theta c_\theta) \end{bmatrix}$$

em

$$\mathbf{N}\dot{\eta} = \begin{bmatrix}
0 & \begin{aligned} & \dot{\phi}(-I_{xy}s_{\phi} - I_{xz}c_{\phi}) \\ & + \dot{\theta}(-2I_{yy}s_{\phi}c_{\phi} + 2I_{zz}s_{\phi}c_{\phi} \\ & \quad - 2I_{yz}c_{\phi}^2 + 2I_{yz}s_{\phi}^2) \\ & + \dot{\psi}(I_{xx}c_{\theta} + I_{yy}c_{\phi}^2c_{\theta} \\ & \quad - I_{yy}s_{\phi}^2c_{\theta} - I_{zz}c_{\phi}^2c_{\theta} \\ & \quad + I_{zz}s_{\phi}^2c_{\theta} + 3I_{xy}s_{\phi}s_{\theta} \\ & \quad + 3I_{xz}c_{\phi}s_{\theta} - 4I_{yz}s_{\phi}c_{\phi}c_{\theta}) \end{aligned} & \begin{aligned} & \dot{\phi}(I_{xy}c_{\phi}c_{\theta} - I_{xz}s_{\phi}c_{\theta}) \\ & + \dot{\theta}(I_{yy}c_{\phi}^2c_{\theta} - I_{yy}s_{\phi}^2c_{\theta} \\ & \quad - I_{zz}c_{\phi}^2c_{\theta} + I_{zz}s_{\phi}^2c_{\theta} \\ & \quad - 4I_{yz}s_{\phi}c_{\phi}c_{\theta}) \\ & + \dot{\psi}(2I_{yy}s_{\phi}c_{\phi}c_{\theta}^2 - 2I_{zz}s_{\phi}c_{\phi}c_{\theta}^2 \\ & \quad - 2I_{xy}c_{\phi}s_{\theta} + 2I_{xz}s_{\phi}s_{\theta}c_{\theta} \\ & \quad + 2I_{yz}c_{\phi}^2c_{\theta}^2 - I_{yz}s_{\phi}^2c_{\theta}^2) \end{aligned} \\
\begin{aligned} & \dot{\phi}(I_{xy}s_{\phi} + I_{xz}c_{\phi}) \\ & + \dot{\theta}(2I_{yy}s_{\phi}c_{\phi} - 2I_{zz}s_{\phi}c_{\phi} \\ & \quad + 2I_{yz}c_{\phi}^2 - 2I_{yz}s_{\phi}^2) \\ & + \dot{\psi}(-I_{xx}c_{\theta} - I_{yy}c_{\phi}^2c_{\theta} \\ & \quad + I_{yy}s_{\phi}^2c_{\theta} + I_{zz}c_{\phi}^2c_{\theta} \\ & \quad - I_{zz}s_{\phi}^2c_{\theta} - 3I_{xy}s_{\phi}s_{\theta} \\ & \quad - 3I_{xz}c_{\phi}s_{\theta} + 4I_{yz}s_{\phi}c_{\phi}c_{\theta}) \end{aligned} & 0 & \begin{aligned} & \dot{\phi}(-I_{xx}c_{\theta}) \\ & + \dot{\theta}(-I_{yy}s_{\phi}c_{\phi}s_{\theta} + I_{zz}s_{\phi}c_{\phi}s_{\theta} \\ & \quad - I_{xy}c_{\phi}c_{\theta} + I_{xz}s_{\phi}c_{\theta} \\ & \quad + I_{yz}s_{\phi}^2s_{\theta} - I_{yz}c_{\phi}^2s_{\theta}) \\ & + \dot{\psi}(2I_{xx}s_{\theta}c_{\theta} - 2I_{yy}s_{\phi}^2s_{\theta}c_{\theta} \\ & \quad - 2I_{zz}c_{\phi}^2s_{\theta}c_{\theta} - 2I_{xy}s_{\phi}c_{\theta}^2 \\ & \quad + 2I_{xy}s_{\phi}s_{\theta}^2 - 2I_{xz}c_{\phi}c_{\theta}^2 \\ & \quad + 2I_{xz}c_{\phi}s_{\theta}^2 - 4I_{yz}s_{\phi}c_{\phi}s_{\theta}c_{\theta}) \end{aligned} \\
\begin{aligned} & \dot{\phi}(-I_{xy}c_{\phi}c_{\theta} + I_{xz}s_{\phi}c_{\theta}) \\ & + \dot{\theta}(-I_{yy}c_{\phi}^2c_{\theta} + I_{yy}s_{\phi}^2c_{\theta} \\ & \quad + I_{zz}c_{\phi}^2c_{\theta} - I_{zz}s_{\phi}^2c_{\theta} \\ & \quad + 4I_{yz}s_{\phi}c_{\phi}c_{\theta}) \\ & + \dot{\psi}(-2I_{yy}s_{\phi}c_{\phi}c_{\theta}^2 + 2I_{zz}s_{\phi}c_{\phi}c_{\theta}^2 \\ & \quad + 2I_{xy}c_{\phi}s_{\theta} - 2I_{xz}s_{\phi}s_{\theta}c_{\theta} \\ & \quad - 2I_{yz}c_{\phi}^2c_{\theta}^2 + I_{yz}s_{\phi}^2c_{\theta}^2) \end{aligned} & \begin{aligned} & \dot{\phi}(I_{xx}c_{\theta}) \\ & + \dot{\theta}(I_{yy}s_{\phi}c_{\phi}s_{\theta} - I_{zz}s_{\phi}c_{\phi}s_{\theta} \\ & \quad + I_{xy}c_{\phi}c_{\theta} - I_{xz}s_{\phi}c_{\theta} \\ & \quad - I_{yz}s_{\phi}^2s_{\theta} + I_{yz}c_{\phi}^2s_{\theta}) \\ & + \dot{\psi}(-2I_{xx}s_{\theta}c_{\theta} + 2I_{yy}s_{\phi}^2s_{\theta}c_{\theta} \\ & \quad + 2I_{zz}c_{\phi}^2s_{\theta}c_{\theta} + 2I_{xy}s_{\phi}c_{\theta}^2 \\ & \quad - 2I_{xy}s_{\phi}s_{\theta}^2 + 2I_{xz}c_{\phi}c_{\theta}^2 \\ & \quad - 2I_{xz}c_{\phi}s_{\theta}^2 + 4I_{yz}s_{\phi}c_{\phi}s_{\theta}c_{\theta}) \end{aligned} & 0 \\
\end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix}.$$

Após obter a matriz \mathbf{N} na forma anti-simétrica, é possível obter uma nova matriz de Coriolis e forças centrípetas dada por $\mathbf{C}_r(\eta, \dot{\eta}) = \frac{1}{2} (\dot{\mathbf{M}}_r(\eta) - \mathbf{N})$, i.e.

$$\mathbf{C}_r = \begin{bmatrix} 0 & \begin{aligned} & \dot{\theta}(I_{yy}s_\phi c_\phi - I_{zz}s_\phi c_\phi \\ & + I_{yz}c_\phi^2 - I_{yz}s_\phi^2) + \\ & \dot{\psi}(-\frac{1}{2}I_{xx}c_\theta - \frac{1}{2}I_{yy}c_\phi^2 c_\theta \\ & + \frac{1}{2}I_{yy}s_\phi^2 c_\theta + \frac{1}{2}I_{zz}c_\phi^2 c_\theta \\ & - \frac{1}{2}I_{zz}s_\phi^2 c_\theta - I_{xy}s_\phi s_\theta \\ & - I_{xz}c_\phi s_\theta + 2I_{yz}s_\phi c_\phi c_\theta) \end{aligned} & \begin{aligned} & \dot{\theta}(-\frac{1}{2}I_{xx}c_\theta - \frac{1}{2}I_{yy}c_\phi^2 c_\theta \\ & + \frac{1}{2}I_{yy}s_\phi^2 c_\theta + \frac{1}{2}I_{zz}c_\phi^2 c_\theta \\ & - \frac{1}{2}I_{zz}s_\phi^2 c_\theta - I_{xy}s_\phi s_\theta \\ & - I_{xz}c_\phi s_\theta + 2I_{yz}s_\phi c_\phi c_\theta) + \\ & \dot{\psi}(-I_{yy}s_\phi c_\phi c_\theta^2 + I_{zz}s_\phi c_\phi c_\theta^2 \\ & + I_{xy}c_\phi s_\theta c_\theta - I_{xz}s_\phi s_\theta c_\theta \\ & - I_{yz}c_\phi^2 c_\theta^2 + I_{yz}s_\phi^2 c_\theta^2) \end{aligned} \\ \begin{aligned} & \dot{\phi}(-I_{xy}s_\phi - I_{xz}c_\phi) + \\ & \dot{\theta}(-I_{yy}s_\phi c_\phi + I_{zz}s_\phi c_\phi \\ & - I_{yz}c_\phi^2 + I_{yz}s_\phi^2) + \\ & \dot{\psi}(\frac{1}{2}I_{xx}c_\theta + \frac{1}{2}I_{yy}c_\phi^2 c_\theta \\ & - \frac{1}{2}I_{yy}s_\phi^2 c_\theta - \frac{1}{2}I_{zz}c_\phi^2 c_\theta \\ & + \frac{1}{2}I_{zz}s_\phi^2 c_\theta + I_{xy}s_\phi s_\theta \\ & + I_{xz}c_\phi s_\theta - 2I_{yz}s_\phi c_\phi c_\theta) \end{aligned} & \begin{aligned} & \dot{\phi}(-I_{yy}s_\phi c_\phi + I_{zz}s_\phi c_\phi \\ & - I_{yz}c_\phi^2 + I_{yz}s_\phi^2) \\ & \dot{\psi}(-I_{xx}s_\theta c_\theta + I_{yy}s_\phi^2 s_\theta c_\theta \\ & + I_{zz}c_\phi^2 s_\theta c_\theta + I_{xz}s_\phi c_\theta^2 \\ & - I_{xy}s_\phi s_\theta^2 + I_{xz}c_\phi c_\theta^2 \\ & - I_{xz}c_\phi s_\theta^2 + 2I_{yz}s_\phi c_\phi s_\theta c_\theta) \end{aligned} \\ \begin{aligned} & \dot{\phi}(I_{xy}c_\phi c_\theta - I_{xz}s_\phi c_\theta) + \\ & \dot{\theta}(-\frac{1}{2}I_{xx}c_\theta + \frac{1}{2}I_{yy}c_\phi^2 c_\theta \\ & - \frac{1}{2}I_{yy}s_\phi^2 c_\theta - \frac{1}{2}I_{zz}c_\phi^2 c_\theta \\ & + \frac{1}{2}I_{zz}s_\phi^2 c_\theta - 2I_{yz}s_\phi c_\phi c_\theta) + \\ & \dot{\psi}(I_{yy}s_\phi c_\phi c_\theta^2 - I_{zz}s_\phi c_\phi c_\theta^2 \\ & - I_{xy}c_\phi s_\theta c_\theta + I_{xz}s_\phi s_\theta c_\theta \\ & + I_{yz}c_\phi^2 c_\theta^2 - I_{yz}s_\phi^2 c_\theta^2) \end{aligned} & \begin{aligned} & \dot{\phi}(-\frac{1}{2}I_{xx}c_\theta + \frac{1}{2}I_{yy}c_\phi^2 c_\theta \\ & - \frac{1}{2}I_{yy}s_\phi^2 c_\theta - \frac{1}{2}I_{zz}c_\phi^2 c_\theta \\ & + \frac{1}{2}I_{zz}s_\phi^2 c_\theta - 2I_{yz}s_\phi c_\phi c_\theta) + \\ & \dot{\theta}(-I_{yy}s_\phi c_\phi s_\theta + I_{zz}s_\phi c_\phi s_\theta \\ & - I_{xy}c_\phi c_\theta + I_{xz}s_\phi c_\theta \\ & + I_{yz}s_\phi^2 s_\theta - I_{yz}c_\phi^2 s_\theta) + \\ & \dot{\psi}(I_{xx}s_\theta c_\theta - I_{yy}s_\phi^2 s_\theta c_\theta \\ & - I_{zz}c_\phi^2 s_\theta c_\theta - I_{xz}s_\phi c_\theta^2 \\ & + I_{xy}s_\phi s_\theta^2 - I_{xz}c_\phi c_\theta^2 \\ & + I_{xz}c_\phi s_\theta^2 - 2I_{yz}s_\phi c_\phi s_\theta c_\theta) \end{aligned} \end{bmatrix} \quad (\text{A.18})$$

Por fim, o modelo dinâmico de alto nível de um quadrimotor, descrito pela equação (A.15), pode ser completamente representado utilizando (A.17) e (A.18).