

SERVOVISÃO ADAPTATIVA 2D E 3D PARA MANIPULADORES ROBÓTICOS

Alessandro Rosa Lopes Zachi

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DA COORDENAÇÃO DOS PROGRAMAS DE PÓS-GRADUAÇÃO DE ENGENHARIA DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA ELÉTRICA.

Aprovada por:

Prof. Liu Hsu, Docteur d'Etat

Prof. Fernando Cesar Lizarralde, D.Sc.

Prof. Amit Bhaya, Ph.D.

Prof. José Paulo Vilela Soares da Cunha, D.Sc.

Prof. Mário Fernando Montenegro Campos, Ph.D.

Prof. Marco Antonio Meggiolaro, Ph.D.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

DEZEMBRO DE 2007

ZACHI, ALESSANDRO ROSA LOPES

Servovisão Adaptativa 2D e 3D para manipuladores robóticos [Rio de Janeiro] 2007

XI, 173 p. 29,7 cm (COPPE/UFRJ, D.Sc., Engenharia Elétrica, 2007)

Tese - Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE

1. Controle adaptativo
2. Robótica
3. Servovisão 2D e 3D
4. Sistemas com parâmetros incertos
5. Câmera-na-mão

I. COPPE/UFRJ II. Título (série)

À memória de meus estimados familiares *João de Moura Lopes* e *Geralda Rosa Lopes*,
Oscar Zachi e *Firmína Garcia Zachi*, *Francisco Vieira de Matos* e *Sônia Zachi de*
Matos, *Manoel Trujillo Garcia*, *Nicanor Mendonça*, *Wilson Borges de Senna*,
Denilson Pereira, *Damião Ricardo Mendonça Gioia*.

Aos meus pais *Sérgio Garcia Zachi* e *Jandira Rosa Lopes Zachi*, que sempre me
incentivaram a estudar e são responsáveis por mais esta vitória em minha vida.

À minha amada esposa, *Angelica Mendonça dos Santos Zachi* que esteve sempre ao
meu lado, e aos nossos filhos *Maria Clara Mendonça dos Santos Zachi* e *Luiz*
Francisco Mendonça dos Santos Zachi.

À minha irmã *Alessandra Rosa Lopes Zachi* e à minha afilhada *Ana Carolina Rosa*
Lopes Zachi.

Agradecimentos

A DEUS que tornou tudo possível.

Aos meus orientadores e amigos Liu Hsu e Fernando Cesar Lizarralde pela ajuda e pelos longos anos de trabalho conjunto.

Aos amigos do Laboratório de Controles da COPPE, Alessandro Jacoud Peixoto, Antonio Candea Leite, Lilian Kawakami Carvalho, Tiago Roux, Luciano Fonseca Chaves, Eduardo Leão, Josiel Alves Gouvea, Oumar Diene, Marcos Vicente, Leonardo Valente, Alexandre Goes, Rodrigo e Ramon Costa, pela convivência agradável.

Aos funcionários Telma, Wanderlei, Bárbara, Márcia Rocha e Roberto Calvet.

Aos Professores do CEFET-RJ Paulo George Guimarães Maier, Luiz Carlos Campos Pedroza e Lourival José Passos Moreira, pelo forte incentivo dado no início de minha carreira científica.

Aos Professores e colegas do Departamento de Engenharia Elétrica (DEPEL) e do Departamento de Educação Superior (DEPES) do CEFET-RJ, que me apoiaram na realização desta Tese.

Aos meus Familiares.

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Ciências (D.Sc.)

SERVOVISÃO ADAPTATIVA 2D E 3D PARA MANIPULADORES ROBÓTICOS

Alessandro Rosa Lopes Zachi

Dezembro/2007

Orientadores: Liu Hsu

Fernando Cesar Lizarralde

Programa: Engenharia Elétrica

Esta Tese considera o problema de controle de rastreamento por imagem de sistemas robóticos utilizando servovisão 2D e 3D. Focaliza-se tanto o controle de robôs cinemáticos, para os quais as velocidades dos atuadores são controladas diretamente, quanto o controle de robôs dinâmicos, para os quais os efeitos inerciais são importantes e os atuadores são controlados por torque (ou força). A imagem necessária para realizar a servovisão é obtida por uma única câmera. São consideradas as configurações de câmera fixa no espaço de trabalho e de câmera móvel fixada no robô, por exemplo, na configuração *camera-in-hand*. O problema de controle é formulado levando-se em conta a presença de incertezas nos parâmetros extrínsecos (orientação) e intrínsecos (fatores de escala da imagem) da câmera, bem como dos parâmetros que caracterizam a dinâmica do robô (relacionados com inércias, forças de Coriolis, carga, etc.) e as soluções são desenvolvidas por meio de leis de controle adaptativo. A análise de estabilidade dos esquemas propostos é desenvolvida utilizando-se a teoria de estabilidade de Lyapunov. São apresentados resultados de simulação e experimentais para comprovar a teoria desenvolvida e avaliar o desempenho prático dos algoritmos propostos.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Science (D.Sc.)

2D AND 3D ADAPTIVE VISUAL SERVOING FOR ROBOTIC MANIPULATORS

Alessandro Rosa Lopes Zachi

December/2007

Advisors: Liu Hsu

Fernando Cesar Lizarralde

Department: Electrical Engineering

This Thesis considers the image-based tracking control problem of robotic systems by using 2D and 3D visual servoing. Either the control of kinematic robots, which have their actuator velocities controlled directly, or the control of dynamic robots, for which the inertial effects are significant, are focused. The image necessary for visual servoing is obtained by a single camera. Either the case of a fixed camera (with respect to the workspace) or of a moving camera, attached to the robot, e.g., *camera-in-hand*, are considered. The control problem is formulated taking into account the uncertainties on the camera extrinsic (orientation) or intrinsic (scaling factors) parameters as well as the dynamic parameters of the robot (related with inertias, Coriolis forces, loads, etc.). The control laws are developed according to the adaptive control perspective. The stability analysis of the proposed visual servoing schemes are presented by using the Lyapunov stability theory. Simulations and experimental results are presented in order to corroborate the theoretical results and to evaluate the practical performance of the proposed algorithms.

Sumário

Abreviaturas	xi
1 Introdução	1
1.1 Visão geral sobre o tema	2
1.1.1 Classificação	4
1.1.1.1 Quanto à aplicação do sinal de controle	4
1.1.1.2 Quanto à utilização das informações visuais	5
1.1.1.3 Quanto à postura da câmera no ambiente de trabalho	6
1.1.1.4 Quanto à quantidade de câmeras utilizadas	7
1.2 Servovisão sob o ponto de vista de controle	7
1.2.1 O problema de controle com câmera não-calibrada	9
1.2.2 Seguimento de trajetórias por servovisão	11
1.3 Objetivo desta Tese	12
1.4 Formulação do Problema de Controle de um Manipulador por Servovisão	12
1.4.1 Controle cinemático	13
1.4.2 Servovisão <i>versus</i> controle clássico	14
1.4.3 Controle dinâmico	16
1.5 Metodologia	18
1.5.1 Controle do Manipulador	18
1.6 Organização deste Texto	21
2 Descrição do Sistema de Servovisão Robótica	23
2.1 Apresentação	23
2.2 Organização do Capítulo	23
2.3 Modelo cinemático	24
2.3.1 Cinemática diferencial	24
2.3.2 Controle cinemático	25
2.3.3 Modelo dinâmico	26
2.3.4 Propriedades do modelo dinâmico	27
2.4 Modelos de projeção para a câmera	28
2.4.1 Projeção Perspectiva	28
2.4.2 Projeção Ortográfica Escalada	29
2.4.3 Projeção Afim	30
2.5 Dinâmica do sistema de servovisão	30
2.6 Servovisão 3D	31
2.6.1 Variação de profundidade	32

2.6.2	O sistema de translação 3D	34
2.7	O caso de servovisão 2D	35
2.8	Servovisão com câmera-na-mão	35
2.9	Resumo e comentários sobre o este Capítulo	36
3	Controle Cinemático por Servovisão Adaptativa 2D	38
3.1	Apresentação	38
3.2	Organização do Capítulo	38
3.3	Formulação do problema de controle	39
3.4	Controle Adaptativo por Modelo de Referência	40
3.4.1	Abordagem tradicional do MRAC para o caso MIMO	40
3.4.2	Dificuldades da abordagem tradicional	42
3.5	Aplicação do método I&I	43
3.5.1	Hipóteses sobre a planta	44
3.5.2	Parametrização da Lei de Controle	44
3.5.3	Definição da lei de controle	45
3.5.4	Obtenção das Equações de Erro	46
3.5.5	Análise de Estabilidade	47
3.6	Aplicação do método SDU	49
3.6.1	Obtenção da equação de erro	50
3.6.2	Obtenção das leis de adaptação	51
3.7	Resultados Experimentais	54
3.7.1	Servovisão 2D com controlador I&I	54
3.7.2	Servovisão 2D com controlador SDU	59
3.8	Resumo e comentários sobre este Capítulo	60
4	Controle Dinâmico por Servovisão 2D	62
4.1	Apresentação	62
4.2	Oganização do Capítulo	62
4.3	Rastreamento no espaço das juntas	63
4.3.1	Hipóteses sobre o sistema	63
4.4	Projeto da lei de controle para o manipulador - Solução robusta	64
4.5	Projeto da lei de controle para o manipulador - Solução adaptativa	66
4.6	Projeto da lei de controle por servovisão 2D	67
4.6.1	Revisão do controlador I&I	69
4.6.2	Revisão do controlador SDU	74
4.7	Resultados de simulação	76
4.7.1	Solução robusta	78
4.7.2	Solução Adaptativa	79
4.8	Características do algoritmo proposto	81
4.9	Resumo e comentários sobre este Capítulo	86
5	Controle Dinâmico por Servovisão 2D Sem Utilizar a Medida de Velocidade no Plano da Imagem	87
5.1	Apresentação	87
5.2	Organização do Capítulo	87
5.3	Formulação	88
5.4	O método I&I com regressor modificado	89

5.5	O método SDU com regressor modificado	90
5.5.1	Análise de estabilidade e projeto das leis de adaptação	91
5.6	Inserção do controlador modificado na estrutura em cascata	93
5.6.1	Análise simplificada	94
5.7	Simulação numérica	96
5.7.1	SDU com regressor modificado combinado à solução robusta	96
5.7.2	SDU com regressor modificado combinado à solução adaptativa	98
5.8	Resumo e comentários sobre este Capítulo	102
6	Controle do Manipulador por Servovisão Adaptativa 3D	103
6.1	Apresentação	103
6.2	Organização do Capítulo	103
6.3	Formulação do Problema de Controle	104
6.4	Projeto de controle	105
6.4.1	Sub-sistema escalar 1D	107
6.4.1.1	Análise Simplificada	108
6.4.2	Sub-sistema multivariável 2D	108
6.4.3	Servovisão 3D com alvo esférico	111
6.4.4	Dinâmica da área de um alvo esférico	112
6.5	Resultados de simulação	114
6.6	Resultados experimentais	124
6.7	Resumo e comentários finais	130
7	Implementação da Servovisão 3D Sem Utilizar a Medida de Velocidade no Plano da Imagem	131
7.1	Apresentação	131
7.2	Organização do Capítulo	131
7.3	Controle do Manipulador - Revisão	132
7.4	Revisão do Sub-sistema 1D	133
7.4.1	Parametrização da lei de controle	134
7.4.2	Obtenção das equações de erro	134
7.4.3	Projeto das leis de adaptação	135
7.4.3.1	Combinação com a solução robusta	135
7.4.3.2	Combinação com a solução adaptativa	136
7.5	Revisão do sub-sistema 2D	137
7.5.1	Parametrização da lei de controle	138
7.5.2	Obtenção das leis de adaptação	138
7.6	Resumo e comentários sobre este Capítulo	141
8	Contribuição ao Controle de Robôs por Servovisão com Câmera-na-Mão	142
8.1	Apresentação	142
8.2	Organização do Capítulo	143
8.3	Formulação do problema de controle	144
8.3.1	Modelo do sistema	144
8.3.1.1	Sub-sistema 2D - movimento no plano xy	145
8.3.1.2	Sub-sistema 1D - Movimento na direção do eixo ótico da câmera	145

8.3.1.3	Sub-sistema de orientação - Rotação do efetuador em torno do eixo ótico da câmera	146
8.3.1.4	Descrição completa do sistema de controle utilizando funções de erro não-lineares	146
8.3.2	Hipóteses sobre o sistema	148
8.4	Projeto das leis de controle	148
8.5	Resultados de simulação	149
8.5.1	Gráficos	152
8.6	Resumo e comentário sobre este Capítulo	163
9	Conclusão	164
9.1	Sugestões para trabalhos futuros	166
	Referências Bibliográficas	167

Abreviaturas

HC — Hierarquia de Controle

IBVS — Servovisão com controle baseado na imagem (*Image-Based Visual Servoing*)

I&I — Imersão e Invariância (*Immersion and Invariance*)

MIMO — Múltiplas entradas e múltiplas saídas, multivariável (*Multi-Input-Multi-Output*)

MRAC — Controle adaptativo por modelo de referência (*Model-Reference Adaptive Control*)

PBVS — Servovisão com controle baseado na posição (*Position-Based Visual Servoing*)

SCARA — Braço robótico de montagem com complacência seletiva (*Selective-Compliance Assembly Robotic Arm*)

SDU — Simétrica - Diagonal - Triangular superior, fatoração (*Symmetric-Diagonal-Upper*)

SISO — Uma entrada e uma saída, monovariável (*Single-Input-Single-Output*)

Capítulo 1

Introdução

O controle de robôs utilizando realimentação visual é uma área que tem sido pesquisada há três décadas e continua recebendo considerável atenção na literatura dados os recentes avanços na tecnologia de aquisição e processamento de imagens (Hill & Park 1979, Koivo & Houshangi 1991, Espiau, Chaumette & Rives 1992, Papanikolopoulos & Khosla 1993, Bishop & Spong 1999, Hosoda, Igarashi & Asada 1998, Zergeroğlu, Dawson, Fang & Malatpure 2000, Nasisi & Carelli 2003, Zachi, Hsu, Ortega & Lizarralde 2004a, Chaumette 2004, Fujita, Kawai & Spong 2007). A vantagem proporcionada pela visão está no fato de se poder lidar não apenas com as informações a respeito do robô e seu movimento, mas também com informações de sua interação com o ambiente de trabalho, tornando-a uma solução bastante atrativa. Estes fatos motivaram o surgimento de numerosos sistemas experimentais como potenciais ferramentas para a solução dos problemas de controle em sistemas robóticos reais: manipulação de objetos (Feddema & Simon 1998), soldagem (Zhou, Lin & Chen 2006), automação na indústria de mineração (Corke, Roberts & Winstanley 1998), controle de navegação em robôs móveis (Usher, Ridley & Corke 2002), em medicina no auxílio a cirurgias (Omote *et al.* 1999, Krupa, Gangloff, Doignon, Mathelin, Morel, Leroy, Soler & Marescaux 2003, Vitrani, Morel & Ortmaier 2006), suporte a ensaios experimentais de sistemas biológicos (Yu & Nelson 2001, Zhao, Zhang, Gupta, Zong & Oyama 2002) e veículos de operação remota (ROVs) (Lots, Lane & Trucco 2001, Lots, Lane, Trucco & Chaumette 2001, Marcahd, Chaumette, Spindler & Perrier 2002). As Figuras 1.1 a 1.3 ilustram exemplos de aplicações da servovisão. Na Figura 1.1, a servovisão é

utilizada em medicina para executar tarefas de posicionamento e orientação *on-line* de instrumentos cirúrgicos. Por meio de equipamentos específicos o sistema de visão é introduzido no corpo do paciente e extrai imagens de seu interior a fim de guiar as ferramentas cirúrgicas. Na Figura 1.2, são utilizadas duas câmeras para posicionar e orientar a ferramenta de solda. Nesta aplicação, as informações fornecidas pelas câmeras ajudam a identificar a posição 3D do ponto de solda. Na Figura 1.3, tem-se um exemplo do uso da servovisão em aplicações de navegação autônoma. Com uma câmera apontada para um espelho convexo, na configuração mostrada, o veículo consegue orientar seu movimento no espaço de trabalho para realizar movimento livre, desviar de obstáculos ou seguir uma trajetória pré-definida.

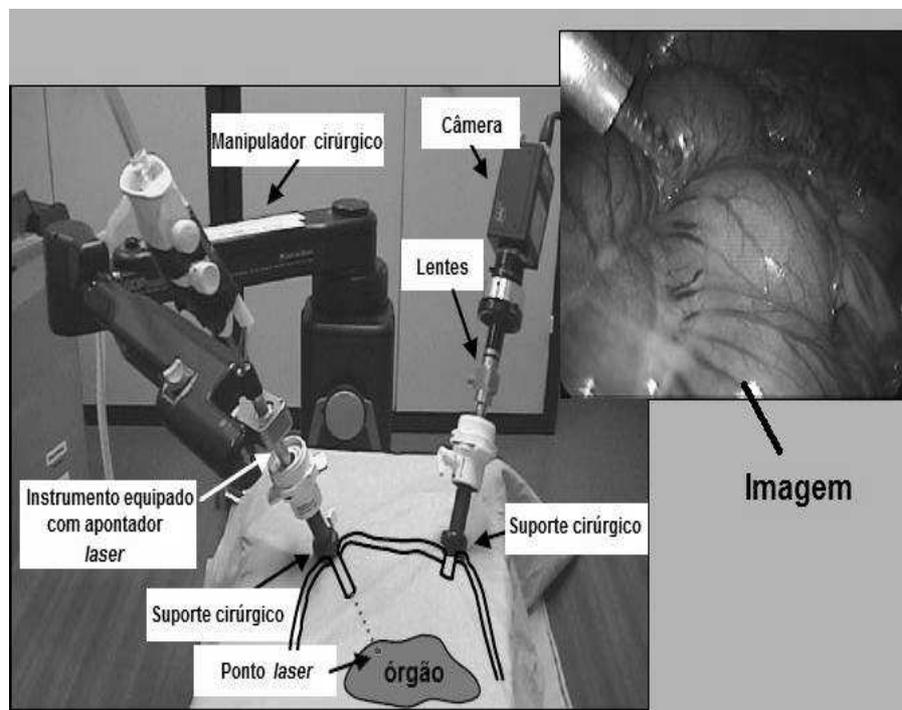


FIGURA 1.1: Cirurgias: o robô guia o instrumento cirúrgico até o ponto de interesse (Krupa et al. 2003).

1.1 Visão geral sobre o tema

O termo *servovisão* (*visual servoing*, em inglês) tem sido empregado na literatura para designar sistemas robóticos que utilizam informações visuais direta ou indiretamente na

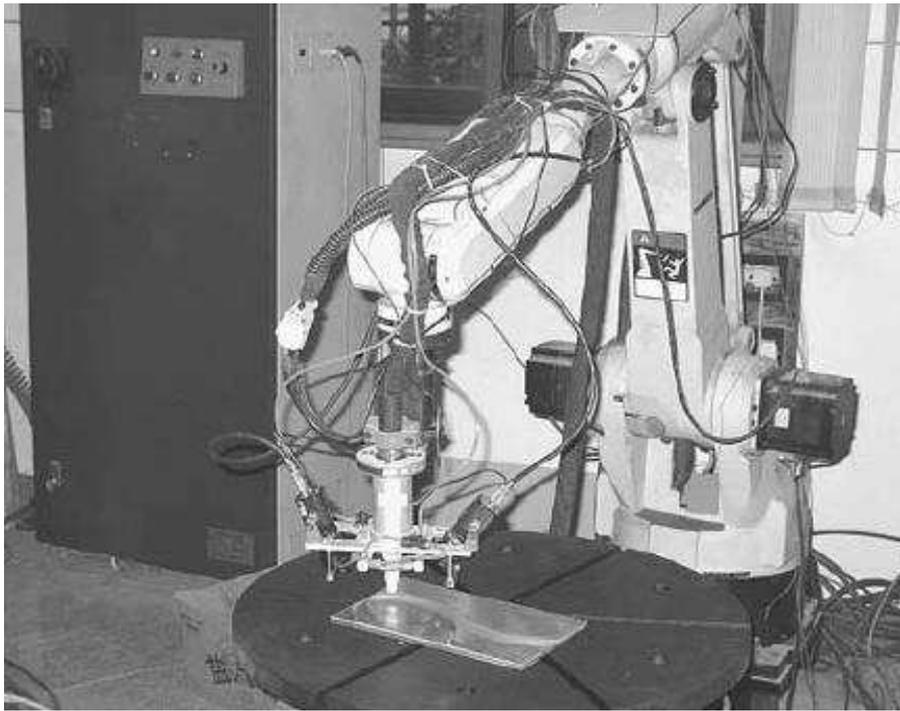


FIGURA 1.2: Soldagem industrial: as câmeras são utilizadas para identificar o cordão de solda (Zhou et al. 2006).

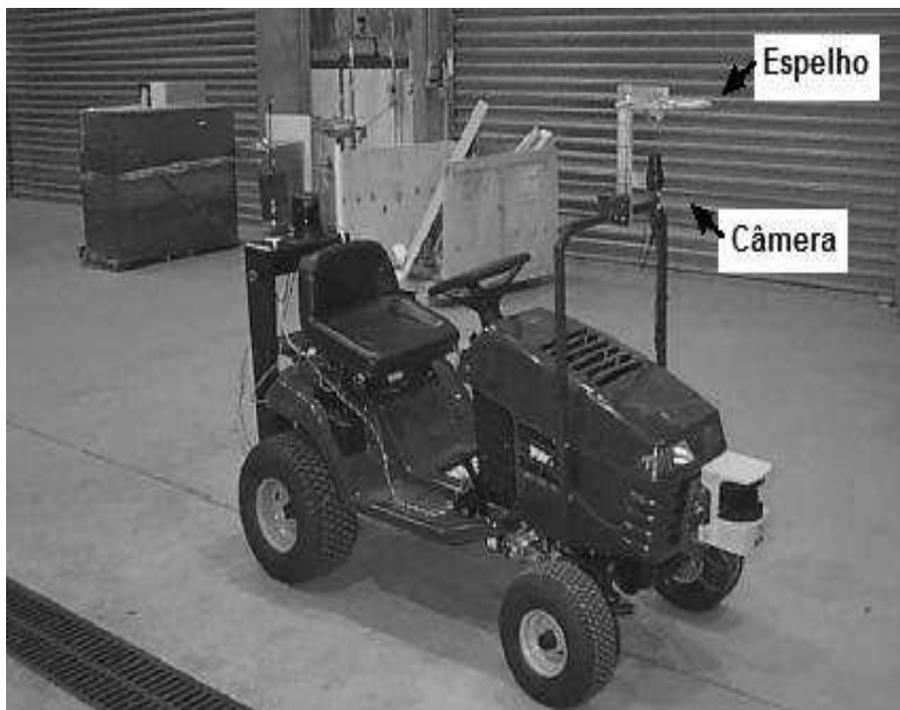


FIGURA 1.3: Navegação autônoma: o veículo se desloca baseado na imagem do ambiente, captada por uma câmera e um espelho convexo (Usher et al. 2002).

malha de controle de movimento. Tendo a visão como sensor, a idéia central é extrair das imagens capturadas características (*features*) tais como pontos, linhas ou regiões que possam ser utilizadas para gerar os sinais de comando necessários ao cumprimento de determinada tarefa (Hutchinson, Hager & Corke 1996). A Figura 1.4 ilustra de maneira simplificada os componentes de um sistema de controle por servovisão em malha fechada: *Câmera* - é o sensor visual que capta as informações do robô e do ambiente de trabalho; *Extração e processamento* - onde são os algoritmos para a identificação da grandeza de interesse a partir da imagem capturada; *Atuação* - bloco onde são implementadas as técnicas de controle para o robô.

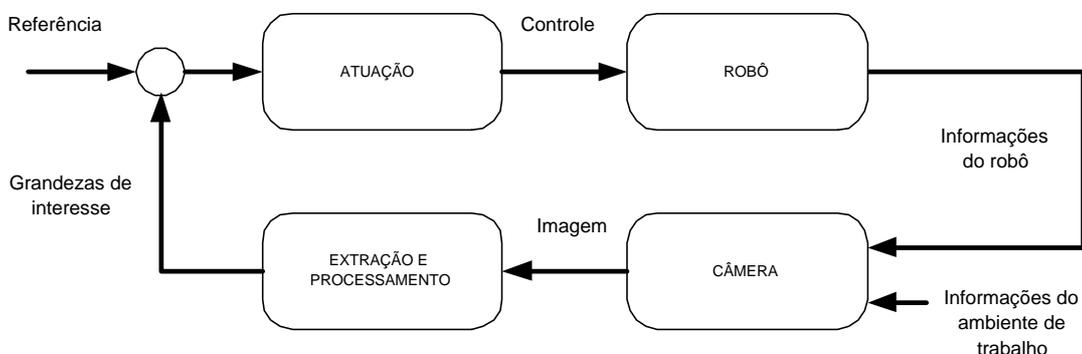


FIGURA 1.4: Diagrama básico de um sistema de controle por servovisão.

1.1.1 Classificação

Com o passar dos anos e o avanço na tecnologia de processamento computacional, novas estratégias foram propostas dando origem a diversas classificações descritas a seguir.

1.1.1.1 Quanto à aplicação do sinal de controle

A primeira menção ao termo servovisão, segundo a literatura, foi feita na referência (Hill & Park 1979) como uma maneira de distinguir a técnica proposta pelos autores das técnicas existentes na época. No ano seguinte, Sanderson & Weiss (1980) formalizaram a terminologia introduzindo as definições de sistemas que utilizam as técnicas *look-and-move dinâmico* ou *servovisão direta*. Nos sistemas que implementam *look-and-move dinâmico* o sensor visual fornece informações para o controlador interno do robô que

fecha a malha com as informações das juntas para estabilizar o sistema. Nos sistemas que implementam *servovisão direta* o sinal de controle para o robô é gerado diretamente a partir da visão sem utilizar o controlador interno do robô. Uma discussão detalhada pode ser encontrada na referência (Hutchinson et al. 1996).

1.1.1.2 Quanto à utilização das informações visuais

As tarefas executadas pelo robô com o auxílio da servovisão geralmente incluem *regulação* - quando se deseja posicionar/orientar a postura do robô em relação a um objeto estático no ambiente de trabalho, e/ou *rastreamento* - quando se pretende seguir um objeto que se move em relação ao ambiente e ao robô. Em ambos os casos, a informação visual é utilizada para medir um erro entre a postura atual do robô e a postura desejada. Neste contexto, são três as técnicas conhecidas: Controle Baseado na Posição, do termo em inglês *Position-Based Visual Servoing* - (*PBVS*), Controle Baseado na Imagem, do termo *Image-Based Visual Servoing* - (*IBVS*) (Hutchinson et al. 1996) e controle visual 2 1/2D. Na técnica PBVS, também referenciada como servovisão 3D, as grandezas de interesse são extraídas da imagem e utilizadas em conjunto com os modelos geométricos do alvo e da câmera para estimar a posição relativa entre estes (Figura 1.5). A estimativa obtida é usada para calcular a medida de erro do sistema e computar um sinal de controle.

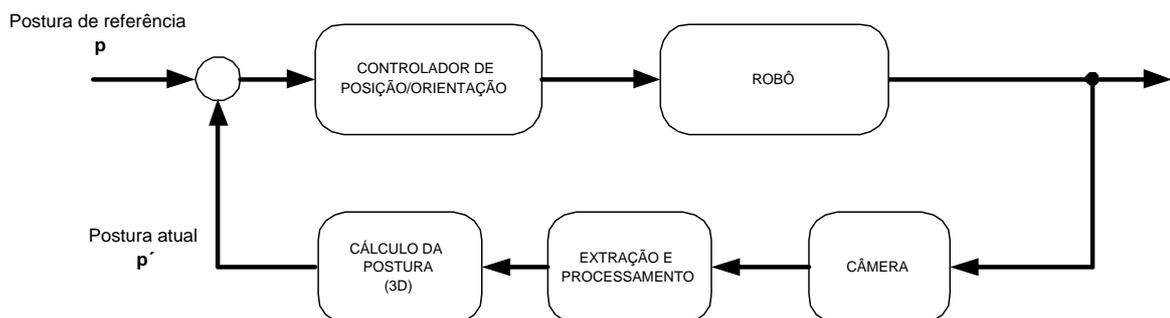


FIGURA 1.5: Servovisão com controle baseado na posição.

Na IBVS, ou servovisão 2D, a medida do erro é realizada diretamente na imagem e esta informação é usada então para computar o sinal de controle (Figura 1.6). Esta última tem sido a técnica mais utilizada na literatura por assegurar as propriedades de

estabilidade e convergência do sistema na presença de incertezas na modelagem ou na calibração da câmera (Chaumette 1998).

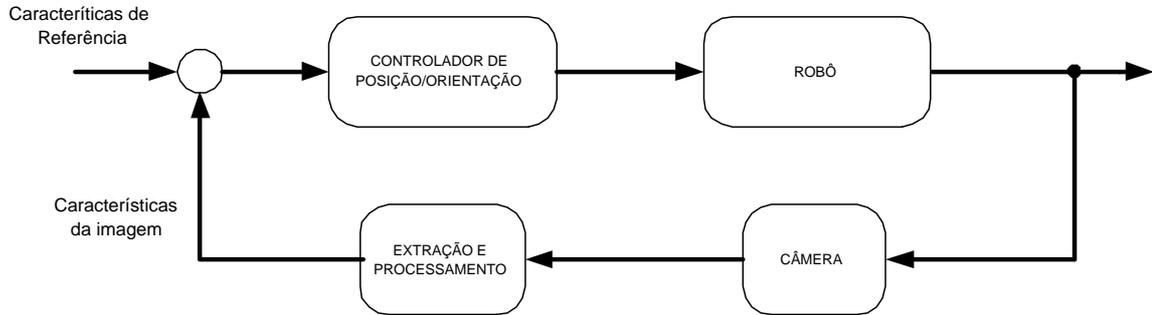


FIGURA 1.6: Servovisão com controle baseado na imagem.

A principal desvantagem da técnica PBVS (3D) é que a falta de controle na imagem pode acarretar a extrapolação do campo de visão útil da câmera pelo alvo. Além disso, requer-se um modelo conhecido do alvo para calcular a postura da câmera. Na técnica IBVS (2D) este modelo não é necessário. Entretanto, para o projeto da lei de controle, requer-se uma estimativa para a medida da profundidade entre câmera e objeto.

A técnica 2 1/2D foi introduzida em (Malis, Chaumette & Boudet 1999) e reúne as principais características das técnicas 2D e 3D. O método consiste em realizar o cálculo da postura do objeto, isto é, a posição t e a orientação R , baseado em duas imagens: a cena atual (ou corrente) e a cena desejada. Os erros de translação e rotação do objeto, que são utilizados nas leis de controle, são estimados por método numérico em cada iteração.

1.1.1.3 Quanto à postura da câmera no ambiente de trabalho

No que diz respeito à interação da câmera com o robô e o ambiente, há duas configurações bastante difundidas: a servovisão com câmera fixa, conhecida na literatura pela expressão *eye-to-hand* (Flandin, Chaumette & Marchand 2000), e a servovisão com câmera móvel. Na primeira configuração, a câmera fica em uma posição fixa e captura imagens do alvo (objeto), do robô e do ambiente onde são executadas as tarefas. Ao empregar esta configuração, tem-se por objetivo mover o robô até que o alvo de interesse atinja uma postura (posição e orientação) desejada. Na segunda configuração, a

câmera é fixada rigidamente ao robô e se move solidária a esse. O objetivo é mover o robô até que as características (*features*) da imagem do alvo observado coincidam com as características desejadas. Ambas as configurações têm sido amplamente estudadas pela comunidade de robótica (Hutchinson et al. 1996, Chaumette & Hutchinson 2007).

1.1.1.4 Quanto à quantidade de câmeras utilizadas

Uma etapa fundamental nos sistemas baseados em visão é a aquisição da imagem. Esta etapa pode ser realizada utilizando-se uma única câmera (servovisão *monocular*), duas (servovisão *estéreo*) ou mais câmeras (servovisão com *câmeras redundantes*). A quantidade de sensores visuais a serem empregados depende da aplicação. Neste sentido, é importante destacar algumas características de cada configuração.

Nos sistemas monoculares, como o ilustrado na Figura 1.7, a cena 3D é projetada no plano 2D da imagem. Como consequência, há perda da informação de profundidade. Alguns algoritmos podem ser utilizados para recuperar esta informação que, em geral, exigem o conhecimento exato dos parâmetros intrínsecos da câmera e o conhecimento *a priori* das relações geométricas do objeto com o ambiente e com a câmera (Hutchinson et al. 1996). Nos sistemas com câmeras estéreo, a informação de profundidade pode ser estimada por duas imagens de um mesmo objeto, conforme o exemplo ilustrado na Figura 1.8. Além disso, é comum nestes sistemas a adoção de técnicas para estimar a postura (rotação e translação) do objeto em relação à câmera. Nos sistemas com múltiplas câmeras, aproveita-se o conceito de redundância. Informações a respeito do objeto e do ambiente de trabalho tais como profundidade, rotação e translação relativas, tamanho e iluminação, dentre outras, podem ser estimadas combinando-se as características de imagem captadas por várias câmeras (Figura 1.9) (Sheering & Kersting 1998).

1.2 Servovisão sob o ponto de vista de controle

É de fundamental importância que o sistema baseado em servovisão possa interpretar as informações da imagem captada e determinar a relação existente entre o objeto de interesse, o robô e a tarefa desejada. Assim, em geral, torna-se necessário que o sistema esteja perfeitamente calibrado para a execução das tarefas. Na literatura, o

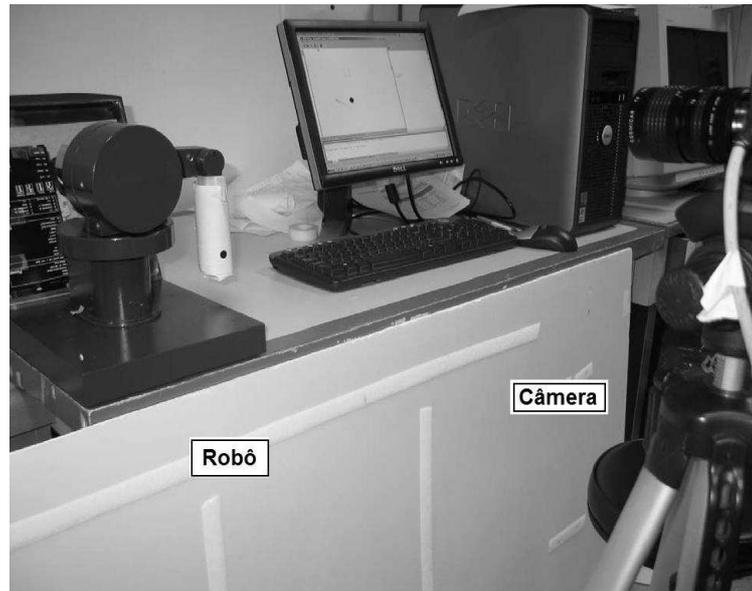


FIGURA 1.7: Servovisão com uma câmera. A ilustração foi extraída da referência (Wang & Liu 2006).

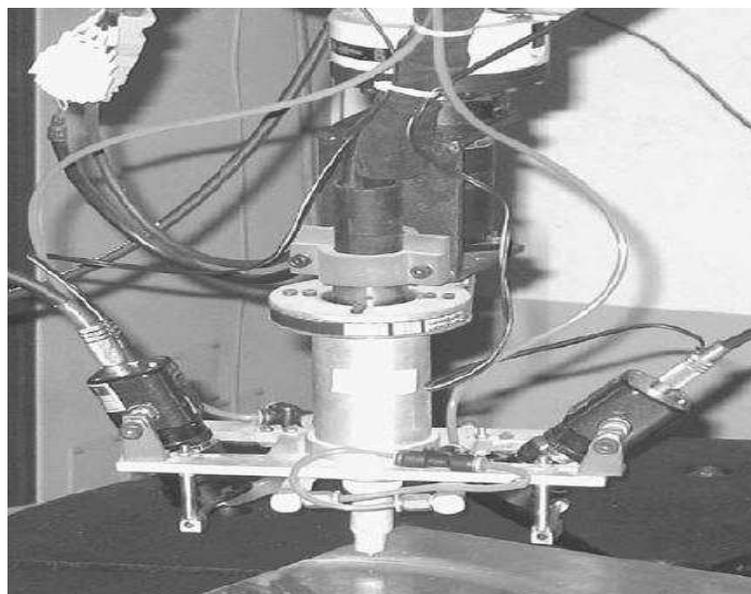


FIGURA 1.8: Servovisão com duas câmeras. Em (Zhou et al. 2006), esta configuração foi utilizada para identificar as coordenadas de um filete a fim de conduzir o processo de soldagem.

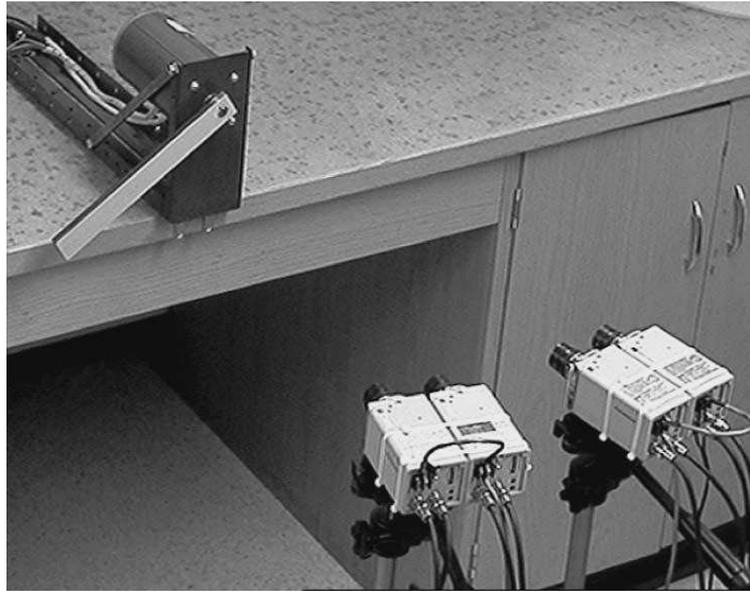


FIGURA 1.9: Servovisão com múltiplas câmeras. A ilustração refere-se a implementação realizada em (Schuurman & Capson 2004), onde um conjunto de 4 câmeras sincronizadas é empregado no controle de posição de um motor por servovisão direta.

termo *calibração* faz referência ao procedimento de ajuste dos parâmetros do sistema servovisual composto pelo robô e pela câmera. Assim, em um sistema de servovisão calibrado é sempre possível relacionar de maneira exata as grandezas do espaço do robô, como por exemplo, posição, orientação e tamanho do objeto, às suas respectivas grandezas no plano da imagem e vice-versa (Hutchinson et al. 1996). Algumas referências onde o problema de calibração foi abordado são: (Tsai 1987, Tsai & Lenz 1989, Quang 1996, Hartley 1997).

1.2.1 O problema de controle com câmera não-calibrada

Alguns trabalhos publicados comprovam que é possível executar tarefas utilizando servovisão mesmo no caso de câmera não-calibrada, ou seja, na presença de incertezas nos parâmetros intrínsecos da câmera. Em (Kelly 1996), por exemplo, mostra-se que um controlador PD (com ganhos fixos) garante a regulação assintótica quando há uma incerteza na rotação relativa entre a câmera e o robô. O desempenho de tal controlador degenera, entretanto, quando utilizado em aplicações de rastreamento de trajetória.

Visando contornar esta dificuldade quando se aplica controladores com ganhos fixos,

diversos esquemas baseados em controle adaptativo, como os apresentados em (Koivo & Houshangi 1991, Papanikolopoulos & Khosla 1993, Kelly 1996, Bishop & Spong 1999, Hosoda et al. 1998), foram propostos para lidar com as incertezas na modelagem, mais especificamente com respeito à calibração da câmera e aos parâmetros do robô, em tarefas de rastreamento. Em (Bishop & Spong 1999), por exemplo, a adaptação é considerada no problema de calibração e controle *on-line* do sistema visual em tarefas de rastreamento em duas dimensões (2D). Neste, os autores enfatizam que condições bastante específicas são requeridas para o desempenho do método proposto. O método de adaptação é indireto, isto é, os parâmetros do sinal de controle são calculados a partir das estimativas dos parâmetros de calibração da câmera. Na estratégia proposta, assume-se que não ocorrem singularidades nas matrizes de calibração estimadas. Além disso, não se tem garantia sobre a limitação das velocidades das juntas do manipulador, o que dificulta a sua implementação prática.

Parte dos trabalhos citados anteriormente consideram a interação da incerteza com algum algoritmo de calibração *on-line* da câmera de maneira *ad hoc* sem justificativa teórica. Em (Hosoda et al. 1998), por exemplo, utilizando uma câmera fixa e não-calibrada, propõe-se um controlador híbrido que utiliza informações de força e visão para o rastreamento de trajetórias sobre superfícies desconhecidas, embora sem apresentar uma justificativa teórica para o funcionamento do controlador. Exceções podem ser encontradas em algumas publicações como (Hsu & Aquino 1999, Zergeroğlu, Dawson, de Queiroz & Nagarkatti 1999, Xiao, Ghosh, Xi & Tarn 2000a), que apresentam em suas propostas análises rigorosas. Como parte desta tendência, o problema de rastreamento de trajetórias no espaço, baseado nas características de imagens predefinidas, também tem sido explorado em trabalhos recentes como, por exemplo, (Hsu, Costa & Aquino 2000, Xiao, Ghosh, Xi & Tarn 2000b, Hsu & Lizarralde 2000, Corke & Hutchinson 2001, Zachi 2001, Nasisi & Carelli 2003, Zachi, Hsu, Ortega & Lizarralde 2004a, Chaumette 2004, Fujita et al. 2007). Compensar as incertezas devidas à falta de conhecimento dos parâmetros intrínsecos da câmera ou dos parâmetros do robô tornou-se uma importante estratégia para aumentar a autonomia do sistema robótico, o que tem motivado fortemente o uso de técnicas de controle adaptativo. Isto pode ser observado em várias das referências citadas anteriormente.

1.2.2 Seguimento de trajetórias por servovisão

A determinação da postura do objeto no espaço 3D por servovisão, em geral, requer a extração de um número suficiente de características da imagem do objeto, e de informações precisas a respeito dos parâmetros intrínsecos da câmera. Recentemente, uma metodologia de controle por visão denominada *servovisão 2 1/2 D* foi desenvolvida e discutida (Chaumette, Malis & Boudet 1997, Malis & Chaumette 2000, Chaumette & Malis 2000, Malis et al. 1999). A estratégia explora a reconstrução das informações 3D no espaço de trabalho do robô e as informações 2D da imagem para o projeto da lei de controle. As informações 3D são reconstruídas desacoplando-se as interações entre as componentes de rotação e de translação presentes na transformação Euclidiana homográfica da cena. As principais vantagens da metodologia segundo (Malis et al. 1999) são: (i) não se requer um modelo geométrico exato do objeto; (ii) garante-se que a imagem do alvo permanece dentro do campo de visão útil da câmera; (iii) mínimos locais são evitados e (iv) as únicas singularidades existentes são devidas ao Jacobiano da imagem e apenas nos casos degenerados.

Baseado na observação de que a iteração entre rotação e translação de imagens pode resultar em transitórios lentos devido a movimentos ineficientes da câmera, Degushi (1998) propôs dois algoritmos para o controle de manipuladores que desacoplam a rotação e a translação por meio da estimativa de uma matriz de transformação denominada de *homografia*. Para o cálculo da *matriz de homografia*, os parâmetros intrínsecos da câmera devem ser conhecidos. Em geral, o algoritmo faz uso das informações visuais de pelo menos oito pontos fixados em um objeto e estima a matriz de homografia *on-line* a partir de duas imagens deste. Corke & Hutchinson (2000) também desenvolveram um método para desacoplar as componentes de rotação e translação utilizando uma nova estratégia de servovisão híbrida. Entretanto, os resultados apresentados em (Chaumette et al. 1997, Degushi 1998, Malis et al. 1999, Corke & Hutchinson 2000, Malis & Chaumette 2000, Chaumette & Malis 2000) assumem uma estimativa constante da profundidade no lugar do valor exato. Por exemplo, em (Malis et al. 1999) considera-se um valor constante para a profundidade, estimado em uma etapa de pré-processamento *off-line*.

Motivado pelo objetivo de compensar a falta de conhecimento da profundidade entre

câmera e objeto, Conticelli & Allotta (2001) desenvolveram um controlador adaptativo cinemático para o manipulador que garante limitação uniforme do erro de imagem em tarefas de regulação. A incerteza na medida de profundidade foi compensada assumindo o conhecimento de limitantes para o vetor de velocidades de translação e para a profundidade. Em (Kelly, Carelli, Nasisi, Kuchen & Reyes 2000), tratando de sistemas com câmera-na-mão, os autores assumem que a profundidade relativa entre objeto e câmera é conhecida (mensurável) em cada instante de amostragem.

As hipóteses adotadas nos trabalhos citados simplificam o desenvolvimento das estratégias de controle e auxiliam o mecanismo de análise de estabilidade. Como se pode notar a partir destes resultados, a generalização da solução do problema de controle de robôs por servovisão 3D não é trivial, o que tem motivado o desenvolvimento de novos esquemas de controle.

1.3 Objetivo desta Tese

O objetivo desta Tese é desenvolver algoritmos para o controle adaptativo direto de manipuladores robóticos por servovisão 2D e 3D, considerando incertezas nos parâmetros intrínsecos da câmera (câmera não-calibrada), incertezas nos parâmetros da equação dinâmica do manipulador e a falta de conhecimento *a priori* da profundidade relativa entre objeto e câmera. Os algoritmos de controle 2D e 3D propostos utilizam a estratégia *look-and-move* dinâmico (Hutchinson et al. 1996) e serão desenvolvidos para sistemas com câmera fixa e câmera-na-mão, e controle baseado na imagem (IBVS). As contribuições propostas ao estado da arte consistem no desenvolvimento de leis de controle adaptativas que sejam independentes tanto da medida da profundidade relativa entre câmera e objeto quanto da medida de velocidade na imagem.

1.4 Formulação do Problema de Controle de um Manipulador por Servovisão

Em robótica, as tarefas a serem realizadas pelo robô estão sempre relacionadas a movimentos predefinidos ou planejados. Assim, é necessário que o sistema de controle do

manipulador forneça os sinais de comando adequados para acionar os atuadores das juntas. Estes sinais podem ser gerados a partir da análise da equação de movimento do robô e da equação da trajetória desejada.

1.4.1 Controle cinemático

Por simplicidade, considere-se o problema de controle de posição em um manipulador robótico com três graus de liberdade. Sejam $q \in \mathfrak{R}^3$ o vetor de variáveis das juntas e $y \in \mathfrak{R}^3$ o vetor da posição cartesiana do mecanismo terminal do robô (efetuador). A posição do efetuador no espaço de trabalho é dada pela *função cinemática* $F(q)$:

$$y = F(q), \quad (1.1)$$

A cinemática diferencial é obtida de (1.1) por diferenciação no tempo:

$$v = J(q) \dot{q}, \quad (1.2)$$

onde $v \in \mathfrak{R}^3$ é vetor de velocidades lineares do efetuador, \dot{q} é o vetor de velocidades das juntas e $J(q) = \partial F(q)/\partial q$ é o Jacobiano do manipulador.

Considere-se agora um sistema de servovisão cujo comportamento ao longo do tempo é representado por um conjunto de equações diferenciais onde $x \in \mathfrak{R}^3$ é o vetor que representa as projeções do objeto de interesse na imagem, em *pixels*, y_p é o vetor de coordenadas do objeto de interesse com respeito ao sistema coordenado do robô e $G(x, y_p) \in \mathfrak{R}^{3 \times 3}$ denota uma matriz de transformação que promove o mapeamento $\dot{y}_p \rightarrow \dot{x}$:

$$\dot{x} = G(x, y_p) \dot{y}_p = G(x, y_p) v_p. \quad (1.3)$$

Na área de servovisão com câmera fixa, em geral, o objeto de interesse é fixado no efetuador, ou seja, y_p é igual ao vetor y definido em (1.1), o que implica em $v = v_p$. A consideração acima também pode ser feita em sistemas com câmera móvel, a menos de uma mudança sinal.

Assuma-se ainda, a existência de um modelo de referência na imagem que representa

a dinâmica desejada para o sistema (1.3) em malha fechada:

$$\dot{x}_m = F_m(x_m, r_c), \quad (1.4)$$

onde $x_m \in \mathfrak{R}^3$ representa o vetor de características desejadas na imagem e $r_c \in \mathfrak{R}^3$ é um sinal externo conhecido, também definido na imagem.

Assim, uma solução para o problema de servovisão (1.3) pode ser obtida pelo projeto da lei cartesiana $v = v^*$, como por exemplo:

$$v^* = G(x, y)^{-1}[-k_0\epsilon + \dot{x}_m], \quad k_0 > 0, \quad (1.5)$$

onde $k_0 \in \mathfrak{R}$ é um ganho proporcional, de tal forma que em malha fechada a dinâmica do erro $\epsilon = x - x_m$ seja dada por

$$\dot{\epsilon} = -k_0\epsilon, \quad (1.6)$$

então bastaria escolher:

$$\dot{q}^* = J(q)^{-1}v^*, \quad (1.7)$$

para obter o comando de movimento \dot{q}^* desejado para as juntas do robô. Esta estratégia foi explorada em alguns trabalhos, como por exemplo em (Flandin et al. 2000, Hsu, Zachi & Lizarralde 2001, Zachi, Hsu, Lizarralde & Leite 2004, Iwatsuki & Okiyama 2005, Zachi, Hsu, Lizarralde & Leite 2006), assumindo a hipótese do robô cinemático, ou seja, quando os efeitos de torques e forças no movimento do robô são considerados desprezíveis.

1.4.2 Servovisão *versus* controle clássico

O sinal \dot{q}^* em (1.7) poderia ter sido gerado sem o auxílio da servovisão. De fato, obtém-se um resultado semelhante utilizando-se o controle cinemático clássico v_c^* :

$$v_c^* = -K(y - y_m) + \dot{y}_m, \quad (1.8)$$

$$\dot{q}_c^* = J(q)^{-1}v_c^*,$$

$$K = \text{diag}\{k_0; k_0\}, \quad (1.9)$$

onde y_m é o vetor da trajetória cartesiana desejada. Note-se que, em ambas as estratégias (1.5) e (1.8), os cálculos de \dot{q}^* e \dot{q}_c^* dependem do conhecimento de $J(q)^{-1}$. Como foi discutido na Seção anterior, se $J(q)^{-1}$ é conhecido perfeitamente, então não há diferença de desempenho na implementação das leis (1.5) e (1.8). Contudo, ao se considerar a presença de incertezas na cinemática do manipulador, diferenças significativas passarão a distinguir as duas estratégias citadas. A análise da robustez das leis de controle, feita a seguir, é baseada na referência (Hsu & Lizarralde 2000).

Considere-se agora a presença de incertezas nos parâmetros da função cinemática do manipulador em (1.1), isto é,

$$\bar{y} = F(q) + \Delta F(q) = y + \Delta F(q), \quad (1.10)$$

e, assumamos a existência de um Jacobiano nominal $\hat{J}(q)$ tal que $J(q)\hat{J}(q)^{-1} = I + \Delta A(q)$. Assim, no espaço cartesiano, a lei (1.8) passará a ser dada por

$$v_c^* = -K(\bar{y} - y_m) + \dot{y}_m, \quad (1.11)$$

o que resulta na seguinte equação de erro em malha fechada:

$$\begin{aligned} \dot{y} &= J(q)\dot{q}_c^* = J(q)\hat{J}(q)^{-1}v_c^* = \\ &= (I + \Delta A(q))[-K(\bar{y} - y_m) + \dot{y}_m] = \\ &= (I + \Delta A(q))[-Ke - K\Delta F(q) + \dot{y}_m] = \\ \dot{e} &= -(I + \Delta A(q))Ke - (I + \Delta A(q))K\Delta F(q) + \Delta A(q)\dot{y}_m. \end{aligned} \quad (1.12)$$

Note-se aqui que no caso de pequenas incertezas $\Delta A(q)$ e $\Delta F(q)$ na cinemática, surge um erro de regime cujo efeito não pode ser atenuado pelo ajuste de $K = \text{diag}\{k_0; k_0\}$. Observe-se que o erro persiste mesmo no caso de regulação ($\dot{y}_m = 0$).

Por outro lado, fazendo a análise para a estratégia de servovisão, tem-se:

$$\begin{aligned}
\dot{x} &= G(x, y)\dot{y} = G(x, y)J(q)\dot{q}^* = G(x, y)J(q)\hat{J}(q)^{-1}v^* = \\
&= \underbrace{G(x, y)J(q)\hat{J}(q)^{-1}G(x, y)^{-1}}_{I + \Delta B(x, y, q)}[-k_0\epsilon + \dot{x}_m] = \\
&= (I + \Delta B(x, y, q))[-k_0\epsilon + \dot{x}_m] \\
\dot{\epsilon} &= -k_0(I + \Delta B(x, y, q))\epsilon + \Delta B(x, y, q)\dot{x}_m.
\end{aligned} \tag{1.13}$$

Aqui também ocorre um erro de regime devido à incerteza na cinemática do manipulador. Entretanto, desde que a incerteza seja suficientemente pequena, este pode ser atenuado escolhendo-se valores suficientemente grandes para k_0 (alto ganho). Além disso, no caso de regulação ($\dot{x}_m = 0$), o erro em malha fechada converge assintoticamente para zero. Assim, do ponto de vista teórico, o controle por servovisão constitui uma alternativa vantajosa para o controle cinemático de sistemas robóticos.

1.4.3 Controle dinâmico

Existem aplicações nas quais a hipótese do controle cinemático considerado na Seção anterior não pode ser adotada, como por exemplo, nos casos de manipulador com juntas diretamente atuadas (*direct-drive*) ou com baixas relações de transmissão nas engrenagens internas (Kelly 1996). Nestes, os parâmetros da dinâmica não são desprezíveis e há a necessidade de se levar em consideração as influências de torques e forças no projeto da lei de controle. Assim, o modelo que descreve o movimento de um manipulador com m graus de liberdade passa a ser (Sciavicco & Siciliano 2000):

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = \tau, \tag{1.14}$$

onde $M(q) \in \mathfrak{R}^{m \times m}$ representa a matriz de inércia, $C(q, \dot{q}) \in \mathfrak{R}^{m \times m}$ representa a matriz de forças de Coriolis, $G(q) \in \mathfrak{R}^m$ representa a ação da gravidade e $\tau \in \mathfrak{R}^m$ é o vetor de torques aplicados às juntas do manipulador. O problema de controle de movimento consistirá na determinação dos torques a serem aplicados pelos atuadores do robô para a execução da tarefa desejada. Tem-se na literatura algumas soluções clássicas

para o problema de controle em questão, que tratam tanto dos casos de sistemas com parâmetros conhecidos quanto incertos. Quanto ao uso da servovisão na malha de controle de tais sistemas, a literatura reporta várias contribuições (Kelly 1996, Bishop & Spong 1999, Hsu & Aquino 1999, Zergeroglu et al. 1999, Kelly et al. 2000, Hsu et al. 2000, Yazarel & Cheah 2002, Nasisi & Carelli 2003, Zachi, Hsu, Ortega & Lizarralde 2004a, Zachi, Hsu, Ortega & Lizarralde 2004b, Behal, Setlur, Dixon & Dawson 2005).

Kelly (1996) propõe uma estratégia robusta que leva em consideração as incertezas da câmera no projeto da lei de controle. O esquema foi proposto a fim de executar tarefas de regulação e exige o conhecimento exato do termo gravitacional presente na equação dinâmica. Além disso, assume-se também que a diferença entre a orientação estimada para a câmera e a orientação verdadeira pertencia ao intervalo $(-90^\circ; 90^\circ)$. Em (Bishop & Spong 1999), a lei de controle de torques foi obtida por dinâmica inversa e, portanto, exigia o conhecimento *a priori* da dinâmica do manipulador. Em (Zergeroglu et al. 1999), propõe-se um controlador robusto que garante a execução de tarefas de rastreamento utilizando câmera fixa, e tarefas de regulação utilizando câmera-na-mão. Entretanto, a aplicação dos métodos citados anteriormente fica restrita a manipuladores com movimento plano, isto é, assumindo uma profundidade constante entre câmera e objeto.

Em (Kelly, Reyes, Moreno & Hutchinson 1999), considerando o problema de rastreamento de alvos móveis, propõe-se um controlador constituído de uma malha de realimentação interna para o controle de velocidade das juntas do manipulador, e uma malha externa que realimenta o sistema com informações visuais. A estabilidade local foi demonstrada ainda que requerendo o conhecimento perfeito da dinâmica do manipulador e a utilização de uma câmera calibrada. Na referência (Hsu & Aquino 1999), introduz-se um esquema de servovisão adaptativa baseado no método de Hierarquia de Controle (HC) (Hsu & Costa 1999). Com o objetivo de rastrear trajetórias utilizando um manipulador planar, e levando-se em conta as incertezas relativas aos parâmetros da câmera e à dinâmica do robô, os autores apresentam uma justificativa teórica para o método proposto. Resultados experimentais, relativos à implementação do método HC em um sistema real, são apresentados na referência (Hsu & Lizarralde 2000).

É importante mencionar que esta Tese propõe solucionar o problema de controle formulado na Seção 1.4 nos casos de servovisão 2D e 3D, levando em consideração as

incertezas presentes tanto nos parâmetros do modelo (1.3) quanto nos parâmetros da equação dinâmica (1.14).

Percebe-se pelos trabalhos citados anteriormente que, mesmo no caso de perfeito conhecimento dos parâmetros, *ajustes* (calibração) seriam requeridos no sistema de controle toda vez que se desejasse utilizar uma plataforma câmera-robô distinta. A idéia proposta nesta Tese para aumentar a autonomia do sistema é compensar as incertezas presentes no modelo câmera-robô, via técnicas de *Controle Adaptativo*.

1.5 Metodologia

Nesta Tese, apresentam-se duas soluções por controle adaptativo direto para os sistemas de servovisão multivariáveis considerados: O método de *Imersão e Invariância* (I&I) (Ortega, Hsu & Astolfi 2003) e o método da *Fatoração Simétrica-Diagonal-Triangular Superior* (SDU) (Costa, Hsu, Imai & Kokotovic 2003). A grande vantagem do método I&I é sua estrutura de controle que não exige superparametrização, isto é, o número de parâmetros estimados para o controlador é igual ao número de elementos incertos da matriz de ganho do sistema. Este método requer a satisfação de uma desigualdade matricial envolvendo o ganho de projeto e a matriz de controle do sistema, que é análoga à condição de sinal exigida no caso adaptativo SISO. Utilizando o método SDU, a condição de sinal requerida é dada em termos dos elementos da matriz D da fatoração, o que é bastante similar à condição do caso SISO. Todavia, o preço que se paga com a utilização deste método é a ocorrência de superparametrização (excesso de parâmetros) na estrutura de controle. Aqui, ressalta-se que a razão pela qual se escolheu o controle adaptativo está no fato de que esta técnica consegue lidar com incertezas nos modelos câmera-robô adotados.

1.5.1 Controle do Manipulador

Para a aplicação das técnicas de controle adaptativo propostas, considera-se inicialmente a hipótese do robô cinemático. Neste, o objetivo será promover o rastreamento assintótico de uma trajetória de referência conhecida e definida no espaço da imagem. As duas soluções adaptativas mencionadas serão utilizadas no projeto da lei de con-

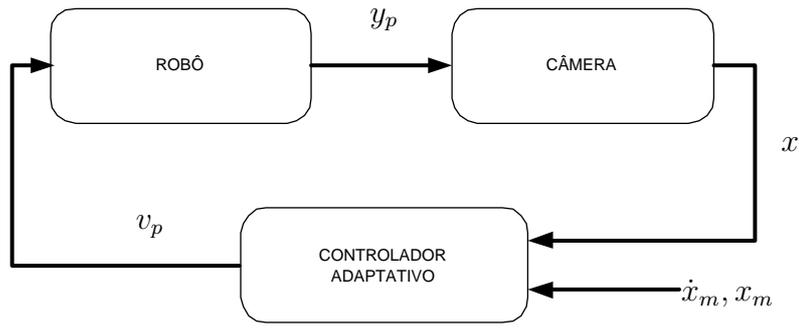


FIGURA 1.10: Controle por servovisão.

trole de maneira independente. Por ser o mais simples, e com o objetivo de facilitar o entendimento, o caso de servovisão 2D será tratado de imediato. As leis cinemáticas projetadas são implementadas experimentalmente em um robô real. O diagrama simplificado do esquema de controle cinemático por servovisão segue na Figura 1.10.

Em uma segunda etapa, o problema de controle do sistema dinâmico (1.14) será tratado brevemente considerando duas soluções conhecidas para a malha de controle (Slotine & Li 1991): uma por Controle Robusto e uma por Controle Adaptativo. A escolha destes dois esquemas é conveniente para a proposta desta Tese uma vez que ambos conseguem lidar com as incertezas nos parâmetros do modelo dinâmico do manipulador e são baseados em passividade, o que possibilita a combinação destes com as estratégias da primeira etapa. Como critério de desempenho, será definido um modelo de referência no espaço das juntas que, inicialmente, será suposto conhecido. A Figura 1.11 ilustra o esquema desta etapa de maneira simplificada.

Em seguida, inspirado na técnica de controle em cascata utilizada nas referências (Guenther & Hsu 1993, Hsu & Aquino 1999), as duas etapas iniciais serão combinadas



FIGURA 1.11: Diagrama em blocos para o controle de movimento.

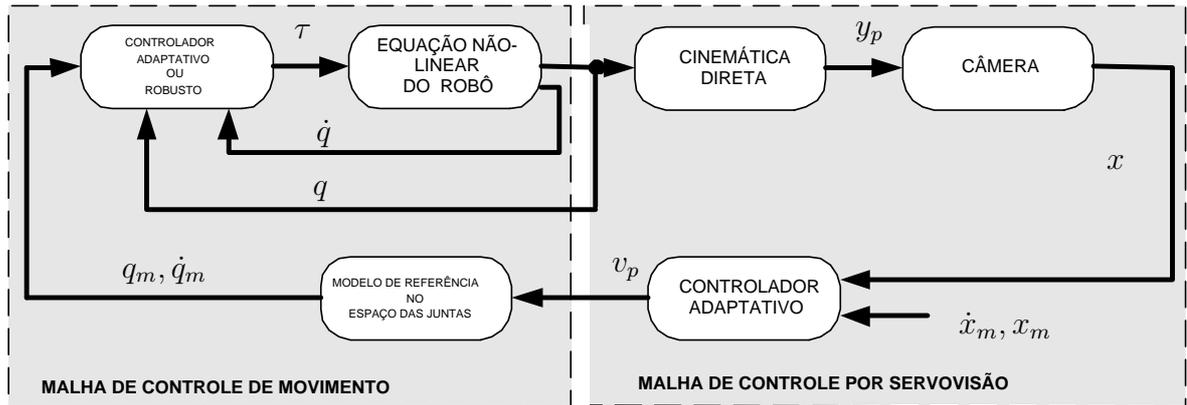


FIGURA 1.12: Diagrama em blocos da estrutura de controle em cascata.

a fim de se obter um grande sistema de controle de movimento, globalmente assintoticamente estável. A contribuição proposta é utilizar a lei de controle projetada na *malha de servovisão* como sinal de entrada para o modelo de referência definido na *malha de controle de movimento*. O esquema de controle, que não é trivial quando comparado aos algoritmos utilizados em (Guenther & Hsu 1993, Hsu & Aquino 1999), será acompanhado de uma análise rigorosa que estabelece condições para a garantia das propriedades de estabilidade e convergência do sistema como um todo. A Figura 1.12, ilustra o esquema de controle em cascata proposto.

Apresenta-se ainda uma proposta para modificação das leis de controle cartesianas I&I e SDU projetadas, que não requer a medida de velocidade no plano da imagem. Na análise apresentada, destaca-se também que a modificação proposta não é aplicável a estratégia I&I. É importante ressaltar que a medida de velocidade na imagem também é utilizada em alguns trabalhos (Nasisi & Carelli 2003, Zachi, Hsu, Ortega & Lizarralde 2004a, Behal et al. 2005). Exceções podem ser encontradas em trabalhos mais recentes (Zergeroglu et al. 2000, Hsu, Costa & Lizarralde 2006, Hsu, Costa & Lizarralde 2007).

Como uma extensão natural dos resultados obtidos com o caso de servovisão 2D, faz-se uma abordagem do caso 3D, onde a principal contribuição consiste em promover o rastreamento assintótico de trajetórias no espaço 3D sem utilizar a medida explícita da profundidade entre o objeto e a câmera. Isto contrasta com grande parte dos algoritmos recentemente publicados (Chaumette et al. 1997, Degushi 1998, Chaumette & Malis 2000, Kelly et al. 2000, Nasisi & Carelli 2003, Behal et al. 2005). A idéia baseia-se em

utilizar na lei de controle a medida da área projetada do objeto no plano da imagem. Aqui, também adota-se a proposta de controle adaptativo modificado introduzida na apresentação do caso 2D em conjunto com o conceito de *Funções de erro não-linear*. Nesta etapa é possível observar que com o uso das funções de erro não-linear consegue-se obter uma parametrização linear para o sistema, o que facilita bastante o projeto de controle e torna simples os mecanismos de demonstração. Em seguida, aplica-se o algoritmo em um problema mais específico de servovisão com câmera móvel (câmera-na-mão). Devido à falta de uma plataforma experimental de testes, as estratégias de controle em cascata são testadas via simulação numérica.

Os resultados apresentados em cada etapa têm o objetivo de deixar claras as idéias utilizadas nas soluções e as contribuições desenvolvidas nesta Tese. A análise de estabilidade e convergência é feita de maneira rigorosa via Teoria de Lyapunov.

1.6 Organização deste Texto

O texto desta Tese está organizado como segue. O Capítulo 2 apresenta os modelos de projeção da câmera mais conhecidos. Discute-se também neste Capítulo, os modelos do robô e dos sistemas de servovisão 2D e 3D adotados. O Capítulo 3 discute o projeto de controle adaptativo multivariável dos sistemas 2D aplicados ao caso de robô cinemático. Neste, aborda-se tanto a solução via método I&I quanto a solução via método SDU. Simulações e resultados experimentais são apresentados. A utilização das leis adaptativas cinemáticas no controle de movimento do manipulador é feita no Capítulo 4. Nesse Capítulo, mostra-se que a implementação da estratégia em cascata, requer a medida de velocidade no plano da imagem. Esta condição é relaxada no Capítulo 5, onde se apresenta uma proposta para modificar o vetor regressor das leis de controle I&I e SDU projetadas. Demonstra-se rigorosamente que as propriedades de estabilidade e convergência permanecem inalteradas quando comparadas às obtidas no Capítulo 4. Com isto, obtém-se uma estrutura de controle SDU que não requer a medida de velocidade no plano da imagem. Destaca-se ainda que no caso do controlador I&I a modificação proposta não é aplicável.

Como extensão natural dos resultados obtidos com o caso de servovisão 2D, o Capítulo 6 discute o caso de servovisão 3D, aplicado inicialmente o algoritmo em robôs

cinemáticos, tal qual no Capítulo 3. A principal contribuição do Capítulo está no fato de o rastreamento ser realizado sem a medida explícita da profundidade relativa entre câmera e objeto. Isto é conseguido pela utilização na lei de controle da medida da área projetada do objeto na câmera, que tem relação direta com a variação de profundidade. No Capítulo 7, uma parametrização linear para o modelo de servovisão 3D é obtida com a introdução do conceito de *Funções de erro não-linear*. Esse Capítulo também utiliza leis adaptativas com regressor modificado.

No Capítulo 8, formula-se o problema de controle de sistemas com câmera-na-mão com vistas à aplicação do algoritmo 3D proposto. O desempenho do algoritmo é verificado por simulação numérica e comparado ao desempenho de um controlador com ganhos fixos. A Conclusão segue no Capítulo 9, onde são ressaltadas as principais contribuições desta Tese ao estado da arte.

Capítulo 2

Descrição do Sistema de Servovisão Robótica

2.1 Apresentação

O objetivo deste capítulo é descrever os modelos matemáticos do sistema de servovisão robótica com câmera fixa e móvel. São apresentadas inicialmente as equações de movimento do robô. A abordagem destaca as propriedades das equações do robô uma vez que são de importância para o desenvolvimento dos algoritmos de controle propostos. Em seguida, o Capítulo apresenta os modelos de projeção da câmera existentes e as equações diferenciais que descrevem os sistemas de servovisão robótica.

2.2 Organização do Capítulo

A Seção 2.3 apresenta o modelo cinemático de um sistema robótico de n graus de liberdade. A descrição do modelo dinâmico segue na Seção 2.3.3, onde são apresentadas as suas propriedades. A Seção 2.4 apresenta os principais modelos de projeção para a câmera existentes e suas características. O problema de controle de servovisão robótica é formulado em seguida na Seção 2.5 para os casos 2D e 3D. O resumo e os comentários finais do Capítulo seguem na Seção 2.9.

2.3 Modelo cinemático

A cinemática se preocupa em descrever o movimento do robô sem levar em consideração as forças generalizadas (forças e torques) que o originam¹. Na área de robótica, este conceito está ligado à descrição do movimento com respeito a um sistema de coordenadas fixo que, em geral, é o sistema cartesiano. As expressões matemáticas são obtidas a partir de parâmetros geométricos do robô como, por exemplo, distâncias e ângulos, e os relaciona a grandezas de interesse como posição e uma representação de orientação. Assim, a posição cartesiana $p = (x, y, z)^T$ e a representação de orientação $\nu = (\theta, \phi, \psi)^T$ do efetuador de um sistema robótico com respeito a um sistema de coordenadas fixo são dados pela função cinemática $F(q)$ (Sciavicco & Siciliano 2000, Cap. 2) onde:

$$\begin{bmatrix} p \\ \nu \end{bmatrix} = F(q), \quad (2.1)$$

e q o vetor de variáveis das juntas. No caso de juntas de revolução q é formado por ângulos (em radianos), no caso de juntas prismáticas q é formado por deslocamentos lineares (em milímetros). A função não-linear $F(q)$ também é conhecida como *cinemática direta* e permite o cálculo das variáveis do espaço de operação do manipulador p e ν (onde o robô opera) a partir das variáveis do espaço das juntas q . Define-se também a função *cinemática inversa* $q = F^{-1}(p, \nu)$ (Sciavicco & Siciliano 2000) que calcula as variáveis das juntas a partir das variáveis do espaço de trabalho. Ressalta-se aqui que a solução da função cinemática inversa, em geral, não é única. O problema pode ser simplificado, contudo, em alguns sistemas robóticos nos quais existem desacoplamentos cinemáticos.

2.3.1 Cinemática diferencial

A cinemática diferencial é definida como a relação entre as velocidades das juntas \dot{q} e as velocidades do espaço operacional $v = \dot{p}$ e $w = \dot{\nu}$. Esta relação é obtida da

¹É razoável assumir esta hipótese nos casos de sistemas robóticos comerciais dadas as altas relações de transmissão nas engrenagens das juntas associadas a baixas velocidade de operação.

diferenciação de (2.1) em relação ao tempo, a saber:

$$\begin{bmatrix} \dot{p} \\ \dot{v} \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} J_p(q) \\ J_o(q) \end{bmatrix}}_{J(q)} \dot{q}, \quad (2.2)$$

onde a matriz $J(q) = \partial F(q)/\partial q$ é denominada *Jacobiano Geométrico* do manipulador. As partições $J_p(q)$ e $J_o(q)$ são usualmente conhecidas na literatura como as matrizes relativas às contribuições de \dot{q} nas velocidades linear v e angular w do robô, respectivamente.

Por outro lado, considerando que a orientação do robô $R \in SO(3)$ pode ser representada por uma parametrização, a derivada desta será dada por:

$$\dot{v} = \frac{\partial v}{\partial q} \dot{q}. \quad (2.3)$$

Assim, calculando-se novamente a derivada em relação ao tempo da função cinemática de (2.1), agora com base em (2.3), tem-se:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \dot{p} \\ \dot{v} \end{bmatrix}}_{\dot{\xi}} = \underbrace{\begin{bmatrix} J_p(q) \\ J_\phi(q) \end{bmatrix}}_{J_a(q)} \dot{q}, \quad (2.4)$$

onde o operador $J_a(q)$ é definido como o *Jacobiano Analítico* do manipulador que difere do Jacobiano geométrico uma vez que a velocidade w não é dada por $\dot{\phi}$.

2.3.2 Controle cinemático

Assume-se aqui que a dinâmica do robô pode ser desprezada. Essa hipótese é aceitável no caso de robôs que possuem elevados fatores de redução nas engrenagens ou quando operam em baixas velocidades durante a execução das tarefas. Os robôs comerciais geralmente são equipados com uma malha de controle de velocidade interna para o controle direto das juntas. Na Figura 2.1, tem-se um esquema ilustrativo onde: $\dot{\xi}$ representa o vetor de velocidades de translação e rotação do robô, ξ representa o vetor de posição e orientação, q é o vetor de variável das juntas, τ representa o vetor de

torques aplicados às juntas do robô, o bloco A fornece a potência para o acionamento dos atuadores do robô, a partir de um sinal v de entrada. O sinal v é gerado pelo controlador proporcional com ganho K que amplifica o sinal de erro e entre o vetor de velocidades \dot{q} do robô e o sinal externo de referência \dot{q}_d .

Assim, para uma entrada de controle $u = \dot{q}_d$ em uma malha de controle com alto ganho, isto é, K muito elevado, tem-se $e \rightarrow 0$ e em consequência $u \approx \dot{q}$.

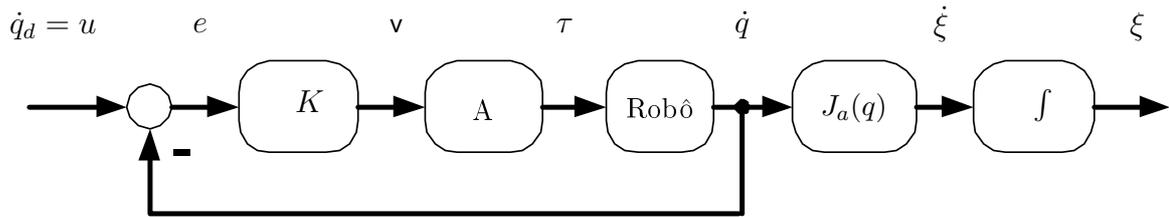


FIGURA 2.1: Diagrama em blocos da malha de controle de velocidade de um robô.

Contudo, quando torques e forças passam a influenciar significativamente no movimento do manipulador, o seu modelo dinâmico deve ser considerado. Este é o caso, por exemplo, dos manipuladores com juntas atuadas diretamente (*direct-drive*) (Kelly et al. 2000, Fujita et al. 2007).

2.3.3 Modelo dinâmico

A dinâmica estuda o movimento de um sistema levando em consideração as forças e torques que o produzem. A equação da dinâmica de um robô com n elos é descrita na literatura pelas formulações Lagrangiana e Hamiltoniana. No enfoque Lagrangiano, as variáveis de juntas q representam um conjunto adequado de coordenadas generalizadas (Spong & Vidyasagar 1989). Assim, o modelo dinâmico do robô, em termos das coordenadas generalizadas, pode ser escrito na forma:

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = \tau, \quad (2.5)$$

onde $M(q) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ é a matriz de inércia, $C(q, \dot{q})\dot{q}$, com $C(q, \dot{q}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$, é o vetor de torques ou forças centrífugas e de Coriolis, $G(q) \in \mathbb{R}^n$ é o vetor de torques gravitacionais e $\tau \in \mathbb{R}^n$ é o vetor de torques aplicados. Aqui, ressalta-se que a escolha de $C(q, \dot{q})$ não

é única. A literatura (Spong & Vidyasagar 1989) reporta uma escolha em particular, conhecida como simbologia de *Christoffel*, que apresenta propriedades algébricas úteis.

2.3.4 Propriedades do modelo dinâmico

A dinâmica *Lagrangeana* (2.5) possui diversas propriedades que são consideradas fundamentais para a análise e projeto de sistemas robóticos (Spong & Vidyasagar 1989). A seguir, tem-se em destaque algumas destas propriedades:

(P1) A matriz de inércia é simétrica, positiva definida e limitada $\forall q$, isto é, existe c_0, c_1 tais que $c_0 \leq M(q) \leq c_1$ e $M(q) = M(q)^T > 0$.

(P2) Se $C(q, \dot{q})$ é escolhida via simbologia de *Christoffel* então a matriz

$$[\dot{M}(q) - 2C(q, \dot{q})]$$

é anti-simétrica :

$$\xi^T [\dot{M}(q) - 2C(q, \dot{q})] \xi = 0, \forall \xi \in \mathbb{R}^n.$$

(P3) O mapeamento $\tau \rightarrow \dot{q}$ é passivo, ou seja,

$$\int_0^C \dot{q}^T \tau dt \geq -c_3, \forall C$$

e para algum $c_3 > 0$.

(P4) A dinâmica *Lagrangeana* (2.5) admite uma parametrização linear que é função de parâmetros constantes a do sistema e da matriz de sinais $Y(q, \dot{q}, \ddot{q})$ conhecida como matriz regressora, de tal forma que:

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = \tau = Y(q, \dot{q}, \ddot{q})a. \quad (2.6)$$

2.4 Modelos de projeção para a câmera

Para controlar o robô utilizando as informações de um sistema de visão computacional, é necessário entender os aspectos geométricos do processamento da imagem. Toda câmera possui uma lente que projeta a imagem da cena 3D real no plano 2D da imagem no qual se localiza o sensor. A característica principal deste sistema de projeção é que as informações de profundidades são perdidas. Assim, cada ponto na imagem 2D corresponde a um raio na cena 3D real. Contudo, para recuperar estas informações a partir da projeção visual, informações adicionais são necessárias. Isto pode ser conseguido de várias maneiras: utilizando-se múltiplas câmeras, utilizando múltiplas imagens de uma única câmera ou por meio das informações geométricas da cena e sua relação com o plano da imagem.

Nesta Seção discutem-se três modelos de projeção para a câmera que são os mais utilizados em processamento de imagens (Haralick & Shapiro 1993, Hutchinson et al. 1996): projeção perspectiva, projeção ortográfica escalada e projeção afim. Aqui, faz-se uma distinção entre as terminologias *plano da câmera* e *plano da imagem*. O plano da câmera é a porção do espaço 3D onde a imagem é projetada pelo efeito da lente. Já o plano da imagem é uma região 2D de definição das grandezas de imagem. A relação entre plano da câmera e plano da imagem será discutida mais adiante neste texto.

Em cada um dos modelos descritos adota-se $[X, Y]$ como sendo as coordenadas do objeto no plano da câmera e $[x, y, z]$ as coordenadas deste mesmo objeto no espaço 3D considerado. O eixo Z do sistema de coordenadas da câmera é perpendicular ao plano da imagem e paralelo ao eixo ótico conforme mostra a Figura 2.2. A constante f representa a distância focal da lente.

2.4.1 Projeção Perspectiva

O modelo da projeção perspectiva é obtido diretamente da Figura 2.2 utilizando-se semelhança de triângulos (Hutchinson et al. 1996):

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} = \frac{f}{z} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}. \quad (2.7)$$

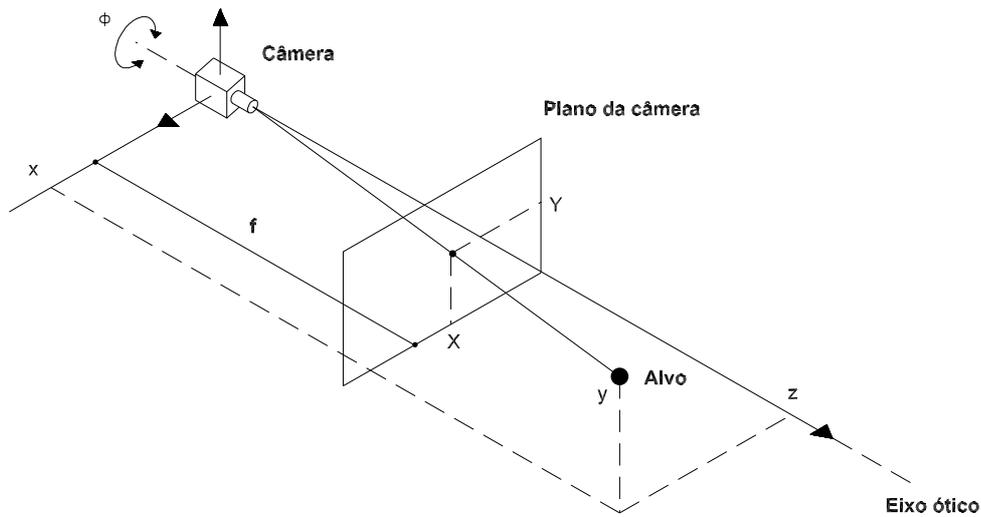


FIGURA 2.2: Diagrama do sistema de projeção.

Nota-se nitidamente neste tipo de projeção que a medida que o objeto se afasta da câmera, sua projeção tende para a origem do plano da imagem.

2.4.2 Projeção Ortográfica Escalada

Na Seção anterior observou-se que a Projeção Perspectiva representa um mapeamento não-linear entre o espaço cartesiano 3D e o plano da câmera. Em alguns casos, é possível representar este mapeamento por uma relação linear:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} = k \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}, \quad (2.8)$$

sendo k uma constante escalar. O modelo de Projeção Ortográfica Escalada é válido em cenários onde a profundidade relativa entre os pontos (objetos) na cena é pequena quando comparada à profundidade entre a cena e a câmera. Outra situação na qual tal modelo é válido é quando se tem um câmera com grande distância focal observando uma cena a vários metros de distância (Hutchinson et al. 1996).

2.4.3 Projecção Afim

Outra aproximação linear para a projeção perspectiva pode ser conseguida utilizando-se a projeção afim. Neste caso, a relação entre as coordenadas cartesianas do objeto e sua projeção no plano da câmara é dada por:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} = A_c \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + c, \quad (2.9)$$

sendo $A_c \in \mathfrak{R}^{2 \times 3}$ uma matriz constante e $c \in \mathfrak{R}^2$ um vetor constante, ambos arbitrários. Aqui, nota-se que a Projecção Ortográfica Escalada é um caso particular da Projecção Afim.

A principal vantagem da Projecção Afim é que corresponde a uma boa aproximação local para a Projecção Perspectiva que considera tanto a geometria externa da câmara (isto é, sua posição no espaço) quanto a geometria interna (distância focal, fator de escala para coordenadas em pixels).

2.5 Dinâmica do sistema de servovisão

Considere-se o problema de rastreamento visual de um alvo móvel no espaço tridimensional, utilizando um manipulador com três graus de liberdade e uma câmara fixa e não-calibrada. Assume-se aqui que a câmara está posicionada em frente ao robô e capta as imagens de um alvo (objeto) localizado na extremidade do efetuador. A idéia é fazer com que o efetuador do robô execute uma tarefa de rastreamento no seu espaço de trabalho a partir de uma trajetória definida previamente no espaço de imagem, conforme ilustrado de maneira simples na Figura 2.3.

Uma vez que as tarefas são executadas pelo robô (efetuador) no espaço tridimensional, pelo menos três características independentes deverão ser extraídas da imagem do alvo a fim de identificar (medir) o seu movimento e possibilitar o rastreamento visual desejado. As características de interesse são as coordenadas cartesianas do centróide e a área projetada do alvo na imagem.

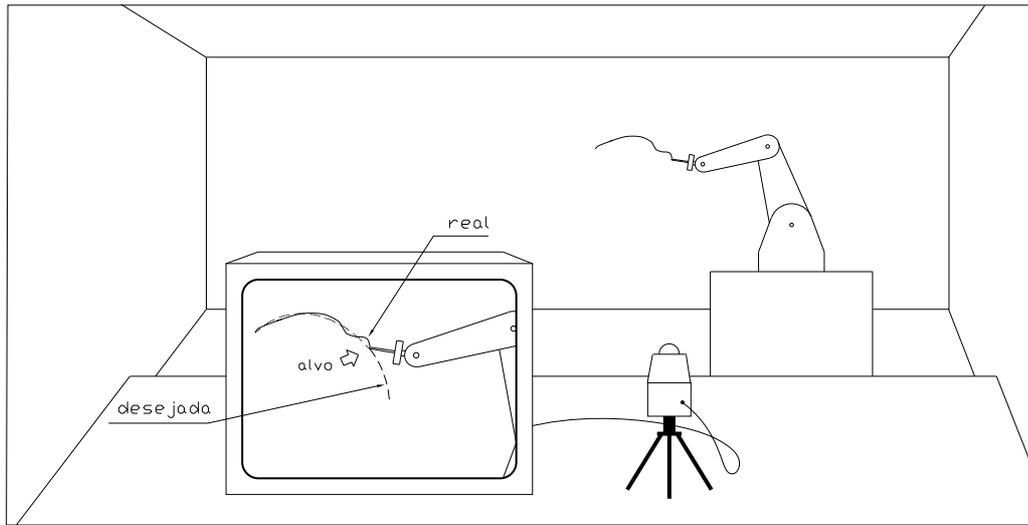


FIGURA 2.3: Diagrama ilustrativo de um sistema de servovisão com câmera fixa. A câmera observa o robô e captura imagens do alvo de interesse. Aqui a trajetória de interesse é definida no plano da imagem.

2.6 Servovisão 3D

Sejam (X, Y, Z) as coordenadas do centróide do alvo no sistema de coordenadas da câmera e (x, y, z) as coordenadas deste mesmo alvo no sistema de coordenadas da base do manipulador. Assumindo que os eixos Z e z têm a mesma direção, a relação entre coordenadas será dada por:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = R(\phi) \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + T, \quad (2.10)$$

onde $R(\phi) \in SO(3)$ é uma matriz de rotação elementar constante, que representa o desvio angular ϕ entre os sistemas coordenados, em torno do eixo \mathbf{z} , tomado com respeito à base do manipulador, e $T \in \mathfrak{R}^3$ é o vetor de translação entre os mesmos. Utilizando o modelo de Projeção Perpectiva (Haralick & Shapiro 1993, Hutchinson et al. 1996) para uma câmera com distância focal f (em mm) e fatores de escala α_1, α_2

(em *pixel/mm*), as coordenadas do alvo (em *pixels*) serão dadas por:

$$\begin{bmatrix} x_{c1} \\ x_{c2} \end{bmatrix} = \frac{f}{Z} \begin{bmatrix} \alpha_1 & 0 \\ 0 & \alpha_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix}. \quad (2.11)$$

A equação diferencial que descreve o comportamento do sistema de servovisão robótica é obtida diretamente da diferenciação no tempo de (2.11) e (2.10) :

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_{c1} \\ \dot{x}_{c2} \end{bmatrix} = \frac{1}{Z} \begin{bmatrix} f\alpha_1 & 0 & -x_{c1} \\ 0 & f\alpha_2 & -x_{c2} \end{bmatrix} R(\phi) \begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{bmatrix}, \quad (2.12)$$

sendo \dot{x} , \dot{y} e \dot{z} as velocidades de translação do objeto em relação a base do robô. As variáveis f , α_1 , α_2 são conhecidas como *parâmetros intrínsecos da câmera*.

2.6.1 Variação de profundidade

A área S_c do alvo projetada na imagem é descrita aqui pela equação dinâmica apresentada na referência (Flandin et al. 2000):

$$\dot{S}_c = - \left(\frac{2S_c}{Z} \right) \dot{Z}. \quad (2.13)$$

A Equação (2.13) desempenha papel fundamental na descrição do sistema de servovisão 3D. A sua estrutura revela que a variação da profundidade Z entre o alvo e o ponto focal da câmera, pode ser calculada a partir da variação da área projetada. Para uma verificação simples da validade da equação diferencial (2.13), considere-se a Figura 2.4, onde S_a é a área real de um alvo planar, S_c e \bar{S}_c são as projeções de S_a no plano da imagem, Z é a distância total entre S_a e o ponto focal da câmera, Δx e $\bar{\Delta}x$ são os deslocamentos de S_a e \bar{S}_c ao longo dos eixos x e x_{c1} , respectivamente.

Por semelhança de triângulos, note-se que:

$$\frac{S_a}{Z} = \frac{S_c}{f}, \quad \frac{\Delta x}{Z} = \frac{\bar{\Delta}x}{f}. \quad (2.14)$$

Então, neste exemplo de uma dimensão, com f e S_a constantes, uma variação de Z acarretará em uma variação de S_c . Por outro lado, se S_a se desloca de uma quantidade

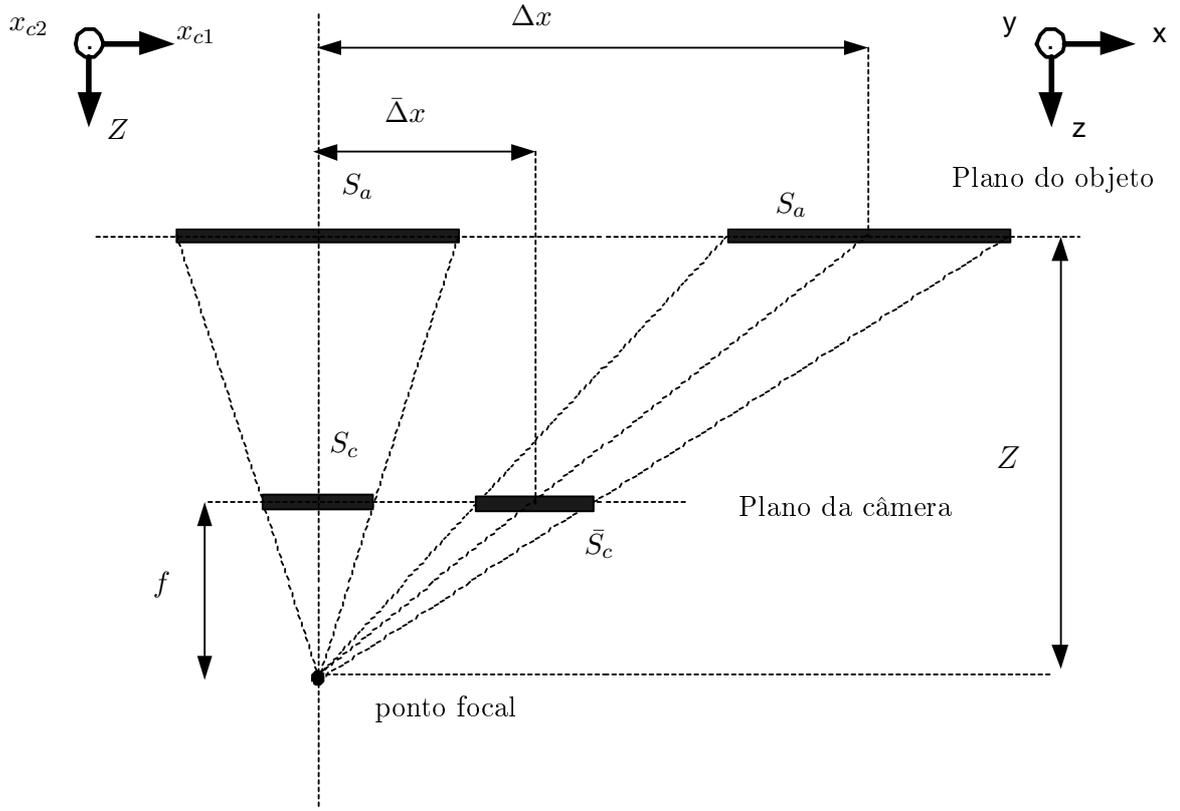


FIGURA 2.4: Projeção da área de um alvo planar. Análise em uma dimensão.

Δx ao longo do eixo x , a sua projeção \bar{S}_c no plano da imagem se deslocará de uma quantidade $\bar{\Delta}x$ ao longo do eixo x_{c1} . Nesta nova posição, tem-se

$$\frac{\Delta x + S_a/2}{Z} = \frac{\bar{\Delta}x + \bar{S}_c/2}{f}, \quad (2.15)$$

que, em virtude de (2.14), leva a conclusão de que $S_c = \bar{S}_c$. O que de fato mostra que a área projetada do alvo varia apenas com a profundidade. Nesta Tese considera-se que os efeitos da distorção radial provocada pela lente são desprezíveis.

Neste ponto da discussão, convém ressaltar uma propriedade notável da equação (2.13). Eliminando a variável de tempo t dos dois lados de (2.13) e integrando a equação resultante nos intervalos $[S_{c0}; S_c]$ e $[Z_0; Z]$, obtém-se a seguinte relação (Zachi, Hsu & Lizarralde 2004):

$$Z = Z_0 \left(\frac{S_{c0}}{S_c} \right)^{\frac{1}{2}}. \quad (2.16)$$

Assim, uma medida direta de $Z(t)$ poderia ser obtida por visão já que S_{c0} e S_c são

mensuráveis. Note-se, a partir de (2.18) e da equação acima que, no caso de calibração perfeita, $Z(t)$ pode ser determinado exatamente se Z_0 for conhecido *a priori*. Este, entretanto, não é o caso do presente trabalho onde se assume que Z_0 não é perfeitamente conhecido.

2.6.2 O sistema de translação 3D

Note-se que $\dot{Z} = \dot{z}$, devido a configuração espacial câmera-robô adotada. Então o sistema de servovisão 3D de translação passa a ter a seguinte estrutura (Zachi, Hsu & Lizarralde 2004, Zachi, Hsu, Lizarralde & Leite 2006):

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_{c1} \\ \dot{x}_{c2} \\ \dot{S}_c \end{bmatrix} = \frac{1}{Z} \underbrace{\begin{bmatrix} f\alpha_1 & 0 & -x_{c1} \\ 0 & f\alpha_2 & -x_{c2} \\ 0 & 0 & -2S_c \end{bmatrix}}_{L_0(s_T)} R(\phi) \begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{bmatrix}. \quad (2.17)$$

A fim de escrever (2.17) em um formato mais compacto, o que irá facilitar o entendimento nos desenvolvimentos futuros, considere-se $s_T = [x_c^T \ S_c]^T$ como sendo o vetor de características do alvo e $v = [\dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z}]^T$ o vetor de entrada. Assim, tem-se:

$$\dot{s}_T = \frac{1}{Z} L_T(s_T) v, \quad (2.18)$$

com

$$\begin{aligned} L_T(s_T) &= L_0(s_T) R(\phi) \\ &= \begin{bmatrix} f\alpha_1 \cos(\phi) & -f\alpha_1 \sin(\phi) & -x_{c1} \\ f\alpha_2 \sin(\phi) & f\alpha_2 \cos(\phi) & -x_{c2} \\ 0 & 0 & -2S_c \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

onde se define a matriz $L_T(s_T)$ com sendo o Jacobiano de translação (Hutchinson et al. 1996).

2.7 O caso de servovisão 2D

Um problema que ainda desperta interesse da comunidade de robótica e sistemas de controle é a servovisão 2D (Zergeroglu et al. 2000, Dixon, Zergeroglu, Fang & Dawson 2002, Akella 2005, Cheah, Liu & Slotine 2006). De modo geral, o sistema 2D surge a partir de (??) quando se considera a coordenada Z constante. Com a coordenada Z (e também z) fixa, fica fácil observar que a equação diferencial (2.18) passa a ser dada por:

$$\dot{x}_c = K_p u, \quad (2.19)$$

com

$$K_p = \frac{f}{Z} \begin{bmatrix} \alpha_1 \cos(\phi) & -\alpha_1 \sin(\phi) \\ \alpha_2 \sin(\phi) & \alpha_2 \cos(\phi) \end{bmatrix}, \quad u = [\dot{x}, \dot{y}]^T, \quad (2.20)$$

que é um modelo mais simples do que (2.18).

2.8 Servovisão com câmera-na-mão

Considere-se um sistema robótico com uma câmera fixada rigidamente no efetuador, de modo que as origens dos dois sistemas coordenados coincidam. Assuma-se também que a câmera observa um objeto (alvo) no espaço 3D representado pelo vetor posição s_o , com respeito à base do robô. Nesta configuração, a posição da câmera com respeito à base do manipulador pode ser dada por $s_c = s_c(q)$, sendo q o vetor de variáveis das juntas. Da mesma forma, a orientação da câmera com respeito à base pode ser representada por $R_c^T = R_c^T(q) \in SO(3)$. Note-se aqui que a diferença $s_o - s_c(q)$ entre a posição do objeto e a do efetuador é um vetor cuja origem coincide com a origem do efetuador (câmera). Assim, a projeção de $s_o - s_c(q)$ na imagem pode ser descrita pelo modelo (2.11), isto é:

$$\begin{bmatrix} x_{c1} \\ x_{c2} \end{bmatrix} = \frac{f}{|s_{o3} - s_{c3}(q)|} \begin{bmatrix} \alpha_1 & 0 \\ 0 & \alpha_2 \end{bmatrix} R_c(q)[s_o - s_c(q)], \quad (2.21)$$

onde $|s_{o3} - s_{c3}(q)|$ passa a ser a profundidade relativa entre o objeto e a câmera. Um modelo mais geral poderia ser adotado se fosse considerado uma rotação elementar constante e desconhecida ϕ_0 em torno do eixo ótico da câmera,

$$\begin{bmatrix} x_{c1} \\ x_{c2} \end{bmatrix} = \frac{f}{|s_{o3} - s_{c3}(q)|} \begin{bmatrix} \alpha_1 & 0 \\ 0 & \alpha_2 \end{bmatrix} R_c(q)R(\phi_0)[s_o - s_c(q)]. \quad (2.22)$$

Representando (2.22) na forma compacta

$$x_c = \frac{1}{Z} A_f R_c(q) R(\phi_0) \mathcal{X}, \quad (2.23)$$

onde

$$\mathcal{X} = s_o - s_c(q), \quad (2.24)$$

$$Z = |s_{o3} - s_{c3}(q)|, \quad (2.25)$$

$$A_f = \text{diag}\{f\alpha_1, f\alpha_2\}, \quad (2.26)$$

então a dinâmica do sistema com câmera-na-mão será dada por :

$$\dot{x}_c = A_f \dot{R}_c(q) R_c(q)^T x_c + \frac{1}{Z} A_f R_c(q) R(\phi_0) \dot{\mathcal{X}} - \frac{x_c}{Z} \dot{Z}. \quad (2.27)$$

É importante notar aqui que a projeção do objeto na câmera recebe influências das velocidades das juntas do manipulador, da velocidade do objeto e da profundidade relativa entre câmera e objeto. Ressalta-se ainda que o vetor de controle deste sistema é \dot{s}_c , que está embutido parcialmente em $\dot{\mathcal{X}}$ e parcialmente em \dot{Z} .

2.9 Resumo e comentários sobre o este Capítulo

Neste Capítulo foram apresentados e discutidos inicialmente os modelos cinemático e dinâmico de um sistema robótico. As propriedades do modelo dinâmico foram destacadas. Em seguida, a abordagem concentrou atenção nos modelos de projeção da câmera mais difundidos na literatura e suas relações com o controle de movimento do manipulador.

Nos Capítulos seguintes serão apresentadas as soluções propostas para o controle cinemático associado aos sistemas de servovisão e a integração destas soluções com o projeto das leis de controle para o robô.

Capítulo 3

Controle Cinemático por Servovisão Adaptativa 2D

3.1 Apresentação

Neste capítulo, faz-se uma revisão do projeto de controle adaptativo direto de sistemas de servovisão multivariáveis (MIMO). Após uma breve revisão do método de Controle Adaptativo por Modelo de Referência (MRAC) MIMO tradicional, aponta-se sua principal limitação que é dada em termos de uma exigência excessiva de conhecimento prévio do sistema. Para contornar tal limitação, duas soluções são adotadas para o problema de controle de servovisão 2D: uma utilizando o método de *Imersão e Invariância* (I&I) e a outra utilizando o método da Fatoração Simétrica-Diagonal-Triangular Superior (SDU - do termo *Symmetric-Diagonal-Upper*). Testes experimentais são apresentados no final do capítulo para comprovar a eficiência dos algoritmos de controle propostos.

3.2 Organização do Capítulo

A Seção 3.3 apresenta a formulação geral do problema de controle adaptativo. A Seção 3.4 aborda a aplicação do método de Controle Adaptativo por Modelo de Referência (MRAC) tradicional, em sistemas multivariáveis. Mostra-se que a condição de sinal imposta ao ganho matricial do sistema é bastante restritiva e não se aplica ao tipo

de problema em questão. Faz-se uma revisão de algumas estratégias propostas na literatura das quais duas são escolhidas como soluções para o problema de controle por servovisão. Na Seção 3.5 tem-se uma breve descrição do método de *Imersão e Invariância* (I&I) recentemente proposto em (Ortega et al. 2003) e, em seguida, na Seção 3.6, discute-se o método da Fatoração SDU (Costa et al. 2003), ambos aplicados no sistema de servivisão 2D. Os resultados experimentais obtidos com a implementação dos algoritmos em uma robô real seguem na Seção 3.7.

3.3 Formulação do problema de controle

Considere-se o sistema de servovisão 2D apresentado em (2.19)-(2.20), reproduzido a seguir

$$\dot{x}_c = K_p u, \quad (3.1)$$

onde $x_c \in \mathfrak{R}^2$, $u \in \mathfrak{R}$, $K_p \in \mathfrak{R}^{2 \times 2}$ e o modelo de referência

$$\dot{x}_{cm} = -\lambda x_{cm} + \lambda r(t), \quad \lambda > 0 \in \mathfrak{R}, \quad (3.2)$$

que representa a dinâmica desejada para (3.1) em malha fechada. Em (3.2), $x_{cm} \in \mathfrak{R}^2$ e $r(t) \in \mathfrak{R}^2$ é um sinal de referência externo, diferenciável e uniformemente limitado. O objetivo de controle é promover o rastreamento assintótico do modelo de referência (3.2) pelo projeto do sinal u . O esquema de controle segue ilustrado no diagrama em blocos da Figura 3.1.

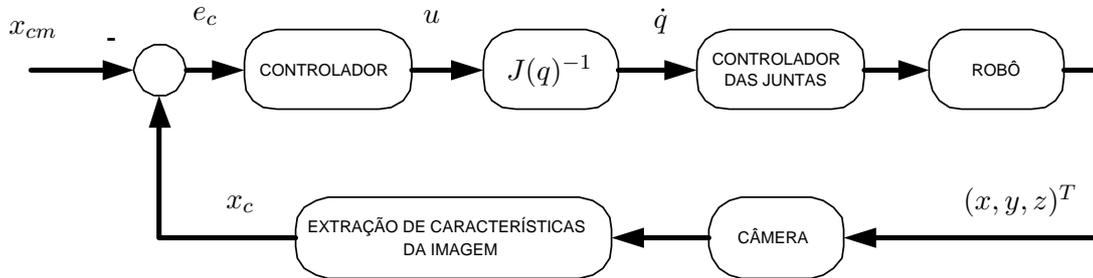


FIGURA 3.1: Diagrama em blocos do sistema de servovisão.

A lei procurada que, neste texto receberá a denominação de *lei ideal* (u^*), pode ser

computada diretamente das equações (3.1) e (3.2), a saber:

$$u = u^* = K_p^{-1}(-\lambda e_c + \dot{x}_{cm}) = P^* \sigma, \quad (3.3)$$

onde se definem o erro de rastreamento $e_c = x_c - x_{cm}$, o vetor de parâmetros verdadeiros $P^* = K_p^{-1}$ e o vetor regressor $\sigma = -\lambda e_c + \dot{x}_{cm}$.

De fato, a substituição de (3.3) em (3.1) resulta em uma equação de erro exponencialmente estável dada por:

$$\dot{e}_c(t) = -\lambda e_c(t). \quad (3.4)$$

Se os parâmetros intrínsecos da câmera e a coordenada Z do alvo são conhecidos exatamente, então os elementos de K_p também o serão. Neste caso, a lei ideal (3.3) tem implementação fácil e direta. Entretanto, se K_p é incerta, que é o caso de servovisão com câmera não-calibrada considerado nesta Tese, (3.3) não pode ser implementada diretamente. Uma possível solução para lidar com as incertezas presentes em K_p é a utilização da técnica de controle adaptativo.

3.4 Controle Adaptativo por Modelo de Referência

A idéia básica do Controle Adaptativo por Modelo de Referência (MRAC) direto é promover o rastreamento da saída de um modelo de referência, pelo projeto de uma lei de controle linearmente parametrizada, onde os parâmetros são ajustados segundo um mecanismo de adaptação *on-line*. A Figura (3.2) ilustra de maneira simplificada o esquema de controle MRAC.

3.4.1 Abordagem tradicional do MRAC para o caso MIMO

Em (3.3), sendo K_p incerta, uma parametrização conveniente para a lei de controle u (3.3) pode ser dada por:

$$u = P \sigma, \quad (3.5)$$

onde P é a matriz de parâmetros a serem estimados. A idéia utilizada aqui para escolher a estrutura (3.5) foi baseada no *princípio da equivalência certa* (Ioannou & Sun 1996) que sugere preservar o formato da lei ideal (3.3), substituindo-se os parâmetros

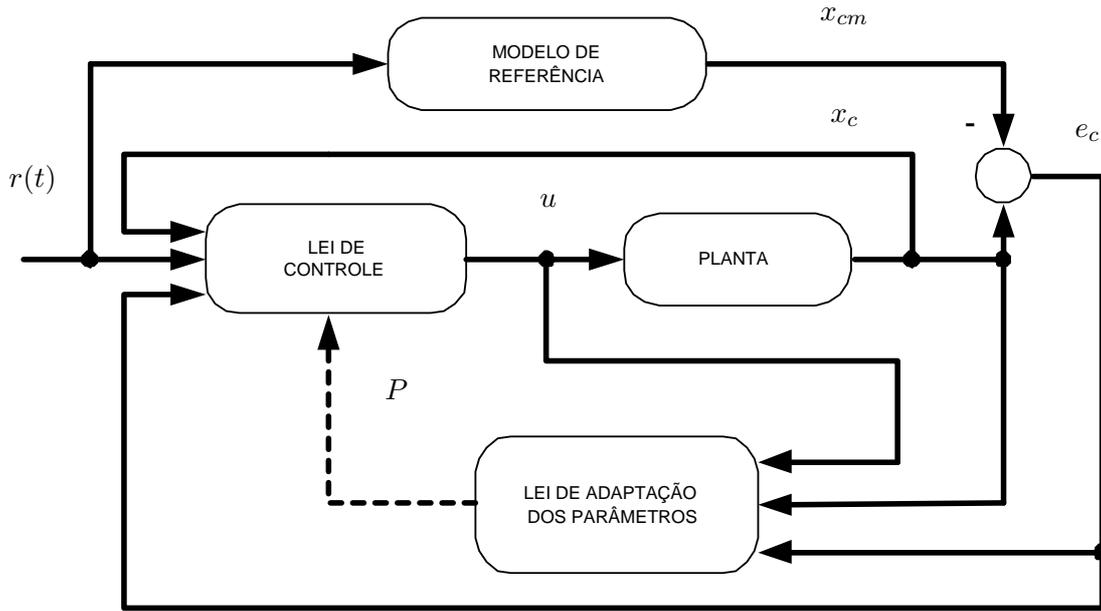


FIGURA 3.2: Diagrama do MRAC direto.

verdadeiros (incertos) por suas respectivas estimativas.

Utilizando-se o artifício da soma e subtração do termo $K_p u^*$ em (3.1), isto é,

$$\begin{aligned}
 \dot{x}_c &= K_p u + K_p u^* - K_p u^* = \\
 &= K_p u - \lambda e_c + \dot{x}_{cm} - K_p u^* = \\
 &= -\lambda e_c + \dot{x}_{cm} + K_p (u - u^*),
 \end{aligned} \tag{3.6}$$

e introduzindo-se $\tilde{u} = u - u^*$, a equação de erro do sistema pode ser escrito na forma:

$$\dot{e}_c = -\lambda e_c + K_p \tilde{u}. \tag{3.7}$$

Note-se que $\tilde{u} = u - u^* = P\sigma - P^*\sigma = (P - P^*)\sigma = \tilde{P}\sigma$. Assim, se a convergência paramétrica ocorrer, isto é, $P \rightarrow P^*$, pelo projeto de uma lei de adaptação para P , a equação de erro (3.7) fica idêntica à (3.4). Segundo as referências (Slotine & Li 1991, Ioannou & Sun 1996) tal convergência só ocorre em condições bastante especiais de excitação do sistema, comumente conhecida como *condição de excitação persistente*. Entretanto, o que se demonstra nessas mesmas referências é que a con-

vergência assintótica do erro de rastreamento pode ser atingida independentemente da convergência paramétrica citada acima e, portanto, independente também da entrada de referência $r(t)$ (3.2).

3.4.2 Dificuldades da abordagem tradicional

Com a finalidade de facilitar o entendimento, considere-se um sistema escalar análogo a (3.1), isto é, com x_c , e_c , u e $K_p = k_p$ escalares. Sabe-se que para solucionar o problema de controle, formulado anteriormente, no caso escalar, o sinal do ganho k_p deve ser, em geral, conhecido (Ioannou & Sun 1996). A maior dificuldade da aplicação desta técnica no caso MIMO (3.1) é a generalização da condição de sinal, tendo em vista a ocorrência de ganhos matriciais em vez de escalares. O que se verificou nos trabalhos iniciais sobre o assunto (Singh 1985, Narendra & Annaswamy 1989) é que esta generalização não é óbvia e as condições de conhecimento são, em geral, bastante restritivas. O método apresentado em (Ioannou & Sun 1996, Capítulo 9) requer o conhecimento de uma matriz S quadrada tal que

$$K_p S = (K_p S)^T > 0. \quad (3.8)$$

A simetria requerida em (3.8) implicam uma restrição de igualdade, o que a torna uma condição não genérica. A título de exemplo, considere-se uma matriz de rotação elementar 2×2 , que poderia representar um sistema de servovisão. Neste caso, não existe S que satisfaça (3.8) e, portanto o método apresentado em (Ioannou & Sun 1996) não pode ser aplicado aqui.

A fim de contornar esta dificuldade, (Hsu & Costa 1999, Hsu & Aquino 1999) propõem o método de *Hierarquia de Controle* (HC). O conceito de hierarquia introduzida consiste em definir uma nova parametrização para o vetor de controle, baseada em uma fatoração *Lower-Upper* (LU) da matriz K_p . Como resultado, obtém-se uma lei de adaptação que necessita de operador de projeção (Ioannou & Sun 1996). Neste método, as condições de conhecimento *a priori* exigidas são os sinais de k_{p11} , k_{p22} e $\det(K_p)$. Além disso, a convergência do vetor de erro é garantida no sentido de média e não em valor absoluto. Em (Hsu et al. 2000), é proposta uma modificação nas leis de adaptação de parâmetros do método HC para garantir a convergência dos erros em valor absoluto. Além disso, consegue-se evitar a superparametrização no vetor de

controle e a utilização de algoritmos de projeção. Esta nova estratégia, entretanto, exige o conhecimento prévio dos sinais dos elementos k_{p12} e k_{22} e do sinal do $\det(K_p)$. Em (Zergeroglu et al. 1999), propõe-se um método baseado na simetrização de K_p . O algoritmo gera uma superparametrização no vetor de controle (excesso de parâmetros), e a lei de adaptação projetada não requer o uso de operador de projeção. Demonstrate-se que a convergência do vetor de erro para zero é assintótica, e as únicas condições de conhecimento *a priori* são os sinais dos menores principais de K_p . Aqui, convém mencionar que a ocorrência de superparametrização exerce influência significativa no desempenho do sistema durante o transitório de adaptação.

Recentemente, duas estratégias foram propostas para resolver o problema formulado na Seção 3.3 e reduzir a exigência excessiva de conhecimento *a priori* do sistema: uma pelo método de Imersão e Invariância (I&I) e outra utilizando o método da fatoração Simétrica-Diagonal-Triangular superior (SDU). A vantagem do I&I é que o método evita a superparametrização do sinal de controle, isto é, a quantidade de parâmetros do controlador I&I não excede a quantidade de parâmetros da lei de controle ideal (3.3). Além disso, a condição de sinal exigida para K_p é dada em termos de uma desigualdade matricial, sendo menos restritiva do que as condições do método MRAC tradicional. No método SDU, embora a superparametrização do sinal de controle ocorra, a grande vantagem é que a condição de sinal exigida para K_p passa a ser dada em termos do conhecimento dos sinais dos elementos da matriz diagonal D presente na fatoração, o que facilita a implementação e a análise do controlador.

3.5 Aplicação do método I&I

O conceito de *Invariância* tem sido largamente utilizado em teoria de controle. O desenvolvimento das teorias de controle geométrico linear e não-linear tem mostrado que os espaços invariantes, e seus equivalentes não-lineares, desempenham papel importante na solução de muitos problemas de projeto (Wonham 1985, Nijmeijer & der Schaft 1995), mais especificamente, na estabilização de sistemas. A noção de *Imersão* tem uma certa tradição na teoria de controle. A idéia principal deste conceito é projetar o sistema em questão sobre um outro sistema com propriedades específicas. Este é, por exemplo, o caso das estratégias de linearização por realimentação, nas quais se projeta

um sistema não-linear genérico sobre um sistema linear controlável. O método de controle por Imersão e Invariância (I&I), introduzido em (Astolfi & Ortega 2003, Ortega et al. 2003), reúne as principais características destes dois conceitos como mecanismo para a estabilização e controle de sistemas dinâmicos.

3.5.1 Hipóteses sobre a planta

Hipótese 3.1 *As trajetórias para o efetuador, definidas a partir de trajetórias na imagem, pertencem ao espaço de trabalho útil do robô.*

Hipótese 3.2 *Os movimentos considerados para o robô são tais que sua matriz Jacobiana $J(q)$ permanece livre de singularidades.*

Hipótese 3.3 *Os sinais dos menores principais Δ_1 e Δ_2 da matriz K_p são conhecidos.*

As Hipóteses 3.1 e 3.2 são assumidas aqui apenas para garantir que as trajetórias no espaço de trabalho são viáveis e estão afastadas de posições singulares. O único conhecimento *a priori* exigido para o sistema segue na Hipótese 3.3. É razoável admitir tal hipótese uma vez que ela assume um conhecimento grosseiro prévio das direções de controle.

3.5.2 Parametrização da Lei de Controle

A análise e o projeto de controle I&I serão descritos nas seções a seguir em termos de uma representação filtrada da planta (3.1), a saber,

$$\dot{x}_{cf} = K_p u_f + \epsilon_t. \quad (3.9)$$

onde

$$\dot{x}_{cf} = -\lambda_f x_{cf} + \lambda_f x_c, \quad (3.10)$$

$$\dot{u}_f = -\lambda_f u_f + \lambda_f u, \quad (3.11)$$

$\lambda_f = \lambda > 0$ e ϵ_t é um termo esvanescente. Assim, uma parametrização para a lei ideal u_f^* , a lei que promove a *imersão* de x_{cf} em x_{cmf} , será dada por:

$$u_f^* = -K_p^{-1}(\lambda_f e_{cf} - \dot{x}_{cmf}) = \Psi_f \theta^*, \quad (3.12)$$

onde se define

$$\Psi_f := \begin{bmatrix} (\lambda_f e_{cf} - \dot{x}_{cmf})^T & \underline{0}^T \\ \underline{0}^T & (\lambda_f e_{cf} - \dot{x}_{cmf})^T \end{bmatrix}, \quad \underline{0} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad (3.13)$$

obtida a partir da filtragem da *matriz regressora*¹

$$\Psi := \begin{bmatrix} (\lambda_f e_c - \dot{x}_{cm})^T & \underline{0}^T \\ \underline{0}^T & (\lambda_f e_c - \dot{x}_{cm})^T \end{bmatrix}. \quad (3.14)$$

3.5.3 Definição da lei de controle

Como a lei de controle (3.12) não pode ser implementada de maneira exata, como mencionado anteriormente na Seção 3.3, a lei I&I proposta será:

$$u_f = \Psi_f(\hat{\theta} + \beta_1(e_{cf})), \quad (3.15)$$

sendo $\hat{\theta}$ o vetor de parâmetros estimados e $\beta_1 = \beta_1(e_{cf})$ um vetor de funções a ser definido. Aqui, são introduzidas as seguintes variáveis filtradas:

$$\dot{\Psi}_f := -\lambda_f \Psi_f + \lambda_f \Psi, \quad (3.16)$$

$$\dot{x}_{cmf} = -\lambda_f x_{cmf} + \lambda_f x_{cm}, \quad (3.17)$$

$$\dot{e}_{cf} = -\lambda_f e_{cf} + \lambda_f e_c. \quad (3.18)$$

¹Termo consagrado na teoria de controle adaptativo (Ioannou & Sun 1996).

3.5.4 Obtenção das Equações de Erro

Nos projetos de controle adaptativo, as variáveis de erro que interessam para a análise de estabilidade e para a síntese da lei de controle são, em geral, o erro de rastreamento $e_c = x_c - x_{cm}$ e o erro paramétrico $\tilde{\theta} = \hat{\theta} - \theta^*$. No projeto I&I, entretando, o erro de rastreamento passa a ser $e_{cf} = x_{cf} - x_{cmf}$ e o erro paramétrico é redefinido em termos de uma nova variável z_θ , a saber:

$$z_\theta := \hat{\theta} - \theta^* + \beta_1. \quad (3.19)$$

O objetivo agora é obter as equações diferenciais que descrevem a evolução destas variáveis de erro ao longo do tempo, revelando assim o comportamento do sistema em malha fechada.

A dinâmica do erro de rastreamento é obtida a partir da manipulação das equações (3.9), (3.15), (3.17) e (3.19), com segue logo abaixo:

$$\begin{aligned} \dot{x}_{cf} &= K_p v_f = \\ &= K_p \Psi_f (\hat{\theta} + \beta_1) = \\ &= K_p \Psi_f (z_\theta + \theta^*) = \\ &= K_p \Psi_f z_\theta - \lambda_f e_{cf} + \dot{x}_{cmf} \\ \dot{e}_{cf} &= -\lambda_f e_{cf} + K_p \Psi_f z_\theta. \end{aligned} \quad (3.20)$$

Fazendo $\beta_1 = \Psi_f^T \Gamma^{-1} e_{cf}$, onde $\Gamma \in \mathfrak{R}^2$ é um ganho matricial (de projeto) constante e não-singular, a equação dinâmica de z_θ torna-se:

$$\begin{aligned} \dot{z}_\theta &= \dot{\hat{\theta}} + \dot{\beta}_1 = \\ &= \dot{\hat{\theta}} - \dot{\Psi}_f^T \Gamma^{-1} e_{cf} - \Psi_f^T \Gamma^{-1} \dot{e}_{cf} = \\ &= \dot{\hat{\theta}} - (-\lambda_f \Psi_f + \lambda_f \Psi)^T \Gamma^{-1} e_{cf} - \Psi_f^T \Gamma^{-1} (-\lambda_f e_{cf} + K_p \Psi_f z_\theta) \\ \dot{z}_\theta &= \dot{\hat{\theta}} - \lambda_f (-2\Psi_f + \Psi)^T \Gamma^{-1} e_{cf} - \Psi_f^T \Gamma^{-1} K_p \Psi_f z_\theta. \end{aligned} \quad (3.21)$$

Aqui, escolhendo-se (Ortega et al. 2003)

$$\dot{\hat{\theta}} = \lambda_f (-2\Psi_f + \Psi)^T \Gamma^{-1} e_{cf}, \quad (3.22)$$

obtém-se, finalmente, a segunda equação de erro

$$\dot{z}_\theta = -\Psi_f^T \Gamma^{-1} K_p \Psi_f z_\theta. \quad (3.23)$$

A seguir, será demonstrado que as escolhas adotadas para β_1 (3.21) e $\hat{\theta}$ (3.22), de fato, tornam o sistema (3.9) globalmente assintoticamente estável em malha fechada.

3.5.5 Análise de Estabilidade

Considere-se a seguinte função de Lyapunov candidata

$$2V(e_{cf}, z_\theta) = \|e_{cf}\|^2 + \alpha \|z_\theta\|^2, \quad \alpha > 0. \quad (3.24)$$

A derivada temporal de (3.24) ao longo das trajetórias (3.20) e (3.23) é dada por

$$\dot{V} = -\lambda_f \|e_{cf}\|^2 + e_{cf}^T K_p z_\psi - \alpha z_\psi^T M_0 z_\psi, \quad (3.25)$$

onde

$$M_0 := \frac{1}{2} (\Gamma^{-1} K_p + K_p^T \Gamma^{-T}) = M_0^T > 0, \quad (3.26)$$

$$z_\psi = \Psi_f z_\theta, \quad (3.27)$$

ou, de forma equivalente, por:

$$\dot{V}(e_{cf}, z_\theta) = \dot{V}(e_{cf}, z_\psi) = \begin{bmatrix} e_{cf}^T & z_\psi^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I & -\frac{1}{2} K_p \\ -\frac{1}{2} K_p^T & \alpha M_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_{cf}^T \\ z_\psi^T \end{bmatrix}. \quad (3.28)$$

Assim, assumindo que M_0 é positiva definida, sempre existe um α suficientemente grande que torna $\dot{V}(e_{cf}, z_\psi)$ negativa definida. A prova segue diretamente da aplicação do *Complemento de Schur* na matriz aumentada de (3.28) (Zachi, Hsu, Ortega & Lizarralde 2004a). Entretanto, note-se da análise acima que apenas a semi-definição

TABELA 3.1: Algoritmo do método de Controle Adaptativo I&I (Ortega et al. 2003).

Sinais de referência	$\dot{x}_{cm}, x_{cm}, \dot{x}_{cmf}, x_{cmf}$
Sinais de erro	$e_c = x_c - x_{cm}$ $\dot{e}_{cf} = -\lambda_f e_{cf} + \lambda_f e_c$
Vetores regressores	$\Psi = \begin{bmatrix} (-\lambda_f e_c + \dot{x}_{cm})^T & \underline{0}^T \\ \underline{0}^T & (-\lambda_f e_c + \dot{x}_{cm})^T \end{bmatrix}$ $\Psi_f = \begin{bmatrix} (-\lambda_f e_{cf} + \dot{x}_{cmf})^T & \underline{0}^T \\ \underline{0}^T & (-\lambda_f e_{cf} + \dot{x}_{cmf})^T \end{bmatrix}$
Lei de controle	$u = \Psi \left(\hat{\theta} - \Psi_f^T \Gamma^{-1} e_{cf} \right) - \Psi_f \Psi_f^T \Gamma^{-1} e_c$
Leis de adaptação	$\dot{\hat{\theta}} = \lambda_f (-2\Psi_f + \Psi)^T \Gamma^{-1} e_{cf}$

negativa é garantida para $\dot{V}(e_{cf}, z_\theta)$. Logo, é possível assegurar que $\lim_{t \rightarrow \infty} e_{cf}(t), z_\psi(t) \rightarrow 0$. Ainda, a partir de (3.20) tem-se que $\dot{e}_{cf}(t) \rightarrow 0$ e, finalmente de (3.20) que $e_c(t) \rightarrow 0$.

Então, restaurando v a partir de (3.11) e (3.15), obtém-se a seguinte lei cartesiana:

$$u = \Psi \left(\hat{\theta} - \Psi_f^T \Gamma^{-1} e_{cf} \right) - \Psi_f \Psi_f^T \Gamma^{-1} e_c, \quad (3.29)$$

que é a lei de controle adaptativa a ser aplicada em conjunto com (3.22) no sistema (3.1). O algoritmo do método I&I segue descrito na Tabela 3.1. O diagrama em blocos da implementação é apresentado na Figura 3.3.

Teorema 3.1 (Ortega et al. 2003) *Considere-se o sistema de servovisão descrito por (3.1), o modelo de referência em (3.2), a lei de controle (3.29) e a lei de adaptação (3.22) (Tabela 3.1). Se a condição (3.26) for satisfeita pela escolha de um ganho Γ , então: (a) todos os sinais do sistema em malha fechada serão uniformemente limitados; (b) $\lim_{t \rightarrow \infty} e_c(t) \rightarrow 0$.*

Observação 3.1 *Convém ressaltar que a condição de sinal imposta a K_p pelo método I&I é dada pela desigualdade (3.26)*

$$\Gamma^{-1} K_p + K_p^T \Gamma^{-T} > 0. \quad (3.30)$$

Assim, mesmo no caso incerto, se K_p atende a Hipótese 3.3 com o formato dado em (2.20), é sempre possível escolher uma matriz de projeto $\Gamma = \gamma I$, $\gamma > 0$ que satisfaça

(3.30).

Observação 3.2 Em (Astolfi, Hsu, Netto & Ortega 2002), foi proposta uma solução baseada numa parametrização não-linear na qual apenas um parâmetro precisava ser adaptado, sob o custo, entretanto, de um pequeno erro de rastreamento residual. Para K_p genérica, o presente método adaptativo por Imersão e Invariância não gera superparametrização na lei de controle, isto é, apenas os quatro elementos de K_p^{-1} precisam ser estimados. Isto contrasta com os algoritmos apresentados em (Zergeroglu et al. 1999, Costa et al. 2003) nos quais cinco parâmetros necessitam ser identificados.

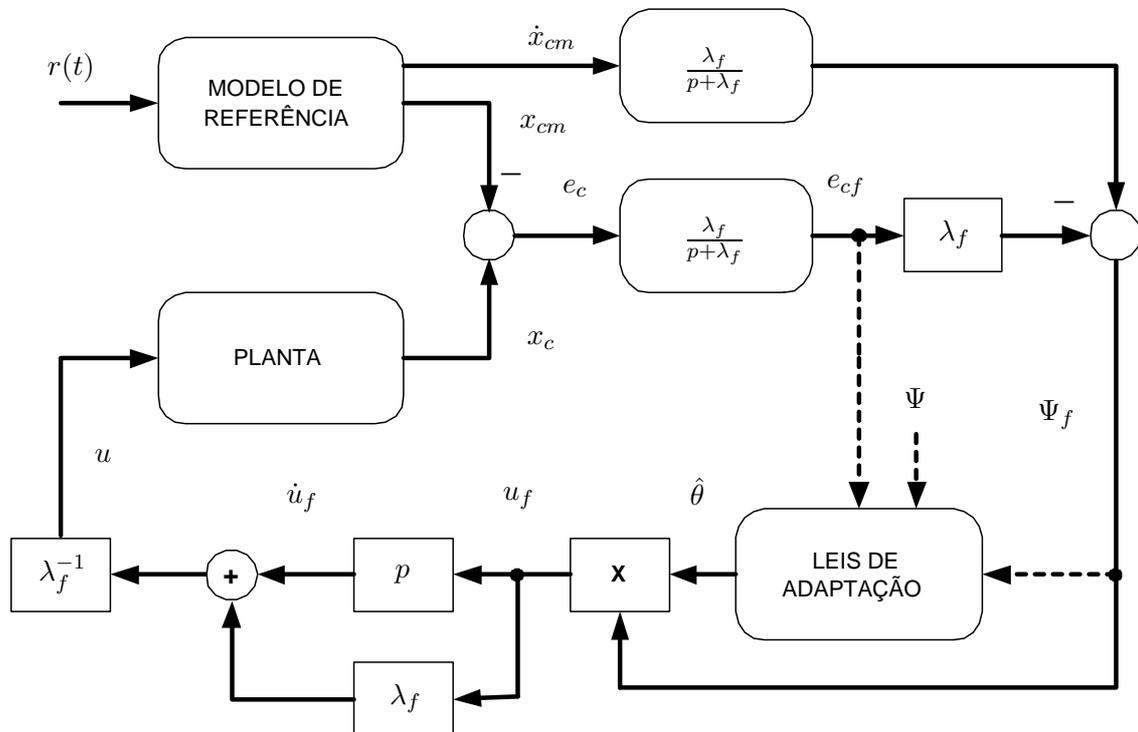


FIGURA 3.3: Diagrama simplificado da implementação do método I&I. No diagrama, p representa a variável de Laplace.

3.6 Aplicação do método SDU

Um outro método, recentemente apresentado em (Costa et al. 2003), baseia-se em uma nova fatoração da matriz de ganho de alta frequência K_p (3.1), para redefinir a parametrização do sinal de controle u (3.5). A bem do entendimento, introduz-se inicialmente o seguinte Lema instrumental extraído de (Costa et al. 2003):

Lema 3.1 *Toda matriz $K_p \in \mathbb{R}^{m \times m}$ com menores principais $\Delta_1, \Delta_2, \dots, \Delta_m$ não-nulos pode ser fatorada como*

$$K_p = SDU, \quad (3.31)$$

onde S é simétrica e positiva definida, D é diagonal e U é triangular superior com elementos unitários na diagonal.

Prova: Se os menores principais de K_p são não-nulos, então existe uma única fatoração (Strang 1988)

$$K_p = L_1 D_p L_2^T, \quad (3.32)$$

onde L_1 e L_2 são triangulares inferiores unitárias e

$$D_p = \text{diag} \left\{ \Delta_1, \frac{\Delta_2}{\Delta_1}, \dots, \frac{\Delta_m}{\Delta_{m-1}} \right\}. \quad (3.33)$$

Decompondo D_p em $D_p = D_+ D$, onde D_+ é uma matriz diagonal arbitrária com entradas positivas, a equação (3.32) pode ser reescrita na forma

$$K_p = L_1 D_+ L_1^T L_1^{-T} D L_2^T, \quad (3.34)$$

de tal modo que a equação (3.31) é satisfeita para

$$S = L_1 D_+ L_1^T, \quad U = D^{-1} L_1^{-T} D L_2^T.$$

■

Observação 3.3 *A fatoração apresentada em (3.31) não é única dado que D_+ é uma matriz diagonal arbitrária.*

3.6.1 Obtenção da equação de erro

Considere-se a equação de erro do sistema dada em (3.7), já com a introdução da fatoração apresentada acima:

$$\begin{aligned} \dot{e}_c &= -\lambda e_c + SDU(u - P^* \sigma) \\ &= -\lambda e_c + SD(Uu - UP^* \sigma). \end{aligned} \quad (3.35)$$

Utilizando a decomposição $Uu = u - (I - U)u$, tem-se:

$$\dot{e}_c = -\lambda e_c + SD(u - \Lambda\sigma - (I - U)u), \quad (3.36)$$

onde $\Lambda = UP^*$. Definindo-se uma nova lei de controle ideal, a saber,

$$\begin{bmatrix} \Theta_1^{*T}\Omega_1 \\ \Theta_2^{*T}\Omega_2 \end{bmatrix} = \Lambda\sigma + (I - U)u, \quad (3.37)$$

onde $\Omega_1^T = [\sigma^T, u_2]$ e $\Omega_2^T = [\sigma^T]$, a equação de erro (3.36) torna-se

$$\dot{e}_c = -\lambda e_c + SD \left(u - \begin{bmatrix} \Theta_1^{*T}\Omega_1 \\ \Theta_2^{*T}\Omega_2 \end{bmatrix} \right), \quad (3.38)$$

da qual é possível extrair a parametrização procurada, ou seja:

$$u = [\Theta_1^T\Omega_1, \Theta_2^T\Omega_2]^T. \quad (3.39)$$

Observação 3.4 *A principal característica da equação de erro (3.38) é que a matriz D aparece no lugar de K_p . Desta forma, a condição de conhecimento de sinal recai sobre os elementos d_1 e d_2 da diagonal.*

3.6.2 Obtenção das leis de adaptação

A obtenção das leis de adaptação para os parâmetros seguirá o Projeto de Controle Lyapunov. Assumindo que os elementos de $D = \text{diag}\{d_1, d_2\}$ têm sinais conhecidos, o que é razoável tendo em vista que os sinais dos menores principais de K_p são conhecidos por hipótese (Hipótese 3.3), escolhe-se a seguinte função de Lyapunov candidata:

$$V(e_c, \tilde{\Theta}) = \frac{1}{2} \left[e_c^T S^{-1} e_c + \gamma^{-1} \left(|d_1| \tilde{\Theta}_1^T \tilde{\Theta}_1 + |d_2| \tilde{\Theta}_2^T \tilde{\Theta}_2 \right) \right], \quad (3.40)$$

onde $\gamma > 0$ e $\tilde{\Theta} = \Theta - \Theta^*$.

A derivada temporal de (3.40) ao longo das trajetórias de (3.38) resulta em:

$$\begin{aligned} \dot{V}(e_c, \tilde{\Theta}) &= -\lambda e_c^T S^{-1} e_c + e_{c_1} d_1 \tilde{\Theta}_1^T \Omega_1 + e_{c_2} d_2 \tilde{\Theta}_2^T \Omega_2 + \\ &\quad \gamma^{-1} \left(|d_1| \tilde{\Theta}_1^T \dot{\tilde{\Theta}}_1 + |d_2| \tilde{\Theta}_2^T \dot{\tilde{\Theta}}_2 \right). \end{aligned} \quad (3.41)$$

Adotando-se leis de adaptação tipo gradiente

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{\Theta}}_1 &= -\gamma \text{sign}(d_1) e_{c_1} \Omega_1, \\ \dot{\tilde{\Theta}}_2 &= -\gamma \text{sign}(d_2) e_{c_2} \Omega_2, \end{aligned} \quad (3.42)$$

obtém-se

$$\dot{V}(e_c, \tilde{\Theta}) = -\lambda e_c^T S^{-1} e_c \leq 0. \quad (3.43)$$

A partir de (3.40) e (3.43), conclui-se que $e_c(t) \in \mathcal{L}_\infty$, $\tilde{\Theta}(t) \in \mathcal{L}_\infty$. A limitação uniforme dos sinais $x_c(t)$ e $\Theta(t)$ pode ser facilmente demonstrada das definições de $e_c(t)$ em (3.38) e de $\tilde{\Theta}(t)$ em (3.40), respectivamente. Além disso, das equações (3.38) e (3.39), pode-se concluir que $\Omega_1(t), \Omega_2(t) \in \mathcal{L}_\infty$. Finalmente, a convergência assintótica do erro de rastreamento $e_c(t)$ para zero fica garantida pelo *Lema de Barbalat* (Slotine & Li 1991, Ioannou & Sun 1996) uma vez que

$$\ddot{V}(e_c, \tilde{\Theta}) = -2\lambda_m e_c^T S^{-1} \dot{e}_c, \quad (3.44)$$

é limitada. O algoritmo de controle via método SDU é apresentado na Tabela 3.2. A Figura 6.2 ilustra o esquema da implementação. O Teorema 3.2, enunciado a seguir, resume as propriedades do método de controle SDU.

Teorema 3.2 (*Zachi, Hsu & Lizarralde 2004*) *Considere-se o sistema de servovisão adaptativa 2D descrito por (3.1), o modelo de referência em (3.2), as leis de controle (3.39) e as leis de adaptação (3.42). Se as Hipóteses da Seção 3.5.1 são válidas, então: (a) todos os sinais em malha fechada são uniformemente limitados; (b) $\lim_{t \rightarrow \infty} e_c(t) \rightarrow 0$.*

TABELA 3.2: Algoritmo do Método de Controle Adaptativo por fatoração SDU (Costa et al. 2003).

Modelo de referência	$\dot{x}_{cm} = -\lambda x_{cm} + \lambda r(t)$
Sinal de erro	$e_c = x_c - x_{cm}$
Vetor regressor	$\Omega_1 = [\sigma^T, u_2]^T, \Omega_2 = \sigma$ $\sigma = -\lambda e_c + \dot{x}_{cm}$
Lei de controle	$u = [\Theta_1^T \Omega_1, \Theta_2^T \Omega_2]^T$
Leis de adaptação	$\dot{\hat{\Theta}}_1 = -\gamma \text{sign}(d_1) e_{c1} \Omega_1$ $\dot{\hat{\Theta}}_2 = -\gamma \text{sign}(d_2) e_{c2} \Omega_2$

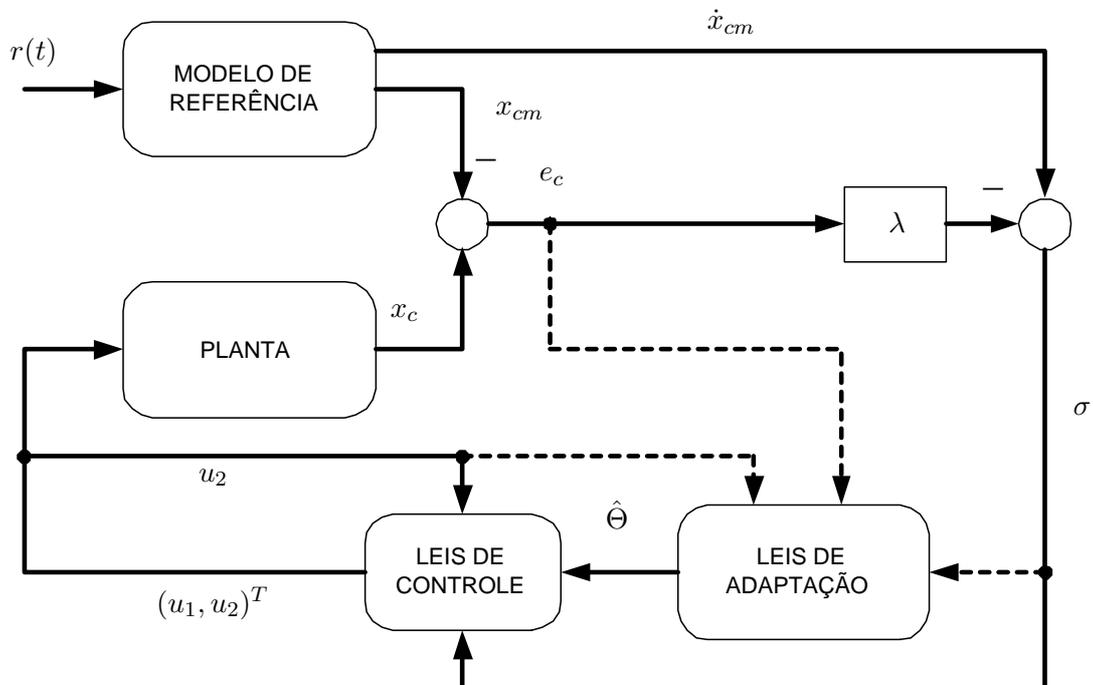


FIGURA 3.4: Diagrama simplificado da implementação do método SDU.

3.7 Resultados Experimentais

Esta seção apresenta os resultados experimentais obtidos com a implementação dos controladores adaptativos I&I e SDU, discutidos neste capítulo, em um manipulador cinemático Zebra-Zero, fabricado pela IMI Inc. com seis graus de liberdade. Uma câmera CCD com distância focal $f = 6mm$ foi posicionada em frente ao manipulador a uma distância de 1 m. A câmera fixada de modo que o seu eixo ótico ficasse perpendicular ao plano de movimento das juntas 1 e 2 do manipulador e uma leve rotação em torno do eixo ótico foi introduzida (aproximadamente 20°). As grandezas de interesse extraídas da imagem são as coordenadas do centróide de um pequeno disco branco alocado no punho do manipulador. A Figura 3.5 ilustra a imagem inicial do ensaio. As imagens de 640×480 pixels são capturadas através de uma placa dedicada (*Matrox Frame Grabber*) a uma taxa de 30 quadros por segundo em 256 níveis de cinza. A fim de reduzir o esforço computacional todo o processamento de imagem é realizado em uma sub-janela de tamanho 100×100 pixels. A trajetória de referência foi construída na imagem com o auxílio de uma interface gráfica desenvolvida com o *software* Tcl-Tk, conforme mostra a Figura 3.5.

As leis de controle I&I e SDU foram codificadas em linguagem C e executadas a 35 milisegundos em um Pentium 200 com sistema operacional Linux. Os comandos de velocidade para as juntas do robô, gerados a partir das leis acima, são enviados a placa ISA do Zebra-Zero que fecha a malha de velocidade através de microcontroladores HCTL1100 (HP Inc.) operando em modo proporcional a uma taxa de 0,52 milisegundos.

Os resultados experimentais ilustrados aqui foram obtidos ignorando-se qualquer calibração prévia da câmera e todos os testes foram planejados de modo a evitar singularidades no Jacobiano.

3.7.1 Servovisão 2D com controlador I&I

As variáveis de projeto utilizadas foram (Zachi, Hsu, Ortega & Lizarralde 2006): $\lambda = 1$; $\lambda_f = 20$; $\Gamma^{-1} = \text{diag}\{0,0005, 0,0005\}$. Na Figura 3.6 (parte superior), observa-se que os erros de rastreamento são da ordem de 5 pixels. Isto também pode ser visto na Figura 3.8 onde são apresentadas as trajetórias na imagem. O comportamento dos

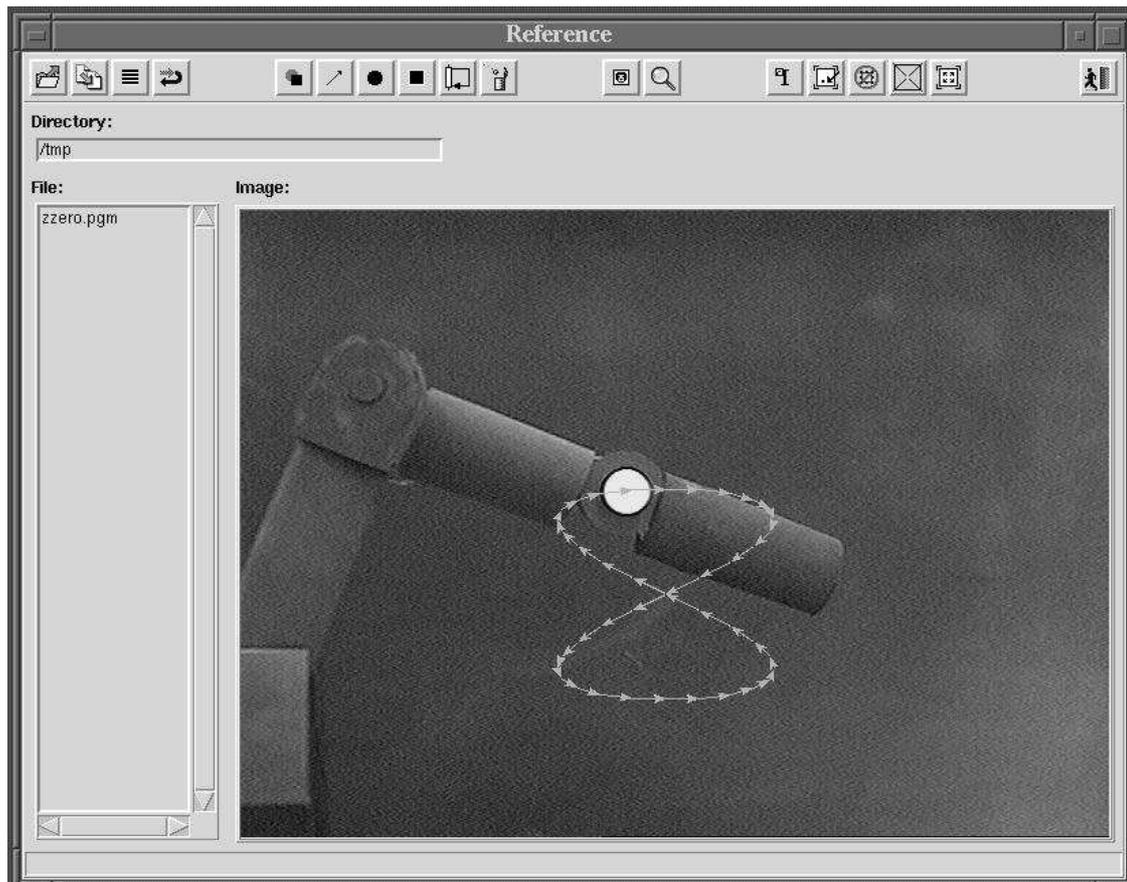


FIGURA 3.5: Testes experimentais. O alvo de interesse é o disco branco fixado no punho do manipulador. A trajetória de referência e o sentido do movimento estão assinalados.

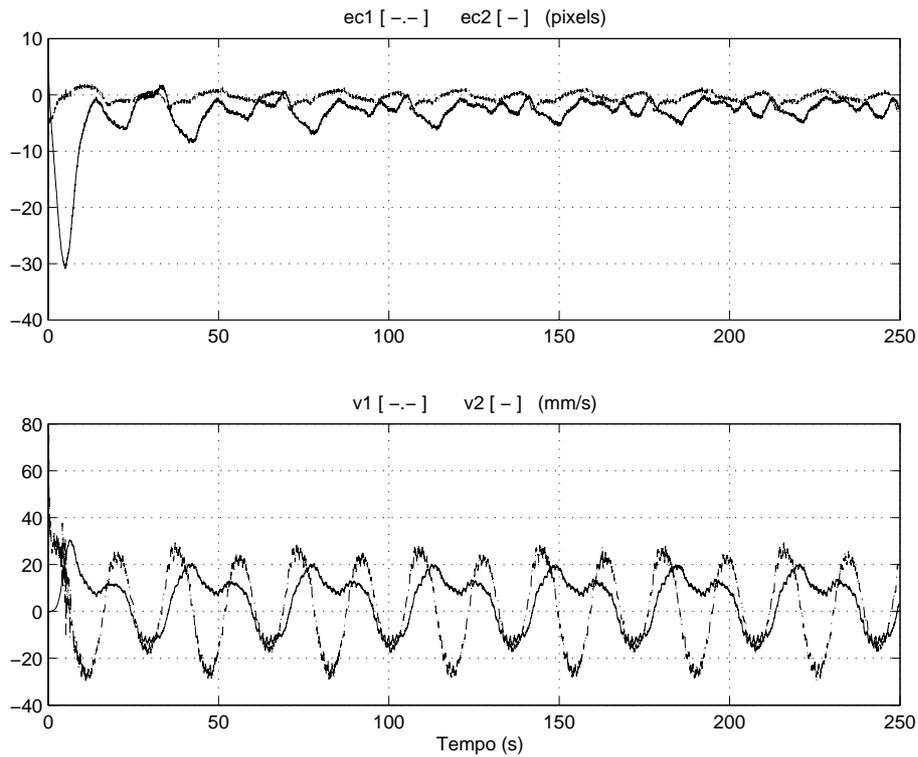


FIGURA 3.6: Testes experimentais com o controlador I&I no caso 2D. (Na parte superior) erro de rastreamento: (---) e_{c1} , (-) e_{c2} . (Na parte inferior) sinais de controle: (---) v_1 , (-) v_2 .

parâmetros durante a execução da tarefa está ilustrado na Figura 3.7. Os sinais de controle cartesiano gerados pelas leis adaptativas também são apresentados na Figura 3.6 (parte inferior).

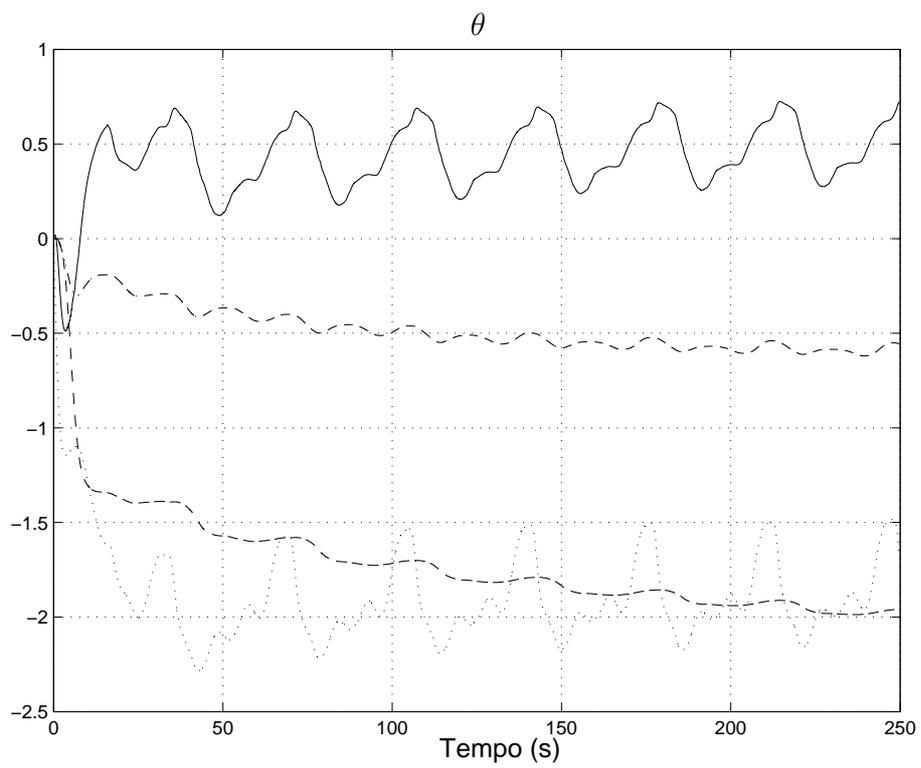


FIGURA 3.7: Testes experimentais com o controlador I&I no caso 2D. Parâmetros:
 (-·-) θ_1 , (-) θ_2 , (- -) θ_3 , (···) θ_4 .

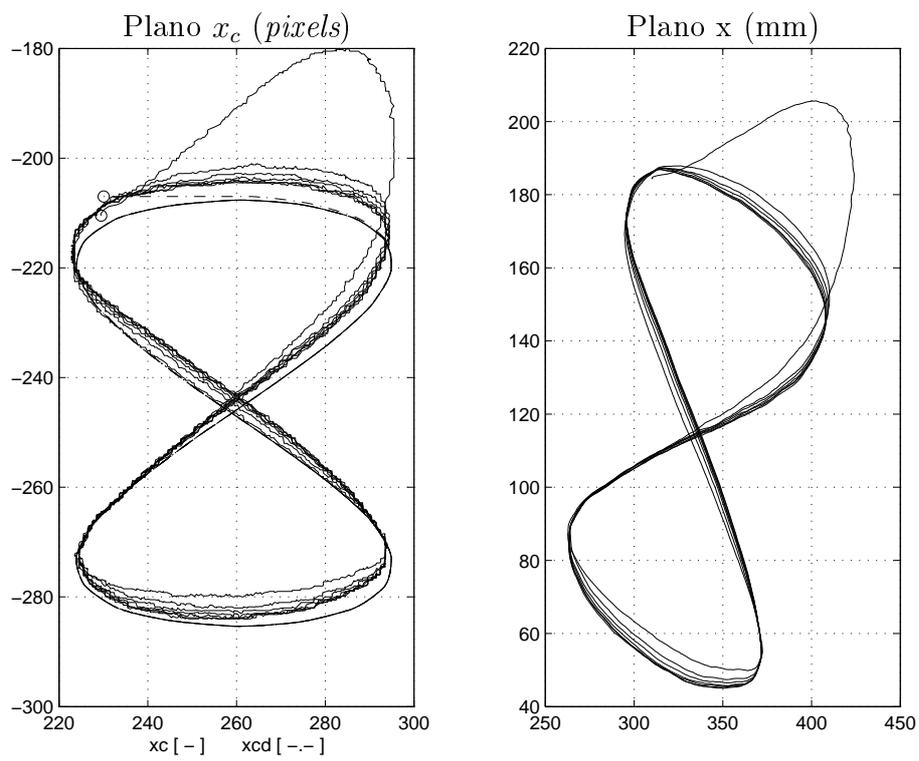


FIGURA 3.8: Testes experimentais com o controlador I&I no caso 2D. (A esquerda) Trajetórias no plano da imagem: $(-)$ x_c , $(--)$ x_{cd} . (A direita) Trajetória do efetuador no espaço de trabalho: x .

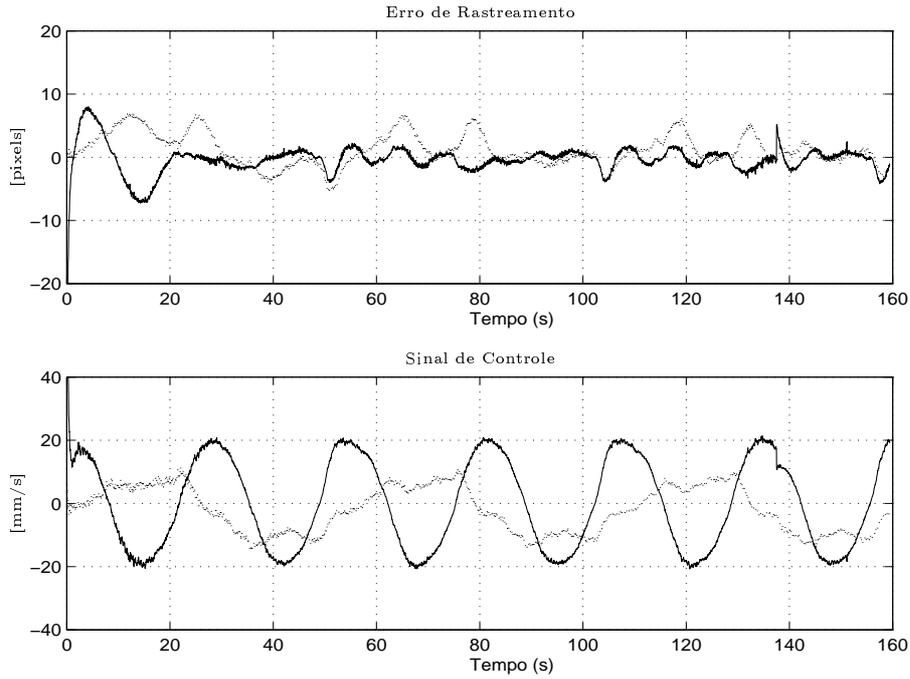


FIGURA 3.9: Testes experimentais com o controlado SDU no caso 2D. Erro de Rastreamento: e_c e Sinal de Controle v . (—) e_{c1} , (···) e_{c2} , (—) v_1 , (···) v_2

3.7.2 Servovisão 2D com controlador SDU

Os resultados seguem ilustrados nas Figuras 3.11-3.10. As condições iniciais para os parâmetros $\theta(0) = (\theta_{11}, \theta_{12}, \theta_{13}, \theta_{21}, \theta_{22}, \theta_{23}) = (2,080; -0,720; 0,000; 0,000; 2,820; 0,348)$ foram obtidas a partir da melhor sintonia para o caso não-adaptativo com $\phi \approx \frac{\pi}{4}$.

Os parâmetros de controle utilizados foram: $\gamma = 0,002$ e $\lambda = 1$. A Figura 3.9 mostra o comportamento do erro de rastreamento e_c e o sinal de controle v . Pode-se observar que e_c tende para um pequeno conjunto residual da ordem de 5 pixels. Isto acontece possivelmente devido a baixa taxa de amostragem do sistema (30 Hz) e a presença de folgas na estrutura mecânica do manipulador.

O comportamento dos parâmetros é ilustrado na Figura 3.10, na qual se observa que os valores de regime são: $\theta = (\theta_{11}, \theta_{12}, \theta_{13}, \theta_{21}, \theta_{22}) = (1,266; -0,387; 0,208; 0,000; 1,427)$.

A trajetória x_c no plano da imagem e a trajetória x obtida pelos *enconders* do robô, são mostradas na Figura 3.11. Observando o formato da curva, nota-se que o eixo ótico da câmera não está perfeitamente perpendicular ao espaço de trabalho do robô.

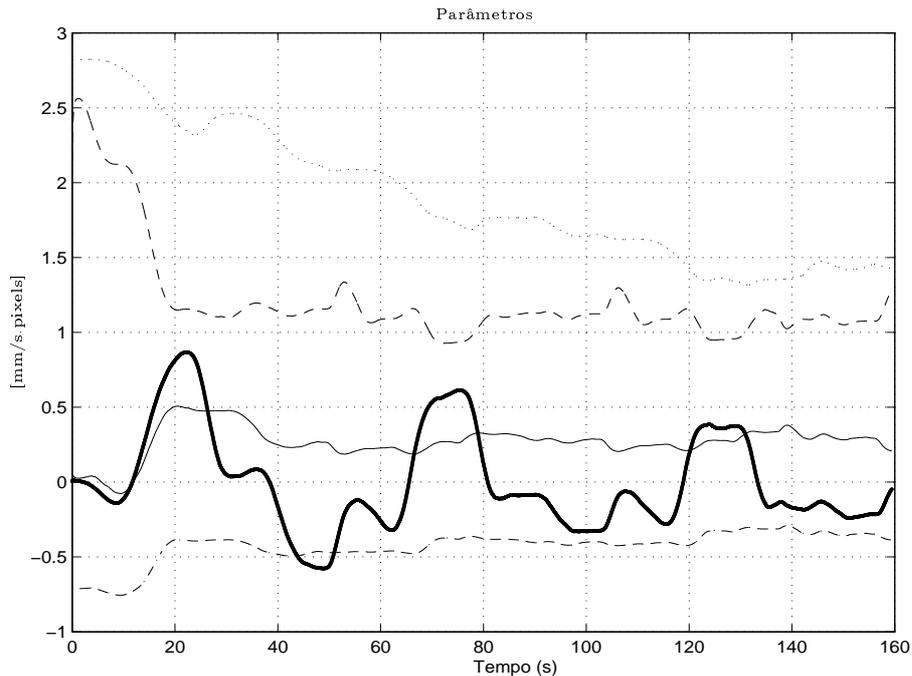


FIGURA 3.10: Testes experimentais com o controlado SDU no caso 2D. Parâmetros: $(-)$ θ_{11} , $(-.)$ θ_{12} , $(- -)$ θ_{13} , $(.)$ θ_{21} , $(..)$ θ_{22}

3.8 Resumo e comentários sobre este Capítulo

Neste capítulo, foram adotadas duas técnicas de controle adaptativo para solucionar o problema de controle multivariável associado ao sistema de servovisão 2D. As duas soluções, uma pelo método I&I e outra pelo método SDU, foram discutidas e analisadas rigorosamente considerando o caso de robô cinemático, ou seja, quando os torques e forças presentes no sistema não influenciam no movimento. Ressalta-se que a condição de sinal exigida para a matriz K_p do sistema é menos restritiva no método SDU do que no I&I já que, neste último, tal condição passa pelo cumprimento de uma desigualdade matricial enquanto que, no primeiro, a condição de sinal recai sobre os elementos da matriz D presente na fatoração. A principal vantagem observada no método I&I é a ausência de superparametrização no vetor de controle. No SDU, tal superparametrização é inevitável.

No capítulo seguinte, os efeitos de torques e forças passarão a ser considerados no projeto da lei de controle. A idéia é utilizar a lei de controle baseada em servovisão 2D no projeto dos sinais de controle de torque para o manipulador.

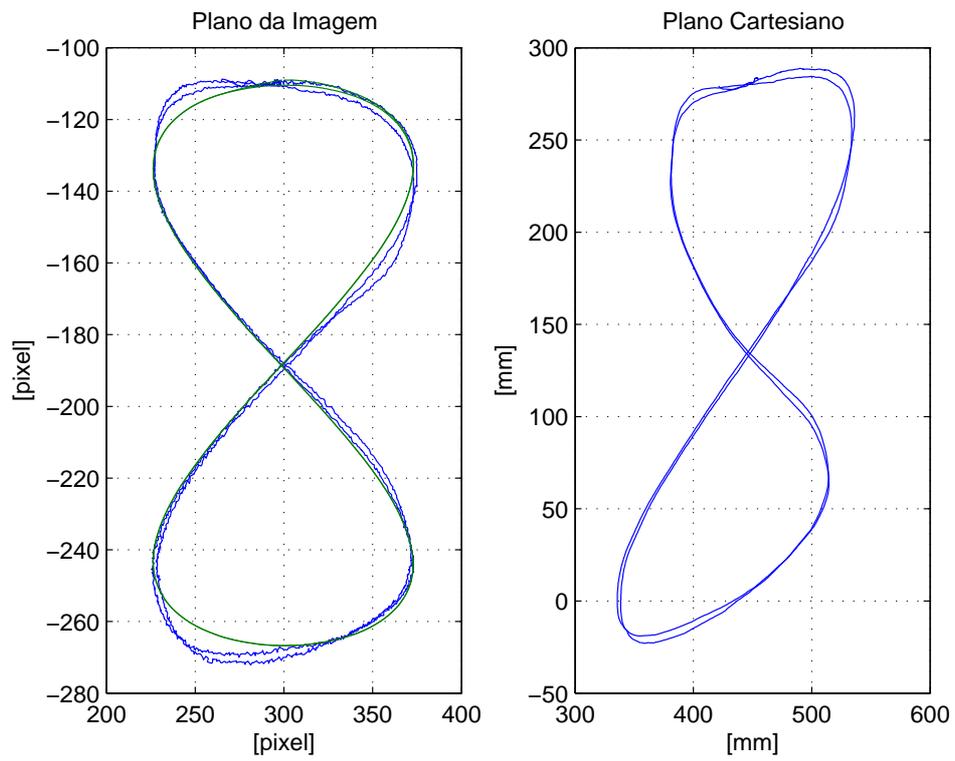


FIGURA 3.11: Testes experimentais com o controlado SDU no caso 2D. Trajetórias x_c (plano da imagem) e x (espaço do trabalho).

Capítulo 4

Controle Dinâmico por Servovisão 2D

4.1 Apresentação

Este Capítulo discute o projeto de controle de um manipulador de dois graus de liberdade considerando os efeitos da dinâmica em seu comportamento. A abordagem utiliza as leis cinemáticas desenvolvidas por servovisão no projeto das leis de controle de torque para o manipulador. A idéia principal é aproveitar as propriedades de passividade das estruturas de controle robusto e adaptativo de Slotine & Li (1991) para obter uma estrutura em cascata assintoticamente estável.

4.2 Organização do Capítulo

A Seção 4.3 apresenta o problema de controle de movimento do manipulador com base na sua dinâmica completa. Assumindo o conhecimento prévio de um modelo de referência no espaço das juntas, as Seções 4.4 e 4.5 discutem brevemente o projeto de torque por controle robusto e por controle adaptativo de Slotine & Li (1991), respectivamente. Em seguida, na Seção 4.6, propõe-se a utilização das leis I&I e SDU do Capítulo 3 no projeto do sinal de controle para o manipulador. Resultados de simulação são apresentados na Seção 4.7 para ilustrar a eficiência das estratégias propostas. O resumo do Capítulo e comentários finais seguem na Seção 4.9.

4.3 Rastreamento no espaço das juntas

Considere-se a equação dinâmica de um manipulador com dois graus de liberdade:

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = \tau, \quad (4.1)$$

onde $q \in \mathfrak{R}^2$, $\tau \in \mathfrak{R}^2$. Aqui, a intenção é projetar uma lei de controle τ , para forçar a convergência do erro de rastreamento $e_q := q - q_m$ para zero. O vetor q_m presente na definição do erro é a saída de um modelo de referência dado por

$$\dot{q}_m = -\lambda q_m + q^*, \quad (4.2)$$

sendo $\lambda > 0$ e $q^* \in \mathfrak{R}^2$ um vetor externo (Zachi, Hsu, Ortega & Lizarralde 2004a, Zachi, Hsu & Lizarralde 2004). No caso em que os parâmetros da equação dinâmica (4.1) são perfeitamente conhecidos, o rastreamento desejado pode ser facilmente atingido adotando-se uma lei de torques do tipo:

$$\begin{aligned} \tau^* &= M(q)[\ddot{q}_m - K_D\dot{e}_q - K_P e_q] + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q), \\ K_D, K_P &> 0. \end{aligned} \quad (4.3)$$

De fato, a aplicação da lei ideal (4.3) no sistema (4.1), resulta na seguinte equação de erro em malha fechada:

$$\ddot{e}_q + K_D\dot{e}_q + K_P e_q = 0. \quad (4.4)$$

Entretanto, no caso de sistemas robóticos com equações dinâmicas a parâmetros incertos, não é possível implementar a lei ideal τ^* diretamente. Nesta Tese, para lidar com este nível de incerteza, duas soluções conhecidas e extraídas da referência (Slotine & Li 1991) serão apresentadas para resolver tal problema: uma por Controle Robusto a Modos Deslizantes e outra por Controle Adaptativo (Zachi, Hsu & Lizarralde 2004).

4.3.1 Hipóteses sobre o sistema

Hipótese 4.1 *Os vetores q e \dot{q} são mensuráveis.*

Hipótese 4.2 *Os vetores q^* e \dot{q}^* são conhecidos a priori, contínuos e uniformemente limitados.*

A Hipótese 4.1 é fundamental em problemas de rastreamento de trajetória. A Hipótese 4.2 é adotada a fim de garantir a limitação uniforme dos sinais $\dot{q}_m(t)$ e $\ddot{q}_m(t)$ (4.2), essenciais nos projetos dos controladores a serem discutidos neste Capítulo. Nas Seções a seguir, os projetos de controle robusto e adaptativo do sinal de controle τ são apresentados brevemente. Novamente, o objetivo é assegurar a convergência assintótica do erro de rastreamento $e_q = q(t) - q_m(t)$ para zero. As análises e os desenvolvimentos realizados utilizam uma abordagem via *projeto de controle Lyapunov*.

4.4 Projeto da lei de controle para o manipulador - Solução robusta

Segundo a referência (Slotine & Li 1991, Capítulo 9), se \dot{q}^* e q^* são uniformemente limitados (o que resulta em q_m , \dot{q}_m , \ddot{q}_m uniformemente limitados), existe uma lei de controle robusta para o vetor de torques que promove o casamento entre q e q_m .

Seguindo os passos descritos na referência (Hsu & Aquino 1999), define-se o erro virtual $s \in \mathfrak{R}^3$ por:

$$s = \dot{e} + \lambda e = \dot{q} - \dot{q}_r; \quad e = q - q_m; \quad \dot{q}_r := \dot{q}_m - \lambda e. \quad (4.5)$$

Para o projeto de controle via Lyapunov, escolhe-se a seguinte função positiva definida

$$2V_r = s^T M(q) s, \quad (4.6)$$

que possui derivada em relação ao tempo dada por $\dot{V}_r(s) = s^T (M(q)\ddot{q} - M(q)\ddot{q}_r) + \frac{1}{2}s^T \dot{M}(q)s$. Substituindo-se o termo $M\ddot{q}$ pela sua expressão obtida a partir da equação do robô (2.5), tem-se como resultado:

$$\dot{V}_r(s) = s^T (F - M(q)\ddot{q}_r - C(q, \dot{q})\dot{q}_r - G(q)), \quad (4.7)$$

onde a propriedade de anti-simetria de $\dot{M}(q) - 2C(q, \dot{q})$ foi empregada para eliminar o

termo em $\dot{M}(q)$. Para tornar a função \dot{V}_r negativa definida em s , Slotine & Li (1991) propõem a seguinte lei de controle robusta:

$$\tau = \hat{\tau} - \rho \frac{s}{\|s\|} - K_D s, \quad (4.8)$$

sendo $\hat{\tau}$ a lei de controle nominal dada por $\hat{\tau} = \hat{M}(q)\ddot{q}_r + \hat{C}(q, \dot{q})\dot{q}_r + \hat{G}(q)$, $K_D = \text{diag}\{k_{d1}, k_{d2}, k_{d3}\}$ uma matriz de ganho positiva definida e $\rho(t)$ um dado limitante superior instantâneo, escolhido de tal forma que $\forall t \geq 0$:

$$\rho \geq \|(\hat{M}(q) - M(q))\ddot{q}_r + (\hat{C}(q, \dot{q}) - C(q, \dot{q}))\dot{q}_r + (\hat{G}(q) - G(q))\| + k_r, \quad (4.9)$$

sendo $k_r > 0$ uma constante.

Se ρ satisfaz (4.9), então tem-se:

$$\dot{V}_r = -k_r \|s\| - s^T K_D s \leq -k_r \|s\|. \quad (4.10)$$

Mas da equação (4.6), note-se que

$$2V_r = s^T M s \geq \lambda_{\min}(M) \|s\|^2, \quad (4.11)$$

sendo $\lambda_{\min}(M)$ o menor autovalor de $M(q)$. Assim, sempre existe um limitante superior para (4.10) dado por

$$\dot{V}_r \leq -k_0 \sqrt{V_r}, \quad k_0 > 0, \quad (4.12)$$

Então, conclui-se que V_r (e portanto s) tende para zero em tempo finito (Utkin 1992, p.64). Ainda, é possível demonstrar a partir de (4.10) que um outro limitante superior para \dot{V}_r poderia ser:

$$\dot{V}_r \leq -s^T K_D s. \quad (4.13)$$

4.5 Projeto da lei de controle para o manipulador - Solução adaptativa

Nesta Seção será mostrado que outra solução para o problema de controle formulado na Seção 4.3 pode ser obtida via Controle Adaptativo.

Inicialmente, define-se a matriz regressora $Y(q, \dot{q}, \dot{q}_r, \ddot{q}_r)$, que surge da parametrização linear de (4.1), a saber:

$$M(q)\ddot{q}_r + C(q, \dot{q})\dot{q}_r + G(q) = Y(q, \dot{q}, \dot{q}_r, \ddot{q}_r)a, \quad (4.14)$$

onde o vetor a reúne todos os parâmetros constantes do modelo não-linear (4.1) e é denominado vetor dos *parâmetros verdadeiros*. As variáveis q_r, \dot{q}_r em (4.14) são as mesmas definidas em (4.5). Considerando que as Hipóteses 4.1 e 4.2 são atendidas, então todos os sinais necessários para calcular a matriz regressora Y estão disponíveis. Neste caso, a lei adaptativa proposta por Slotine & Li (1991) é dada por:

$$\tau = Y(q, \dot{q}, \dot{q}_r, \ddot{q}_r)\hat{a} - K_D s, \quad (4.15)$$

onde K_D é uma matriz positiva definida que representa um ganho de projeto, e \hat{a} é o vetor de *parâmetros estimados*, que são atualizados pela seguinte lei de adaptação gradiente

$$\dot{\hat{a}} = -\Lambda Y^T s, \quad (4.16)$$

sendo $\Lambda = \Lambda^T$ uma matriz de projeto positiva definida.

A análise do controlador adaptativo apresentado, é realizada escolhendo-se a função não-negativa:

$$2V_a(s, \tilde{a}) = s^T M(q)s + \tilde{a}^T \Lambda^{-1} \tilde{a}, \quad (4.17)$$

com $\tilde{a} = \hat{a} - a$.

A derivada temporal de (4.17) é dada por

$$\dot{V}_a(s, \tilde{a}) = s^T \dot{M} s + \frac{1}{2} s^T \dot{M} s + \dot{\tilde{a}}^T \Lambda^{-1} \tilde{a}. \quad (4.18)$$

Por outro lado, de (2.5), (4.5), (4.14), (4.15), tem-se que

$$M\dot{s} = Y\tilde{a} - C(q)s - K_D s. \quad (4.19)$$

Substituindo-se a equação acima em (4.18) e recorrendo a conhecida Propriedade de anti-simetria de $\dot{M}(q) - 2C(q, \dot{q})$, finalmente chega-se a

$$\dot{V}_a(s, \tilde{a}) = s^T Y \tilde{a} - s^T K_D s + \hat{a}^T \Lambda^{-1} \tilde{a}, \quad (4.20)$$

que por virtude de (4.16), torna-se

$$\dot{V}_a(s, \tilde{a}) = -s^T K_D s \leq 0. \quad (4.21)$$

Note-se ainda que a derivada temporal de (4.21), i.e., $\ddot{V}_a(s, \tilde{a}) = -s^T K_D \dot{s}$ é uniformemente limitada. Então, pelo *Lema de Barbalat*, conclui-se que $\lim_{t \rightarrow \infty} s(t) \rightarrow 0$.

Observação 4.1 *É importante ressaltar que os resultados obtidos até aqui, com a aplicação das estratégias de controle Robusta (Seção 4.4) e Adaptativa (Seção 4.5), na solução do problema de rastreamento no espaço das juntas, revelam que as propriedades de estabilidade e convergência em malha fechada são atingidas independente do sinal de referência q^* adotado (desde que este seja uniformemente limitado como assumido no início). Este é um fato fundamental para a implementação da estrutura de controle em cascata mencionada.*

4.6 Projeto da lei de controle por servovisão 2D

A idéia de utilizar as soluções de servovisão do Capítulo 3 no projeto do sinal de controle recém discutido, é baseada na estratégia de controle em cascata utilizada nas referências (Guenther & Hsu 1993, Hsu & Aquino 1999). Os detalhes desta estratégia são descritos a seguir.

Manipulando as expressões em (4.2) e (4.5), isto é,

$$s = \dot{e} + \lambda e = \dot{q} - \dot{q}_m + \lambda(q - q_m), \quad (4.22)$$

$$q^* = \dot{q}_m + \lambda q_m, \quad (4.23)$$

obtém-se a seguinte equação:

$$\dot{q} = -\lambda q + q^* + s. \quad (4.24)$$

Considerando que a superfície s foi atingida (e isto ocorre em tempo finito no caso da solução robusta e, assintoticamente no caso da solução adaptativa) tem-se q rastreado q_m perfeitamente, ou seja, $\dot{q} = -\lambda q + q^*$.

Contudo, se q^* é escolhido, por exemplo, como

$$q^* = J(q)^{-1}v_s + \lambda q, \quad (4.25)$$

onde $v_s \in \mathcal{R}^n$ é um dado sinal de velocidade linear, então em malha fechada, quer dizer, de v_s para \dot{q} , o manipulador se comportará como um robô puramente cinemático tal qual o da Seção 2.3. Assim, as soluções de servovisão 2D, propostas no Capítulo 3, podem ser utilizadas aqui, bastando para isso que se faça $v_s = u$ (3.29) ou (3.39). A Figura 4.1 ilustra o sistema em cascata proposto.

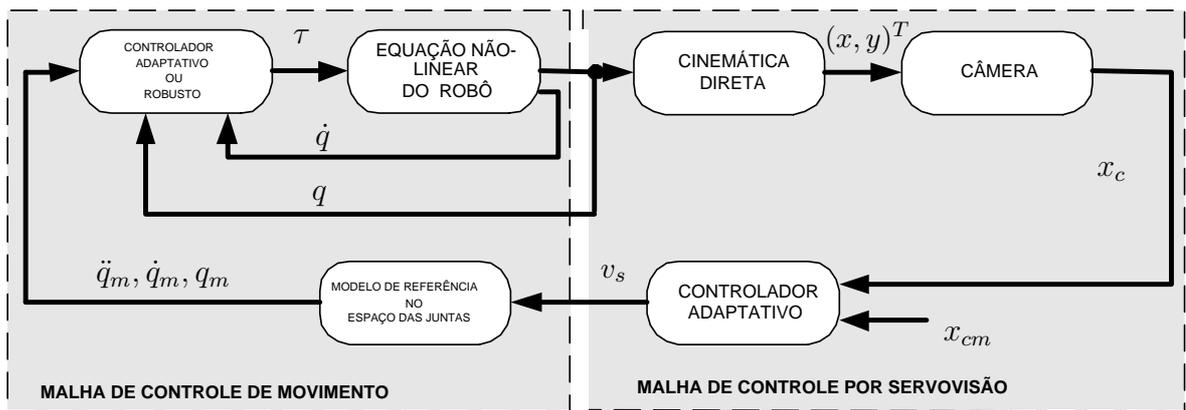


FIGURA 4.1: Diagrama em blocos da estrutura de controle em cascata proposta.

Multiplicando-se os dois membros da equação (4.25) à esquerda pelo Jacobiano $J(q)$

do manipulador, com o sinal q^* dado em (4.25), tem-se:

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \end{bmatrix} = v_s + J(q)s, \quad (4.26)$$

onde (x, y) são as coordenadas cartesianas do robô com respeito a base.

Aplicando-se a matriz de transformação K_p (3.1) em ambos os membros de (4.26) pela esquerda, obtém-se:

$$\dot{x}_c = K_p (v_s + J(q)s). \quad (4.27)$$

A equação dinâmica (4.27) seria idêntica à equação (3.1), com $v_s = u$ se não fosse pelo termo adicional $J(q)s$. Aqui, fica claro a introdução de um distúrbio de entrada, no sistema de servovisão, decorrente da implementação da estratégia de controle em cascata. Vale lembrar que as análises isoladas das soluções robusto e adaptativa apresentadas anteriormente, asseguram a convergência de $s(t)$ para zero. Entretanto, é necessário garantir que os sinais em malha fechada do sistema em cascata como um todo continuarão uniformemente limitados enquanto $s \neq 0$. Nas seções seguintes, a análise e o projeto dos controladores servovisuais do Capítulo 3 serão revisados levando-se em conta a presença do termo $J(q)s$.

4.6.1 Revisão do controlador I&I

Refazendo os desenvolvimentos da Seção 3.5.3, considerando agora o termo de distúrbio $\xi := J(q)s$, as novas equações de erro serão dadas por:

$$\begin{aligned} \dot{e}_{cf} &= -\lambda_f e_{cf} + K_p \Psi_f z + K_p \xi_f, \\ \dot{z}_0 &= -\Psi_f^T \Gamma^{-1} K_p \Psi_f z_0 - \Psi_f^T \Gamma^{-1} K_p \xi_f, \end{aligned} \quad (4.28)$$

onde

$$\dot{\xi}_f = -\lambda_f \xi_f + \lambda_f J(q)s. \quad (4.30)$$

Considere-se que a implementação em cascata é realizada com o controlador Robusto da Seção 4.4, como mostra o diagrama em blocos da Figura 4.2.

Para a análise, escolhe-se a seguinte função candidata para o sistema como um todo:

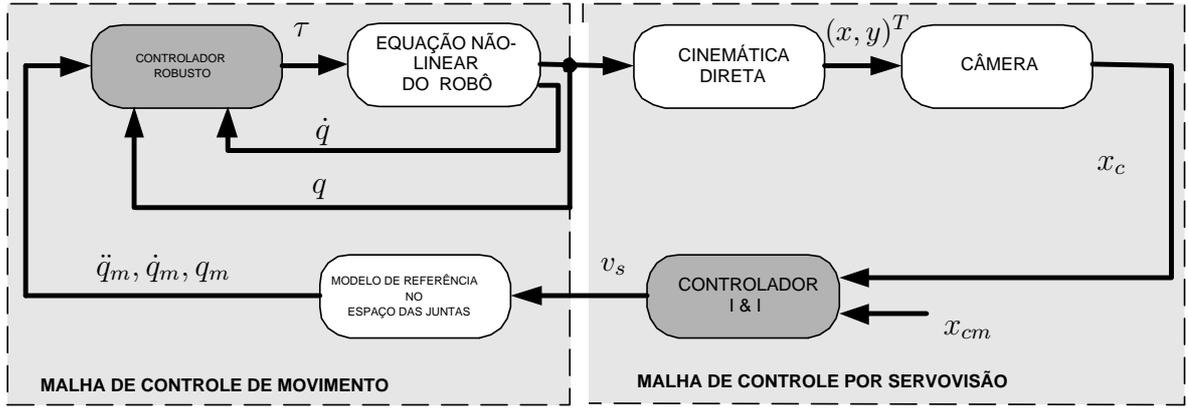


FIGURA 4.2: Estrutura de controle em cascata: Solução robusta (4.8)-(4.9) na malha de controle de movimento, e lei I&I (3.29)-(3.22) na malha de servovisão.

$$2V(e_{cf}, z_0, \xi_f) = \|e_{cf}\|^2 + c_1 \|z_0\|^2 + c_0 \|\xi_f\|^2 + \gamma V_r(s), \quad c_1, c_0, \gamma > 0, \quad (4.31)$$

sendo $V_r(s)$ dada em (4.6). Calculando a derivada em relação ao tempo com base nas equações (3.20), (3.23), (4.13), obtém-se:

$$\begin{aligned} \dot{V}(e_{cf}, z_0, \xi_f) \leq & -\lambda_f \|e_{cf}\|^2 + e_{cf}^T K_p z_\psi + e_{cf} K_p \xi_f - c_1 z_\psi^T M z_\psi \\ & - c_1 z_\psi^T \Gamma^{-1} K_p \xi_f - c_0 \|\xi_f\|^2 + c_0 \xi_f^T \xi - \gamma s^T K_D s, \end{aligned} \quad (4.32)$$

ou, melhor:

$$\dot{V}(e_{cf}, z_0, \xi_f, s) = -\eta^T \mathcal{B}(q) \eta, \quad (4.34)$$

$$\eta = H [e_{cf}^T, z_0^T, \xi_f^T, s^T]^T, \quad H = \text{diag}\{I, \Psi_f, I, I\}, \quad (4.35)$$

$$\mathcal{B}(q) \leq \begin{bmatrix} \lambda_f I & -\frac{1}{2} K_p & \frac{1}{2} K_p & 0 \\ -\frac{1}{2} K_p^T & c_1 M_0 & \frac{c_1}{2} M_0 & 0 \\ -\frac{1}{2} K_p^T & \frac{c_1}{2} M_0 & c_0 \lambda_f I & -\frac{\lambda_f}{2} J(q) \\ 0 & 0 & -\frac{\lambda_f}{2} J(q)^T & \gamma K_D \end{bmatrix}. \quad (4.36)$$

Considere-se agora uma partição genérica de $\mathcal{B}(q)$:

$$\mathcal{B} = \begin{bmatrix} \mathcal{B}_{11} & \mathcal{B}_{12} \\ \mathcal{B}_{21} & \mathcal{B}_{22} \end{bmatrix}. \quad (4.37)$$

Se as condições do *Complemento de Schur*, a saber:

$$\mathcal{B}_{11} > 0, \quad (4.38)$$

e

$$\mathcal{B}_{22} > \mathcal{B}_{21}\mathcal{B}_{11}^{-1}\mathcal{B}_{12}, \quad (4.39)$$

forem satisfeitas, então positividade de \mathcal{B} estará garantida.

Logo, se a primeira escolha for dada por:

$$\mathcal{B}_{11} = A = \begin{bmatrix} \lambda_f I & -\frac{1}{2}K_p \\ -\frac{1}{2}K_p^T & c_1 M_0 \end{bmatrix}, \quad (4.40)$$

demonstra-se que (4.38) é satisfeita para todo $c_1 > \lambda_{max}\{K_p M_0^{-1} K_p^T\}$ (aqui, basta aplicar novamente o *Complemento de Schur* no interior de \mathcal{B}_{11}).

Considere-se agora uma nova escolha de \mathcal{B}_{11}

$$\mathcal{B}_{11} = \begin{bmatrix} \lambda_f I & -\frac{1}{2}K_p & -\frac{1}{2}K_p \\ -\frac{1}{2}K_p^T & c_1 M_0 & \frac{c_1}{2}M_0 \\ -\frac{1}{2}K_p^T & \frac{c_1}{2}M_0 & \lambda_f c_0 I \end{bmatrix}. \quad (4.41)$$

Assumindo que c_1 tenha sido convenientemente fixado, o *Complemento de Schur* será aplicado novamente em \mathcal{B}_{11} . Neste caso, pode-se mostrar que é sempre possível escolher um c_0 que satisfaça (4.39), ou seja, ,

$$c_0 > \lambda_{max} \left\{ \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}K_p^T & \frac{c_1}{2}M_0 \end{bmatrix} A^{-1} \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}K_p \\ \frac{c_1}{2}M_0 \end{bmatrix} \right\}. \quad (4.42)$$

Fixando-se c_0 adequadamente, a condição (4.39) pode ser finalmente testada em (4.40) tendo em vista que K_D é diagonal com elementos positivos. Logo, γ pode ser

escolhido suficientemente grande para satisfazer:

$$\gamma > \lambda_{max} \left\{ \begin{bmatrix} 0 & 0 & -\frac{\lambda_f}{2} J(q)^T \end{bmatrix} \mathcal{B}_{11}^{-1} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -\frac{\lambda_f}{2} J(q) \end{bmatrix} \right\}. \quad (4.43)$$

Assim, para escolhas apropriadas de c_1, c_0, γ em (4.31), a positividade de \mathcal{B} fica assegurada. Entretanto, é importante destacar que embora a negatividade de $-\eta^T \mathcal{B}(q) \eta$ com respeito a η esteja garantida pela análise anterior, apenas a negatividade semi-definida pode ser concluída para (4.32). Isto fica claro em (4.34), após restaurar η de (4.35):

$$\dot{V}(e_{cf}, z_0, \xi_f, s) \leq -\eta^T (H^T \mathcal{B}(q) H) \eta \leq 0. \quad (4.44)$$

Logo, baseado nas propriedades das funções de Lyapunov (4.31) e (4.32), conclui-se que $e_{cf}, z_0, \xi_f, s, \eta(t)$ são uniformemente limitados. Derivando (4.32) em relação ao tempo, verifica-se a partir das equações (3.13), (3.23), (3.22), (3.20), (4.28), (4.30) e do *Lema de Barbalat* que $\lim_{t \rightarrow \infty} \eta(t) \rightarrow 0$. Da equação (3.20) e das conclusões acima, é possível afirmar que $\lim_{t \rightarrow \infty} \dot{e}_c(t) \rightarrow 0$ que, por sua vez, implica que $\lim_{t \rightarrow \infty} e_c(t) \rightarrow 0$ em (3.20). Além disso, a partir de (4.31) e (4.44) tem-se que $z_0(t)$ é uniformemente limitado o que, conseqüentemente, conduz a $\hat{\theta}$ (3.19) uniformemente limitado.

Desta forma, conclui-se finalmente que todos os sinais em malha fechada do sistema em cascata são uniformemente limitados. Os Teoremas 4.1 e 4.2 a seguir reúnem os principais resultados analisados na Seção 4.6. :

Teorema 4.1 (*Zachi, Hsu, Ortega & Lizarralde 2004b*) (*Solução Robusta*) *Considere-se a equação dinâmica do robô (4.1), o modelo de referência (4.2) e o controlador robusto por modos deslizantes (4.8-4.9). Assuma-se que $v_s = u$ é o controlador I&I dado em (3.29), (3.22). Sob as hipóteses 4.1, 4.2, e assumindo que \dot{x}_{cm}, x_{cm} são uniformemente limitados, as seguintes propriedades são válidas: (1) todos os sinais do sistema em malha fechada são uniforme limitados; (2) existe um tempo finito t_s tal que $s(t) = 0, \forall t \geq t_s$; (3) $\lim_{t \rightarrow \infty} e_c(t) \rightarrow 0$.*

Note-se aqui que a solução adaptativa (4.15), (4.16) poderia ter sido adotada no lugar solução robusta do Teorema 4.1, conforme mostra o diagrama em blocos da Figura 4.3.

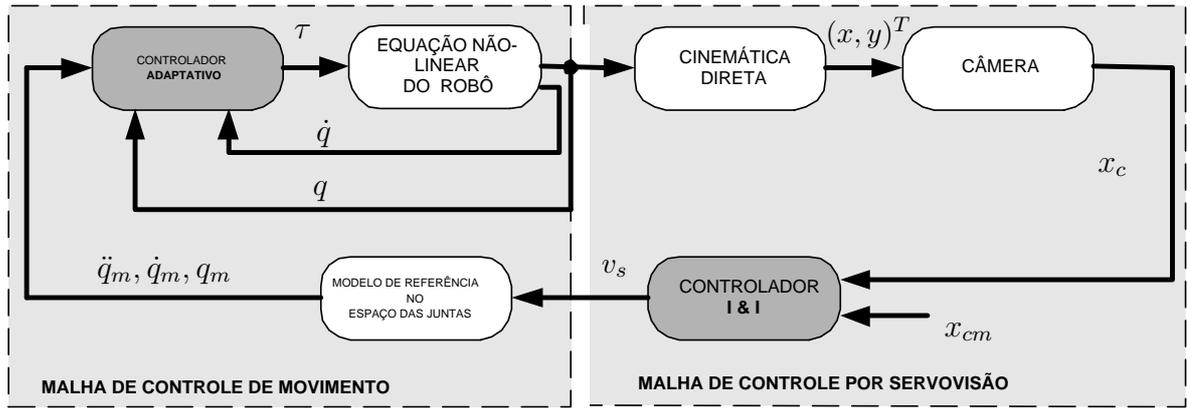


FIGURA 4.3: Estrutura de controle em cascata: Solução adaptativa (4.8)-(4.9) na malha de controle de movimento, e lei I&I (3.29)-(3.22) na malha de servovisão.

O Teorema 4.2 enunciado a seguir, estabelece as propriedades de estabilidade da estrutura de controle em cascata quando se adota a solução adaptativa da Seção 4.5 no lugar da solução robusta da Seção 4.4.

Teorema 4.2 (Zachi, Hsu, Ortega & Lizarralde 2004b) *Considere-se a equação dinâmica do robô (4.1), o modelo de referência (4.2) e o controlador adaptativo (4.15), (4.16). Assuma-se que $v_s = u$ é o controlador I&I dado em (3.29),(3.22). Sob as hipóteses 4.1, 4.2, e assumindo que \dot{x}_{cm} , x_{cm} são uniformemente limitados, as seguintes propriedades são válidas: (1) todos os sinais do sistema em malha fechada são uniformemente limitados; (2) $\lim_{t \rightarrow \infty} s(t) \rightarrow 0$; (3) $\lim_{t \rightarrow \infty} e_c(t) \rightarrow 0$.*

Prova: (Zachi, Hsu, Ortega & Lizarralde 2006) A prova do Teorema 4.2 segue idêntica a do Teorema 4.1, apesar da utilização de $V_a(s)$ (4.17) no lugar de $V_r(s)$ (4.6). Note-se ainda que com a utilização da solução robusta do Teorema 4.1, a convergência de $s(t)$ é em tempo finito enquanto que com a utilização da solução adaptativa do Teorema 4.2, a convergência de $s(t)$ é assintótica. ■

4.6.2 Revisão do controlador SDU

Com a introdução do termo de distúrbio $\xi := J(q)s$ no projeto do controlador SDU da Seção 3.6, a equação do erro em malha fechada (3.38) será dada por:

$$\dot{e}_c = -\lambda e_c + SD \left(u - \begin{bmatrix} \Theta_1^{*T} \Omega_1 \\ \Theta_2^{*T} \Omega_2 \end{bmatrix} \right) + K_p J(q)s. \quad (4.45)$$

Considerando que a cascata é realizada utilizando-se a solução robusta da Seção 4.4, com $V_r(s)$ dada em (4.6), escolhe-se a seguinte função de Lyapunov candidata para analisar o sistema como um todo:

$$2V(e_c, \tilde{\Theta}_1, \tilde{\Theta}_2, s) = e_c^T S^{-1} e_c + \gamma^{-1} \left(|d_1| \tilde{\Theta}_1^T \tilde{\Theta}_1 + |d_2| \tilde{\Theta}_2^T \tilde{\Theta}_2 \right) + \delta_0 V_r(s), \quad (4.46)$$

onde $\gamma, \delta_0 > 0$. Assim, baseado em (4.45), (4.6) e nas leis de adaptação dadas em (3.42), a derivada temporal de (4.46) resulta em:

$$\dot{V}(e_c, \tilde{\Theta}_1, \tilde{\Theta}_2, s) \leq -\lambda e_c^T S^{-1} e_c + e_c^T DUJ(q)s - \delta_0 s^T K_D s. \quad (4.47)$$

Apenas para auxiliar a análise, considere-se um vetor de erros dado por $\zeta = [e_c^T, s^T]^T$, tal que:

$$\dot{V}(\zeta) \leq -\zeta^T \mathcal{G}(q) \zeta, \quad (4.48)$$

onde

$$\mathcal{G}(q) = \begin{bmatrix} \lambda S^{-1} & -\frac{1}{2} DUJ(q) \\ -\frac{1}{2} (DUJ(q))^T & \delta_0 K_D \end{bmatrix}. \quad (4.49)$$

Então, a definição positiva uniforme de $\mathcal{G}(q)$ será assegurada se as condições do *Complemento de Schur* forem satisfeitas, a saber:

$$\delta_0 K_D > 0, \quad (4.50)$$

e

$$\delta_0 S^{-1} > \frac{1}{4\lambda} (DUJ(q)) K_D^{-1} (DUJ(q))^T. \quad (4.51)$$

Neste caso, assumindo que δ_0 foi fixado em um valor suficientemente grande, a posi-

tividade uniforme de $\mathcal{G}(q)$ é garantida. Aqui, novamente, a conclusão de que $-\zeta^T \mathcal{G}(q) \zeta$ é uniformemente negativa definida, implica que (4.47) é apenas uniformemente negativa semi-definida.

Contudo, baseado nas propriedades das funções de Lyapunov $V(e_c, \tilde{\Theta}_1, \tilde{\Theta}_2, s) > 0$ e $\dot{V}(e_c, \tilde{\Theta}_1, \tilde{\Theta}_2, s) \leq 0$, conclui-se que os sinais em malha fechada de todo o sistema são uniformemente limitados. Da análise anterior, nota-se que a derivada em relação ao tempo de (4.48) também é uniformemente limitada, o que permite afirmar pelo *Lema de Barbalat* que $\lim_{t \rightarrow \infty} e_c(t), s(t) \rightarrow 0$.

O Teorema 4.3 a seguir reúne os principais resultados analisados nesta Seção:

Teorema 4.3 *Considere-se a equação dinâmica do robô (4.1), o modelo de referência (4.2) e o controlador robusto por modos deslizantes (4.8-4.9). Assuma-se que $v_s = u$ é o controlador SDU dado em (4.65) e (3.42) (Tabela 3.2). Sob as hipóteses 4.1, 4.2, e da limitação uniforme de \dot{x}_{cm}, x_{cm} , as seguintes propriedades são válidas: (1) todos os sinais do sistema em malha fechada são uniformemente limitados; (2) existe um tempo finito t_s tal que $s(t) = 0, \forall t \geq t_s$; (3) $\lim_{t \rightarrow \infty} e_c(t) \rightarrow 0$.*

O diagrama em blocos da implementação da estratégia de controle do Teorema 4.3 segue na Figura 4.4.

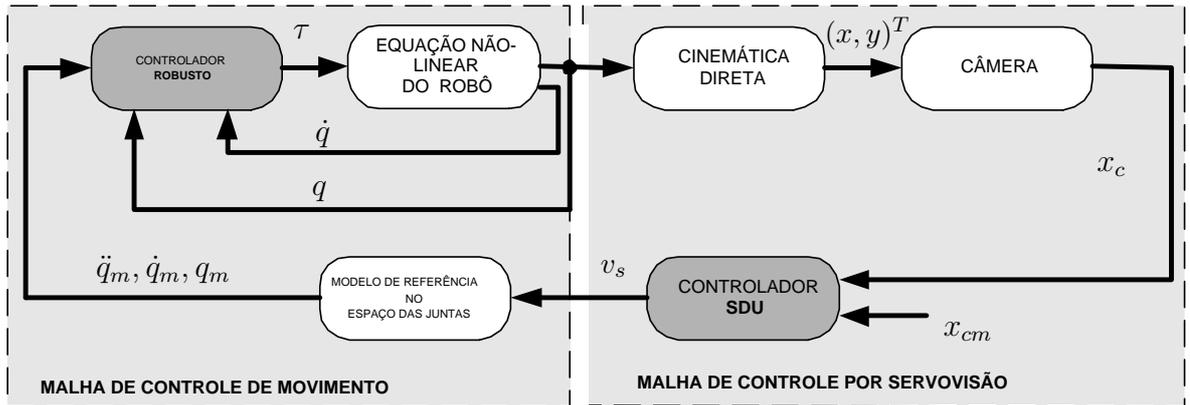


FIGURA 4.4: Estrutura de controle em cascata: Solução robusta (4.8)-(4.9) na malha de controle de movimento, e lei SDU (3.29)-(3.22) na malha de servovisão.

O Teorema 4.4 faz uma extensão para o uso da solução adaptativa (4.15), (4.16) na malha de controle de movimento do robô.

Teorema 4.4 Considere-se a equação dinâmica do robô (4.1), o modelo de referência (4.2) e o controlador adaptativo (4.15), (4.16). Assuma-se que $v_s = u$ é o controlador SDU dado em (4.65) e (3.42) (Tabela 3.2). Sob as hipóteses 4.1, 4.2, e assumindo que \dot{x}_{cm} , x_{cm} são uniformemente limitados, as seguintes propriedades são válidas: (1) todos os sinais do sistema em malha fechada são uniformemente limitados; (2) $\lim_{t \rightarrow \infty} s(t) \rightarrow 0$; (3) $\lim_{t \rightarrow \infty} e_c(t) \rightarrow 0$.

Prova: (Zachi, Hsu, Ortega & Lizarralde 2006) A prova do Teorema 4.4 segue idêntica a do Teorema 4.3, apesar da utilização de $V_a(s)$ (4.17) no lugar de $V_r(s)$ (4.6). Quanto às propriedades de convergência, vale ressaltar que o Teorema 4.3 garante que a convergência de $s(t)$ acontece em tempo finito, enquanto que o Teorema 4.4 garante apenas que a convergência de $s(t)$ é assintótica. ■

O diagrama em blocos da implementação da estratégia de controle do Teorema 4.4 segue na Figura 4.5.

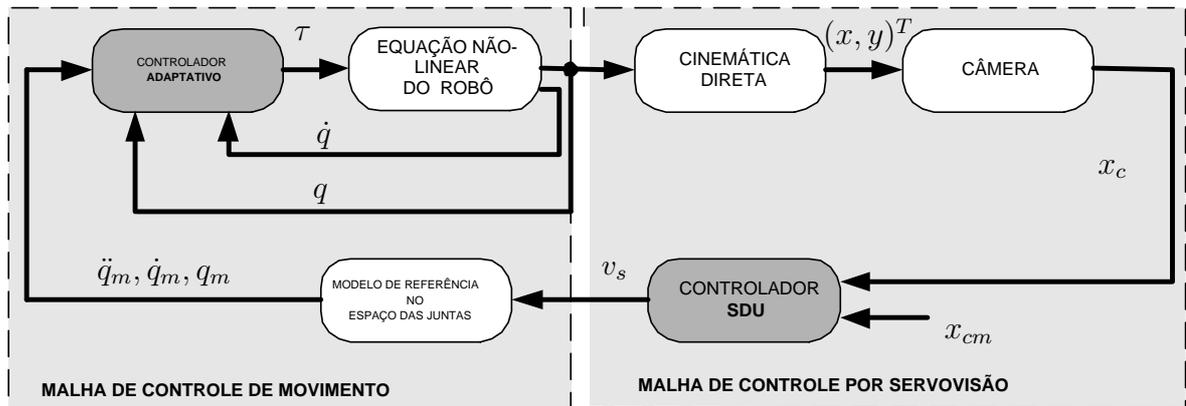


FIGURA 4.5: Estrutura de controle em cascata: Solução adaptativa (4.15)-(4.16) na malha de controle de movimento, e lei SDU (3.29)-(3.22) na malha de servovisão.

4.7 Resultados de simulação

Nas simulações apresentadas nesta seção considera-se o modelo não-linear dado em (4.1), correspondente a um manipulador planar de 2 graus de liberdade que se move no plano horizontal. Por simplicidade, assume-se que a gravidade não influencia no

movimento. As equações cinemáticas utilizadas foram:

$$x = L_1 \cos(q_1) + L_2 \cos(q_1 + q_2) + O_1, \quad (4.52)$$

$$y = L_1 \sin(q_1) + L_2 \sin(q_1 + q_2) + O_2, \quad (4.53)$$

onde L_1, L_2 são as dimensões dos elos, e O_1, O_2 são as coordenadas da base com respeito a um sistema referencial O .

Para este manipulador, define-se:

$$\begin{aligned} M_{11} &= a_1 + 2a_3 \cos(q_2) + 2a_4 \sin(q_2), \\ M_{12} &= M_{21} = a_2 + a_3 \cos(q_2) + a_4 \sin(q_2), \\ M_{22} &= a_2, \\ h_2 &= a_3 \sin(q_2) - a_4 \cos(q_2), \\ C_{11} &= -h_2 \dot{q}_2, \\ C_{12} &= -h_2 (\dot{q}_1 + \dot{q}_2), \\ C_{21} &= h_2 \dot{q}_1, \\ C_{22} &= 0, \end{aligned}$$

com

$$\begin{aligned} a_1 &= I_1 + m_1 L_{c1}^2 + I_e + M_e L_{ce}^2 + M_e L_1^2, \\ a_2 &= I_e + M_e L_{ce}^2, \\ a_3 &= M_e L_1 L_{ce} \cos(\delta_e), \\ a_4 &= M_e L_1 L_{ce} \sin(\delta_e). \end{aligned}$$

O significado físico dos parâmetros do robô podem ser encontrados na referência (Slotine & Li 1991). Os valores escolhidos foram os mesmos utilizados em (Hsu & Aquino 1999, Kelly 1996), a saber: $m_1 = 9,5 \text{ Kg}$; $L_1 = 0,25 \text{ m}$; $M_e = 5,0 \text{ Kg}$; $\delta_e = 0$; $I_1 = 4,3 \times 10^{-3} \text{ Kg m}^2$; $I_e = 6,1 \times 10^{-3} \text{ Kg m}^2$; $L_{c1} = 0,2 \text{ m}$; $L_{ce} = 0,14 \text{ m}$;

$L_2 = 0,16 \text{ m}$; $O_1 = -0,20 \text{ m}$; $O_2 = -0,20 \text{ m}$.

A trajetória desejada y_c^* foi definida como sendo a saída do modelo

$$\dot{y}_c^* = -y_c^* + r, \quad (4.54)$$

em resposta aos sinais de referência externos

$$r_1 = a \text{ sen}(w_r t) + c + d \text{ sen}(1.5w_r t), \quad (4.55)$$

$$r_2 = b \text{ sen}(w_r t + \sigma) + c + d \text{ sen}(1.5w_r t + \sigma). \quad (4.56)$$

4.7.1 Solução robusta

A lei de controle robusta (4.8) foi implementada com $\hat{F} = 0$ e uma camada limite μ , que evita tanto problemas numéricos quanto *chattering* no sinal de controle. Portanto, a lei de controle adotada foi:

$$F = -\rho \frac{s}{\|s\| + \mu} - K_D s. \quad (4.57)$$

A partir dos limitantes de $\|H\|$, $\|D\|$, $\|J\|$ e $\|\hat{J}\|$ (Hsu & Aquino 1999), é possível definir ρ como

$$\rho = \frac{\bar{M}}{|\det(J)|^2} [\|\ddot{y}_r\| + (1 + |\det(J)|^{-1}) \|\dot{q}\| \|\dot{y}_r\| + k], \quad (4.58)$$

onde \bar{M} é uma constante suficientemente grande e k é uma constante positiva e arbitrária (eventualmente zero). Os parâmetros utilizados na simulação foram:

$$K_p = \begin{bmatrix} \cos(\phi) & \sin(\phi) \\ -h \sin(\phi) & h \cos(\phi) \end{bmatrix}, \quad (4.59)$$

$\phi = 0,5 \text{ rad}$; $h = 0,5$ (discrepancy); $\epsilon = 10^{-2}$; $\bar{M} = 20$; $k = 0$; $\Gamma = \text{diag}\{8 \times 10^{-3}; 10^{-2}\}$; $w_r = 0,5 \text{ rad/s}$; $\sigma = 1,6 \text{ rad}$; $a = b = d = 0,02$; $c = 0$; $\lambda = 1$; $\lambda_f = 10$; $K_D = \text{diag}\{2; 2\}$; $\theta(0) = [-1,5; 0,001; -0,008; -2,5]$.

Os resultados de simulação são apresentados nas Figuras 4.6-4.9. Pode-se notar da Figura 4.6 que, devido à pequena camada limite μ , os sinais de torque são contínuos e livres de *chattering*. A bem da clareza, os torques são mostrados até o tempo $t = 100$ s. Entretanto, como pode ser observado na Figura 4.7, ocorre um erro residual bastante reduzido. De fato, a utilização de grandes camadas limites acarretam erros residuais maiores (Slotine & Li 1991, Utkin 1992). As trajetórias no espaço da imagem estão ilustradas na Figura 4.8 e o comportamento dos parâmetros adaptativos é apresentado na Figura 4.9.

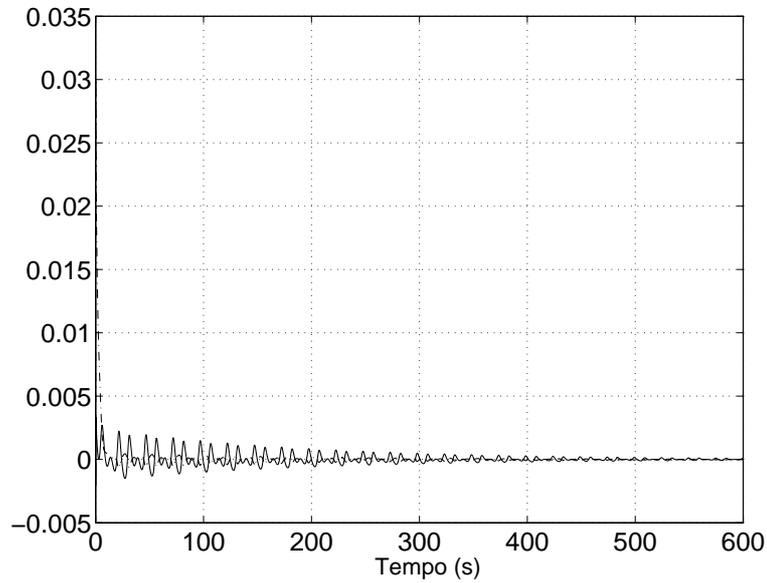


FIGURA 4.6: Simulação. Solução robusta. Erros de rastreamento no plano da imagem (em pixel normalizado): e_{c1} (---), e_{c2} (—).

4.7.2 Solução Adaptativa

Aqui, os parâmetros utilizados na simulação foram:

$$K_p = \begin{bmatrix} \cos(\phi) & \sin(\phi) \\ -h\sin(\phi) & h\cos(\phi) \end{bmatrix}, \quad (4.60)$$

$K_D = 2I$; $\lambda_f = 10$; $\Lambda = 3I$; $\phi = 0,5$ rad; $h = 0,5$ (discrepância); $\Gamma^{-1} = 0,01I$; $w_r = 0,5$ rad/s; $\sigma = 1,6$ rad; $a = b = d = 0,02$; $c = 0$; $\lambda = 1$; $\hat{\theta}(0) = [-0,4; 0,3; -0,1; -1,2]^T$;

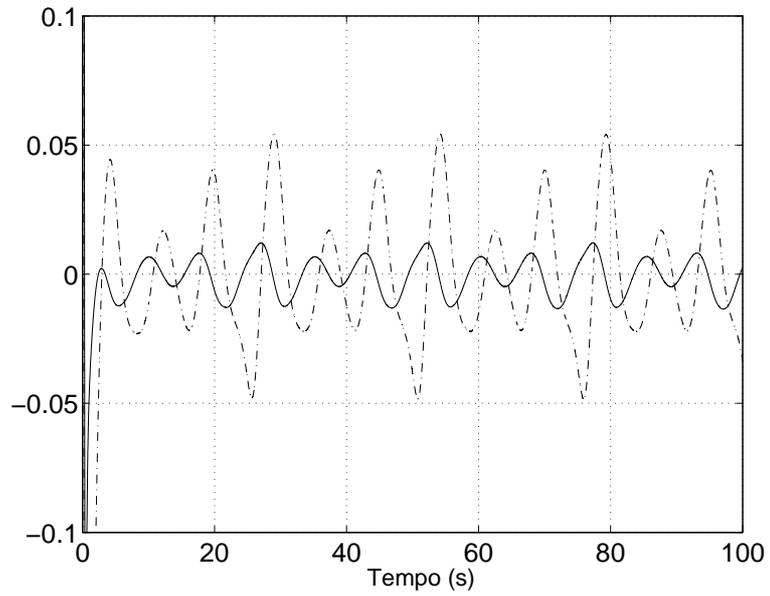


FIGURA 4.7: Simulação. Solução robusta. Sinais de controle (em Nm): τ_1 (---), τ_2 (-).

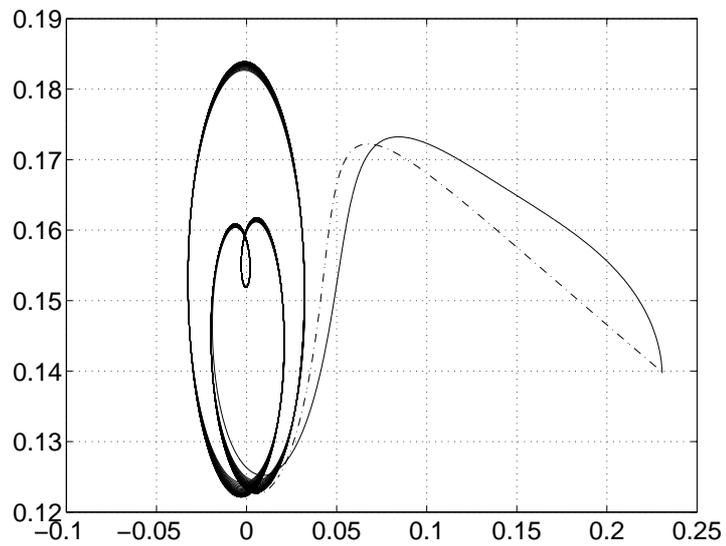


FIGURA 4.8: Simulação. Solução robusta. Trajetórias no plano da imagem (em pixel normalizado) x_c (-), x_{cd} (---).

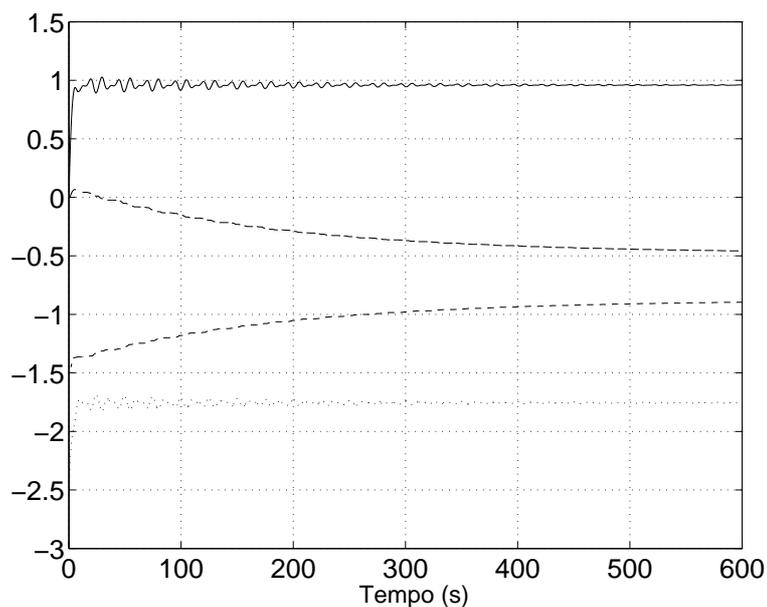


FIGURA 4.9: Simulação. Solução robusta. Parâmetros adaptativos: θ_1 (---), θ_2 (-), θ_3 (- · -) e θ_4 (···).

e $\hat{a}(0) = [0; 0; 0; 0]^T$.

Os resultados de simulação são apresentados nas Figuras 4.10-4.13. Os erros de rastreamento são apresentados nas figuras 4.10. A bem da clareza, os sinais de torque são mostrados na Figura 4.11 até $t = 100$ s. As trajetórias no espaço da imagem estão ilustradas na Figura 4.12 enquanto que os parâmetros adaptativos nas Figuras 4.13 e 4.14.

4.8 Características do algoritmo proposto

Os projetos dos sinais de controle Robusto(4.8), (4.9) e Adaptativo (4.15), (4.16), exigem que o sinal $\ddot{q}_r(t)$ esteja disponível. Nos desenvolvimentos das Seções 4.4 e 4.5 isto foi garantido pela Hipótese 4.2. Esta hipótese poderia ter sido relaxada no projeto do sinal de controle robusto da Seção 4.4 ao custo, entretanto, de um resultado mais conservativo. Note-se que para satisfazer a lei que define a função ρ em (4.9) requer-se apenas o conhecimento de um limitante superior, positivo e constante N tal que:

$$\|\ddot{q}_r(t)\| < N \quad , \quad N > 0. \quad (4.61)$$

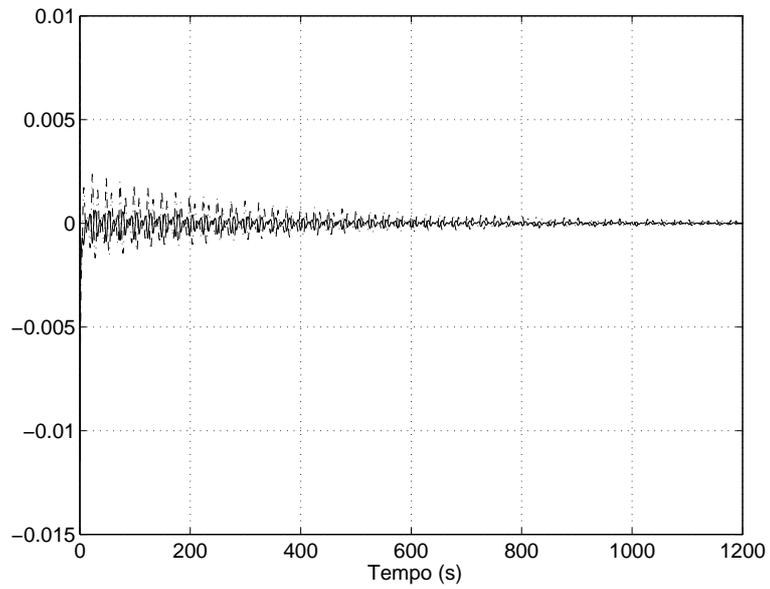


FIGURA 4.10: Simulação. Solução adaptativa. Erros de rastreamento (em pixel normalizado): e_{c1} (---), e_{c2} (-).

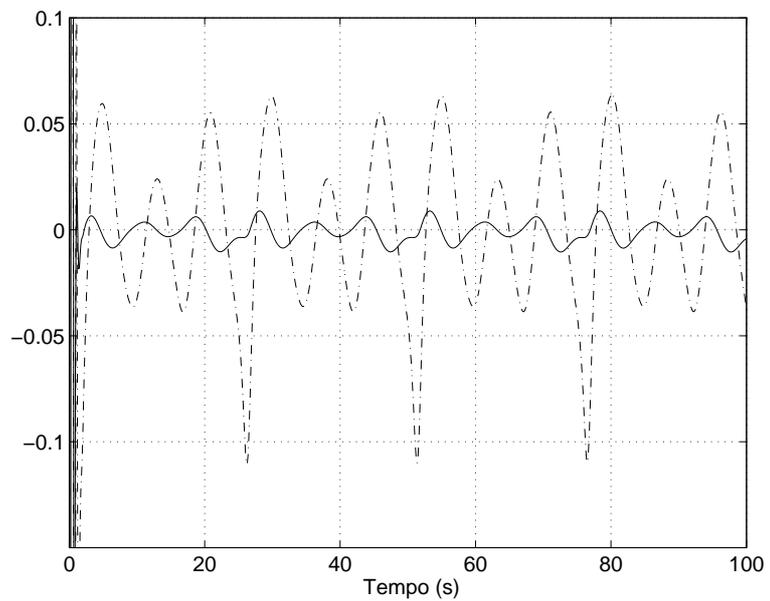


FIGURA 4.11: Simulação. Solução adaptativa. Sinais de controle (em Nm): τ_1 (---), τ_2 (-).

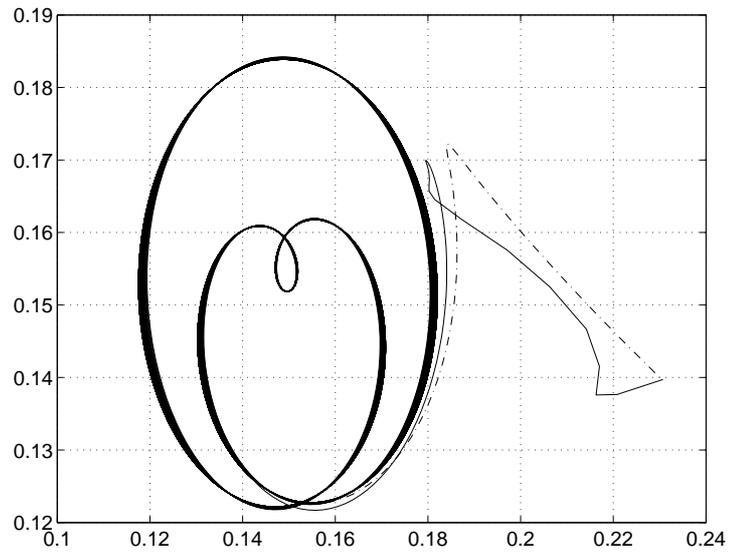


FIGURA 4.12: Simulação. Solução adaptativa. Trajetórias no Plano da imagem (em pixel normlizado): x_c (-), x_{cd} (- -).

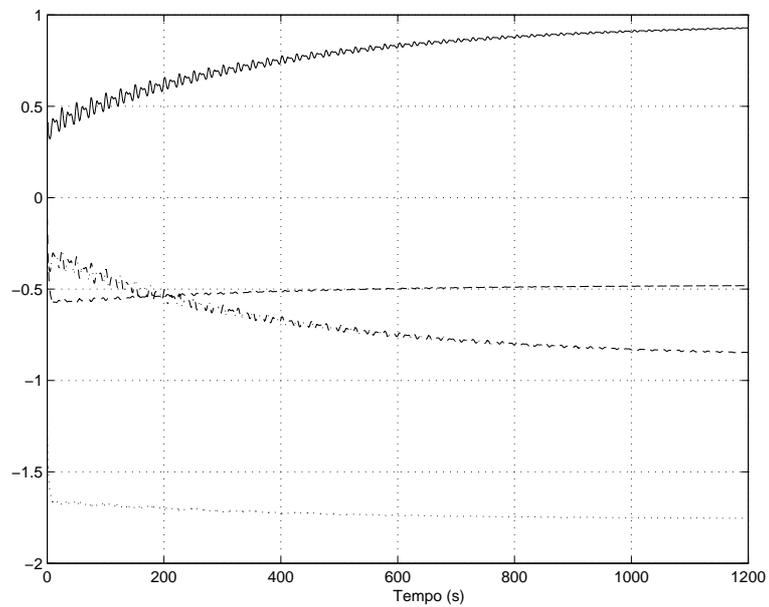


FIGURA 4.13: Simulação. Solução adaptativa. Parâmetros adaptativos: $\hat{\theta}_1$ (- -), $\hat{\theta}_2$ (-), $\hat{\theta}_3$ (- · -), $\hat{\theta}_4$ (· · ·)

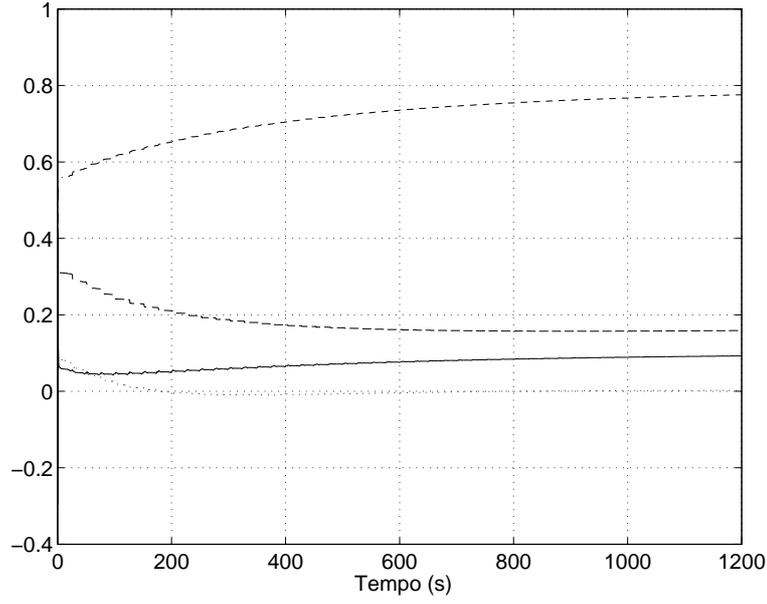


FIGURA 4.14: Simulação. Solução adaptativa. Parâmetros adaptativos: \hat{a}_1 (---), \hat{a}_2 (-), \hat{a}_3 (- -), \hat{a}_4 (···)

No projeto do sinal de controle adaptativo da Seção 4.4 a Hipótese 4.2 é essencial uma vez que a disponibilidade de \ddot{q}_r garante a implementação da matriz regressora $Y(q, \dot{q}, \dot{q}_r, \ddot{q}_r)$. De fato, com base na equação (4.5), tem-se:

$$\ddot{q}_r = \ddot{q}_m - \lambda \dot{e}_q \quad , \quad \ddot{q}_m = -\lambda \dot{q}_m + \dot{q}^* \quad . \quad (4.62)$$

Para o vetor de referência q^* escolhido em (4.25), com $v_s = u$, isto resulta em:

$$\dot{q}^* = \frac{d}{dt} (J(q)^{-1}) u + J(q)^{-1} \dot{u} + \lambda \dot{q} \quad , \quad (4.63)$$

sendo, neste caso, u dado por:

$$u_{(I\&I)} = \Psi \left(\hat{\theta} - \Psi_f^T \Gamma^{-1} e_{cf} \right) - \Psi_f \Psi_f^T \Gamma^{-1} e_c \quad , \quad (4.64)$$

ou por:

$$\begin{aligned}
u_{(SDU)} &= [\Theta_1^T \Omega_1, \Theta_2^T \Omega_2]^T, \\
\Omega_1 &= [\sigma^T, u_{2(SDU)}]^T, \\
\Omega_2 &= \sigma^T, \\
\sigma &= -\lambda e_c + \dot{x}_{cm}.
\end{aligned} \tag{4.65}$$

Note-se aqui o esquema em cascata depende da medida da derivada \dot{e}_c que não é diretamente mensurável. Esta característica é observada também em vários trabalhos recentes (Dixon et al. 2002, Nasisi & Carelli 2003, Zachi, Hsu, Ortega & Lizarralde 2004a, Behal et al. 2005, Cheah et al. 2006). Exceções são encontradas nas referências (Zergeroglu et al. 2000) e (Hsu et al. 2006, Hsu et al. 2007).

Dixon et al. (2002) consegue contornar esta dificuldade considerando uma função incerta $\rho_1(x_c) + \rho_2$ como modelo para os movimentos do objeto (alvo) no espaço de trabalho. Uma vez que os movimentos do alvo na imagem são assumidos conhecidos, a derivada da função $\rho_1(x_c) + \rho_2$ é facilmente obtida, e sua parametrização é dada em termos de sinais mensuráveis. A limitação do método, entretanto, está no conhecimento *a priori* de movimentos bastante específicos para o alvo, prejudicando a generalidade do método. Em (Nasisi & Carelli 2003), o controle proposto é baseado na dinâmica inversa do robô, e utiliza uma estimativa de velocidade do alvo na imagem por meio de um filtro de segunda ordem. A convergência assintótica do erro de rastreamento, entretanto, é garantida apenas para um conjunto residual. Em (Zachi, Hsu, Ortega & Lizarralde 2004b) e (Behal et al. 2005), o problema é resolvido assumindo que a velocidade \dot{x}_c é uma medida disponível. Em (Cheah et al. 2006), os autores tratam do problema de controle de manipuladores considerando a presença de incertezas tanto na cinemática quanto na dinâmica do robô. A lei de controle é função das variáveis cartesianas onde uma câmera, supostamente calibrada, é utilizada para medir a posição do efetuador. As informações de velocidade requeridas são dadas em termos da posição cartesiana e são obtidas por diferenciação numérica.

Em (Hsu et al. 2007), a solução proposta para relaxar a exigência da medida de velocidade no plano da imagem, consiste em adotar uma velocidade de referência \dot{y}_r para o robô definida por $\dot{y}_r = F^{-1}(s)u$, sendo $F(s)$ um polinômio estável de primeira

ordem, e u a lei de controle projetada por servovisão. Isto faz com que o sistema de servovisão resultante apresente grau relativo igual a 2. O problema de controle adaptativo é então resolvido utilizando uma extensão do algoritmo de Monopoli (1974).

4.9 Resumo e comentários sobre este Capítulo

Este capítulo abordou o problema de controle de manipuladores com equação dinâmica a parâmetros incertos, utilizando servovisão adaptativa 2D. O esquema proposto foi baseado na idéia de controle em cascata. Em uma primeira etapa, o capítulo formulou o problema de controle de movimento para o robô como o de rastrear a saída de um dado modelo de referência definido no espaço das juntas. Em uma segunda etapa, apresentou o projeto da lei de controle τ utilizando as conhecidas soluções robusta e adaptativa da referência (Slotine & Li 1991). Em seguida, utilizando a estratégia de controle em cascata propôs-se utilizar as leis de controle desenvolvidas por servovisão no projeto do vetor de controle τ . Resultados de simulação foram apresentados para o caso de servovisão 2D. No final do capítulo, apontou-se uma característica da implementação da proposta de controle em cascata, que também ocorre na maioria dos trabalhos nesta área. Mostrou-se que tal característica está relacionada a medida da velocidade \dot{x}_c exigida no projeto.

No capítulo seguinte, relaxa-se a exigência da medida de velocidade no plano da imagem. Para isso, adota-se de uma estrutura de controle adaptativo servovisual que utiliza na lei de controle um vetor regressor modificado. Mostra-se também que a modificação citada preserva as propriedades de estabilidade e convergência do sistema em malha fechada originalmente proposto neste Capítulo.

Capítulo 5

Controle Dinâmico por Servovisão 2D Sem Utilizar a Medida de Velocidade no Plano da Imagem

5.1 Apresentação

O objetivo deste capítulo é mostrar como a exigência da medida de de velocidade no plano da imagem pode ser relaxada no projeto das leis adaptativas servovisuais I&I e SDU das Seções 3.5 e 3.6, respectivamente. A estratégia será apresentada considerando-se inicialmente o problema de controle cinemático associado ao sistema (4.27). Mostra-se que a modificação proposta, não se aplica ao controlador I&I da Seção 3.5. Em seguida, a modificação proposta é incorporada no controlador SDU da Seção 3.6, para o qual se demonstra rigorosamente a estabilidade do sistema e a eliminação da exigência da medida de \dot{x}_c .

5.2 Organização do Capítulo

A Seção 5.3 apresenta a formulação do problema de controle e sua solução no caso de sistemas a parâmetros conhecidos. Na seção 5.4, tem-se uma revisão do projeto de controle I&I com a incorporação da modificação proposta. Nesta mesma linha, a revisão do projeto de controle SDU segue na Seção 5.5 e na Seção 5.6 já considerando-o

como parte da estrutura em cascata. A Seção 5.7 apresenta e discute os resultados de simulação obtidos com o controlador SDU.

5.3 Formulação

Considere-se a equação da planta (3.1) e o modelo de referência em (3.2):

$$\dot{x}_c = K_p u, \quad (5.1)$$

$$\dot{x}_{cm} = -\lambda x_{cm} + \lambda r(t), \quad \lambda > 0. \quad (5.2)$$

Já foi mostrado no Capítulo 3 que o projeto de u na condição ideal, isto é, com K_p conhecido, é :

$$u = u^* = (K_p)^{-1} \underbrace{[-\lambda e_c + \dot{x}_{cm}]}_{\sigma}, \quad (5.3)$$

$$e_c = x_c - x_{cm}. \quad (5.4)$$

Note-se que o vetor regressor σ destacado acima está sempre presente nos projetos dos controladores I&I e SDU do Capítulo 3, ora compondo Ψ (3.14) ora compondo Ω_1 , Ω_2 (3.37). A proposta para eliminar a exigência de \dot{x}_c consiste em se adotar uma nova lei de controle $u = u_n$ do tipo:

$$u_n = u_n^* = (K_p)^{-1} \underbrace{[-\lambda e_{cf} + \dot{x}_{cm}]}_{\sigma_n} = P^* \sigma_n, \quad (5.5)$$

$$\dot{e}_{cf} = -\lambda e_{cf} + \lambda e_c. \quad (5.6)$$

Assim, em malha fechada, a dinâmica completa do sistema de erro $\varepsilon = [e_{cf}^T, e_c^T]^T$, obtida de (5.12) e pela substituição de (5.5) em (5.1), torna-se assintoticamente estável e dada por:

$$\dot{\varepsilon} = \begin{bmatrix} -\lambda I & \lambda I \\ -\lambda I & 0 \end{bmatrix} \varepsilon. \quad (5.7)$$

Aqui, o que merece destaque é o fato de σ_n possuir derivada mensurável, ou seja,

$$\dot{\sigma}_n = \lambda^2 e_{cf} - \lambda^2 e_c + \ddot{x}_{cm}, \quad (5.8)$$

o que não acontece com a derivada de σ em (3.3). Neste sentido, a modificação proposta é bastante atraente. Note-se que a exigência da medida de $\dot{u} = \dot{u}_n$ em (4.63) pode ser atendida agora.

A seguir, discute-se a introdução do novo sinal regressor σ_n nos métodos de controle I&I e SDU. Inicialmente, para cada controlador, faz-se uma análise da solução cinemática isoladamente, isto é, com o sistema de servovisão fora da estrutura em cascata. A idéia é verificar a influência do regressor modificado na estabilidade do sistema e, principalmente, observar se ocorrem mudanças estruturais favoráveis.

5.4 O método I&I com regressor modificado

Na revisão do método I&I com regressor modificado, considera-se a planta em (3.9), e o modelo de referência dado em (3.17), ambos reproduzidos a seguir:

$$\dot{x}_{cf} = K_p u_{nf}, \quad (5.9)$$

$$\dot{x}_{cmf} = -\lambda_f x_{cmf} + \lambda_f x_{cm}, \quad (5.10)$$

sendo u_{nf} a versão filtrada do vetor de controle real u_n .

O controle ideal u_{nf}^* que promove o rastreamento de x_{cmf} , seguindo a proposta de regressor modificado, é dado por

$$u_{nf} = u_{fn}^* = -(K_p)^{-1}[\lambda e_{cff} - \dot{x}_{cmf}] = \Psi_{nf} \theta^*, \quad (5.11)$$

$$\dot{e}_{cff} = -\lambda e_{cff} + \lambda e_{cf}, \quad (5.12)$$

de onde se pode definir a parametrização final do controlador:

$$u_{nf} = \Psi_{nf}(\hat{\theta} + \beta_1). \quad (5.13)$$

Note-se aqui que a função β_1 não é afetada pela modificação proposta. De fato, na abordagem desta Tese, a modificação é imposta somente à matriz regressora Ψ_n e à sua versão filtrada Ψ_{nf} . Observe-se ainda que são necessárias duas diferenciações no tempo para calcular \dot{u}_n , isto é, uma para recuperar u_n a partir da equação do filtro $\dot{u}_{nf} = -\lambda_f u_{nf} + \lambda_f u_n$ e, uma segunda para determinar \dot{u}_n propriamente dito. Sendo u_n dependente de β_1 , a derivada \dot{u}_n dependerá de $\dot{\beta}_1$ que por sua vez, é função de \dot{e}_c (*vide* equação (3.21)). Assim, a modificação proposta não se aplica ao controlador I&I.

5.5 O método SDU com regressor modificado

Considere-se a planta em (3.1), e o modelo de referência dado em (3.2):

$$\dot{x}_c = K_p u_n, \quad (5.14)$$

$$\dot{x}_{cm} = -\lambda x_{cm} + \lambda r(t). \quad (5.15)$$

A lei ideal u_n^* , neste caso, é dada por (5.5), de onde se extrai uma possível parametrização para o controlador, isto é,

$$u_n = P \sigma_n. \quad (5.16)$$

Para obter a dinâmica do erro em malha fechada, utiliza-se o artifício da soma e subtração do termo $K_p u_n^*$ na equação da planta (5.14):

$$\begin{aligned} \dot{x}_c &= K_p u_n + K_p u_n^* - K_p u_n^* = \\ &= K_p u_n - \lambda e_{cf} + \dot{x}_{cm} - K_p u_n^* = \\ &= -\lambda e_c + \dot{x}_{cm} + K_p (u_n - u_n^*), \end{aligned} \quad (5.17)$$

resultando em

$$\dot{e}_c = -\lambda e_{cf} + K_p \tilde{u}_n. \quad (5.18)$$

Definindo-se o vetor de erro aumentado $\eta_s = [e_{cf}^T, e_c^T]^T$, tem-se a partir de (5.12) e

(5.18), que

$$\dot{\eta}_s = \underbrace{\begin{bmatrix} -\lambda I & \lambda I \\ -\lambda I & 0_{2 \times 2} \end{bmatrix}}_{-A_s} \eta_s + \underbrace{\begin{bmatrix} 0 \\ K_p \end{bmatrix}}_{B_s} \tilde{u}_n. \quad (5.19)$$

Aqui, por conveniência reescreve-se (5.19) utilizando a fatoração $K_p = SDU$ da Seção 3.6:

$$\dot{\eta}_s = \underbrace{\begin{bmatrix} -\lambda I & \lambda I \\ -\lambda I & 0_{2 \times 2} \end{bmatrix}}_{-A_s} \eta_s + S \underbrace{\begin{bmatrix} 0 \\ D \end{bmatrix}}_{B_s} U \tilde{u}_n, \quad (5.20)$$

ou ainda,

$$\dot{\eta}_s = \underbrace{\begin{bmatrix} -\lambda I & \lambda I \\ -\lambda I & 0_{2 \times 2} \end{bmatrix}}_{-A_s} \eta_s + S \underbrace{\begin{bmatrix} 0 \\ D \end{bmatrix}}_{B_s} \left(u_n - \begin{bmatrix} \Theta_{n1}^{*T} \Omega_{n1} \\ \Theta_{n2}^{*T} \Omega_{n2} \end{bmatrix} \right), \quad (5.21)$$

onde $\Omega_{n1}^T = [\sigma_n^T, u_{n2}]$ e $\Omega_{n2}^T = [\sigma_n^T]$.

A parametrização final para u_n é obtida diretamente de (5.21):

$$u_n = [\Theta_{n1}^T \Omega_{n1}, \Theta_{n2}^T \Omega_{n2}]^T. \quad (5.22)$$

5.5.1 Análise de estabilidade e projeto das leis de adaptação

Na análise desta seção escolhe-se a seguinte função de Lyapunov candidata, com $P_q = P_q^T > 0$:

$$V_n(\eta_s, \tilde{\Theta}_1, \tilde{\Theta}_2) = \frac{1}{2} \left[\eta_s^T P_q \eta_s + \gamma^{-1} \left(|d_1| \tilde{\Theta}_1^T \tilde{\Theta}_1 + |d_2| \tilde{\Theta}_2^T \tilde{\Theta}_2 \right) \right], \quad (5.23)$$

onde $\gamma > 0$, $\tilde{\Theta}_{n1} = \Theta_{n1} - \Theta_{n1}^*$ e $\tilde{\Theta}_{n2} = \Theta_{n2} - \Theta_{n2}^*$.

A derivada temporal de (5.23) ao longo das trajetórias de (5.21) resulta em:

$$\begin{aligned} \dot{V}_n(\eta_s, \tilde{\Theta}_{n1}, \tilde{\Theta}_{n2}) &= -\eta_s^T P_q A_s \eta_s + \eta_s^T P_q B_s \left(\begin{bmatrix} \tilde{\Theta}_{n1}^T \Omega_{n1} \\ \tilde{\Theta}_{n2}^T \Omega_{n2} \end{bmatrix} \right) + \\ &\quad \gamma^{-1} \left(|d_1| \tilde{\Theta}_{n1}^T \dot{\tilde{\Theta}}_{n1} + |d_2| \tilde{\Theta}_{n2}^T \dot{\tilde{\Theta}}_{n2} \right). \end{aligned} \quad (5.24)$$

Novamente, demonstra-se aqui que existe uma família de matrizes P_q cujas componentes sempre satisfazem a condição $P_q A_s + A_s^T P_q > 0$, a saber:

$$P_q = \begin{bmatrix} k_1 S^{-1} & -S^{-1} \\ -S^{-1} & (k_1 + 1) S^{-1} \end{bmatrix}, \quad k_1 > 1, \quad (5.25)$$

$$P_q A_s + A_s^T P_q = \begin{bmatrix} \lambda(k_1 - 1) S^{-1} & 0_{2 \times 2} \\ 0_{2 \times 2} & \lambda S^{-1} \end{bmatrix} = Q_q. \quad (5.26)$$

Neste caso, note-se que a matrix $P_q B_s$ assume o formato:

$$P_q B_s = \begin{bmatrix} k_1 S^{-1} & -S^{-1} \\ -S^{-1} & (k_1 + 1) S^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \underline{0} \\ SD \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -D \\ (k_1 + 1) D \end{bmatrix}. \quad (5.27)$$

Reescrevendo a equação (3.41) com base nas equações (5.26) e (5.27), tem-se:

$$\begin{aligned} \dot{V}_n(\eta_s, \tilde{\Theta}_{n1}, \tilde{\Theta}_{n2}) &= -\eta_s^T Q_q \eta_s + \\ &\quad d_1 \tilde{\Theta}_{n1}^T \Omega_{n1} [-e_{cf1} + (k_1 + 1) e_{c1}] + \\ &\quad d_2 \tilde{\Theta}_{n2}^T \Omega_{n2} [-e_{cf2} + (k_1 + 1) e_{c2}] + \\ &\quad \gamma^{-1} \left(|d_1| \tilde{\Theta}_{n1}^T \dot{\tilde{\Theta}}_{n1} + |d_2| \tilde{\Theta}_{n2}^T \dot{\tilde{\Theta}}_{n2} \right). \end{aligned} \quad (5.28)$$

Assim, com a escolha das seguintes leis de adaptação tipo gradiente:

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{\Theta}}_{n1} &= -\gamma \text{sign}(d_1) [-e_{cf1} + (k_1 + 1) e_{c1}] \Omega_{n1}, \\ \dot{\tilde{\Theta}}_{n2} &= -\gamma \text{sign}(d_2) [-e_{cf2} + (k_1 + 1) e_{c2}] \Omega_{n2}, \end{aligned} \quad (5.29)$$

obtém-se

$$\dot{V}_n(\eta_s, \tilde{\Theta}_{n1}, \tilde{\Theta}_{n2}) = -\eta_s^T Q_q \eta_s \leq 0. \quad (5.30)$$

TABELA 5.1: Algoritmo proposto para o controle adaptativo de sistemas de servovisão via Método SDU com regressor modificado.

Modelo de referência	$\dot{x}_{cm} = -\lambda x_{cm} + \lambda r(t)$
Sinal de erro	$e_c = x_c - x_{cm}$
Vetor regressor	$\Omega_{n1} = [\sigma_n^T, u_{n2}]^T, \Omega_{n2} = \sigma_n$ $\sigma_n = -\lambda e_{cf} + \dot{x}_{cm}$ $\dot{e}_{cf} = -\lambda e_{cf} + \lambda e_c$
Lei de controle	$u_n = [\Theta_{n1}^T \Omega_{n1}, \Theta_{n2}^T \Omega_{n2}]^T$
Leis de adaptação	$\dot{\tilde{\Theta}}_{n1} = -\gamma \text{sign}(d_1)[-e_{cf1} + (k_1 + 1)e_{c1}] \Omega_{n1}$ $\dot{\tilde{\Theta}}_{n2} = -\gamma \text{sign}(d_2)[-e_{cf2} + (k_1 + 1)e_{c2}] \Omega_{n2}$

Pelas propriedades das funções de Lyapunov (5.23) e (5.31), assegura-se a limitação uniforme dos sinais em malha fechada. Note-se que a segunda derivada de $V_n(\eta_s, \tilde{\Theta}_{n1}, \tilde{\Theta}_{n2})$:

$$\ddot{V}_n(\eta_s, \tilde{\Theta}_{n1}, \tilde{\Theta}_{n2}) = -\eta_s^T Q_q \dot{\eta}_s, \quad (5.31)$$

é limitada. Logo, pelo lema de *Barbalat*, demonstra-se que $\lim_{t \rightarrow \infty} \eta_s(t) \rightarrow 0$.

A Tabela 5.1 faz um resumo do controlador SDU com regressor modificado apresentado neste capítulo. O diagrama em bloco da implementação segue na Figura 5.1.

5.6 Inserção do controlador modificado na estrutura em cascata

A análise feita na seção anterior assegura a estabilidade do sistema (5.14) em malha fechada e a convergência assintótica do erro de rastreamento e_c para zero, quando se aplica a lei de controle SDU modificada (5.22) na planta (5.14). Entretanto, o interesse é saber se tais propriedades de estabilidade e convergência são mantidas quando o controlador é introduzido na malha de servovisão do esquema em cascata da Figura 4.1. Vale lembrar que isto já foi mostrado para a lei de controle SDU da seção 3.6 combinada com o controlador Robusto de Slotine & Li (1991) (*vide* Seção 4.6.2). A seguir, mostra-se que a introdução da solução SDU modificada na estrutura de controle em cascata, além de preservar as propriedades mencionadas anteriormente, elimina a

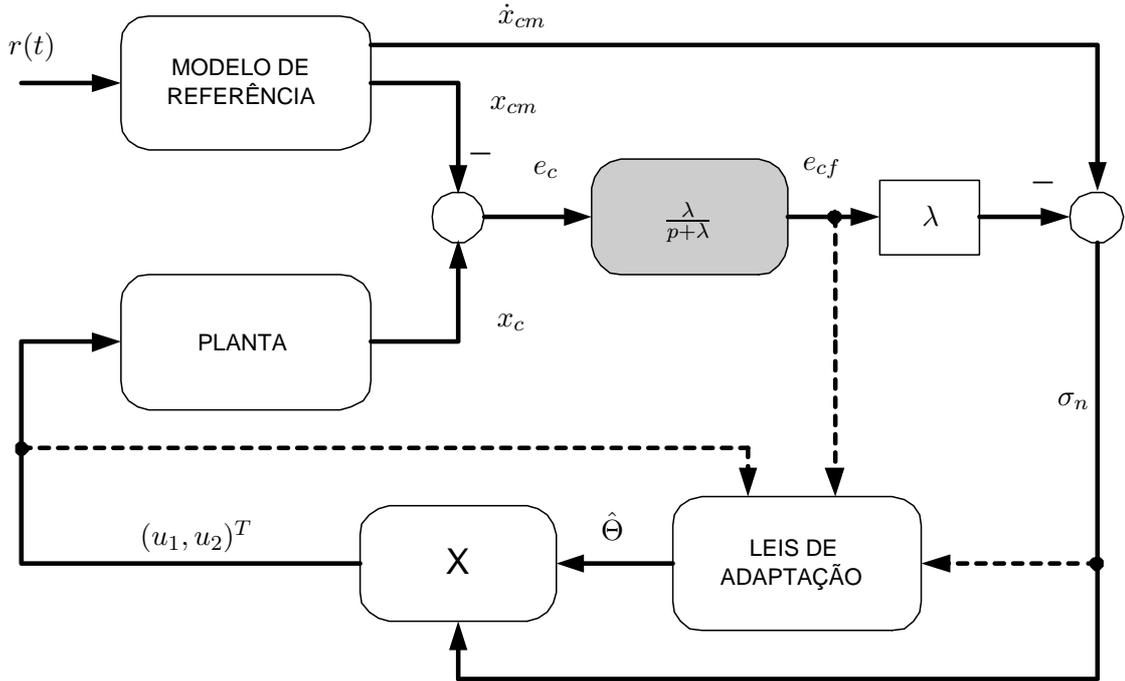


FIGURA 5.1: Diagrama simplificado da implementação do método SDU com regressor modificado. No diagrama, p representa o operador de Laplace.

exigência da medida da velocidade \dot{x}_c no plano da imagem.

5.6.1 Análise simplificada

A equação do erro, considerando a malha de servovisão e a malha de controle de movimento, segundo a análise da Seção 4.6.2, é dada por:

$$\dot{\eta}_s = \underbrace{\begin{bmatrix} -\lambda I & \lambda I \\ -\lambda I & 0_{2 \times 2} \end{bmatrix}}_{-A_s} \eta_s + \underbrace{S \begin{bmatrix} 0 \\ D \end{bmatrix}}_{B_s} U(\tilde{u}_n + J(q)s). \quad (5.32)$$

Para verificar a estabilidade do de todo o sistema em cascata, escolhe-se a função escalar:

$$V_1(\eta_s, \tilde{\Theta}_1, \tilde{\Theta}_2, s) = V_n(\eta_s, \tilde{\Theta}_1, \tilde{\Theta}_2) + \delta_0 V_a(s), \quad (5.33)$$

sendo V_n dada em (5.23), V_a dada em (4.17) e $\delta_0 > 0$. Com base nas equações (5.32) e

(4.21), a derivada em relação ao tempo de (5.33) resulta em:

$$\begin{aligned} \dot{V}_1(\eta_s, \tilde{\Theta}_{n1}, \tilde{\Theta}_{n2}) &\leq -\eta_s^T P_q A_s \eta_s + \eta_s^T P_q B_s \left(\begin{bmatrix} \tilde{\Theta}_{n1}^T \Omega_{n1} \\ \tilde{\Theta}_{n2}^T \Omega_{n2} \end{bmatrix} \right) + \\ &\quad \gamma^{-1} \left(|d_1| \tilde{\Theta}_{n1}^T \dot{\tilde{\Theta}}_{n1} + |d_2| \tilde{\Theta}_{n2}^T \dot{\tilde{\Theta}}_{n2} \right) + \\ &\quad \eta_s^T P_q B_s J(q) s - \delta_0 s^T K_D s. \end{aligned} \quad (5.34)$$

Uma revisão da análise da Seção 5.5.1 mostra que:

$$\begin{aligned} \dot{V}_1(\eta_s, \tilde{\Theta}_{n1}, \tilde{\Theta}_{n2}, s) &\leq -\eta_s^T Q_q \eta_s + \eta_s^T P_q B_s J(q) s - \delta_0 s^T K_D s = \\ &= -[\eta_s^T \quad s^T] \underbrace{\begin{bmatrix} Q_q & -\frac{1}{2} P_q B_s J(q) \\ -\frac{1}{2} (P_q B_s J(q))^T & \delta_0 K_D \end{bmatrix}}_{\mathcal{A}(q)} \begin{bmatrix} \eta_s \\ s \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5.35)$$

A verificação das condições do *complemento de Schur* em $\mathcal{A}(q)$, ou seja,

$$Q_q > 0, \quad \delta_0 K_D > \frac{1}{4} (P_q B_s J(q))^T (Q_q)^{-1} (P_q B_s J(q)), \quad (5.36)$$

leva a conclusão de que para um $\delta_0 > 0$ suficientemente grande, tem-se $\mathcal{A}(q)$ uniformemente positiva definida. Porém, isto demonstra apenas que $\dot{V}_1(\eta_s, \tilde{\Theta}_{n1}, \tilde{\Theta}_{n2}, s)$ é negativa semi-definida. Todavia, com $V_1 > 0$ e $\dot{V}_1 \leq 0$ conclui-se que os sinais em malha fechada são uniformemente limitados. Além disso, a partir de (5.35), verifica-se que a derivada segunda de V_1 , que é função de $\eta_s, \dot{\eta}_s, s, \dot{s}, q, \dot{q}$ é limitada. Logo, pelo Lema de Barbalat conclui-se finalmente que $\lim_{t \rightarrow \infty} \eta_s(t) \rightarrow 0$.

O Teorema 5.1 a seguir formaliza os resultados obtidos e estabelecendo as propriedades de estabilidade e convergência discutidas.

Teorema 5.1 *Considere-se o sistema de servovisão descrito por (5.14), o modelo de referência em (5.15), as lei de controle SDU com regressor modificado (5.5) e a lei de adaptação (5.5). Se os sinais dos menores principais de K_p são conhecidos a priori, então: (a) todos os sinais do sistema em malha fechada são uniformemente limitados; (b) $\lim_{t \rightarrow \infty} e_c(t), s(t) \rightarrow 0$.*

5.7 Simulação numérica

Esta seção apresenta alguns resultados de simulação obtidos com a implementação do controlador SDU com regressor modificado da Tabela 5.1. Utiliza-se aqui o mesmo manipulador descrito na Seção 4.7. As simulações são realizadas considerando as estruturas de controle em cascata das Seções 4.7.1 e 4.7.2, onde o controlador SDU é implementado na malha de servovisão e combinado ora com a solução robusta (Figuras 5.2-5.4) ora com a solução adaptativa (Figuras 5.6-5.9). As simulações foram realizadas considerando $k_1 = 2$ e as constantes de projeto listadas nas Seções 4.7.1 e 4.7.2.

5.7.1 SDU com regressor modificado combinado à solução robusta

Na Figura 5.2, apresenta-se o gráfico da norma do erro de rastreamento na imagem. Nota-se aqui uma pequena região residual devido a introdução de uma camada limite $\epsilon = 10^{-3}$ em (4.57). Note-se da Figura 5.7 que devido a introdução da camada limite, os sinais de torque são suaves e livres de *chattering*. O comportamento dos parâmetros da lei adaptativa da Tabela 5.1 são apresentados na Figura 5.4. Observe-se que, após o transitório da adaptação, os parâmetros tendem para valores constantes. As trajetórias de referência e do efetuador, no plano da imagem, seguem na Figura 5.5.

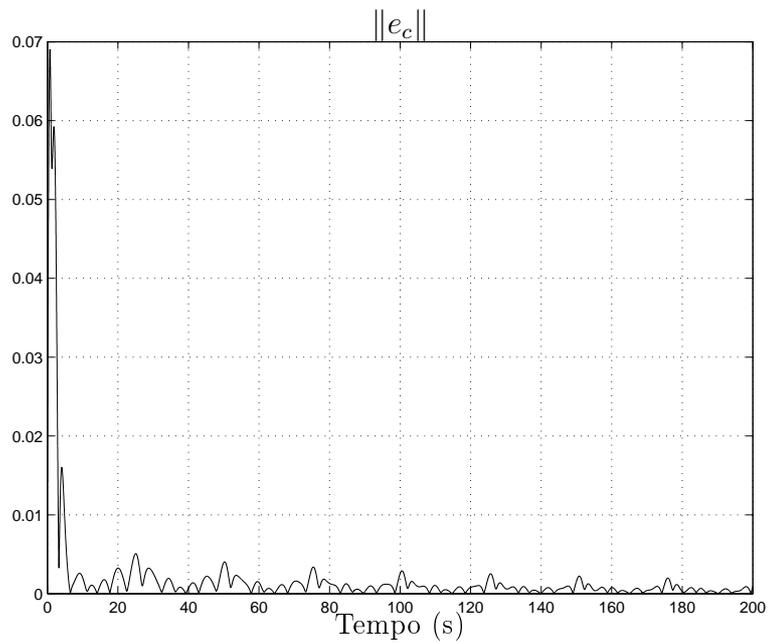


FIGURA 5.2: Resultado de simulação da implementação do controle servovisual SDU combinado à solução robusta de Slotine & Li (1991). Norma do erro de rastreamento no plano da imagem (em pixel normalizado).

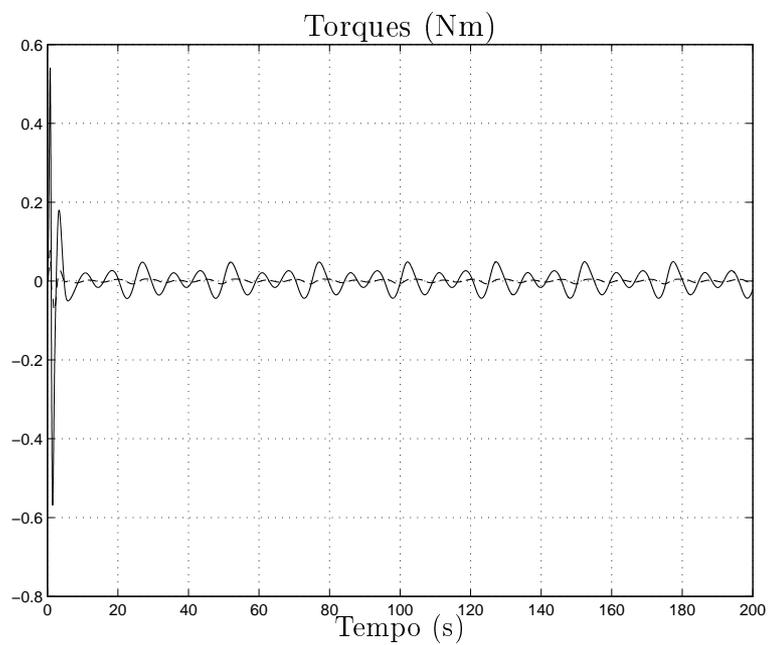


FIGURA 5.3: Resultado de simulação da implementação do controle servovisual SDU combinado à solução robusta de Slotine & Li (1991). Torque nas juntas do manipulador (em Nm): τ_1 (-), τ_2 (- -).

5.7.2 SDU com regressor modificado combinado à solução adaptativa

A Figura 5.6 mostra que a norma do erro de rastreamento tende para zero. O sinais de torque são apresentados na Figura 5.7. As trajetórias de referência e do efetuador, medidas na imagem, seguem na Figura 5.8. Aqui, também percebe-se a convergência do erro de rastreamento. O comportamento dos parâmetros da lei adaptativa da Tabela 5.1 é apresentado na Figura 5.9.

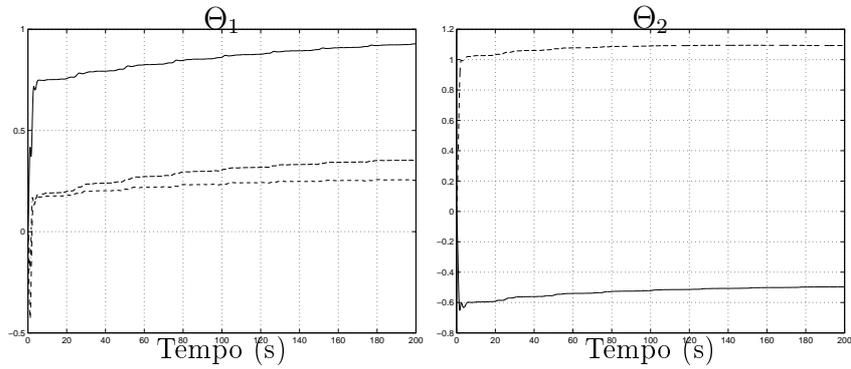


FIGURA 5.4: Resultado de simulação da implementação do controle servovisual SDU combinado à solução robusta de Slotine & Li (1991). Comportamento dos Parâmetros do controlador SDU: Θ_1 (esquerda), Θ_2 (direita).

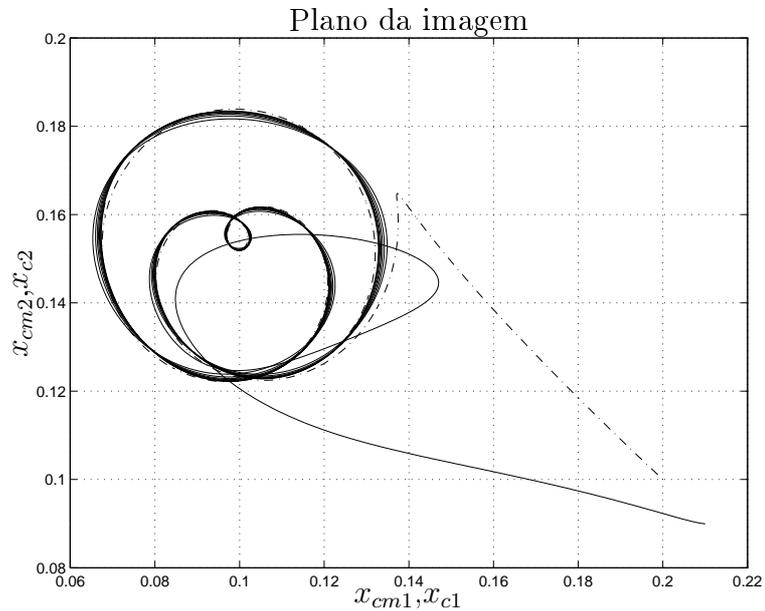


FIGURA 5.5: Resultado de simulação da implementação do controle servovisual SDU combinado à solução robusta de Slotine & Li (1991). Trajetórias no plano da imagem (em pixel normalizado): x_c (-), x_{cm} (-·-).

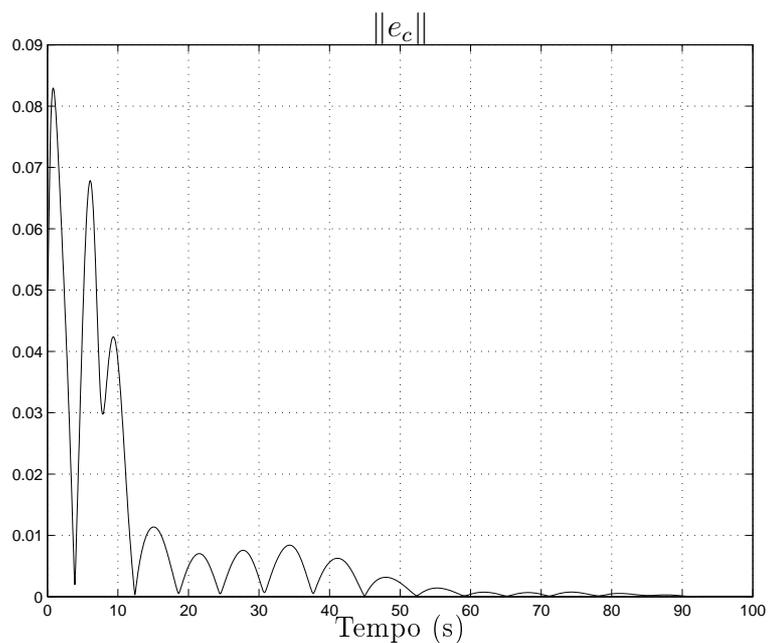


FIGURA 5.6: Resultado de simulação da implementação do controle servovisual SDU combinado à solução adaptativa de Slotine & Li (1991). Norma do erro de rastreamento (em pixel normalizado).

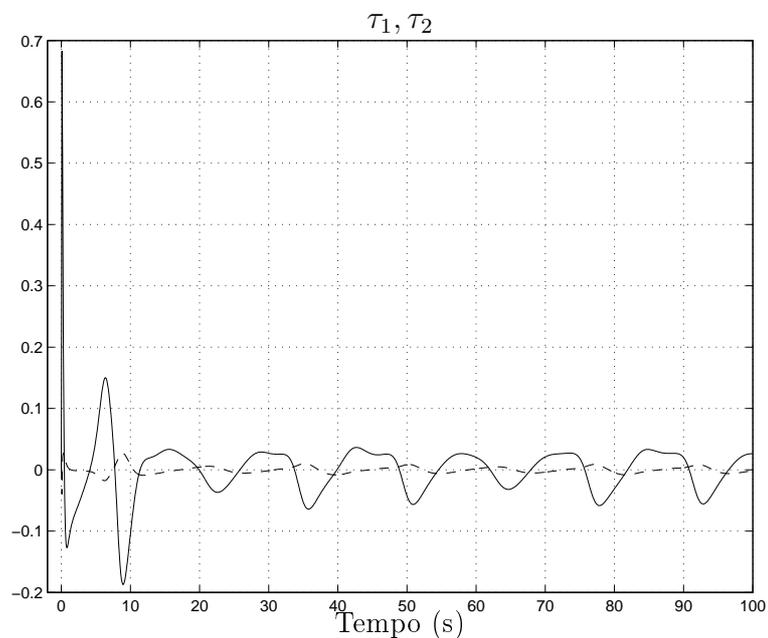


FIGURA 5.7: Resultado de simulação da implementação do controle servovisual SDU combinado à solução adaptativa de Slotine & Li (1991). Torque nas juntas do manipulador: τ_1 (---), τ_2 (-) (em Nm).

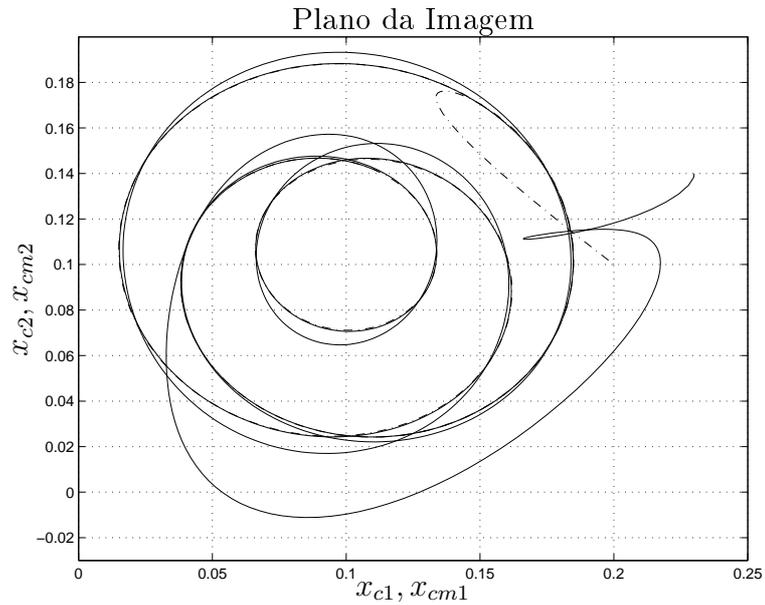


FIGURA 5.8: Resultado de simulação da implementação do controle servovisual SDU combinado à solução adaptativa de Slotine & Li (1991). Trajetórias no plano da imagem (em pixel normalizado): x_c (-), x_{cm} (-·-·).

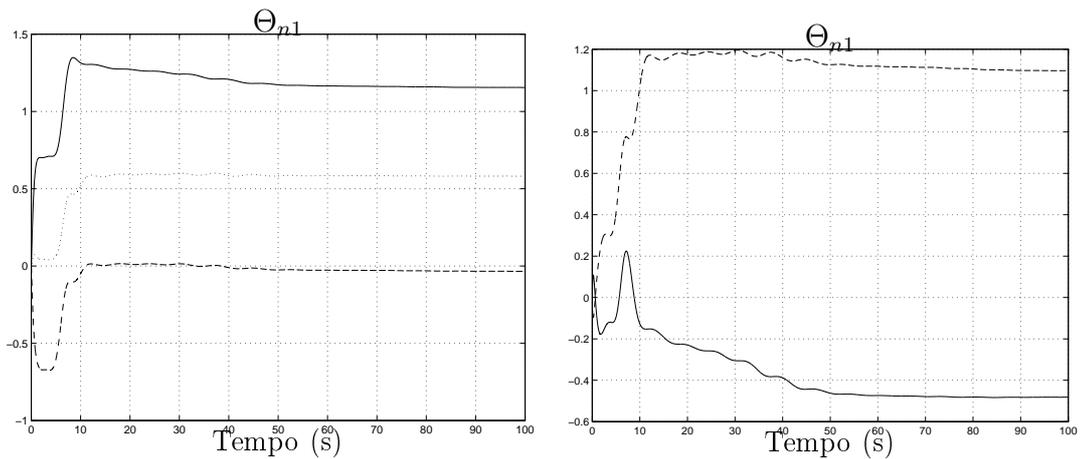


FIGURA 5.9: Resultado de simulação da implementação do controle servovisual SDU combinado à solução adaptativa de Slotine & Li (1991). Comportamento dos parâmetros do controlador SDU: θ_{n11} (-·-·), θ_{n12} (-), θ_{n13} (- -) (esquerda) e θ_{n21} (- -), θ_{n22} (···) (direita).

5.8 Resumo e comentários sobre este Capítulo

Este capítulo mostrou como é possível relaxar a exigência de medida da velocidade no plano da câmera. A idéia central foi substituir o vetor regressor tradicional, isto é, aquele baseado no *princípio da equivalência certa*, por um vetor regressor modificado. Mostrou-se que a proposta, quando incorporada no controlador I&I da Seção 3.5, não relaxa a exigência de medida da velocidade \dot{x}_c . Em seguida, a modificação proposta foi incorporada no controlador SDU da Seção 3.6, para o qual se demonstrou rigorosamente a estabilidade do sistema e o relaxamento da exigência da medida de \dot{x}_c .

Nos resultados obtidos até aqui, considerou-se o problema de servovisão planar 2D, isto é, assumindo que a profundidade relativa entre o objeto e o ponto focal da câmera era constante. Quando a variação de profundidade é significativa, introduz-se mais um grau de liberdade no sistema. Nesta situação, os modelos adotados anteriormente para descrever o comportamento do alvo na imagem, não podem mais ser utilizados no projeto da lei de controle. Este tema será discutido no próximo Capítulo que versará sobre sistemas de servovisão 3D.

Capítulo 6

Controle do Manipulador por Servovisão Adaptativa 3D

6.1 Apresentação

Neste capítulo, a profundidade relativa entre o objeto (alvo) e a câmera passará a ser considerada no projeto da lei de controle para o robô. Neste sentido, a contribuição proposta consiste em promover o rastreamento assintótico de uma trajetória pré-definida no plano da imagem, correspondente a uma tarefa no espaço 3D, sem utilizar a medida explícita da profundidade entre o alvo e câmera.

6.2 Organização do Capítulo

Discute-se neste capítulo a solução por servovisão 3D para o caso de robô cinemático. A Seção 6.3 formula o problema de controle. Os projetos das leis cinemáticas seguem nas Seções 6.4.1 e 6.4.2, onde o problema original passa a ser considerado em termos do controle de 2 sub-sistemas: um sub-sistema 1D que descreve o rastreamento em profundidade e um sub-sistema 2D que descreve o comportamento do sistema no plano $x - y$ do robô. Os resultados obtidos com a implementação dos algoritmos propostos são avaliados por simulação numérica na Seção 6.5 e por teste experimentais na Seção 6.6.

6.3 Formulação do Problema de Controle

Considere-se inicialmente a descrição do sistema de servovisão 3D dado em (2.18):

$$\dot{s}_T = \frac{1}{Z} L_T(s_T) v, \quad (6.1)$$

com

$$\begin{aligned} L_T(s_T) &= L_0(s_T) R(\phi) \\ &= \begin{bmatrix} f\alpha_1 \cos(\phi) & -f\alpha_1 \sin(\phi) & -x_{c1} \\ f\alpha_2 \sin(\phi) & f\alpha_2 \cos(\phi) & -x_{c2} \\ 0 & 0 & -2S_c \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

onde $s_T = [x_c^T \ S_c]^T$ foi definido como o vetor de características do alvo na imagem e $v = [\dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z}]^T$ como o vetor de entrada. O diagrama em blocos do sistema segue na Figura 6.1.

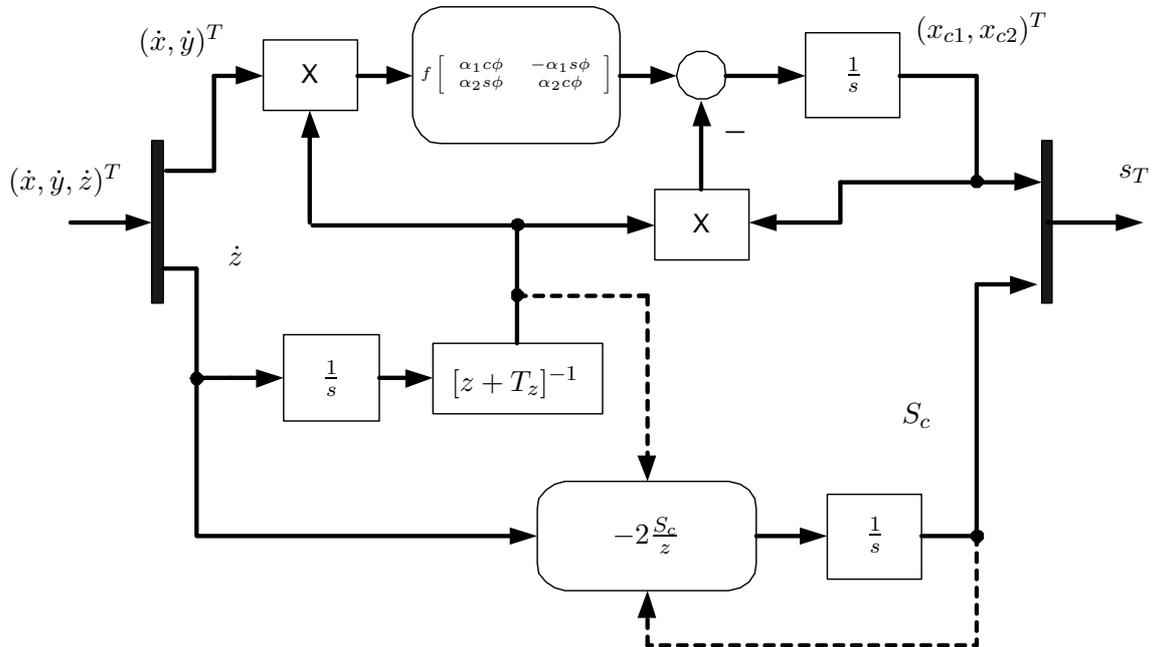


FIGURA 6.1: Sistema de servovisão 3D em malha aberta.

O objetivo é projetar uma lei de controle cinemático v para rastrear uma dada trajetória (x_{cm}^T, S_c^*) definida na imagem. Observando a estrutura do sistema em (6.1)

e seu diagrama apresentado na Figura 6.1, percebe-se que o objetivo geral colocado acima pode ser alcançado em termos das soluções dos dois sub-sistemas existentes em (6.1): o escalar 1D, governado pela terceira equação diferencial, e o multivariável 2D, governado pelas duas primeiras equações.

Aqui, vale ressaltar que, embora estes dois sub-sistemas tenham uma interação significativa, eles são apenas parcialmente acoplados. Isto fica claro na Figura 6.1 onde se observa que a dinâmica de S_c não é afetada por $(\dot{x}, \dot{y})^T$ ou pelas componentes do vetor de x_c . Isto facilita o projeto de controle.

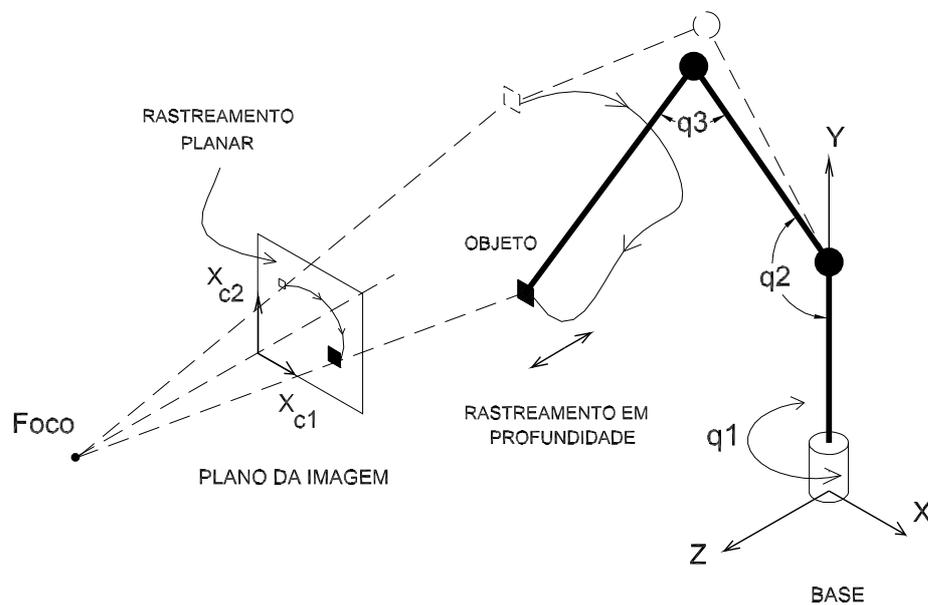


FIGURA 6.2: O problema de rastreamento 3D.

6.4 Projeto de controle

Hipótese 6.1 *O alvo de interesse é plano.*

Hipótese 6.2 *A área projetada do alvo é limitada por duas constantes conhecidas $S_m, S_M > 0$, isto é, $S_m < S_c(t) < S_M$.*

A principal razão em se adotar a Hipótese 6.1 é excluir os movimentos do manipulador que resultem em rotações relativas entre o alvo planar e a câmera. Isto assegura

que a área projetada $S_c(t)$ do alvo varia apenas com a profundidade $z(t)$. De fato, já se sabe da referência (Haralick & Shapiro 1993, página 50) que tais rotações têm influência significativa na área projetada dos objetos, mesmo a uma profundidade constante. A Figura 6.3 ilustra um exemplo de variação da área projetada devida a rotações relativas entre o objeto e o plano da imagem. A Hipótese 6.2 apenas garante a existência de um alvo dentro do campo de visão útil da câmera.

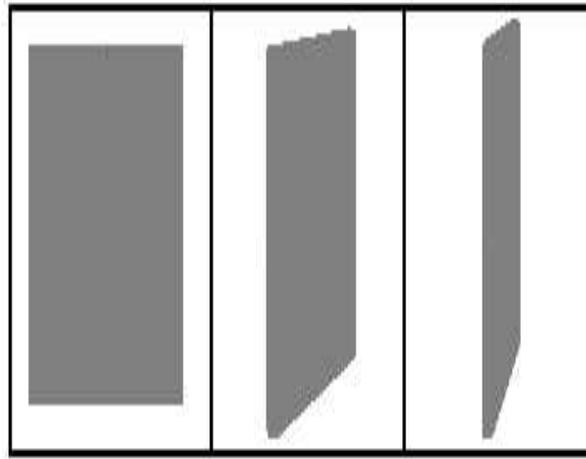


FIGURA 6.3: Objeto plano. Rotação do objeto em relação ao plano da imagem: da esquerda para a direita 0° , 60° e 80° .

Seguindo procedimentos semelhantes aos adotados nas Seções anteriores, o objetivo de controle de cada sub-sistema é definido em termos do rastreamento de um modelo de referência. Antes, entretanto, define-se, por conveniência, uma mudança de escala no vetor de controle v , a saber:

$$W = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ w_3 \end{bmatrix} = \left(\frac{S_c}{S_{c_0}} \right)^{\frac{1}{2}} v, \quad (6.2)$$

onde assume-se que S_{c_0} é uma área inicial conhecida do alvo de interesse e S_c é o valor da área capturada pela câmera a cada instante.

6.4.1 Sub-sistema escalar 1D

Reescrevendo \dot{S}_c , agora baseado em (6.1), (2.16) e (6.2), tem-se

$$\dot{S}_c = -\frac{2S_c}{z} \dot{z} = \frac{-2}{z_0} S_c w_3 = k_3 \bar{w}_3, \quad (6.3)$$

onde

$$k_3 = -2/z_0, \quad (6.4)$$

$$\bar{w}_3 = S_c w_3. \quad (6.5)$$

Um simples modelo de referência para este sistema pode ser escolhido na forma:

$$\dot{S}_{cM} = -\lambda_m S_{cM} + \lambda_m S_c^*, \quad (6.6)$$

com $\lambda_m > 0$ e sendo S_c^* um valor de referência. Neste caso, a lei de controle ideal \bar{w}_3^* a ser aplicada em (6.3) que promove o rastreamento assintótico de (6.6), é dada por

$$\bar{w}_3^* = b_3^* \xi, \quad (6.7)$$

$$b_3^* = \frac{\lambda_m}{k_3}, \quad \xi = S_c^* - S_c.$$

Utilizando o *princípio da equivalência certa* (Ioannou & Sun 1996) em (6.7), define-se uma lei do tipo

$$\bar{w}_3 = b_3 \xi, \quad (6.8)$$

que, quando aplicada em (6.3), resulta na seguinte equação de erro em malha fechada:

$$\dot{e}_s = -\lambda_m e_s + k_3 \tilde{b}_3 \xi, \quad (6.9)$$

com $e_s = S_c - S_{cM}$ e $\tilde{b}_3 = b_3 - b_3^*$. Se o sinal do ganho escalar k_3 for conhecido, então é possível definir uma lei de adaptação de parâmetros que garanta a estabilidade assintótica de $e_s(t)$ e a limitação uniforme de todos os sinais em malha fechada (Ioannou

& Sun 1996). Aqui, esta lei de adaptação é dada por

$$\dot{\tilde{b}}_3 = -\gamma_3 \operatorname{sign}(k_3) e_s \xi, \quad \gamma_3 > 0. \quad (6.10)$$

6.4.1.1 Análise Simplificada

Considere-se a seguinte função de Lyapunov candidata:

$$V(e_s, \tilde{b}_3) = \frac{1}{2} \left(e_s^2 + \gamma_3^{-1} |k_3| \tilde{b}_3^2 \right). \quad (6.11)$$

A derivada temporal de (6.11) sobre a trajetória de (6.9), resulta em

$$\dot{V}(e_s, \tilde{b}_3) = -\lambda_m e_s^2 + e_s k_3 \tilde{b}_3 \xi + \gamma_3^{-1} |k_3| \tilde{b}_3 \dot{\tilde{b}}_3, \quad (6.12)$$

que, por virtude de (6.10), reduz-se a

$$\dot{V}(e_s, \tilde{b}_3) = -\lambda_m e_s^2 \leq 0. \quad (6.13)$$

Assim, a limitação uniforme dos sinais em malha fechada fica demonstrada a partir das funções (6.11) e (6.13). Derivando-se (6.13) em relação ao tempo, verifica-se que $\ddot{V}(e_s, \tilde{b}_3)$ é limitada e, pelo *Lema de Barbalat* conclui-se finalmente que $\lim_{t \rightarrow \infty} e_s(t) \rightarrow 0$.

6.4.2 Sub-sistema multivariável 2D

Uma vez que o sinal de controle \dot{z} foi projetado convenientemente, o objetivo agora é promover o rastreamento assintótico 2D de uma trajetória desejada, a ser definida na imagem. Reescrevendo a equação diferencial, a partir de (6.1) e (6.2), tem-se:

$$\dot{x}_c = K_T u + G_p w_p, \quad (6.14)$$

com

$$K_T = \frac{f}{z_0} \begin{bmatrix} \alpha_1 c \phi & -\alpha_1 s \phi \\ \alpha_2 s \phi & \alpha_2 c \phi \end{bmatrix}, \quad u = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix},$$

$$G_p = \frac{f}{z_0} \begin{bmatrix} -\alpha_1 & 0 \\ 0 & -\alpha_2 \end{bmatrix}, \quad w_p = w_3 \begin{bmatrix} x_{c1} \\ x_{c2} \end{bmatrix}.$$

Se o modelo de referência para este sub-sistema for definido por:

$$\dot{x}_{cM} = -\lambda_m x_{cM} + \lambda_m r_c, \quad (6.15)$$

então, uma parametrização para o controlador pode ser obtida, escolhendo-se

$$u = u^* = (K_T)^{-1} \underbrace{[-G_p w_p - \lambda e_c + \dot{x}_{cm}]}_{\sigma_0} = P_0^* \sigma_0, \quad (6.16)$$

$$u = P_0 \sigma_0. \quad (6.17)$$

Aproveitando-se os desenvolvimentos da Seção 3.6, é fácil chegar até a equação de erro:

$$\dot{e}_c = -\lambda_m e_c + S_0 D_0 \left(u - \begin{bmatrix} \Theta_{1s}^{*T} \Omega_{1s} \\ \Theta_{2s}^{*T} \Omega_{2s} \end{bmatrix} \right), \quad (6.18)$$

de onde se pode obter a parametrização:

$$u = [\Phi_{1s}^T \Omega_{1s}, \Theta_{2s}^T \Omega_{2s}]^T, \quad (6.19)$$

$$\Omega_{1s}^T = [\sigma_0^T, u_2], \quad \Omega_{2s}^T = [\sigma_0^T], \quad \sigma_0 = \left[(-\lambda e_c + \dot{x}_{cm})^T \quad w_p^T \right]^T. \quad (6.20)$$

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{\Theta}}_{1s} &= -\gamma \text{sign}(d_{01}) e_{c1} \Omega_{1s}, \\ \dot{\tilde{\Theta}}_{2s} &= -\gamma \text{sign}(d_{02}) e_{c2} \Omega_{2s}. \end{aligned} \quad (6.21)$$

Daí por diante, basta utilizar o algoritmo da Tabela 3.2.

O mesmo pode ser feito em relação a Seção 3.5, se uma solução via método I&I for desejada (Zachi, Hsu, Ortega & Lizarralde 2006). Note-se que no caso de controle I&I da Seção 3.5, a única alteração significativa ocorre no interior da matriz regressora Ψ . Assim, o algoritmo da Tabela 3.1 pode ser aproveitado bastando para isso considerar

as novas quantidades a seguir:

$$u_f = \Psi_{0f}(\hat{\Phi}_0 + \beta_0), \quad (6.22)$$

$$\Psi_{0f} := \begin{bmatrix} \sigma_f^T & \underline{0}^T & w_{pf}^T & \underline{0}^T \\ \underline{0}^T & \sigma_f^T & \underline{0}^T & w_{pf}^T \end{bmatrix}, \quad (6.23)$$

$$\sigma_f = \lambda_f e_{cf} - \dot{x}_{cmf}. \quad (6.24)$$

$$\beta_0 = -\Psi_{0f}^T \Gamma^{-1} e_{cf}, \quad (6.25)$$

$$\dot{\hat{\Phi}}_0 = -\lambda_f [2\Psi_{0f} - \Psi_0]^T \Gamma^{-1} e_{cf}, \quad (6.26)$$

Os resultados da aplicação da técnica de controle adaptativo SDU no sistema de servovisão 3D, seguem reunidos nos Teorema 6.1. Um resumo do controlador é apresentado na Tabela 6.1:

Teorema 6.1 (*Zachi, Hsu & Lizarralde 2004, Zachi, Hsu, Lizarralde & Leite 2006*)
Considere-se o sistema de servovisão adaptativa 3D descrito por (6.1), o modelo de referência em (6.6) e (6.15), as leis de controle (6.2)-(6.8) e (4.65), e as leis de adaptação (6.10) e (6.21). Se as Hipóteses 3.1, 3.2, 3.3, 6.1 e 6.2 são válidas, então (a) todos os sinais em malha fechada são uniformemente limitados; (b) $\lim_{t \rightarrow \infty} \zeta(t) \rightarrow 0$, sendo $\zeta(t) := [e_c^T, e_s]^T$ o vetor de erro do sistema.

Corolário 6.1 *Se os vetores regressores $\xi(t)$, $\Omega(t)$ do Teorema 6.1 são persistentemente excitados e, além disso, $r_c, \dot{r}_c, S_c^*, \dot{S}_c^* \in L_\infty$, então todo o vetor de erro $[\zeta(t)^T, \tilde{b}_3, \tilde{\Psi}^T]^T$ é exponencialmente estável em uma bola fechada (finita) em torno da origem (a prova detalhada pode ser encontrada na referência (Hsu & Aquino 1999)).*

Observação 6.1 *Os resultados obtidos com a aplicação do método I&I no caso 3D, são similares aos estabelecidos no Teorema 3.1. ao da Seção 3.5.3, exceto pela inserção de uma equação dinâmica escalar adicional, desacoplada das demais e, pela introdução das matrizes regressoras Ψ_0, Ψ_{0f} no lugar de Ψ, Ψ_f , respectivamente.*

TABELA 6.1: Algoritmo proposto para o controle adaptativo de sistemas de servovisão 3D via Método SDU tradicional.

Modelo de referência	$\dot{x}_{cm} = -\lambda x_{cm} + \lambda r(t)$ $\dot{S}_{cM} = -\lambda_m S_{cM} + \lambda_m S_c^*$
Sinal de erro	$e_c = x_c - x_{cm}$ $e_s = S_c - S_{cM}$
Vetor regressor	$\Omega_{1s}^T = [\sigma_0^T, u_2]$, $\Omega_{2s} = \sigma_0$ $\sigma_0 = [(-\lambda e_c + \dot{x}_{cm})^T \quad w_p^T]^T$ $\xi = S_c^* - S_c$
Lei de controle	$u = [\Phi_{1s}^T \Omega_{1s}, \Theta_{2s}^T \Omega_{2s}]^T$ $\dot{z} = \frac{1}{S_c} \left(\frac{S_{c0}}{S_c} \right)^{1/2} \bar{w}_3$ $\bar{w}_3 = b_3 \xi$
Leis de adaptação	$\dot{\Theta}_{1s} = -\gamma \text{sign}(d_{01}) e_{c1} \Omega_{1s}$ $\dot{\Theta}_{2s} = -\gamma \text{sign}(d_{02}) e_{c2} \Omega_{2s}$ $\dot{b}_3 = -\gamma_3 \text{sign}(k_3) e_s \xi, \gamma_3 > 0$

Observação 6.2 *Por simplicidade, assume-se que o objeto de interesse (alvo) utilizado é uniforme, isto é, os efeitos de iluminação são desprezíveis e as propriedades físicas da superfície do objeto são consideradas ideais. Uma discussão mais detalhada acerca de algoritmos que consideram tais propriedades fotométricas pode ser encontrada nas referências (Ghosh & Loucks 1995, Soatto, Frezza & Perona 1996, Ghosh, Inaba & Takahashi 2000).*

6.4.3 Servovisão 3D com alvo esférico

É importante destacar que na execução de tarefas mais genéricas, isto é, tarefas onde a rotação do objeto (alvo) em relação à câmera é inevitável, a relação (2.16) não pode ser mais utilizada. Isto fica claro no exemplo da Figura 6.3 onde se pode observar uma mudança sensível na área projetada do alvo.

Contudo, se um *alvo esférico* (Zachi, Hsu, Lizarralde & Leite 2006) for utilizado no lugar do alvo plano considerado, é possível utilizar toda a estratégia descrita anteriormente e estender os resultados a uma classe mais geral de sistemas robóticos. De fato, utilizando-se este tipo de objeto, a área projetada do alvo na imagem fica invariante às mudanças de orientação do mesmo. Isto pode ser observado na Figura 6.5.

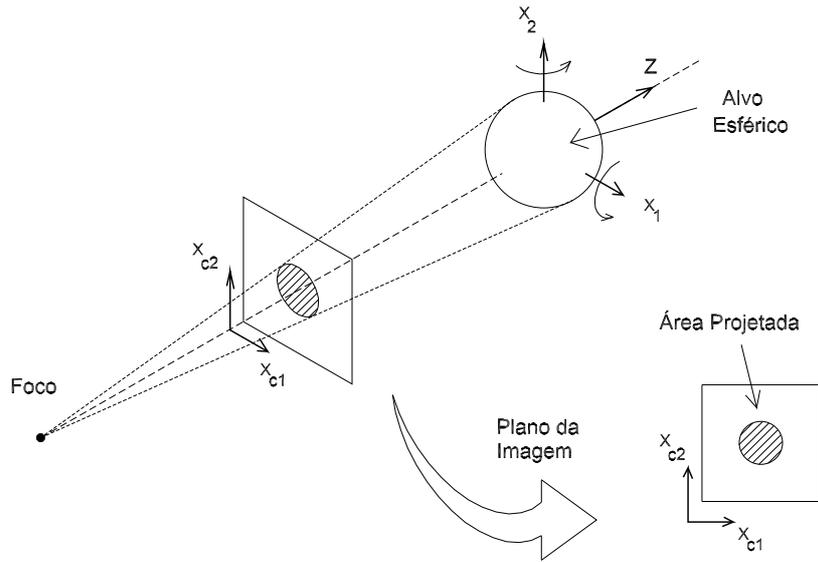


FIGURA 6.4: Projeção da área de um alvo esférico.

Entretanto, embora se consiga contornar os problemas de orientação relativa entre a câmera e o alvo, como pode ser observado da Figura 6.5, seria de fundamental importância garantir a validade da expressão (6.3). Desta forma, todos os resultados obtidos anteriormente seriam mantidos, comprovando assim a generalidade do método discutido. Felizmente, isto é possível graças às notáveis propriedades do sistema (6.3). A seguir faz-se uma análise detalhada sobre o tema.

6.4.4 Dinâmica da área de um alvo esférico

Na Figura 6.5, assumam-se que l_a e l_{ax} são objetos planos (imaginários) que geram as mesmas áreas projetadas que a esfera nas posições assinaladas. Nota-se claramente que uma simples translação do objeto esférico ao longo do eixo x , para uma mesma profundidade Z , provoca uma variação sensível tanto na área projetada l_{cx} quanto no objeto l_{ax} que a originou. Isto poderia provocar inicialmente uma interpretação equivocada sobre o modelo de projeção, sugerindo que a área projetada, agora, passaria a variar também com a translação do objeto e não apenas com a profundidade Z . O que se pretende demonstrar a seguir é que, como consequência da translação, a variação observada em l_{cx} ocorre na mesma proporção do que a observada em l_{ax} , mantendo

inalterada a relação (6.3). A demonstração é feita por semelhança de triângulos.

Da Figura 6.5, obtém-se as seguintes relações:

$$\frac{l_a}{Z} = \frac{l_c}{f}, \quad (6.27)$$

$$\begin{aligned} \frac{D_0 + l_a/2}{Z} &= \frac{d_0 + l_c/2}{f}, \\ \frac{l_{ax} + D_0 + l_a/2}{Z} &= \frac{l_{cx} + d_0 + l_c/2}{f}, \end{aligned} \quad (6.28)$$

que conduzem a conclusão de que

$$\frac{l_{ax}}{Z} = \frac{l_{cx}}{f}. \quad (6.29)$$

Note-se que no caso de uma esfera, tanto l_a quanto l_c representam regiões circulares. Entretanto, para a esfera na posição x , a perspectiva sugere que l_{ax} e l_{cx} representam possivelmente regiões elípticas. Assim, a área \bar{S}_a da elipse no plano do objeto, considerando que o eixo maior da elipse é l_{ax} e o eixo menor é $k_1 l_{ax}$, $k_1 < 1 \in \Re$, será dada por:

$$\bar{S}_a = \pi(l_{ax})(k_1 l_{ax}), \quad (6.30)$$

$$\bar{S}_a = k_1 \pi \left(\frac{Z}{f} \right)^2 (l_{cx})^2,$$

$$\bar{S}_a = \left(\frac{Z}{f} \right)^2 (\pi)(l_{cx})(k_1 l_{cx}),$$

$$\bar{S}_a = \left(\frac{Z}{f} \right)^2 \bar{S}_c,$$

$$\frac{\bar{S}_a}{\bar{S}_c} = \left(\frac{Z}{f} \right)^2, \quad (6.31)$$

sendo \bar{S}_c a área da elipse projetada na imagem. Como f e Z são constantes nesta análise, conclui-se a partir da equação (6.31), que qualquer mudança de escala $k_0(x)$ aplicada a \bar{S}_a será também aplicada em \bar{S}_c . A demonstração também poderia ter

partido da equação (2.16), definindo-se uma área $\bar{S}_c = k_0(x)S_c$, isto é:

$$\begin{aligned}
 Z &= Z_0 \left(\frac{S_{c0}}{S_c} \right)^{\frac{1}{2}}, \\
 Z &= Z_0 \left(\frac{S_{c0}}{\bar{S}_c/k_0(x)} \right)^{\frac{1}{2}}, \\
 Z &= Z_0 \left(\frac{S_{c0}k_0(x)}{\bar{S}_c} \right)^{\frac{1}{2}}, \\
 Z &= Z_0 \left(\frac{\bar{S}_{c0}}{\bar{S}_c} \right)^{\frac{1}{2}},
 \end{aligned} \tag{6.32}$$

que, por derivação em relação ao tempo, conduz a:

$$\dot{\bar{S}}_c = -2 \left(\frac{\bar{S}_c}{Z} \right) \dot{Z}. \tag{6.33}$$

6.5 Resultados de simulação

Esta seção apresenta alguns resultados de simulação obtidos com a implementação do controlador servovisual 3D em um robô cinemático de 3 graus de liberdade. Os valores utilizados na simulação do sistema em (6.1) foram:

$$\begin{aligned}
 f &= 6,0 \text{ mm}, \\
 \phi &= \pi/6 \text{ rad}, \\
 \alpha_1 &= \alpha_2 = 83 \text{ pixel/mm}, \\
 S_{c0} &= 1 \text{ pixel}, \\
 z_0 &= 1 \text{ m}, \\
 S_c^* &= 1 \text{ pixel}.
 \end{aligned}$$

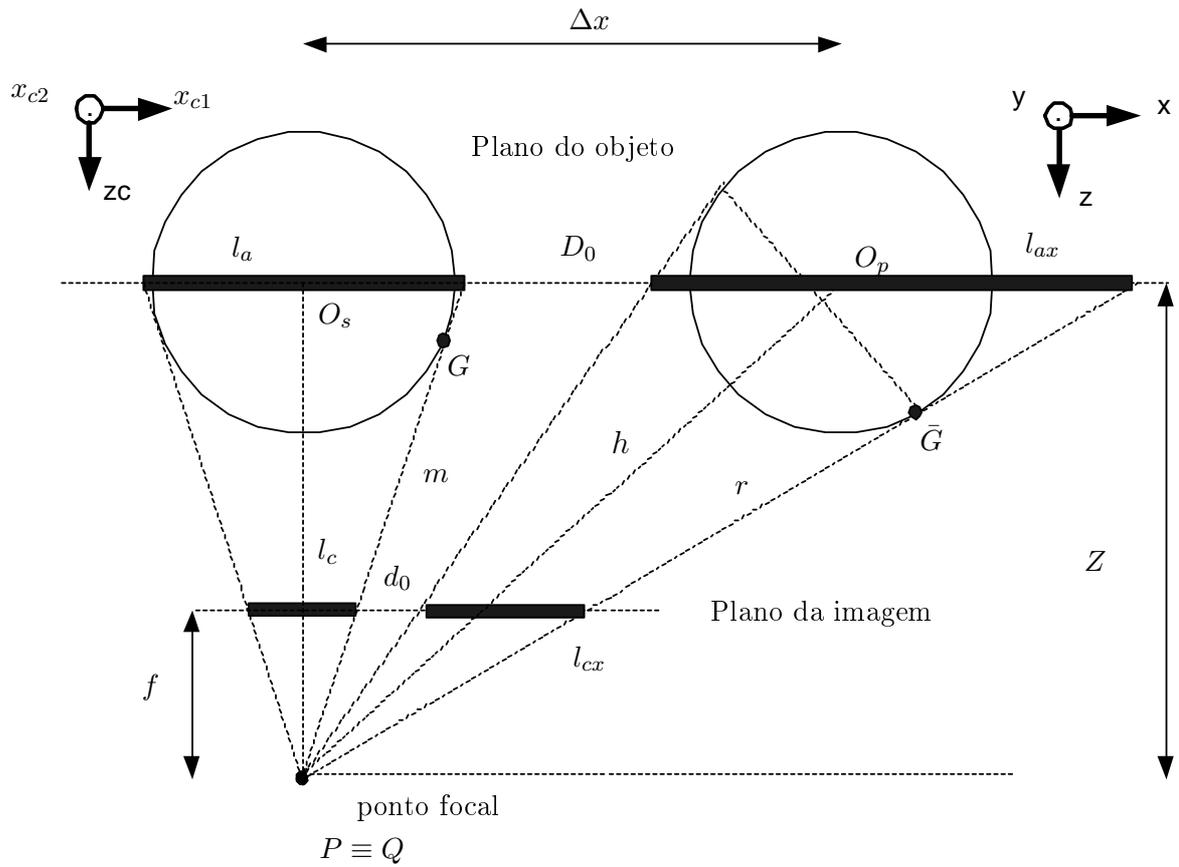


FIGURA 6.5: Projeção da área de um alvo esférico. Análise em uma dimensão.

Os controladores adaptativos (6.8), (6.10) e (4.65), (6.21) foram implementados com:

$$\gamma_3 = 0,4,$$

$$\gamma = 20,$$

$$\lambda_M = 2,$$

$$\omega_n = 0,5 \text{ rad/s},$$

$$r_{c1}(t) = \text{sen}(\omega_n t),$$

$$r_{c2}(t) = \text{cos}(\omega_n t),$$

$$b_3(0) = 0,$$

$$\Phi_1(0) = [0; 0; 0; 0; 0]^T,$$

$$\Phi_2(0) = [0; 0; 0; 0]^T,$$

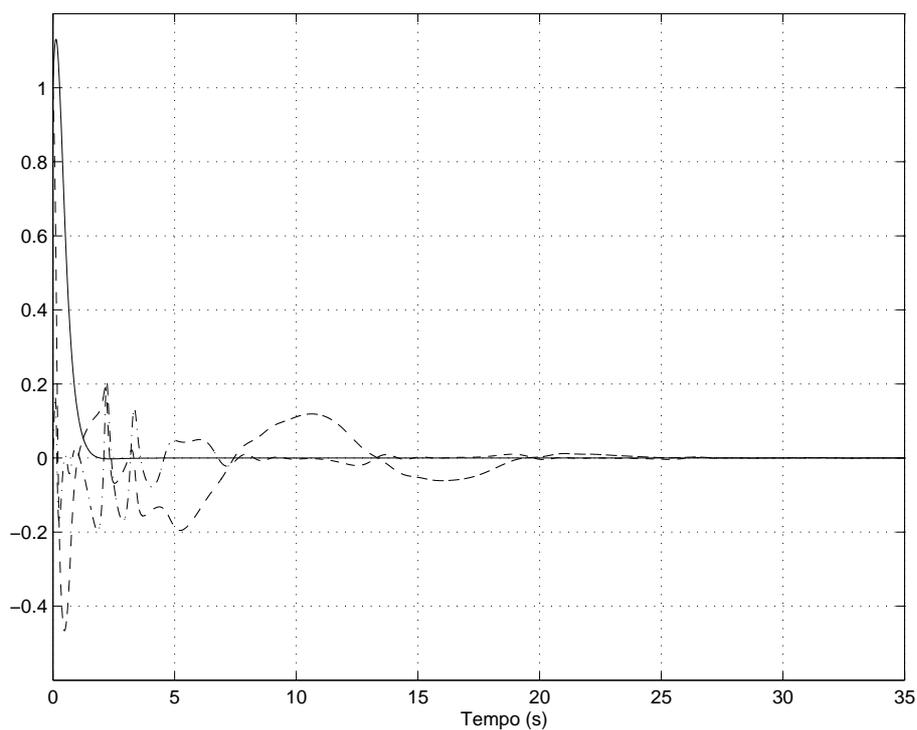


FIGURA 6.6: Simulação. Aplicação MRAC escalar no sub-sistema 1D e SDU no sub-sistema 2D. Erros de rastreamento (em pixel normalizado): e_{c1} (-.-); e_{c2} (- -); e_s (-).

Os resultados obtidos com a estratégia de controle do Teorema 6.1 seguem nas Figuras 6.6–6.13. Na Figura 6.6 mostra-se a convergência do erro de rastreamento.

Os comportamentos dos parâmetros dos controladores podem ser vistos nas Figuras 6.7, 6.8, 6.9. Note-se que após o período de adaptação todos tendem a um valor constante de regime. Os sinais de controle cartesianos são apresentados na Figura 6.10. A variação de profundidade devida ao controle é ilustrada na Figura 6.11. As trajetórias no plano da imagem são apresentadas na Figura 6.12. Note-se que o rastreamento é bem comportado apesar da influência do controle em profundidade. A Figura 6.13 mostra a trajetória percorrida pelo efetuador no espaço de trabalho.

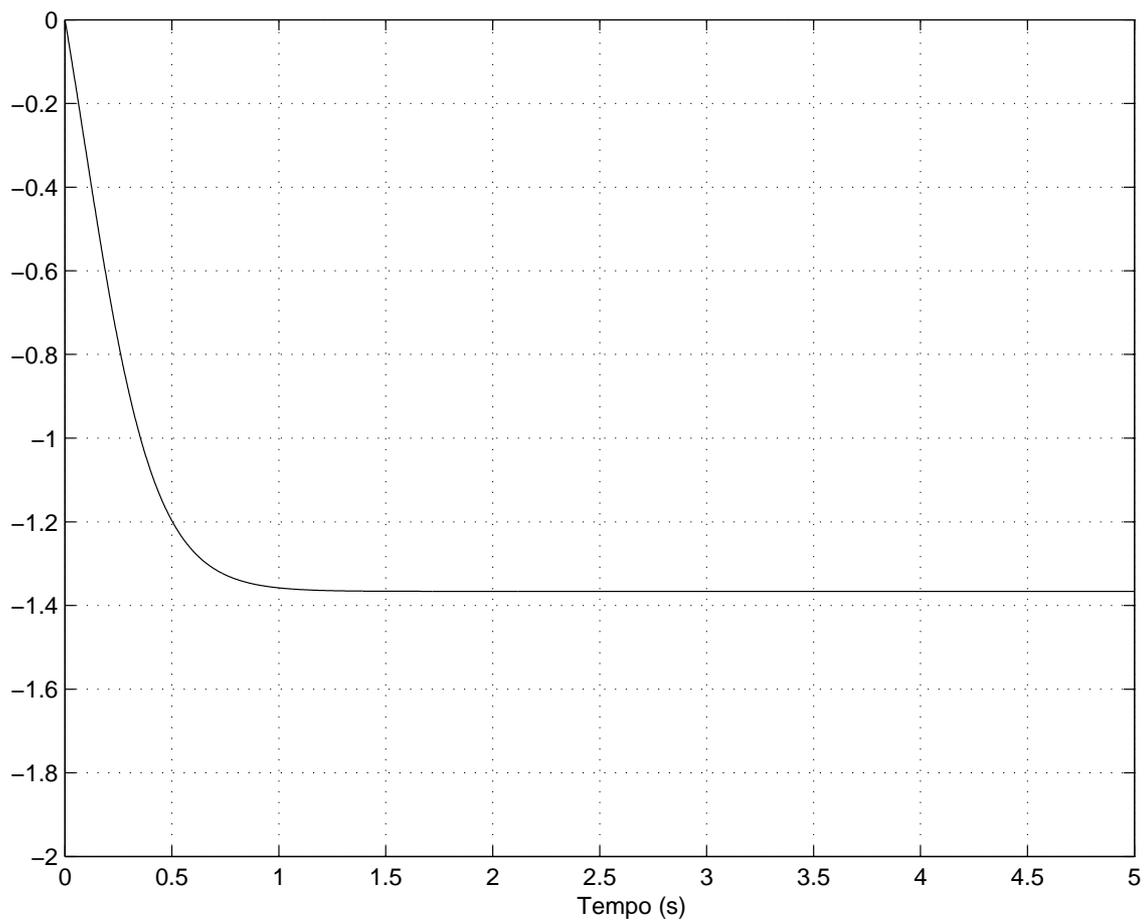


FIGURA 6.7: Simulação. Aplicação MRAC escalar no sub-sistema 1D. Comportamento do parâmetro b_3 .

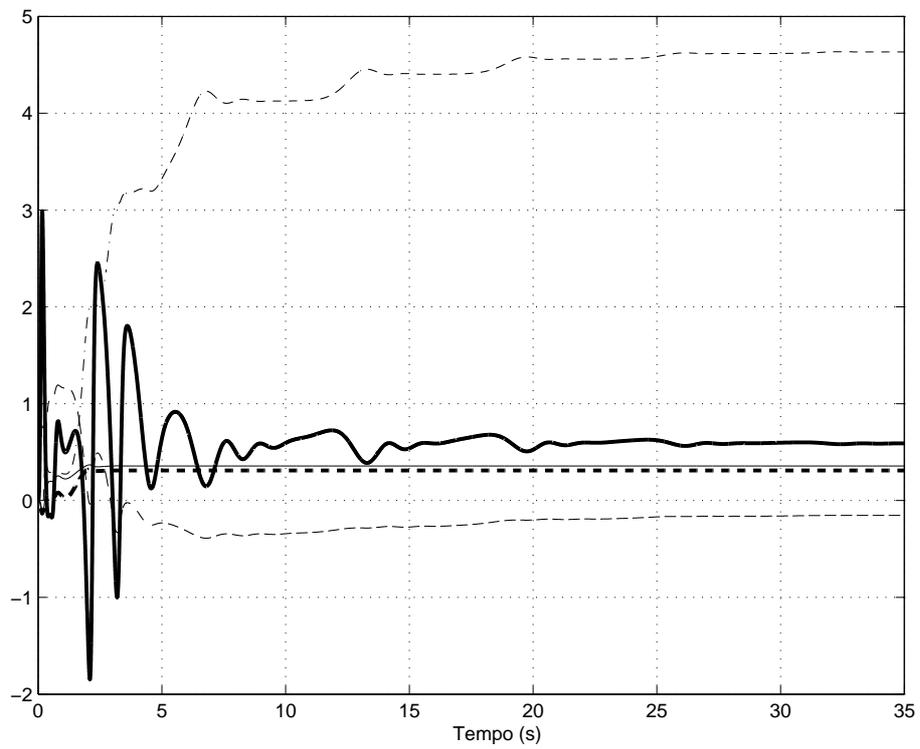


FIGURA 6.8: Simulação. Aplicação do SDU no caso 3D. Comportamento dos parâmetros do vetor Θ_{1s} .

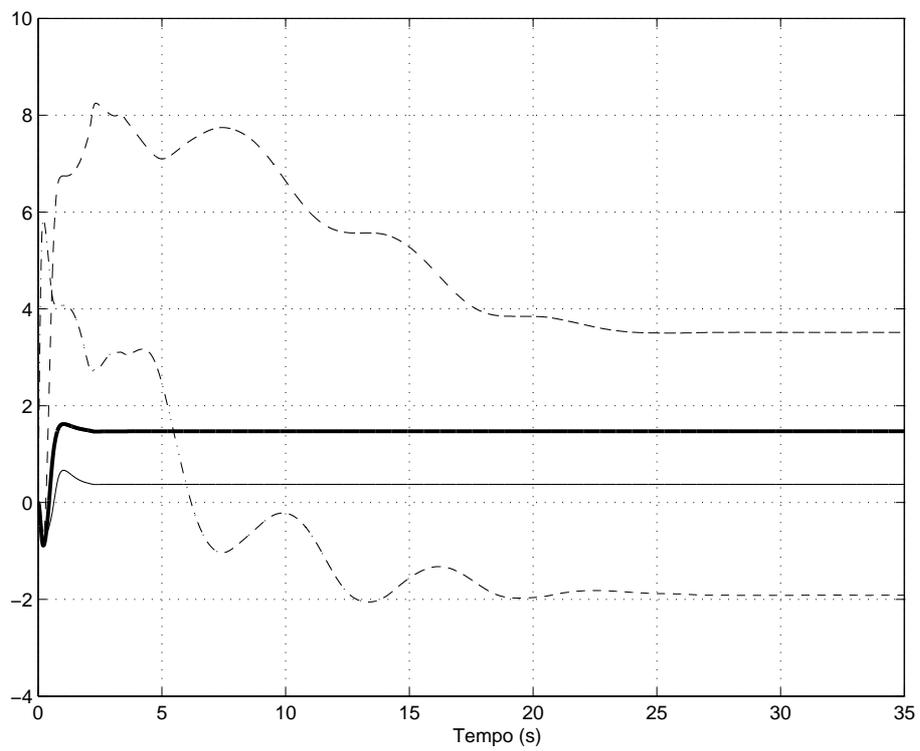


FIGURA 6.9: Simulação. Aplicação do SDU no caso 3D. Comportamento dos parâmetros do vetor Θ_{2s} .

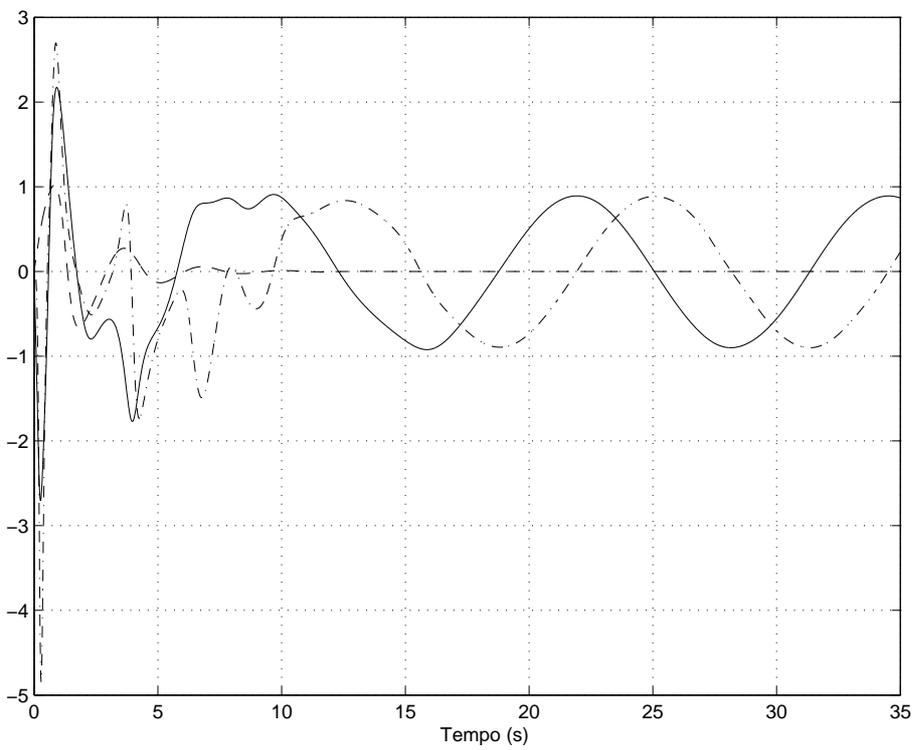


FIGURA 6.10: Simulação. Aplicação do SDU no caso 3D. Sinais de controles (em mm/s): v_1 (-·-); v_2 (-); v_3 (- -).

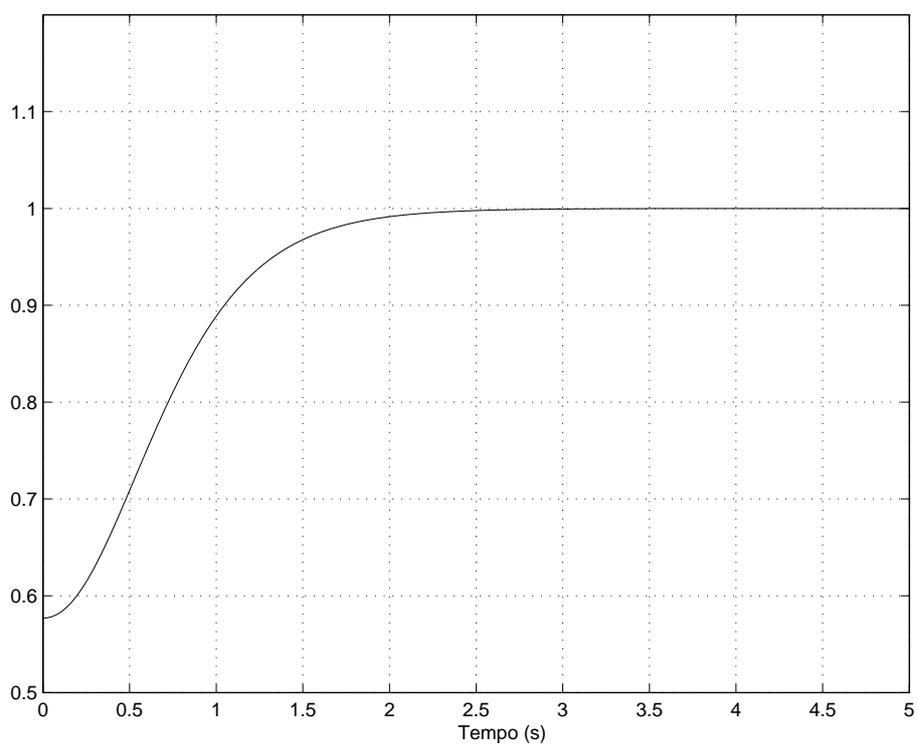


FIGURA 6.11: Simulação. Aplicação do SDU no caso 3D. Variação de profundidade z (em metros).

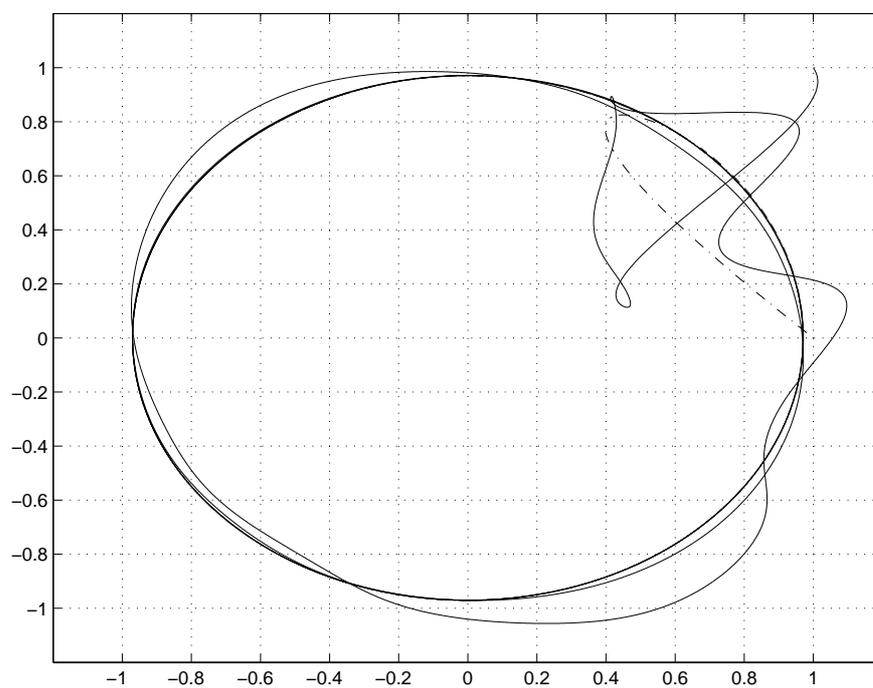


FIGURA 6.12: Simulação. Aplicação do SDU no caso 3D. Trajetórias no plano da imagem (em pixel normalizado): $x_{cm}(-\cdot-)$; $x_c(-)$.

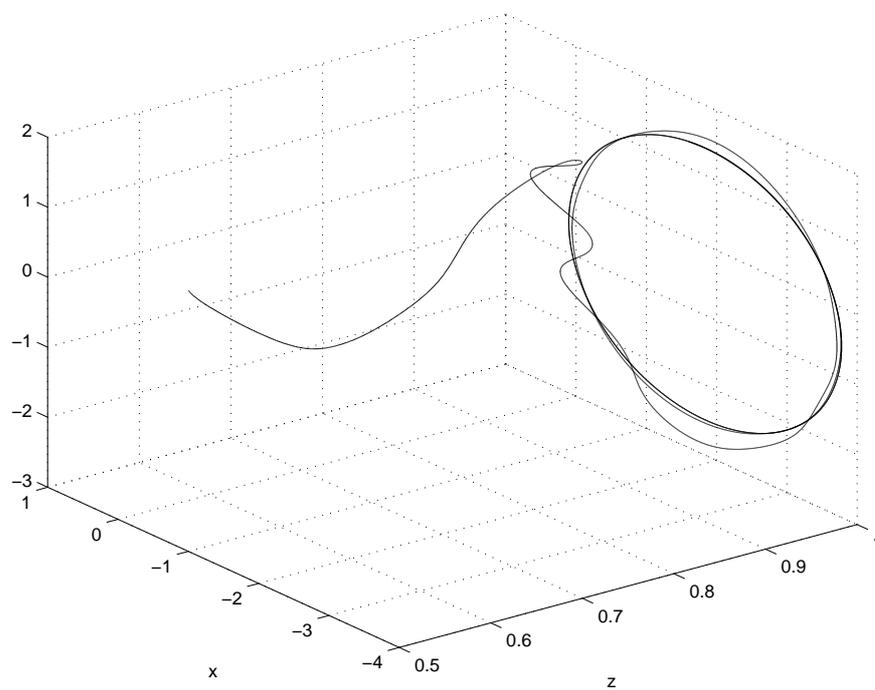


FIGURA 6.13: Resultado de simulação com o controlado SDU no caso 3D. Trajetória do efetador (mm).

6.6 Resultados experimentais

Aqui, apresenta-se os resultados experimentais obtidos com a implementação do controlador adaptativo servovisual, aplicado em um manipulador cinemático Zebra-Zero (IMI Inc.). Uma câmera CCD com distância focal $f = 6mm$ foi posicionada em frente ao manipulador a uma distância de $1 m$. Utiliza-se uma esfera de cor branca alocada no efetuador do robô (Figura 6.14). As grandezas extraídas da imagem são as coordenadas do centróide da projeção da esfera e sua área projetada. As imagens de 640×480 *pixels* são capturadas através de uma placa dedicada (*Matrox Frame Grabber*) a uma taxa de 30 quadros por segundo em 256 níveis de cinza. A fim de reduzir o esforço computacional todo o processamento de imagem é realizado em uma sub-janela de tamanho 100×100 *pixels*.

As leis de controle (6.8) e (6.17) foram codificadas em linguagem C e executadas a 35 milisegundos em um Pentium 200 com sistema operacional Linux. Os comandos de velocidade para as juntas do robô, gerados a partir das leis acima, são enviados a placa ISA do Zebra-Zero que fecha a malha de velocidade de cada junta através de microcontroladores HCTL1100 (HP Inc.) operando em modo proporcional a uma taxa de 0.52 milisegundos.

As condições iniciais adotadas para os parâmetros do controlador (Zachi, Hsu, Lizarralde & Leite 2006) foram:

$$\begin{aligned} b_3(0) &= 0, \\ \Phi_1(0) &= [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T, \\ \Phi_2(0) &= [0 \ 0 \ 0 \ 0]^T, \\ \gamma_3 &= 5 \times 10^{-3}, \\ \lambda_m &= 1, 0, \\ \gamma &= 2 \times 10^{-3}, \\ \lambda_M &= 1, 0, \\ S_c^* &= 700 \text{ pixels}. \end{aligned}$$

A Figura 6.15 mostra os erros de rastreamento e_c e e_s . Observa-se que estes erros

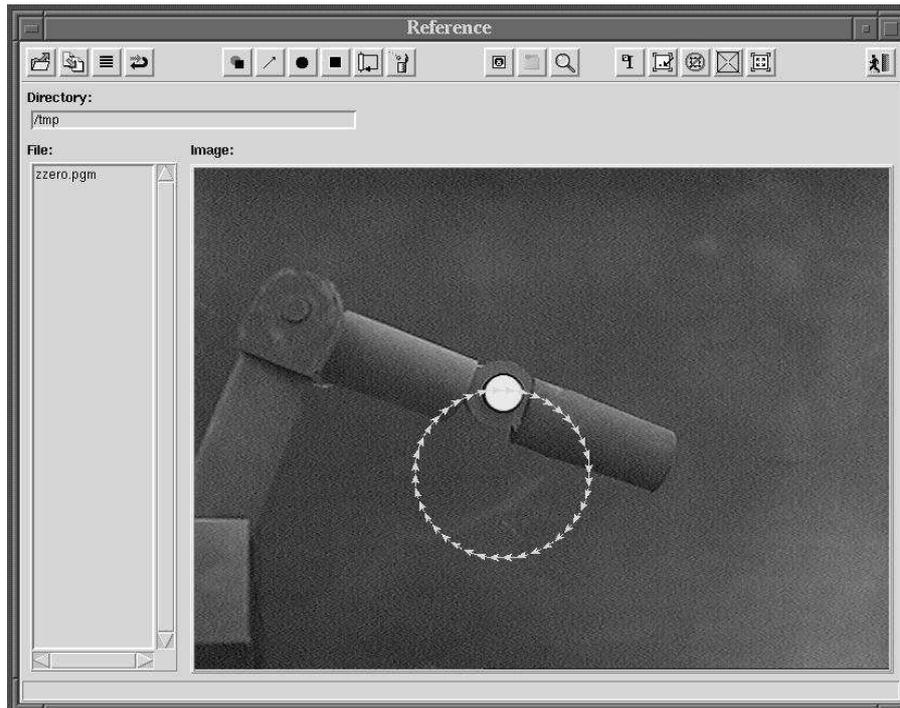


FIGURA 6.14: Testes experimentais com o controlado SDU no caso 3D. Definição do alvo e da trajetória desejada no plano da imagem.

tendem para uma região residual da ordem de 4 *pixels* e 10 *pixels*, respectivamente, possivelmente pela utilização de uma baixa taxa de amostragem (30 Hz). A Figura 6.16 apresenta o comportamento das coordenadas do alvo e sua área projetada ao longo do tempo. Os sinais de controle cartesiano e das juntas seguem ilustrados na Figura 6.17. A trajetória do alvo no plano da imagem é apresentada na Figura 6.18 enquanto que a trajetória correspondente no espaço do robô, obtida via *encoders*, segue na Figura 6.19. Neste gráfico se observa inclusive, o estágio inicial de regulação em $x_{c1}(0), x_{c2}(0)$ implementado.

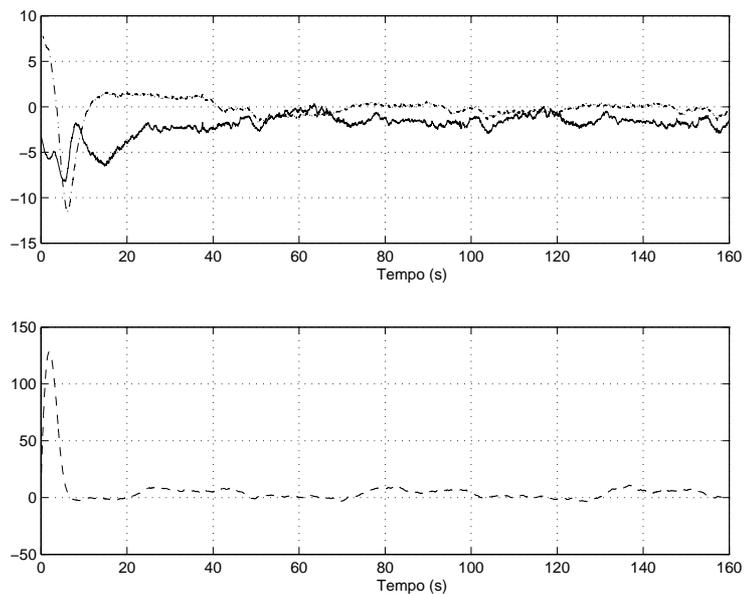


FIGURA 6.15: Testes experimentais com o controlado SDU no caso 3D. Erros de rastreamento (pixels): (---) e_{c1} , (-) e_{c2} , (- · -) e_s .

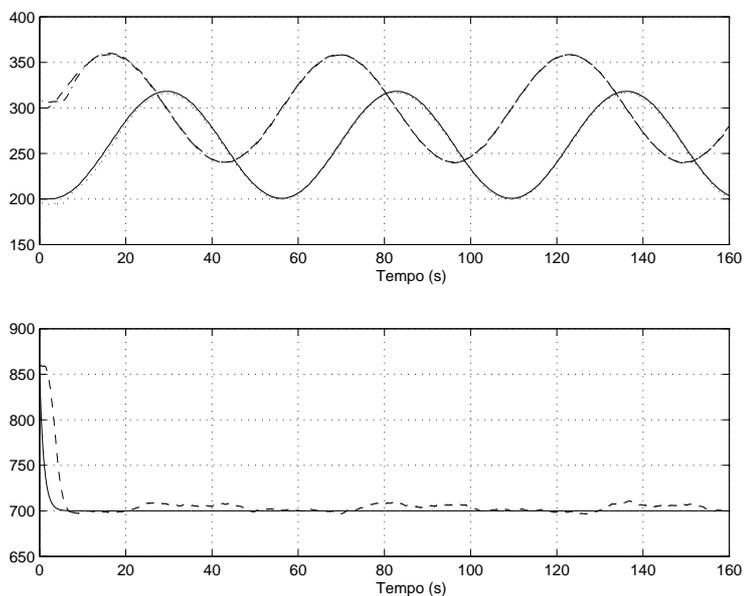


FIGURA 6.16: Testes experimentais com o controlado SDU no caso 3D. Trajetórias no plano da imagem (pixels): (---) x_{c1} , (- · -) x_{cm1} , (·) x_{c2} , (-) x_{cm2} , (-) S_{cm} , (- · -) S_c .

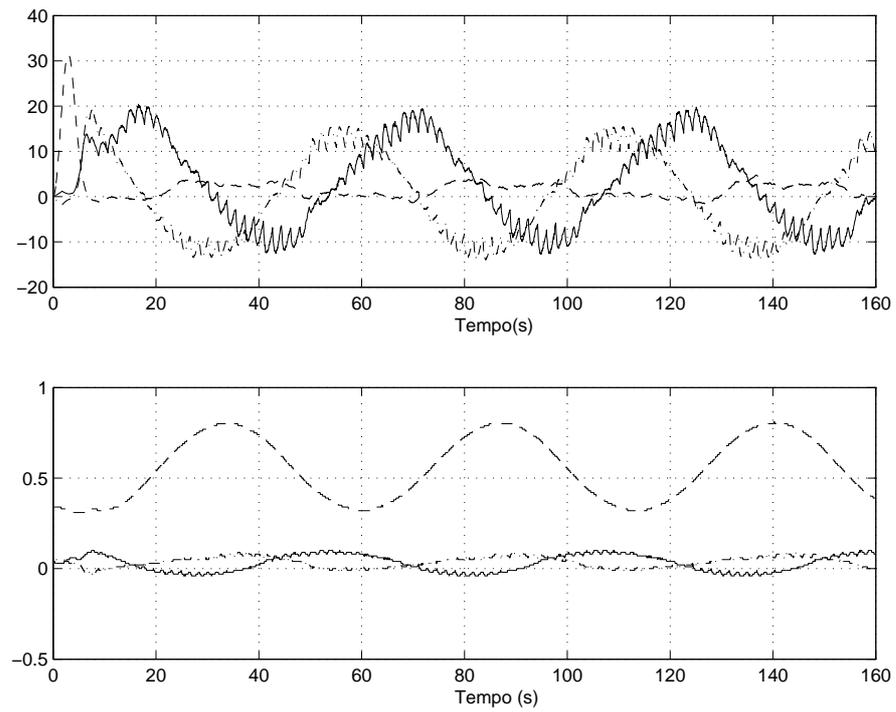


FIGURA 6.17: Testes experimentais com o controlado SDU no caso 3D. Sinais de de controle cartesiano (mm/s) e nas juntas (rad/s): Parte superior: (---) v_1 , (—) v_2 , (- · -) v_3 ; Parte inferior - (---) \dot{q}_1 , (—) \dot{q}_2 , (- · -) \dot{q}_3 .

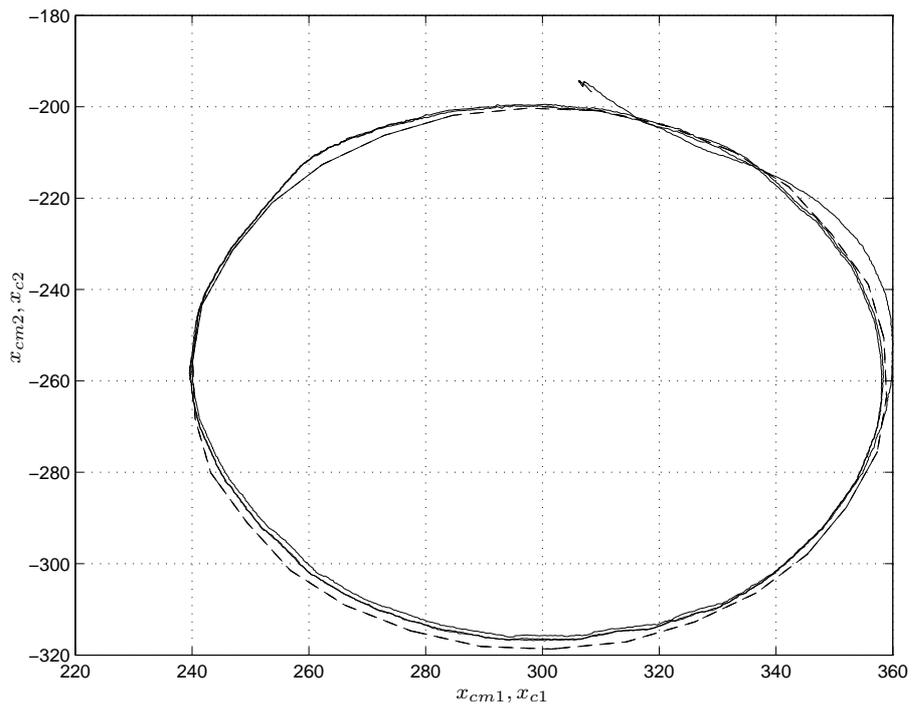


FIGURA 6.18: Testes experimentais com o controlado SDU no caso 3D. Trajetórias no plano da imagem (pixels): $(- \cdot -)$ x_{cM} , $(-)$ x_c .

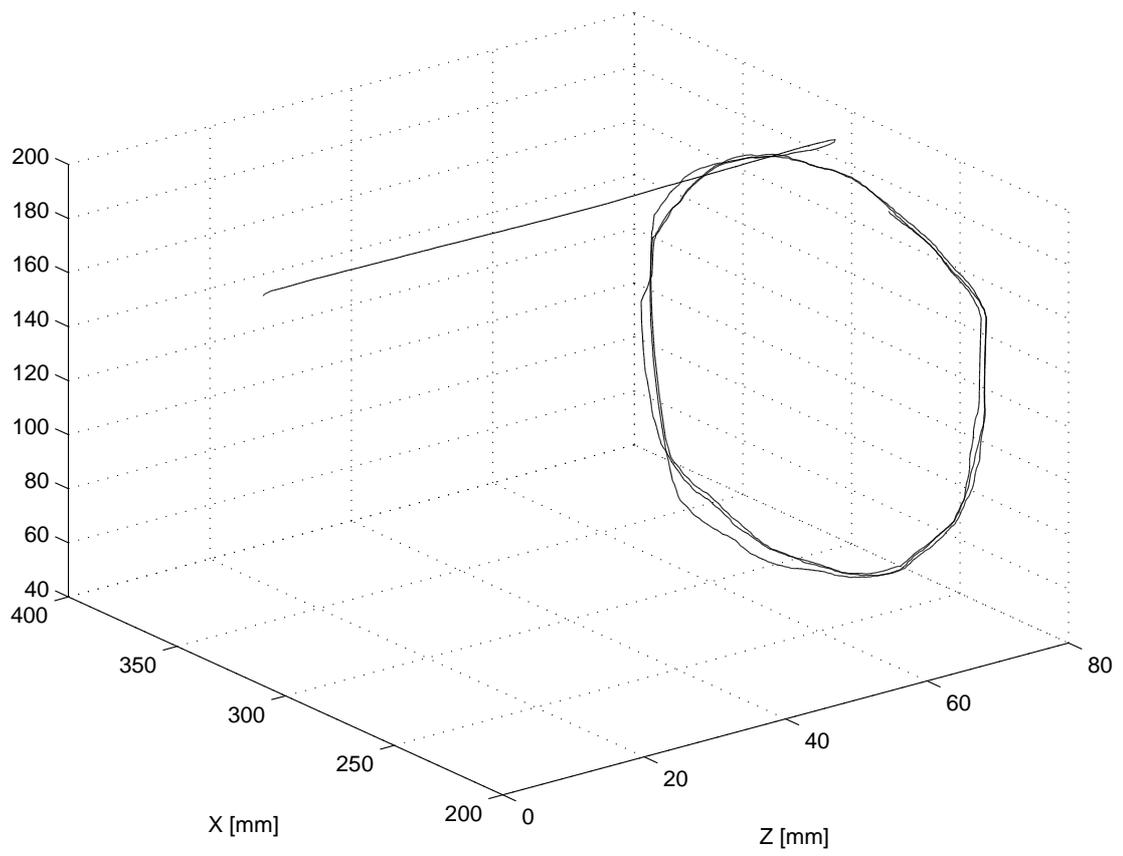


FIGURA 6.19: Testes experimentais com o controlador SDU no caso 3D. Trajetória do efetuador (mm).

Observação 6.3 *Nos teste experimentais do caso 3D, foi utilizada uma etapa de filtragem para atenuar os níveis de ruído presentes na medida da área projetada S_c .*

6.7 Resumo e comentários finais

Este capítulo abordou o controle por servovisão 3D de sistemas robóticos cinemáticos. Ainda considerando as incertezas nos parâmetros intrínsecos da câmera, discute-se a implementação de um controlador adaptativo para solucionar o problema de rastreamento 3D. A contribuição do capítulo está no fato de que o rastreamento assintótico é atingido sem utilizar explicitamente a medida da profundidade Z entre o objeto (alvo) e o ponto focal da câmera. Isto foi conseguido utilizando-se na lei de controle a medida da área projetada do alvo na imagem. Simulações numéricas foram apresentadas para ilustrar a eficiência do método. Testes experimentais foram realizados com a aplicação da estratégia proposta em um manipulador real.

No próximo capítulo será dada atenção ao caso de sistemas robóticos com dinâmica incerta e não desprezível. A servovisão 3D será discutida a luz dos resultados obtidos neste Capítulo em conjunto com uma nova formulação baseada no conceito de *Funções de erro não-linear*.

Capítulo 7

Implementação da Servovisão 3D Sem Utilizar a Medida de Velocidade no Plano da Imagem

7.1 Apresentação

O problema de controle de manipuladores com dinâmica incerta por servovisão 3D é tratado neste Capítulo. O objetivo é redefinir o algoritmo de controle cinemático desenvolvido no Capítulo 6 a fim de combiná-lo com as leis de controle discutidas no Capítulo 4, em uma estrutura em cascata. O Capítulo também introduz o conceito de funções de erro não-lineares que é utilizado na redefinição da lei de controle. A estabilidade do sistema em cascata é analisada rigorosamente e apresentada no decorrer do texto.

7.2 Organização do Capítulo

A Seção 7.3 apresenta a formulação do problema de controle de manipuladores por servovisão 3D. Nas Seções 7.4 e 7.5, o projeto de controle é discutido utilizando o conceito de funções de erro não-lineares. As análises de estabilidade das estruturas em casacata robusta e adaptativa obtidas também são apresentadas nestas Seções. Resumos e comentários seguem na Seção 7.6.

7.3 Controle do Manipulador - Revisão

Com o objetivo de integrar a servovisão 3D cinemática à estratégia de controle em cascata discutida na Seção 4.6, esta seção revisa a proposta do modelo de referência no espaço das juntas dado em (4.24) e (4.25) e reproduzido a seguir:

$$\dot{q} = -\lambda q + q^* + s, \quad (7.1)$$

$$q^* = J(q)^{-1}v_s + \lambda q, \quad (7.2)$$

onde \dot{q} , q , s , $v_s \in \mathfrak{R}^3$ e $J(q) \in \mathfrak{R}^{3 \times 3}$. Vale ressaltar que as variáveis de junta agora têm dimensão 3 tendo em vista a utilização de um manipulador de 3 graus de liberdade.

Multiplicando-se a toda a equação (7.1) a direita pelo Jacobiano $J(q)$ do manipulador, com q^* dado por (7.2), tem-se:

$$v = v_s + J(q)s. \quad (7.3)$$

Substituindo (7.3) na planta de servovisão 3D em (??), obtém-se

$$\dot{s}_T = \frac{1}{Z} L_T(s_T)(v_s + J(q)s), \quad (7.4)$$

com

$$\begin{aligned} L_T(s_T) &= L_0(s_T)R(\phi) \\ &= \begin{bmatrix} f\alpha_1 \cos(\phi) & -f\alpha_1 \sin(\phi) & -x_{c1} \\ f\alpha_2 \sin(\phi) & f\alpha_2 \cos(\phi) & -x_{c2} \\ 0 & 0 & -2S_c \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

onde $s_T = [x_c^T \ S_c]^T$ foi definido como o vetor de características do alvo e $v = [\dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z}]^T$ como o vetor de entrada.

Percebe-se que, assim como no caso de servovisão 2D, surge um termo de distúrbio $J(q)s$ inerente da implementação do controle em cascata. Nesta situação, é necessário garantir que os sinais do sistema (7.4) em malha fechada permanecerão uniformemente

limitados enquanto $s \neq 0$. Ainda, motivado pela exigência da medida das derivadas \dot{x}_c e \dot{S}_c , o projeto de controle será realizado levando-se em consideração a proposta de utilização do vetor regressor modificado do Capítulo 5.

7.4 Revisão do Sub-sistema 1D

Considere-se a planta (7.4) e o modelo de referência (6.6). Tendo em vista que as grandezas S_c e S_{cm} são positivas por definição, limitadas (Capítulo 6 - Hipótese 6.2), a proposta é adotar uma função de erro do tipo:

$$e_p = \frac{1}{\sqrt{S_c}} - \frac{1}{\sqrt{S_{cm}}}. \quad (7.5)$$

O objetivo de se utilizar a função (7.5) é aproveitar as propriedades notáveis da equação (2.13) e favorecer o surgimento de uma parametrização linear conveniente a aplicação de métodos de controle adaptativo. Além disso, observa-se que (7.5) é uma função não-afim em e_s , isto é, $e_s = S_c - S_{cm} = 0$ implica $e_p = 0$.

Com base nas equações da planta (7.4) e do modelo de referência (6.6), a derivada de (7.5) em relação ao tempo, é dada por:

$$\dot{e}_p = -\frac{1}{2} \frac{\dot{S}_c}{S_c \sqrt{S_c}} + \frac{1}{2} \frac{\dot{S}_{cm}}{S_{cm} \sqrt{S_{cm}}} = \frac{v_{s3} + J_3(q)s}{Z \sqrt{S_c}} + g_t(\dot{S}_{cm}, S_{cm}), \quad (7.6)$$

$\underbrace{\hspace{10em}}_{g_t(\dot{S}_{cm}, S_{cm})}$

onde $J_3(q)s$ representa o produto escalar entre a terceira linha da matriz Jacobiano $J(q)$ e o vetor s . A lei de controle ideal v_{s3}^* que força a convergência do erro e_p para zero (com $s = 0$), é obtida diretamente de (7.6):

$$v_{s3}^* = \underbrace{Z \sqrt{S_c}}_{b_p^*} \underbrace{\left[-\lambda_m e_{pf} - \frac{\dot{S}_{cm}}{2 S_{cm} \sqrt{S_{cm}}} \right]}_{w_p}, \quad (7.7)$$

com

$$\dot{e}_{pf} = -\lambda_m e_{pf} + \lambda_m e_p. \quad (7.8)$$

Neste ponto do desenvolvimento, fica claro o objetivo de se adotar função de erro

para o problema de controle em questão. Note-se em (7.7) que segundo a propriedade da equação (2.16), o termo $b_p^* = Z\sqrt{S_c}$ é constante e absorve a quantidade não-mensurável Z . Isto contrasta com a estratégia adotada no Capítulo 6, onde a profundidade Z foi representada em termos dos sinais mensuráveis S_c e S_{c0} e da constante Z_0 incerta, favorecendo o surgimento de uma parametrização linear em (6.8). Este é o motivo pelo qual a variável S_c aparece no sinal regressor (6.7) e nos fatores de escala adotados em (6.2). É importante ressaltar que as características citadas, embora atendam satisfatoriamente o caso de robôs cinemáticos, como já discutido no Capítulo 6, dificultam a integração daquele algoritmo com o controle de movimento do manipulador tratado nesta Tese, dada a exigência da medida das velocidades \dot{e}_c , \dot{e}_s que, naquele caso, passariam a ser dadas por \dot{x}_c , \dot{S}_c . A parametrização obtida em (7.7) está livre desta restrição dado o fato de o vetor regressor w_p possuir derivada primeira bem definida.

7.4.1 Parametrização da lei de controle

Adotando a função de erro em (7.5), obtém-se uma parametrização linear conveniente a aplicação de técnicas de controle adaptativo. Tal parametrização é escolhida seguindo o princípio da equivalência certa:

$$v_{s3} = b_p w_p. \quad (7.9)$$

7.4.2 Obtenção das equações de erro

Utilizando o artifício da soma e subtração do termo v_{s3}^* na equação (7.6), tem-se como resultado:

$$\dot{e}_p = -\lambda_m e_{sf} - \frac{1}{b_p^*} \tilde{v}_{s3} + \frac{1}{b_p^*} J_3(q)s, \quad (7.10)$$

onde $\tilde{v}_{s3} = v_{s3} - v_{s3}^* = \tilde{b}_p w_p$. Definindo-se o vetor de erro aumentado por $\varepsilon := [e_{pf}, e_p]^T$ e com base na equação (7.8), tem-se finalmente:

$$\dot{\varepsilon} = \underbrace{\begin{bmatrix} -\lambda_m & \lambda_m \\ -\lambda_m & 0 \end{bmatrix}}_{-A_d} \varepsilon - \underbrace{\begin{bmatrix} 0 \\ (b_p^*)^{-1} \end{bmatrix}}_{B_d} (\tilde{v}_{s3} - J_3(q)s). \quad (7.11)$$

Na etapa seguinte, a análise e o projeto das leis de adaptação são realizados levando-se em consideração a combinação da servovisão 3D ora com o controlador Robusto ora com o controlador Adaptativo (Slotine & Li 1991) das Seções 4.4 e 4.5, respectivamente.

7.4.3 Projeto das leis de adaptação

Considere-se a função não-negativa

$$V(\varepsilon, \tilde{b}_p, s) = \frac{\varepsilon^T P_n \varepsilon}{2} + \frac{\tilde{b}^2}{2|b_p^*|} + \gamma V_*, \quad (7.12)$$

onde $P_n = P_n > 0$, $\gamma > 0$ e V_* pode ser tanto a função $V_r(s)$ definida em (4.6) (caso robusto) quanto a função $V_a(s, \tilde{a})$ em (4.17) (caso adaptativo).

A função (7.12) tem derivada em relação ao tempo dada por:

$$\dot{V}(\varepsilon, \tilde{b}_p, s) = -\varepsilon^T P_n A_d \varepsilon - \varepsilon^T P_n B_d (\tilde{b}_p w - J_3(q)s) + \frac{\tilde{b}_p \dot{\tilde{b}}_p}{|b_p^*|} - \gamma \dot{V}_*. \quad (7.13)$$

7.4.3.1 Combinação com a solução robusta

Neste caso, tem-se $V_* = V_r(s)$ (4.6). De acordo com (4.13), a expressão da derivada em (7.13) passa a ser dada por:

$$\dot{V}(\varepsilon, \tilde{b}_p, s) \leq -\varepsilon^T P_n A_d \varepsilon - \varepsilon^T P_n B_d (\tilde{b}_p w_p - J_3(q)s) + \frac{\tilde{b}_p \dot{\tilde{b}}_p}{|b_p^*|} - \gamma s^T K_D s. \quad (7.14)$$

Em (7.14), a condição $P_n A_d + A_d^T P_n = Q_n > 0$ sempre pode ser satisfeita para uma família de matrizes P_n dadas por:

$$P_n = \begin{bmatrix} k_0 & -1 \\ -1 & (k_0 + 1) \end{bmatrix}, \quad k_0 > 1. \quad (7.15)$$

Isto sugere a escolha da seguinte lei de adaptação para \tilde{b}_p :

$$\dot{\tilde{b}} = \text{sign}(b_p^*) [(k_0 + 1)e_p - e_{pf}] w_p, \quad (7.16)$$

que é exatamente a lei que cancela o termo cruzado $-\varepsilon^T P_n B_d \tilde{b}_p w_p$ presente na equação

(7.14). Desta forma, a análise fica simplificada já que (7.14) reduz-se a:

$$\dot{V}(\varepsilon, \tilde{b}_p, s) \leq -\zeta^T E(q)\zeta, \quad (7.17)$$

onde

$$\zeta = [\varepsilon^T, s^T]^T, \quad E(q) = \begin{bmatrix} Q_n & -\frac{1}{2}P_n B_d J_3(q) \\ -\frac{1}{2}(P_n B_d J_3(q))^T & \gamma K_D \end{bmatrix}. \quad (7.18)$$

Assim, por complemento de Schur, verifica-se que existe um γ suficientemente grande tal que

$$\gamma K_D > \frac{1}{4}(P_n B_d J_3(q))^T (Q_n)^{-1} (P_n B_d J_3(q)).$$

Isto garante que (7.17) é uniformemente negativa definida com respeito ao vetor $\zeta = [\varepsilon^T, s^T]^T$. Entretanto, para a equação (7.17) com vetor de estados $[\varepsilon^T, s^T, \tilde{b}_p]^T$, se garante apenas a semi-definição negativa uniforme. Contudo, baseado nas propriedades das funções de Lyapunov (7.14) e (7.17), conclui-se que os sinais em malha fechada são uniformemente limitados. Note-se que a derivada $\ddot{V}(\varepsilon, \tilde{b}_p, s)$ é formada por sinais limitados como comprovado anteriormente. Assim, conclui-se finalmente pelo lema de Barbalat que $\lim_{t \rightarrow \infty}(\varepsilon(t), s(t)) \rightarrow 0$.

7.4.3.2 Combinação com a solução adaptativa

Nesta seção a análise será refeita de maneira breve considerando o controlador adaptativo de Slotine & Li (1991). Sendo assim, considere-se $V_* = V_a(s, \tilde{a})$ (4.17). De acordo com (4.21), a expressão da derivada em (7.13) passa a ser dada por:

$$\dot{V}(\varepsilon, \tilde{b}_p, s, \tilde{a}) \leq -\varepsilon^T P_n A_d \varepsilon - \varepsilon^T P_n B_d (\tilde{b}_p w_p - J_3(q)s) + \frac{\tilde{b}_p \dot{\tilde{b}}_p}{|\tilde{b}_p^*|} - \gamma s^T K_D s. \quad (7.19)$$

Note-se que o lado direito de (7.19) é idêntico ao de (7.14). A diferença é que (7.19) possui um estado mais \tilde{a} . Os detalhes da demonstração são omitidos por serem idênticos aos da Seção 7.4.3.1. Aqui, apresentam-se diretamente as propriedades de estabilidade e convergência desta configuração de controle:

(1) Os sinais em malha fechada, inclusive $\hat{a}(t)$, são uniformemente limitados;

(2) $\lim_{t \rightarrow \infty}(\varepsilon(t), s(t)) \rightarrow 0$.

7.5 Revisão do sub-sistema 2D

Uma vez que o controle v_{s3} já foi projetado de maneira conveniente na Seção 7.4, este sinal será utilizado no projeto da lei de controle do sub-sistema 2D com o objetivo de promover o rastreamento assintótico de uma trajetória 2D desejada, a ser definida na imagem. Para isso, considere-se as duas primeiras equações diferenciais de (7.4):

$$\dot{x}_c = \frac{1}{Z}K_p\nu_s + \frac{1}{Z}K_p\mathcal{J}(q)s - \frac{[v_{s3} + J_3(q)s]x_c}{Z}, \quad (7.20)$$

com

$$K_p = f \begin{bmatrix} \alpha_1 c\phi & -\alpha_1 s\phi \\ \alpha_2 s\phi & \alpha_2 c\phi \end{bmatrix}, \quad \nu_s = \begin{bmatrix} v_{s1} \\ v_{s2} \end{bmatrix}, \quad (7.21)$$

sendo $\mathcal{J}(q)$ uma sub-matriz 2×3 do Jacobiano $J(q)$ do manipulador, obtida pela supressão da terceira linha deste.

Adotando-se como trajetória desejada a saída do modelo de referência (6.15), propõe-se a seguinte função de erro para o problema de controle em questão:

$$e_r := \frac{x_c}{\sqrt{S_c}} - \frac{x_{cm}}{\sqrt{S_{cm}}}. \quad (7.22)$$

A derivada da equação (7.22) é obtida com o auxílio das equações (2.13), (2.16), (6.6), (6.15) e (7.20), isto é:

$$\dot{e}_r = \frac{1}{b_p^*}K_p\nu_s + \frac{1}{b_p^*}K_p\mathcal{J}(q)s + g(s_{Tm}), \quad (7.23)$$

onde

$$g(s_{Tm}) = \frac{x_{cm}\dot{S}_{cm}}{2S_{cm}\sqrt{S_{cm}}} - \frac{\dot{x}_{cm}}{\sqrt{S_{cm}}}. \quad (7.24)$$

A lei de controle ideal ν_s^* que força a convergência do erro e_r para zero (com $s = 0$), é obtida diretamente de (7.23):

$$\nu_s^* = \underbrace{b_p^*K_p^{-1}}_{P_l^*} \underbrace{[-\lambda_m e_{rf} - g(s_{Tm})]}_{\sigma_r}, \quad (7.25)$$

onde

$$\dot{e}_{rf} = -\lambda_m e_{rf} + \lambda_m e_r. \quad (7.26)$$

7.5.1 Parametrização da lei de controle

Sendo P_l^* incerta, uma possível parametrização é adotada para ν_s pelo princípio da equivalência certa:

$$\nu_s = P_l \sigma_r, \quad (7.27)$$

sendo P_l uma estimativa de P_l^* .

Utilizando o artifício da soma e subtração do termo $(1/b_p^*)K_p\nu_s^*$ na equação (7.23), tem-se como resultado:

$$\dot{e}_r = -\lambda_m e_{rf} + \frac{1}{b_p^*} K_p \mathcal{J}(q) s + \frac{1}{b_p^*} K_p \tilde{\nu}_s, \quad (7.28)$$

onde introduz-se $\tilde{\nu}_s = \nu_s - \nu_s^*$. Definindo um vetor de funções de erro aumentado $\epsilon = [e_{rf}^T, e_r^T]^T$, em conjunto com a equação (7.26), e utilizando a fatoração $(1/b_p^*)K_p = S_p D_p U_p$ da Seção (3.6), obtém-se:

$$\begin{aligned} \dot{\epsilon} &= \underbrace{\begin{bmatrix} -\lambda_m I & \lambda_m I \\ -\lambda_m I & 0 \end{bmatrix}}_{-A_\epsilon} \epsilon + \underbrace{S_p \begin{bmatrix} 0 \\ D_p \end{bmatrix}}_{B_\epsilon} U_p \tilde{\nu}_s + \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{b_p^*} K_p \end{bmatrix} \mathcal{J}(q) s \\ &= -A_\epsilon \epsilon + B_\epsilon \left(\nu_s - \begin{bmatrix} \Phi_{r1}^{*T} \Omega_{r1} \\ \Phi_{r2}^{*T} \Omega_{r2} \end{bmatrix} \right) + \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{b_p^*} K_p \end{bmatrix} \mathcal{J}(q) s. \end{aligned} \quad (7.29)$$

de onde se extrai a seguinte parametrização final:

$$\nu_s = [\Phi_{r1}^T \Omega_{r1}, \Phi_{r2}^T \Omega_{r2}]^T, \quad (7.30)$$

$$\Omega_{r1} = [\sigma_r^T \nu_{s2}]^T, \quad (7.31)$$

$$\Omega_{r2} = \sigma_r^T, \quad (7.32)$$

7.5.2 Obtenção das leis de adaptação

A análise é feita nesta seção considerando-se a seguinte função não-negativa:

$$2V(\epsilon, \tilde{\Phi}_{r1}, \tilde{\Phi}_{r2}, s) = \epsilon^T P_r \epsilon + |d_{p1}| \tilde{\Phi}_{r1}^T \tilde{\Phi}_{r1} + |d_{p2}| \tilde{\Phi}_{r2}^T \tilde{\Phi}_{r2} + \mu_0 V_*, \quad (7.33)$$

onde, $P_r = P_r^T > 0$, $\mu_0 > 0$, d_{p1} , d_{p2} são os elementos da matriz D_p . Novamente, V_* pode ser tanto a função $V_r(s)$ definida em (4.6) quanto a função $V_a(s, \tilde{a})$ em (4.17).

A derivada em relação ao tempo de (7.33) é obtida com o auxílio da equação (7.29):

$$\begin{aligned} \dot{V}(\epsilon, \tilde{\Phi}_{r1}, \tilde{\Phi}_{r2}, s) &= -\epsilon^T P_r A_r \epsilon + \epsilon^T P_r B_r \begin{bmatrix} \tilde{\Phi}_{r1}^T \Omega_{r1} \\ \tilde{\Phi}_{r2}^T \Omega_{r2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{b_p^*} K_p \end{bmatrix} \mathcal{J}(q)s + \\ &|d_{p1}| \tilde{\Phi}_{r1}^T \dot{\tilde{\Phi}}_{r1} + |d_{p2}| \tilde{\Phi}_{r2}^T \dot{\tilde{\Phi}}_{r2} + \mu_0 V_*. \end{aligned} \quad (7.34)$$

Substituindo $V_* = V_r(s)$ (4.6), a equação (7.35) reduz-se a:

$$\begin{aligned} \dot{V}(\epsilon, \tilde{\Phi}_{r1}, \tilde{\Phi}_{r2}, s) &\leq -\epsilon^T P_r A_r \epsilon + \epsilon^T P_r B_r \begin{bmatrix} \tilde{\Phi}_{r1}^T \Omega_{r1} \\ \tilde{\Phi}_{r2}^T \Omega_{r2} \end{bmatrix} + \epsilon^T P_r \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{b_p^*} K_p \end{bmatrix} \mathcal{J}(q)s + \\ &|d_{p1}| \tilde{\Phi}_{r1}^T \dot{\tilde{\Phi}}_{r1} + |d_{p2}| \tilde{\Phi}_{r2}^T \dot{\tilde{\Phi}}_{r2} - \mu_0 s^T K_D s. \end{aligned} \quad (7.35)$$

Nota-se que sempre existe uma P_r na forma:

$$P_r = \begin{bmatrix} k_1 S_p^{-1} & -S_p^{-1} \\ -S_p^{-1} & (k_1 + 1) S_p^{-1} \end{bmatrix}, \quad (7.36)$$

que sempre satisfaz a desigualdade:

$$P_r A_r + A_r^T P_r = Q_r > 0.$$

Com esta escolha, o produto $P_r B_r$ em (7.35) fica:

$$P_r B_r = [-I : (k_1 + 1)I]^T,$$

o que sugere a escolha das seguintes leis de adaptação:

$$\dot{\tilde{\Phi}}_{r1} = -\text{sign}(d_{r1})[(k_1 + 1)e_{r1} - e_{rf1}] \Omega_{r1}, \quad (7.37)$$

$$\dot{\tilde{\Phi}}_{r2} = -\text{sign}(d_{r2})[(k_1 + 1)e_{r2} - e_{rf2}] \Omega_{r2}. \quad (7.38)$$

Assim, (7.35) reduz-se a

$$\dot{V}(\epsilon, \tilde{\Phi}_{r1}, \tilde{\Phi}_{r2}, s) \leq -\xi^T \begin{bmatrix} Q_r & -\frac{1}{2}(b_p^*)^{-1}K_p\mathcal{J}(q) \\ -\frac{1}{2}((b_p^*)^{-1}K_p\mathcal{J}(q))^T & \mu_0 K_D \end{bmatrix} \xi, \quad (7.39)$$

$$\xi = [\epsilon^T \ s^T].$$

Por complemento de Schur, é possível verificar que existe um μ_0 suficientemente grande tal que

$$\mu_0 K_D > \frac{1}{4}((b_p^*)^{-1}K_p\mathcal{J}(q))^T (Q_r)^{-1} ((b_p^*)^{-1}K_p\mathcal{J}(q)).$$

Embora esta última condição garanta que (7.39) é uniformemente negativa definida com respeito ao vetor ξ , apenas a semi-definição negativa uniforme é assegurada para $\dot{V}(\tilde{\Phi}_{r1}, \tilde{\Phi}_{r2}, s)$. Contudo, baseado nas propriedades das funções de Lyapunov (7.35) e (7.39), conclui-se que os sinais em malha fechada são uniformemente limitados. Note-se que a derivada segunda $\ddot{V}(\tilde{\Phi}_{r1}, \tilde{\Phi}_{r2}, s)$ é formada por sinais limitados como comprovado anteriormente. Logo, conclui-se finalmente pelo lema de Barbalat que $\lim_{t \rightarrow \infty} (\epsilon(t), s(t)) \rightarrow 0$.

É importante destacar na análise anterior que se a função $V_* = V_a(s, \tilde{a})$ (4.17) fosse utilizada em (7.33) no lugar de $V_* = V_r(s)$ (4.6), seria possível demonstrar com o auxílio de (4.16) as mesmas propriedades de estabilidade e convergência dos erros em malha fechada. A única ressalva neste caso seria uma conclusão adicional sobre a limitação uniforme do vetor \hat{a} (4.15).

O Teorema 7.1 resume os principais resultados obtidos até aqui, referentes à utilização da servovisão 3D no controle de manipuladores a parâmetros incertos. Para enunciar o Teorema, considera-se os sistemas de erro dado pelas equações por (4.5), (7.11) e (7.29). Considere-se ainda que as Hipóteses 3.1, 3.2, 3.3 assumidas no Capítulo 3 são satisfeitas.

Teorema 7.1 *Considere-se a equação dinâmica do manipulador com 3 graus de liberdade dada em (4.1), o modelo de referência no espaço das juntas dado em (7.1), (7.2) sendo v_s o controlador servovisual 3D gerado por (7.9), (7.16), (7.30), (7.37). Assuma-se que o torque τ é gerado ora pela solução robusta (4.8)-(4.9) ora pela solução adap-*

tativa (4.15), (4.16). Nestas condições, as seguintes propriedades são válidas para o sistema em malha fechada:

(1) todos os sinais do sistema são uniformemente limitados;

(2) $\lim_{t \rightarrow \infty} e_c(t) \rightarrow 0$;

(3a) quando τ é gerado pelo controlador robusto, existe um tempo finito t_s tal que $s(t) = 0, \forall t \geq t_s$;

(3b) quando τ é gerado pelo controlador adaptativo, $\lim_{t \rightarrow \infty} s(t) \rightarrow 0$.

7.6 Resumo e comentários sobre este Capítulo

Este capítulo discutiu o uso de funções de erro não-lineares no projeto de controle cinemático de robôs por servovisão 3D. Mostrou-se que o uso de tais funções resultou na obtenção de estruturas de controle linearmente parametrizadas, favorecendo a análise e a aplicação de técnicas de controle adaptativo. Além disso, com a estratégia adotada, foi possível lidar com a não-linearidade do sistema relacionada com a profundidade variante Z , o que contrasta com resultados recentemente publicados.

As simulações relativas à aplicação dos algoritmos propostos são apresentadas no Capítulo seguinte em um problema de servovisão 3D com câmera móvel (câmera-namão).

Capítulo 8

Contribuição ao Controle de Robôs por Servovisão com Câmera-na-Mão

8.1 Apresentação

A servovisão com câmera-na-mão (do termo em inglês *camera-in-hand*) é a configuração mais utilizada em sistemas robóticos com câmera móvel. Em geral, o sensor visual (câmera) fica alocado rigidamente no efetuador e se movimenta solidário a ele. As tarefas típicas executadas com robôs nesta configuração têm o objetivo de posicionar/orientar o efetuador relativo a um objeto no espaço de trabalho, baseado nas informações captadas pela câmera. Em (Allen, Timcenko, Yoshimi & Michelman 1993), por exemplo, os autores abordam um problema de controle no qual se pretende capturar objetos móveis usando um sistema robótico equipado com câmera-na-mão. Em (Flandin et al. 2000), as tarefas realizadas pelo robô são executadas combinando-se as informações captadas por uma câmera fixa e uma câmera-na-mão em um esquema cooperativo. A idéia proposta consiste em realizar separadamente duas tarefas: posicionamento do efetuador, baseado nas informações da câmera fixa, e rastreamento, utilizando as informações da câmera-na-mão.

Nos últimos anos, várias estratégias tem sido propostas para tratar do problema sob o ponto de vista teórico (Malis et al. 1999, Kelly et al. 2000, Fang, Behal, Dixon & Dawson 2002, Dixon et al. 2002, Nasisi & Carelli 2003, Behal et al. 2005). Em (Malis et al. 1999), por exemplo, os autores introduzem a técnica de servovisão 2 1/2D.

A técnica, embora seja aplicável em sistemas com câmera fixa e móvel, foi desenvolvida originalmente para sistemas com câmera-na-mão. A ideia central é estimar a translação/rotação da câmera utilizando, em cada iteração, as informações de duas imagens do mesmo objeto. Nas referências (Kelly et al. 2000, Nasisi & Carelli 2003, Behal et al. 2005), aborda-se o problema de controle de posição/orientação da câmera com respeito a um objeto estático (regulação). Uma hipótese comum assumida nos trabalhos citados é a disponibilidade da medida da profundidade relativa entre câmera e objeto.

Este Capítulo apresenta uma contribuição ao projeto de controle por servovisão 3D de um manipulador robótico com câmera-na-mão. A abordagem adotada reúne as principais contribuições discutidas nos Capítulos anteriores:

- (a) o sistema 3D de posicionamento/orientação é sub-dividido em 4 sub-sistemas onde a análise e o projeto dos controladores adaptativos são realizados levando-se em consideração o acoplamento entre eles;
- (b) O rastreamento/regulação é realizado sem a medida explícita da profundidade relativa entre câmera e objeto;
- (c) funções de erro não-lineares são utilizadas nas leis de controle para lidar com as não-linearidades existentes;

Ao final do Capítulo discute-se os resultados de simulação obtidos com a implementação do esquema proposto comparando-o ao caso de um controlador com parâmetros fixos.

8.2 Organização do Capítulo

A Seção 8.3 Formula o problema de controle por servovisão de sistemas com câmera-na-mão. Na Seção 8.3.1, descreve-se o sistema em termos de quatro sub-sistemas: 2D, 1D e de orientação. A abordagem da Seção 8.3.1.4 explicita a obtenção de um modelo linearmente parametrizado a partir do uso de função não-lineares de erro. O problema de controle adaptativo multivariável 2×2 é resolvido adotando-se o método SDU. As simulações são apresentadas na Seção 8.5.

8.3 Formulação do problema de controle

Considere-se o problema de rastrear um objeto que se move sobre um plano horizontal, utilizando um robô SCARA de 4 graus de liberdade como ilustrado na Figura 8.1. O objetivo é fazer com que o efetuador (câmera) atinja a posição xy de um objeto, com uma orientação desejada ϕ_c e mantendo-se, ao mesmo tempo, a uma profundidade z_d do mesmo. Convém ressaltar aqui que o problema de interceptar/capturar objetos formulado aqui, também foi abordado nas referências (Borangiu 2002, Agah, Mehrandezh, Fenton & Benhabib 2004) sem utilizar a servovisão.

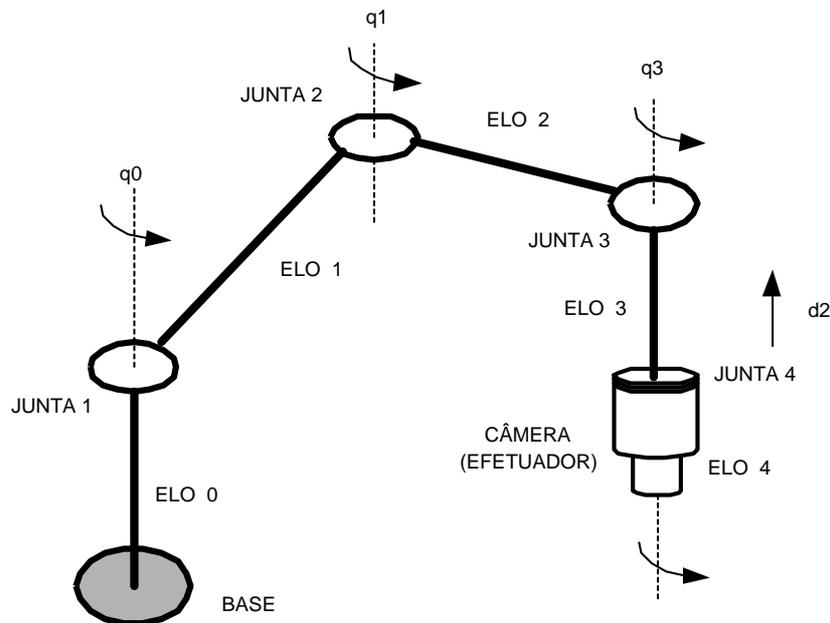


FIGURA 8.1: Diagrama ilustrativo do sistema de servovisão com câmera-na-mão.

8.3.1 Modelo do sistema

Para executar a tarefa de rastreamento 3D com o efetuador, o sistema será descrito em termos de 3 sub-sistemas de maneira similar ao que como foi proposto na Seção 6.4.

8.3.1.1 Sub-sistema 2D - movimento no plano xy

Aqui adota-se o modelo apresentado em (2.23). Modelos semelhante são utilizados nas referências (Kelly et al. 2000, Behal et al. 2005):

$$x_c = \frac{1}{Z} A_f R_c(q) R(\phi_0) \mathcal{X}, \quad (8.1)$$

$$\mathcal{X} = s_o - s_c(q) \quad (8.2)$$

$$Z = |s_{o3} - s_{c3}(q)| \quad (8.3)$$

$$A_f = \text{diag}\{f\alpha_{s1}, f\alpha_{s2}\}, \quad (8.4)$$

onde s_o e $s_c(q)$ são, respectivamente, os vetores posição do objeto (alvo) e do efetuador (câmera), ambos com respeito à base fixa do manipulador, $|s_{o3} - s_{c3}(q)|$ é a profundidade relativa entre câmera e objeto, q é o vetor de variáveis das juntas e ϕ_0 é um desvio angular constante e desconhecido entre o sistema de coordenadas da câmera e do efetuador (introduzido possivelmente por uma montagem não perfeitamente alinhada da câmera no efetuador). A constante f é a distância focal da câmera e α_{s1} e α_{s2} são os fatores de escala em pixel/m. Por simplicidade, assume-se que $\alpha_{s1} = \alpha_{s2}$.

Assume-se aqui que a câmera está rigidamente fixada no efetuador e que, nesta configuração, seu eixo ótico fica perpendicular ao plano de movimento do objeto. Observa-se de (8.1) que quando o objeto é rastreado pelo efetuador, isto é, $s_c(q) = s_o$, tem-se no plano da imagem $x_c = 0$. Isto ocorre porque em (Behal et al. 2005), considera-se que a origem do sistema de coordenadas da câmera coincide com a origem do sistema de coordenadas do efetuador.

8.3.1.2 Sub-sistema 1D - Movimento na direção do eixo ótico da câmera

O sub-sistema que descreve o movimento do efetuador na direção do eixo ótico da câmera, é dado pela equação (2.13), reproduzida abaixo:

$$\dot{S}_c = - \left(\frac{2S_c}{Z} \right) \dot{Z}, \quad (8.5)$$

sendo S_c a imagem da área projetada do objeto.

8.3.1.3 Sub-sistema de orientação - Rotação do efetuador em torno do eixo ótico da câmera

Para efeito de obtenção da equação dinâmica de rotação da câmera em relação ao objeto, considere-se a Figura 8.2. A orientação ϕ_c da câmera em relação à base do robô, tendo o eixo x como referência $\phi_c = 0$, é descrita por:

$$\phi_c = q_0 + q_1 + q_3 + \phi_0. \quad (8.6)$$

No plano da imagem, a orientação ϕ_i do objeto é medida no plano $x_{c1}x_{c2}$, tendo com referência $\phi_i = 0$ o eixo x_{c1} . Aqui assume-se que a medida de orientação do objeto na imagem é uma grandeza disponível. Em (Behal et al. 2005), esta medida é calculada por meio de dois pontos fixos no objeto. Em (Chaumette 2004), o autor apresenta e discute os algoritmos de *momentos* para o cálculo desta grandeza. Detalhes sobre o tema também podem ser encontradas na referência (Haralick & Shapiro 1993).

Definindo-se uma orientação desejada ϕ_{id} no plano da imagem (que poderia ser uma orientação conveniente para agarrar o objeto, por exemplo), o erro de orientação e_ϕ pode ser calculado diretamente fazendo-se $e_\phi = \phi_i - \phi_{id}$. Note-se que se a orientação do objeto em relação à base do robô é constante, então $\dot{\phi}_c = \dot{\phi}_i$. Substituindo-se esta expressão na derivada temporal de (8.6), tem-se como resultado a dinâmica do subsistema de orientação:

$$\dot{\phi}_i = \dot{q}_0 + \dot{q}_1 + \dot{q}_3, \quad (8.7)$$

sendo \dot{q}_3 o sinal de controle deste sub-sistema.

8.3.1.4 Descrição completa do sistema de controle utilizando funções de erro não-lineares

Nesta aplicação, o problema de rastreamento no espaço de trabalho é equivalente ao problema de regulação no plano da imagem. De fato, como já mencionado, fazer o robô rastrear o objeto significa atingir as condições $s_c(q) = s_o$, $\mathcal{Z} = \mathcal{Z}^*$ e $\phi_i = \phi_{id}$ o que também implicam em $x_c = 0$ e $S_c = S_c^*$ sendo S_c^* a área projetada do objeto correspondente a \mathcal{Z}^* . Logo, as funções de erro não-lineares, no plano da imagem,

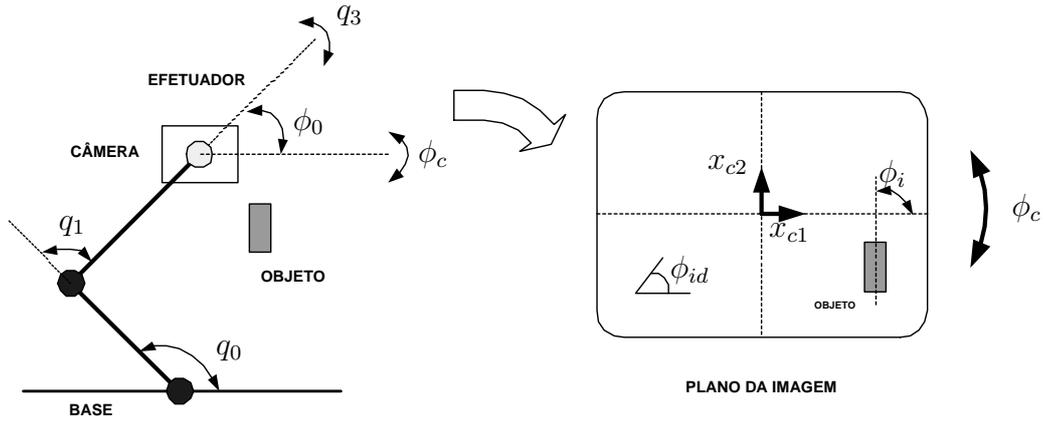


FIGURA 8.2: Orientação da câmera no espaço de trabalho e no plano da imagem.

podem ser escolhidas similares a (7.5) (7.22), isto é:

$$e_i = \frac{x_c}{\sqrt{S_c}} = \frac{A_f R(q) R(\phi_0)}{Z \sqrt{S_c}} (s_o - s_c), \quad (8.8)$$

$$e_z = \frac{1}{\sqrt{S_c}} - \frac{1}{\sqrt{S_c^*}}, \quad (8.9)$$

$$e_\phi = \phi_i - \phi_{id}. \quad (8.10)$$

Definindo-se $e_{xy} = R(q)^T e_i$ em (8.8), tem-se como resultado:

$$e_{xy} = K_c (s_o - s_c) \quad (8.11)$$

$$K_c = \frac{A_f R(\phi_0)}{Z \sqrt{S_c}}. \quad (8.12)$$

Logo, as equações que descrevem as dinâmicas do erros do sistema de servovisão com câmera-na-mão são escritas a seguir a partir das derivadas de (8.9), (8.10) e de (8.11), a saber:

$$\dot{e}_{xy} = K_c (\dot{s}_o - \dot{s}_c), \quad (8.13)$$

$$\dot{e}_z = - \left(\frac{\dot{S}_c}{2S_c \sqrt{S_c}} \right) = \frac{1}{Z \sqrt{S_c}} \dot{Z}, \quad (8.14)$$

$$\dot{e}_\phi = \dot{q}_3 + \dot{q}_0 + \dot{q}_1, \quad (8.15)$$

8.3.2 Hipóteses sobre o sistema

Hipótese 8.1 *O vetor de variáveis das juntas $q = [q_0, q_1, d_2, q_3]^T$ do robô é mensurável.*

Hipótese 8.2 *O vetor velocidade $v_o = K_c \dot{s}_o$ do objeto na imagem é conhecido.*

Hipótese 8.3 *A orientação constante e desconhecida ϕ_0 da câmera com respeito ao sistema coordenado do efetuador, satisfaz a condição*

$$|\phi_0| < \pi/2. \quad (8.16)$$

Hipótese 8.4 *O movimento do objeto está restrito ao plano da base do manipulador.*

Hipótese 8.5 *A orientação do objeto em relação a base do manipulador é constante.*

A Hipótese 8.1 é razoável tendo em vista que o uso de *encoders* ou *resolvers* para medir os ângulos das juntas é bastante difundido na maioria dos robôs industriais. A Hipótese 8.2 é necessária no problema de rastreamento considerado. A Hipótese 8.3 admite um erro angular entre câmera e efetuador de até $\pm 90^\circ$ com relação ao sistema de coordenadas do efetuador. As Hipóteses 8.4 e 8.5 são assumidas por simplicidade.

8.4 Projeto das leis de controle

Para o sub-sistema 1D, adota-se uma área de referência S_c^* de maneira que se tenha uma profundidade $Z^* = Z_d + c_0$, sendo c_0 uma constante não-nula. Aqui, a constante c_0 poderia ser o valor da altura do objeto ou uma margem de segurança calculada para o contato entre o efetuador e o objeto. As leis de controle ideais denotadas por \dot{Z}^* , v^* e w_c^* que tornam o sistema de erros (8.13)-(8.15) assintoticamente estável, são dadas por:

$$\dot{Z}^* = -\lambda e_Z, \quad (8.17)$$

$$\dot{s}_c^* = (K_c)^{-1}[\lambda e_{xy} - v_o] = \Theta^* \sigma_m, \quad (8.18)$$

$$\Theta_m^* = (K_c)^{-1}[I \quad (K_c v_d)], \quad (8.19)$$

$$\sigma_m = [-\lambda e_{xy} - v_o]^T, \quad (8.20)$$

$$\dot{q}_3^* = -\lambda e_\phi - (\dot{q}_0 + \dot{q}_2). \quad (8.21)$$

Note-se aqui que as leis (8.17) e (8.21) podem ser implementadas diretamente tendo em vista que a quantidade $\dot{q}_1 + \dot{q}_2$ é mensurável e que o ganho de controle representado pelo termo $(\mathcal{Z}\sqrt{S_c})^{-1}$ é positivo. Entretanto, o mesmo não ocorre com a lei (8.18) devido às incertezas presentes na matriz $(K_c)^{-1}$.

Neste caso, o algoritmo SDU da Tabela 3.2 será adotado para o controle do sub-sistema 2D. Assim, as leis de controle e adaptação são dadas por:

$$\dot{s}_{cx} = \Theta_{1p}\Omega_{1p}. \quad (8.22)$$

$$\dot{s}_{cy} = \Theta_{2p}\Omega_{2p}, \quad (8.23)$$

onde

$$\dot{\Theta}_{1p} = -\gamma_1 e_{xy_1} \Omega_{1p}, \quad (8.24)$$

$$\dot{\Theta}_{2p} = -\gamma_2 e_{xy_2} \Omega_{2p}, \quad (8.25)$$

$$\Omega_{1p} = [(-\lambda e_{xy} - v_o)^T, \dot{s}_{cy}]^T, \quad (8.26)$$

$$\Omega_{2p} = -\lambda e_{xy} - v_o, \quad (8.27)$$

$$\gamma_1, \gamma_2 > 0, \quad (8.28)$$

Para ilustrar o desempenho dos controladores propostos, a Seção seguinte apresenta e discute alguns resultados de simulação obtidos.

8.5 Resultados de simulação

Nesta Seção são apresentados os resultados de simulação obtidos com a implementação do método SDU da Tabela 3.2 em um robô tipo SCARA. O desempenho do controlador adaptativo é comparado ao de um controlador com ganho fixo. A Figura 8.3 ilustra apresenta os sistemas de coordenadas do robô. Os parâmetros de *Denavit-Hartenberger* e as constantes utilizadas na simulação seguem nas Tabelas 8.1 e 8.2, respectivamente.

A trajetória do objeto no espaço cartesiano foi definida por:

$$s_{ox} = 0,15 + 0,08\text{sen}(t),$$

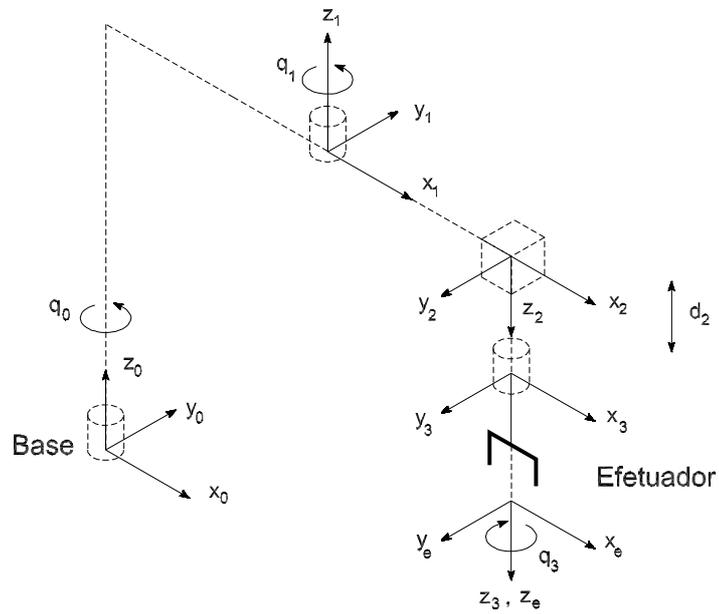


FIGURA 8.3: Sistema de coordenadas do manipulador SCARA.

TABELA 8.1: Parâmetros *Denavit-Hartenberg* do manipulador SCARA.

Elo	a_i	α_i	d_i	θ_i
0	a_0	0	0	q_0
1	a_1	π	0	q_1
2	0	0	d_2	0
3	0	0	d_3	q_3

TABELA 8.2: Parâmetros e constantes utilizados na simulação.

Parâmetro	Valor	Unidade
Parâmetro livre (k_1)	500	–
Pólo do modelo de referência (λ)	1	–
Fator de escala (α_{s1})	120	pixel/m
Fator de escala (α_{s2})	120	pixel/m
Desvio angular (ϕ_0)	$\pi/5$	rad
Distância focal (f)	0,006	m
Ganho de adaptação (γ_2)	0,02	–
Parâmetro livre (β)	0,4	–
Período de amostragem (h)	0,035	s
Parâmetro livre (k_i)	2,5	–
Tamanho do Elo 0 (a_0)	0,25	m
Tamanho do Elo 1 (a_1)	0,25	m
Origem do sistema de coordenadas do Elo 2 (d_3)	0,678	m
Margem de segurança em profundidade (c_0)	0,1	m

$$s_{oy} = 0,3 + 0,08\cos(t),$$

$$\dot{s}_o = 0,08[\cos(t) - \text{sen}(t)]^T,$$

A velocidade do objeto no plano da imagem foi calculada com base na Tabela 8.2, na equação anterior e no mapeamento $v_o = K_c \dot{s}_o$, onde:

$$K_c = \begin{bmatrix} 0,0686 & -0,4422 \\ 0,4422 & 0,0686 \end{bmatrix}.$$

Na simulação, implementou-se um controlador com ganhos fixo para atuar no sub-sistema 2D incerto (8.13). Para calcular a matriz constante $(K_c^{-1})_{nom}$ de ganho do controlador, utilizou-se a definição (8.18) com os valores verdadeiros $f = 0,006 \text{ m}$, $\alpha_{s1} = \alpha_{s2} = 120 \text{ pixel/m}$, $\mathcal{Z}\sqrt{S_c} = 0,957$ e um valor nominal para $\phi_{0_{nom}} = 0$.

$$(K_c^{-1})_{nom} = \mathcal{Z}\sqrt{S_c}R^{-1}(\phi_{0_{nom}})A_f^{-1}, \quad (8.29)$$

O controlador adaptativo para o sub-sistema 2D, foi implementado utilizando as leis (8.22), (8.24) e (8.25).

(1) Implementação do Controlador com Ganho Fixo - Sub-Sistema 2D:

$$\dot{s}_c = (K_c^{-1})_{nom} \sigma_m, \quad (8.30)$$

$$(K_c^{-1})_{nom} = \mathcal{Z}\sqrt{S_c}R^{-1}(\phi_{0_{nom}})A_f^{-1}, \quad (8.31)$$

$$\sigma_m = [-\lambda e_{xy} - v_o], \quad (8.32)$$

$$v_o = K_c \dot{s}_o, \quad (8.33)$$

$$K_c = \begin{bmatrix} 0,0686 & -0,4422 \\ 0,4422 & 0,0686 \end{bmatrix}, \quad (8.34)$$

$$\dot{s}_o = 0,08[\cos(t), -\text{sen}(t)]^T, \quad (8.35)$$

8.5.1 Gráficos

Os resultados obtidos com a utilização do controlador com ganho fixo, seguem ilustrados nas Figuras 8.4-8.8. Nos gráficos das Figuras 8.4 e 8.5, percebe-se nitidamente a ocorrência de erro de regime em ambas as direções x_0 e y_0 durante o rastreamento 2D.

Isto aconteceu devido a existência de um desvio angular $\phi_0 = \pi/5rad \approx 36^\circ$ (Tab. 8.5) entre os sistemas coordenados da câmera e do efetuador. De fato, com ganhos fixos, o controlador não consegue compensar o erro de regime. Entretanto, como se pode observar das Figuras 8.6 e 8.7, nos demais sub-sistemas o desempenho é satisfatório. É importante ressaltar que, nesta simulação, adotou-se uma margem de segurança $c_0 = 0.1 m$, que corresponde a um *gap* entre o objeto e o efetuador (câmera).

Observando os gráficos das Figuras 8.9-8.17, relativos a implementação do controlador adaptativo, percebe-se que, após o transitório de adaptação os erros de rastreamento tendem para zero.

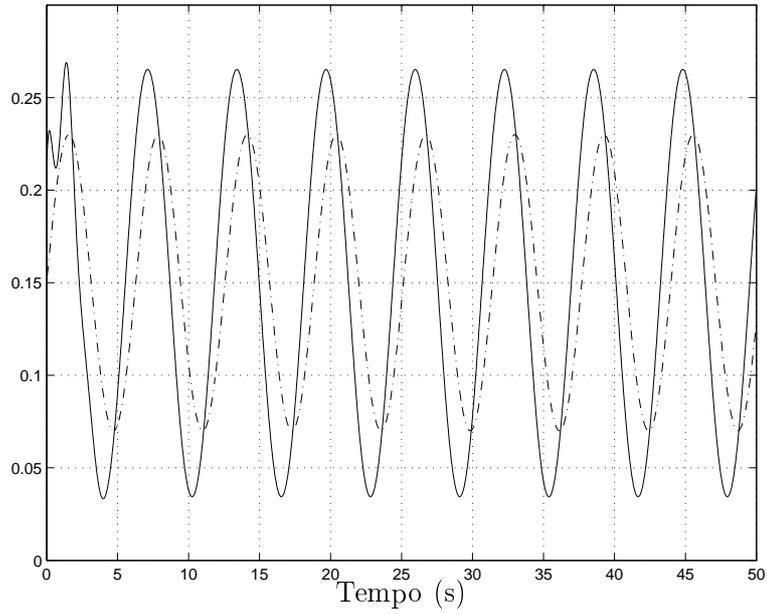


FIGURA 8.4: Controlador fixo. Rastreamento na direção do eixo x_0 do robô: Efetuador - s_{c1} (—), Objeto - s_{o1} (---) (em metros).

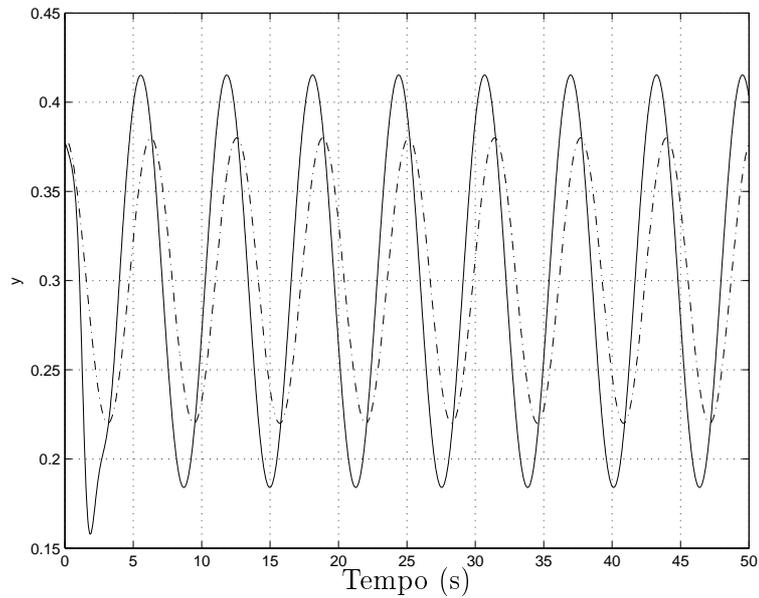


FIGURA 8.5: Controlador fixo. Rastreamento na direção do eixo y_0 do robô: Efetuador - s_{c2} (—), Objeto - s_{o2} (---) (em metros).

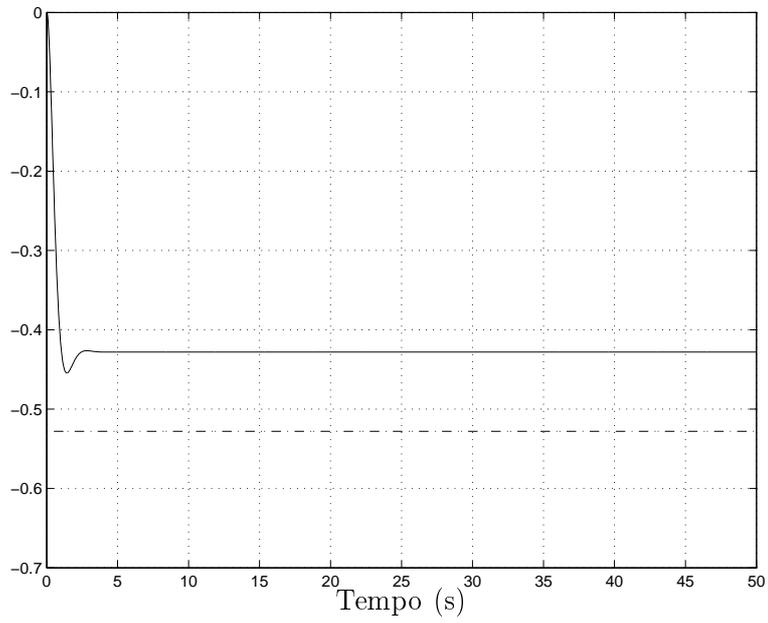


FIGURA 8.6: Controlador fixo. Regulação na direção do eixo z_0 : Efetuador - s_{c3} (—), Objeto - s_{o3} (— · —) (em metros).

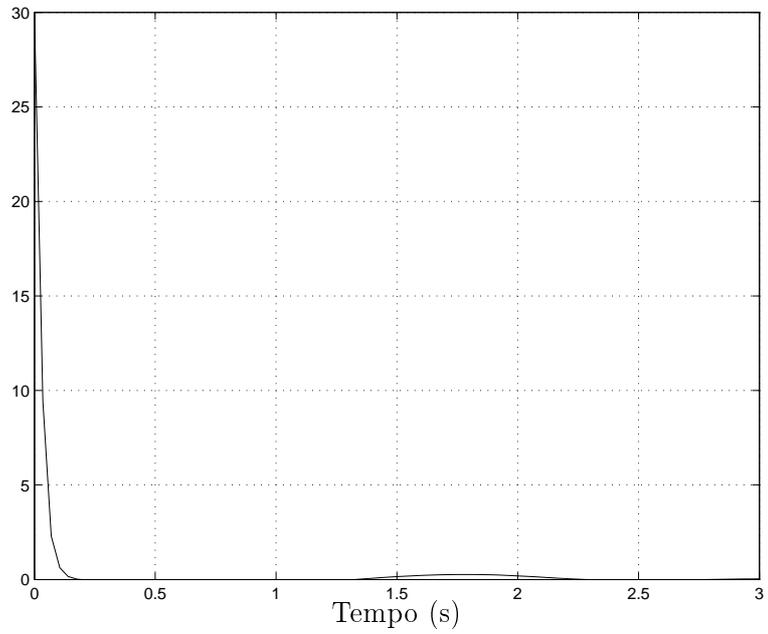


FIGURA 8.7: Controlador fixo. Orientação no plano da imagem: (b) ϕ_c (—) (em graus).

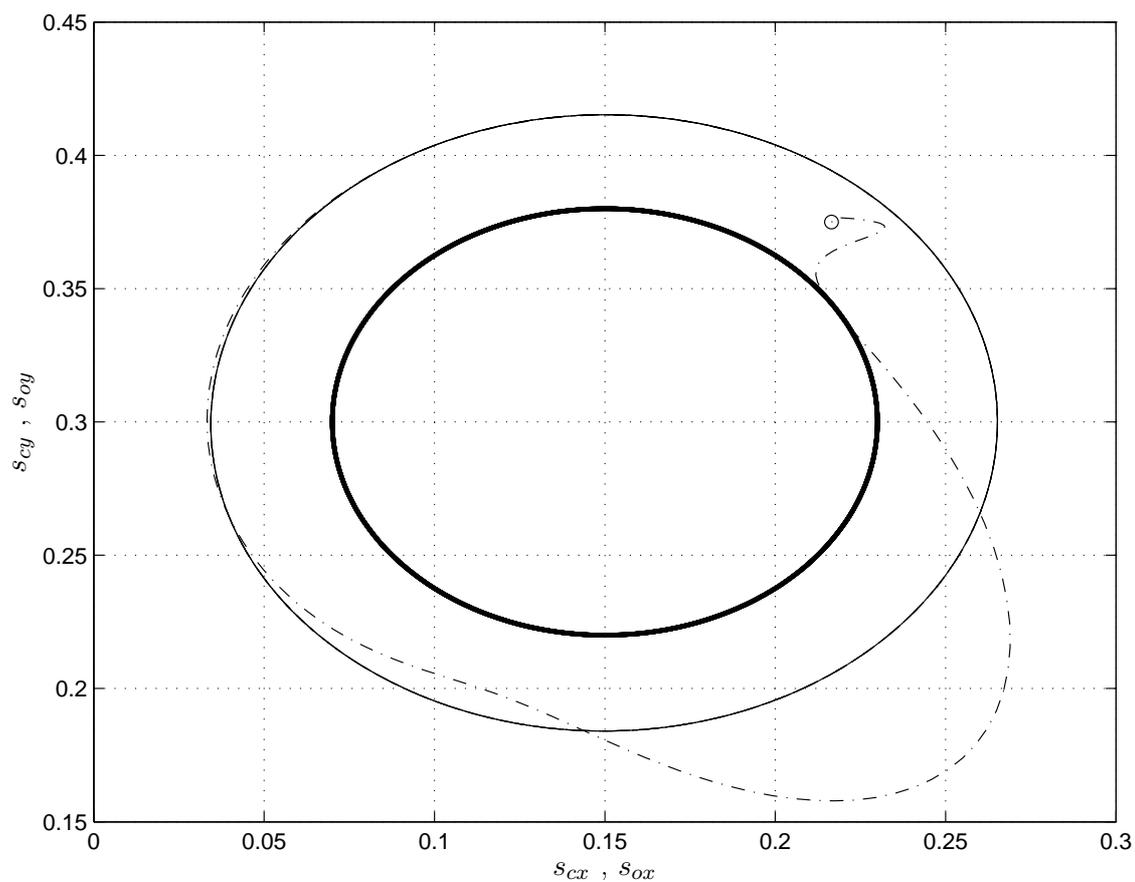


FIGURA 8.8: Controlador fixo. Trajetórias no plano cartesiano $x_0 - y_0$ do robô: Efe-tuador (---), Objeto (-) (em metros).

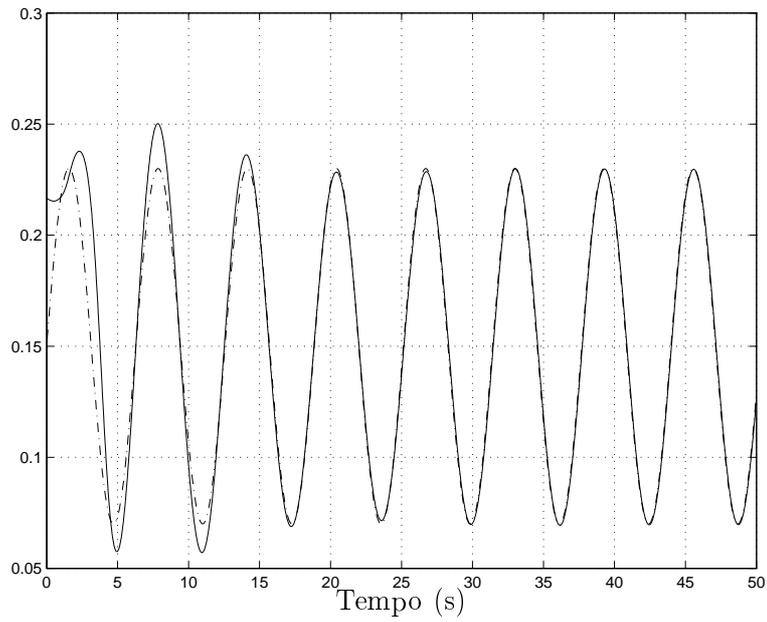


FIGURA 8.9: Controlador Adaptativo. Rastreamento na direção do eixo x_0 do robô: Efetuador - s_{c1} (-), Objeto - s_{o1} (- · -) (em metros).

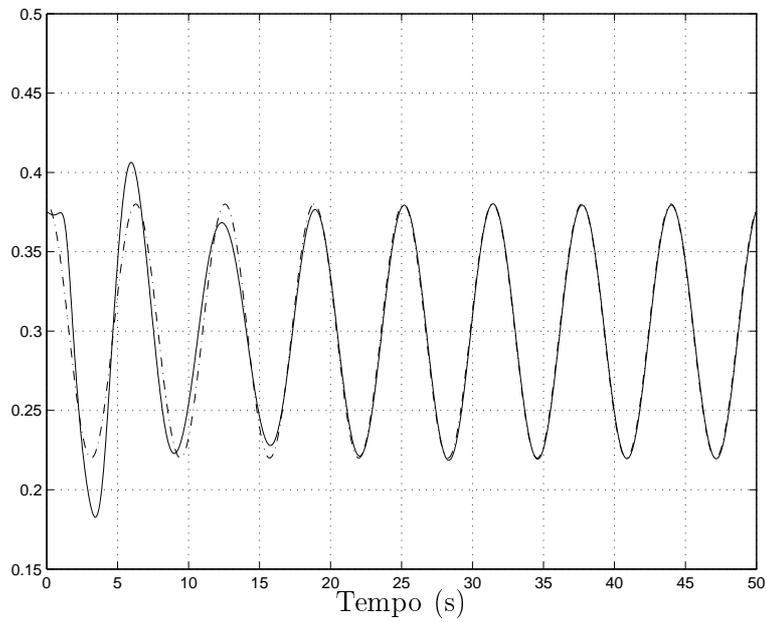


FIGURA 8.10: Controlador Adaptativo. Rastreamento na direção do eixo y_0 do robô: Efetuador - s_{c2} (-), Objeto s_{o2} (- · -) (em metros).

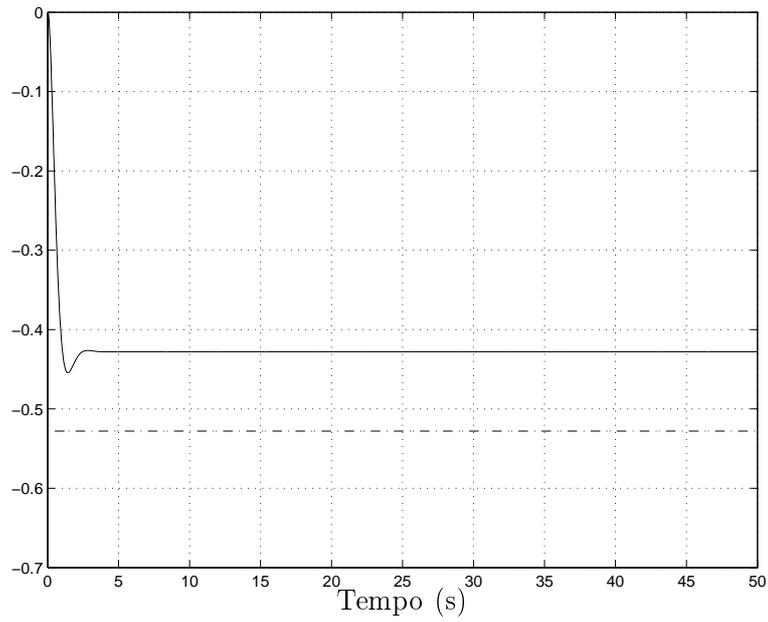


FIGURA 8.11: Controlador Adaptativo. Regulação na direção do eixo z_0 do robô: Efetuador - s_{e3} (—), Objeto - s_{o3} (- · -) (em metros).

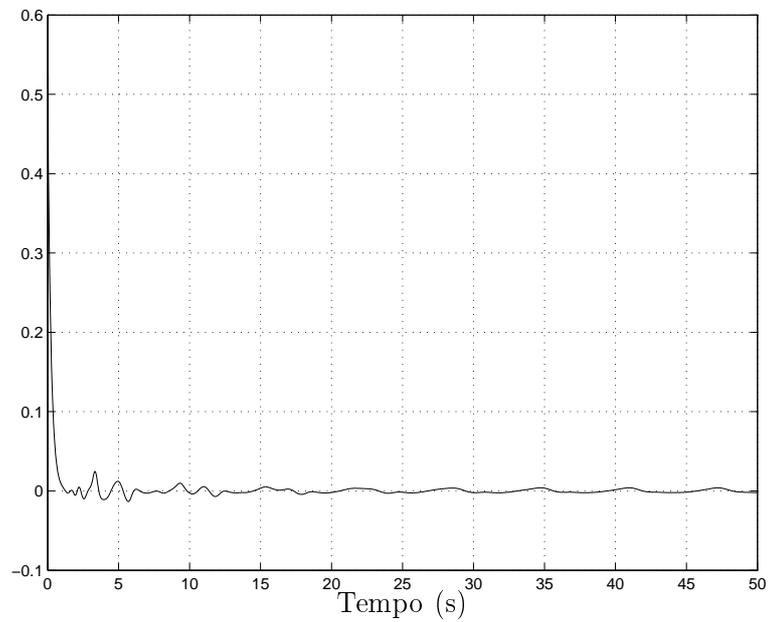


FIGURA 8.12: Controlador Adaptativo. Orientação da câmera em relação ao objeto, no plano da imagem: ϕ_i (—) (em graus).

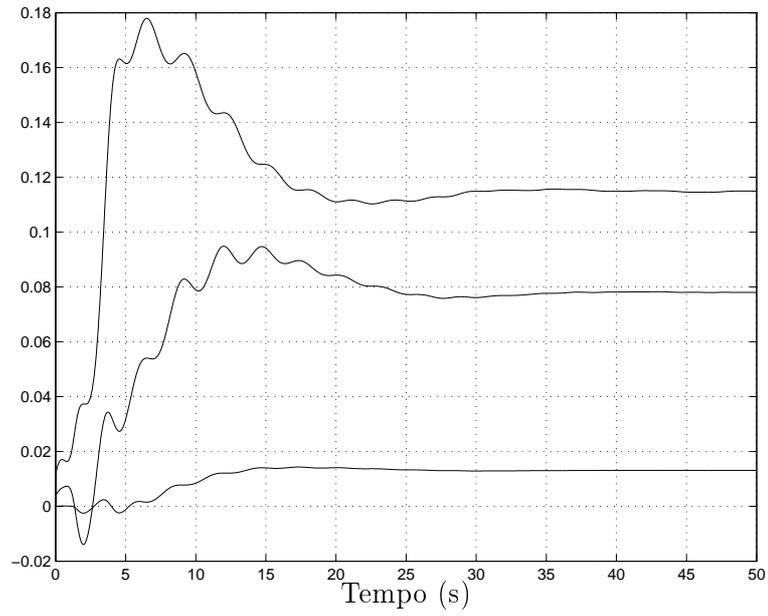


FIGURA 8.13: Controlador Adaptativo. Comportamento dos parâmetros Ω_{m1} .

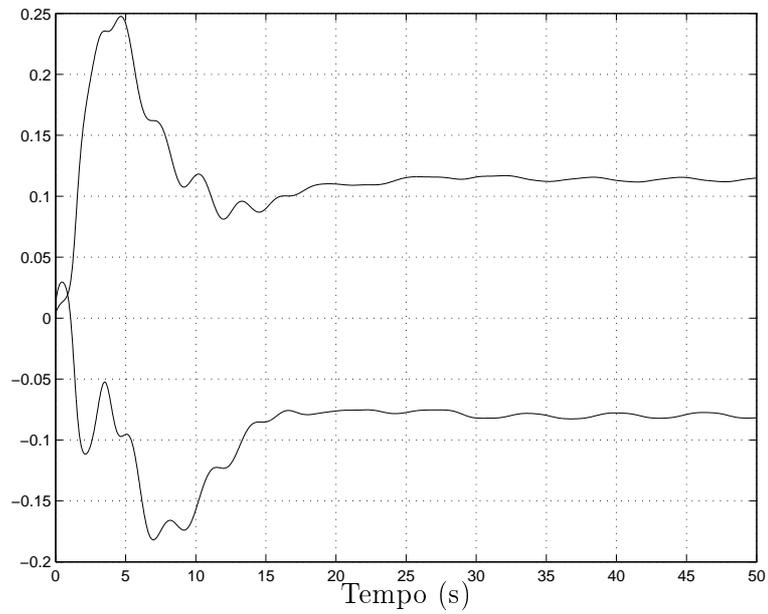


FIGURA 8.14: Controlador Adaptativo. Comportamento dos parâmetros Ω_{m2} .

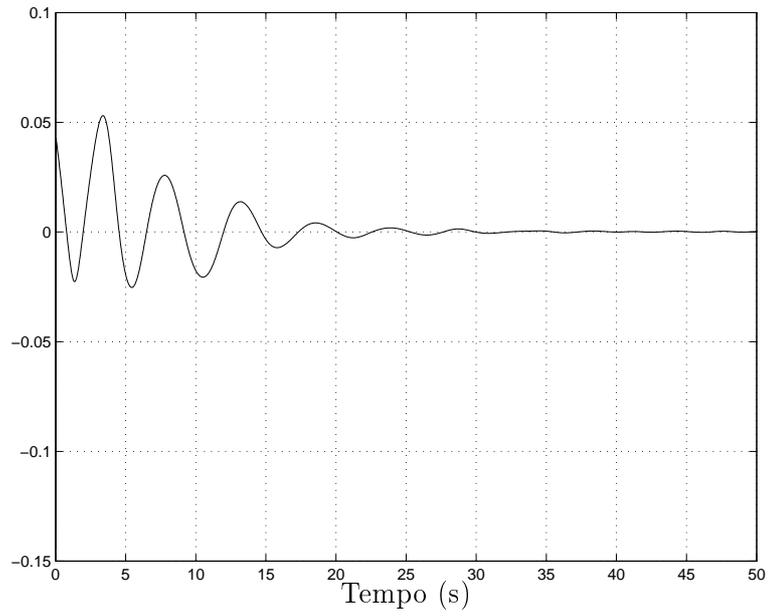


FIGURA 8.15: Controlador Adaptativo. Plano da imagem - regulação na direção do eixo x_{e1} (pixel normalizado).

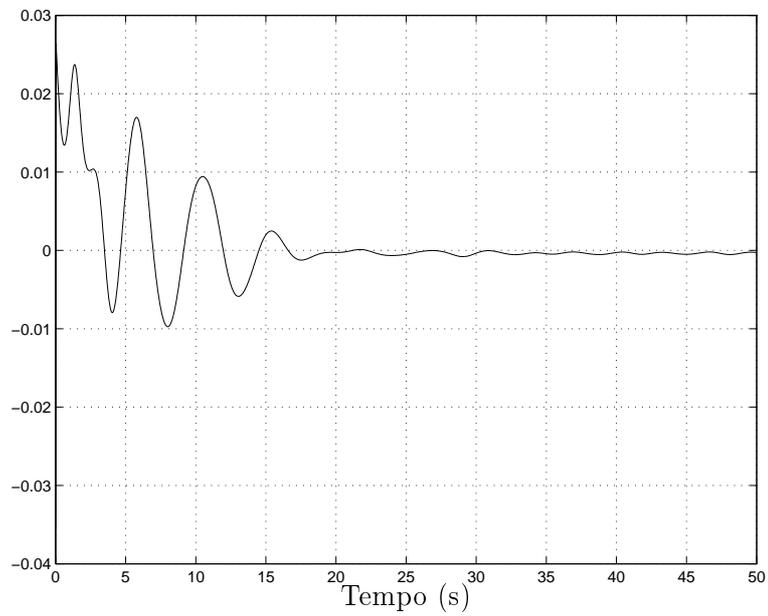


FIGURA 8.16: Controlador Adaptativo. Plano da imagem - regulação na direção do eixo x_{e2} (pixel normalizado).

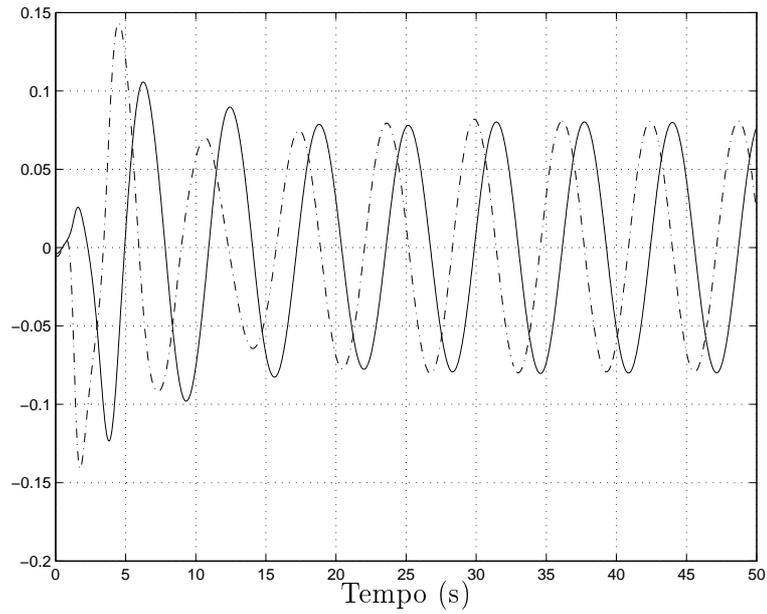


FIGURA 8.17: Controlador Adaptativo. Sinais de controle \dot{s}_{c1} (-) e \dot{s}_{c2} (---) (em metros/s).

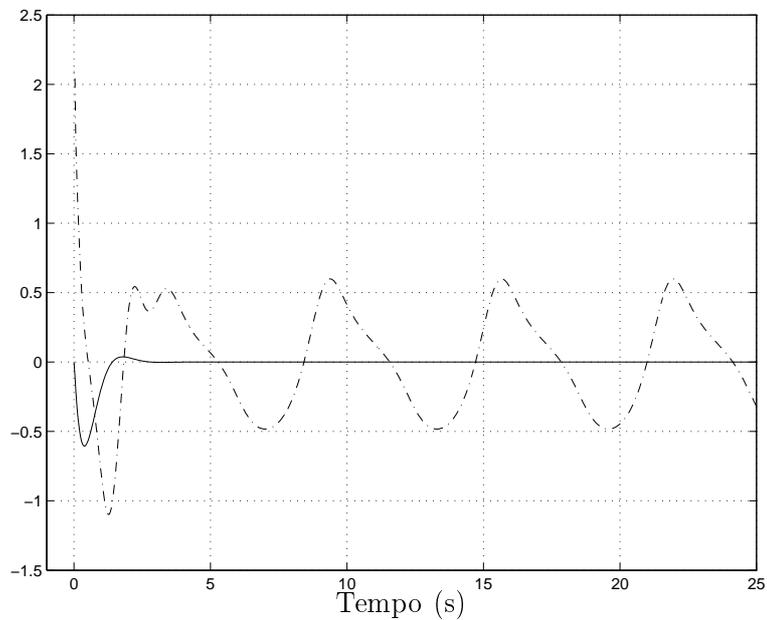


FIGURA 8.18: Controlador Adaptativo. Sinais de controle \dot{z} (-) (em metros/s) e \dot{q}_3 (---) (em rad/s).

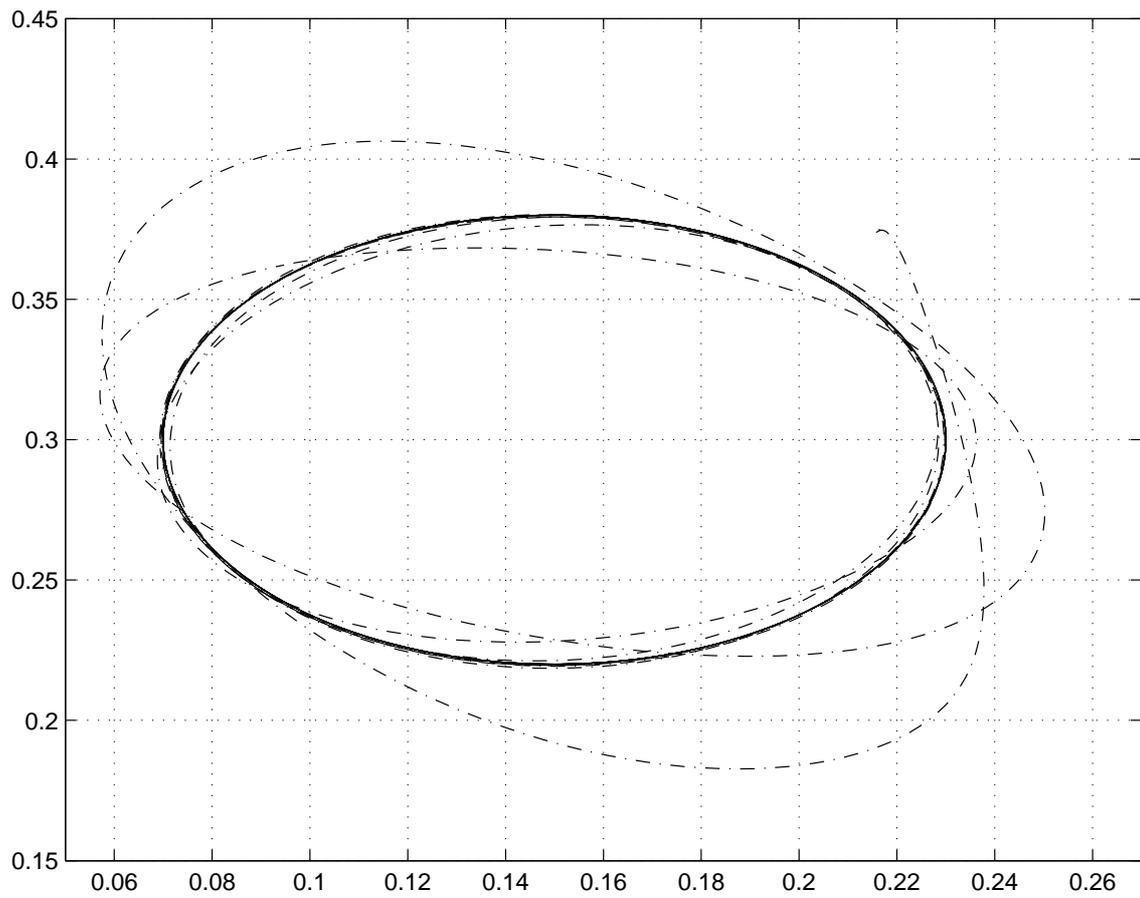


FIGURA 8.19: Controlador Adaptativo. Trajetória no plano cartesiano: Efetuador - s_c (- · -), Objeto - s_o (-)(em metros).

8.6 Resumo e comentário sobre este Capítulo

Apresentou-se neste Capítulo uma contribuição ao projeto de controle por servovisão 3D de um manipulador robótico com câmera-na-mão. A abordagem adotada destacou: (1) conseguiu-se realizar o controle para rastreamento/regulação do efetuador no espaço 3D sem utilizar a medida explícita da profundidade entre câmera e objeto; (2) o uso de funções de erro não-lineares na obtenção de uma estrutura de controle linearmente parametrizada, o que favoreceu a aplicação da teoria de controle adaptativo. Simulação foram realizadas considerando uma incerteza no alinhamento angular entre os sistemas coordenados da câmera e do efetuador. Os resultados apresentados comprovam a eficiência das leis adaptativas propostas. Mostrou-se também que um controlador com ganho fixo não consegue compensar o erro de regime durante a execução da tarefa.

Capítulo 9

Conclusão

Esta Tese abordou o problema de controle de sistemas robóticos utilizando servovisão 2D e 3D. Considerou-se o caso de rastreamento de trajetórias por controle baseado na imagem. Atenção foi dada aos casos de controle cinemático e dinâmico do robô nas configurações que utilizam câmera fixa e móvel. Assumindo a presença de incertezas no modelo câmera-robô, particularmente com respeito aos parâmetros intrínsecos da câmera e aos parâmetros do robô, foram desenvolvidas leis adaptativas diretas para a malha de servovisão.

No caso de robôs cinemáticos, mostrou-se que o controle de movimento pode ser implementado a partir de soluções por servovisão 2D e 3D. Neste sentido, duas possíveis soluções adaptativas recentemente propostas, foram discutidas e analisadas rigorosamente para lidar com as incertezas do modelo do sistema: uma pelo método de *Imersão e Invariância* (I&I) e outra pelo método da *Fatoração* (SDU). Uma característica observada no método I&I é a ausência de superparametrização no vetor de controle. No SDU, tal superparametrização é inevitável. Ressalta-se que, no I&I, a condição de sinal requerida para a matriz de ganho K_p do sistema exige o cumprimento de uma desigualdade matricial enquanto que no SDU, a condição de sinal recai sobre os elementos diagonais da matriz D que compõe a fatoração.

No caso de robôs com dinâmica não-desprezível, propôs-se uma estratégia de controle em cascata, inspirada nos resultados das referências (Guenther & Hsu 1993, Hsu & Aquino 1999), onde a idéia principal foi combinar as leis de controle para o manipulador com as leis servovisuais cinemáticas projetadas. É importante mencionar que a

aplicação do algoritmo proposto não exigiu a alteração das estruturas de controle cinemático desenvolvidas, o que não é trivial quando comparada aos resultados existentes na literatura como por exemplo em (Guenther & Hsu 1993, Hsu & Aquino 1999). Alguns resultados de simulação foram apresentados para ilustrar o desempenho em malha fechada. Além disso, mostrou-se que a implementação do esquema requer a medida de velocidade no plano da imagem, o que também ocorre na maioria dos trabalhos nesta área. Como contribuição, esta Tese demonstrou que tal exigência poderia ser relaxada adotando-se um vetor regressor modificado nas leis adaptativas do sistema de servovisão.

Esta Tese abordou também o controle por servovisão 3D de sistemas robóticos. Discutiu-se a implementação de um controlador adaptativo para solucionar o problema de rastreamento 3D, quando a profundidade relativa entre câmera e objeto é variante no tempo. Uma contribuição foi realizada neste sentido, uma vez que o rastreamento assintótico é atingido sem utilizar explicitamente a medida da profundidade, contrastando com várias propostas recentes (Malis et al. 1999, Kelly et al. 2000, Conticelli & Allotta 2001, Nasisi & Carelli 2003). Isto foi conseguido utilizando-se na lei de controle a medida da área projetada do alvo na imagem (Zachi, Hsu & Lizarralde 2004). Simulações numéricas foram apresentadas para ilustrar a eficiência do método. Testes experimentais foram realizados com a aplicação da estratégia proposta em um manipulador real (Zachi, Hsu, Lizarralde & Leite 2006). Ressalta-se que a modificação no vetor regressor introduzida no caso 2D também foi utilizada aqui no caso 3D, a fim de incorporar o algoritmo na estratégia de controle em cascata para robôs com dinâmica incerta.

Em seguida, o projeto de controle por servovisão 3D foi refeito introduzindo-se o conceito de *funções de erro não-lineares*. Mostrou-se que com a utilização de tais funções, obtém-se uma parametrização linear para o modelo câmera-robô, o que favoreceu a aplicação dos algoritmos adaptativos propostos nesta Tese.

Abordou-se também o problema de controle por servovisão de um sistema robótico com câmera-na-mão. O algoritmo 3D foi aplicado e o seu desempenho foi comparado ao de um controlador com ganho fixo. Os resultados revelaram a eficiência da estratégia proposta face às incertezas presentes no modelo do sistema robótico, o que não aconteceu com o controlador com ganho fixo.

9.1 Sugestões para trabalhos futuros

Para a continuação da pesquisa desenvolvida nesta Tese, sugere-se os seguintes tópicos:

- (1) Reformulação do problema de controle por servovisão discutido nos Capítulos 3 e 6 considerando a proposta da referência (Cheah et al. 2006), que assume a presença de incertezas nos parâmetros da cinemática do manipulador.
- (2) Identificação da velocidade do objeto no plano da imagem, visando relaxar a condição de conhecimento *a priori* feita para esta grandeza, no problema de rastreamento em sistemas robóticos com câmera-na-mão. Uma solução por teoria de controle a estrutura variável poderia ser explorada a fim de estimar tal medida.
- (3) Desenvolvimento de algoritmo de controle que considere a ocorrência de oclusão do objeto na imagem. Um passo inicial poderia ser o de combinar as leis de controle propostas nesta Tese com técnicas de oclusão conhecidas da literatura.

Referências Bibliográficas

- Agah, F., Mehrandezh, M., Fenton, R. G. & Benhabib, B. (2004), 'On-line robotic interception planning using a rendezvous-guidance technique', *Journal of Intelligent and Robotic Systems* **40**, 23–44.
- Akella, M. R. (2005), 'Vision-based adaptive tracking control of uncertain robot manipulators', *IEEE Transactions on Robotics* **21**(4), 748–753.
- Allen, P. K., Timcenko, A., Yoshimi, B. & Michelman, P. (1993), 'Automated tracking and grasping of a moving object with a robotic hand-eye system', **9**(2), 152–165.
- Astolfi, A., Hsu, L., Netto, M. & Ortega, R. (2002), 'Two solutions to the adaptive visual servoing problem', *IEEE Transactions on Robotics and Automation* **18**(3), 387–392.
- Astolfi, A. & Ortega, R. (2003), 'Immersion and invariance: a new tool for stabilization and adaptive control of nonlinear systems', *IEEE Transactions on Automatic Control* **48**(4), 590–606.
- Behal, A., Setlur, P., Dixon, W. & Dawson, D. (2005), 'Adaptive position and orientation regulation for the camera-in-hand problem', *Journal of Robotic Systems* **22**(9), 457–473.
- Bishop, B. & Spong, M. (1999), 'Adaptive calibration and control of 2d monocular visual servo systems', *Control Engineering Practice* **7**, 423–430.
- Borangiu, T. (2002), Visual conveyor tracking for "pick-on-the-fly" robot motion control, in '7th International Workshop on Advanced Motion Control', Maribor, Slovenia, pp. 353–358.
- Chaumette, F. (1998), 'Potential problems of stability and convergence in image-based and position-based visual servoing', *Lecture Notes in Control and Information Systems* **237**, 66–78.
- Chaumette, F. (2004), 'Image moments: A general and useful set of features for visual servoing', *IEEE Transactions on Robotics* **20**(4), 01–11.
- Chaumette, F. & Hutchinson, S. (2007), 'Visual servo control - part II: Advanced approaches', *IEEE Robotics & Automation Magazine* pp. 109–117.
- Chaumette, F. & Malis, E. (2000), 2 1/2 d visual servoing: a possible solution to improve image-based and position-based visual servoing, in 'IEEE International Conference on Robotics & Automation', pp. 630–635.

- Chaumette, F., Malis, E. & Boudet, S. (1997), 2 1/2 d visual servoing with respect to a planar objects, *in* 'Workshop on New Trends in Image-Based Robot Servoing', pp. 45–52.
- Cheah, C. C., Liu, C. & Slotine, J. J. E. (2006), 'Adaptive tracking control of robots with unknown kinematic and dynamic properties', *IEEE Transactions on Automatic Control* **25**(3), 288–296.
- Conticelli, A. & Allotta, B. (2001), 'Nonlinear controllability and stability analysis of adaptive image-based systems', *IEEE Transactions on Robotics and Automation* **17**(2), 208–214.
- Corke, P. & Hutchinson, S. (2000), A new hybrid image-based visual servo control scheme, *in* 'IEEE Conference on Decision and Control', pp. 2521–2527.
- Corke, P. & Hutchinson, S. (2001), 'A new partitioned approach to image-based visual servo control', *IEEE Transactions on Robotics and Automation* **17**(4), 507–515.
- Corke, P. I., Roberts, J. & Winstanley, G. (1998), 'Vision-based control for mining automation', *IEEE Robotics & Automation Magazine* **5**(4), 44–48.
- Costa, R. R., Hsu, L., Imai, A. & Kokotovic, P. (2003), 'Lyapunov-based adaptive control of mimo systems', *Automatica* **39**(7), 1251–1257.
- Degushi, K. (1998), Optimal motion control for image-based visual servoing by decoupling rotation and translation, *in* 'Conf. on Intelligent Robots and Systems', BC, Canada, pp. 705–711.
- Dixon, W. E., Zergeroglu, E., Fang, Y. & Dawson, D. M. (2002), Object tracking by a robot manipulator: A robust cooperative visual servoing approach, *in* 'IEEE International Conference on Robotics & Automation', Washington, DC, pp. 211–216.
- Espiiau, B., Chaumette, F. & Rives, P. (1992), 'A new approach to visual servoing in robotics', *IEEE Transactions on Robotics and Automation* **8**(3), 313–326.
- Omote, K. *et al.* (1999), 'Self-guided robotic camera control for laparoscopic surgery compared with human camera control', *American Journal of Surgery* **177**(4), 321–324.
- Fang, Y., Behal, A., Dixon, W. E. & Dawson, D. M. (2002), Adaptive 2.5d visual servoing of kinematically redundant robot manipulators, *in* 'IEEE Conference on Decision and Control', Las Vegas, Nevada, pp. 2860–2865.
- Feddema, J. T. & Simon, R. W. (1998), 'Visual servoing and cad-driven microassembly', *IEEE Robotics & Automation Magazine* **5**(4), 18–24.
- Flandin, G., Chaumette, F. & Marchand, E. (2000), Eye-in-hand/eye-to-hand cooperation for visual servoing, *in* 'MST/IEEE Oceans 2000 Conference Proceedings', Vol. 2, Providence, Rhode Island, pp. 1257–1264.

- Fujita, M., Kawai, H. & Spong, M. W. (2007), ‘Passivity-based dynamic visual feedback control for three-dimensional target tracking: Stability and l_2 -gain performance analysis’, *IEEE Transactions on Control Systems Technology* **15**(1), 40–52.
- Ghosh, B. K., Inaba, H. & Takahashi, S. (2000), ‘Identification of riccati dynamics under perspective and orthographic observations’, *IEEE Transactions on Automatic Control* **45**(47), 1267–1278.
- Ghosh, B. K. & Loucks, E. P. (1995), ‘A perspective theory for motion and shape estimation in machine vision’, *SIAM Journal of Control and Optimization* **33**(5), 1530–1559.
- Guenther, R. & Hsu, L. (1993), Variable structure adaptive cascade control of rigid-link electrically-driven robot manipulator, in ‘*IEEE Conference on Decision and Control*’, San Antonio, pp. 2137–2142.
- Haralick, R. M. & Shapiro, L. G. (1993), *Computer and Robot Vision*, Vol. II, Addison-Wesley.
- Hartley, R. I. (1997), ‘Self-calibration of stationary cameras’, *Intern. Journal of Computer Vision* **22**(1), 5–23.
- Hill, J. & Park, W. T. (1979), Real time control of a robot with a mobile camera, *Proceedings of the 9th ISIR*, Washington, DC, pp. 233–246, March.
- Hosoda, K., Igarashi, K. & Asada, M. (1998), ‘Adaptive hybrid control for visual and force servoing in an unknown environment’, *IEEE Robotics & Automation Magazine* pp. 39–43.
- Hsu, L. & Aquino, P. (1999), Adaptive visual tracking with uncertain manipulator dynamics and uncalibrated camera, in ‘*IEEE Conference on Decision and Control*’, pp. 1248–1253.
- Hsu, L., Costa, R. & Aquino, P. (2000), Stable adaptive visual servoing for moving targets, in ‘*American Control Conference*’, Chicago, Illinois, p. 2008-2013.
- Hsu, L. & Costa, R. R. (1999), MiMO direct adaptive control with reduced prior knowledge of the high frequency gain, in ‘*IEEE Conference on Decision and Control*’, Phoenix, Arizona, p. 3303 3308.
- Hsu, L., Costa, R. R. & Lizarralde, F. (2006), Lyapunov/passivity-based adaptive control of relative degree two MIMO systems with application to visual servoing, in ‘*American Control Conference*’, Minneapolis, Minnesota, pp. 2682–2687.
- Hsu, L., Costa, R. R. & Lizarralde, F. (2007), ‘Lyapunov/passivity-based adaptive control of relative degree two systems with an application to visual servoing’, *IEEE Transactions on Automatic Control* **52**(2), 3640–371.
- Hsu, L. & Lizarralde, F. (2000), Robust adaptive visual tracking control: Analysis and experiments, in ‘*Conference on Control and Applications*’, Anchorage, Alaska, pp. 823–829.

- Hsu, L., Zachi, A. R. L. & Lizarralde, F. (2001), Adaptive visual tracking for motions on smooth surfaces, in '*IEEE Conference on Decision and Control*', Orlando, Florida, pp. 1866–1871.
- Hutchinson, S., Hager, G. & Corke, P. (1996), 'A tutorial on visual servo control', *IEEE Transactions on Robotics and Automation* **12**(5), 651–670.
- Ioannou, P. & Sun, K. (1996), *Robust Adaptive Control*, Prentice Hall.
- Iwatsuki, M. & Okiyama, N. (2005), 'A new formulation of visual servoing based on cylindrical coordinate system', *IEEE Transactions on Robotics* **21**(2), 266–273.
- Kelly, R. (1996), 'Robust asymptotically stable visual servoing of planar robots', *IEEE Transactions on Robotics and Automation* **12**(5), 759–766.
- Kelly, R., Carelli, R., Nasisi, O., Kuchen, B. & Reyes, F. (2000), 'Stable visual servoing of camera-in-hand robotic systems', **5**(1), 39–48.
- Kelly, R., Reyes, F., Moreno, J. & Hutchinson, S. (1999), Two loops direct visual control of direct-drive planar robots with moving target, in '*IEEE International Conference on Robotics & Automation*', pp. 599–604.
- Koivo, A. & Houshangi, N. (1991), 'Real-time vision feedback for servoing of a robotic manipulator with self-tuning controller', *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* **21**, 134–142.
- Krupa, A., Gangloff, J., Doignon, C., Mathelin, M., Morel, G., Leroy, J., Soler, L. & Marescaux, J. (2003), 'Autonomous 3-D positioning of surgical instruments in robotized laparoscopic surgery using visual servoing', *IEEE Transactions on Robotics and Automation* **19**(75), 842–853.
- Lots, J. F., Lane, D. & Trucco, E. (2001), Application of 2-1/2d visual servoing to underwater vehicle station-keeping, in '*IEEE International Conference on Robotics & Automation*', Vol. 3, Seoul, Korea, pp. 2767–2772.
- Lots, J. F., Lane, D., Trucco, E. & Chaumette, F. (2001), A 2d visual servoing for underwater vehicle station keeping, in '*IEEE International Conference on Robotics & Automation*', Vol. 3, Seoul, Korea, pp. 2767–2772.
- Malis, E. & Chaumette, F. (2000), '2 1/2 d visual servoing with respect to unknown objects through a new estimation scheme of camera displacement', *International Journal of Computer Vision* **37**(1), 79–97.
- Malis, E., Chaumette, F. & Boudet, S. (1999), '2 1/2D visual servoing', *IEEE Transactions on Robotics and Automation* **15**(2), 238–250.
- Marchand, E., Chaumette, F., Spindler, F. & Perrier, M. (2002), 'Controlling an uninstrumented manipulator by visual servoing', **21**(7), 635–641.
- Monopoli, R. (1974), 'Model reference adaptive control with an augmented error signal', *TAC* **19**(5), 474–484.

- Narendra, K. & Annaswamy, A. (1989), *Stable Adaptive Systems*, Prentice-Hall.
- Nasisi, O. & Carelli, R. (2003), ‘Adaptive servo visual robot control’, *Robotics and Autonomous Systems* **43**, 51–78.
- Nijmeijer, H. & der Schaft, A. J. V. (1995), *Nonlinear Control Systems*, 3rd edn, Springer-Verlag.
- Ortega, R., Hsu, L. & Astolfi, A. (2003), ‘Immersion and invariance adaptive control of linear multivariable systems’, *Systems and Control Letters* **49**, 37–47.
- Papanikolopoulos, N. & Khosla, P. (1993), ‘Adaptive robotic visual tracking: Theory and experiments’, *IEEE Transactions on Automatic Control* **38**(3), 429–445.
- Quang, L. (1996), ‘Self-calibration of an affine camera from multiple views’, *Intern. Journal of Computer Vision* **19**(1), 93–105.
- Sanderson, A. C. & Weiss, L. E. (1980), Image-based visual servo control using relational graph error signals, in ‘Proc. IEEE’, pp. 1074–1077.
- Schuurman, D. C. & Capson, D. W. (2004), ‘Robust direct visual servoing using network-synchronized cameras’, *IEEE Transactions on Robotics and Automation* **20**(2), 319–334.
- Sciavicco, L. & Siciliano, B. (2000), *Modelling and Control of Robot Manipulators*, Springer-Verlag.
- Sheering, C. & Kersting, B. (1998), Uncalibrated hand-eye coordination with a redundant camera system, in ‘*IEEE International Conference on Robotics & Automation*’, Vol. 4, pp. 2953–2958.
- Singh, R. P. (1985), *Stable Multivariable Adaptive Control Systems*, New Haven, Connecticut edn, Ph.D. thesis, Yale University.
- Slotine, J. J. & Li, W. (1991), *Applied Nonlinear Control*, Prentice Hall.
- Soatto, S., Frezza, R. & Perona, P. (1996), ‘Motion estimation via dynamical vision’, *IEEE Transactions on Automatic Control* **41**(3), 393–413.
- Spong, M. W. & Vidyasagar, M. (1989), *Robot Dynamics and Control*, Wiley&Sons.
- Strang, G. (1988), *Linear Algebra and Its Applications*, 2nd Edn, Springer-Verlag.
- Tsai, R. & Lenz, R. (1989), ‘A new technique for fully autonomous and efficient 3D robotics hand/eye calibration’, **5**, 345–358.
- Tsai, R. Y. (1987), ‘A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf tv cameras and lenses’, *IEEE Journal of Robotics and Automation* **3**(4), 323–344.
- Usher, K., Ridley, P. & Corke, P. (2002), Visual servoing of a car-like vehicle - an application of omnidirectional vision, in ‘*Australian Conference on Robotics and Automation*’, Auckland, pp. 37–42.

- Utkin, V. I. (1992), *Sliding Mode in Control and Optimization*, 2nd edn, Springer-Verlag.
- Vitrani, M., Morel, G. & Ortmaier, T. (2006), Automatic guidance of surgical instrument with ultrasound based visual servoing, in '*IEEE International Conference on Robotics & Automation*', Orlando, Flórida, pp. 508–513.
- Wang, H. & Liu, Y. (2006), Uncalibrated visual tracking control without visual velocity, in '*IEEE International Conference on Robotics & Automation*', Orlando, Florida, pp. 2738–2743.
- Wonham, W. M. (1985), *Linear Multivariable Control*, Springer-Verlag.
- Xiao, D., Ghosh, B. K. D., Xi, N. & Tarn, T. J. (2000a), 'Sensor-based hybrid position/force control of a robot manipulator in an uncalibrated environment', *IEEE Transactions on Control Systems Technology* **8**(4), 634–645.
- Xiao, D., Ghosh, B. K. D., Xi, N. & Tarn, T. J. (2000b), 'Sensor-based hybrid position/force control of a robot manipulator in an uncalibrated environment', *IEEE Transactions on Control Systems Technology* **8**(4), 634–645.
- Yazarel, H. & Cheah, C. C. (2002), 'Task-space adaptive control of robotic manipulators with uncertainties in gravity regressor matrix and kinematics', *IEEE Transactions on Automatic Control* **47**(9), 1580–1585.
- Yu, S. & Nelson, B. J. (2001), 'Autonomous injection of biological cells using visual servoing', *Experimental Robotics VII* pp. 169–178.
- Zachi, A. R. L. (2001), *Contribuição ao controle adaptativo de sistemas não-lineares com aplicação à servo-visão robótica 3D*, Tese de Mestrado - COPPE/UFRJ.
- Zachi, A. R. L., Hsu, L. & Lizarralde, F. (2004), Performing stable 2D adaptive visual positioning/tracking control without explicit depth measurement, in '*IEEE International Conference on Robotics & Automation*', New Orleans, **3**, 2297–2302.
- Zachi, A. R. L., Hsu, L., Lizarralde, F. & Leite, A. C. (2004), Adaptive control of nonlinear visual servoing systems for depth positioning and planar tracking, in '*Proc. of the 14th Brazilian Conference on Automatic Control*', Gramado, RS, pp. 1510–1515.
- Zachi, A. R. L., Hsu, L., Lizarralde, F. & Leite, A. C. (2006), 'Adaptive control of nonlinear visual servoing systems for 3D cartesian tracking', *Revista SBA - Controle & Automação* **17**(4), 381–390.
- Zachi, A. R. L., Hsu, L., Ortega, R. & Lizarralde, F. (2004a), Cascade control of uncertain manipulator systems through immersion and invariance adaptive visual servoing, in '*IEEE International Conference on Robotics & Automation*', New Orleans, pp. 2860–2865.
- Zachi, A. R. L., Hsu, L., Ortega, R. & Lizarralde, F. (2004b), Immersion and invariance adaptive visual servoing of manipulators with uncertain dynamics, in '*American Control Conference*', Boston, Massachusetts, pp. 1510–1515.

- Zachi, A. R. L., Hsu, L., Ortega, R. & Lizarralde, F. (2006), 'Dynamic control of uncertain manipulators through immersion and invariance adaptive visual servoing', in '*International Journal of Robotic Research* **25**(11), 1149–1159.
- Zergeroglu, E., Dawson, D., de Queiroz, M. & Nagarkatti, S. (1999), Robust visual-servo control of robot manipulators in the presence of uncertainty, in '*IEEE Conference on Decision and Control*', Phoenix, Arizona, pp. 4137–4142.
- Zergeroglu, E., Dawson, D. M., Fang, Y. & Malatpure, A. (2000), Adaptive camera calibration control of planar robot: Elimination of camera space measurements, in '*Conference on Control and Applications*', Anchorage, Alaska, pp. 560–565.
- Zhao, W., Zhang, W. J., Grupta, M. M., Zong, G. H. & Oyama, P. R. (2002), A micro visual servoing system for biological cell manipulation: Overview and new developments, in '*7th International Conference on Control Automation, Robotics and Vision*', Singapore, pp. 37–42.
- Zhou, L., Lin, T. & Chen, S. B. (2006), 'Autonomous acquisition of seam coordinates for arc welding robot based on visual servoing', *Journal of Intelligent Robotic Systems* **47**, 239–255.
-