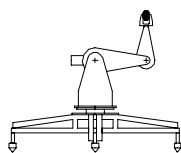




UNICAMP
Universidade
Estadual de
Campinas



FEEC
Faculdade de Engenharia
Elétrica e de Computação
UNICAMP
Faculdade de
Engenharia Elétrica e
de Computação



Laboratório de
Sistemas Modulares
Robóticos



Centro de Pesquisas
Renato Archer



Laboratório de
Robótica e Visão
Computacional

Controle Servo Visual de Veículos Robóticos Aéreos

*Tese submetida à Faculdade de Engenharia Elétrica
e de Computação da Universidade Estadual de Campinas como
parte dos pré-requisitos necessários para a obtenção do título de
MESTRE EM ENGENHARIA ELÉTRICA*

por

Geraldo Figueiredo da Silveira Filho

em abril de 2002 perante a banca examinadora composta por

Dr. Marconi K. Madrid	UNICAMP	(Orientador)
Dr. J. Reginaldo H. Carvalho	CenPRA	(Co-orientador)
Dr. Mário F. M. Campos	UFMG	
Dr. Roberto A. Lotufo	UNICAMP	
Dr. Samuel S. Bueno	CenPRA	
Dr. Wagner C. do Amaral	UNICAMP	

Aos meus primeiros professores, meus pais.

Agradecimentos

Várias pessoas participaram ativa ou indiretamente para o sucesso de mais esse projeto de vida. A lista de referências bibliográficas dá uma pequena idéia do número de contribuintes. No âmbito mais pessoal, gostaria de expressar meus agradecimentos ao meu orientador¹ Dr. J. Reginaldo H. Carvalho por apresentar-me ao universo da linha de pesquisa no qual esta dissertação se insere, pelo seu incentivo e desprendimento. Eu agradeço igualmente ao meu orientador Prof. Dr. Marconi K. Madrid pela oportunidade e pelas valiosas orientações na condução do meu mestrado.

Aproveito também para externar meus agradecimentos ao Dr. Samuel S. Bueno e ao Dr. Marcel Bergerman (ambos do CenPRA) pela oportunidade de participar em projetos de vanguarda tecnológica e próximo a profissionais brilhantes. Gostaria de agradecer também aos meus amigos, colegas de turma, de laboratório, professores da UNICAMP e ao pessoal envolvido no projeto AURORA, entre eles o Dr. Patrick Rives (INRIA Sophia-Antipolis, França), Prof. Dr. José R. Azinheira (IST/IDMEC, Portugal) e o Dr. Ely C. de Paiva. Outra parcela de contribuintes, muitas vezes esquecidos, são os revisores anônimos dos artigos submetidos que, pelo fornecimento de sugestões valiosas, enriquecem e aprimoram a qualidade do nosso trabalho.

Minha eterna gratidão aos meus pais, irmãos e familiares, entre eles a Kate, Pedro e Ruy, pelo apoio e incentivo. Agradeço também a M.S. Renata S. Almeida pelas revisões durante as versões preliminares da dissertação. Finalmente, gostaria de agradecer pelo financiamento do CNPq e da FAEP, sem os quais o desenvolvimento deste projeto de pesquisa não seria viável.

¹Mesmo tendo atuado como tal, respondeu como co-orientador por força do regulamento interno da FEEC/UNICAMP.

Controle Servo Visual de Veículos Robóticos Aéreos

Geraldo Figueiredo Silveira ^{*,†}

Prof. Dr. Marconi K. Madrid ^{*} (Orientador)
Dr. J. Reginaldo H. Carvalho [†] (Co-orientador)

^{*} UNICAMP – Universidade Est. de Campinas
FEEC – Fac. de Eng. Elétrica e de Comp.

[†] CenPRA – Centro de Pesquisas Renato Archer
LRVC – Lab. de Robótica e Visão Comp.

Resumo

Sensores de visão são bastante úteis em diversas aplicações de veículos autônomos, como em desvio de obstáculos, geração de mapas, tarefas de posicionamento e rastreamento de objetos. Além disso, a visão computacional pode promover um aumento na confiabilidade, versatilidade e precisão das tarefas robóticas, questões cruciais na maioria das aplicações reais.

O presente trabalho tem como principal objetivo a aplicação de uma metodologia de controle servo visual (*visual servoing*) em veículos robóticos aéreos para a realização de rastreamento de trajetórias como, por exemplo, no seguimento de estradas, rios, dutos, ou marcações que possam ser aproximadas por retas. Outras aplicações também são possíveis mediante a adequação da função de tarefa. No estudo, técnicas de controle servo visual foram aplicadas de forma que as velocidades de características na imagem são utilizadas diretamente para computar os sinais de controle. Portanto, a estratégia não necessita de procedimentos de calibração de câmera ou de reconstrução 3D da cena, bastante susceptíveis a erros e que demandam grande capacidade de processamento.

A abordagem desenvolvida é analisada e validada utilizando um modelo preciso e não-linear do dirigível robótico AS-800 do projeto AURORA, onde um controlador LQG foi projetado a partir da linearização do sistema dinâmico câmera/dirigível. O filtro de Kalman foi implementado de forma a prevenir a perda das características úteis na imagem durante a execução da tarefa, realizar o tratamento dos sinais ruidosos e minimizar os efeitos das perturbações no sistema.

O trabalho inclui diversos resultados da navegação do dirigível, da influência dos parâmetros do controlador e da atualização *on-line* da matriz de interação na convergência do erro durante o rastreamento. Além disso, um guia de procedimentos de especificação de tarefas diretamente no espaço sensorial é descrito e exemplificado através de duas tarefas servo visuais.

Visual Servoing of Aerial Robotic Vehicles

Geraldo Figueiredo Silveira ^{*,†}

Prof. Dr. Marconi K. Madrid ^{*} (Advisor)

Dr. J. Reginaldo H. Carvalho [†] (Co-advisor)

^{*} UNICAMP – State University of Campinas
FEEC – School of Electrical and Comp. Eng.

[†] CenPRA – Renato Archer Research Center
LRVC – Robotics and Comp. Vision Lab.

Abstract

Vision sensors are useful and well-suited for several autonomous vehicles applications, such as obstacle avoidance, map generation, positioning tasks and target tracking. Furthermore, computer vision may reduce uncertainty, and increase versatility and overall accuracy of robotic tasks, which are important concerns in most applications.

This work has as its main objective the application of a visual servoing methodology to enable trajectory tracking, such as roads, rivers, pipelines and power lines, by aerial robotic vehicles. Other applications are also possible through proper modifications in the task function. In the study, visual servo control techniques use velocities of suitable image features parameters directly to compute the control signals for driving the robot actuators. Therefore, the strategy does not require camera calibration procedures or 3D scene reconstruction schemes, which are subject to errors and demand high processing power.

The approach developed here was analyzed and validated using an accurate non-linear model of the underactuated outdoor robotic airship AS-800 of the **AURORA** project, where a LQG controller was designed after the linearization of the camera/airship dynamic system. A steady-state Kalman filter was used to prevent from losing image features during camera motion, to deal with noisy output measurements and plant disturbances.

This thesis includes several results of the airship navigation while performing line following, as well as the influence of the controller parameters and the error convergence during tracking by updating on-line information in the interaction matrix. Moreover, a guideline for specifying robot tasks directly in the sensor space is provided with two visual servoing examples.

Sumário

Resumo	iv
Lista de Figuras	viii
1 Introdução	1
1.1 Visão geral	1
1.2 Histórico do controle servo visual	2
1.3 Motivação	5
1.4 Proposta e contribuição	6
1.5 Estrutura da dissertação	7
2 Controle de robôs baseado em visão	8
2.1 Introdução	8
2.2 Extração e rastreamento de características na imagem	9
2.2.1 Rastreamento por segmentação	12
2.2.2 Rastreamento baseado em <i>templates</i>	13
2.2.3 Rastreamento baseado em contornos ativos	13
2.3 Estratégias de controle servo visual	14
2.3.1 Controle servo visual baseado na posição	15
2.3.2 Controle servo visual baseado na imagem	16
2.3.3 Métodos híbridos	18
2.4 Conclusão	18
3 Controle servo visual baseado na imagem: fundamentos	19
3.1 A matriz de interação	19
3.1.1 Método de cálculo	21
3.1.2 Possibilidades para a matriz de interação	22
3.2 Especificação de tarefas no espaço sensorial	23
3.2.1 Conceito e tipos de ligações virtuais	23
3.2.2 Um guia de procedimentos	25
3.3 Abordagem por Função de Tarefa	26
3.3.1 Conceito de Função de Tarefa	26
3.3.2 Tarefas híbridas	27
3.3.3 Aplicação ao controle servo visual	28
3.4 Aplicação 3.1: tarefa de posicionamento	29
3.5 Conclusão	31

4	Controle servo visual de um robô aéreo	33
4.1	Introdução	33
4.2	Modelo dinâmico	35
4.2.1	Equações diferenciais	35
4.2.2	Modelos linearizados	39
4.3	Aplicação 4.1: seguimento de trajetória	40
4.3.1	Objetivos	40
4.3.2	Segmentação da pista	42
4.3.3	Resultados para o caso do integrador puro	43
4.4	Conclusão	44
5	Resultados para o dirigível robótico	45
5.1	O controlador ótimo LQG	45
5.2	Implementação do controlador LQG	49
5.2.1	Cálculo do ganho ótimo	50
5.2.2	O filtro de Kalman	52
5.3	Resultados e discussões	54
5.3.1	Conjunto de estudos 5.1	55
5.3.2	Conjunto de estudos 5.2	57
	Conclusão Geral e Perspectivas	65
	Apêndices	68
A	Modelamento do movimento	69
A.1	Preliminares	69
A.1.1	Transformação entre sistemas de coordenadas	69
A.1.2	Espaço de configurações	70
A.2	Matemática do movimento	71
A.2.1	Estrutura diferenciável no $\mathcal{SO}(3)$	71
A.2.2	Espaço tangente ao $\mathcal{SE}(3)$	71
A.2.3	Tensores	72
A.3	Modelamento do sensor	73
A.4	A interação entre a câmera e o ambiente	75
B	Exemplos de cálculo de matrizes de interação	77
B.1	Matriz de interação para retas	77
B.2	Matriz de interação para segmentos de retas	79
B.3	Matriz de interação baseada em círculos	80
C	Ambiente de desenvolvimento	82
C.1	Modelo em MATLAB/Simulink	82
C.2	Visualizador	83
	Bibliografia	85

Lista de Figuras

1.1	Alguns dos principais UAVs em pesquisa no mundo.	3
1.1(a)	AURORA – CenPRA, Brasil	3
1.1(b)	Lotte – Universidade de Stuttgart, Alemanha	3
1.1(c)	Indoor blimps – Stanford, EUA	3
1.1(d)	Global Hawk – Dept ^O . de Defesa, EUA	3
1.1(e)	Outrider – Dept ^O . de Defesa, EUA	3
1.1(f)	Predator – Dept ^O . de Defesa, EUA	3
1.1(g)	Armor X7 – Instituto Superior Técnico, Portugal	3
1.1(h)	AHP – CMU, EUA	3
1.1(i)	Marvin – Universidade de Berlim, Alemanha	3
1.2	Controle servo visual aplicado à tarefas de posicionamento.	4
2.1	Arquiteturas possíveis para a aquisição e processamento de imagens, onde t_{ac} é o tempo de aquisição da imagem, t_p o tempo de processamento e T_s é o período de amostragem.	10
2.2	Metodologia para navegação de robôs baseada em imagens aéreas.	11
2.2(a)	Imagem inicial.	11
2.2(b)	Robô segmentado.	11
2.2(c)	Os obstáculos e marcadores do robô e posição final	11
2.2(d)	Caminho mínimo a ser percorrido pelo robô	11
2.3	Aplicação da metodologia de navegação em ambientes externos.	11
2.4	Controle servo visual baseado na posição.	15
2.5	Controle servo visual baseado na imagem.	16
3.1	Vista superior (NE) da evolução lateral do veículo, em 2 condições iniciais diferentes para efeito de comparação do movimento Cartesiano do robô, pela utilização de 2 modelos possíveis para a matriz de interação. As três retas pontilhadas representam as retas laterais e central da pista de pouso.	23
3.2	Comparativo entre os sinais de erro no plano imagem durante a realização da tarefa mostrada na Figura 3.1.	24
3.2(a)	Para a condição 1.	24
3.2(b)	Para a condição 2.	24
3.3	Robô móvel terrestre <i>Nomad</i> 200.	29
3.4	Alguns dos passos utilizados para a segmentação dos centróides.	30
3.5	Imagem inicial (vista pelo robô) e final (desejada) após a devida navegação do robô, cuja trajetória dos pontos no plano imagem de (a) para (b) evoluiu segundo (c).	32

3.5(a)	Imagem inicial	32
3.5(b)	Imagem desejada	32
3.5(c)	Evolução dos pontos	32
3.6	Sinais de controle e da norma Euclideana do erro no plano imagem.	32
4.1	Dirigível robótico não-tripulado AS-800 do <i>AURORA I</i> ancorado e em vôo autônomo. O veículo possui 9m de comprimento, diâmetro de 2.25m e volume de 24m ³	34
4.2	Exemplos de possíveis tarefas para dirigíveis utilizando controle servo visual. . . .	35
4.2(a)	Rastreamento de trajetórias.	35
4.2(b)	Pairar sobre marcações.	35
4.3	Sistema de coordenadas ABC do dirigível.	36
4.4	Atuadores laterais e longitudinais do dirigível robótico.	38
4.5	Objetivo do controle servo visual baseado em retas na imagem.	41
4.6	Alguns dos passos para a segmentação das retas utilizando morfologia matemática. .	43
4.7	Imagem inicial (vista pelo robô) e final (desejada) após a devida navegação do robô, cuja evolução pode ser observada na Figura 4.7(c).	44
4.7(a)	Imagem inicial	44
4.7(b)	Imagem desejada	44
4.7(c)	Vista externa da execução da tarefa	44
4.8	Sinais de controle enviados ao atuadores e erros no plano imagem.	44
5.1	Influência do parâmetro $\overline{Q}$ do controlador LQR.	51
5.2	Diagrama esquemático do sistema de controle servo visual baseado na imagem utilizando o controlador LQG.	54
5.3	Imagem inicial e desejada da tarefa de seguimento de trajetórias.	55
5.4	Execução de tarefa de rastreamento de trajetórias, definidas por retas, pelo dirigível sob condições ideais (sem ruídos no sensor e distúrbios atmosféricos como vento e turbulências) e utilizando o controlador LQR.	59
5.4(a)	Evolução do dirigível em 3D (azul) e suas projeções no plano horizontal (vermelho) e vertical (verde).	59
5.4(b)	Evolução dos ângulos de Euler durante a execução da tarefa.	59
5.4(c)	Erros no plano imagem para os parâmetros θ_i , $i = 1, 2, 3$	59
5.4(d)	Erros no plano imagem para os parâmetros ρ_i , $i = 1, 2, 3$	59
5.4(e)	Sinais de controle enviados aos atuadores.	59
5.4(f)	Resposta dos atuadores aos sinais de controle.	59
5.5	Navegação do dirigível na presença de ruído branco Gaussiano aditivo nos sinais do sensor (de até 10% do valor real), turbulência atmosférica ($\sigma = 1\text{m/s}$) e controlador LQR, correspondendo a um ambiente mais realista.	60
5.5(a)	Evolução do dirigível em 3D (azul) e suas projeções no plano horizontal (vermelho) e vertical (verde).	60
5.5(b)	Evolução dos ângulos de Euler durante a execução da tarefa.	60
5.5(c)	Erros no plano imagem para os parâmetros θ_i , $i = 1, 2, 3$	60
5.5(d)	Erros no plano imagem para os parâmetros ρ_i , $i = 1, 2, 3$	60
5.5(e)	Sinais de controle enviados aos atuadores.	60
5.5(f)	Resposta dos atuadores aos sinais de controle.	60

5.6	Navegação do dirigível na presença de ruído branco Gaussiano nos sinais do sensor (de até 10% do valor real), turbulência atmosférica ($\sigma = 1\text{m/s}$) e controlador LQG, cuja estimação de estados é realizado mediante o filtro de Kalman estacionário. .	61
5.6(a)	Evolução do dirigível em 3D (azul) e suas projeções no plano horizontal (vermelho) e vertical (verde).	61
5.6(b)	Evolução dos ângulos de Euler durante a execução da tarefa.	61
5.6(c)	Erros no plano imagem para os parâmetros θ_i , $i = 1, 2, 3$	61
5.6(d)	Erros no plano imagem para os parâmetros ρ_i , $i = 1, 2, 3$	61
5.6(e)	Sinais de controle enviados aos atuadores.	61
5.6(f)	Resposta dos atuadores aos sinais de controle.	61
5.7	Navegação do dirigível, na presença de vento contrário ao movimento e a 20° com o Norte, utilizando controlador LQR.	62
5.7(a)	Evolução do dirigível em 3D (azul) e suas projeções no plano horizontal (vermelho) e vertical (verde).	62
5.7(b)	Evolução dos ângulos de Euler durante a execução da tarefa.	62
5.7(c)	Erros no plano imagem para os parâmetros θ_i , $i = 1, 2, 3$	62
5.7(d)	Erros no plano imagem para os parâmetros ρ_i , $i = 1, 2, 3$	62
5.7(e)	Sinais de controle enviados aos atuadores.	62
5.7(f)	Resposta dos atuadores aos sinais de controle.	62
5.8	Navegação do dirigível na presença de ruído branco Gaussiano nos sinais do sensor (de até 10% do valor real), turbulência atmosférica ($\sigma = 1\text{m/s}$) e controlador LQG, cuja estimação de estados é realizado mediante o filtro de Kalman estacionário. .	63
5.8(a)	Evolução do dirigível em 3D (azul) e suas projeções no plano horizontal (vermelho) e vertical (verde).	63
5.8(b)	Evolução dos ângulos de Euler durante a execução da tarefa.	63
5.8(c)	Erros no plano imagem para os parâmetros θ_i , $i = 1, 2, 3$	63
5.8(d)	Erros no plano imagem para os parâmetros ρ_i , $i = 1, 2, 3$	63
5.8(e)	Sinais de controle enviados aos atuadores.	63
5.8(f)	Resposta dos atuadores aos sinais de controle.	63
5.9	Seqüência de quadros (intercalados) decorrentes do movimento da câmera durante a execução da tarefa de seguimento da pista pelo dirigível robótico. Resultados referentes ao Conjunto de estudos 5.2.	64
A.1	Sistemas de coordenadas.	70
A.2	Modelo da câmera de orifício.	73
B.1	Representação (θ, ρ) para retas no plano imagem.	78
C.1	No gráfico (b) tem-se o resultado experimental da performance do controlador lateral cujo projeto, mostrado no gráfico (a), foi realizado no ambiente de desenvolvimento.	83
C.1(a)	Projeto do controlador.	83
C.1(b)	Resultado experimental.	83
C.2	O visualizador permite a representação do dirigível e do ambiente de evolução sob diversos ângulos.	84
C.3	Comunicação entre o visualizador e o modelo em MATLAB/ <i>Simulink</i>	84

Capítulo 1

Introdução

O presente capítulo destina-se a uma introdução geral à tese. As vantagens do controle baseado em visão e um breve histórico do controle servo visual são apresentados. As motivações para a realização do trabalho bem como sua aplicação ao dirigível robótico são evidenciadas ao longo do capítulo. Um panorama do estado da arte em robótica aérea guiada por visão é também apresentado e, por fim, a estrutura da dissertação é detalhada.

1.1 Visão geral

A utilização de câmeras de vídeo como dispositivos para realimentação de sinais em sistemas de controle tem despertado interesse e atenção de vários pesquisadores e engenheiros desde a década de 70. Muito antes disso porém, filósofos e cientistas de Aristóteles a Kepler e Helmholtz, já eram fascinados pela visão humana. Provavelmente, esses interesses tenham surgido pela constatação da presença, em todo ser vivo, de algum tipo de mecanismo de percepção baseado em informação luminosa.

Sensores de visão possuem diversas características que os distinguem das outras modalidades sensoriais, tornando-se os mais apropriados em inúmeras aplicações. Mais pragmaticamente, o fato das câmeras serem dispositivos simples, em estado sólido, passivos e de não-contato, bastante confiáveis, com abrangência multi-espectral, amplo campo de cobertura e atuação e, principalmente, o custo por bit de dado ser extremamente baixo, fornece fortes argumentos para sua utilização. Muito embora possuam diversas vantagens, somente na última década as câmeras de vídeo têm sido exploradas como um tipo de sensor em aplicações reais. Isto se deve, basicamente, ao fato da inexistência ou do alto custo do hardware especializado para tratar tamanha quantidade de informações fornecida pelo sensor de visão (tipicamente 8MB/s).

A aplicação da visão computacional em robótica móvel tem sido uma área de pesquisa proeminente. A crescente disponibilidade de recursos computacionais de alto desempenho, aliada aos resultados de muitos projetos de pesquisa em visão computacional e processamento de imagens, permite-nos considerar a inclusão destes sistemas em malhas fechadas de controle. Além disso, apenas recentemente a comunidade de controle tem observado que as dificuldades relacionadas com sensores de visão são bastante diferentes das encontradas quando se utiliza outros sensores. Os sistemas de controle por visão requerem a capacidade de extrair informações relevantes da imagem e a implementação de algoritmos de controle simples o suficiente para operarem em tempo real, mas capazes de tratar incertezas existentes nos sensores e no meio.

Avanços recentes nas áreas de sensores, interpretação sensorial e sistemas de controle e navegação têm aumentado o interesse no desenvolvimento de sistemas robóticos semi-autônomos

inteligentes. Enquanto veículos robóticos semi-autônomos terrestres (*Unmanned Ground Vehicles*, UGV) e subaquáticos (*Unmanned Underwater Vehicles*, UUV) têm sido cada vez mais utilizados em diversas aplicações, menos progresso tem sido alcançado em veículos robóticos aéreos (*Unmanned Aerial Vehicles*, UAV).

Veículos aéreos não tripulados possuem um enorme potencial de utilização, em sua maioria ainda inexplorada, que inclui monitoramento de tráfego, vigilância e planejamento urbano, inspeção de linhas de transmissão e dutos, geração e retransmissão de sinais de vídeo e rádio, prospecção de sítios minerais e arqueológicos, bem como policiamento. Esses veículos podem também ser utilizados em pesquisa e monitoramento ambiental, climatológico e da biodiversidade, incluindo monitoramento de florestas, parques nacionais e sítios ecológicos, com ação direta sobre incêndios ou desastres, estudo de uso do solo e agricultura, predição de colheita, inventário de rebanhos, medidas de composição do ar e da poluição sobre cidades e áreas industriais, estudos de bacias hidrográficas, prospecção, mineralogia e inspeção no subsolo ou em águas profundas, auxílio a deficientes físicos, desativação de campos minados ou exploração espacial, dentre inúmeros outros exemplos (Elfes *et al.*, 1998a). Estas aplicações conferem à combinação das áreas de pesquisa acima citadas um atrativo especial devido ao seu caráter social e econômico. A Figura 1.1 mostra alguns dos principais UAVs em pesquisa no mundo na atualidade, projetados para realizar algumas das tarefas supracitadas.

Para o controle eficiente dos movimentos e a realização de tarefas específicas baseadas em visão, o projetista precisa considerar etapas como: (1) extração de características – diz respeito ao tipo e a quantidade de informações necessárias para tais operações, aos métodos eficientes para alimentar o sistema, e aos conhecimentos que podem ser assumidos *a priori* para facilitar o processo de segmentação e extração de informações relevantes; (2) interpretação das características – refere-se a que nível de precisão do modelo da câmera, da reconstrução da cena ou de reconhecimento dos objetos se fazem necessários para a navegação precisa de robôs; (3) controle visual – análise de como o controle apropriado dos movimentos da câmera (posição, orientação, foco, zoom, dentre outros) pode melhorar o reconhecimento dos objetos e a inspeção do ambiente. A motivação principal das linhas de pesquisa focadas no controle baseado em visão é o aumento significativo da confiabilidade (para superar as incertezas da modelagem, mudanças na iluminação, deformações e oclusões dos objetos), da flexibilidade (habilidade de operação em ambientes não-estruturados e não conhecidos previamente), versatilidade e da precisão dos mecanismos robóticos, questões cruciais na maioria das aplicações reais.

1.2 Histórico do controle servo visual

A utilização de informações visuais em sistemas robóticos compreende uma vasta literatura e abrange aplicações na manufatura, teleoperação, rastreamento de mísseis ou mesmo a prática de ping-pong e malabarismos com robôs (Corke, 1993). Tradicionalmente, o sensoramento visual e a conseqüente manipulação eram combinados numa estratégia do tipo observar-para-depois-agir (*look-and-move approach*). A precisão dessa estratégia serial dependia diretamente da precisão do sistema de visão, do manipulador e do seu controlador.

Considerados pioneiros na área, Shirai e Inoue (1973) descreveram como uma malha de controle com realimentação visual pode aumentar a precisão e robustez do sistema. Essa forma de utilização de informações visuais, em detrimento da anterior (observar-para-depois-agir), é chamada de controle servo visual (*visual servoing*), termo definido por Hill e Park (1979). Durante a última década, a comunidade científica tem observado uma explosão no número de publicações que abordam aspectos práticos e teóricos do controle servo visual. Essa abordagem de controle

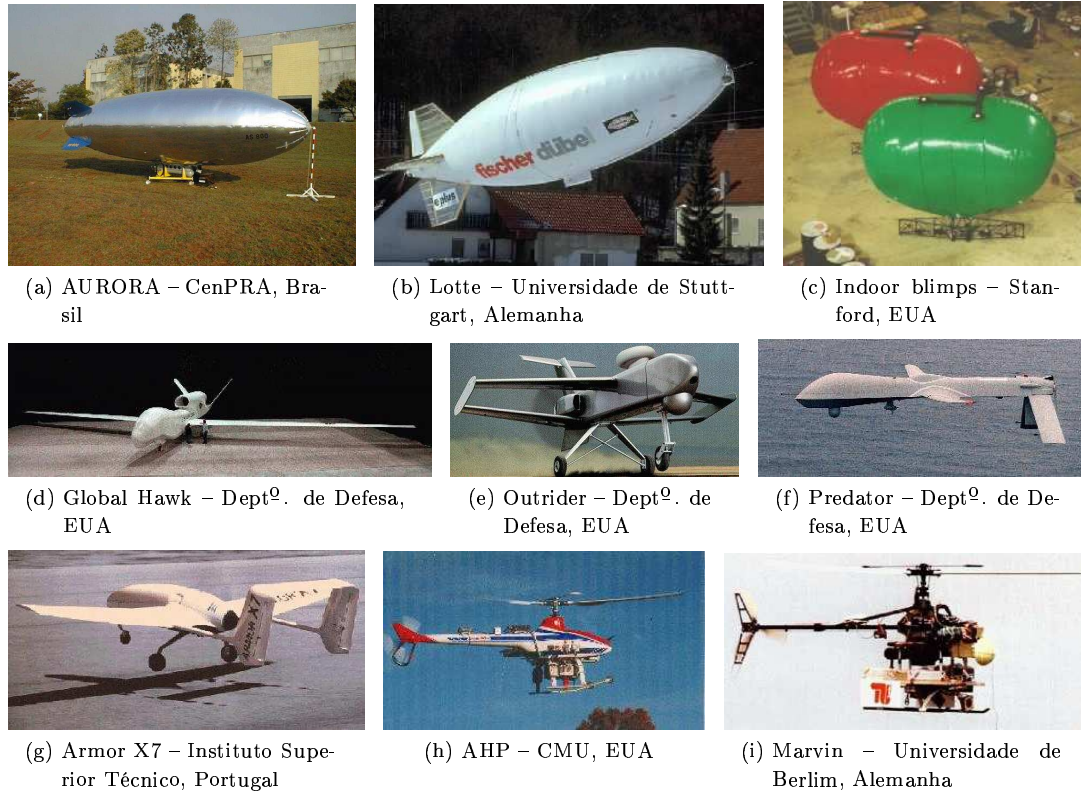


Figura 1.1 – Alguns dos principais UAVs em pesquisa no mundo.

baseado em visão envolve os problemas e aplicações da visão robótica no controle de sistemas, abrangendo aspectos de realimentação, dinâmica e estimação de parâmetros. Uma aplicação típica de controle servo visual consiste em tarefas de posicionamento, ilustrada na Figura 1.2, cujo objetivo é encontrar a sequência de movimentos da câmera ou do robô que permitirão obter uma imagem desejada a partir de uma imagem inicial qualquer.

De forma a prover uma estrutura adequada para discussão, faz-se necessária uma classificação e exemplificação das técnicas até então utilizadas pela comunidade. Essa organização pode seguir vários rumos devido a diversidade de formas para agrupar os sistemas, podendo ser sistemas monoculares ou com múltiplas câmeras; câmeras fixas no ambiente ou montadas na garra do robô; pelo controle do movimento 3D completo ou do movimento planar da imagem; em braços manipuladores ou na condução de veículos; nos algoritmos para processamento de imagens, extração de características relevantes e suas interpretações; dentre outros critérios.

Um dos marcos importantes na história do controle servo visual é atribuído ao trabalho de Weiss e Anderson (1987), onde a distinção entre controle servo visual baseado na imagem (IBVS) e baseado na posição (PBVS) foi relatada e discutida (entraremos em profundidade sobre este assunto no Capítulo 2). A primeira demonstração de IBVS foi descrita por Feddema e Mitchell (1989), utilizando um gerador explícito de trajetória e controle de junta em malha fechada para superar o problema intrínseco da baixa taxa de amostragem do sistema de visão. Chaumette *et al.* (1991a) utilizaram uma matriz de interação baseada em pontos para realizar uma tarefa de posicionamento similar ao mostrado na Figura 1.2. Mais tarde, a equipe coordenada por Rives formalizou o método de IBVS para primitivas geométricas genéricas (Espiau *et al.*, 1992). O método do PBVS progrediu com a investigação de Wang e Wilson (1992) pelo uso do filtro de

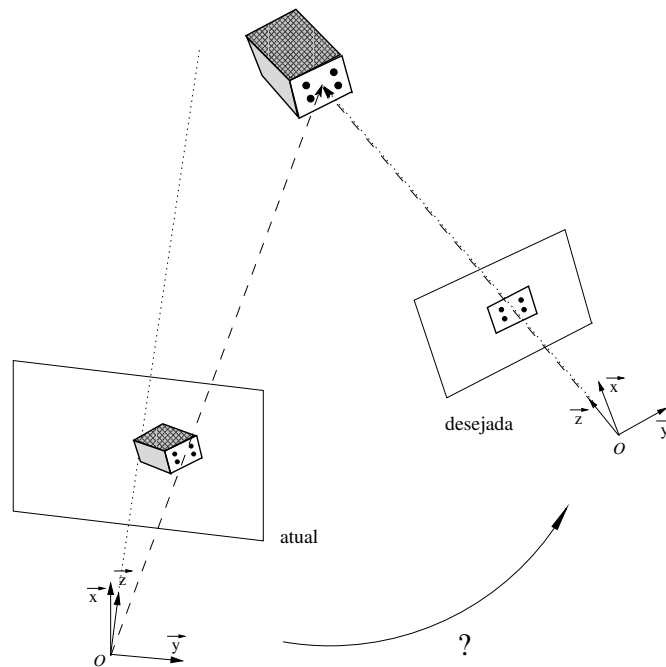


Figura 1.2 – Controle servo visual aplicado à tarefas de posicionamento.

Kalman estendido para estimação da postura do robô e predição das características de interesse no plano imagem. O trabalho de Papanikolopoulos e Khosla (1993) representa outra contribuição, onde o rastreamento de um objeto 3D estático e em movimento foi realizado por uma câmera montada sobre um braço manipulador, com uma comparação do desempenho de 3 controladores distintos (PI, alocação de pólos e uma versão modificada do LQG). Seguindo com trabalhos em braços manipuladores, Allen *et al.* (1992) utilizaram visão estéreo para rastrear e segurar um trem de brinquedo movendo-se a 250mm/s num trilho circular. Dado o crescente interesse e diversidade de estratégias, Hutchinson *et al.* (1996) apresentaram um tutorial sobre os princípios e métodos de controle servo visual até então investigados pela comunidade. Uma revisão mais recente dessas técnicas foi realizado por Silveira *et al.* (2002c).

Os veículos robóticos terrestres também têm sido alvo de intensos estudos e pesquisas. Dickmanns e Graefe (1988) apresentaram uma aplicação de controle servo visual para guiar um carro de 5ton movendo-se a 96km/h numa pista de teste de 20km. A formalização da extensão para robôs não-holonômicos a partir das estratégias elaboradas para os braços foi descrita em Tsakiris *et al.* (1998). Ma *et al.* (1999) descreveram uma aplicação de controle visual para o seguimento de uma curva por um carro, Carvalho *et al.* (2000) e Silveira *et al.* (2001e) descreveram uma metodologia de posicionamento para um robô móvel não-holonômico terrestre com uma câmera e um *pan-tilt*¹ embarcados. Rives e Borrelly (1997) utilizaram um sistema de controle servo visual para o controle de veículos submergíveis em tarefas de inspeção de dutos subaquáticos. Outra aplicação experimental de técnicas de controle servo visual foi demonstrada por Lots *et al.* (2001) ao pairar um veículo submergível sobre marcações naturais no solo marítimo.

¹O *pan-tilt* é um mecanismo sobre o qual muitas câmeras são montadas e tem, por finalidade, dotar a plataforma robótica de 2 graus de liberdades adicionais, as quais são uma rotação em torno do eixo x e outra em torno do eixo y .

1.3 Motivação

Dentre as aeronaves usadas como UAVs, as mais comuns são os aeroplanos e helicópteros, ambos em escala reduzida. Os dirigíveis têm se tornado foco de pesquisas e encontrado aplicações em inúmeras áreas (Mowforth, 1991; Netherclift, 1991) e, para o caso específico de monitoramento ambiental, tem superado as demais plataformas aéreas em praticamente todos os aspectos a serem considerados durante uma missão de voo (Elfes *et al.*, 1998b). Tal plataforma deve ser capaz de voar a baixas altitudes e baixas velocidades; pairar no ar e permanecer em voo por longos períodos de tempo, para que observações e estudos de longa duração possam ser executados; gerar baixo ruído e turbulência, para não perturbar o ambiente a ser monitorado; gerar baixa vibração, para reduzir a possibilidade de ocorrência de falhas no *hardware* embarcado; ser capaz de decolar e pousar verticalmente, para que a manutenção e o abastecimento possam ser feitos em locais sem pistas e em áreas remotas ou de difícil acesso; ser manobrável, para que o usuário possa definir a área a ser visitada; além de possuir grande capacidade de carga e baixo custo operacional.

Conclui-se, portanto, que os dirigíveis são os veículos aéreos mais apropriados para a maioria das tarefas de inspeção aérea. É neste contexto que o Projeto AURORA (Elfes *et al.*, 1998a) foi iniciado no CenPRA em 1996, tendo como objetivo o desenvolvimento de um dirigível robótico com um grau de autonomia significativa em todas as fases do voo. Isto inclui a habilidade de planejar e executar missão, navegação, seleção de sensores, diagnóstico de falhas, recuperação e replanejamento de tarefas baseado em uma constante reavaliação da informação sensorial e das restrições impostas pelo dirigível ou ambiente de evolução.

Atualmente, muitas das aplicações descritas na Seção 1.1 para veículos robóticos aéreos, notadamente as classificadas como monitoramento ambiental, são realizadas a partir de sensoriamento remoto por satélite, balões ou aviões tripulados. Estas fontes de informação, porém, possuem desvantagens significantes. Primeiramente, balões não são manobráveis e, portanto, não permitem o controle da área a ser monitorada. Imagens de satélites disponíveis para a comunidade civil são limitadas com respeito à resolução, à banda espectral e às coberturas temporais e de área. Aerofotogrametria pilotada ou inspeção aérea, apesar de permitirem um controle da missão quase que completo, tem custo elevado em função da aeronave utilizada, da tripulação, do custo de manutenção, dentre outros fatores. Portanto, o desenvolvimento de um veículo robótico aéreo semi-autônomo e não-tripulado permitiria a aquisição de informação aérea de forma que o usuário pode selecionar as resoluções temporais e espaciais específicas, definir a cobertura geográfica apropriada e escolher o conjunto de sensores relevantes para uma missão específica por um custo mais acessível. Como consequência imediata, tem-se uma expansão do uso científico e civil de dados aéreos, com benefícios econômicos e sociais diretos.

Entretanto, apesar de promissores, os resultados para a robótica aérea são ainda incipientes, principalmente devido às restrições de movimento a que são submetidos os veículos aéreos, à necessidade de compensar o ego-movimento do veículo na imagem e a incerteza da informação proveniente dos sensores. A autonomia pretendida depende intrinsecamente da capacidade de processar e interpretar, de forma correta, a informação sensorial adquirida mesmo sob as constantes perturbações presentes em ambientes aéreos, como ventos e turbulências. Considerando especificamente o aspecto de navegação autônoma, um dos cenários promissores é a navegação a partir de marcos visuais. Procedimentos, tais como aterrissagem automática, voo pairado, seguimento de rios, estradas e tubulações podem ser realizados usando o alvo de interesse como referência para o sistema de controle servo visual (Silveira *et al.*, 2001c).

Em relação às pesquisas sobre a utilização de informações visuais para o controle de dirigíveis robóticos, as mesmas têm sido restritas a pequenos dirigíveis para ambientes internos (van der Zwaan *et al.*, 2000; Campos e Coelho, 1999; Shakernia *et al.*, 1999) e a configurações *free-flying* desses dirigíveis como em Zhang e Ostrowski (1999). Além disso, Zhang e Ostrowski (1999) afirmaram que os sistemas, até a época de seus estudos, não tinha incorporado parâmetros físicos relevantes (massa, inércia virtual) e as leis de movimento (lei de Newton), mas apenas a dinâmica do sistema de visão, como atrasos no processamento das imagens.

Com o intuito de aumentar o grau de autonomia de veículos robóticos aéreos, este trabalho de mestrado teve como principal objetivo a aplicação de uma metodologia de controle servo visual em veículos robóticos aéreos para a realização de rastreamento de trajetórias. A plataforma considerada para o estudo foi o dirigível robótico AS-800 para ambientes externos do projeto AURORA. Uma das maiores dificuldades no controle desse robô é devido ao seu grande volume e baixa densidade, o que se traduz em alta sensibilidade a distúrbios como vento e turbulência, que não estão presentes em ambientes internos, além de suas não-holomicidades. Outro aspecto investigado neste estudo, o qual representa um diferencial de enfoque, é a utilização do controle servo visual baseado em retas, uma vez que a grande maioria dos esforços na pesquisa são devotados à utilização de pontos na imagem (Andreff *et al.*, 2000).

1.4 Proposta e contribuição

Controle servo visual é uma área do conhecimento onde diversas sub-áreas estão fortemente interligadas. Pela própria definição do termo controle servo visual (vide Seção 1.2), este é caracterizado pela presença marcante de teorias de controle, visão computacional, processamento de imagens, robótica, inteligência artificial e mecânica. Estas, por sua vez, englobam outro grande número de áreas afins. Portanto, controle baseado em visão é multidisciplinar por natureza e requer o domínio de suas partes para um projeto eficiente de sistemas.

Além da capacidade de análise crítica e de avaliação da literatura existente na área de controle servo visual aplicada a veículos robóticos, esta dissertação traz as seguintes contribuições ao estado da arte em veículos robóticos aéreos:

- aplicação da metodologia proposta por Espiau *et al.* (1992) para o caso de veículos robóticos aéreos, utilizando o modelo dinâmico do dirigível como plataforma de estudo;
- desenvolvimento de um sistema de controle servo visual que permita o seguimento de trajetórias como, por exemplo, estradas, rios, dutos, ou qualquer marcação que possa ser definida por reta(s). Isto contribuirá para o aumento da autonomia do sistema;
- uma análise da convergência do erro, durante o rastreamento de trajetórias, pela atualização *on-line* da matriz de interação ao invés de considerá-la constante. A relação custo/benefício também é discutida para fins de decisão no projeto de sistemas;
- uma análise da influência dos parâmetros do controlador na execução de tarefas de rastreamento de trajetórias baseado em visão pelo dirigível em questão;
- a estimação ótima dos parâmetros de características na imagem durante a execução das tarefas pelo dirigível robótico. Na prática, a estimação visa encontrar soluções para casos de perda temporária das características úteis na imagem, para o tratamento das medições ruidosas e a minimização dos efeitos das perturbações oriundas do ambiente, como a turbulência atmosférica.

1.5 Estrutura da dissertação

Esta dissertação encontra-se estruturada de forma que o Capítulo 2 fornece uma introdução aos sistemas de controle baseados em visão, suas aplicações, dificuldades e linhas abertas de pesquisa. Uma abordagem genérica sobre o processo de extração e rastreamento de características na imagem também é apresentada neste capítulo, que contempla os algoritmos mais utilizados na prática. Comentários sobre as limitações e a empregabilidade dos algoritmos são feitas para fins de comparação. É neste capítulo onde o controle servo visual é introduzido e os métodos mais utilizados são detalhados. As vantagens e desvantagens de cada método são apresentados, elucidando os motivos pelos quais foi escolhido um em particular e a ele foi dedicada mais atenção.

Após terem sido introduzidas no capítulo anterior, as características do método de controle servo visual baseado na imagem são então descritas em maior profundidade no Capítulo 3. A modelagem dos termos envolvidos são derivados e, ao final do capítulo, um exemplo de aplicação prática em robôs móveis terrestres é desenvolvido passo-a-passo.

O modelo do dirigível robótico para ambientes externos AS-800, principal alvo do projeto de pesquisa, serviu como plataforma de testes do método desenvolvido para o controle servo visual de robôs aéreos. Dentre as inúmeras aplicações possíveis para a metodologia em questão, o Capítulo 4 aborda o problema de rastreamento de trajetórias pelo robô dinâmico e não-holonômico em questão, onde os resultados para diversos casos são apresentados no Capítulo 5.

Finalmente, nas Conclusões Gerais e Perspectivas são apresentados os principais resultados obtidos com o controle baseado em visão, com as devidas discussões e uma orientação para trabalhos futuros.

O Apêndice A apresenta o equacionamento matemático preliminar do movimento, com a descrição da relação de velocidades entre sistemas de coordenadas e do processo de formação da imagem, com os modelos de câmera mais usuais em visão robótica. Uma das ênfases corresponde ao modelamento preliminar da interação entre a câmera e o ambiente de trabalho do robô. O método de cálculo genérico da matriz de interação, introduzida no Capítulo 2 e apresentado em detalhes no Capítulo 3, é utilizado particularmente para o caso de retas, segmentos de retas e baseada em círculos no Apêndice B. Neste trabalho, utilizou-se o ambiente de simulação, previamente concebido pelo grupo CenPRA (Brasil)–INRIA (França)–IST (Portugal), para os testes, projeto e validação final, detalhado no Apêndice C.

Capítulo 2

Controle de robôs baseado em visão

Neste capítulo, as estratégias clássicas de controle baseado em visão são apresentadas. Cada método possui vantagens e desvantagens, que são mostradas e discutidas, propiciando o aparecimento das estratégias híbridas. Entretanto, qualquer que seja o método, é preciso retirar informações úteis a partir das imagens para poder realimentar o sistema de controle. As formas usuais de extração e rastreamento dessas características provenientes do sensor (câmera) são introduzidas e analisadas.

2.1 Introdução

Pesquisadores e engenheiros têm concentrado esforços na utilização de informações provenientes de imagens há várias décadas. O interesse por essa modalidade sensorial é atribuída às suas características particulares como medição sem contato, amplo campo de cobertura e aplicação, além de fornecerem grande quantidade de informação com custo reduzido por bit de dado. A redução do custo dos recursos computacionais de alto desempenho e os avanços recentes nas áreas de processamento de imagens, permite-nos incorporar os sensores de visão como fonte de realimentação na malha de controle. Uma lista compreensível das aplicações de controle baseado em visão foi descrita no estudo de Corke (1993). Em relação ao controle servo visual, Silveira *et al.* (2002b) apresentaram várias aplicações de técnicas a veículos robóticos terrestres e aéreos.

A visão computacional pode ser útil em robótica em dois níveis principais: *decisão*, onde as informações provenientes das imagens capturadas são usadas para planejar tarefas; e *controle*, através da realimentação dos sinais visuais para o comando do robô segundo a estratégia definida. Dentro desse contexto, pode-se empregar a visão computacional para atuar nesses níveis sob basicamente quatro perspectivas:

- visão passiva, que está limitada ao estudo de informações visuais em uma vista, pela análise da cena, a duas ou três vistas em diferentes locais do espaço (visão estereoscópica) ou em tempos diferentes (análise de movimento);
- visão dinâmica, que corresponde ao estudo de informações visuais durante uma sequência de movimentos e explora, sem controlar, o movimento da câmera ou dos objetos da cena;
- visão ativa, que estuda o controle ativo dos parâmetros da câmera para beneficiar os processos de aquisição, processamento de imagens e do controle baseado em visão;
- controle servo visual, que envolve os problemas e aplicações da visão no controle de sistemas, abrangendo aspectos de realimentação, dinâmica e estimação de parâmetros.

Existe uma quantidade relevante de publicações na literatura envolvendo as três primeiras perspectivas, principalmente visão ativa por englobar muitos dos aspectos das anteriores. Este campo aberto de pesquisa envolve o estudo de mudanças nos parâmetros da câmera de forma a capturar a melhor imagem possível. Os exemplos de parâmetros são: para uma única câmera, a postura (posição e orientação), o foco e o zoom; para um par de câmeras, a linha de base e a vergência; para uma câmera em movimento, a estimação dos parâmetros do próprio movimento (ego-movimento) como velocidade e aceleração.

A aplicação de visão na malha de realimentação dos sistemas de controle emergiu como um campo de pesquisa independente na década de 90, graças ao estágio tecnológico e às suas inúmeras utilidades. Uma das dificuldades no controle de sistemas baseado em visão, comparativamente aos tradicionais, é a latência existente no processo de aquisição e do processamento das informações contidas nas imagens. Os principais processos envolvidos em uma malha de controle na qual se realimentam sinais provenientes do sensor de visão (câmera CCD) são enumerados abaixo, onde a estimativa do tempo envolvido em cada um dos processos foi extraída do trabalho de Vincze (2000).

1. aquisição da imagem (20–40ms);
2. processamento da imagem (3–300ms);
3. cálculo do sinal de controle ou estratégia de movimento (1–40ms);
4. transferência do sinal para o robô (10–200ms);
5. mover o robô (20–1000ms).

Percebe-se então que um *loop* leva de, no mínimo, 60ms até mais que 1s, dependendo de vários fatores, por exemplo: do tipo e natureza do processamento necessário para o rastreamento (abordado na próxima seção); da estratégia de controle servo visual utilizada (Seção 2.3); bem como da arquitetura e tecnologia do processamento do sinal. Dentre as possíveis arquiteturas de processamento, a Figura 2.1 enumera as mais usuais.

Embora as operações numa arquitetura *on-the-fly* não possuam latência, são raros os casos onde tal arquitetura permite aplicações práticas devido à exigência de simplicidade no algoritmo de processamento das imagens, como exemplo no rastreamento de um diodo emissor de luz (LED). A maioria das implementações existentes de controle servo visual é baseada em processamento *pipeline*. A vantagem dessa arquitetura é a sua alta taxa de amostragem ao custo de uma latência elevada. Os atrasos podem causar problemas de instabilidade no sistema de controle e devem ser investigadas soluções adequadas para tratá-los em cada caso.

2.2 Extração e rastreamento de características na imagem

Qualquer um dos métodos possíveis para se realizar uma tarefa baseada em imagens, deve ser precedido de extração de informações relevantes da imagem. Entende-se por informações relevantes, aquelas úteis e necessárias para alimentar o sistema de controle ou de decisão.

Grande parte dos autores e da pesquisa envolvendo controle servo visual, baseia-se em objetos na imagem que se distinguem ou são de fácil separação do restante da imagem. Algumas características interessantes foram descritas por Shi e Tomasi (1994). Ao processo de separação dessas características presentes nas imagens dá-se o nome de segmentação da imagem. Vários trabalhos têm se concentrado em objetos pintados de branco, na utilização de marcações artificiais na cena

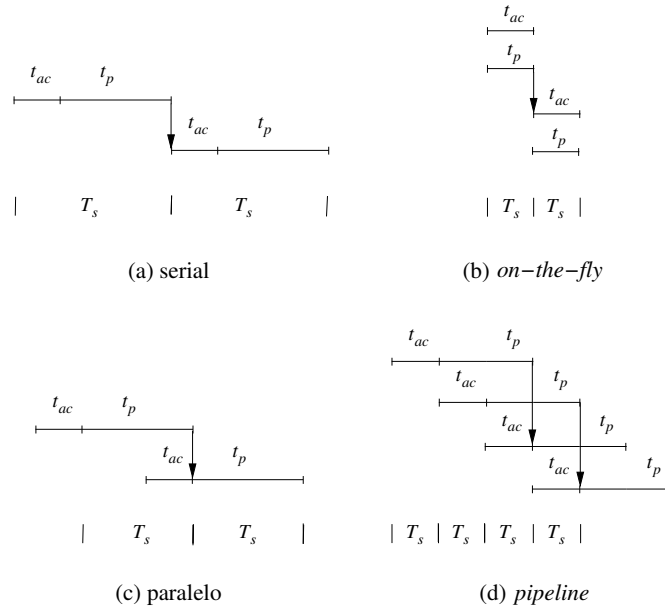


Figura 2.1 — *Arquiteturas possíveis para a aquisição e processamento de imagens, onde t_{ac} é o tempo de aquisição da imagem, t_p o tempo de processamento e T_s é o período de amostragem.*

ou nas cores específicas do objeto. Normalmente, utiliza-se alguma informação adicional para tal segmentação. No caso de ambientes não estruturados, usualmente procede-se uma extração de regiões com alto contraste, como bordas e vértices dos objetos. As características de imagem pertencentes ao objeto-alvo mais estudadas têm sido em torno de pontos (Andreff *et al.*, 2000). Entretanto, outras características também podem ser usadas como informação para o sistema de controle, como retas ou segmentos de retas na imagem (Rives e Borrelly, 1997; Silveira *et al.*, 2001b), área projetada de uma superfície ou a área relativa entre superfícies (Weiss e Anderson, 1987), centróide (Chaumette *et al.*, 1991a; Carvalho *et al.*, 2000) e momentos de ordem superior e parâmetros de elipse (Rives e Michel, 1993; Azinheira *et al.*, 2002).

Portanto, antes da aplicação real de controle servo visual é imprescindível a resolução desses problemas potencialmente difíceis e que requerem, em sua maioria, grande poder computacional. Um exemplo de metodologia para navegação de robôs está mostrado na Figura 2.2 (Carvalho *et al.*, 1999). A partir da imagem inicial 2.2(a), deve-se planificar uma trajetória mínima entre os marcadores, mostrados na Figura 2.2(c) como pequenos pontos. Para atingir o objetivo final, faz-se necessário encontrar o robô e um caminho livre dos obstáculos, mostrados na Figura 2.2(d), que também foram extraídos através do processamento da imagem inicial, descrito em detalhes no trabalho de Silveira *et al.* (2001f). O controle (que corresponde ao mais baixo nível da hierarquia) foi implementado segundo Oliveira e Carvalho (1999). Na Figura 2.3 tem-se a aplicação da mesma metodologia para a navegação em ambientes externos (Elfes *et al.*, 1999).

Uma estratégia comumente implementada para minimizar a exigência computacional é a estratégia de segmentação e rastreamento de parâmetros na imagem baseada em regiões de interesse (*Regions Of Interest*, ROI). Esta possibilidade é devida ao fato de que, nas imagens, apenas uma pequena parte do todo possui informação relevante e é nesta parte que a atenção é concentrada (*Focus Of Attention*, FOA). Também bastante utilizada é a técnica de subamostrar a imagem. Estas estratégias permitem uma redução do custo de processamento de imagens sem perdas significativas de desempenho, pois o processo fica restrito a apenas uma parte da imagem

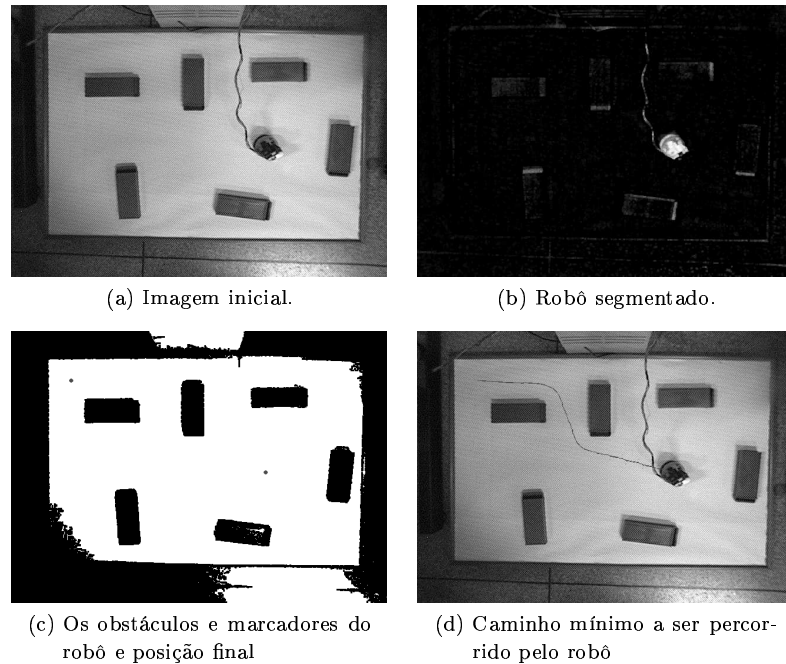


Figura 2.2 – Metodologia para navegação de robôs baseada em imagens aéreas.

completa, o que propicia um controle do sistema em tempo real. Outra abordagem possível baseia-se no desenvolvimento de arquiteturas especiais de *hardware*, como circuitos dedicados ou de aplicação específica (ASIC) e sistemas com processamento paralelo.



Figura 2.3 – Aplicação da metodologia de navegação em ambientes externos.

Os algoritmos de rastreamento baseados em janelas operam tipicamente em duas etapas: extração de características e atualização da localização da janela. Nessas estratégias, outro parâmetro a ser otimizado está relacionado ao tamanho ideal da janela. Se por um lado grandes janelas permitem rastrear uma quantidade maior de objetos, com movimentos mais velozes e com vários tipos de distorções na imagem, por outro lado reduzem a velocidade do processamento. Janelas pequenas podem causar a perda constante das características relevantes na imagem, o que pode deteriorar todo o processo e forçar buscas repetitivas em toda a imagem. Silveira *et al.* (2001a) apresentaram uma aplicação onde, pela utilização de múltiplas janelas no processamento

de imagens, permite-se não somente uma redução no tempo de computação dos parâmetros mas também uma aproximação de curvas suaves por retas, facilitando o rastreamento. Pode-se observar, também, que outro fator a ser definido é quanto a distância de ambas janelas. Este fator possui um papel importante no desempenho da tarefa, pois quanto mais próximas elas forem definidas, mais fielmente o robô seguirá a curva. Portanto, esta distância é outro parâmetro relevante a ser configurado, sendo fortemente dependente da missão.

De forma a proceder ao projeto de sistemas de rastreamento visual, é importante analisar alguns fatores que são determinantes na escolha do método e, por consequência, no sucesso do rastreamento. Dentre eles, temos:

- características que melhor distinguem o alvo de interesse como, por exemplo, cor, aparência e formato. Geralmente não se tem uma resposta exata, mas uma boa aproximação pode ser decisiva para o êxito do projeto;
- condições as quais o objeto estará susceptível durante o processo. Por exemplo, as condições de luminosidade, variação de postura do alvo ou da câmera, bem como a dinâmica que governa essas mudanças;
- informações a respeito do objeto as quais podem ser assumidas *a priori*. Por exemplo, sobre sua estrutura 3D ou se é possível sua reconstrução/aprendizagem;
- conhecimento do tipo de informação e da frequência de alimentação desse sistema tornam-se necessários para atingir o desempenho requerido.

Qualquer que seja o método a ser implementado, é comum que o mesmo seja precedido por uma pré-filtragem da imagem bruta. Os métodos mais utilizados atualmente podem ser classificados de acordo com os seguintes critérios:

1. Rastreamento por segmentação;
2. Rastreamento baseado em *templates*;
3. Rastreamento baseado em contornos ativos.

2.2.1 Rastreamento por segmentação

Neste tipo de algoritmo, utiliza-se uma função de segmentação da imagem. Para o projeto dessa função, é importante a definição e a caracterização dos aspectos intrínsecos do objeto-alvo a ser segmentado como cor, textura, intensidade, contraste e movimento. O algoritmo básico pode ser resumido por:

Passo 1. (*inicialização*) Projete uma função de segmentação π e identifique uma região de interesse $\mathcal{W}_0$ na imagem inicial I_0 . Retire as informações relevantes $\bar{P}_0$ e calcule a posição $\xi_0 = \eta(\bar{P}_0)$ dessa região;

Passo 2. (*loop*) Para cada aquisição i de uma nova imagem $I_1, I_2 \dots I_j$ faça:

- 2.1. retire a região $\mathcal{W}_i$ a partir da estimação da posição ξ_{i-1} em I_i ;
- 2.2. execute o algoritmo de segmentação e encontre $\bar{P}_i = \pi(\mathcal{W}_i)$;
- 2.3. calcule $\xi_i = \xi_{i-1} + \eta(\bar{P}_i)$.

Embora este algoritmo possua a limitação de rastreamento de um único objeto de interesse na imagem e uma função de segmentação constante durante todo o processo, variações existem de forma a estendê-lo. Assim, é possível extrair informações sobre posição e tamanho de múltiplos objetos, bem como implementar funções variantes no tempo pela adição de mais conhecimento a respeito dos objetos e sobre mudanças no ambiente.

Os algoritmos baseados em segmentação podem obter boa precisão sob determinadas circunstâncias e, embora bastante simples, muitas funções de segmentação são custosas computacionalmente. Em muitos casos, as mesmas são implementadas em *hardware* para atingir índices de desempenho adequados.

2.2.2 Rastreamento baseado em *templates*

No rastreamento baseado em *templates*, faz-se uma varredura do *template* em toda a imagem na tentativa de encontrar o melhor casamento. Utiliza-se, portanto, uma medida de correlação para quantificar esse casamento. Podemos descrever o algoritmo básico para esse método de rastreamento da seguinte forma:

Passo 1. (*inicialização*) Escolha a região de interesse $\mathcal{W}_0$ na imagem I_0 que melhor enquadra o objeto-alvo. A localização de $\mathcal{W}_0$ é dada por ξ_0 ;

Passo 2. (*loop*) Para cada aquisição i de uma nova imagem $I_1, I_2 \dots I_j$ faça:

2.1. realize uma varredura em toda a imagem I_i utilizando uma medida de correlação que quantifique o melhor casamento de $\mathcal{W}_{i-1}$ nesta imagem. É atribuída a localização ξ_i do template à posição vencedora;

2.2. retire a região $\mathcal{W}_i$ a partir de I_i na posição ξ_i .

onde a sequência das coordenadas ξ_i , $i = 0, 1 \dots j$, durante o processo descreve o movimento das posições do objeto-alvo.

Este algoritmo possui algumas limitações e desvantagens que, por vezes, não o torna aplicável em situações práticas. Este método assume que a aparência do objeto é constante ou pouco variante quadro-a-quadro. Permite-se variações na translação, porém mudanças rápidas na postura, iluminação ou oclusões podem deteriorar todo o processo. Outra desvantagem desse método decorre da sua própria estrutura, que força a uma computação da correlação em todas as localizações possíveis do objeto, embora existam várias alternativas para reduzir esse montante de operações. Embora extensões para reconstruir a orientação, a escala, entre outras, podem ser realizadas, o custo computacional cresce exponencialmente e muitas aplicações reais tornam o seu uso proibitivo. Uma introdução a esse método de rastreamento pode ser encontrada no trabalho de Shi e Tomasi (1994) e várias alternativas para torná-lo mais robusto e eficiente no trabalho de Hager e Belhumeur (1998).

2.2.3 Rastreamento baseado em contornos ativos

Contornos ativos, também conhecido por *snakes*, são relacionados ao processo automático de rastreamento de vários objetos de interesse através do emprego da coerência entre imagens. Tais contornos são aplicáveis em várias situações e têm sido usados para segmentação, detecção de bordas, modelamento de formas e rastreamento visual. Na teoria clássica de *snakes* são utilizados conceitos de minimização de energia. Recentemente, as aplicações práticas tendem a

utilizar abordagens baseadas em *splines*. O algoritmo básico desta modalidade de rastreamento é dado abaixo:

Passo 1. (*inicialização*) Identifique um contorno inicial $\mathcal{C}_0$ na imagem inicial I_0 ;

Passo 2. (*loop*) Para cada aquisição i de uma nova imagem $I_1, I_2 \dots I_j$ faça:

- 2.1. Encontre um conjunto de pontos discretos $s_1, s_2 \dots s_n$ que melhor descreve o contorno $\mathcal{C}_{i-1}$;
- 2.2. A cada ponto s_k proceda uma busca, ortogonal ao contorno, por uma borda. Salve a distância d_k do contorno à borda;
- 2.3. Estime um novo contorno $\mathcal{C}_i$ em I_i utilizando os pares de informação $(s_1, d_1), (s_2, d_2) \dots (s_n, d_n)$ e usando, por exemplo, uma otimização por mínimos quadrados.

As dificuldades associadas a este método estão relacionadas às inicializações, existências de múltiplos mínimos e, quando da utilização de múltiplos contornos, critérios para dividi-los ou condensá-los. Assume-se, também, que seja possível a obtenção de boa informação de contorno local, circunstância difícil para contornos com oclusões ou com medidas ruidosas.

As vantagens desse método são decorrentes da pequena demanda computacional exigida, pois as operações são simples, e à precisão atingida quando utiliza-se uma amostragem densa e se o contorno é visível. Para uma leitura mais aprofundada, o leitor pode se referir ao trabalho de Blake e Isard (1998).

2.3 Estratégias de controle servo visual

Tipicamente, os sensores de visão eram explorados numa arquitetura onde a câmera observava o espaço de trabalho para depois mover o robô. Essa arquitetura operava os processos de forma serial (vide Seção 2.1) e em malha aberta, o que levava a degradação da precisão e robustez do sistema. De modo a controlar o movimento da câmera ou dos objetos da cena em malha fechada, aplica-se métodos de controle servo visual (*visual servoing*).

As estratégias de controle servo visual são classificadas classicamente em função da medida de entrada do módulo de comando. Dessa forma, dependendo de qual parâmetro o sinal de erro está relacionado, pode-se dividi-las em:

1. controle servo visual baseado na posição, onde o sinal de erro é definido em coordenadas Cartesianas 3D no espaço de tarefas;
2. controle servo visual baseado na imagem, onde o sinal de erro é definido diretamente em termos de características na imagem;
3. métodos híbridos.

Uma ou mais câmeras, em configurações diferentes e sob as perspectivas apresentadas, podem ser utilizadas para a realização de uma tarefa. De acordo com o local de fixação da câmera, a configuração será classificada em: (1) *eye-in-hand*, quando ela se encontra montada no ponto terminal da cadeia cinemática do robô e no qual a maioria dos trabalhos se baseiam, e (2) *eye-to-hand*, quando a mesma permanece fixa em algum ponto externo ao robô, mas no universo

considerado. Cada uma das possíveis configurações possui suas próprias vantagens e desvantagens. Na posição (1), a câmera possui uma vista parcial porém mais precisa da cena; enquanto em (2) tem uma visão global da cena porém menos precisa. Pode-se tirar proveito de seus benefícios através da utilização de ambas configurações, o que foi demonstrado em Flandin *et al.* (2000).

2.3.1 Controle servo visual baseado na posição

É investigada, inicialmente, a estratégia na qual o controle servo visual é baseado na posição (*Position-Based Visual Servoing*, PBVS), também chamada de controle servo visual 3D, mostrada esquematicamente na Figura 2.4.

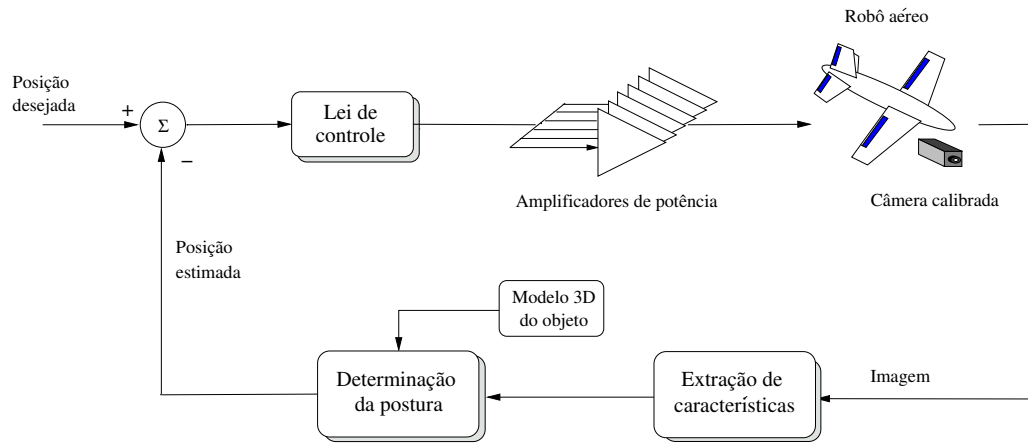


Figura 2.4 – Controle servo visual baseado na posição.

Trata-se de uma estratégia na qual os sinais de controle são definidos em termos das informações tridimensionais em relação a uma referência Euclideana. Dessa forma, sendo o espaço de trabalho do robô $\mathcal{T} \subseteq \mathcal{SE}(3)$ e considerando uma tarefa de posicionamento dos m graus de liberdade de um robô como uma função $E : \mathcal{T} \mapsto \mathbb{R}^m$, o objetivo é promover movimentos adequados de translação e orientação do sistema de coordenadas da câmera, $\mathcal{F}_c$, para que a postura inicial $\bar{r}$ de $\mathcal{F}_c$ se aproxime progressivamente da postura (*pose*) desejada $\bar{r}_d$, dada em relação ao sistema de coordenadas do objeto-alvo $\mathcal{F}_a$

$$E(\bar{r}, t) = \bar{r}(t) - \bar{r}_d(t) = 0 \quad \forall t \in [0, T]. \quad (2.1)$$

A partir desta definição, percebe-se que a estimação da postura $\bar{r}$ do robô, $\hat{\bar{r}}(t)$, a cada iteração é inerente ao processo, o que corresponde a uma das grandes desvantagens do método. Diferentes técnicas estão propostas na literatura e compreendem a visão estereoscópica (Faugeras, 1993), conseguida através da utilização de duas ou mais câmeras para a aquisição de imagens; e através de visão dinâmica, utilizando-se uma câmera em movimento para a aquisição de diferentes tipos de informações visuais. Uma revisão pode ser encontrada em Huang e Netravali (1994).

Essas técnicas supõem o conhecimento *a priori* de um modelo 3D do objeto bem como dos parâmetros intrínsecos da câmera. Portanto, a estratégia do controle servo visual 3D apresenta alguns desafios a serem vencidos para sua implementação em sistemas reais, apresentados esquematicamente na Figura 2.4 e enumerados abaixo:

- necessidade de reconstrução 3D do objeto;
- conhecimento do modelo do objeto para proceder à reconstrução;
- dependência de calibração da(s) câmera(s);
- modelagem precisa do robô, pois o conhecimento da posição de todos os sistemas de coordenadas designados às juntas torna-se necessário;
- capacidade computacional para atender critérios de tempo real.

Os requisitos acima embutem fontes de erros inerentes aos modelamentos e à calibração da câmera que, além de consumirem recursos computacionais preciosos, sugerem tratamento por estimativas. Portanto, a tarefa é bastante sensível aos erros induzidos durante todo o processo, sendo em sua maioria determinantes para o sucesso na realização da tarefa. Essas desvantagens apresentam-se como dificuldades severas às operações em tempo real. Entretanto, pode-se controlar a trajetória do robô no espaço Cartesiano. Em consequência, leis de controle bastante simples podem ser projetadas, permitindo-se também evitar as singularidades do robô ou contornar possíveis obstáculos da cena.

2.3.2 Controle servo visual baseado na imagem

A estratégia de controle servo visual baseado na imagem (*Image-Based Visual Servoing*, IBVS), também chamada de controle servo visual 2D, tem os sinais de controle definidos diretamente em função das informações visuais $s = [s_1, s_2 \dots s_k]^T$ extraídas do plano imagem. A Figura 2.5 mostra esquematicamente este método de controle servo visual.

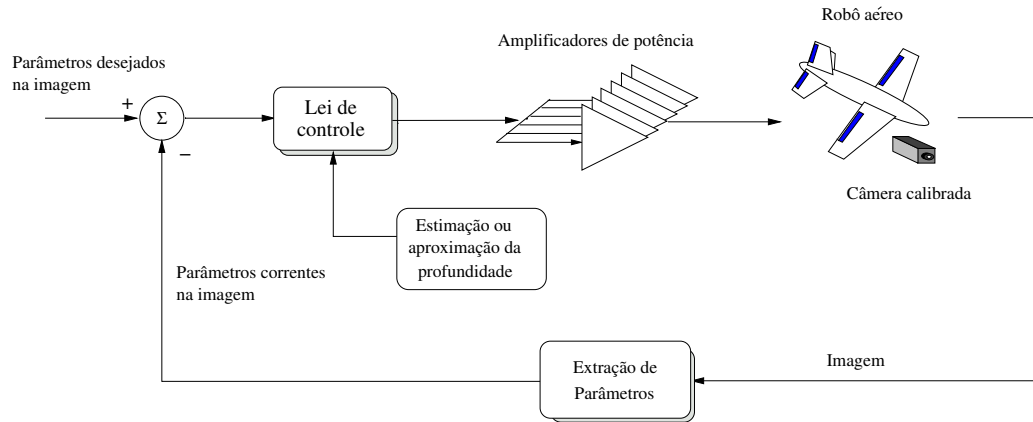


Figura 2.5 – Controle servo visual baseado na imagem.

Dessa forma, tarefas de posicionamento, por exemplo, são definidas como uma função $e_1 : \mathcal{P}_I \mapsto \mathbb{R}^l$, com $l \leq k$ onde $\mathcal{P}_I \subseteq \mathbb{R}^k$ representa o espaço de parâmetros de características da imagem, cujo objetivo, neste caso, é controlar o movimento da câmera de forma que as medidas realizadas na própria imagem $s(\bar{r}, t)$ convirjam para um valor desejado s_d , ou seja,

$$e_1(s, t) = D(t) (s(\bar{r}, t) - s_d) = 0 \quad \forall t \in [0, T], \quad (2.2)$$

onde a matriz $D(t)$ é uma matriz de combinação. Uma das vantagens da existência dessa matriz é a possibilidade de se utilizar mais sinais visuais do que a dimensão requerida para a classe de ligação virtual (detalhadas no próximo capítulo) da tarefa específica.

Os valores desejados para os sinais s_d na imagem podem ser obtidos de duas formas: através das próprias equações analíticas de projeções ou através do método *teach by showing*, no qual o robô é movido até a posição desejada e a imagem correspondente a essa posição é usada para determinar s_d . Portanto, como a tarefa é definida em termos de características na própria imagem, não existe a necessidade da fase de estimação da postura $\hat{r}(t)$ imprescindível para o controle servo visual 3D. Logo, o método de controle servo visual baseado na imagem possui as seguintes vantagens (compare Figuras 2.4 e 2.5):

- não há a necessidade de reconstrução 3D do objeto;
- não é necessário o conhecimento do modelo do objeto;
- não é necessária a calibração da câmera;
- capacidade de processamento torna-se reduzida em relação ao controle servo visual 3D.

Por outro lado, a estratégia IBVS possui como principal desvantagem a perda do controle sobre o movimento Cartesiano do robô. Além disso, é preciso estimar a dimensão subentendida da posição do robô ao objeto z_i (profundidade), o que pode ser observado na Equação (A.19) e ilustrado na Figura 2.5. Para a solução deste problema, Papanikolopoulos e Khosla (1993) propuseram um método de computação on-line utilizando técnicas de controle adaptativo, Jägersand *et al.* (1997) de estimação *on-line* e Suh (1993) utilizou técnicas de redes neurais. Outra abordagem para amenizar este problema é através da aproximação de z_i pela profundidade final desejada z_{id} , ao custo de convergência mais lenta da função erro e para condições iniciais próximas da final (Espiau *et al.*, 1992; Silveira *et al.*, 2001d).

Embora a função erro de posicionamento e_1 seja completamente definida no espaço sensorial (imagem), os movimentos do robô são definidos em termos de coordenadas de juntas q_j , $j = 1, 2 \dots m$, de coordenadas do espaço de tarefas, ou de velocidades para cada unidade motora. Todavia, torna-se necessário relacionar os movimentos da câmera $T_c \in \mathbb{R}^m$ com os movimentos decorrentes dos sinais no plano imagem ($\dot{s}$), o que é realizado via matriz de interação $L^T : \mathcal{T} \mapsto \mathcal{P}_I$

$$\dot{s} = L^T(s, z) T_c \quad (2.3)$$

com $L^T \in \mathbb{R}^{k \times m}$, e posteriormente expressá-los, através da inversa do Jacobiano

$$\dot{q} = J_r^{-1}(q) T_c, \quad (2.4)$$

como velocidades para os atuadores do robô. A matriz de interação é deduzida, para o caso específico de pontos, no Apêndice A. O Capítulo 3 é dedicado ao estudo mais aprofundado dos fundamentos do IBVS, aspectos de modelamento, dedução da matriz de interação para primitivas geométricas genéricas, formalismos e exemplos de utilização de tal metodologia. A grande maioria dos estudos e experimentações atuais está sendo conduzida utilizando essa estratégia devido às vantagens apresentadas acima e, por esses motivos, será adotada para o controle servo visual do dirigível robótico (Capítulo 4).

2.3.3 Métodos híbridos

Compreende os métodos que tentam evitar as desvantagens de cada método descrito anteriormente, e aproveitar suas vantagens individuais. Os métodos híbridos desenvolvidos até os dias atuais utilizam IBVS para alguns graus de liberdade, e outras estratégias de controle para os graus remanescentes.

Dentre os métodos híbridos propostos na literatura, podemos destacar: *Visual Compliance* (Castano e Hutchinson, 1994), onde IBVS é usado para controlar a translação paralela ao plano imagem, enquanto PBVS para o controle de profundidade, sendo útil para tarefas de inserção; $2D\frac{1}{2}$ (Malis *et al.*, 1999), onde o controle de posicionamento do robô é feito em parte no espaço Cartesiano 3D e em parte no espaço sensorial 2D; método do desacoplamento (Deguchi, 1998), que segue a linha anterior e promove o desacoplamento total do movimento de translação com o de rotação, através do uso de homografia entre a imagem inicial e final para objetos planares, e condições epipolares (Faugeras, 1993) para objetos 3D genéricos; e controle servo visual particionado (Corke e Hutchinson, 2000), onde apenas a rotação e translação em torno do eixo óptico recebem tratamentos especiais, enquanto os graus de liberdade remanescentes utilizam IBVS.

2.4 Conclusão

Diversas metodologias para a utilização de informações visuais em sistemas de controle, navegação e decisão para robôs têm sido propostas. Entre elas, o formalismo do controle servo visual tem recebido maior atenção dos pesquisadores devido à sua forma de utilização em malha fechada de controle, o que garante um maior nível de precisão e a robustez ao sistema, além de seu amplo espectro de aplicações.

Algoritmos de controle baseados em visão lidam com o desafio constante da otimização do processamento de imagens, como a extração e interpretação das características visuais relevantes, que se apresentam como problemas potencialmente difíceis de solucionar e que normalmente requerem grande poder computacional.

De posse das informações visuais de interesse para a aplicação específica, procede-se ao projeto da lei de controle que irá promover os movimentos necessários do robô para a realização da tarefa. Neste ponto, questões como estabilidade e robustez devem ser criteriosamente investigadas. Uma análise detalhada dos problemas de estabilidade e convergência para os dois métodos clássicos apresentados pode ser encontrada em Chaumette (1998). O próximo capítulo é dedicado ao estudo mais aprofundado dos fundamentos do IBVS, aos aspectos de modelamento, aos formalismos e à apresentação de um guia de procedimentos para o projeto de controle servo visual baseado na imagem.

Capítulo 3

Controle servo visual baseado na imagem: fundamentos

Após a introdução das estratégias clássicas e dos métodos híbridos de controle servo visual no capítulo anterior, o presente capítulo concentra a atenção no método em que a tarefa é definida no próprio plano imagem (IBVS). Qualquer que seja o método utilizado para controlar o robô pela realimentação de sinais visuais, três pontos principais devem ser criteriosamente solucionados:

- a especificação da tarefa em termos dos sinais a serem controlados;
- uma escolha apropriada e robusta de métodos de processamento de imagens, de modo a extrair os parâmetros relevantes para a tarefa;
- o projeto de uma lei de controle eficiente para que a imagem inicial, vista pelo sistema, possa convergir para a imagem desejada.

De forma a apresentar uma estrutura coerente para o projeto completo de controle servo visual baseado na imagem, a abordagem por Função de Tarefa (Samson *et al.*, 1990) e os procedimentos desde o nível de especificação ao nível de controle são formalizados. Uma referência básica da abordagem pode ser encontrada em Espiau *et al.* (1992). Embora a apresentação esteja restrita a sensores de visão por motivos evidentes, a metodologia é válida para várias classes de sensores e de aplicações.

3.1 A matriz de interação

Para a formalização do problema a ser apresentado, assume-se que o sinal $s = [s_1, s_2 \dots s_k]^T$, o qual representa os k parâmetros de saída do sistema de visão, seja uma função apenas da posição e atitude relativas entre o sistema de coordenadas da câmera $\mathcal{F}_c$ e do objeto-alvo $\mathcal{F}_a$. A saída sensorial pode ser escrita então como $s(\mathcal{F}_c, \mathcal{F}_a)$. O objeto pode mover-se no espaço livre e será parametrizado como uma função do tempo t . Supondo que a câmera esteja embarcada em um robô com m graus de liberdade, a postura do sistema robótico pode ser descrita como um elemento $\bar{r}$ em um espaço de trabalho $\mathcal{T} \subseteq \mathcal{SE}(3)$ ¹, ou seja, $\bar{r} \in \mathcal{T} \subseteq \mathbb{R}^m$ com $m \leq 6$. Assim, podemos reescrever o vetor de parâmetros da imagem como $s = s(\bar{r}, t)$, resultado do mapeamento $\mathbf{S} : \mathcal{T} \mapsto \mathcal{P}_I$.

¹O $\mathcal{SE}(3)$ corresponde ao grupo Euclidiano especial e compreende o espaço de configurações de corpos rígidos (posição e atitude), isto é, $\mathcal{SE}(3) \triangleq \mathbb{R}^3 \times \mathcal{SO}(3)$. Vide o Apêndice A para maiores detalhes.

O vetor s corresponde à parametrização $\bar{P}_j$ de cada uma das $\wp$ primitivas geométricas envolvidas na tarefa específica, $s = [\bar{P}_1, \bar{P}_2 \dots \bar{P}_\wp]^T$, e podem corresponder, por exemplo, às coordenadas do centróide do objeto no plano imagem, à orientação e o tamanho de segmentos no caso de segmentos de retas, entre outras formas (vide Seção 2.2). Devido às suas propriedades matemáticas, s admite uma diferenciação em relação ao tempo, representada por um elemento do espaço tangente ao $\mathcal{T}$, o que corresponde ao produto de tensores:

$$\dot{s} = \frac{\partial s}{\partial \bar{r}} \bullet \frac{\partial \bar{r}}{\partial t} = H \bullet {}^aT_c \quad (3.1)$$

onde H corresponde ao tensor que caracteriza a variação do sinal s e $T_c = [V, \Omega]^T$ é o vetor de velocidades (lineares e rotacionais) do sistema de coordenadas $\mathcal{F}_c$ em relação a $\mathcal{F}_a$. De acordo com o mapeamento bilinear dos tensores (vide Seção A.2.3), podemos escrever

$$\dot{s} = H \bullet {}^aT_c = L^T {}^aT_c \quad \text{com} \quad L^T = H \begin{bmatrix} 0 & \mathbb{I}_3 \\ \mathbb{I}_3 & 0 \end{bmatrix}. \quad (3.2)$$

Definição 3.1. A matriz de interação $L^T \in \mathbb{R}^{k \times m}$ é um mapeamento local entre o espaço tangente de $\mathcal{T}$ em $\bar{r}$ e o espaço tangente de $\mathcal{P}_I$ em s .

Para o caso onde o objeto-alvo é imóvel, aT_c corresponde apenas ao movimento da câmera em relação ao sistema de coordenadas de referência $\mathcal{F}_0$, ou seja, ${}^aT_c = {}^0T_c = T_c$. Tal movimento, por exemplo, pode ser induzido pelo movimento das juntas, com coordenadas q_j , $j = 1, 2 \dots m$, de um braço manipulador com a câmera montada em sua garra. A propagação da velocidade de $\mathcal{F}_c$ em função do movimento das juntas é representado pelo Jacobiano $J(q) \in \mathbb{R}^{m \times m}$ de posto (*rank*) cheio, isto é,

$$T_c = J(q) \dot{q}. \quad (3.3)$$

Para o caso onde o objeto-alvo possui mobilidade, com velocidade dependente do tempo t , a Equação (3.2) é descrita por

$$\dot{s} = L^T {}^aT_c = L^T ({}^0T_c + {}^0T_a) = L^T {}^0T_c + \frac{\partial s}{\partial t} \quad (3.4)$$

com $\frac{\partial s}{\partial t} = \frac{\partial s}{\partial \bar{r}_a} {}^0T_a$, onde $\bar{r}_a$ representa a postura de $\mathcal{F}_a$ em relação $\mathcal{F}_0$. Na prática, é difícil obter uma expressão analítica para descrever o movimento do objeto $\frac{\partial s}{\partial t}$. Uma das vantagens da metodologia do controle servo visual é o possível rastreamento de objetos móveis mesmo desprezando esta parcela, conseguido através de um controlador eficiente.

Portanto, L^T permite a caracterização da interação entre o sensor e o seu ambiente de evolução. A dependência da matriz é com a natureza do sensor e do objeto, não possuindo referência com a maneira pela qual o movimento do sensor é fisicamente realizado, o que pode ser através de robôs móveis ou manipuladores. Existem várias formas para a determinação da matriz de interação, podendo inclusive ser estimada *on-line* a partir de medições do movimento do robô e dos parâmetros da imagem, como mostrado em Jägersand *et al.* (1997) e em Qian e Su (2002).

Espiau *et al.* (1992) desenvolveram um método analítico de cálculo da matriz de interação para primitivas geométricas genéricas. Desta forma, a matriz de interação calculada no Apêndice A (para objetos na cena parametrizados por pontos) pode ser vista como um caso particular

deste método. A próxima subseção tem por objetivo promover uma revisão sobre esse método devido ao seu caráter generalista, analítico e, principalmente, pelo procedimento intuitivo de especificação de tarefas no espaço sensorial utilizando restrições geométricas (Seção 3.2). Todavia, existem também estratégias de controle servo visual utilizando parâmetros dinâmicos do movimento no plano imagem, como por exemplo através da utilização do modelo afim do movimento, apresentado nos trabalhos de Sundareswaran *et al.* (1996) e em Crétual e Chaumette (2001).

3.1.1 Método de cálculo

Uma primitiva geométrica 3D na cena descrita por funções paramétricas

$$h_i(\bar{x}, \bar{p}) = 0, \quad (3.5)$$

com $i = 1, 2 \dots n$, é projetada no plano imagem como uma primitiva 2D, que pode ser descrita por uma equação paramétrica do tipo

$$g(\bar{X}, \bar{P}) = 0, \quad (3.6)$$

onde $\bar{p}$ é o vetor de parâmetros representativos que caracterizam a postura das primitivas 3D com coordenadas $\bar{x} \in \mathbb{R}^3$ e $\bar{P}$ são os parâmetros da postura da primitiva 2D com coordenadas $\bar{X} \in \mathbb{R}^2$. De modo a satisfazer exigências de controle, é necessário que esses parâmetros sejam contínuos, diferenciáveis e completos. Assim, diferenciando a Equação (3.6) obtém-se

$$\frac{\partial g}{\partial \bar{P}}(\bar{X}, \bar{P}) \dot{\bar{P}} = - \frac{\partial g}{\partial \bar{X}}(\bar{X}, \bar{P}) \dot{\bar{X}}. \quad (3.7)$$

Assumindo o modelo da câmera de orifício, o *teorema da função implícita* assegura, para casos de sinais de visão não degenerados (i.e., uma reta projetada como um ponto), a existência de uma única função $z = \mu(\bar{X}, \bar{p})$. A substituição dessa função na Equação (A.19) do $L_{of}^T(\bar{X}, z)$ fornece $L_{fo}'^T(\bar{X}, \bar{p})$, onde $\dot{\bar{X}}$ pode ser determinado através da Equação (A.20) do fluxo óptico. Pode-se então reescrever a Equação (3.7) como

$$\frac{\partial g}{\partial \bar{P}}(\bar{X}, \bar{P}) \dot{\bar{P}} = - \frac{\partial g}{\partial \bar{X}}(\bar{X}, \bar{P}) L_{fo}'^T(\bar{X}, \bar{p}) T_c. \quad (3.8)$$

A equação (3.8) — que descreve a interação entre a mudança dos parâmetros das primitivas geométricas genéricas $\bar{P}$ no plano imagem em função do movimento relativo da câmera T_c — pode ser resolvida explicitamente por identificação. Entretanto, essa manipulação pode ser problemática mesmo nos casos onde a função $g(\bar{X}, \bar{P}) = 0$ é simples. Um método numérico eficiente é através da identificação a partir de

$$\dot{\bar{P}} = \left\{ - \left[\frac{\partial g}{\partial \bar{P}}(\bar{X}, \bar{P}) \right]^{-1} \frac{\partial g}{\partial \bar{X}}(\bar{X}, \bar{P}) L_{of}'^T \right\} T_c = L^T(\bar{p}, \bar{P}) T_c \quad (3.9)$$

onde a matriz de interação para primitivas geométricas genéricas possui dimensão $L^T \in \mathbb{R}^{2l \times m}$. Para tanto, basta selecionar l pontos $\bar{X}_i$ pertencentes à primitiva no plano imagem e resolver

$$\begin{cases} \frac{\partial g}{\partial \bar{P}}(\bar{X}_i, \bar{P}) &= \alpha_i^T(\bar{P}) \\ -\frac{\partial g}{\partial \bar{X}}(\bar{X}_i, \bar{P}) L_{of}'^T(\bar{X}_i, \bar{P}) &= \beta_i^T(\bar{p}, \bar{P}) \end{cases} \quad (3.10)$$

o que fornece uma matriz de interação numérica final na forma

$$L^T(\bar{p}, \bar{P}) = \begin{bmatrix} \alpha_1^T \\ \vdots \\ \alpha_l^T \end{bmatrix}^{-1} (\bar{P}) \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_l^T \end{bmatrix} (\bar{p}, \bar{P}). \quad (3.11)$$

O cálculo de L^T utilizando a maneira acima requer que a matriz $[\alpha_1 \dots \alpha_l]$ seja não singular, o que é satisfeito quando a dimensão da parametrização $\bar{P}$ é mínima, ou seja, $\det(\frac{\partial g}{\partial \bar{P}}) \neq 0$. De forma intuitiva, isso equivale a escolher l pontos independentes. Alguns exemplos de cálculo da matriz de interação são derivados no Apêndice B, cujas matrizes serão utilizados nas aplicações desenvolvidas ao longo da dissertação.

3.1.2 Possibilidades para a matriz de interação

Como pode-se verificar na Equação (3.11), a matriz de interação associada a sensores de visão, L^T , depende dos parâmetros extraídos da imagem $\bar{P}$, bem como da configuração 3D das suas primitivas $\bar{p}$, a qual é desconhecida *a priori*. Dessa forma, torna-se necessário escolher um modelo $\hat{L}$ para L . Algumas das possibilidades são descritas abaixo:

- $\hat{L}_1 = L(\hat{p}, \bar{P})$, onde $\hat{p}$ é estimado paralelamente à extração dos parâmetros $\bar{P}$ da imagem. Neste caso, a matriz de interação restringe fortemente a trajetória da câmera e, embora indique o caminho mínimo entre a posição inicial e final, pode induzir movimentos inadequados para a câmera;
- $\hat{L}_2 = L(\bar{p}_d, \bar{P})$. Neste modelo, os parâmetros $\bar{p}$ recebem os valores respectivos da posição desejada final s_d e os outros ($\bar{P}$) são atualizados a cada iteração. Para tanto, é necessário o conhecimento ou derivações sobre o formato e geometria dos objetos de interesse na cena;
- $\hat{L}_3 = L(\bar{p}_d, \bar{P}_d)$. Neste caso, ambos parâmetros recebem os valores correspondentes aos da configuração final da câmera com respeito ao ambiente. Portanto, eles são constantes durante toda a realização da tarefa. Este modelo pouco restringe a trajetória da imagem, o que pode levar a movimentos sem garantia de custo mínimo, além da convergência ser assegurada apenas para condições iniciais próximas da final.

Outra contribuição do trabalho corresponde ao estudo de caso, aplicado a veículos aéreos, da comparação do movimento 3D do robô durante a simulação da tarefa utilizando os dois últimos modelos de L^T acima (Silveira *et al.*, 2001d). O estudo apresenta como o comportamento de um veículo omnidirecional, na realização da tarefa de alinhamento com a pista de pouso, é alterado pela atualização *on-line* da matriz de interação. A Figura 3.1 ilustra este estudo de caso para duas condições iniciais distintas do robô aéreo, e o comportamento dos sinais de erro no plano imagem $[\hat{L}_2(\theta_i - \theta_{id}) \text{ versus } \hat{L}_3(\theta_i - \theta_{id})]$ e $[\hat{L}_2(\rho_i - \rho_{id}) \text{ versus } \hat{L}_3(\rho_i - \rho_{id})]$, $i = 1, 2, 3$, são mostradas

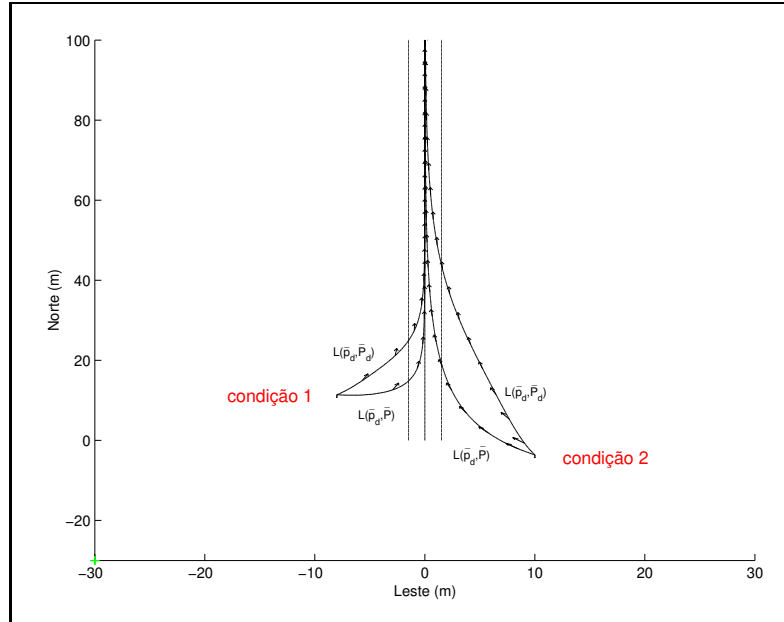


Figura 3.1 – Vista superior (NE) da evolução lateral do veículo, em 2 condições iniciais diferentes para efeito de comparação do movimento Cartesiano do robô, pela utilização de 2 modelos possíveis para a matriz de interação. As três retas pontilhadas representam as retas laterais e central da pista de pouso.

nas Figuras 3.2(a) e 3.2(b). Em ambas condições iniciais, percebe-se uma convergência mais rápida do erro quando o modelo de matriz de interação variante no tempo é utilizado.

Para proceder à melhor escolha do modelo para uma determinada aplicação real, o projetista deve levar em consideração alguns fatores como, por exemplo, tempo de computação dos parâmetros versus desempenho especificado no projeto. Além disso, nos casos onde os parâmetros são atualizados a cada iteração, torna-se necessário monitorar ocorrências de singularidades isoladas na matriz de interação, o que levaria à diminuição do seu posto.

3.2 Especificação de tarefas no espaço sensorial

Freqüentemente, tarefas robóticas são facilmente especificadas, por usuários finais, no espaço sensorial, muito embora os sistemas operem no espaço de configurações $\mathcal{T} \subseteq \mathcal{SE}(3)$ (Rives, 1999). Essa possibilidade existe graças ao difeomorfismo local existente entre os dois espaços, definido anteriormente. Dessa forma, podemos citar alguns exemplos práticos: alinhar o eixo óptico da câmera com o eixo de um tubo, fixar um vetor na imagem paralelo a uma superfície ou mesmo posicionar um robô com câmera em frente a uma porta.

3.2.1 Conceito e tipos de ligações virtuais

A especificação de tarefas no próprio plano imagem tem uma ligação muito próxima com o conceito de ligações mecânicas utilizadas na teoria dos mecanismos, sendo facilmente expressa em termos das restrições geométricas entre o sistema de coordenadas do sensor e o sistema de coordenadas de alguma parte do ambiente.

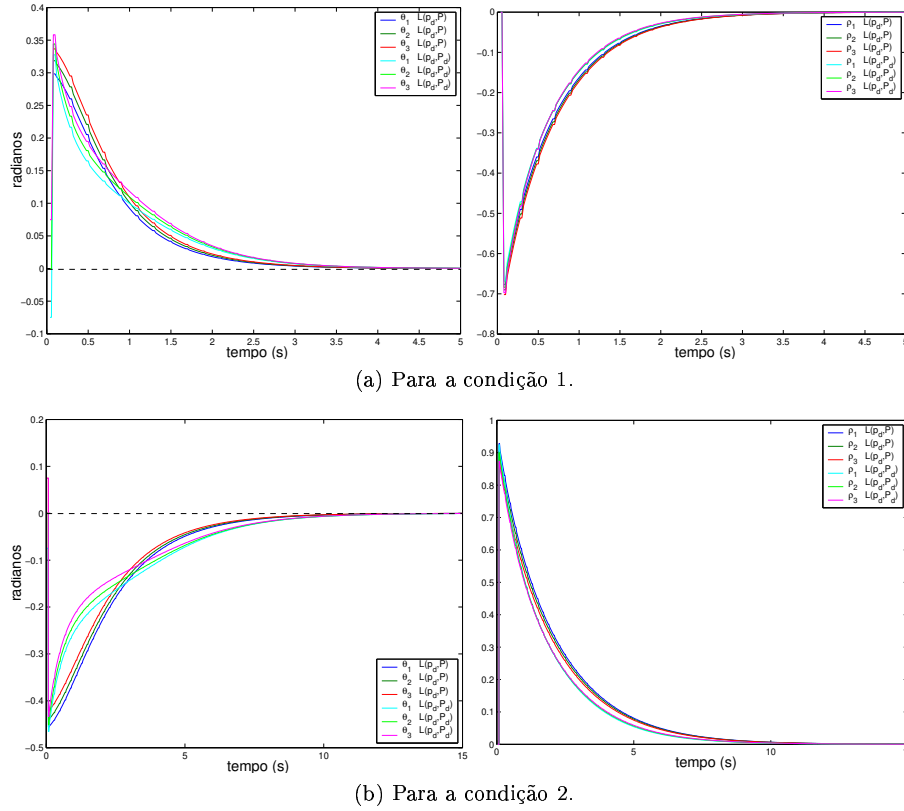


Figura 3.2 – Comparativo entre os sinais de erro no plano imagem durante a realização da tarefa mostrada na Figura 3.1.

Proposição 3.1. Para um dado par sensor/primitiva 3D, e considerando os sinais do sensor iguais a $s = [s_1, s_2 \dots s_k]^T$, é possível relacionar uma certa configuração $\bar{r}_d$ entre $\mathcal{F}_c$ e $\mathcal{F}_a$ a um certo valor s_d do vetor s .

Proposição 3.2. Para o valor de s_d , pode existir deslocamentos do sensor no qual o vetor s permaneça inalterado.

Dessa forma, o vetor de velocidades que garante uma invariância do valor de s (i.e., $\dot{s} = 0$) durante o movimento do sensor são as soluções T_c^* da equação:

$$\dot{s} = L^T T_c^* = 0. \quad (3.12)$$

Definição 3.2. O conjunto de restrições compatíveis no plano imagem, tal que $s(\bar{r}, t) - s_d = 0$, determina o tipo de ligação virtual (*virtual linkage*) entre $\mathcal{F}_c$ e $\mathcal{F}_a$. Sendo $N(A)$ o espaço nulo² de A , a dimensão $c = \dim(N(L^T))$ de T_c^* , ou seja, $c = m - v$ onde $m \leq 6$ e $v = \text{rank}(L^T)$, definirá sua classe.

Dessa forma, as classes principais, para o caso geral ($m = 6$), de ligações virtuais possíveis são dadas abaixo:

²Considerando uma matriz $A \in \mathbb{R}^{k \times m}$, o espaço nulo de A é o subespaço definido por $N(A) = \{x | x \in \mathbb{R}^m \text{ e } Ax = 0\}$.

- **Ligação rígida:** é uma ligação de classe 0 porque nenhum grau de liberdade permanece livre. Essa ligação corresponde à uma tarefa de posicionamento e pode ser implementada utilizando-se pelo menos três pontos no ambiente. Um exemplo é o posicionamento de um robô em frente a uma porta ou janela (exemplo de Aplicação 3.1), pois existe uma postura de equilíbrio entre $\mathcal{F}_c$ e $\mathcal{F}_a$.
- **Ligação prismática:** é uma ligação de classe 1, onde tem-se um grau de liberdade livre que corresponde a uma translação. Pode ser implementada utilizando três retas e como exemplo podemos citar um robô aéreo no rastreamento de uma pista (Silveira *et al.*, 2002a).
- **Ligação de revolução:** é também uma ligação de classe 1 e o grau de liberdade que permanece livre é uma rotação. Pode ser implementada com dois círculos de raios diferentes (Azinheira *et al.*, 2002).
- **Ligação prismática/revolução:** é uma ligação de classe 2 onde dois graus de liberdade, uma translação e uma rotação, permanecem livres. Pode ser implementado utilizando duas retas e corresponde ao caso de inspeção em tubos, pois o robô pode seguir em espiral ao redor da tubulação (Rives e Borrelly, 1997).
- **Ligação plano/plano:** tem-se um ligação de classe 3, com 2 translações paralelas ao plano e uma rotação ao redor da normal ao plano sem restrições.
- **Ligação rótula:** também de classe 3, pois permite as três rotações ao redor de um ponto. Um exemplo é manter uma bola no centro da imagem (Zhang e Ostrowski, 1999).

3.2.2 Um guia de procedimentos

O procedimento de especificação de tarefas está muito relacionado com as ligações virtuais, correspondendo ao primeiro passo no projeto de aplicação de técnicas de controle servo visual. Para uma completa especificação no espaço sensorial, o projeto deve seguir os seguintes passos principais:

1. definição da tarefa principal a ser realizada e que, por consequência, determina o tipo de ligação virtual associado, através do conhecimento dos graus de liberdade da câmera que permanecerão livres;
2. seleção da(s) primitiva(s) 3D mais adequada(s) que permita(ão) realizar tal tarefa principal;
3. cômputo do sinal s_d correspondente à imagem final desejada, ou seja, à posição relativa final a ser alcançada entre os dois sistemas de coordenadas. Essa determinação pode ser realizada por *teach by showing* ou analiticamente através das equações de projeção dos parâmetros da cena;
4. obtenção da matriz de interação correspondente às primitivas selecionadas, podendo ser, alternativamente, computada *on-line*. Neste passo também é definido qual modelo da matriz será utilizado (vide Seção 3.1.2 para verificar as possibilidades);
5. cálculo da tarefa secundária no espaço de comandos livres (as tarefas híbridas serão detalhadas na próxima seção). Para o caso de ligações rígidas não existe tarefa secundária;
6. construção de um controlador que integre a tarefa principal e a tarefa secundária (se existir), ao mesmo tempo em que atenda aos requisitos de desempenho do projeto.

Um exemplo detalhado de aplicação de controle servo visual utilizando o procedimento geral de especificação acima foi apresentado por Silveira *et al.* (2001d).

3.3 Abordagem por Função de Tarefa

A modelagem da interação entre a câmera e o ambiente, descrita nas seções anteriores, necessita de uma integração com um método eficiente de comando para o robô. Tal integração pode ser realizada através da abordagem por Função de Tarefa (Samson *et al.*, 1990), dado a seguir. De acordo com o formalismo genérico proposto por estes autores, uma tarefa robótica pode ser definida por uma função de saída e um objetivo de controle. Assim, um sistema PBVS tem seu objetivo de controle definido em termos de trajetórias no espaço Cartesiano e, para sistemas IBVS, uma escolha natural seria a regulação dos sinais sensoriais diretamente no plano imagem.

3.3.1 Conceito de Função de Tarefa

Seja o comportamento dinâmico de um corpo rígido descrito por uma equação geral do tipo

$$M(q)\ddot{q} + G(q, \dot{q}, t) = \Gamma \quad (3.13)$$

onde Γ é o vetor das forças externas aplicadas (torque dos atuadores), $q \in \mathbb{R}^m$ são as coordenadas das juntas, $M \in \mathbb{R}^m$ é a matriz de inércia e G compreende as forças de gravidade, centrífuga, *Coriolis* e de fricção.

O objetivo da tarefa pode, geralmente, ser especificado como a regulação de uma função C^2 m -dimensional $e(q, t)$, chamada de *Função de Tarefa*. Uma tarefa robótica será dada como realizada durante $[0, T]$ se $e(q(t), t) = 0$, $\forall t \in [0, T]$, com parametrização também em função do tempo t para acomodar possíveis marcos visuais móveis. A função de tarefa deve satisfazer propriedades suficientes para garantir um problema de controle bem condicionado. A primeira delas se refere a existência de uma trajetória ideal única $q_r(t)$ tal que $e_r(q(t), t) = 0$, $\forall t \in [0, T]$ com $q_r(0) = q_0$. Outra propriedade é a garantia de não-singularidade da matriz do Jacobiano da tarefa $\frac{\partial e}{\partial q}(q, t)$ em torno de $q_r(t)$. Se todas as condições forem satisfeitas, a função de tarefa é dita admissível.

A partir da equação da dinâmica do sistema e da função de tarefa, se esta for admissível, é possível obter um esquema geral de comando robusto que englobe as estratégias de controle existentes. A diferenciação dupla de $e(q, t)$ permite substituir $\ddot{q}$ na Equação (3.13), ou seja

$$M \left(\frac{\partial e}{\partial q} \right)^{-1} \ddot{e} + G - M \left(\frac{\partial e}{\partial q} \right)^{-1} l = \Gamma \quad (3.14)$$

onde l corresponde ao segundo termo do desenvolvimento de $\ddot{e}(q, t) = \frac{\partial e}{\partial q}(q, t)\ddot{q} + l(q, \dot{q}, t)$.

O sistema integrado exibe duas classes de condições suficientes de estabilidade (no sentido de limitação no sinal $\|e(t)\|$): condições de ganho e condições de modelamento. Em relação ao modelamento, existem aquelas que normalmente são satisfeitas na prática, que são as relacionadas com a dinâmica do robô (e.g, se a matriz de inércia M é definida positiva³), e condições próprias da tarefa na forma

³Uma matriz $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ é dita definida positiva se $x^T A x > 0$, $\forall x \neq 0 \in \mathbb{R}^n$.

$$\frac{\partial e}{\partial q} \left(\frac{\widehat{\partial e}}{\partial q} \right)^{-1} > 0 \quad (3.15)$$

onde o acento circunflexo $\widehat{(\cdot)}$ indica estimação da medida, pela dificuldade de se obter seu cálculo exato. Essa condição essencial caracteriza a robustez da tarefa frente às incertezas e aproximações. Como o interesse real se encontra no movimento da garra, onde o sensor de visão geralmente está montado, é possível escrever $\frac{\partial e}{\partial q} = \frac{\partial e}{\partial \bar{r}} \cdot \frac{\partial \bar{r}}{\partial q}$. Assumindo que o Jacobiano $\frac{\partial \bar{r}}{\partial q}$ é conhecido e não-singular, a Equação (3.15), referente à condição de estabilidade, pode ser reduzida e então reescrita como

$$\frac{\partial e}{\partial \bar{r}} \left(\frac{\widehat{\partial e}}{\partial \bar{r}} \right)^{-1} > 0. \quad (3.16)$$

Como a especificação da tarefa é realizada no espaço sensorial, uma função de tarefa natural é dada por

$$e(s, t) = s(\bar{r}, t) - s_d(t). \quad (3.17)$$

3.3.2 Tarefas híbridas

Dependendo da tarefa a ser realizada, podem existir graus de liberdade não restringidos (isto é, livres) pelo controle servo visual, com um número igual à sua classe c de ligações virtuais. Para os graus de liberdade livres, uma segunda função de tarefa pode ser especificada. Tomando-se a anterior como função principal e_1 e a função e_2 como secundária, a função global passa a ser do tipo $e^T = (e_1^T, e_2^T)$. A propriedade necessária para essa nova função de saída é a sua admissibilidade, o que implica que e_1 e e_2 devem ser compatíveis e independentes. Intuitivamente, a segunda função e_2 deve ser projetada utilizando todos os movimentos livres da ligação virtual associados à e_1 , isto é, que pertençam ao seu espaço nulo.

Uma forma eficiente de combinar as duas funções de tarefa é através do contexto de *tarefas redundantes*. Essa estrutura define as duas tarefas como uma única, porém ponderadas para representar prioridades diferentes. Dessa forma, e_1 é definida como função prioritária e e_2 como uma representação da minimização restrita de uma função custo secundária h_s . A função de tarefa $e_1 \in \mathbb{R}^v$ possui Jacobiano $J_1 = \frac{\partial e_1}{\partial \bar{r}}$ e o projeto de h_s requer o conhecimento de uma matriz W , de tamanho $v \times m$ e posto cheio, tal que

$$R(W^T) = R(J_1^T) \quad (3.18)$$

onde $R(W^T)$ significa o range⁴ de W^T . Essa escolha junto com o Jacobiano J_1 de posto cheio ao longo de $q_r(t)$, garante a realização da tarefa robótica. A estabilidade do sistema durante a realização dessa tarefa será garantida se critério dado a seguir for satisfeito.

⁴Considerando uma matriz $A \in \mathbb{R}^{k \times m}$, a imagem ou range de A é o subespaço definido por $R(A) = \{y \in \mathbb{R}^k \mid y = Ax \text{ com } x \in \mathbb{R}^m\}$.

Definição 3.3. Para matrizes singulares ou retangulares, não existe inversa. Nestes casos, utiliza-se a *inversa generalizada de Moore-Penrose*, também conhecida como pseudo-inversa. As quatro condições que definem as inversas generalizadas, suas propriedades, teoremas e provas podem ser encontradas em Rao e Mitra (1971). A computação da pseudo-inversa da matriz $A \in \mathbb{R}^{k \times m}$ quando $k \leq m$ é dada por

$$A^+ = A^T (AA^T)^{-1}, \quad (3.19)$$

e quando $k \geq m$ é dada por

$$A^+ = (A^T A)^{-1} A^T. \quad (3.20)$$

Para uma matriz A quadrada e não-singular, tem-se que $A^+ = A^{-1}$.

Definição 3.4. Considere a decomposição básica do $\mathbb{R}^m$, $\mathbb{R}^m = N(A) \oplus R(A^+A)$, onde a matriz $A \in \mathbb{R}^{k \times m}$, $R(A)$ é o range de A , e $N(A)$ corresponde ao seu espaço nulo. Assim sendo, $R(A^+A)$ é o complemento ortogonal para $\mathbb{R}^m$ de $N(A)$. É possível então definir um operador de projeção em $N(A)$ como:

$$A^\perp = \mathbb{I}_m - A^+A. \quad (3.21)$$

Portanto, a tarefa de função híbrida (e global) pode ser escrita como uma minimização de h_s , com $e_2 = \frac{\partial h_s}{\partial \bar{r}}^T$ na restrição $e_1 = 0$ (Samson *et al.*, 1988)

$$e = W^+ e_1 + \alpha W^\perp e_2 \quad (3.22)$$

onde α é um escalar de ponderação estritamente positivo, e $W^\perp$ é o operador de projeção no espaço nulo de J_1 , garantindo que a realização da tarefa secundária não provoque efeitos sobre a tarefa principal ($W^+ W^\perp e_2 = 0$, $\forall e_2$). Para a garantia de estabilidade global dessa função é necessário satisfazer-se a positividade de

$$J_1 W^T > 0 \quad (3.23)$$

o que garante, se α for pequeno, a validade da Inequação (3.16) (Samson *et al.*, 1990).

3.3.3 Aplicação ao controle servo visual

Tarefas de controle servo visual baseado na imagem (IBVS) podem ser descritas segundo o formalismo da abordagem de Função de Tarefa (Chaumette *et al.*, 1991b). Neste caso, o objetivo de controle é determinar movimentos adequados do sensor de visão de forma a regular o sinal de erro, portanto dependente do vetor de informações visuais $s(\bar{r}, t)$, em torno de um valor desejado $s_d(t)$. Assim, podemos escrever a seguinte função de saída

$$e_1 = D(t) (s(\bar{r}, t) - s_d(t)), \quad (3.24)$$

onde $D \in \mathbb{R}^{v \times k}$ é uma matriz de combinação que possibilita a inclusão de mais sinais visuais do que a dimensão das restrições que a tarefa servo visual especifica (vide Seção 3.2.1), sendo a matriz do Jacobiano de e_1 dada por $J_1 = \frac{\partial e_1}{\partial \bar{r}} = DL^T$. O formalismo de tarefas redundantes pode então ser aplicado, o que permite utilizar a Equação (3.22) como função de saída global, onde $R(W^T) = R(L)$.

Finalmente, a condição de estabilidade, Equação (3.23), pode ser adequada ao controle baseado em visão, correspondendo a satisfazer a inequação

$$DL^T W^T > 0 \quad (3.25)$$

que permite a determinação da matriz de combinação D através de L e W . Para que esta condição seja satisfeita, pode-se impor $D = WL$ ou $D = WL^{T+}$ por exemplo. Selecionar $D = WL^{T+}$ traz algumas vantagens do ponto de vista de análise e síntese de controladores robustos, pois $\frac{\partial e}{\partial \bar{r}} = \mathbb{I}_6$ ao invés de $\frac{\partial e}{\partial \bar{r}} = LL^T$.

3.4 Aplicação 3.1: tarefa de posicionamento

O objetivo nesta aplicação de controle servo visual é navegar o robô terrestre Nomad 200 (mostrado na Figura 3.3) a partir de uma imagem inicial, adquirida por uma câmera embarcada e montada sobre um *pan-tilt*, até obter a imagem desejada, baseando-se apenas nos sinais s extraídos das imagens.



Figura 3.3 – Robô móvel terrestre Nomad 200.

Durante a tarefa de posicionamento, o sistema de visão processa as imagens de modo a retirar as informações relevantes para o sistema de controle. Nesta aplicação em particular, as informações correspondem aos centróides de marcações fixas na parede. A sequência de filtros morfológicos utilizada na segmentação foi descrita em detalhes no trabalho de Carvalho *et al.* (2000), do qual são apresentados alguns passos na Figura 3.4.



Figura 3.4 – Alguns dos passos utilizados para a segmentação dos centróides.

O leitor pode se referir à Figura 1.2 onde essa aplicação de controle servo visual está ilustrada com maior clareza, elucidando que seu objetivo é determinar quais movimentos da câmera, T_c , permitirão alcançar uma determinada imagem desejada. A relação entre T_c e a mudança nos sinais da câmera é dada por

$$\dot{s} = L^T T_c . \quad (3.26)$$

Seguindo com o procedimento de especificação descrito anteriormente, essa aplicação se caracteriza como uma tarefa de posicionamento de classe 0, ou seja, uma ligação rígida o que pode ser realizado mediante quatro pontos no ambiente. A matriz de interação L^T para pontos corresponde à matriz do fluxo óptico L_{fo}^T com a adequação para tratar o número de pontos da aplicação. Dentre as suas possibilidades (vide Seção 3.1.2), o modelo da matriz constante, $\hat{L} = L(\bar{p}_d, \bar{P}_d)$, foi adotado, e o mesmo está mostrado na Equação (3.27), onde os sinais desejados $s_d = [X_{1d}, X_{2d}, X_{3d}, X_{4d}, Y_{1d}, Y_{2d}, Y_{3d}, Y_{4d}]^T$ correspondem às coordenadas (X_i, Y_i) dos vértices de um quadrado de lado l , conforme mostrado na Figura 3.5(b).

$$L^T \Big|_{s=s_d} = \begin{bmatrix} \frac{-1}{z_d} & 0 & \frac{-a}{z_d} & -a^2 & -1 - a^2 & a \\ \frac{-1}{z_d} & 0 & \frac{a}{z_d} & a^2 & -1 - a^2 & a \\ \frac{-1}{z_d} & 0 & \frac{a}{z_d} & -a^2 & -1 - a^2 & -a \\ \frac{-1}{z_d} & 0 & \frac{-a}{z_d} & a^2 & -1 - a^2 & -a \\ 0 & \frac{-1}{z_d} & \frac{a}{z_d} & 1 + a^2 & a^2 & a \\ 0 & \frac{-1}{z_d} & \frac{a}{z_d} & 1 + a^2 & -a^2 & -a \\ 0 & \frac{-1}{z_d} & \frac{-a}{z_d} & 1 + a^2 & a^2 & -a \\ 0 & \frac{-1}{z_d} & \frac{-a}{z_d} & 1 + a^2 & -a^2 & a \end{bmatrix} \quad (3.27)$$

com $a = \frac{l}{2}z_d$ e profundidade final desejada de $z_d = 0.75\text{m}$.

Como o posicionamento possui uma ligação rígida com o ambiente, não existe tarefa secundária a ser projetada. A verificação pode ser feita diretamente pela observação do posto de $L^T|_{s=s_d}$, o qual é cheio, permitindo escolher $W = \mathbb{I}_6$ e, conseqüentemente, uma matriz de combinação igual a $D = L^{T+}|_{s=s_d}$. Utilizando a abordagem por Função de Tarefa, a função erro descrita pela Equação (3.22) pode ser reescrita como

$$e = e_1 = L^{T+}(s(\bar{r}, t) - s_d). \quad (3.28)$$

O último passo do procedimento de especificação de tarefas diretamente no espaço sensorial é o projeto de um controlador que atenda aos requisitos de desempenho da aplicação. De forma que o erro da tarefa se comporte como um sistema desacoplado de primeira ordem, tem-se então que

$$\dot{e} = -\lambda e \text{ com } \lambda > 0, \quad (3.29)$$

cujas derivação do primeiro termo resulta em

$$\dot{e} = \frac{\partial e}{\partial \bar{r}} T_c + \frac{\partial e}{\partial t} \quad (3.30)$$

onde $\frac{\partial e}{\partial t} = 0$ pois o alvo está sendo considerado como fixo na parede. O controlador terá a forma dada por $T_c = -\lambda e$, pois a condição de realização é satisfeita. Entretanto, esses sinais de velocidade para os atuadores estão em relação ao sistema de coordenadas da câmera. Torna-se então necessária uma transformação de sistema de coordenadas, através da Equação (A.6), para determinar as respectivas velocidades que a base deve ter, local onde estão os atuadores de movimento do robô. Para maiores detalhes, o leitor pode consultar o trabalho de Carvalho *et al.* (2000) e Silveira *et al.* (2001e).

A tarefa foi completamente realizada segundo uma trajetória dos pontos na imagem descrita na Figura 3.5(c), mediante a aplicação do controle servo visual utilizando o *pan* da câmera e os atuadores da base do robô. O período de amostragem conseguido foi aproximadamente 200ms, o qual não pode ser considerado como tempo real para o sistema em questão, implicando na utilização de ganhos pequenos na lei de controle para garantir estabilidade. Os fatores limitantes foram a pequena capacidade de processamento do computador embarcado no *Nomad 200* (Pentium 133MHz com 32Mb RAM) e ao alto custo do processamento das imagens, realizado mediante operadores de morfologia matemática. Os sinais de controle e do erro obtidos neste experimento estão mostrados na Figura 3.6.

3.5 Conclusão

O objetivo principal deste capítulo foi introduzir os conceitos mais importantes para projetar, com garantia de estabilidade e diretamente no espaço sensorial, sistemas robóticos controlados por realimentação visual. As vantagens de projetar esses sistemas no próprio plano imagem, discutidas no Capítulo 2, são conseqüências basicamente da utilização direta dos parâmetros da imagem pelo sistema de controle. Assim, evita-se a reconstrução da cena e a calibração da câmera, onde ambos processos são sujeitos a incertezas, erros de modelamento e demandam grande capacidade computacional.

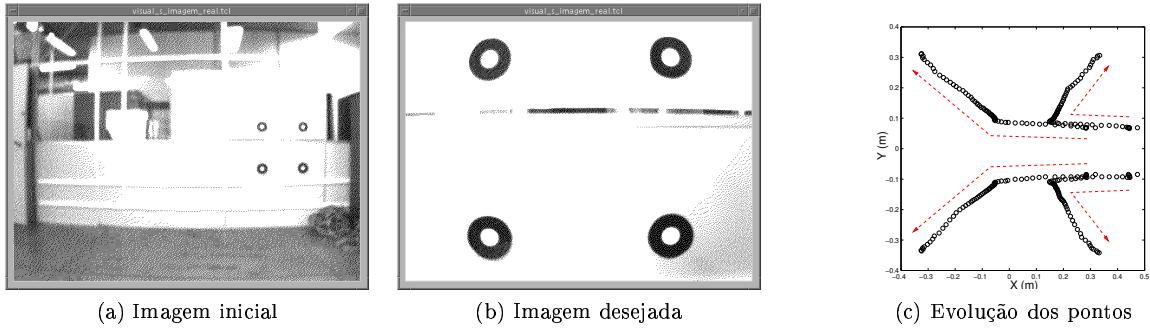


Figura 3.5 – Imagem inicial (vista pelo robô) e final (desejada) após a devida navegação do robô, cuja trajetória dos pontos no plano imagem de (a) para (b) evoluiu segundo (c).

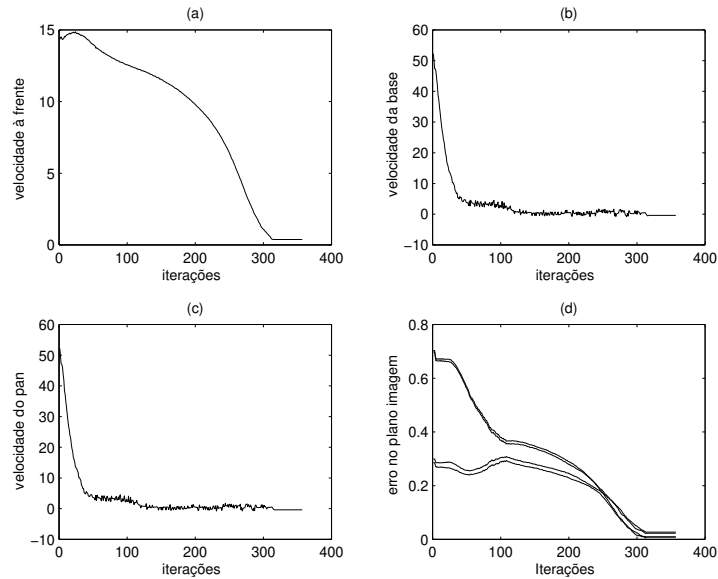


Figura 3.6 – Sinais de controle e da norma Euclideana do erro no plano imagem.

A metodologia de especificação de tarefas apresentada foi validada experimentalmente num robô móvel terrestre na aplicação de posicionamento. Entretanto, o objeto de estudo desta dissertação abrange uma classe de veículos robóticos não-holonômicos com mais graus de liberdade e operando num ambiente poluído por ruídos, encontrados normalmente em veículos aéreos e submersíveis. O próximo capítulo é destinado ao estudo da aplicação, a veículos aéreos, de técnicas de controle servo visual 2D.

Capítulo 4

Controle servo visual de um robô aéreo

De forma a proceder à implementação de técnicas de controle baseado em visão de veículos robóticos aéreos, é indispensável investigar dois aspectos fundamentais:

- os aspectos relacionados à percepção sensorial, mais especificamente aos métodos que visam utilizar as informações visuais para controlar o movimento do robô;
- o veículo robótico aéreo e suas particularidades, através do respectivo modelamento cinemático e dinâmico.

Os capítulos anteriores abordaram sobre o primeiro aspecto, onde o sensor de visão, os métodos de extração de parâmetros e as técnicas de controle servo visual foram apresentados. O presente capítulo se detém na implementação e validação do controle baseado em visão em veículos robóticos aéreos. Para isso, o segundo item é criteriosamente avaliado.

O dirigível robótico do projeto AURORA, desenvolvido no CenPRA, foi adotado como plataforma para o estudo dos algoritmos devido ao seu caráter estratégico e ao crescente interesse observado pela comunidade de robótica, conforme mencionado na Seção 1.3. Entretanto, a estrutura pode ser aplicada a uma larga classe de robôs aéreos e subaquáticos através de devidas alterações no modelo dinâmico e no controlador.

4.1 Introdução

A abordagem utilizada para veículos aéreos (UAV) é diferenciada dos veículos terrestres (UGV) principalmente em relação ao espaço de trabalho. Enquanto os UGVs operam normalmente num espaço restrito de configurações $\mathcal{T}_{UGV} \subset \mathcal{SE}(3)$, os UAVs operam em $\mathcal{T}_{UAV} = \mathcal{SE}(3)$. Além disso, os UAVs possuem grande sensibilidade aos distúrbios externos, apresentando-se como um desafio dentro do atual estágio tecnológico.

Os dirigíveis não-tripulados até então divulgados são tele-operados (Munson, 1996) e poucos apresentam algum grau básico de auxílio à navegação autônoma, tipicamente na forma de simples telemetria de posição (por GPS e bússola). Isto é uma das justificativas para o recente interesse em pesquisa e desenvolvimento, nas áreas de controle automático e posteriormente de navegação autônoma, deste veículos. Neste contexto, o Projeto AURORA (Elfes *et al.*, 1998a; Elfes *et al.*, 1998b) traz uma importante contribuição à área de dirigíveis robóticos semi-autônomos, cujo objetivo é o avanço tecnológico em controle e navegação dessas plataformas. Uma descrição detalhada atual do *hardware* e *software* embarcados bem como da infraestrutura de comunicação

entre o dirigível (Figura 4.1) e a estação terra foram detalhados em Ramos *et al.* (2000). Para um aprofundamento no funcionamento e nos princípios físicos da operação de dirigíveis, o leitor pode consultar o trabalho de Gomes e Ramos (1998).

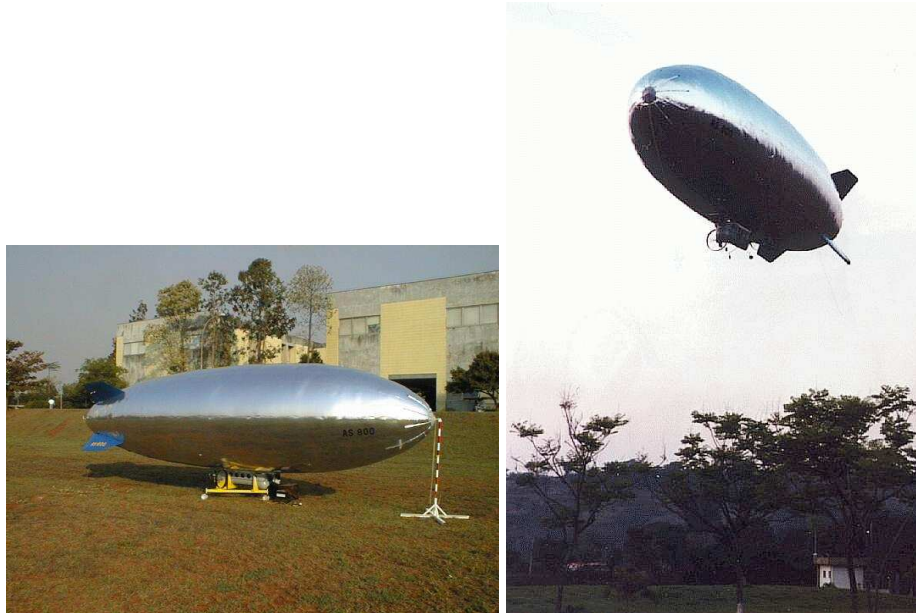


Figura 4.1 – *Dirigível robótico não-tripulado AS-800 do AURORA | ancorado e em vôo autônomo. O veículo possui 9m de comprimento, diâmetro de 2.25m e volume de 24m³.*

O controle de veículos robóticos aéreos tem como objetivos a manutenção da estabilidade em vôo e o seguimento de perfis de posição, orientação e velocidade ao longo do tempo. De forma a atingir esses objetivos, o controlador eficiente deve ser projetado para que os atuadores sejam adequadamente acionados em função da missão e dos diferentes comportamentos dinâmicos relacionados a altitude, peso e modo de operação (vôo em cruzeiro, pousos e decolagens, vôo pairando, etc.), além do tratamento adequado dos sinais ruidosos inerentes às informações da posição e atitude. Aliado a esses fatores, a grande dificuldade no controle de dirigíveis para ambientes externos é devido ao seu grande volume e baixa densidade, refletindo-se em elevadas constantes de tempo e grande sensibilidade aos distúrbios como vento e turbulências.

A partir do conhecimento do modelo dinâmico do dirigível (introduzido na próxima seção) e da estrutura do controle servo visual (apresentado nos capítulos anteriores) pode-se concluir que é possível utilizar esta plataforma para realizar diversas tarefas baseadas em visão. A utilização de informações visuais pode promover um aumento significativo da confiabilidade, da flexibilidade (habilidade de operação em ambientes não-estruturados e não conhecidos previamente), versatilidade e da precisão dos mecanismos robóticos, questões cruciais em qualquer aplicação prática. Entre elas, o dirigível pode ser utilizado para a inspeção de rios, dutos, linhas de transmissão, avenidas e rastreamento de trajetórias em geral, ilustrado na Figura 4.2(a), aterrissagem automática bem como em missões de monitoramento, pairando em relação a uma marcação no espaço conforme mostrado na Figura 4.2(b).

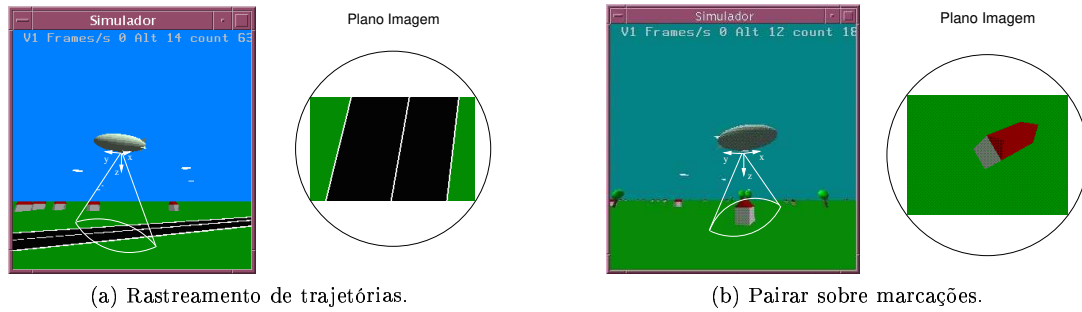


Figura 4.2 – Exemplos de possíveis tarefas para dirigíveis utilizando controle servo visual.

4.2 Modelo dinâmico

Um modelo matemático tratável do dirigível é obtido considerando os seguintes itens:

- O dirigível desloca um grande volume de ar e suas propriedades de massa e inércia virtuais tornam-se significantes. Em outras palavras, ele comporta-se como se tivesse massa e momentos de inércia substancialmente maiores do que as associadas com sua própria constituição física;
- Três tipos de massa e inércia podem ser considerados: a massa e inércia ($m, \mathbf{J}$) do veículo propriamente dito; a massa e inércia ($m_B, \mathbf{J}_B$) do ar que provoca a força de empuxo, que corresponde ao ar deslocado pelo volume total do dirigível; e a massa e inércia virtuais ($\mathbf{M}_v, \mathbf{J}_v$) relacionados com a massa do ar envolta do dirigível e deslocado com o movimento relativo do dirigível no ar;
- A massa do dirigível pode variar no tempo durante o voo devido ao enchimento e esvaziamento dos balonetes, bem como ao consumo de combustível. Contudo, assume-se que a variação é lenta e sua derivada em relação ao tempo é zero;
- De forma a acomodar a mudança constante da posição do Centro de Gravidade (CG), o movimento do dirigível deve ser referenciado a um sistema de eixos ortogonais fixo ao veículo com a origem no Centro de Volume (CV), chamado de sistema de coordenadas ABC (*Airship Body Centered*). Os centros são mostrados na Figura 4.3. Assume-se também que o CV coincide com o Centro de Empuxo (CB);
- O dirigível é considerado um corpo rígido e, portanto, os efeitos elásticos são ignorados;
- O dirigível é considerado simétrico em relação ao plano vertical (XZ) de tal forma que o CV e o CG pertencem ao plano de simetria;
- A terra é considerada plana e dará suporte ao sistema de coordenadas inerciais NED (*North, East, Down*).

4.2.1 Equações diferenciais

O modelo do dirigível AS-800 foi adaptado a partir de dados obtidos experimentalmente em túnel de vento (mais de 600 horas) para o modelo YEZ-2A da Westinghouse (Gomes, 1990).

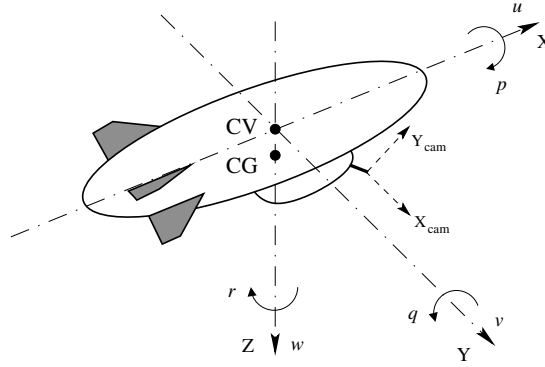


Figura 4.3 – Sistema de coordenadas ABC do dirigível.

Tal adaptação foi possível graças à mesma proporção comprimento/diâmetro (4:1) de ambos dirigíveis (Gomes e Ramos, 1998).

O modelo dinâmico descreve o movimento do sistema de coordenadas ABC, cuja transformação para o sistema referencial NED é feita mediante a matriz¹ $\mathbf{S}$ mostrada na Equação (4.1), e pode ser expressada em função dos ângulos de Euler $[\phi, \theta, \psi]^T$. Esses ângulos, que são respectivamente o ângulo de rolagem, de arfagem e de guinada, correspondem às rotações em torno de cada eixo do ABC e configuram a *atitude* do dirigível.

A partir da matriz de transformação

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & s_{13} \\ s_{21} & s_{22} & s_{23} \\ s_{31} & s_{32} & s_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta \cos \psi & -\cos \phi \sin \psi + \sin \phi \sin \theta \cos \psi & \sin \phi \sin \psi + \cos \phi \sin \theta \cos \psi \\ \cos \theta \sin \psi & \cos \phi \cos \psi + \sin \phi \sin \theta \sin \psi & -\sin \phi \cos \psi + \cos \phi \sin \theta \sin \psi \\ -\sin \theta & \sin \phi \cos \theta & \cos \phi \cos \theta \end{bmatrix}, \quad (4.1)$$

os ângulos de Euler podem ser determinados como

$$\phi = \arctan(s_{32}/s_{33}) \quad (4.2)$$

$$\theta = \arcsin(-s_{31}) \quad (4.3)$$

$$\psi = \arctan(s_{21}/s_{11}) \quad (4.4)$$

para $\theta \neq 90^\circ$. A relação cinemática entre a atitude e as velocidades angulares $\omega = [p, q, r]^T$ é obtida através da equação diferencial

$$\dot{\mathbf{S}} = -\omega \wedge \mathbf{S}. \quad (4.5)$$

Alternativamente, a matriz $\mathbf{S}$ pode ser expressada em termos dos quartênios $\mathbf{e} = [e_0, e_1, e_2, e_3]^T$

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} (e_0^2 + e_1^2 - e_2^2 - e_3^2) & 2(e_1 e_2 - e_0 e_3) & 2(e_1 e_3 + e_0 e_2) \\ 2(e_1 e_2 + e_0 e_3) & (e_0^2 - e_1^2 + e_2^2 - e_3^2) & 2(e_2 e_3 - e_0 e_1) \\ 2(e_1 e_3 - e_0 e_2) & 2(e_2 e_3 + e_0 e_1) & (e_0^2 - e_1^2 - e_2^2 + e_3^2) \end{bmatrix}. \quad (4.6)$$

¹a matriz $\mathbf{S}$ é comumente chamada de *Direction Cosine Matrix*.

No caso da utilização dos quartênios, a Equação (4.5) torna-se (Stevens e Lewis, 1992)

$$\dot{\mathbf{e}} = -\frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & p & q & r \\ -p & 0 & -r & q \\ -q & r & 0 & -p \\ -r & -q & p & 0 \end{bmatrix} \mathbf{e}. \quad (4.7)$$

Para o cálculo da posição $\mathbf{P} = [N, E, D]^T$ do dirigível (ponto CV) no sistema de coordenadas NED, é necessário realizar a integração da velocidade inercial $\mathbf{V} = [u, v, w]^T$ através da relação

$$\dot{\mathbf{P}} = \mathbf{S}^{-1} \mathbf{V} \quad (4.8)$$

e como a derivada no tempo é definida no NED, a aceleração de *Coriolis* é introduzida na derivação

$$\frac{d\mathbf{V}}{dt}_{NED} = \frac{d\mathbf{V}}{dt}_{ABC} + \boldsymbol{\omega} \wedge \mathbf{V} = \dot{\mathbf{V}} + \boldsymbol{\omega} \wedge \mathbf{V}. \quad (4.9)$$

As equações que descrevem o vôo de um avião são freqüentemente obtidas através das equações de Newton da mecânica clássica expressa no NED:

$$\frac{d\mathbf{p}}{dt}_{NED} = \mathbf{F} \quad (4.10)$$

$$\frac{d\mathbf{H}}{dt}_{NED} = \mathbf{T} \quad (4.11)$$

onde $(\mathbf{p}, \mathbf{H})$ são os momentos lineares e angulares do avião e $(\mathbf{F}, \mathbf{T})$ correspondem à força e torque externos totais. A partir do desenvolvimento destas equações (Gomes, 1990; Azinheira *et al.*, 2001) obtém-se

$$\overline{\mathbf{M}}_a \dot{\mathbf{x}} = \overline{\mathbf{F}}_a + \overline{\mathbf{F}}_g + \overline{\mathbf{F}}_p + \overline{\mathbf{F}}_k + \overline{\mathbf{F}}_w \quad (4.12)$$

onde $\mathbf{x} = [\mathbf{V}, \boldsymbol{\omega}]^T \in \mathbb{R}^{6 \times 1}$ corresponde ao vetor de velocidades, $\overline{\mathbf{F}}_a \in \mathbb{R}^{6 \times 1}$ representa as forças e torques produzidas pela aerodinâmica, $\overline{\mathbf{F}}_g \in \mathbb{R}^{6 \times 1}$ representa o vetor de forças e torques produzidos pela gravidade, $\overline{\mathbf{F}}_p \in \mathbb{R}^{6 \times 1}$ as forças e torques da propulsão, $\overline{\mathbf{F}}_k \in \mathbb{R}^{6 \times 1}$ da inércia cinemática, $\overline{\mathbf{F}}_w \in \mathbb{R}^{6 \times 1}$ da força induzida pelo vento e $\overline{\mathbf{M}}_a \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$ corresponde à matriz de massa aparente generalizada que inclui a inércia própria do dirigível, assim como os elementos de inércia virtuais. A integração das Equações (4.5) e (4.8) pode ser realizada em paralelo com integração da Equação (4.12). O modelo do dirigível utiliza a seguinte representação em espaço de estados

$$\dot{\mathbf{X}} = f(\mathbf{X}, \mathbf{U}, \mathbf{W}), \quad (4.13)$$

onde:

- o vetor de estados é dado por $\mathbf{X} = [u, v, w, p, q, r, N, E, D, e_o, e_1, e_2, e_3]^T$, que engloba o vetor de velocidades, posição e quartênios;

- o vetor de entradas é dado por $\mathbf{U} = [\delta_e, \delta_{T_L}, \delta_{T_R}, \delta_v, \delta_a, \delta_r, \delta_t, \delta_{T_D}]^T$, e seus elementos representam respectivamente: a deflexão do profundor, a demanda nos propulsores da esquerda e da direita, ângulo de vetorização, deflexões no *aileron* e no leme, demanda no propulsor da cauda e a propulsão diferencial. A configuração dos atuadores no dirigível está representado na Figura 4.4;
- o vetor de perturbações induzidas pelo vento $\mathbf{W} = [u_w, v_w, w_w, p_w, q_w, r_w]^T$, o qual é composto por uma parte determinística considerada constante no plano horizontal $\mathbf{V}_{cw} = [w_N, w_E, w_D]^T$ e uma parte estocástica, modelada como turbulência contínua (*gust*) $\mathbf{x}_g = [u_g, v_g, w_g, p_g, q_g, r_g]^T$ gerada a partir de ruído branco $\mathbf{n}_g = [n_u, n_v, n_w]^T$. O vetor de velocidades do vento é dado por $\mathbf{x}_w = \mathbf{x}_{cw} + \mathbf{x}_g$;
- o vetor de saída $\mathbf{Y}$ é composta pelas variáveis de interesse $\mathbf{Y} = [\mathbf{X}, V_t, \alpha, \beta, \phi, \theta, \psi, u_a, v_a, w_a]^T$, onde $\mathbf{x}_a = \mathbf{x} - \mathbf{x}_w = [u_a, v_a, w_a, p_a, q_a, r_a]^T$ corresponde às velocidades relativas do veículo em relação a velocidade do ar, $V_t = \sqrt{u_a^2 + v_a^2 + w_a^2}$, $\alpha = \arctan(w_a/u_a) \in [-20^\circ, 32^\circ]$ é o ângulo de ataque e $\beta = \arcsin(v_a/V_t) \in [-30^\circ, 30^\circ]$ o ângulo de escorregamento lateral.

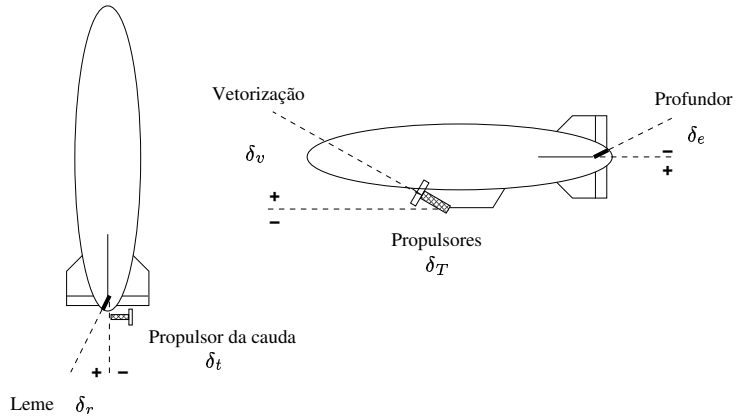


Figura 4.4 – Atuadores laterais e longitudinais do dirigível robótico.

Em relação ao modelamento dos atuadores, foi considerado um modelo dinâmico de primeira ordem com atraso de tempo para os motores. Uma saturação também é imposta para limitar o valor máximo de 40N para cada propulsor, conseguidos sob uma rotação de 8800rpm (motor OS61). O sistema de vetorização é modelado como um atraso de tempo dos servos, dinâmica de segunda ordem, seguido de um limitador de taxa e uma saturação que limita a vetorização entre $[-30^\circ, +120^\circ]$. O ganho de propulsão diferencial permite a geração de um momento através da diferença entre o propulsor da esquerda e da direita. As superfícies aerodinâmicas da cauda são modeladas, inicialmente, com as três deflexões padrão (profundor δ_e , leme δ_r e *aileron* δ_a do formato ‘+’) e depois convertidas para as quatro deflexões da cauda com formato ‘x’ do dirigível AS-800, cujo modelo dinâmico de cada superfície é considerado exatamente como feito para o sistema de vetorização, porém com uma saturação que limita sua excursão entre $[-30^\circ, +30^\circ]$. O sinal passa ainda pela função não-linear $f(\delta_i) = 2/3 \sin(3/2\delta_i)$, com $\delta_i \in \mathbf{U}$. Essa função tem por objetivo caracterizar o decréscimo da geração de força aerodinâmica para altas deflexões angulares, permitindo uma simulação mais realista.

O modelo de turbulência objetiva representar as perturbações introduzidas no sistema através das propriedades não-homogêneas do ar ao redor do dirigível. A representação da turbulência

atmosférica é baseada no modelo espectral de Dryden (McLean, 1990), a qual, para a componente v , é dada por:

$$\Phi_v(\Omega) = \frac{\sigma^2 L(1 + 3L^2 \Omega^2)}{\pi(1 + L^2 \Omega^2)^2} \quad (4.14)$$

onde Φ é a densidade espectral de potência, que corresponde ao valor quadrático médio da turbulência em função da frequência espacial Ω (rad/m); L é o comprimento de onda da turbulência que varia de acordo com a altitude e σ é a intensidade da turbulência considerada como isotrópica $\frac{\sigma_u^2}{L_u} = \frac{\sigma_v^2}{L_v} = \frac{\sigma_w^2}{L_w}$, cujo valor máximo (i.e., em casos de tempestade) é $\sigma_{u,M} = \sigma_{v,M} = \sigma_{w,M} = 7\text{m/s}$.

A perturbação introduzida é representada pelas componentes de velocidade $u_g(x), v_g(x), w_g(x), p_g(x), q_g(x), r_g(x)$ constantes no tempo, porém espacialmente distribuída. Portanto, os parâmetros que definem o modelo da turbulência dependem de sua direção. A partir das expressões originais do espectro de Dryden, o qual é um espectro espacial, um espectro temporal é deduzido através da transformação a partir da frequência espacial (Ω) para a frequência temporal (ω)

$$\omega = \Omega V_t \Rightarrow \Phi(\omega) = \frac{1}{V_t} \Phi\left(\frac{\omega}{V_t}\right) \quad (4.15)$$

onde uma representação em espaço de estados pode ser construída como

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}_g &= \mathbf{A}_w \mathbf{x}_g + \mathbf{B}_w \mathbf{n}_g \\ \mathbf{d}_g &= \mathbf{C}_w \mathbf{x}_g + \mathbf{D}_w \mathbf{n}_g \end{aligned} \quad (4.16)$$

que permite gerar turbulência atmosférica, normalmente de baixa frequência, a partir do ruído branco. Esse filtro é comumente chamado de *noise-shaping filter*.

A respeito do comportamento dos dirigíveis, o aspecto importante é que são também governados por forças aerodinâmicas, conforme mostra a Equação (4.12), permitindo exibirem dois comportamentos distintos dependendo da sua velocidade em relação ao ar (*airspeed*): ora se confundem com os aviões, ora com os helicópteros. Se o *airspeed* é suficiente ($V_t \geq 5\text{m/s}$ para o AS-800), a subida do dirigível é obtida através de um pequeno ângulo de ataque e os propulsores são utilizados apenas para compensar o arrasto e manter velocidade. Em baixas velocidades relativas, por exemplo enquanto paira no ar com pouco vento, o excesso de peso (peso do dirigível subtraído pela força de empuxo) deve ser balanceado por uma força vertical a ser produzido pelos propulsores principais. Neste último caso, as superfícies possuem uma autoridade negligenciável e o comportamento do dirigível torna-se parecido com o dos helicópteros.

4.2.2 Modelos linearizados

A complexidade das equações dinâmicas não-lineares justificam a busca por uma versão linear simplificada, também importante para a análise e avaliação das características da dinâmica do dirigível (Azinheira *et al.*, 2000). A linearização das Equações dinâmicas (4.12) é realizada para condições em torno do equilíbrio, o qual é geralmente de um voo em cruzeiro com velocidade total V_{t_0} constante ($\dot{\mathbf{V}} = 0, \dot{\omega} = 0$), altitude D_0 constante ($\dot{D} = 0$) e atitude constantes ($\dot{\mathbf{e}} = 0$), onde a incidência de vento também pode ser considerada. Em tais condições, as equações são obtidas para uma perturbação no vetor de estados $\delta \mathbf{x}$ em torno desse valor de equilíbrio $\mathbf{x}_0$ tal

que $\mathbf{x} = \mathbf{x}_0 + \delta\mathbf{x}$, e o vetor de entradas perturbado $\delta\mathbf{u}$ em torno de valor $\mathbf{u}_0$, $\mathbf{u} = \mathbf{u}_0 + \delta\mathbf{u}$, resultando na seguinte equação dinâmica:

$$\delta\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\delta\mathbf{x} + \mathbf{B}\delta\mathbf{u} \quad (4.17)$$

na ausência de distúrbios (caso determinístico).

Um resultado importante obtido pela linearização é a separação entre dois movimentos independentes (desacoplados): o movimento no plano vertical, chamado de longitudinal, e o movimento no plano horizontal, chamado de lateral. No caso longitudinal, o vetor de estados é composto por $\delta\mathbf{x}_v = [\delta u, \delta w, \delta q, \delta \theta]^T$ e o vetor de entradas por $\delta\mathbf{u}_v = [\delta e, \delta T_L, \delta T_R, \delta v]^T$. Assim, a equação da dinâmica longitudinal é dada por

$$\begin{bmatrix} \delta\dot{u} \\ \delta\dot{w} \\ \delta\dot{q} \\ \delta\dot{\theta} \end{bmatrix} = \mathbf{A}_v \begin{bmatrix} \delta u \\ \delta w \\ \delta q \\ \delta \theta \end{bmatrix} + \mathbf{B}_v \begin{bmatrix} \delta e \\ \delta T_L \\ \delta T_R \\ \delta v \end{bmatrix} \quad (4.18)$$

No caso lateral, o vetor de estados é composto por $\delta\mathbf{x}_h = [\delta v, \delta p, \delta r, \delta \phi]^T$ e o vetor de entradas por $\delta\mathbf{u}_h = [\delta a, \delta r, \delta t, \delta T_D]^T$. Assim, a equação da dinâmica lateral é dada por

$$\begin{bmatrix} \delta\dot{v} \\ \delta\dot{p} \\ \delta\dot{r} \\ \delta\dot{\phi} \end{bmatrix} = \mathbf{A}_h \begin{bmatrix} \delta v \\ \delta p \\ \delta r \\ \delta \phi \end{bmatrix} + \mathbf{B}_h \begin{bmatrix} \delta a \\ \delta r \\ \delta t \\ \delta T_D \end{bmatrix} \quad (4.19)$$

4.3 Aplicação 4.1: seguimento de trajetória

4.3.1 Objetivos

O exemplo desta aplicação de controle servo visual, idealizado na Figura 4.2, possui como objetivo o rastreamento de trajetórias compostas por retas com uma dada velocidade de cruzeiro. Portanto, a função de controle deve ser adequadamente definida em termos desses parâmetros, os quais devem ser extraídos da imagem quadro-a-quadro. Todavia, o problema também pode ser formulado no próprio plano imagem. Utilizando esta última abordagem, o objetivo é regular a imagem de forma que a reta central se alinhe verticalmente com o eixo central do plano imagem e as retas laterais possuam uma certa inclinação, simetria e dependência da altitude, com esse mesmo eixo. A Figura 4.5 ilustra a função de tarefa a ser controlada, cujo espaço de trabalho é $\mathcal{T} = \mathcal{SE}(3)$.

O objetivo é descrito em termos de ligação virtual como sendo de classe 1 e do tipo prismático, o que requer a utilização de três retas na imagem. Esse número é mínimo para promover tal ligação, pois evita redundâncias que aparecem devido à projeção do alvo no plano imagem. Portanto, o vetor de parâmetros das características na imagem é dado por $s = [\theta_{dir}, \rho_{dir}, \theta_{cnt}, \rho_{cnt}, \theta_{esq}, \rho_{esq}]^T$, o qual representa a configuração polar dos parâmetros da reta da direita, central e da esquerda no plano imagem.

Nota 4.1. Para o controle do movimento lateral do veículo aéreo, faz-se necessário apenas uma reta no espaço (Silveira et al., 2001b).

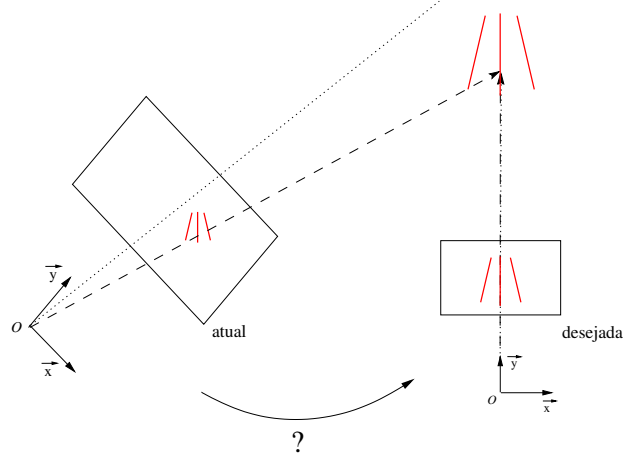


Figura 4.5 – Objetivo do controle servo visual baseado em retas na imagem.

A obtenção do vetor dos sinais desejados $s_d = [\theta_{dir d}, \rho_{dir d}, \theta_{cnt d}, \rho_{cnt d}, \theta_{esq d}, \rho_{esq d}]^T$, que corresponde ao conjunto de parâmetros da imagem final, pode ser realizada através de *teach by showing* ou pelas equações das primitivas da cena $h_i(\bar{x}, \bar{p}_d)$ e suas respectivas equações de projeção no plano imagem $g(\bar{X}, \bar{P}_d)$. Utilizando o método de cálculo analítico, é possível deduzir

$$\text{para } h_{dir}(\bar{x}, \bar{p}_d) : \begin{cases} h_1 = y + h_d = 0 \\ h_2 = x - \frac{l}{2} = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \theta_{dir d} = \arctan\left(-\frac{l}{2h_d}\right) \\ \rho_{dir d} = 0 \end{cases} \quad (4.20)$$

$$\text{para } h_{cnt}(\bar{x}, \bar{p}_d) : \begin{cases} h_1 = y + h_d = 0 \\ h_2 = x = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \theta_{cnt d} = 0 \\ \rho_{cnt d} = 0 \end{cases} \quad (4.21)$$

$$\text{para } h_{esq}(\bar{x}, \bar{p}_d) : \begin{cases} h_1 = y + h_d = 0 \\ h_2 = x + \frac{l}{2} = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \theta_{esq d} = \arctan\left(\frac{l}{2h_d}\right) \\ \rho_{esq d} = 0 \end{cases} \quad (4.22)$$

onde h_d corresponde à altura desejada e l é a largura da pista.

No Apêndice B, tem-se demonstrado o processo de obtenção da matriz de interação para primitivas geométricas definidas por retas no espaço e a razão pela qual a parametrização das retas utiliza a representação polar. A construção da matriz de interação para a tarefa de rastreamento a partir da matriz desenvolvida no apêndice, dá-se anexando os respectivos valores para mais 2 retas, o que resulta numa matriz cujo modelo $\hat{L} = L(\bar{p}_d, \bar{P})$ final é dado por:

$$L^T = \begin{bmatrix} -\frac{\cos^2 \theta_{dir}}{h_d} & -\frac{\cos \theta_{dir} \sin \theta_{dir}}{h_d} & \frac{\rho_{dir} \cos \theta_{dir}}{h_d} & -\rho_{dir} \cos \theta_{dir} & -\rho_{dir} \sin \theta_{dir} & -1 \\ \frac{\rho_{dir} \sin \theta_{dir} \cos \theta_{dir}}{h_d} & \frac{\rho_{dir} \sin^2 \theta_{dir}}{h_d} & -\frac{\rho_{dir}^2 \sin \theta_{dir}}{h_d} & (1 + \rho_{dir}^2) \sin \theta_{dir} & -(1 + \rho_{dir}^2) \cos \theta_{dir} & 0 \\ -\frac{\cos^2 \theta_{cnt}}{h_d} & -\frac{\cos \theta_{cnt} \sin \theta_{cnt}}{h_d} & \frac{\rho_{cnt} \cos \theta_{cnt}}{h_d} & -\rho_{cnt} \cos \theta_{cnt} & -\rho_{cnt} \sin \theta_{cnt} & -1 \\ \frac{\rho_{cnt} \sin \theta_{cnt} \cos \theta_{cnt}}{h_d} & \frac{\rho_{cnt} \sin^2 \theta_{cnt}}{h_d} & -\frac{\rho_{cnt}^2 \sin \theta_{cnt}}{h_d} & (1 + \rho_{cnt}^2) \sin \theta_{cnt} & -(1 + \rho_{cnt}^2) \cos \theta_{cnt} & 0 \\ -\frac{\cos^2 \theta_{esq}}{h_d} & -\frac{\cos \theta_{esq} \sin \theta_{esq}}{h_d} & \frac{\rho_{esq} \cos \theta_{esq}}{h_d} & -\rho_{esq} \cos \theta_{esq} & -\rho_{esq} \sin \theta_{esq} & -1 \\ \frac{\rho_{esq} \sin \theta_{esq} \cos \theta_{esq}}{h_d} & \frac{\rho_{esq} \sin^2 \theta_{esq}}{h_d} & -\frac{\rho_{esq}^2 \sin \theta_{esq}}{h_d} & (1 + \rho_{esq}^2) \sin \theta_{esq} & -(1 + \rho_{esq}^2) \cos \theta_{esq} & 0 \end{bmatrix}. \quad (4.23)$$

Os critérios para a escolha de qual modelo da matriz de interação será adotado numa aplicação em particular foram discutidos na Seção 3.1.2. No caso da utilização do modelo $\hat{L} = L(\bar{p}_d, \bar{P}_d)$,

os valores da configuração desejada no plano imagem devem ser adequadamente substituídos. Dessa forma, a matriz de interação para a posição final desejada é dada por:

$$L^T|_{s=s_d} = \begin{bmatrix} -\frac{\cos^2 \theta_{dir d}}{h_d} & -\frac{\cos \theta_{dir d} \sin \theta_{dir d}}{h_d} & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & \sin \theta_{dir d} & -\cos \theta_{dir d} & 0 \\ -\frac{\cos^2 \theta_{cnt d}}{h_d} & -\frac{\cos \theta_{cnt d} \sin \theta_{cnt d}}{h_d} & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & \sin \theta_{cnt d} & -\cos \theta_{cnt d} & 0 \\ -\frac{\cos^2 \theta_{esq d}}{h_d} & -\frac{\cos \theta_{esq d} \sin \theta_{esq d}}{h_d} & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & \sin \theta_{esq d} & -\cos \theta_{esq d} & 0 \end{bmatrix}. \quad (4.24)$$

Como esperado, a equação acima mostra que a tarefa é de classe 1, pois o posto de $L^T|_{s=s_d}$ é 5. Portanto, uma tarefa secundária deve ser projetada de modo a utilizar este grau de liberdade não restringido pelo controle servo visual.

4.3.2 Segmentação da pista

Nesta última década, um número crescente de metodologias para a segmentação das pistas no plano imagem tem surgido. Isto se deve, principalmente, ao interesse em criar estradas automatizadas para o tráfego de carros em diversos países (Dickmanns, 1995). Do ponto de vista militar, o interesse se concentra nas pistas de pouso de aviões na tentativa de destruir aeroportos de inimigos, por exemplo. A localização das pistas durante a aquisição das imagens com a câmera em movimento pode ser dividida em duas tarefas básicas:

- detecção das linhas, que corresponde ao problema de segmentar inicialmente os limites sem o conhecimento prévio da geometria da pista;
- o rastreamento desses limites quadro-a-quadro.

A segunda tarefa é normalmente mais fácil do que a primeira, pois as informações temporais e da geometria permitem impor restrições na sua possível localização. Além da dificuldade inicial devido ao desconhecimento da geometria na primeira tarefa, podem haver situações onde exista um grande nível de oclusões, interrupções e ruído na imagem inicial, tornando ainda mais difícil a realização da primeira etapa.

Dentre os métodos clássicos encontrados na literatura para a extração das linhas, temos a transformada de Hough (Gonzalez e Woods, 1993), aproximação de retas (Campani *et al.*, 1993), e ainda técnicas baseadas em bordas, cuja revisão pode ser obtida no trabalho de Kluge (1994). Alternativamente, várias propostas têm surgido utilizando morfologia matemática, por exemplo em Beucher e Bilodeau (1994) pelo uso da transformada *watershed*, e em Silveira *et al.* (2001a), através da implementação de vários operadores (Figura 4.6). A maioria dos trabalhos utilizam uma pré-filtragem seguido de técnicas de gradiente, como o Laplaciano da Gaussiana que realiza as duas tarefas. Portanto, realizam uma extração por segmentação (Seção 2.2.1). Para o caso do rastreamento sequencial das linhas de uma estrada, os métodos utilizam informações temporais e geométricas ou via modelos de contorno ativo (Kang *et al.*, 1996), apresentados na Seção 2.2.3.

A metodologia proposta por Espiau *et al.* (1992) é aplicada ao dirigível robótico para a realização desta tarefa, orientada a retas na imagem. Estradas sinuosas e bastante ruidosas podem ser aproximadas por retas, pois não se trata de veículos terrestres que precisam andar precisamente sobre a pista. Portanto, o processo de extração desses parâmetros é simplificado,

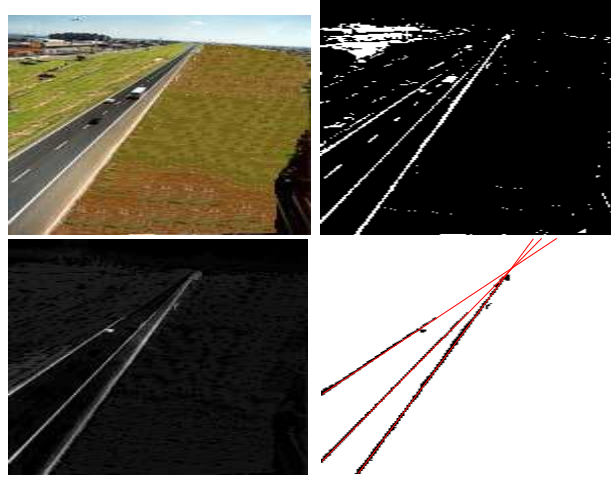


Figura 4.6 – Alguns dos passos para a segmentação das retas utilizando morfologia matemática.

pois não requer a aplicação de modelos de curvas. Caso necessite de um seguimento fiel da estrada em questão, duas estratégias podem ser adotadas: o *pan-tilt* da câmera pode ser acionado para o rastreamento no centro da imagem, evitando portanto as distorções radiais próximos das bordas e pela utilização de múltiplas janelas. A localização dessas janelas no quadro em questão possui um papel-chave no seguimento com fidelidade da pista. Quanto mais afastadas forem, menor será a fidelidade com que o robô seguirá a pista e, inversamente, quanto mais próximas as janelas estiverem, maior serão as chances do robô aéreo navegar por sobre as retas em questão.

4.3.3 Resultados para o caso do integrador puro

Uma simulação simples sem a dinâmica do dirigível pode ser realizada de modo a validar a proposta inicial de rastreamento de trajetórias. Através da consideração de um ambiente sem ruídos e um robô que possa ser classificado como integrador puro, pretende-se segmentar o problema em visão e controle, permitindo concentrar-se no primeiro.

Utilizando a abordagem de Função de Tarefa no controle servo visual (vide Seção 3.3.3) para rastreamento de trajetória, a função de erro da Equação (3.22) e (3.24) pode ser reescrita como

$$e = W^+ W L^{T^+} (s(\bar{r}, t) - s_d) + \alpha (\mathbb{I}_6 - W^+ W) \frac{\partial h_s}{\partial \bar{r}}^T \quad (4.25)$$

onde a matriz W pode ser escolhida como (Espiau *et al.*, 1992)

$$W = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (4.26)$$

Utilizando um integrador perfeito e desconsiderando a presença de ruídos no ambiente, os resultados estão mostrados nas Figuras 4.7 e 4.8. O modelo da matriz de interação utilizada foi $\hat{L}_2 = L(\bar{p}_d, \bar{P})$ e com tarefa secundária e_2 dada como uma velocidade longitudinal constante

$\nu = 8\text{m/s}$ e $\alpha = 1$. A lei de controle implementada foi a mesma que a utilizada no exemplo de aplicação anterior (Aplicação 3.1) $T_c = -\lambda e$ com $\lambda > 0$. Para maiores detalhes o leitor pode referir-se ao trabalho de Silveira *et al.* (2001d).

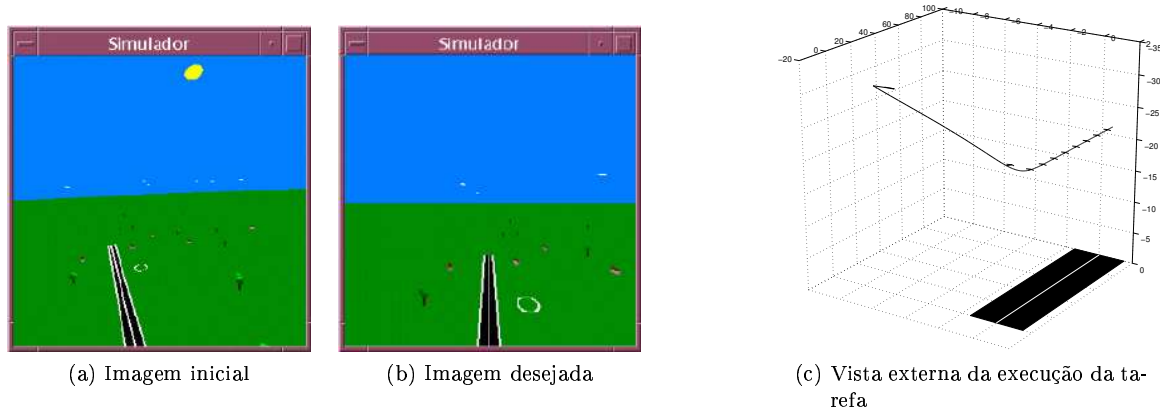


Figura 4.7 – Imagem inicial (vista pelo robô) e final (desejada) após a devida navegação do robô, cuja evolução pode ser observada na Figura 4.7(c).

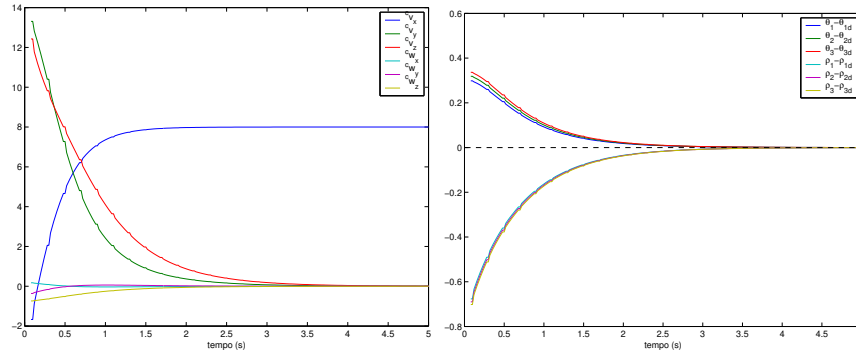


Figura 4.8 – Sinais de controle enviados ao atuadores e erros no plano imagem.

4.4 Conclusão

O presente capítulo apresentou o modelo dinâmico do dirigível robótico AS-800, bem como a modelagem dos distúrbios atmosféricos aos quais estará sujeito. Tarefas de seguimento de trajetórias podem ser realizadas mediante a presente abordagem, onde técnicas convencionais e recentes de processamento de imagens para a segmentação das retas foram apresentadas, assim como alguns resultados da realização da tarefa para o caso de robôs aéreos omnidirecionais.

Entretanto, como mostrado na Seção 4.2, o dirigível robótico a ser utilizado como plataforma de testes não pode ser classificado como um integrador puro nem tampouco o ambiente é desprovido de ruído. Portanto, uma lei de controle eficiente deve ser investigada. Diversos tipos de controladores podem então ser desenvolvidos para regular a imagem, considerando as propriedades do veículo aéreo e as perturbações a que o mesmo estará sujeito. O próximo capítulo apresenta os resultados da utilização do controlador LQG, e uma discussão dos motivos pelos quais este tipo de abordagem foi escolhida para o seguimento de trajetórias pelo dirigível robótico.

Capítulo 5

Resultados para o dirigível robótico

Os resultados da realização das tarefas presentes neste capítulo foram obtidos através da utilização do ambiente de simulação detalhado no Apêndice C. A seguir, encontra-se descrito o controlador LQG cujo projeto em sistemas multivariáveis é realizado com simplicidade, apresentando certas propriedades de estabilidade e robustez garantidas (Stevens e Lewis, 1992). Outra grande motivação para a utilização deste tipo de controlador é a possibilidade da resolução em separado do problema de controle e do estimador de estados. O respectivo observador, além de tratar os sinais ruidosos das medições e os distúrbios no sistema, fornece uma estimativa dos parâmetros da imagem mesmo quando o(s) objeto(s)-alvo estiver(em) temporariamente fora da tela (do campo de visão do sensor).

5.1 O controlador ótimo LQG

A busca por uma estratégia ótima de controle de sistemas dinâmicos é motivada principalmente pela existência de vários critérios de desempenho para avaliação da ação de controle. Por exemplo, esse critério pode ser uma minimização da energia dispendida, do tempo necessário para levar o sistema ao estado desejado ou um equilíbrio entre ambos. Portanto, o projeto de controladores ótimos baseia-se na obtenção de uma lei de controle que minimize um critério de desempenho pré-estabelecido.

Seja o sistema cuja dinâmica é regida pela equação

$$\dot{x} = \mu(x(t), u(t)), \quad x(0) = x_0 \quad (5.1)$$

onde $x(\cdot) : [0, T] \mapsto \mathcal{X} \subset \mathbb{R}^n$ é o estado do sistema, $\mathcal{X}$ é um conjunto aberto e $u(\cdot) : [0, T] \mapsto U$ é uma função contínua por partes que representa o controle, sendo U uma esfera q -dimensional de raio fixo. O problema de controle ótimo para o sistema dinâmico acima é formulado como

$$\min_{u(\cdot) \in \mathcal{U}} J(u(\cdot)) = \left\{ \int_0^T h(x(t), u(t)) dt + g(x(T)) \right\} \quad (5.2)$$

onde $J(\cdot)$ representa o critério de desempenho que avaliará o controle sobre o conjunto de todos os controles factíveis $\mathcal{U} \subset U$, definidos no intervalo de tempo $[0, T]$. Supõe-se que as funções $h(\cdot)$ e $g(\cdot)$ são continuamente diferenciáveis com respeito a seus argumentos. Observe que $h(\cdot)$ considera

estado e controle durante todo o intervalo de tempo, enquanto que $g(\cdot)$ leva em consideração apenas o valor do estado final na solução do problema.

Dentre as diversas formas de resolver o problema acima, uma abordagem possível é baseada na *Equação de Hamilton-Jacobi-Bellman*. Através do *Princípio da Otimalidade de Bellman*, sabe-se que, se $u(t) \in \mathcal{U}$, $t \in [0, T]$ resolve Equação (5.2), então $u(t) \in \mathcal{U}$, $t \in [t^*, T]$ é solução de

$$V(x^*, t^*) = \min_{u(\cdot) \in \mathcal{U}} \left\{ \int_{t^*}^T h(x(t), u(t)) dt + g(x(T)) \right\} \quad (5.3)$$

$$\dot{x} = \mu(x(t), u(t)), \quad x(t^*) = x^*$$

onde $V(\cdot)$ é a *função valor ótima* associada ao problema. Se os valores de $V(x(T), T)$ forem conhecidos para todos os valores de $x(T)$ possíveis e supondo um instante de tempo ΔT suficientemente pequeno, então

$$\begin{aligned} V(x(T-\Delta), T-\Delta) &= \min_{u(\cdot) \in \mathcal{U}} \left\{ \int_{T-\Delta}^T h(x(t), u(t)) dt + V(x(T), T) \right\} \\ &= \min_{u(\cdot) \in \mathcal{U}} \{ h(x(T-\Delta), u(T-\Delta)) \Delta T + V(x(T), T) \} \end{aligned} \quad (5.4)$$

utilizando uma notação simplificada $T-\Delta = T - \Delta T$ e $T+\Delta = T + \Delta T$.

Como por hipótese $V(x(T), T)$ é conhecido, a solução do problema consiste em encontrar o controle que transfere o sistema do estado $x(T-\Delta)$ para $x(T)$. Através da Equação (5.1) tem-se

$$\begin{aligned} x(T) &= x(T-\Delta) + \int_{T-\Delta}^T \mu(x(t), u(t)) dt \\ &\simeq x(T-\Delta) + \mu(x(T-\Delta), u(T-\Delta)) \Delta T. \end{aligned} \quad (5.5)$$

Para um t genérico, a Equação (5.4) é reescrita como

$$V(x(t), t) = \min_{u(\cdot) \in \mathcal{U}} \{ h(x(t), u(t)) \Delta T + V(x(T+\Delta), T+\Delta) \} \quad (5.6)$$

onde $x(T+\Delta) = x(t) + \mu(x(t), u(t)) \Delta T$. Expandindo em série de Taylor, obtém-se então

$$V(x(T+\Delta), T+\Delta) = V(x(t), t) + \frac{\partial V}{\partial x} \mu(x(t), u(t)) \Delta T + \frac{\partial V}{\partial t} \Delta T + \mathcal{O}(\Delta T^2). \quad (5.7)$$

Substituindo Equação (5.7) em (5.4), seguido de uma divisão de tudo por ΔT , reagrupando os termos e tomando $\lim_{\Delta T \rightarrow 0}$, encontra-se a *Equação de Hamilton-Jacobi-Bellman* que fornece $V(x(t), t)$ caracterizando a solução do problema

$$\frac{\partial V(x(t), t)}{\partial t} + \min_{u(\cdot) \in \mathcal{U}} \left\{ h(x(t), u(t)) + \frac{\partial V(x(t), t)}{\partial x} \mu(x(t), u(t)) \right\} = 0. \quad (5.8)$$

Entretanto, a equação acima normalmente não admite solução analítica. Uma exceção importante, cuja solução é bastante conhecida e explorada em teoria de controle, é a do Problema

Linear-Quadrático (LQ). Linear porque essa solução é aplicável a sistemas lineares, e quadrático por causa do critério de desempenho para (5.2), dado por

$$J(u(\cdot)) = \frac{1}{2} \int_0^{\top} [x^T(t)Qx(t) + u(t)^T Ru(t)] dt + \frac{1}{2} x(\top)^T F x(\top) \quad (5.9)$$

onde $Q = Q^T \geq 0$, $F = F^T \geq 0$ e $R = R^T > 0$. Neste caso, tem-se como função valor

$$V(x(t), t) = \frac{1}{2} x(t)^T S x(t), \quad S(t) = S(t)^T > 0, \quad t \in [0, \top] \quad (5.10)$$

e $S(\cdot)$ é a solução da *equação diferencial matricial de Riccati*

$$\dot{S}(t) = S(t)A + A^T S(t) + Q - S(t)BR^{-1}B^T S(t), \quad S(\top) = F. \quad (5.11)$$

A lei de controle tem a forma

$$u^*(t) = -R^{-1}B^T S(t)x(t), \quad t \in [0, \top] \quad (5.12)$$

que corresponde a uma realimentação de estados, pois é do tipo $u(t) = -K(t)x(t)$ onde $K(t)$ é chamado de *ganho ótimo LQ*. Para a trajetória ótima tem-se

$$\dot{x} = (A - BR^{-1}B^T S(t))x(t), \quad x(0) = x_0 \quad (5.13)$$

com valor do critério de desempenho dado por

$$J(u^*(\cdot)) = \frac{1}{2} x_0^T S(0)x_0. \quad (5.14)$$

As condições de otimalidade para a solução de problemas de controle ótimo podem ser caracterizadas através do *Princípio do Mínimo de Pontryagin* e sua demonstração pode ser encontrada, por exemplo, em Athans e Falb (1966).

Um caso particularmente interessante de problemas de controle é o problema linear-quadrático Gaussiano¹ (LQG) por razões práticas, pois é uma técnica de controle de sistemas sujeito a ruídos que permite fácil implementação, possui uma solução analítica e permite a separação entre projeto de controle e de filtragem (vide Seção 5.2). Uma exposição geral sobre controle estocástico pode ser encontrada, por exemplo, em Dorato *et al.* (1995). Esse problema consiste em, dado o sistema linear estocástico sujeito a ruídos brancos Gaussianos no processo $w(t)$ e nas medições $v(t)$, ambos com média nula

$$E\{w(t)\} = E\{v(t)\} = 0, \quad (5.15)$$

¹muitos processos que ocorrem na natureza possuem distribuição normal (são Gaussianos) ou muito parecidos. De fato, prova-se através do *teorema do limite central* que, sob condições moderadas, a soma de variáveis randômicas com *qualquer* distribuição tende a se apresentar como uma distribuição normal. Além disso, essa distribuição possui propriedades que a torna matematicamente tratável, sendo ainda mais atrativa.

não correlacionados no tempo

$$E\{w(t)w(\tau)^T\} = E\{v(t)v(\tau)^T\} = 0 \quad \text{se } t \neq \tau \quad (5.16)$$

e com suas respectivas matrizes de auto-correlação dadas por

$$E\{w(t)w(t)^T\} = Q_n(t) \quad (5.17)$$

$$E\{v(t)v(t)^T\} = R_n(t) , \quad (5.18)$$

o que permite escrever

$$E\{w(t)w(\tau)^T\} = Q_n(t) \delta(t - \tau) \quad (5.19)$$

$$E\{v(t)v(\tau)^T\} = R_n(t) \delta(t - \tau) , \quad (5.20)$$

onde δ representa a *função delta de Dirac*, ou seja, dado

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax(t) + Bu(t) + w(t) & w(t) &\sim \mathcal{N}(0, Q_n(t)) \\ y_v(t) &= Cx(t) + v(t) & v(t) &\sim \mathcal{N}(0, R_n(t)) \end{aligned} \quad (5.21)$$

onde $y_v(t) = y(t) + v(t)$, gerar os sinais de controle $u(t)$ que minimiza um funcional quadrático do tipo

$$J(u(\cdot)) = \lim_{t \rightarrow \infty} E\{x(t)^T Q x(t) + u(t)^T R u(t)\} \quad (5.22)$$

onde $Q = Q^T \geq 0$ e $R = R^T > 0$, e regula a saída do sistema $y(t)$. Como os estados do sistema estocástico não estão diretamente disponíveis e todos sendo necessários para a realimentação, além das medidas y_v também estarem sujeitas a ruídos, nasce naturalmente a necessidade de se derivar um sistema dinâmico que seja capaz de fornecer um valor estimado $\hat{x}(t)$ o mais próximo possível do estado original $x(t)$.

O *filtro de Kalman-Bucy*² é uma poderosa ferramenta computacional que possui um papel-chave no sensoriamento por ser o melhor (ótimo) estimador possível para uma larga classe de problemas, ser muito eficiente e útil para uma classe ainda maior, além de sua facilidade de implementação. As aplicações do filtro de Kalman incluem navegação inercial, calibração sensorial, rastreamento por radar, manufatura, economia, processamento de sinais e modelamento de tráfego. Uma boa fonte de referências para a teoria de estimação inclui Brown e Hwang (1996) e Lewis (1986). O filtro de Kalman é um observador bastante utilizado em aplicações que necessitam da reconstrução dos estados a partir de medidas sensoriais poluídas por ruídos Gaussianos e, sendo fundamentalmente um filtro passa-baixas, o mesmo possui boa capacidade de rejeição desses distúrbios. O estimador utiliza os sinais de entrada $u(t)$ e as medidas ruidosas $y_v(t)$ para gerar o valor estimado ótimo de $\hat{x}(t)$ que minimiza a covariância P do erro $(x - \hat{x})$, ou seja

²O *filtro de Kalman-Bucy* (Kalman e Bucy, 1961) corresponde ao caso onde o processo é contínuo no tempo, sendo análogo ao caso linear discreto, chamado apenas de *filtro de Kalman* (Kalman, 1960). Para aplicações em problemas não-lineares, S. F. Schimdt introduziu a idéia de avaliar as derivadas parciais no valor estimado das variáveis de estado. Essa abordagem é normalmente conhecida como *filtro de Kalman estendido*. Porém, em publicações mais antigas a abordagem era referida como *filtro de Kalman-Schimdt*.

$$P = \lim_{t \rightarrow \infty} E \{ (\hat{x} - x)(\hat{x} - x)^T \} \quad . \quad (5.23)$$

A estrutura do estimador ótimo tem a seguinte forma

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} &= A\hat{x} + Bu + K_f(y - C\hat{x}), & \hat{x}(0) &= \hat{x}_0 \\ \begin{bmatrix} \hat{y} \\ \hat{x} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} C \\ \mathbb{I}_n \end{bmatrix} \hat{x} \end{aligned} \quad (5.24)$$

com ganho do filtro $K_f(t)$ dado por

$$K_f(t) = P(t)C^T R_n^{-1}(t) \quad (5.25)$$

onde $P(\cdot)$ é a solução da *equação diferencial matricial de Riccati* associada

$$\dot{P}(t) = AP(t) + P(t)A^T + Q_n(t) - P(t)B^T R_n^{-1}(t)BP(t), \quad P(0) = P_0 \quad (5.26)$$

que pode ser reescrita como

$$\dot{P}(t) = AP(t) + P(t)A^T + Q_n(t) - K_f(t)R_n(t)K_f^T(t), \quad P(0) = P_0 \quad (5.27)$$

O conjunto de Equações (5.24), (5.25) e (5.27) define o filtro de Kalman-Bucy.

Os detalhes da implementação das equações do filtro de Kalman discreto (FKD) será discutido na próxima seção, que trata da implementação do controlador LQG no controle servo visual do dirigível para o rastreamento de pistas, rios, dutos ou qualquer trajetória composto por retas (ou passível de ser aproximada).

Enquanto a teoria LQG considera os efeitos das incertezas em uma perspectiva probabilística pelo uso do filtro de Kalman, a teoria $\mathcal{H}_\infty$ trata em uma perspectiva analítica funcional. Uma comparação experimental entre os dois filtros em um sistema de controle servo visual é descrita em Kawabata e Fujita (1998).

5.2 Implementação do controlador LQG

A implementação do controlador LQG para o controle servo visual do dirigível para realização de rastreamento de objetos composto por retas é descrito nesta seção. Para tanto, o sistema de visão deve alimentar o sistema de controle com os sinais visuais adequados à tarefa, ou seja, $s = [\theta_{dir}, \rho_{dir}, \theta_{cnt}, \rho_{cnt}, \theta_{esq}, \rho_{esq}]^T$. O modelamento da estrutura de controle servo visual para veículos robóticos aéreos, porém holonômicos, foi apresentado na Seção 4.3.3.

Teorema 5.1. *A solução do problema LQG consiste na solução em separado*

- *do problema de controle ótimo determinístico, com o cálculo do ganho ótimo K ;*
- *do problema do estimador ótimo, com o cálculo do ganho do filtro de Kalman K_f .*

Prova. Dorato et al. (1995). □

Como consequência desse resultado, a implementação do controlador LQG é realizada através da resolução de duas equações de Riccati desacopladas. A independência na solução de ambos problemas descritos acima é chamada de *Princípio da separação* e constitui um dos resultados mais importantes na teoria de controle moderno.

5.2.1 Cálculo do ganho ótimo

Considerando o sistema dinâmico contínuo linearizado representativo do modelo do dirigível (apresentado na Seção 4.2.2):

$$\begin{aligned} \delta \dot{\mathbf{x}} &= \begin{bmatrix} \delta \dot{\mathbf{x}}_v \\ \delta \dot{\mathbf{x}}_h \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_v & 0 \\ 0 & \mathbf{A}_h \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta \mathbf{x}_v \\ \delta \mathbf{x}_h \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{B}_v & 0 \\ 0 & \mathbf{B}_h \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta \mathbf{u}_v \\ \delta \mathbf{u}_h \end{bmatrix} \\ y = \dot{s} &= L^T {}^c \bar{R}_a \delta \mathbf{x} \end{aligned} \quad (5.28)$$

onde os subscritos $(\cdot)_v$ e $(\cdot)_h$ representam as linearizações longitudinal e lateral respectivamente, e ${}^c \bar{R}_a$ é a matriz de transformação de velocidades entre o sistema de coordenadas do dirigível e da câmera.

O sistema dinâmico é então aumentado através da inclusão dos sinais visuais como sendo novos estados do sistema

$$\begin{aligned} \dot{x} &= \begin{bmatrix} \delta \dot{\mathbf{x}}' \\ \dot{s} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_1 & \mathbf{A}_2 \\ J_x & 0_6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta \mathbf{x}' \\ s \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{B} \\ 0_6 \end{bmatrix} u \\ y &= \begin{bmatrix} s \\ \dot{s} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0_6 & \mathbb{I}_6 \\ J_x & 0_6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta \mathbf{x}' \\ s \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5.29)$$

onde $J_x = L^T {}^c \bar{R}_a$ é o Jacobiano, $\delta \mathbf{x}'$ corresponde à parte do vetor de estados que engloba somente as velocidades inerciais do robô, ou seja, $\delta \mathbf{x}' = [\delta u, \delta w, \delta q, \delta v, \delta p, \delta r]^T$, sinal de controle $u = [\delta \mathbf{u}_v, \delta \mathbf{u}_h]^T$, $\mathbf{A}_1$ proveniente da Equação (5.28) com as devidas modificações, e $\mathbf{A}_2$ é a matriz responsável por extrair as informações de atitude ($\delta \theta$ e $\delta \phi$) a partir dos sinais visuais s .

O esquema de controle implementado utilizando a Equação (5.29) é um regulador onde os parâmetros desejados das características da imagem s_d serão rastreados com uma realimentação do erro de posição e da derivada do erro em relação ao tempo. Dessa forma, o sinal de saída y é composto pelos sinais relevantes da imagem s e sua derivada $\dot{s}$. O projeto do controlador foi realizado segundo a teoria do LQR estacionário com um índice de performance definido por:

$$J(u) = \frac{1}{2} \int_0^\infty [x^T Q x + u^T R u] dt \quad (5.30)$$

onde as matrizes Q , semi-definida positiva, e R , definida positiva, são selecionadas de acordo com as características do sistema e do objetivo global de controle. Tal seleção constitui um passo importante no projeto do controlador. Um guia conveniente proposto por Bryson e Ho (1975), e bastante adequado aos sistemas controlados diretamente no espaço sensorial, é definir $Q = C^T \bar{Q} C$. Desta forma, os estados entram no cômputo da função custo através dos sinais de saída. A técnica propõe a definição do desvio máximo permitido na componente $y_i(t)$ de $y(t)$ como sendo y_{iM} , bem como na componente $u_i(t)$ do sinal de controle $u(t)$ como sendo u_{iM} . Assim, as matrizes podem ser selecionadas como $\bar{Q} = \text{diag} \left[\frac{1}{y_{iM}^2} \right]$ e $R = \text{diag} \left[\frac{1}{u_{iM}^2} \right]$. A influência da matriz $\bar{Q}$ no desempenho da tarefa de controle lateral baseado em visão pelo dirigível pode ser observada na Figura 5.1 (Silveira *et al.*, 2001b), onde os parâmetros θ'_i do vetor de saída $y(t)$ foram priorizados em relação a ρ'_i , $i = 1, 2, 3$ (na matriz $\bar{Q}'$), e na matriz $\bar{Q}''$ foram atribuídos pesos iguais para ambos parâmetros (θ''_i e ρ''_i , $i = 1, 2, 3$). Em relação aos sinais das derivadas,

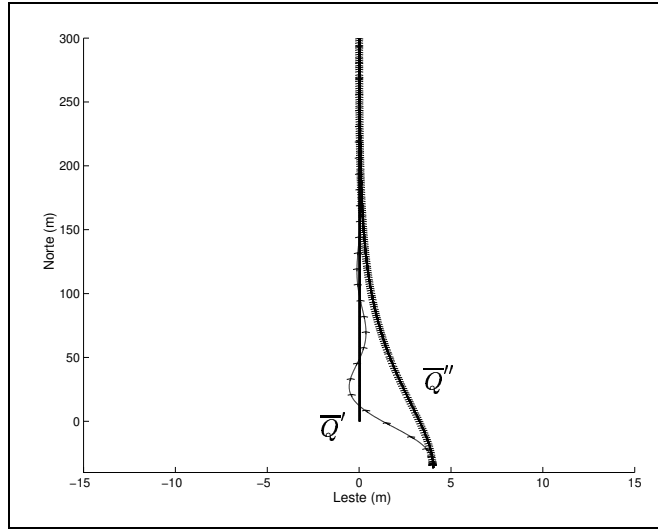


Figura 5.1 – Influência do parâmetro $\bar{Q}$ do controlador LQR.

o peso acompanhou a prioridade dos respectivos sinais para ambas matrizes, porém com uma ordem de grandeza de aproximadamente 5 vezes superior. Assim, tem-se que $\bar{Q}' \geq \bar{Q}''$.

A matriz de ganho constante K_∞ ($k \rightarrow \infty$) é obtida pela discretização do sistema dinâmico contínuo da Equação (5.29) utilizando a aproximação de ordem zero (ZOH) com período de amostragem $T_s = 10\text{Hz}$, o que nos fornece

$$\begin{aligned} x(k+1) &= \Phi x(k) + \Gamma u(k) \\ y(k) &= Cx(k) \end{aligned} \quad , \quad (5.31)$$

matrizes equivalentes para o sistema discreto $(\bar{Q}_d, R_d)$ dadas por

$$\begin{bmatrix} \bar{Q}_d & 0 \\ 0 & R_d \end{bmatrix} = \int_0^{T_s} \begin{bmatrix} \Phi^T(\tau) & 0 \\ \Gamma^T(\tau) & \mathbb{I}_q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{Q} & 0 \\ 0 & R \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Phi(\tau) & \Gamma(\tau) \\ 0 & \mathbb{I}_q \end{bmatrix} d\tau \quad (5.32)$$

cujas soluções são computadas utilizando as fórmulas de Van Loan (1978), e após a resolução da equação matricial algébrica de Riccati ($k \rightarrow \infty$, e portanto $\dot{S}(k) = 0$). A relativa baixa taxa de amostragem tem sido suficiente devido à elevada constante de tempo da dinâmica do sistema, comprovada com vôos experimentais (Ramos *et al.*, 2001). O cálculo da derivada foi implementado no sistema discretizado final segundo a parametrização implícita de Euler,

$$\dot{s}(k) \cong \frac{s(k) - s(k - T_s)}{T_s} . \quad (5.33)$$

Levando em consideração as características da matriz de saída e por tratar-se de um controle diretamente no espaço sensorial, a lei de controle digital resultante do projeto de controle ótimo estacionário tem a forma

$$u(k) = -K_\infty C^+ y(k) \quad (5.34)$$

obtida pela substituição de $x(k) = C^+ y(k)$, onde o superescrito $(\cdot)^+$ denota a pseudo-inversa.

Para a convergência de uma solução do ganho ótimo que estabilize a planta e minimize o índice de performance, os dados do problema devem satisfazer:

- o par (Φ, Γ) deve ser estabilizável;
- $R = R^T > 0$ para que todas as entradas de controle sejam ponderadas;
- (Q, A) não contenha modos não-observáveis.

5.2.2 O filtro de Kalman

O filtro de Kalman é construído para a estimação ótima da saída $\hat{y}(k)$, a partir das entradas $u(k)$, das medidas ruidosas do sensor $y_v(k)$ e das matrizes de covariância do ruído na planta $Q_n(k)$ e no sensor $R_n(k)$, que satisfazem

$$E \{w(k)w(\ell)^T\} = Q_n(k) \Delta(k - \ell) \quad (5.35)$$

$$E \{v(k)v(\ell)^T\} = R_n(k) \Delta(k - \ell) \quad , \quad (5.36)$$

onde o símbolo Δ representa a *função delta de Kronecker*.

O sistema de controle aumentado e discretizado da Equação (5.31), sujeito a perturbações na planta w e realimentado por medidas ruidosas v , ambos ruídos branco e Gaussiano, pode ser reescrito como

$$\begin{aligned} x(k+1) &= \Phi x(k) + \Gamma u(k) + w(k) & w(k) &\sim \mathcal{N}(0, Q_{nd}(k)) \\ y_v(k) &= C x(k) + v(k) & v(k) &\sim \mathcal{N}(0, R_{nd}(k)) \end{aligned} \quad (5.37)$$

onde (Q_{nd}, R_{nd}) correspondem às matrizes de covariância equivalentes para o sistema discreto, calculadas através de (Franklin *et al.*, 1990)

$$Q_{nd} = \int_0^{T_s} e^{A\tau} Q_n e^{A^T\tau} d\tau \quad (5.38)$$

$$R_{nd} = \frac{R_n}{T_s} \quad (5.39)$$

cujas soluções são encontradas através das fórmulas de Van Loan (1978).

O filtro de Kalman é essencialmente um conjunto de equações matemáticas que implementam um estimador que é ótimo no sentido que minimiza a covariância estimada do erro. O filtro possui as fases preditor e corretor, ou seja, fases de propagação e atualização, também chamadas de atualização pelo tempo (*time update*) e atualização pela medida (*measurement update*), baseado numa forma de controle por realimentação. As equações que descrevem o filtro são dadas a seguir, utilizando a notação de Bar-Shalom e Fortmann (1988).

A atualização pela medida (corretor) é responsável por incorporar a medida das saídas $y_v(k)$ na estimativa dos estados correntes, correspondendo aos valores *a posteriori* $\hat{x}(k|k)$, através de (Gelb, 1984; Grewal e Andrews, 1993)

$$K_f(k) = P(k|k-1)C^T (R_{nd}(k) + CP(k|k-1)C^T)^{-1} \quad (5.40)$$

$$\hat{x}(k|k) = \hat{x}(k|k-1) + K_f(k) (y_v(k) - C\hat{x}(k|k-1)) \quad (5.41)$$

$$P(k|k) = (\mathbb{I} - K_f(k)C)P(k|k-1) \quad (5.42)$$

útil para obter uma melhor estimativa a partir do valor dos estados futuros (*one-step-ahead predictor*), que correspondem aos valores *a priori* $\hat{x}(k|k-1)$, obtidos através de

$$\hat{x}(k|k-1) = \Phi \hat{x}(k-1|k-1) + \Gamma u(k) \quad (5.43)$$

$$P(k|k-1) = \Phi P(k-1|k-1) \Phi^T + Q_{nd}(k) \quad (5.44)$$

onde $\hat{x}(k|k-1)$ é a estimativa de $x(k)$ dado a medida passada $y_v(k-1)$, e $\hat{x}(k|k)$ é a estimativa de $\hat{x}$ atualizada com base na medida corrente $y_v(k)$, com

$$P(k|k) \stackrel{\text{def}}{=} E \{ (\hat{x}(k|k) - x(k))(\hat{x}(k|k) - x(k))^T \} \quad (5.45)$$

$$P(k|k-1) \stackrel{\text{def}}{=} E \{ (\hat{x}(k|k-1) - x(k))(\hat{x}(k|k-1) - x(k))^T \} \quad (5.46)$$

e condições iniciais $\hat{x}_0$ e P_0 .

Uma análise dos métodos numéricos de implementação do filtro de Kalman, como robustez, estabilidade numérica e efeitos de truncagem, assim como várias considerações práticas que permitem redução do esforço computacional sem degradação de performance do filtro, estão expostos em Grewal e Andrews (1993). Para o filtro de Kalman discreto invariante no tempo, as equações podem ser reduzidas a

$$\hat{x}(k|k) = \hat{x}(k|k-1) + K_{f\infty} (y_v(k) - C\hat{x}(k|k-1)) \quad (5.47)$$

para a atualização pela medida (corretor) e

$$\hat{x}(k+1|k) = \Phi \hat{x}(k|k) + \Gamma u(k) \quad (5.48)$$

para a atualização pelo tempo (*one-step-ahead predictor*). Dessa forma, temos uma simplificação substancial no controlador. Essa consideração³ influi principalmente no transitório. Um modelo em espaço de estados pode então ser construído, para o filtro de Kalman discreto estacionário, pela substituição da Equação (5.47) em (5.48) e em $y(k|k) = C\hat{x}(k|k)$, isto é,

$$\begin{aligned} \hat{x}(k+1|k) &= \Phi(\mathbb{I} - K_{f\infty}C) \hat{x}(k|k-1) + \begin{bmatrix} \Gamma & \Phi K_{f\infty} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u(k) \\ y_v(k) \end{bmatrix} \\ \hat{y}(k|k) &= C(\mathbb{I} - K_{f\infty}C) \hat{x}(k|k-1) + \begin{bmatrix} 0 & CK_{f\infty} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u(k) \\ y_v(k) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5.49)$$

o que gera uma estimação ótima $\hat{y}(k|k)$ de $y(k)$, cujo vetor de estados do sistema é $\hat{x}(k|k-1)$ com entradas $u(k)$ e $y_v(k)$. O controlador LQG estacionário implementado tem a estrutura esquemática mostrada na Figura 5.2.

³Para sistemas contínuos, caso do *filtro de Kalman-Bucy*, a versão estacionária é idêntica ao *filtro de Wiener*.

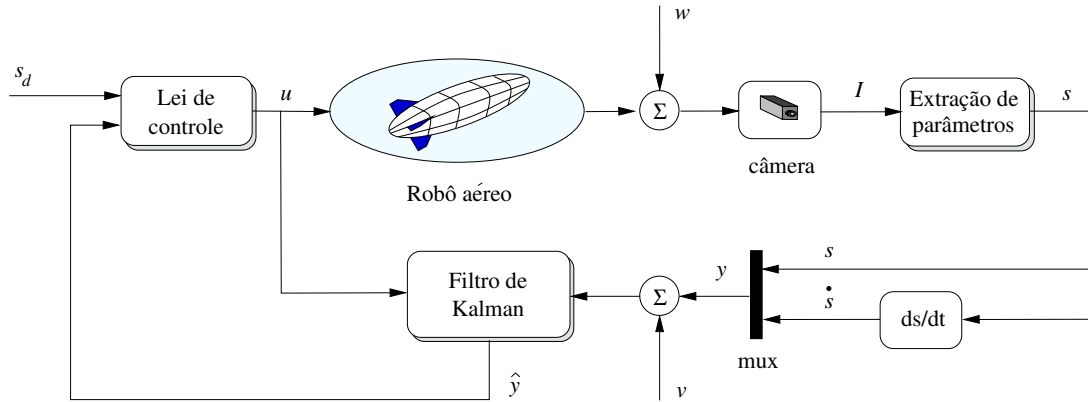


Figura 5.2 – Diagrama esquemático do sistema de controle servo visual baseado na imagem utilizando o controlador LQG.

Todavia, antes de se projetar o filtro de Kalman para uma determinada aplicação, faz-se necessário um estudo da observabilidade do sistema. Um sistema é dito observável se, e somente se, o vetor de estados inicial x_0 pode ser determinado a partir de uma seqüência de medições $y(k)$ e de sinais de controle $u(k)$, com $0 \leq k \leq N$. Matematicamente, isto requer que o *Graminiano de Observabilidade*, para um sistema linear dinâmico discreto e variante no tempo, definido como

$$\mathcal{O}(C(k), \Phi(k), 1 \leq k \leq N) = \left\{ \sum_{i=1}^N \left[\prod_{j=0}^{k-1} \Phi(k-j) \right]^T C^T(k) C(k) \left[\prod_{j=0}^{k-1} \Phi(k-j) \right] \right\} \quad (5.50)$$

seja não-singular, isto é, o espaço nulo de $\mathcal{O}(C(k), \Phi(k), 1 \leq k \leq N)$ seja 0_n . Como o posto de cada termo do somatório acima é no máximo m , existe um número mínimo de medidas que devem ser tomadas para que o sistema possa ser considerado observável ($N \geq n/m$). Quando o sistema é invariante no tempo, a condição de observabilidade se reduz à verificação do posto de

$$\mathcal{O}(C, \Phi) = \begin{bmatrix} C^T & \Phi^T C^T & (\Phi^T)^2 C^T & \dots & (\Phi^T)^{n-1} C^T \end{bmatrix}, \quad (5.51)$$

que deve ser igual a n . Se o sistema não for completamente observável, significa afirmar que algum(ns) estado(s) terá(ão) a correção da sua estimativa inviável. Por isso, o valor inicial desse(s) estado(s) terá grande influência nas estimativas dos mesmos. Entretanto, as tarefas servo visuais possuem freqüentemente graus de liberdade livres, com um número definido pela classe de ligação correspondente (Capítulo 3) e, em vários casos, a estimativa do(s) estado(s) respectivo(s) não influi(em) diretamente no desempenho da função primária da tarefa robótica.

5.3 Resultados e discussões

Os resultados apresentados e discutidos nessa seção referem-se ao exemplo de aplicação 4.1 desenvolvido na Seção 4.3, obtidos para o dirigível robótico da Figura 4.1. O Apêndice C fornece maiores informações a respeito do ambiente de simulação e de desenvolvimento dos algoritmos.

O objetivo global da navegação é o rastreamento 3D, pelo dirigível, de objetos que possam ser aproximados por retas. De forma mais intuitiva, o algoritmo de controle o possibilita seguir rios,

duetos, avenidas, linhas de transmissão, dentre outras marcações, baseado apenas em imagens. Para a realização da tarefa, o modelo da matriz de interação utilizada foi $\hat{L}_3 = L(\bar{p}_d, \bar{P}_d)$ dada pela Equação (4.24), com os 5 graus de liberdade restringidos pela ligação virtual e o grau de liberdade livre (tarefa secundária e_2) dada como uma velocidade à frente constante $\nu = 10\text{m/s}$ (em malha aberta). Em termos de propulsão, a força equivalente para alcançar essa determinada velocidade (para o caso particular do dirigível AS-800) é 19.59N obtido no processo de linearização para condições nominais, com ambos propulsores na horizontal ($\delta_v \approx 0$) pois trata-se de voo em cruzeiro que corresponde a uma grande autoridade das superfícies de deflexão no controle do veículo. Outra importante observação é em relação ao ponto de atuação dos propulsores que, situados abaixo do Centro de Volume, provocam um momento que rotaciona o dirigível no plano vertical e altera o ângulo de arfagem. De forma a evitar que o veículo possua tal comportamento, um ângulo de equilíbrio para o profundor, a partir do qual a perturbação nesse sinal de controle varia δ_{e0} , é também obtido no processo de linearização.

Dois conjuntos de simulação foram realizados. O primeiro contempla quatro casos com complexidade crescente em termos de perturbação e do controlador. O segundo conjunto, composto por um único estudo de caso, visa ilustrar a convergência do sistema para condições iniciais mais severas em termos da postura inicial do veículo aéreo.

5.3.1 Conjunto de estudos 5.1

Para efeito de comparação do comportamento do veículo para várias condições de voo e controladores, atribuiu-se nesse conjunto uma posição e atitude iniciais uniformes para todas as simulações, cujos valores são: leste $E_0 = -40\text{m}$, altitude inicial $D_0 = -30\text{m}$, posicionado em $N_0 = -300\text{m}$ norte com os ângulos de Euler iguais a zero ($\phi_0 = \theta_0 = \psi_0 = 0$). Todos os valores são em relação a um referencial do mundo fixo. Estas condições iniciais promove a captura da imagem inicial mostrada na Figura 5.3, ilustrando a distância da postura inicial do veículo à sua configuração final desejada. Para outras condições iniciais do dirigível, o leitor pode se referir a Silveira *et al.* (2002a) e Silveira *et al.* (2001c). Além disso, os resultados para cada simulação também foram dispostos com as posições e eixos uniformes para facilitar comparações de desempenho. Os sinais visuais desejados são obtidos através das Equações (4.20), (4.21) e (4.22) para $l = 3\text{m}$, altitude desejada $h_d = -15\text{m}$ e com o objetivo de alinhar a reta central com o centro do plano imagem, conforme ilustrado na Figura 5.3. Portanto, o dirigível parte com um erro lateral e de altitude que, por possuir deficiências na atuação, torna-se necessário desenvolver movimentos adequados no espaço 3D para atingir o objetivo e suprir as não-holomicidades.

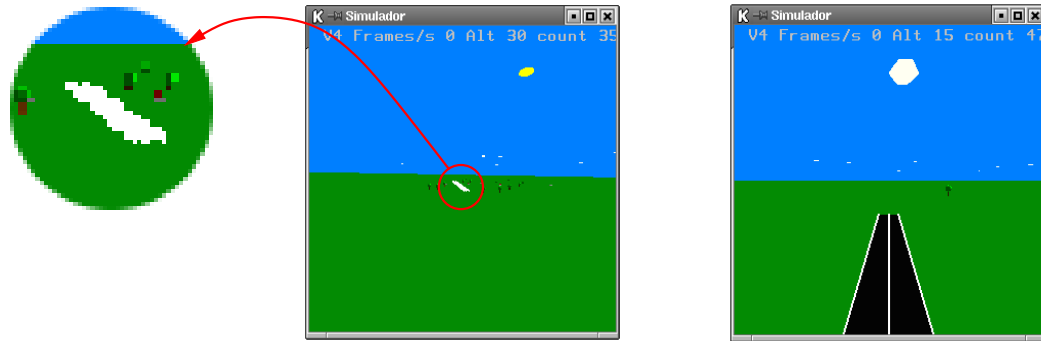


Figura 5.3 – Imagem inicial e desejada da tarefa de seguimento de trajetórias.

Caso nominal. A Figura 5.4 ilustra o comportamento global do sistema durante a execução do rastreamento para o caso nominal, ou seja, sob condições ideais (sem ruídos no sensor e sem distúrbios atmosféricos), utilizando o controlador LQR projetado na Seção 5.2.1. Assim como as demais simulações, a figura agrupa as ilustrações para o caso específico do comportamento 3D, mostrado na Subfigura 5.4(a) com as respectivas evoluções laterais e da altura sendo apresentadas como projeções, da evolução dos ângulos de Euler, mostrada na Subfigura 5.4(b), dos sinais de erro nos parâmetros θ_i , $i = 1, 2, 3$, mostrados na Subfigura 5.4(c), dos sinais de erro nos parâmetros ρ_i , $i = 1, 2, 3$, mostrados na Subfigura 5.4(d), dos sinais de controle obtidos a partir da Equação (5.34) e enviados aos atuadores, mostrados na Subfigura 5.4(e), e o que efetivamente foi obtido na saída dos modelos dos atuadores, mostrado na Subfigura 5.4(f). Embora a propulsão diferencial (δ_{T_D}) também contribua fortemente na execução da tarefa, a mesma foi desconsiderada como atuador pois ainda não se encontra implementada no veículo real. Entretanto, é interessante observar dois pontos:

- a convergência dos sinais de erro e a realização da tarefa, dados no plano imagem e para as condições iniciais acima, são observadas após aproximadamente 35s de navegação;
- a Subfigura 5.4(f) mostra a presença do sinal de equilíbrio do profundor, obtido no processo de linearização.

Adição de turbulência e ruído sensorial, controlador LQR. Partindo para um caso mais realista, isto é, o ambiente possui distúrbios atmosféricos como turbulências, e o sistema de processamento de imagens fornece sinais visuais ruidosos, o comportamento global do sistema é apresentado na Figura 5.5. O presente resultado refere-se a uma turbulência atmosférica de $\sigma = 1\text{m/s}$ e o ruído aditivo nas medidas sensoriais como sendo branco e Gaussiano com amplitude de até 10% do seu valor nominal. Para um maior realismo, foram considerados ruídos independentes nos três canais (θ_i, ρ_i , $i = 1, 2, 3$). A convergência da tarefa e dos sinais de erro no plano imagem também é observada, conforme mostram as Subfiguras de 5.5(a) a 5.5(d), pela utilização do controlador LQR projetado na Seção 5.1. Entretanto, duas observações são importantes para esta simulação:

- os parâmetros das características na imagem estiveram sempre disponíveis para o controlador durante toda a execução, ou seja, mesmo que as retas não estejam do campo visual do sensor, os parâmetros foram fornecidos pelo simulador para o módulo de comando. Essa consideração nem sempre é satisfeita, não sendo portanto realista e que, numa validação experimental, o sistema pode não convergir;
- os sinais de controle obtidos na Equação (5.34), mostrados na Subfigura 5.5(e), aparecem saturados. Este comportamento, altamente desaconselhado pois se reflete em baixa performance e alto consumo de energia, é devido aos altos ganhos nos termos das derivadas dos sinais ruidosos.

Adição de turbulência e ruído sensorial, controlador LQG. Os problemas descritos acima podem ser minimizados através de estimadores eficientes dos sinais ruidosos $y_v(k)$. Além disso, uma eventual perda temporária dos parâmetros das características na imagem não leva à instabilidade e divergência do sistema. Os resultados do comportamento global do sistema após a implementação do filtro de Kalman, cuja configuração estacionário e discreto foi apresentada

na Seção 5.2.2, são mostrados na Figura 5.6. Para efeito de comparação, as mesmas condições anteriores de ruído foram consideradas. Diante da comparação entre as Figuras 5.5 e 5.6, pode-se fazer as seguintes observações:

- a tarefa do rastreamento de trajetórias foi executada com grande redução no balanço do dirigível, conforme comparação entre as Subfiguras 5.5(a) e 5.6(a), e entre 5.5(b) e 5.6(b);
- os sinais de controle obtidos na Equação (5.34), porém utilizando a estimativa ótima $\hat{y}(k|k)$ do filtro de Kalman da Equação (5.49), foram drasticamente reduzidos, não apresentando mais saturações e comportando-se de forma bastante similar com o caso nominal (vide Subfiguras 5.4(f) e 5.6(f)).

Resultados possivelmente ainda melhores poderiam ser obtidos se a dinâmica da turbulência atmosférica fosse incluída no filtro de Kalman, pois a mesma foi considerada como um ruído branco (condição mais severa) e implementada no simulador como um ruído de baixa frequência (modelo de Dryden), tal qual se apresenta na prática.

Adição de vento, turbulência e ruído sensorial, controlador LQR. De forma a demonstrar como o vento influencia na convergência do sistema durante a execução da tarefa e elucidar como o veículo aéreo se comporta em sua presença, a Figura 5.7 mostra os resultados da simulação para o caso de vento com amplitude 2m/s, a 20° do Norte (eixo da pista) e contrário ao movimento. Todos os demais ruídos foram desconsiderados para efeito de comparação. Esses resultados fornecem basicamente duas informações:

- O controlador LQR implementado que utiliza um erro PD não é capaz de zerar o erro em regime permanente, conforme Subfiguras 5.7(c) e 5.7(d). Portanto, faz-se necessário a inclusão de um termo integrativo desses sinais;
- Para o controlador implementado e na presença de vento, o dirigível possui reação própria que o faz se alinhar com o vento. Como consequência, o veículo rasteja “de lado” conforme pode-se observar na Subfigura 5.7(b).

5.3.2 Conjunto de estudos 5.2

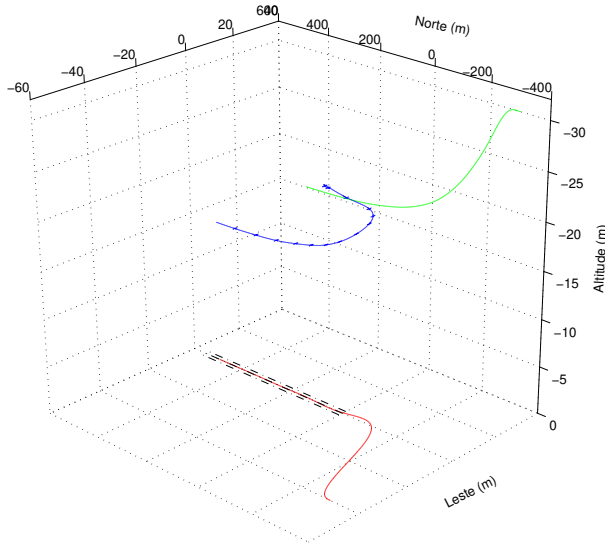
Para a realização do presente estudo de caso, foram atribuídas condições iniciais mais severas para o dirigível robótico. A tarefa foi simulada para: $E_0 = 70\text{m}$ leste, altitude inicial $D_0 = -50\text{m}$, posicionado em $N_0 = -40\text{m}$ norte com os ângulos de Euler $\phi_0 = \theta_0 = 0$ e $\psi_0 = -80^\circ$ (ângulo de guinada). Todos os valores são em relação a um referencial do mundo fixo. Os resultados foram dispostos com as mesmas posições e eixos do conjunto de estudos anterior. Da mesma forma, os sinais visuais desejados também seguem a metodologia do conjunto anterior, porém com altitude desejada $h_d = -50\text{m}$. Portanto, o dirigível parte com um erro lateral e de atitude, devendo desenvolver movimentos adequados para a realização da tarefa de seguimento da pista.

O comportamento do dirigível, na presença de distúrbios atmosféricos, erro no sensor e controlador LQG, pode ser observado na Figura 5.8. A sequência de imagens (intercaladas) capturadas pela câmera abordo do veículo é mostrada na Figura 5.9. A partir da análise do conjunto de figuras, duas observações são oportunas:

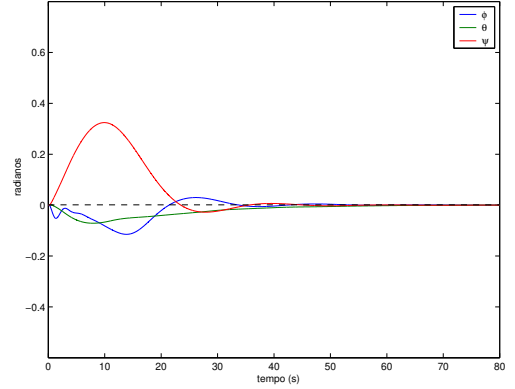
- a tarefa de rastreamento foi realizada normalmente, conforme mostram as Subfiguras 5.8(a) e 5.8(b);

- muito embora o dirigível seguiu com erro em altura (D), os respectivos erros no plano imagem convergiram exponencialmente para zero (Subfiguras 5.8(c) e 5.8(d)).

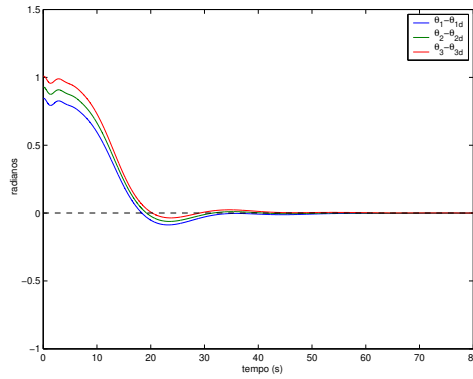
O erro no espaço Cartesiano é caracterizado basicamente pela perda de informação de profundidade (utiliza-se aqui uma única câmera sem reconstrução de estados) e pela proximidade entre as retas em relação à altura de voo desejada, o que fornece magnitudes pequenas nos sinais visuais.



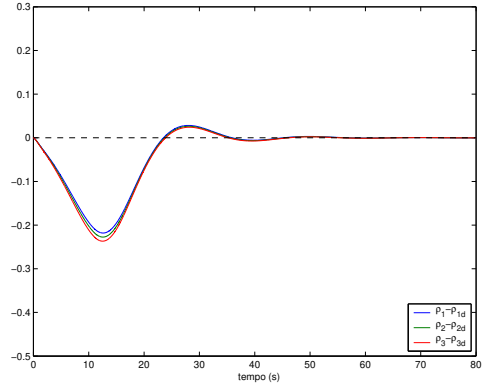
(a) Evolução do dirigível em 3D (azul) e suas projeções no plano horizontal (vermelho) e vertical (verde).



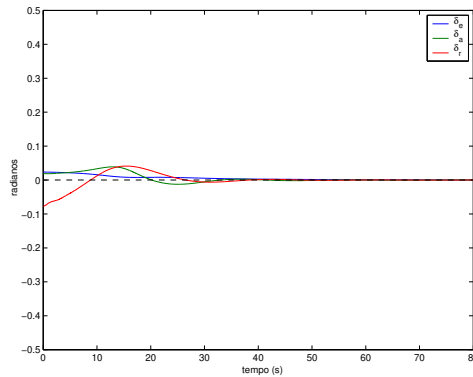
(b) Evolução dos ângulos de Euler durante a execução da tarefa.



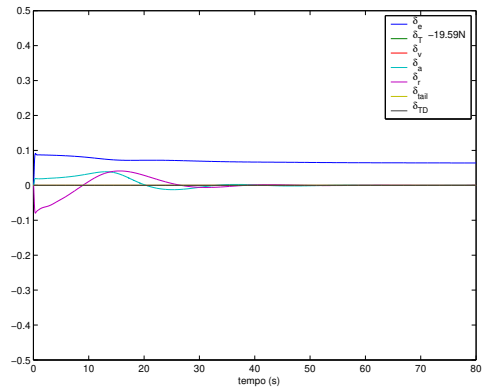
(c) Erros no plano imagem para os parâmetros θ_i , $i = 1, 2, 3$.



(d) Erros no plano imagem para os parâmetros ρ_i , $i = 1, 2, 3$.

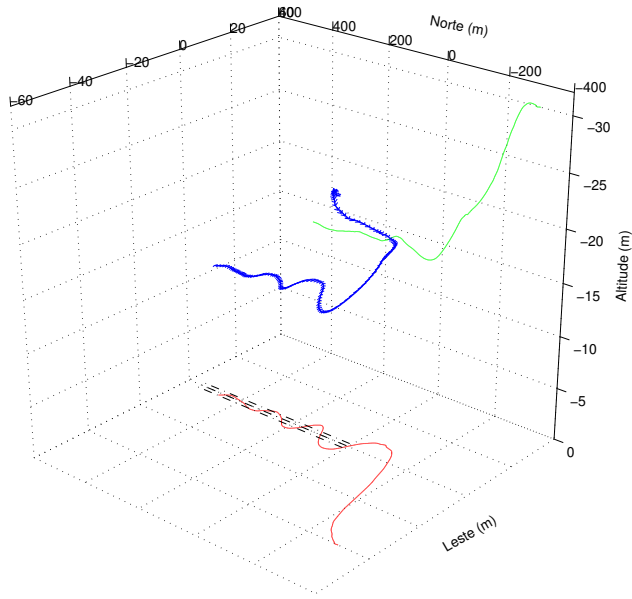


(e) Sinais de controle enviados aos atuadores.

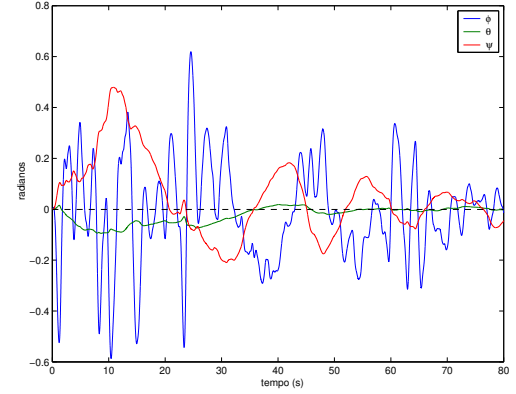


(f) Resposta dos atuadores aos sinais de controle.

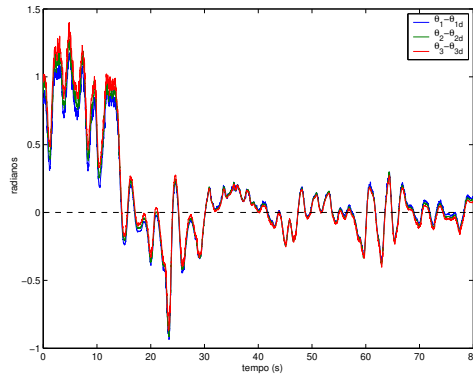
Figura 5.4 – Execução de tarefa de rastreamento de trajetórias, definidas por retas, pelo dirigível sob condições ideais (sem ruídos no sensor e distúrbios atmosféricos como vento e turbulências) e utilizando o controlador LQR.



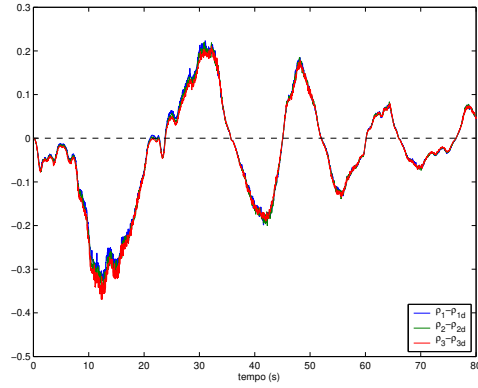
(a) Evolução do dirigível em 3D (azul) e suas projeções no plano horizontal (vermelho) e vertical (verde).



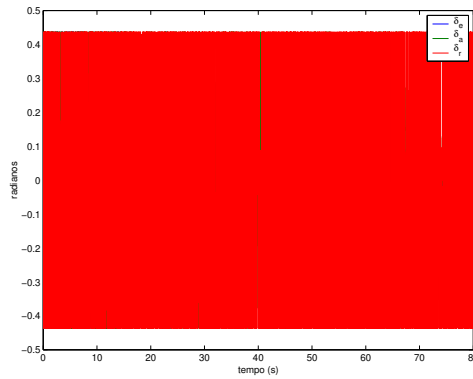
(b) Evolução dos ângulos de Euler durante a execução da tarefa.



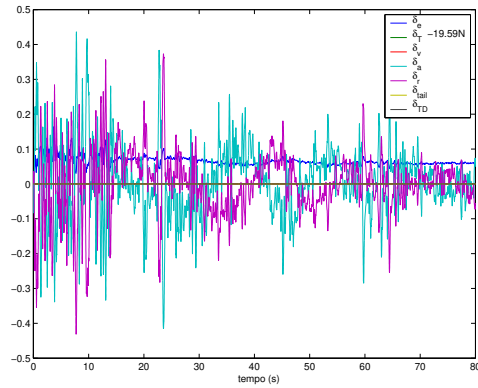
(c) Erros no plano imagem para os parâmetros θ_i , $i = 1, 2, 3$.



(d) Erros no plano imagem para os parâmetros ρ_i , $i = 1, 2, 3$.

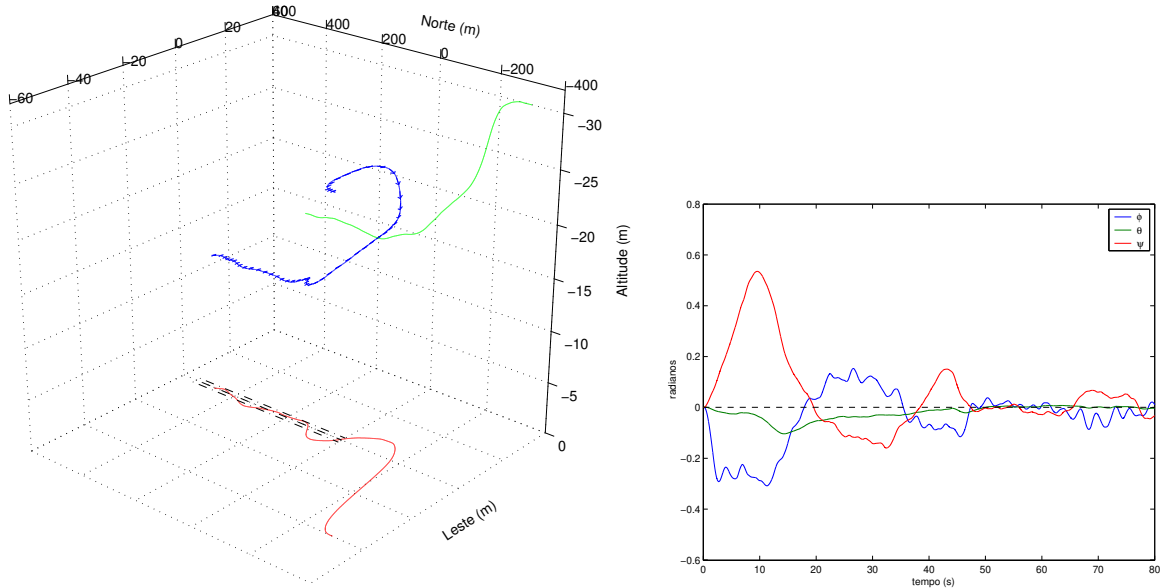


(e) Sinais de controle enviados aos atuadores.



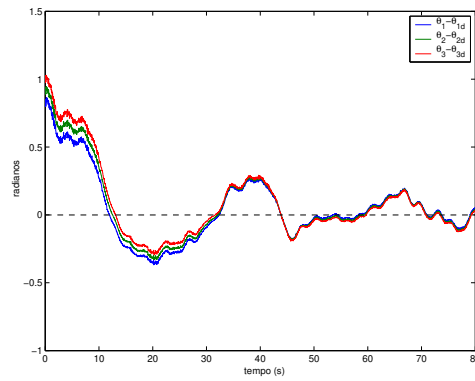
(f) Resposta dos atuadores aos sinais de controle.

Figura 5.5 – Navegação do dirigível na presença de ruído branco Gaussiano aditivo nos sinais do sensor (de até 10% do valor real), turbulência atmosférica ($\sigma = 1\text{m/s}$) e controlador LQR, correspondendo a um ambiente mais realista.

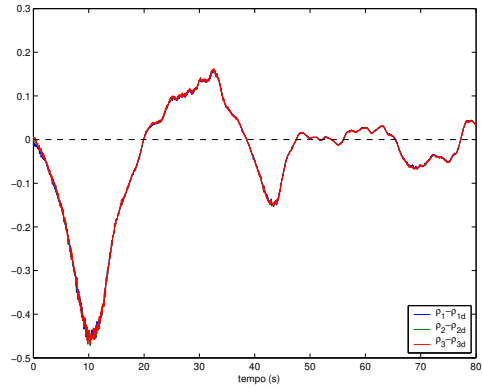


(a) Evolução do dirigível em 3D (azul) e suas projeções no plano horizontal (vermelho) e vertical (verde).

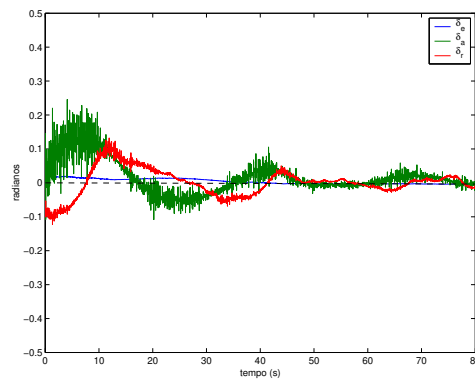
(b) Evolução dos ângulos de Euler durante a execução da tarefa.



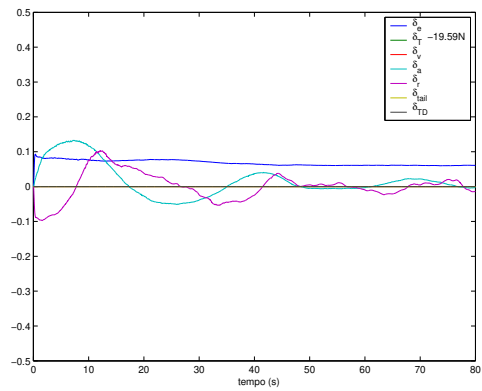
(c) Erros no plano imagem para os parâmetros θ_i , $i = 1, 2, 3$.



(d) Erros no plano imagem para os parâmetros ρ_i , $i = 1, 2, 3$.

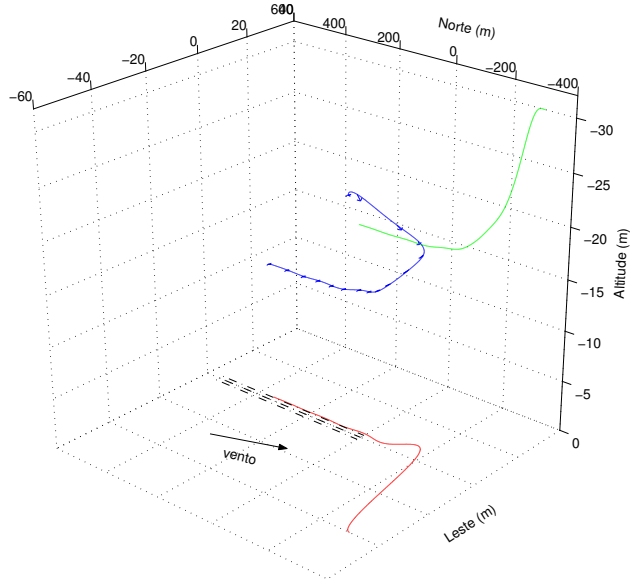


(e) Sinais de controle enviados aos atuadores.

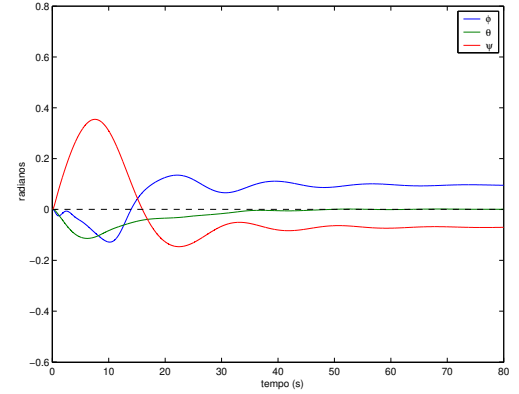


(f) Resposta dos atuadores aos sinais de controle.

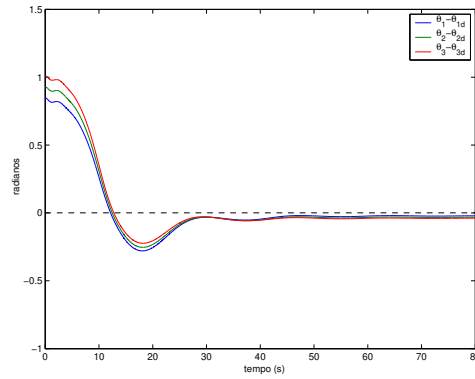
Figura 5.6 – Navegação do dirigível na presença de ruído branco Gaussiano nos sinais do sensor (de até 10% do valor real), turbulência atmosférica ($\sigma = 1\text{m/s}$) e controlador LQG, cuja estimação de estados é realizado mediante o filtro de Kalman estacionário.



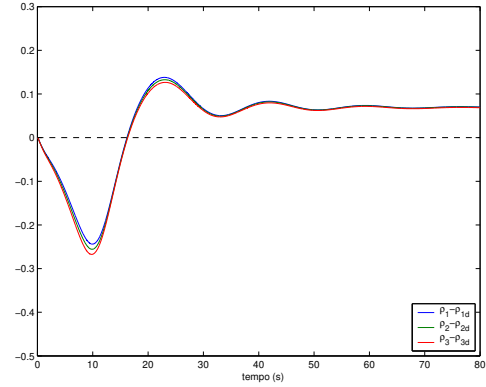
(a) Evolução do dirigível em 3D (azul) e suas projeções no plano horizontal (vermelho) e vertical (verde).



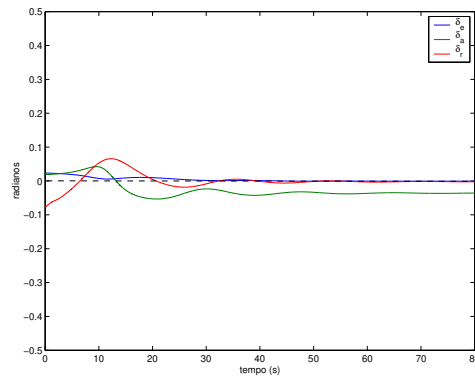
(b) Evolução dos ângulos de Euler durante a execução da tarefa.



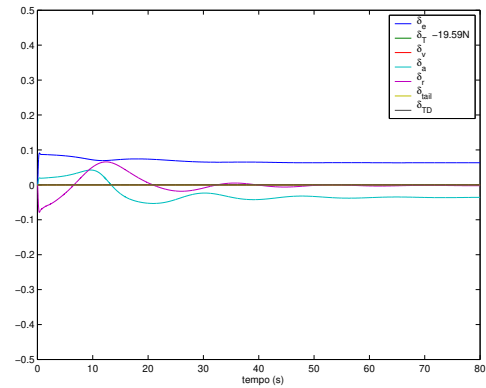
(c) Erros no plano imagem para os parâmetros θ_i , $i = 1, 2, 3$.



(d) Erros no plano imagem para os parâmetros ρ_i , $i = 1, 2, 3$.



(e) Sinais de controle enviados aos atuadores.



(f) Resposta dos atuadores aos sinais de controle.

Figura 5.7 — Navegação do dirigível, na presença de vento contrário ao movimento e a 20° com o Norte, utilizando controlador LQR.

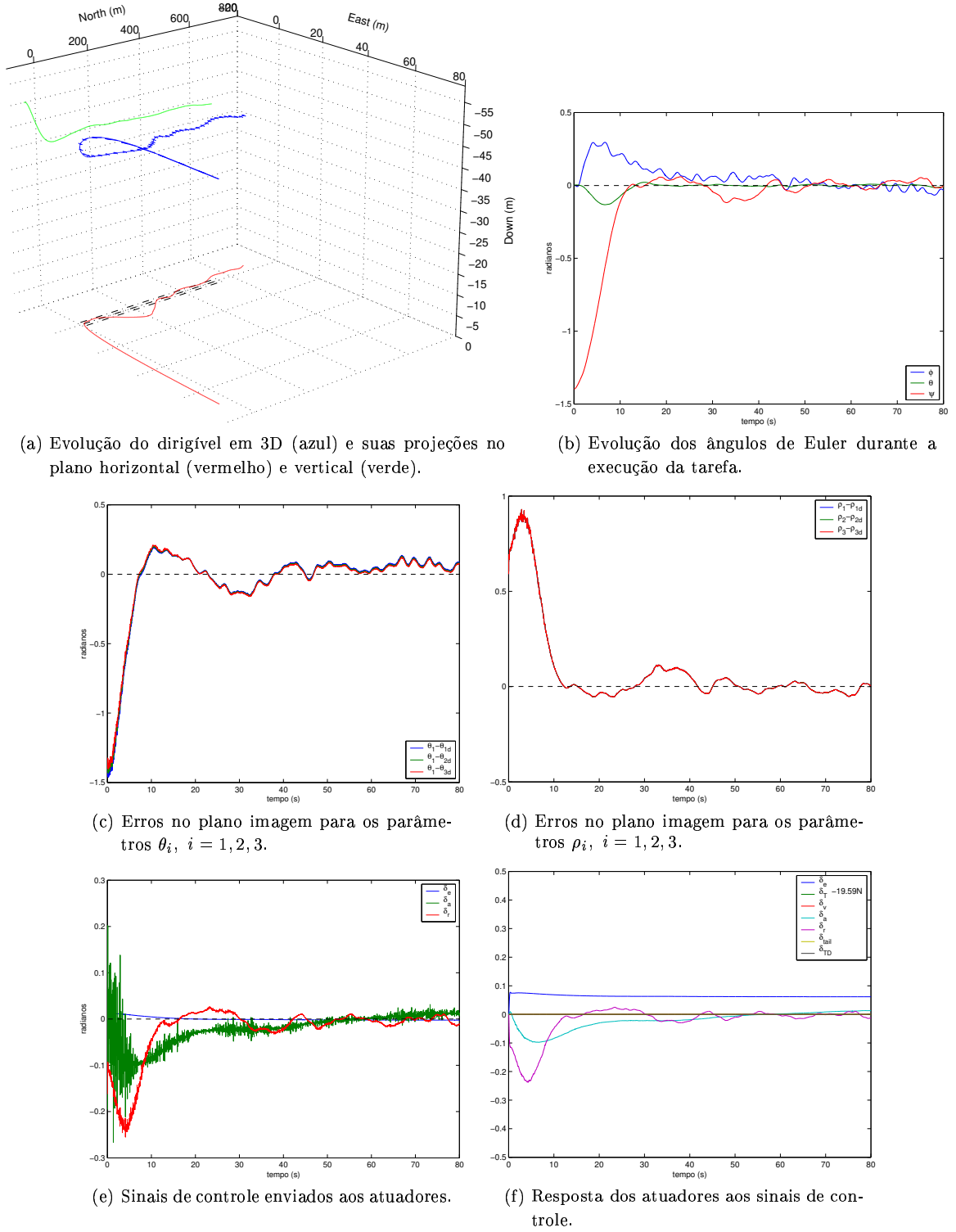


Figura 5.8 – Navegação do dirigível na presença de ruído branco Gaussiano nos sinais do sensor (de até 10% do valor real), turbulência atmosférica ($\sigma = 1\text{m/s}$) e controlador LQG, cuja estimação de estados é realizado mediante o filtro de Kalman estacionário.

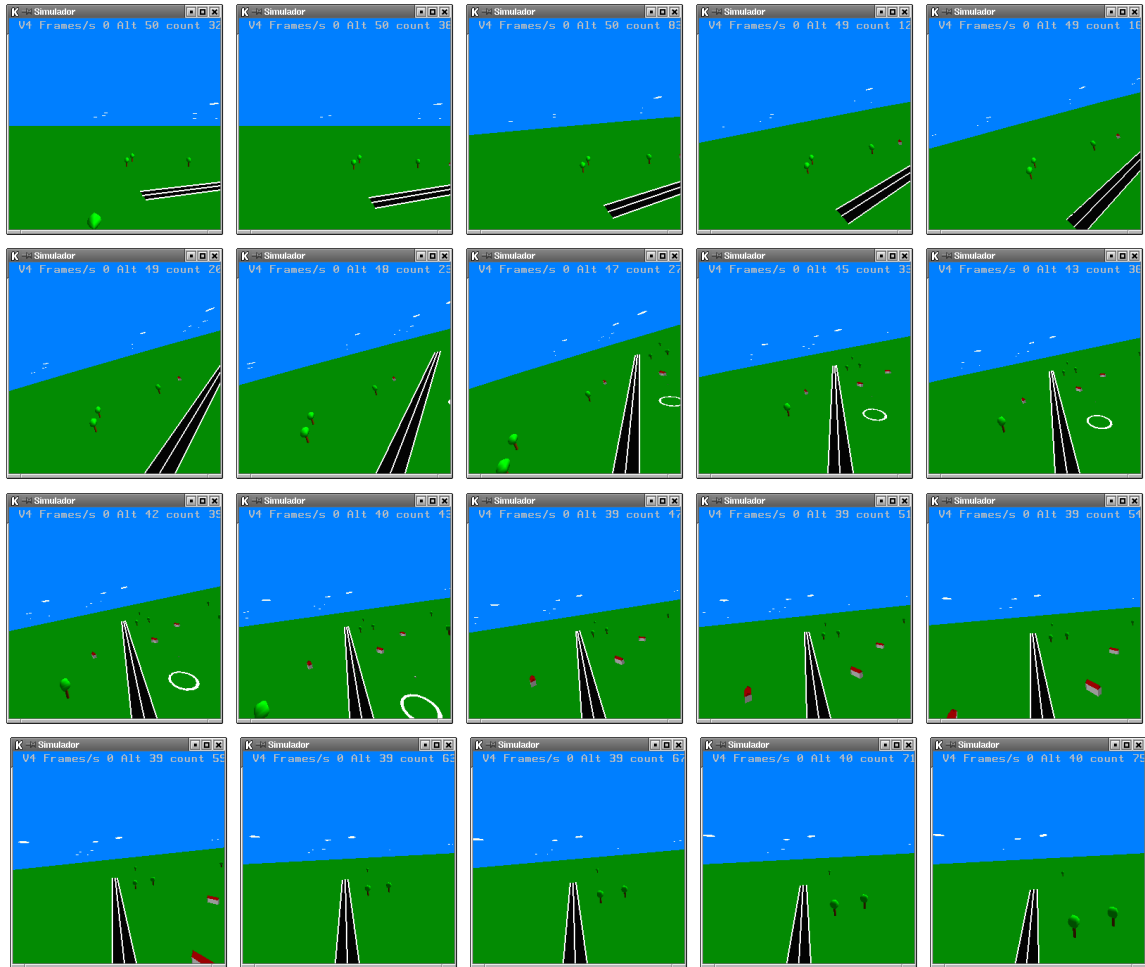


Figura 5.9 – Seqüência de quadros (intercalados) decorrentes do movimento da câmera durante a execução da tarefa de seguimento da pista pelo dirigível robótico. Resultados referentes ao Conjunto de estudos 5.2.

Conclusão Geral e Perspectivas

O presente trabalho apresenta diversos resultados relacionados à navegação e controle, baseado em imagens, de veículos robóticos. Os movimentos do robô são computados utilizando informações provenientes de uma câmera embarcada, mediante uma abordagem de controle servo visual. Essa metodologia de utilização de imagens para a realimentação de sinais na malha de controle, diferentemente de outras metodologias que “apenas” exploram a cena, envolve aspectos de estimação de parâmetros, dinâmica de sistemas e interpretação de imagens.

Diversas estratégias de controle servo visual podem ser encontradas na literatura. A classificação clássica das mesmas baseia-se na medida de entrada do módulo de controle. A apresentação e discussão das vantagens e desvantagens das estratégias comumente implementadas pela comunidade científica são realizadas ao longo da dissertação para fins de comparação e decisão. A tarefa servo visual de seguimento de rios, estradas, ou qualquer marcação que possa ser aproximada por retas, realizada neste estudo e cujos resultados encontram-se ao longo do texto, utilizou a estratégia de controle servo visual baseada na imagem, também chamado de 2D. Essa estratégia não requer procedimentos de reconstrução da posição e atitude do dirigível em relação à marcação no solo, que além de necessitarem do modelo 3D do objeto, calibração da câmera, sugerem tratamento por estimativas, inicialização adequada e demandam grande capacidade de processamento. Além disso, em muitos casos os problemas se tornam mal condicionados, com introdução de erros e divergência no resultado final.

A estratégia 2D baseia-se no modelamento da função de tarefa apropriada e consiste na especificação do problema em termos de regulação da imagem. Frequentemente, tarefas robóticas são mais facilmente definidas no espaço sensorial como, por exemplo, aproximar-se de uma porta utilizando visão, seguir uma parede ou alinhar-se com um tubo. Essas tarefas seriam dificilmente realizadas sem alguma informação 3D do tubo ou da porta, mas podem ser intuitivamente especificadas utilizando o conceito de ligações virtuais. A catalogação dos principais tipos com exemplos de vários pesquisadores da área, assim como um guia de procedimentos de especificação de tarefas diretamente no plano imagem é apresentado no trabalho. A sua utilização com garantia de convergência é realizada mediante a satisfação de algumas condições, também revisitas. Uma das grandes dificuldades é a existência de infinitas possibilidades de objetos para uma tarefa específica. Os critérios para a escolha do objeto mais adequado que constituirá a marcação depende do processamento de imagem necessário para extrair seus parâmetros (custo, robustez) e características de controle (sensibilidade, controlabilidade).

Paralelamente a esses aspectos, mas também de grande importância, foram discutidas as arquiteturas de processamento e métodos de rastreamento das características relevantes nas imagens para a realização de tarefas servo visuais. Muito embora grandes avanços tecnológicos e de pesquisa tenham surgido nos últimos anos, uma boa parcela de aplicações requerem um processamento dedicado. Cabe ao projetista do sistema a decisão na escolha do método, que dependerá de vários fatores como condições de imageamento, dinâmica das mudanças e latência

no processamento. Em relação ao último aspecto, atenção especial deve ser dispendida, pois uma taxa de amostragem pode ser adequada para um sistema específico enquanto que, para outro mais rápido, pode trazer problemas de instabilidade.

Grande parte dos autores, e da pesquisa envolvendo controle servo visual, concentra-se em torno de pontos como marcações na cena. Embora uma das aplicações do trabalho se utilize de pontos (centróides de objetos para o posicionamento de um robô móvel), o presente estudo apresenta-se com um diferencial de enfoque por utilizar parâmetros de retas como sinais visuais. A escolha nasceu em decorrência natural do modelamento de trajetórias por retas, nas quais o objetivo principal do trabalho se baseia, embora não tenha se restringido às mesmas. Tal objetivo consiste na aplicação de técnicas de controle servo visual no dirigível robótico para o rastreamento de trajetórias. Outras tarefas servo visuais, como pairar o dirigível sobre o próprio mastro, também têm sido objeto de estudos e pesquisas pelo grupo, com resultados bastantes satisfatórios. A aterrissagem automática baseada em visão, outra possível aplicação, tem sua realização apenas adaptando-se a tarefa anterior.

Os dirigíveis como veículos robóticos aéreos possuem um enorme potencial de utilização, ainda pouco explorado, cujas características como possibilidade de voo em baixas altitudes e grande autonomia, baixo ruído, vibração e custo de manutenção e de voo, além da capacidade de pouso e decolagem verticais, lhes conferem grandes vantagens, em relação aos outros veículos aéreos, para a realização de uma vasta gama de aplicações. Em relação ao sensoriamento por satélites, a disponibilidade de imagens para a comunidade civil possui limitações com respeito à resolução, banda espectral e cobertura temporal e de área. As pesquisas sobre a utilização de imagens para a navegação autônoma de dirigíveis têm sido restritas a pequenos dirigíveis para ambientes internos. Uma das grandes dificuldades apresentadas pelo dirigível AS-800, encontra-se no seu grande volume (24m^3) e baixa densidade (enchimento com gás hélio), o que se traduz em alta sensibilidade aos distúrbios como vento e turbulência, e elevadas constantes de tempo para o sistema dinâmico.

Projetos de controladores servo visual 2D, para qualquer plataforma robótica (manipuladores, robôs móveis terrestres, subaquáticos e aéreos), partem da necessidade do modelamento da interação do movimento relativo do sensor com o movimento da marcação no plano imagem. Esse mapeamento é realizado através da matriz de interação, cujo modelo terá grande impacto durante a execução da tarefa. A rapidez e evolução da convergência do erro dependerá do nível de aproximações e considerações embutidas na matriz (devido às próprias imprecisões do sistema ou para reduzir esforço computacional), também ilustradas no trabalho.

Do ponto de vista da teoria de controle, as dificuldades se apresentam nas latências do sistema, na possibilidade de perda das informações visuais, por exemplo, devido a um movimento brusco ou errôneo do sensor, e na existência de restrições não-holonômicas freqüentemente encontradas nos veículos robóticos. Para o caso específico do dirigível, subatuado por construção, embora permita baixas taxas de amostragem devido à suas elevadas constantes de tempo, o seu ambiente de evolução está fortemente poluído por ruídos, sugerindo uma abordagem estocástica para o problema de navegação.

Para a resolução desse problema, adotou-se um controlador ótimo LQG (Linear-Quadrático-Gaussiano) pela facilidade de implementação em sistemas multivariáveis, por certas propriedades de estabilidade e robustez garantidas (se algumas condições forem satisfeitas), impossibilidade demonstrada de classificar a planta como um integrador perfeito (válido para manipuladores) e, principalmente, pela possibilidade da resolução em separado do problema de controle e do estimador de estados. O ajuste dos parâmetros desse controlador é dependente do objetivo global da tarefa, bem como das características próprias do sistema.

Importante ressaltar, também, que o projeto e a execução da tarefa robótica é baseada totalmente no espaço sensorial e, portanto, a perda das características relevantes na imagem pode deteriorar todo o processo e provocar instabilidade no sistema de controle. O filtro de Kalman discreto foi empregado para a estimação ótima dos parâmetros na imagem e corresponde, na prática, à solução para a perda temporária dos objetos, tratamento das medições ruidosas e minimização dos efeitos das perturbações no sistema. Diversos resultados da navegação do dirigível no rastreamento de trajetórias são mostrados no trabalho, sob condições nominais e reais (presença de distúrbios). Os sinais visuais foram disponibilizados para o controlador durante toda a realização da tarefa, o que não representa o caso real, apenas para efeito de comparação da resposta do controlador LQR padrão com a abordagem LQG, que emprega o filtro de Kalman. Verifica-se que o filtro possui ótima rejeição a ruídos (para qualquer critério quadrático), alivia as saturações dos atuadores e melhora a performance global do dirigível.

As simulações foram realizadas em ambiente de desenvolvimento onde um modelo acurado e não-linear do veículo foi empregado, obtidos a partir de dados experimentais de túnel de vento. Trabalhos futuros se concentrarão, inicialmente, na implementação da abordagem proposta no dirigível real. Além da vocação do dirigível para tarefas de monitoramento ambiental, climatológicos e de biodiversidade, aplicações naturais da metodologia na robótica de serviços e intervenções constituem boas candidatas diretas, principalmente em missões hostis, perigosas (campos minados, nucleares, submarinos) ou ainda impossíveis para o ser humano realizar.

Outras perspectivas de pesquisa na área de controle servo visual, apontadas por recentes publicações, consistem em mesclagens de técnicas 2D e 3D (de forma a evitar mínimos locais, singularidades, etc.), desacoplamento nos movimentos translacionais e rotacionais (para uma possível redução dos movimentos erráticos, contorcidos e ineficientes do robô no espaço Cartesiano) e integração entre os diversos métodos de utilização de informações visuais, como visão dinâmica e visão ativa.

Apêndices

Apêndice A

Modelamento do movimento

Um sistema robótico genérico é constituído por três partes principais:

- o sistema mecânico (e.g., braço manipulador ou plataforma móvel), que interage localmente porém inserido em um ambiente global;
- os dispositivos sensoriais, responsáveis por realimentar o sistema com informações sobre o estado mecânico e elétrico do sistema (sensores proprioceptivos) e do estado do ambiente (sensores exteroceptivos);
- os algoritmos, responsáveis pelo nível de especificação de tarefas (planejamento e monitoração) e pelo nível de controle (acionamento adequado dos atuadores para realização das tarefas).

O presente apêndice aborda aspectos relacionados com as duas primeiras partes acima mencionadas e a interação entre ambas. Mais especificamente, o enfoque principal se concentra na definição e no modelamento do espaço de trabalho no qual os sistemas servo controlados por realimentação visual estarão sujeitos. Informações relevantes sobre representação da postura (*pose*) e o processo de formação de imagens são revisados e servem de base para os capítulos da dissertação.

A.1 Preliminares

Em seu mais baixo nível de abstração, a robótica lida com corpos, sensores e objetos em movimento. Portanto, faz-se necessário definir um espaço que permita representar a postura (posição e atitude) de cada parte constituinte do robô e da aplicação em questão. Este espaço é chamado *espaço de configurações*. Os desenvolvimentos e os conceitos apresentados nesta e na próxima seção podem ser encontrados em maior profundidade em Rives (1999) e em Warner (1987).

A.1.1 Transformação entre sistemas de coordenadas

Um sistema de coordenadas (*frame*) $\mathcal{F}_p$ é definido por sua origem O_p e uma base (i_p, j_p, k_p) no espaço vetorial Euclidiano afim $\mathbb{R}^3$. Se v é um vetor neste espaço, denotaremos $[v]_p$ o vetor 3×1 composta pelas coordenadas de v relativas a sua base (i_p, j_p, k_p) . Se M é um ponto, $[M]_p$ representa o vetor 4×1 das coordenadas homogêneas de M relativo ao sistema de coordenadas (O_p, i_p, j_p, k_p) .

$$[M]_p = \begin{bmatrix} [O_p M]_p \\ 1 \end{bmatrix} . \quad (\text{A.1})$$

Se $\mathcal{F}_p(O_p, i_p, j_p, k_p)$ e $\mathcal{F}_q(O_q, i_q, j_q, k_q)$ são dois sistemas de coordenadas, pR_q representa a matriz 3×3 cujas colunas são respectivamente as coordenadas de i_q, j_q, k_q na base (i_p, j_p, k_p)

$${}^pR_q = \begin{bmatrix} [i_q]_p & [j_q]_p & [k_q]_p \end{bmatrix} \quad (\text{A.2})$$

com as seguintes propriedades:

1. ${}^pR_q^{-1} = {}^qR_p = {}^pR_q^T$, onde $(\cdot)^T$ denota matriz transposta;
2. $\det({}^qR_p) = 1$, onde $\det(\cdot)$ é o determinante;
3. $[v]_p = {}^pR_q[v]_q$.

A fórmula análoga para coordenadas de pontos pode ser obtida pela introdução da matriz homogênea

$${}^p\bar{R}_q = \begin{bmatrix} {}^pR_q & [O_p O_q]_p \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} . \quad (\text{A.3})$$

A.1.2 Espaço de configurações

Seja $\mathcal{F}_0$ o sistema de coordenadas de referência e C_1 um corpo rígido associado ao sistema de coordenadas $\mathcal{F}_1$ (Figura A.1).

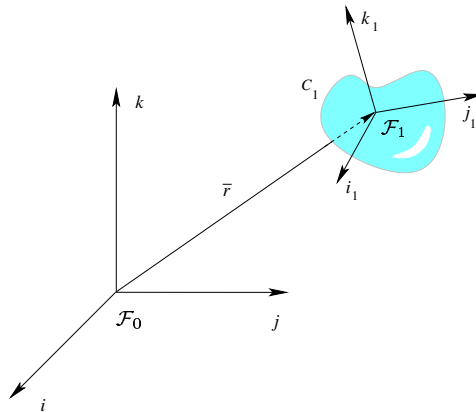


Figura A.1 – *Sistemas de coordenadas.*

Corolário A.1. *Dado um sistema de coordenadas de referência $\mathcal{F}_0$, é possível associar a cada sistema de coordenadas $\mathcal{F}_p$ uma única matriz homogênea ${}^0\bar{R}_p$. Portanto, o conjunto de sistemas de coordenadas pode ser considerado como isomórfico ao conjunto de matrizes homogêneas.*

No espaço $\mathbb{R}^3$, o grupo isomórfico ao grupo de matrizes homogêneas 4×4 é denominado $\mathcal{SE}(3)$, o *Grupo Euclidiano Especial*. Dessa forma, o $\mathcal{SE}(3)$ pode ser considerado como o espaço de configurações para sistemas de coordenadas ou corpos rígidos. Um elemento desse grupo, com a matriz homogênea associada $\bar{R}$, é denominado $\bar{r}$.

Definição A.1. Se a postura de um corpo rígido relativo ao sistema de coordenadas de referência é dada por sua matriz homogênea ${}^0\bar{R}_p$, a matriz de rotação associada é chamada de *atitude* do corpo rígido

De forma similar, o espaço de configurações das atitudes dos corpos rígidos é o grupo de rotações isomórficas ao grupo de matrizes de rotações usuais no $\mathbb{R}^3$. Este grupo é referido como $\mathcal{SO}(3)$,

$$\mathcal{SO}(3) = \{R \in \mathbb{R}^{3 \times 3} \mid RR^T = \mathbb{I}_3 \text{ e } \det(R) = 1\}.$$

Como propriedade, o $\mathcal{SO}(3)$ é um espaço diferenciável com dimensão 3. Como este espaço é diferenciável em três dimensões, é possível definir um mapeamento $\xi : \mathcal{V} \mapsto \mathbb{R}^3$, com $\mathcal{V}$ sendo um conjunto aberto do $\mathcal{SO}(3)$. Esse mapeamento é chamado de *difeomorfismo*. Além disso, $\mathcal{SO}(3)$ é compacto (fechado e limitado) e $\mathbb{R}^3$ não. Portanto, este difeomorfismo é apenas local. Um difeomorfismo global de um subconjunto do $\mathbb{R}^3$ a todo o $\mathcal{SO}(3)$ não existe.

A.2 Matemática do movimento

A.2.1 Estrutura diferenciável no $\mathcal{SO}(3)$

Seja $t \mapsto R(t)$ um caminho diferencial a partir de um conjunto aberto Υ de $\mathbb{R}$ para $\mathcal{SO}(3)$.

Proposição A.1. $\forall t \in \Upsilon$, existe $\omega(t) \in \mathbb{R}^3$ de forma que

$$\dot{R}(t) = \omega(t) \wedge R(t) \tag{A.4}$$

onde $(\dot{\cdot})$ corresponde à notação de Newton para a derivada da função em relação ao tempo, e $\wedge$ ao produto vetorial.

Prova. (Warner, 1987) □

A.2.2 Espaço tangente ao $\mathcal{SE}(3)$

Esta subseção aborda o modelamento do movimento do sistema de coordenadas $\mathcal{F}_p$ em relação ao sistema de coordenadas de referência $\mathcal{F}_0$. A postura desse sistema de coordenadas é descrita em função do tempo através da matriz

$${}^0\bar{R}_p(t) = \begin{bmatrix} {}^0R_p(t) & [O_0O_p(t)]_p \\ 0 \ 0 \ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

cuja derivada em relação ao tempo é

$$\frac{d {}^0 \bar{R}_p(t)}{dt} = \begin{bmatrix} \tilde{\omega}(t) {}^0 R_p(t) & \frac{d[O_0 O_p(t)]_p}{dt} \\ 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (\text{A.5})$$

Portanto, um elemento do espaço tangente ao $\mathcal{SE}(3)$ em ${}^0 \bar{R}_p$ pode ser considerado como um vetor (ω, v) , com ω definido acima e $v = \frac{d[O_0 O_p(t)]_p}{dt}$. Pode-se concluir então, que a velocidade de um sistema de coordenadas pode ser completamente determinada quando a velocidade de um ponto desse sistema juntamente com a sua velocidade rotacional são conhecidas.

A extensão para a composição de velocidades entre sistemas de coordenadas distintos é facilmente obtida. Considere a existência de três sistemas de coordenadas $\mathcal{F}_i$, $i = 0, 1, 2$, de tal forma que $\mathcal{F}_2$ está se movendo em relação a $\mathcal{F}_1$ com velocidade (ω_{21}, v_{21}) e $\mathcal{F}_1$ em relação a $\mathcal{F}_0$ com velocidade (ω_1, v_1) . O cálculo da velocidade de $\mathcal{F}_2$ (ω_2, v_2) em relação a $\mathcal{F}_0$ é realizado através da composição

$$\begin{cases} \omega_2 = \omega_1 + \omega_{21} \\ v_2 = v_1 + v_{21} + \omega_1 \wedge O_1 O_2 \end{cases}. \quad (\text{A.6})$$

Dessa forma, considere o sistema de coordenadas $\mathcal{F}_p(O_p, i_p, j_p, k_p)$ com velocidades rotacionais e translacionais $(\omega_p, V(O_p))$ e um ponto M fixo nesse sistema de coordenadas (ou seja, $\frac{d[O_p M]_p}{dt} = 0$), pode-se reescrever a composição acima como

$$V(M) = V(O_p) + \omega_p \wedge O_p M. \quad (\text{A.7})$$

A.2.3 Tensores

Estendendo a noção de campo de velocidade de um corpo rígido dada acima, a noção de tensor será introduzida.

Definição A.2. Um campo vetorial, H , no $\mathbb{R}^3$ é um tensor se existe um ponto O e um vetor ω de forma que todos pontos $M \in \mathbb{R}^3$ respeitem

$$H(M) = H(O) + \omega \wedge OM. \quad (\text{A.8})$$

O vetor ω é chamado de vetor do tensor. Um tensor H_i será representado por um par de vetores, com a notação $(H_i(O), \omega_i)$. O produto de dois tensores $H_1(H_1(O), \omega_1)$ e $H_2(H_2(O), \omega_2)$ é um escalar dado por:

$$s = \langle \omega_1, H_2(O) \rangle + \langle \omega_2, H_1(O) \rangle$$

onde $\langle \cdot, \cdot \rangle$ representa o produto escalar, e o produto desses tensores é representado por $H_1 \bullet H_2$.

Se um ponto O for escolhido e se os tensores forem considerados vetores em $\mathbb{R}^6$, o produto de dois tensores é um mapeamento bilinear associado com a matriz

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbb{I}_3 \\ \mathbb{I}_3 & 0 \end{bmatrix}$$

o que resulta em

$$\begin{aligned} (H_1(O), \omega_1) \bullet (H_2(O), \omega_2) &= [H_1^T(O), \omega_1^T] \begin{bmatrix} 0 & \mathbb{I}_3 \\ \mathbb{I}_3 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H_2(O) \\ \omega_2 \end{bmatrix} \\ &= [\omega_1^T, H_1^T] \begin{bmatrix} H_2 \\ \omega_2 \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (\text{A.9})$$

Portanto, o produto de tensores na forma matricial difere do produto escalar apenas pela permutação dos dois vetores H e ω antes da transposição. Os tensores encontram aplicabilidade na caracterização da variação dos sinais sensoriais, bem como na interação entre o sensor e o ambiente.

A.3 Modelamento do sensor

Esta seção se destina a introduzir os aspectos geométricos da formação da imagem. Existem diversos modelos na tentativa de descrever esse processo, os quais apresentam níveis de fidelidade dependentes da aplicação, sendo algumas delas descritas abaixo. O leitor pode se referenciar, por exemplo, ao trabalho de Wiles e Brady (1996) para uma revisão. Aspectos como luminosidade, relação sinal/ruído, entre outros, estão fora do escopo de estudo.

1. *Projeção perspectiva*: também conhecida como modelo da câmera de orifício ou *pinhole* (vide Figura A.2), é um modelo de projeção geométrica onde um ponto $\bar{x}$ da cena com coordenadas $\bar{x} = (x, y, z)^T$ é projetado no plano de imagem com coordenadas $\bar{X} = (X, Y)^T$ dado por

$$\bar{X} = \frac{f}{z} \bar{x} \quad (\text{A.10})$$

onde f corresponde à distância focal.

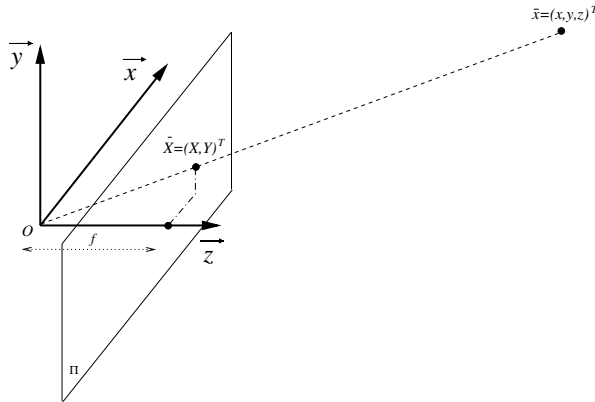


Figura A.2 – Modelo da câmera de orifício.

Esse modelo é apenas uma simplificação do processo de formação de imagem de uma câmera real. Modificações são feitas de forma a acomodar uma aproximação mais fiel da realidade quando a calibração da câmera é necessária. Nestes casos, geralmente três tipos de parâmetros adicionais são levados em consideração:

- a distorção radial K introduzida pelas lentes. Essa distorção causa uma observação real da cena modelada tipicamente como

$$\begin{cases} X' = X + KX(X^2 + Y^2) \\ Y' = Y + KY(X^2 + Y^2) \end{cases} \quad (\text{A.11})$$

onde o ponto no plano imagem passa a ter coordenadas $\bar{X} = (X', Y')^T$;

- posição (X_c, Y_c) de desnível do centro do plano imagem;
- um fator de escala (l_x, l_y) , que corresponde à dimensão dos *pixels* elementares no *chip* CCD. Esses parâmetros conduzem a uma formação da imagem dada por

$$\begin{cases} X'' = X_c + \frac{X'}{l_x} \\ Y'' = Y_c + \frac{Y'}{l_y} \end{cases} \quad (\text{A.12})$$

e o ponto da cena projetada no plano imagem passa a ser $\bar{X} = (X'', Y'')^T$. Substituindo-se a Equação (A.11) em (A.12), é possível construir um modelo de câmera mais realista:

$$\begin{cases} X'' = X_c + F_x \frac{x}{z} + K_d F_x \frac{x}{z} \left(\frac{x^2}{z^2} + \frac{y^2}{z^2} \right) \\ Y'' = Y_c + F_y \frac{y}{z} + K_d F_y \frac{y}{z} \left(\frac{x^2}{z^2} + \frac{y^2}{z^2} \right) \end{cases} \quad (\text{A.13})$$

onde $F_x = \frac{f}{l_x}$, $F_y = \frac{f}{l_y}$ e $K_d = K f^2$. Os parâmetros X_c, Y_c, F_x, F_y, K_d são identificados durante o processo de calibração da câmera e são chamados de *parâmetros intrínsecos*. Frequentemente, utiliza-se lentes padrão (em oposição às lentes *wide-angle*) e processamento concentrado próximo ao eixo óptico, região que possui distorção radial pequena e normalmente desprezível. Dessa forma, a Equação (A.13) pode ser simplificada para

$$\begin{cases} X'' = X_c + F_x \frac{x}{z} \\ Y'' = Y_c + F_y \frac{y}{z} \end{cases} \quad (\text{A.14})$$

2. *Projeção ortográfica*: este tipo de projeção é não-linear e em muitos casos é possível aproximá-la por uma projeção ortográfica linear escalada, onde as coordenadas do ponto $\bar{X}$ no plano imagem é obtido segundo

$$\bar{X} = \tau \bar{x} \quad (\text{A.15})$$

onde τ representa um fator fixo de escala. Esse modelo de projeção é válido apenas quando a profundidade relativa dos pontos na cena é pequena em relação a distância da câmera à cena.

3. *Projeção afim*: nesse modelo, também linear, as coordenadas da projeção de um ponto da cena no plano imagem são dadas por

$$\bar{X} = A \bar{x} + c. \quad (\text{A.16})$$

A projeção afim, embora não corresponda a nenhuma situação específica de formação de imagem, possui uma vantagem importante por representar os parâmetros intrínsecos e extrínsecos da câmera. Esta característica, aliada a sua propriedade linear, confere a este modelo um papel especial no problema de calibração de câmera, pois seus parâmetros (A, c) podem ser determinados utilizando-se regressão linear.

Os modelos geométricos da câmera devem ser acompanhados de modelos fotométricos, pois as medidas possuem alta sensibilidade à variação de iluminação, que podem variar independentemente dos movimentos da câmera ou dos objetos. Entretanto, perante outras incertezas e às considerações irreais (superfícies Lambertianas, iluminação difusa), os erros induzidos tornariam esses cálculos irrelevantes para muitas aplicações. Além disso, a utilização apenas dos modelos geométricos têm se mostrado suficientemente adequados para uma vasta gama de aplicações reais.

A.4 A interação entre a câmera e o ambiente

A idéia básica métodos de controle servo visual é controlar a projeção da cena, ou dos objetos de interesse da cena, no plano imagem. Na aplicação de uma dessas técnicas, um dos requerimentos consiste na obtenção de uma relação entre as velocidades do sistema de coordenadas do robô e as correspondentes mudanças que ocorrem na imagem. Esse mapeamento entre velocidades é chamado de *matriz de interação*. Alguns autores a referenciam como matriz de sensibilidade ou ainda como Jacobiano da imagem. Um estudo mais aprofundado para a obtenção de matrizes de interação é visto no Capítulo 3. O modelamento nesta seção, clássico na literatura, apresenta a matriz de interação orientada para pontos na imagem, cuja utilização como características de interesse têm uma longa tradição em visão computacional.

Seja um sistema robótico com um sensor de visão rigidamente acoplado. A postura desse sistema corresponde a um elemento $\bar{r}$ no espaço de trabalho $\mathcal{T} \subseteq \mathcal{SE}(3)$. Dessa forma, a velocidade do sistema de coordenadas da câmera $\mathcal{F}_c$ com respeito ao sistema de coordenadas da cena $\mathcal{F}_a$ é dada por $T_c = [V(O), \omega]^T$, onde $V(O) = [V_x, V_y, V_z]^T$ é a componente translacional do movimento da câmera e $\omega = [\omega_x, \omega_y, \omega_z]^T$, a componente rotacional. Reescrevendo a Equação (A.7) tem-se que

$$\begin{aligned} \dot{x} &= V_x + \omega_y z - \omega_z y \\ \dot{y} &= V_y + \omega_z x - \omega_x z \\ \dot{z} &= V_z + \omega_x y - \omega_y x \end{aligned} \quad (\text{A.17})$$

Definição A.3. O fluxo óptico em cada ponto no plano imagem é a velocidade instantânea aparente do padrão de brilho daquele ponto.

Seja um ponto m no espaço 3D e pertencente à cena, com coordenadas $\bar{x} = (x, y, z)^T \in \mathcal{P}_C$ cuja projeção no plano imagem corresponde ao ponto M com componentes $\bar{X} = (X, Y, f)^T \in \mathcal{P}_I$. O objetivo é encontrar o movimento $\dot{\bar{X}} = [\dot{X}, \dot{Y}]^T$ observado na imagem em função do movimento da câmera T_c . O cômputo é facilmente realizado adotando o modelo de câmera por projeção

perspectiva, expressado na Equação (A.10), e a Equação (A.17) da cinemática. Assim, derivando a Equação (A.10) obtem-se

$$\begin{aligned}\dot{X} &= f \frac{\dot{x}z - x\dot{z}}{z^2} \\ \dot{Y} &= f \frac{\dot{y}z - y\dot{z}}{z^2}.\end{aligned}\quad (\text{A.18})$$

Prosseguindo, a substituição da Equação (A.17) em (A.18) permite obter a equação do fluxo óptico do ponto M na imagem (Horn e Schunck, 1981). Reescrevendo-a na forma matricial, tem-se

$$\begin{bmatrix} \dot{X} \\ \dot{Y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{f}{z} & 0 & \frac{X}{z} & \frac{XY}{f} & -\frac{f^2 + X^2}{f} & Y \\ 0 & -\frac{f}{z} & \frac{Y}{z} & \frac{f^2 + Y^2}{f} & -\frac{XY}{f} & -X \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \\ V_z \\ \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} \quad (\text{A.19})$$

ou, de modo compacto,

$$\dot{\bar{X}} = L_{fo}^T(\bar{X}, z) T_c. \quad (\text{A.20})$$

A utilização mais simples dessa matriz de interação para pontos, L_{fo}^T , é concebida através de uma lei de controle proporcional do tipo

$$u = -K L_{fo}^{T-1} (\bar{X} - \bar{X}_d) \quad (\text{A.21})$$

se a função erro for dada por $e = (\bar{X}_d - \bar{X})$, onde o vetor das coordenadas dos $\wp$ pontos na imagem $\bar{X}_d$ corresponde às coordenadas desejadas para os mesmos, a matriz de ganhos K com dimensão apropriada, sinais de controle em função de velocidades da câmera e uma matriz de interação quadrada (requer $\wp = 3$ pontos do objeto) e não-singular. Os métodos preliminares de controle servo visual (Feddema e Mitchell, 1989; Weiss e Anderson, 1987) foram desenvolvidos utilizando essa abordagem (também chamados de *resolved-rate methods*).

A sua utilização simplista requer que vários pré-requisitos sejam satisfeitos. Um deles corresponde à quantidade de parâmetros das características da imagem (pontos apenas) $\bar{X} \in \mathbb{R}^k$, que necessita ser igual a dimensão do espaço de trabalho do robô $\mathcal{T} = \mathbb{R}^m$, ou seja, $k = m = 6$ para obter-se uma matriz de interação quadrada. A matriz de interação fornece um mapeamento que é explorado nos métodos de controle servo visual. Os sistemas de controle baseados em visão são apresentados em maior profundidade ao longo do texto, onde aspectos como a extensão da matriz de interação para primitivas geométricas genéricas estão incluídos, bem como para sistemas com $k \neq m$.

Finalmente, é importante observar que a matriz de interação dada na Equação (A.19) é função da distância z_i de todos os pontos de interesse do objeto à origem do sistema de coordenadas da câmera. Para o sistema com câmeras fixas no ambiente e cujos pontos de interesse pertencem ao robô, os valores de z_i podem ser calculados a partir da equação da cinemática direta do robô e das informações da calibração da câmera. Entretanto, para o caso onde a câmera é fixa ao robô, a partir de onde o ambiente é observado, a determinação é um pouco mais complexa. Discussões envolvendo estes aspectos são tratadas no Capítulo 2.

Apêndice B

Exemplos de cálculo de matrizes de interação

As matrizes de interação utilizadas nos exemplos de aplicação do controle servo visual foram baseadas nas matrizes desenvolvidas neste apêndice, onde matrizes para primitivas projetadas como retas, segmento de retas e para círculos no plano imagem são derivadas. Para outras primitivas geométricas, o leitor pode se referir ao trabalho de Espiau *et al.* (1992). As duas formas de cálculo da matriz de interação para primitivas geométricas genéricas foram formalizadas no Capítulo 3.

B.1 Matriz de interação para retas

De forma a proceder à derivação da matriz de interação para retas no plano imagem, é necessário encontrar uma representação de retas no $\mathcal{SE}(3)$. Uma reta pode ser representada como sendo a intersecção de dois planos com configuração $\bar{p}_i = [a_i, b_i, c_i, d_i]$, $i = 1, 2$:

$$\begin{cases} h_1(\bar{x}, \bar{p}_1) = a_1x + b_1y + c_1z + d_1 = 0 \\ h_2(\bar{x}, \bar{p}_2) = a_2x + b_2y + c_2z + d_2 = 0 \end{cases} \quad (\text{B.1})$$

A equação canônica da reta no plano imagem é descrita por

$$g(\bar{X}, \bar{P}) = AX + BY + C = 0 \quad \text{com} \quad \begin{cases} A = a_1d_2 - a_2d_1 \\ B = b_1d_2 - b_2d_1 \\ C = c_1d_2 - c_2d_1 \end{cases} \quad (\text{B.2})$$

Entretanto, esta representação não é mínima, pois utiliza-se 3 parâmetros, $\bar{P} = [A, B, C]$, e $\dim(P_I) = 2$. As representações $Y = -(\frac{A}{B}X + \frac{C}{B})$ com $B \neq 0$, ou $X = -(\frac{B}{A}Y + \frac{C}{A})$ com $A \neq 0$, seriam possíveis soluções, porém alguns problemas poderiam ocorrer devido à descontinuidade. Portanto, a representação polar $\bar{P} = [\theta, \rho]$, mostrada na Figura B.1, será utilizada pois é mínima:

$$g(\bar{X}, \bar{P}) = X \cos \theta + Y \sin \theta - \rho = 0 \quad (\text{B.3})$$

onde os parâmetros θ e ρ são definidos como $\theta = \arctan(\frac{B}{A})$ e $\rho = -\frac{C}{\sqrt{A^2+B^2}}$.

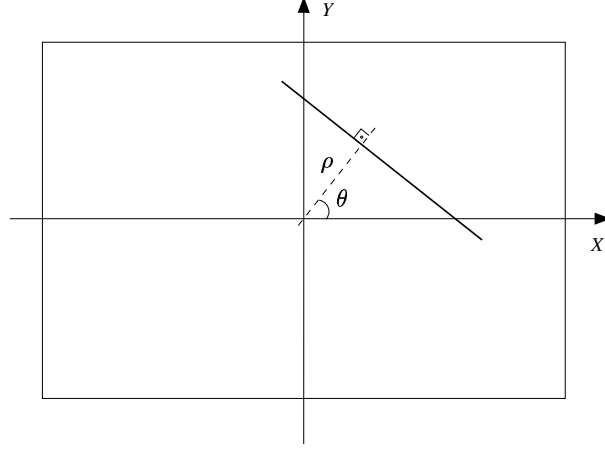


Figura B.1 – Representação (θ, ρ) para retas no plano imagem.

Isolando z da Equação (B.1) e assumindo o modelo de câmera de orifício com $f = 1$, ou seja, $\bar{X} = \frac{1}{z}\bar{x}$ sem perda de generalidade, temos que

$$\frac{1}{z} = -\frac{a_i X + b_i Y + c_i}{d_i}, \quad (\text{B.4})$$

com $i = 1$ se $d_1 \neq 0$ ou $i = 2$ se $d_2 \neq 0$, cuja substituição em L_{of}^T resulta em $L_{of}'^T$ e então

$$\frac{\partial g}{\partial \bar{P}}(\bar{X}, \bar{P}) \dot{\bar{P}} = -\frac{\partial g}{\partial \bar{X}}(\bar{X}, \bar{P}) L_{of}'^T(\bar{X}, z) T_c \quad (\text{B.5})$$

a partir da qual um dos métodos para identificação da matriz de interação se baseia. Dessa forma, resolvendo o primeiro termo encontramos

$$\frac{\partial g}{\partial \bar{P}}(\bar{X}, \bar{P}) \dot{\bar{P}} = -X \sin \theta \dot{\theta} + Y \cos \theta \dot{\theta} - \dot{\rho}. \quad (\text{B.6})$$

Partindo da Equação (B.3), X pode ser expresso em função de Y , quando $\cos \theta \neq 0$, ou Y em função de X no outro caso. O resultado pode ser aplicado na Equação (B.4) e posteriormente na Equação (B.6), o que permite reescrever a Equação (B.5) com o segundo termo da equação na forma matricial

$$-\frac{\dot{\theta}}{\cos \theta} Y + \dot{\rho} + \rho \tan \theta \dot{\theta} = [\cos \theta \quad \sin \theta] L_{of}'^T T_c, \quad (\text{B.7})$$

onde é possível separar o segundo termo entre a parcela que depende de Y da que não depende, ou seja

$$-\frac{\dot{\theta}}{\cos \theta} Y + (\dot{\rho} + \rho \tan \theta \dot{\theta}) = Y K_1 T_c + K_2 T_c, \quad (\text{B.8})$$

com K_1 e K_2 dados por

$$\begin{aligned} K_1 &= \begin{bmatrix} \lambda_1 \cos \theta & \lambda_1 \sin \theta & -\lambda_1 \rho & \rho & \rho \tan \theta & 1/\cos \theta \end{bmatrix} \\ K_2 &= \begin{bmatrix} \lambda_2 \cos \theta & \lambda_2 \sin \theta & -\lambda_2 \rho & \sin \theta & -\cos \theta - \rho^2/\cos \theta & -\rho \tan \theta \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (\text{B.9})$$

onde $\lambda_1 = (a_i \tan \theta + b_i \cos \theta)/d_i$ e $\lambda_2 = (a_i \rho/\cos \theta + c_i)/d_i$. Procedendo uma identificação termo-a-termo, obtem-se

$$\begin{aligned} \dot{\theta} &= -K_1 \cos \theta T_c \\ \dot{\rho} &= (K_2 + \rho \sin \theta K_1) T_c \end{aligned} \implies \begin{bmatrix} \dot{\theta} \\ \dot{\rho} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_\theta^T \\ L_\rho^T \end{bmatrix} T_c \quad (\text{B.10})$$

o que, após algumas manipulações, L_θ^T e L_ρ^T são descritas, em suas formas finais, por

$$\begin{aligned} L_\theta^T &= \begin{bmatrix} \lambda_\theta \cos \theta & \lambda_\theta \sin \theta & -\lambda_\theta \rho & -\rho \cos \theta & -\rho \sin \theta & -1 \end{bmatrix} \\ L_\rho^T &= \begin{bmatrix} \lambda_\rho \cos \theta & \lambda_\rho \sin \theta & -\lambda_\rho \rho & (1 + \rho^2) \sin \theta & -(1 + \rho^2) \cos \theta & 0 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (\text{B.11})$$

com λ_θ e λ_ρ iguais a

$$\begin{cases} \lambda_\theta = \frac{a_i \sin \theta - b_i \cos \theta}{d_i} \\ \lambda_\rho = \frac{a_i \rho \cos \theta + b_i \rho \sin \theta + c_i}{d_i} \end{cases}.$$

B.2 Matriz de interação para segmentos de retas

Considerando um segmento de reta no espaço 3D, o mesmo pode ser caracterizado por seus pontos finais $\bar{p} = [m_1, m_2]$. A projeção destes é dada pelos pontos M_1 e M_2 , fornecendo $\bar{P} = \bar{X} = [X_1, Y_1, X_2, Y_2]^T$. Segundo esta parametrização, a matriz de interação é definida para as coordenadas dos dois pontos ($L_{X_1}^T, L_{Y_1}^T, L_{X_2}^T$ e $L_{Y_2}^T$), o que corresponde à equação do fluxo óptico com $L_{f_o}^T$. Entretanto, alguns pesquisadores preferem utilizar outra parametrização para segmentos de retas (Feddemma e Mitchell, 1989). Essa caracterização alternativa é em função do comprimento l , da orientação α e das coordenadas (X_c, Y_c) do centro do segmento. Neste caso, a matriz de interação correspondente é dada por:

$$\begin{aligned} L_l^T &= \begin{bmatrix} \lambda_1 \cos \alpha & \lambda_1 \sin \alpha & \dots \\ \lambda_2 l - \lambda_1 (X_c \cos \alpha + Y_c \sin \alpha) & l[X_c \cos \alpha \sin \alpha + Y_c(1 + \sin^2 \alpha) & \dots \\ -l[X_c(1 + \cos^2 \alpha) + Y_c \cos \alpha \sin \alpha] & 0 & \dots \end{bmatrix} \\ L_\alpha^T &= \begin{bmatrix} -\lambda_1 \sin \alpha/l & \lambda_1 \cos \alpha/l & \dots \\ \lambda_1 (X_c \sin \alpha - Y_c \cos \alpha)/l & -X_c \sin^2 \alpha + Y_c \cos \alpha \sin \alpha & \dots \\ X_c \cos \alpha \sin \alpha - Y_c \cos^2 \alpha & -1 & \dots \end{bmatrix} \\ L_{X_c}^T &= \begin{bmatrix} -\lambda_2 & 0 & \dots \\ \lambda_2 X_c - \lambda_1 l \cos \alpha/4 & X_c Y_c + l^2 \cos \alpha \sin \alpha/4 & \dots \\ -(1 + X_c^2 + l^2 \cos^2 \alpha/4) & Y_c & \dots \end{bmatrix} \\ L_{Y_c}^T &= \begin{bmatrix} 0 & -\lambda_2 & \dots \\ \lambda_2 Y_c - \lambda_1 l \sin \alpha/4 & 1 + Y_c^2 + l^2 \sin^2 \alpha/4 & \dots \\ -X_c Y_c - l^2 \cos \alpha \sin \alpha/4 & -X_c & \dots \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (\text{B.12})$$

com $\lambda_1 = (z_1 - z_2)/z_1 z_2$ e $\lambda_2 = (z_1 + z_2)/2z_1 z_2$.

B.3 Matriz de interação baseada em círculos

Assim como foi feito para as demais derivações, o primeiro passo é a identificação de primitivas geométricas, ou parametrizações, que melhor representarão a primitiva em questão no espaço 3D, neste caso, para um círculo. Permita que a representação seja dada pela intersecção de uma esfera e um plano de tal forma que o centro da esfera (x_0, y_0, z_0) pertença ao plano, ou seja,

$$\begin{cases} h_1(\bar{x}, \bar{p}_1) = (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 + (z - z_0)^2 - r^2 = 0 \\ h_2(\bar{x}, \bar{p}_2) = \alpha(x - x_0) + \beta(y - y_0) + \gamma(z - z_0) = 0 \end{cases} \quad (\text{B.13})$$

A partir de h_2 e utilizando o modelo de projeção perspectiva $\bar{x} = z\bar{X}$, chega-se a

$$z = \frac{\alpha x_0 + \beta y_0 + \gamma z_0}{\alpha X + \beta Y + \gamma} \quad (\text{B.14})$$

A projeção do círculo no plano imagem toma a forma de uma elipse ou um círculo (exceto em casos degenerados, onde toma a forma de um segmento de reta). Substituindo z em h_1 e após várias manipulações algébricas, podemos escrever a projeção pela equação polinomial da elipse da seguinte forma não-ambígua:

$$g(\bar{X}, \bar{P}) = X^2 + A_1 Y^2 + 2A_2 XY + 2A_3 X + 2A_4 Y + A_5 = 0 \quad (\text{B.15})$$

com

$$\begin{cases} A_1 = [b^2(x_0^2 + y_0^2 + z_0^2 - r^2) + 1 - 2by_0]/A_0 \\ A_2 = [ab(x_0^2 + y_0^2 + z_0^2 - r^2) - bx_0 - ay_0]/A_0 \\ A_3 = [ac(x_0^2 + y_0^2 + z_0^2 - r^2) - cx_0 - az_0]/A_0 \\ A_4 = [bc(x_0^2 + y_0^2 + z_0^2 - r^2) - cy_0 - bz_0]/A_0 \\ A_5 = [c^2(x_0^2 + y_0^2 + z_0^2 - r^2) + 1 - 2cz_0]/A_0 \end{cases}$$

com $A_0 \neq 0$ e dado por $A_0 = a^2(x_0^2 + y_0^2 + z_0^2 - r^2) + 1 - 2ax_0$, onde $a = \alpha/(\alpha x_0 + \beta x_0 + \gamma z_0)$, $b = \beta/(\alpha x_0 + \beta x_0 + \gamma z_0)$ e $c = \gamma/(\alpha x_0 + \beta x_0 + \gamma z_0)$.

Para fins de melhor representação dos sinais visuais da projeção, a mesma pode ser escrita por outra equação:

$$g(\bar{X}, \bar{P}) = \frac{[X - X_c + E(Y - Y_c)]^2}{A^2(1 + E^2)} + \frac{[Y - Y_c + E(X - X_c)]^2}{B^2(1 + E^2)} - 1 = 0 \quad (\text{B.16})$$

com

$$\begin{cases} X_c = \frac{A_1 A_3 - A_2 A_4}{A_2^2 - A_1} \\ Y_c = \frac{A_0 A_4 - A_2 A_3}{A_2^2 - A_1} \\ E = \frac{A_1 - 1 \pm \sqrt{(A_1 - 1)^2 + 4A_2^2}}{2A_2} \\ A^2 = \frac{2(X_c^2 + 2A_2 X_c Y_c + A_1 Y_c^2 - A_5)}{1 + A_1 \pm \sqrt{(A_1 - 1)^2 + 4A_2^2}} \\ B^2 = \frac{2(X_c^2 + 2A_2 X_c Y_c + A_1 Y_c^2 - A_5)}{1 + A_1 \mp \sqrt{(A_1 - 1)^2 + 4A_2^2}} \end{cases} \quad .$$

Entretanto, essa parametrização natural (X_c, Y_c, E, A, B) é sempre ambígua. Outra desvantagem é o fato da orientação E não ser definida quando a projeção é um círculo. Portanto, uma parametrização mais adequada e capaz de ser extraída por visão computacional é através dos momentos inerciais normalizados $(X_c, Y_c, \mu_{20}, \mu_{11}, \mu_{02})$, dados por:

$$\left\{ \begin{array}{l} X_c = \frac{A_1 A_3 - A_2 A_4}{A_2^2 - A_1} \\ Y_c = \frac{A_0 A_4 - A_2 A_3}{A_2^2 - A_1} \\ \mu_{20} = \frac{A^2 + B^2 E^2}{1 + E^2} \\ \mu_{11} = \frac{E(A^2 - B^2)}{1 + E^2} \\ \mu_{02} = \frac{A^2 E^2 + B^2}{1 + E^2} \end{array} \right. \quad (\text{B.17})$$

onde esses parâmetros podem ser definidos através dos momentos de ordem i, j da elipse ε , definidos na literatura clássica pela integral de superfície sobre o interior da elipse

$$m_\varepsilon^{i,j} = \iint x^i y^j dx dy, \text{ e portanto, } \left\{ \begin{array}{l} X_c = \frac{m_{1,0}}{m_{0,0}} \\ Y_c = \frac{m_{1,0}}{m_{0,0}} \\ \mu_{20} = \frac{m_{2,0} - m_{0,0} x_c^2}{4m_{0,0}} \\ \mu_{11} = \frac{m_{1,1} - m_{0,0} x_c y_c}{4m_{0,0}} \\ \mu_{02} = \frac{m_{2,0} - m_{0,0} y_c^2}{4m_{0,0}} \end{array} \right. . \quad (\text{B.18})$$

A matriz de interação baseada em círculos é então dada por:

$$\begin{aligned} L_{X_c}^T &= \begin{bmatrix} -1/z_c & 0 & X_c/z_c + a\mu_{20} + b\mu_{11} & \cdots \\ X_c Y_c + \mu_{11} & -1 - X_c^2 - \mu_{20} & Y_c & \end{bmatrix} \\ L_{Y_c}^T &= \begin{bmatrix} 0 & -1/z_c & Y_c/z_c + a\mu_{11} + b\mu_{02} & \cdots \\ 1 + Y_c^2 + \mu_{02} & -X_c Y_c - \mu_{11} & -X_c & \end{bmatrix} \\ L_{\mu_{20}}^T &= \begin{bmatrix} -2(a\mu_{20} + b\mu_{11}) & 0 & 2[(1/z_c + aX_c)\mu_{20} + bX_c\mu_{11}] & \cdots \\ 2(Y_c\mu_{20} + X_c\mu_{11}) & -4\mu_{20}X_c & 2\mu_{11} & \end{bmatrix} \\ L_{\mu_{11}}^T &= \begin{bmatrix} -a\mu_{11} - b\mu_{02} & -a\mu_{20} - b\mu_{11} & aY_c\mu_{20} + (3/z_c - c)\mu_{11} + bX_c\mu_{02} & \cdots \\ 3Y_c\mu_{11} + X_c\mu_{02} & -Y_c\mu_{20} - 3X_c\mu_{11} & \mu_{02} - \mu_{20} & \end{bmatrix} \\ L_{\mu_{02}}^T &= \begin{bmatrix} 0 & -2(a\mu_{11} + b\mu_{02}) & 2[(1/z_c + bY_c)\mu_{02} + aY_c\mu_{11}] & \cdots \\ 4Y_c\mu_{02} & -2(Y_c\mu_{11} + X_c\mu_{02}) & -2\mu_{11} & \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (\text{B.19})$$

com $z_c = 1/(aX_c + bY_c + c)$.

Apêndice C

Ambiente de desenvolvimento

O desenvolvimento de sistemas de controle robusto para veículos aéreos semi-autônomos requer o uso extensivo de dados provenientes de simuladores que utilizam modelos acurados da dinâmica do robô e do ambiente. Além disso, o complexo comportamento não-linear de dirigíveis interagindo com o mundo real exige a construção de um ambiente de desenvolvimento de sistemas de controle, possibilitando projetar e avaliar diferentes estratégias de controle antes do seu vôo. Desta forma, pretende-se minimizar a probabilidade de ocorrência de erros, bem como a redução dos custos envolvidos na implementação de técnicas de controle servo visual no dirigível real.

Este apêndice se concentra na descrição do ambiente de desenvolvimento, anteriormente concebido pelo grupo CenPRA-IST-INRIA, utilizado para os estudos de simulação desenvolvidos neste trabalho. Este ambiente é constituído basicamente pelo:

- modelo dinâmico do veículo;
- visualizador para a apresentação gráfica do dirigível e realimentação dos sinais visuais capturadas pela câmera;
- módulo para projeto de estratégias de controle servo visual.

Um importante resultado para a validação deste ambiente de desenvolvimento foi a verificação da verossimilhança do modelo dinâmico adotado com o dirigível real do projeto AURORA. Azinheira *et al.* (2000) conceberam um projeto de controlador lateral para o problema de rastreamento, em uma certa altitude e velocidade, de trajetória definida por pontos (utilizando GPS e bússola) e o sistema de controle foi testado experimentalmente *a posteriori* por Ramos *et al.* (2001), o que é ilustrado respectivamente pelas Figuras C.1(a) e C.1(b).

C.1 Modelo em MATLAB/Simulink

O modelo de seis graus de liberdade e não-linear do dirigível AS-800, apresentado na Seção 4.2, corresponde ao núcleo do ambiente de desenvolvimento. As facilidades fornecidas pelo Simulink o torna bastante atrativo para a implementação do modelo neste ambiente (de Paiva *et al.*, 1999). A sua primeira vantagem, construção do sistema em diagrama de blocos, possibilita rápida visualização e alteração do funcionamento global, bem como fácil depuração dos erros. Por sua vez, o MATLAB, software amplamente difundido e aceito cientificamente, proporciona as funcionalidades básicas e específicas (através da inclusão de *toolboxes*), além de rápida implementação.

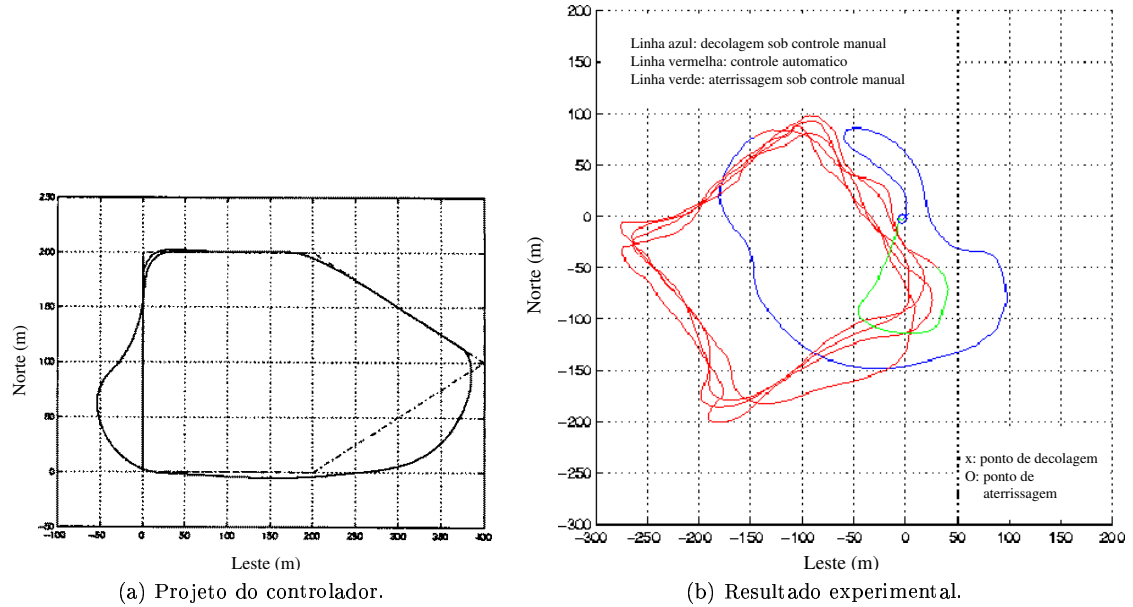


Figura C.1 – No gráfico (b) tem-se o resultado experimental da performance do controlador lateral cujo projeto, mostrado no gráfico (a), foi realizado no ambiente de desenvolvimento.

De forma a tornar o ambiente de desenvolvimento o mais realista possível, além da inserção de um modelo acurado do dirigível, várias incorporações foram realizadas como, por exemplo, a inclusão de vento e turbulência contendo parte determinística e estocástica, inclusão de ruídos brancos Gaussianos nas medidas sensoriais, saturação nos atuadores, dentre outras.

Diversas técnicas de controle podem então ser implementadas, pela inclusão e/ou alteração dos blocos constituintes, e validadas nesse modelo complexo do dirigível e do ambiente por onde o mesmo navega. Silveira *et al.* (2002a) demonstraram um projeto de controle servo visual para o rastreamento de trajetórias compostas por retas, apresentado em detalhes no Capítulo 5, e Azinheira *et al.* (2002) publicaram uma técnica de controle servo visual para pairar o dirigível sobre uma marcação circular no terreno. Ambos projetos utilizaram o cerne desse ambiente de desenvolvimento.

C.2 Visualizador

O visualizador compõe a segunda parte do ambiente de desenvolvimento e constitui um papel-chave na realimentação dos sinais provenientes do sistema de visão, tanto para o sistema de controle quanto para o projetista, sob diversos ângulos (vide Figura C.2).

O código do visualizador utiliza rotinas da biblioteca gráfica Mesa, versão *freeware* da OpenGL que é produzido e comercializado pela Silicon Graphics, Inc. Dentre as suas funcionalidades, o cálculo dos parâmetros das características de imagem, como os parâmetros da elipse ou da representação polar de retas, é realizado internamente. Dessa forma, pode-se afirmar que o processo engloba funções de criação do ambiente, de modelamento da câmera bem como do processamento de imagens, todas executando em paralelo com o restante do ambiente. Para isso, o visualizador se comunica com o sistema de controle e navegação, composto pelo modelo do dirigível, dos distúrbios e da estratégia, através de *sockets* TCP/IP, conforme ilustrado na Figura C.3.

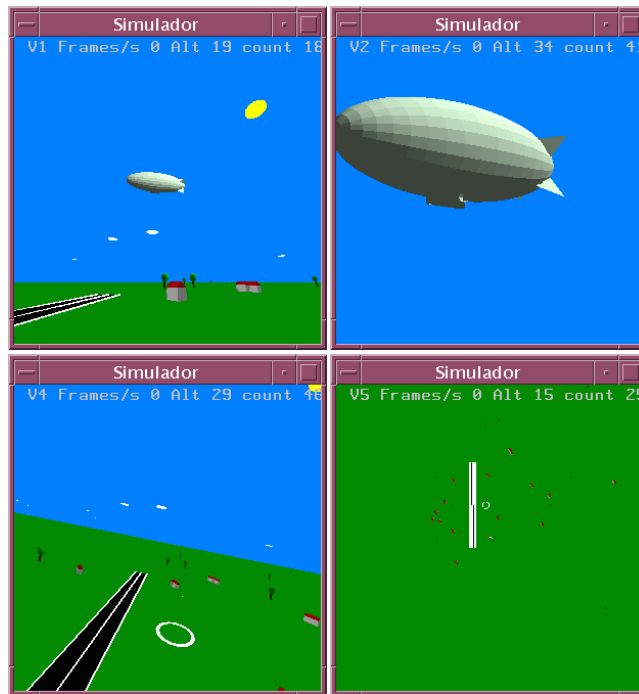


Figura C.2 – O visualizador permite a representação do dirigível e do ambiente de evolução sob diversos ângulos.

Utilizando este ambiente de desenvolvimento, é possível estudar e observar o comportamento do dirigível sob diversos modos de operação, tais como decolagem, vôo pairado, em cruzeiro e aterrissagem.

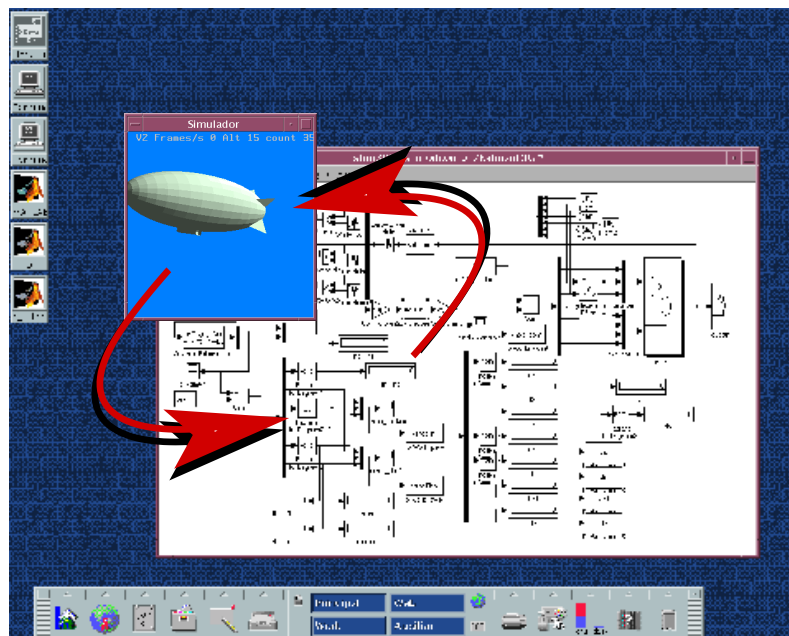


Figura C.3 – Comunicação entre o visualizador e o modelo em MATLAB/Simulink.

Bibliografia

- Allen, P. K., A. Timcenko, B. Yoshimi e P. Michelman (1992). Real-time visual servoing. Em: *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. pp. 1850–1856.
- Andreff, Nicolas, Bernard Espiau e Radu Horaud (2000). Visual servoing from lines. Em: *Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Robotics and Automation*. São Francisco, EUA. pp. 2070–2075.
- Athans, Michael e Peter L. Falb (1966). *Optimal Control: An Introduction to the Theory and Its applications*. Third ed.. McGraw-Hill, Inc.
- Azinhiera, José R., Patrick Rives, José R. H. Carvalho, Geraldo F. Silveira, Ely C. de Paiva e Samuel S. Bueno (2002). Visual servo control for the hovering of an outdoor robotic airship. Em: *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Washington, D.C., EUA. pp. 2787–2792.
- Azinhiera, José Raul, Ely Carneiro de Paiva, Josué Jr. G. Ramos e Samuel Siqueira Bueno (2000). Mission path following for an autonomous unmanned airship. Em: *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. São Francisco, EUA. pp. 1269–1275.
- Azinhiera, José Raul et al. (2001). Extended dynamic model for AURORA robotic airship. Em: *Proceedings of the 14th AIAA Lighter-than-air Technology Conference*. Ohio, EUA.
- Bar-Shalom, Y. e T. E. Fortmann (1988). *Tracking and Data Association*. Academic Press.
- Beucher, Serge e Michel Bilodeau (1994). Road segmentation and obstacle detection by a fast watershed transform. Em: *Proc. of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*. pp. 296–301.
- Blake, A. e M. Isard (1998). *Active contours*. Springer Verlag.
- Brown, R. G. e P. Y. C. Hwang (1996). *Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering: with MATLAB Exercises and Solutions*. Third ed.. Wiley and Sons, Inc.
- Bryson, A. E. e Y. C. Ho (1975). *Applied Optimal Control*. Halsted Press. EUA.
- Campani, M., M. Cappelo, G. Piccioli, E. Reggi, M. Straforini e V. Torre (1993). Visual routines for outdoor navigation. Em: *Proc. of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*. pp. 107–112.
- Campos, Mário F. M. e Lúcio Coelho (1999). Autonomous dirigible navigation using visual tracking and pose estimation. Em: *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Michigan, EUA. pp. 2584–2589.
- Carvalho, José R. H., Alberto Elfes, Marcel Bergerman, Samuel S. Bueno e Ely C. de Paiva (1999). A methodology for aerial imagery-based ground robot navigation. Em: *15th Int'l Conf. on CAD/CAM Robotics & Factories of the Future*. Águas de Lindóia/SP, Brasil.

- Carvalho, José R. H., Patrick Rives, Ailton Santa-Bárbara e Samuel S. Bueno (2000). Visual servo control of a class of mobile robot. Em: *Proceedings of the IEEE International Conference on Control Applications*. Alaska, EUA.
- Castano, A. e Seth A. Hutchinson (1994). Visual compliance: Task-directed visual servo control. *IEEE Transactions on Robotics and Automation* **10**(3), 334–342.
- Chaumette, F. (1998). Potential problems of stability and convergence in image-based and position-based visual servoing. Em: *The Confluence of Vision and Control* (David J. Kriegman, Gregory D. Hager e A. Stephen Morse, Eds.). Vol. 237 of *Lectures Notes in Control and Information Sciences*. pp. 66–78. Springer-Verlag.
- Chaumette, François, Patrick Rives e Bernard Espiau (1991a). Positioning of a robot with respect to an object, tracking it and estimating its velocity by visual servoing. Em: *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. pp. 2248–2253.
- Chaumette, François, Patrick Rives e Bernard Espiau (1991b). The task function approach applied to vision-based control. Em: *Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Advanced Robotics*. pp. 1392–1397.
- Corke, Peter I. (1993). Visual control of robot manipulators—a review. Em: *Visual Servoing* (K. Hashimoto, Ed.). Vol. 7 of *Robotics and Automated Systems*. pp. 1–31. World Scientific.
- Corke, Peter I. e Seth A. Hutchinson (2000). A new hybrid image-based visual servo control scheme. Em: *Proc. of the IEEE Conf. on Decision and Control*. Austrália. pp. 2521–2526.
- Crétual, A. e F. Chaumette (2001). Visual servoing based on image motion. *International Journal of Robotics Research* **20**(11), 857–877.
- de Paiva, Ely C., Samuel S. Bueno, Sérgio B. V. Gomes, Josué Jr. G. Ramos e Marcel Bergerman (1999). A control system development environment for AURORA's semi-autonomous robotic airship. Em: *Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Rob. and Automation*. EUA. pp. 2328–2335.
- Deguchi, Koichiro (1998). Optimal motion control for image-based visual servoing by decoupling translation and rotation. Em: *Proceedings of the IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Victoria, B.C., Canadá. pp. 705–711.
- Dickmanns, E. D. (1995). Performance improvements for autonomous road vehicles. Em: *Proc. of the 4th International Conf. on Intelligent Autonomous Systems*. Alemanha. pp. 27–30.
- Dickmanns, E. D. e V. Graefe (1988). Applications of dynamic monocular machine vision. *Machine Vision and Applications* **1**, 241–261.
- Dorato, P., Abdallah C. e V. Cerone (1995). *Linear Quadratic Control: An Introduction*. Prentice Hall, Inc.. New Jersey, EUA.
- Elfes, A., S. S. Bueno, M. Bergerman e J. J. G. Ramos (1998a). A semi-autonomous robotic airship for environment monitoring missions. Em: *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Louvain, Bélgica. pp. 3449–3455.
- Elfes, Alberto et al. (1999). Air-ground robotic ensembles for cooperative applications: Concepts and preliminary results. Em: *Proc. of the Int'l Conf. on Field and Service Robotics*. USA.

- Elfes, Alberto, Samuel Siqueira Bueno, Marcel Bergerman, Josué Jr. Guimarães Ramos e Sérgio B. Varella Gomes (1998b). Project AURORA: Development of an autonomous unmanned remote monitoring robotic airship. *Journal of the Brazilian Computer Society* 4(3), 70–78.
- Espiau, Bernard, François Chaumette e Patrick Rives (1992). A new approach to visual servoing in robotics. *IEEE Transactions on Robotics and Automation* 8(3), 313–326.
- Faugeras, O. (1993). *Three-Dimensional Computer Vision – A geometric viewpoint*. The MIT Press. Cambridge, MA.
- Feddema, J. T. e O. R. Mitchell (1989). Vision-guided servoing with feature-based trajectory generation. *IEEE Transactions on Robotics and Automation* 5(5), 691–700.
- Flandin, Grégory, François Chaumette e Eric Marchand (2000). Eye-in-hand/eye-to-hand co-operation for visual servoing. Em: *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. São Francisco, EUA.
- Franklin, G. F., J. D. Powell e M. L. Workman (1990). *Digital Control of Dynamic Systems*. Second ed.. Addison-Wesley.
- Gelb, A. (1984). *Applied Optimal Estimation*. The MIT Press.
- Gomes, Sérgio B. V. (1990). An investigation of the flight dynamics of airships with applications to the YEZ-2A. Tese de Doutorado. Cranfield Inst. of Technology. Inglaterra.
- Gomes, Sérgio B. Varella e Josué Jr. G. Ramos (1998). Airship dynamic modeling for autonomous operation. Em: *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Louvain, Bélgica. pp. 3462–3467.
- Gonzalez, R. C. e R. E. Woods (1993). *Digital Image Processing*. Addison-Wesley.
- Grewal, Mohinder S. e Angus P. Andrews (1993). *Kalman Filtering – Theory and Practice*. Prentice Hall Information and System Sciences Series. Prentice Hall. EUA.
- Hager, G. e P. Belhumeur (1998). Efficient region tracking with parametric models of geometry and illumination. *IEEE Trans. on Patt. Analysis and Mach. Intelligence* 20(10), 1025–1039.
- Hill, J. e W. T. Park (1979). Real time control of a robot with a mobile camera. Em: *Proc. of the 9th International Symposium on Industrial Robots*. Washington, D.C., EUA. pp. 233–246.
- Horn, B. K. P. e B. G. Schunck (1981). Determining optical flow. Technical Report AI 17. MIT. EUA. pp. 185–204.
- Huang, T. S. e A. N. Netravali (1994). Motion and structure from feature correspondences: A review. Em: *Proceedings of the IEEE*. Vol. 82(2). pp. 252–268.
- Hutchinson, Seth, Gregory D. Hager e Peter I. Corke (1996). A tutorial on visual servo control. *IEEE Transactions on Robotics and Automation* 12(5), 651–670.
- Jägersand, M., O. Fuentes e R. Nelson (1997). Experimental evaluation of uncalibrated visual servoing for precise manipulation. Em: *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. pp. 2874–2880.

- Kalman, R. E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *ASME Journal of Basic Engineering* **82**, 34–45.
- Kalman, R. E. e R. S. Bucy (1961). New results in linear filtering and prediction theory. *ASME Journal of Basic Engineering* **83**, 95–108.
- Kang, Dong Jung, Jang Won Choi e In So Kweon (1996). Finding and tracking road lanes using “line-snakes”. Em: *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*.
- Kawabata, A. e M. Fujita (1998). Design of an $\mathcal{H}_\infty$ filter-based robust visual servoing system. *Control Engineering Practice* **6**, Elsevier Science Ltd. pp. 219–225.
- Kluge, Karl (1994). Extracting road curvature and orientation from image edge points. Em: *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*. pp. 109–114.
- Lewis, F. L. (1986). *Optimal Estimation with an Introductory to Stochastic Control Theory*. John Wiley and Sons, Inc.
- Lots, J.-F., D. M. Lane, E. Trucco e F. Chaumette (2001). Visual servoing techniques applied to an underwater vehicle. Em: *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Seul, Coréia. pp. 21–26.
- Ma, Yi, Jana Kosecká e Shankar S. Sastry (1999). Vision guided navigation for a nonholonomic mobile robot. *IEEE Transactions on Robotics and Automation* **15**(3), 521–537.
- Malis, E., F. Chaumette e S. Boudet (1999). 2D 1/2 visual servoing. *IEEE Transactions on Robotics and Automation* **15**(2), 238–250.
- McLean, Dryden (1990). *Automatic Flight Control Systems*. Prentice-Hall.
- Mowforth, E. (1991). An introduction to the airship. *Airship Association Publication*.
- Munson, K. (1996). *Jane’s unmanned aerial vehicles and targets*. Jane’s Information Group Limited. Surrey.
- Netherclift, O. J. (1991). Airships today and tomorrow. *Airship Association Publication*.
- Oliveira, Gustavo H. C. e J. Reginaldo H. Carvalho (1999). Trajectory tracking for nonholonomic mobile robots using predictive methods. Em: *Proc. of the Europ. Control Conf.*. Alemanha.
- Papanikolopoulos, Nikolaos P. e Pradeep K. Khosla (1993). Adaptive robotic visual tracking: Theory and experiments. *IEEE Transactions on Automatic Control* **38**(3), 429–445.
- Qian, Jiang e Jianbo Su (2002). Online estimation of image jacobian matrix by kalman-bucy filter for uncalibrated stereo vision feedback. Em: *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Washington, D.C., EUA. pp. 562–567.
- Ramos, Josué Jr. G. et al. (2001). Autonomous flight experiment with a robotic unmanned airship. Em: *Proc. of the IEEE Int’l Conf. on Rob. and Automation*. Coréia. pp. 4152–4157.
- Ramos, Josué Jr. G. et al. (2000). Project AURORA: a status report. Em: *Proceedings of the 3rd International Airship Convention and Exhibition*. Friedrichshafen, Alemanha. Artigo B-7.

- Rao, C. R. e S. K. Mitra (1971). *Generalized Inverse of Matrices and Its Applications*. John Wiley.
- Rives, P. e H. Michel (1993). Visual servoing based on ellipse features. Em: *Proceedings of SPIE*. Boston, EUA.
- Rives, Patrick (1999). Lecture notes on sensor based control. INRIA, Sophia-Antipolis, França.
- Rives, Patrick e J.-J. Borrelly (1997). Visual servoing techniques applied to an underwater vehicle. Em: *Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Rob. and Automation*. EUA. pp. 1851–1856.
- Samson, Claude, Bernard Espiau e M. le Borges (1990). *Robot Control: the Task Function Approach*. Oxford University Press. EUA.
- Samson, Claude, Bernard Espiau e M. Le Borgne (1988). Robot redundancy: An automatic control approach. Em: *NATO Advanced Res. Workshop on Robots with Redundancy*. Itália.
- Shakernia, Omid, Yi Ma, João Hespanha e Shankar S. Sastry (1999). Vision guided landing of an unmanned aerial vehicle. Em: *Proceedings of the IEEE 38th Conference on Decision and Control*. Arizona, EUA. pp. 4143–4148.
- Shi, J. e C. Tomasi (1994). Good features to track. Em: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. pp. 593–600.
- Shirai, Y. e H. Inoue (1973). Guiding a robot by visual feedback in assembling tasks. *Pattern Recognition* **5**, 99–108.
- Silveira, Geraldo F., J. Reginaldo H. Carvalho, Marconi K. Madrid, Patrick Rives e Samuel S. Bueno (2001a). A fast vision-based road following strategy applied to the control of aerial robots. Em: *Proceedings of the IEEE XIV Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*. Florianópolis/SC, Brasil. pp. 226–231.
- Silveira, Geraldo F., J. Reginaldo H. Carvalho, Marconi K. Madrid, Samuel S. Bueno e Patrick Rives (2001b). Lateral control of an aerial unmanned robot using visual servoing techniques. Em: *Proc. of the IEEE 2nd Workshop on Robot Motion and Control*. Polônia. pp. 263–268.
- Silveira, Geraldo F., J. Reginaldo H. Carvalho, Marconi K. Madrid, Samuel S. Bueno e Patrick Rives (2001c). Path following of an unmanned airship using visual feedback. Em: *Proc. of the IEEE International Conf. on Industrial Electronics, Tech. and Automation*. Egito.
- Silveira, Geraldo F., J. Reginaldo H. Carvalho, Marconi K. Madrid, Samuel S. Bueno e Patrick Rives (2001d). Towards vision guided navigation of autonomous aerial robots. Em: *Anais do V Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*. Canela/RS, Brasil. Artigo 1065.
- Silveira, Geraldo F., J. Reginaldo H. Carvalho, Patrick Rives, José R. Azinheira, Samuel S. Bueno e Marconi K. Madrid (2002a). Optimal visual servoed guidance of outdoor autonomous robotic airships. Em: *Proceedings of the American Control Conference*. Alaska, EUA. pp. 779–784.
- Silveira, Geraldo F., J. Reginaldo H. Carvalho, Pedro Mitsuo Shiroma, Patrick Rives e Samuel Siqueira Bueno (2001e). Visual servo control of nonholonomic mobile robots. Em: *Proc. of the 16th Brazilian Congress of Mechanical Engineering*. Vol. 15. Uberlândia, Brasil. pp. 333–341.

- Silveira, Geraldo F., J. Reginaldo H. Carvalho, Rubens Machado e Samuel S. Bueno (2001f). Robot navigation methodology from aerial imagery. Em: *Anais do V Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*. Canela/RS, Brasil. Artigo 1067.
- Silveira, Geraldo F., José R. H. Carvalho, Patrick Rives, José R. Azinheira, Samuel S. Bueno e Maconi K. Madrid (2002b). Aplicações de controle servo visual 2D a veículos robóticos. Em: *Anais do XIV Congresso Brasileiro de Automática*. Natal/RN, Brasil.
- Silveira, Geraldo F., José R. H. Carvalho, Samuel S. Bueno e Maconi K. Madrid (2002c). Uma revisão das técnicas de controle servo visual de robôs. Em: *Anais do XIV Congresso Brasileiro de Automática*. Natal/RN, Brasil.
- Stevens, B. L. e F. L. Lewis (1992). *Aircraft Control and Simulation*. John Wiley and Sons. EUA.
- Suh, I. H. (1993). Visual servoing of robot manipulators by fuzzy membership function based neural networks. Em: *Visual Servoing* (K. Hashimoto, Ed.). Vol. 7 of *World Scientific Series in Robotics and Automated Systems*. pp. 285–315. World Scientific.
- Sundareswaran, V., P. Bouthemy e F. Chaumette (1996). Exploiting image motion for active vision in a visual servoing framework. *International Journal of Robotics Research* **15**(6), 629–645.
- Tsakiris, D., Patrick Rives e Claude Samson (1998). Extending visual servoing techniques to nonholonomic mobile robots. Em: *The Confluence of Vision and Control* (David J. Kriegman, Gregory D. Hager e A. Stephen Morse, Eds.). Vol. 237 of *Lectures Notes in Control and Information Sciences*. pp. 66–78. Springer-Verlag.
- van der Zwaan, Sjoerd, Alexandre Bernadino e José Santos-Victor (2000). Vision based station keeping and docking for an aerial blimp. Em: *Proceedings of the IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*.
- Van Loan, C. F. (1978). Computing integrals involving the matrix exponential. *IEEE Transactions on Automatic Control* (AC-23), 395–404.
- Vincze, Markus (2000). Dynamics and system performance of visual servoing. Em: *Proc. of the IEEE International Conf. on Robotics and Automation*. São Francisco, EUA. pp. 644–649.
- Wang, J. e W. J. Wilson (1992). Three-D relative position and orientation estimation using Kalman filter for robot control. Em: *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. pp. 2638–2645.
- Warner, F. W. (1987). *Foundations of differential manifolds and Lie groups*. Springer Verlag.
- Weiss, L. E. e A. C. Anderson (1987). Dynamic sensor-based control of robots with visual feedback. *IEEE Journal of Robotics and Automation* **3**(5), 404–417.
- Wiles, C. e M. Brady (1996). On the appropriateness of camera models. Em: *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*. Vol. 2. pp. 228–237.
- Zhang, Hong e James P. Ostrowski (1999). Visual servoing with dynamics: Control of an unmanned blimp. Em: *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Michigan, EUA. pp. 618–623.