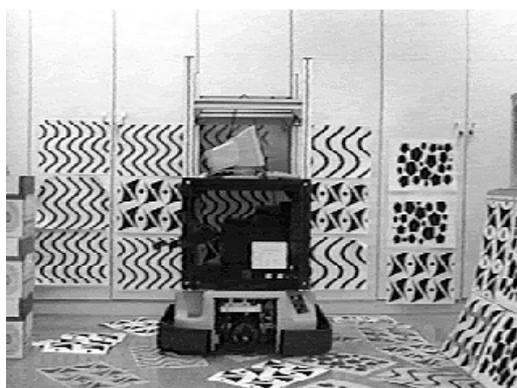




UNIVERSIDADE TÉCNICA DE LISBOA
INSTITUTO SUPERIOR TÉCNICO



INTEGRAÇÃO DE COMPORTAMENTOS VISUAIS
PARA ROBÓTICA MÓVEL

VITOR MANUEL DA SILVA COSTA
(Licenciado)

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em
Engenharia Electrotécnica e de Computadores

Orientador científico:

Doutor José Alberto Rosado dos Santos Victor

Constituição do Júri:

Doutor Pedro Lima

Doutor Jorge Manuel Miranda Dias

Doutor João Manuel Bioucas Dias

Doutor José Alberto Rosado dos Santos Victor

Lisboa, Dezembro de 1998

Resumo

A utilização da percepção permite a um sistema robótico uma maior autonomia e flexibilidade de funcionamento em ambientes dinâmicos. Estas capacidades possibilitam a realização de tarefas em meios adversos ao ser humano ou simplificar as funções de teleoperação. Esta tese aborda o projecto de um sistema robótico móvel autónomo para ambientes interiores.

É desenvolvida uma arquitectura baseada em comportamentos (*evitar obstáculos, navegação e acostagem*) que utilizam a visão para a percepção do meio envolvente. A decomposição do sistema em comportamentos facilita o projecto, assim como futuros melhoramentos em cada comportamento ou a inclusão de novos comportamentos.

Todos os comportamentos implementados utilizam como informação de entrada o movimento observado no plano de imagem (fluxo óptico). Esta informação é retirada de diferentes zonas do campo visual em conformidade com as características de cada comportamento. É efectuada a integração utilizando teoria dos sistemas dinâmicos, definindo-se as contribuições de cada comportamento como funções no espaço de fase, originando estados de atracção ou repulsão que variam dinamicamente durante a navegação. São apresentados resultados com o sistema a funcionar em tempo real

Palavras Chave: visão robótica, visão activa, comportamentos visuais, dinâmica dos comportamentos, integração de comportamentos, robots autónomos.

Abstract

The use of perception in robotic systems allows for greater autonomy and functional flexibility in dynamic environments. These capabilities provide the possibility of performing tasks in adverse environments or the simplification of teleoperational functions. This Thesis focuses on the development of an autonomous mobile system to operate in indoor environments.

A behaviour-based architecture (*obstacle avoidance, navigation and docking*) which uses vision to perceive the environment is developed. The decomposition of behaviours makes the project more tractable, allows for future behavioural improvements and the possible inclusion of new ones.

All the behaviours implemented use the observed image motion (optical flow) as input information. This information is taken from different regions of the visual field in agreement with each of the behavioural characteristics. Dynamic systems theory is used for behaviour integration. The contribution from each behaviour is defined as a function of the phase space. This gives rise to attractive and repulsive states, which change dynamically during navigation. Real time operational results are obtained by the system and presented.

Keywords: robotic vision, active vision, visual behaviours, dynamics of behaviours, behaviour integration, autonomous robots.

Agradecimentos

Quero começar por agradecer e muito ao Prof. José Alberto Santos Victor pela orientação decisiva ao longo deste trabalho, bem como pela sua disponibilidade constante apoiando sempre que necessário a vários níveis. Pela infinita paciência que teve em determinadas alturas da realização deste trabalho. Por me ter preparado de certa forma para a actividade científica, ajudando-me com o seu bom senso e capacidade de organização. Além disto tudo, fundamentalmente pela amizade demonstrada ao longo destes anos.

Aos colegas do grupo de visão do I.S.R., não quero de deixar de agradecer o espirito de camaradagem e de entre ajuda criado. Em particular quero agradecer: ao Gaspar pelo muito apoio dado na realização do software quer cedendo algum do seu software, bem como ajudando na elaboração de todo o software utilizado, e claro também pela sua amizade, ao Alexandre não quero de deixar de agradecer as criticas construtivas que só ele sabe fazer, assim como pela amizade e companhia em certas alturas decisivas, ao António pelo seu espirito irreverente, sempre na tentativa de resolver problemas que surjam com a maior parte do material do laboratório, ao Nuno Gracias pela sua disponibilidade constante em ajudar, até com a sua estimação robusta, ao Luís Jordão e ao Matteo pela boa disposição constante no laboratório, ao Carlos pela sua capacidade engenhosa, ao Etienne pela sua disponibilidade em ajudar com o seu espirito matemático e ao Niall pela ajuda dada na realização do Abstract desta tese.

Quero também agradecer em geral aos colegas do I.S.R., que por serem tantos não podem ser aqui enumerados.

Ao Marco, pelo inicio deste trabalho conjuntamente comigo, bem como pela sua amizade.

Ao Instituto de Sistemas e Robótica pelas condições de trabalho proporcionadas.

Esta tese foi desenvolvida no âmbito do Projecto PBIC / C / TPR / 2050 / 95 “Comportamentos Visuais para Robótica Móvel”, financiado pela Fundação para a Ciência e Tecnologia.

Ao pessoal do C.E.D.E.T. pelo incentivo dado ao longo destes anos, em particular ao: Couto Pinto, Lena, Amaral, Henrique, Fernando, Arnaldo, Pedro, Miguel, Zé Nascimento, Carlos Meneses. Bem como ao pessoal mais novo: Carlos, Rui, Tó Serrador, Artur e Gonçalo.

À Prof. Fernanda Margarido pelo seu incentivo como amiga dado na parte final desta tese.

Ao Nuno Oliveira quero agradecer pela amizade que já nos une há uma boa quantidade de anos, ajudando-me sempre nos momentos difíceis incentivando-me sempre a continuar, e que estas palavras sirvam de incentivo também para ele.

Finalmente de uma forma especial quero agradecer aos meus Pais e irmã, que sempre me ajudaram e sei que continuarão a ajudar mesmo depois desta tese. Principalmente pelo apoio especial que sempre vem deles quando mais se precisa. Aos meus avós, tios e prima pela paciência demonstrada perante as minhas ausências.

Índice

1. INTRODUÇÃO	1
1.1 OBJECTIVOS	3
1.2 TRABALHO RELACIONADO	6
1.3 ORGANIZAÇÃO DA TESE	8
2. UMA ARQUITECTURA PARA UM SISTEMA ROBÓTICO MÓVEL AUTÓNOMO.....	11
2.1 UMA TEORIA PARA A CONSTRUÇÃO ARQUITECTURAS BASEADAS EM COMPORTAMENTOS.....	12
2.1.1 <i>Variáveis de comportamento</i>	13
2.1.2 <i>Construção da dinâmica do comportamento</i>	15
2.1.3 <i>A integração de várias contribuições para a dinâmica do sistema</i>	18
2.1.4 <i>Ajuste de parâmetros utilizando diagramas de bifurcação</i>	28
2.2 CAMPO VISUAL VS. COMPORTAMENTOS BASEADOS EM VISÃO	30
2.3 A OBTENÇÃO DOS CAMPOS VISUAIS CENTRAL E PERIFÉRICOS	32
3. COMPORTAMENTO DE EVITAR OBSTÁCULOS.....	37
3.1 INTRODUÇÃO.....	37
3.2 DETECÇÃO DE OBSTÁCULOS	38
3.2.1 <i>Estimação do modelo afim utilizando apenas o fluxo normal</i>	38
3.2.2 <i>Determinação dos pontos considerados obstáculo</i>	44
3.2.3 <i>Variação do fluxo óptico de referência com o movimento do robot</i>	45
3.3 SISTEMA DE CONTROLO.....	48
3.4 RESULTADOS	49

4. COMPORTAMENTO DE NAVEGAÇÃO.....	59
4.1 INTRODUÇÃO.....	59
4.2 DETERMINAÇÃO DO VALOR DE FLUXO	62
4.2.1 <i>A influência do movimento de rotação.....</i>	<i>65</i>
4.3 SISTEMA DE CONTROLO.....	66
4.4 RESULTADOS	69
5. COMPORTAMENTO DE ACOSTAGEM.....	75
5.1 INTRODUÇÃO.....	75
5.2 COMPORTAMENTO BASEADO EM VISÃO	78
5.2.1 <i>Descrição do movimento do sensor em função do movimento do robot móvel.....</i>	<i>79</i>
5.2.2 <i>Caracterização do fluxo óptico por um modelo afim.....</i>	<i>82</i>
5.2.3 <i>Geração do comportamento através do controlo baseado em visão</i>	<i>83</i>
5.3 SISTEMA DE APROXIMAÇÃO BASEADO NA ODOMETRIA.....	86
5.3.1 <i>Sistema de controlo (aproximação).....</i>	<i>87</i>
5.3.2 <i>Estabilidade do sistema implementado</i>	<i>89</i>
5.4 RESULTADOS	92
5.4.1 <i>Resultados obtidos para o comportamento baseado em visão</i>	<i>92</i>
5.4.2 <i>Resultados obtidos para o sistema de aproximação</i>	<i>97</i>
6. INTEGRAÇÃO DE COMPORTAMENTOS.....	101
6.1 COMPORTAMENTO DE ACOSTAGEM GLOBAL	103
6.1.1 <i>Resultados.....</i>	<i>108</i>
6.2 INTEGRAÇÃO DOS TRÊS COMPORTAMENTOS REACTIVOS.....	111
6.2.1 <i>Resultados.....</i>	<i>116</i>
7. CONCLUSÕES	123
7.1 DINÂMICA DOS COMPORTAMENTOS NA INTEGRAÇÃO.....	125
7.2 TRABALHO FUTURO	127
A. FLUXO ÓPTICO.....	129
B. PARAMETRIZAÇÃO DO FLUXO ÓPTICO NUM PLANO	133
B.1 RESTRIÇÃO A UM PLANO	135

1. Introdução

O crescimento e a diversidade de aplicações, para a utilização de sistemas robóticos, tem despertado o interesse de muitos investigadores, na procura de sistemas cada vez mais genéricos e flexíveis. Com o objectivo de aumentar o espaço de trabalho, alguns destes sistemas foram providos de mobilidade, dando origem aos sistemas robóticos móveis.

A construção e utilização de sistemas deste tipo tem sido bem sucedida em ambientes controlados (como em certas indústrias). Devido ao facto destes ambientes serem estruturados ou modificáveis se necessário, a implementação de sistemas deste tipo é facilitada. No entanto, em ambientes desconhecidos ou variáveis, tal implementação é difícil e nem sempre com os resultados desejáveis. Normalmente nestes casos, os sistemas exibem falta de robustez e dificuldades de funcionamento em tempo real, entre outros problemas [49].

Muitos grupos de investigação têm desenvolvido trabalho no sentido de construir sistemas robóticos capazes de desempenhar tarefas em ambientes pouco estruturados ou desconhecidos. Neste âmbito têm sido várias as propostas para construção de sistemas robóticos autónomos, sendo a maior parte caracterizada por duas linhas principais de investigação.

A primeira abordagem baseia-se na construção do sistema como um todo, constituído por módulos funcionais interdependentes e distribuídos por camadas entre os sensores e os actuadores [18]. Para sistemas construídos segundo esta abordagem, a realização de tarefas fica normalmente dependente de um módulo de planeamento. Este tipo de módulos operam com base em representações do meio envolvente [22], que são obtidas através de

processamento de dados provenientes dos sensores, ou através do conhecimento à priori do meio (representações internas) ou nos dois tipos de representação.

A segunda abordagem baseia-se na construção do sistema por módulos ou comportamentos que não são interdependentes [8, 9, 18, 19]. Basicamente, o sistema é dividido em subsistemas capazes de operar sozinhos e realizar tarefas específicas. Estes sistemas executam as tarefas utilizando recursos limitados de informação e actuação, sendo por este motivo mais fáceis de implementar e computacionalmente menos pesados. O sistema global é obtido através da integração dos subsistemas de uma forma hierárquica, divididos por níveis de comportamentos.

Do ponto de vista da percepção e, em particular, da visão podemos encontrar linhas de trabalho bastante análogas. Deste modo, na área da visão surgem dois tipos de abordagem principais [73]. Na abordagem dita “reconstrutiva” a visão é essencialmente utilizada na obtenção de representações do meio observado pelo sensor, com o objectivo principal de construir modelos internos, como referiu David Marr [51].

As dificuldades de construção destes modelos conduziram a uma abordagem diferente, parcialmente inspirada no trabalho anterior de Gibson [39], que propõe a utilização do próprio mundo como modelo, retirando deste as características relevantes para um determinado objectivo (ver [73]). Esta abordagem deu origem à **Visão Activa Qualitativa e por Objectivos**¹ [11, 12, 1, 2, 4].

Desta forma, só a informação relevante é processada para o objectivo corrente, sendo a interacção do sistema com o meio envolvente um comportamento visual que junta percepção e acção com um objectivo concreto. Estes comportamentos não requerem uma representação completa do mundo, sendo capazes de operar utilizando medidas parciais e qualitativas do meio envolvente.

Os paradigmas da Visão Activa e Visão por Objectivos, também conhecidos como “*animate vision*” [13], tiveram como inspiração a observação dos sistemas biológicos de visão e, particularmente, a maneira como estes interagem com o meio ambiente. Estes sistemas, além de interpretarem os dados do mundo visual, mostraram a importância do envolvimento de um observador activo na percepção do mundo. Desta forma, muitos dos

sistemas baseados em Visão Activa Qualitativa e por Objectivos, resolvem problemas como o controlo em tempo real de cabeças robóticas [14] ou a implementação de comportamentos reactivos [73, 31, 38].

Uma discussão mais detalhada sobre estas duas linhas de investigação na área da visão é feita em [73].

Embora muitos investigadores tenham desenvolvido comportamentos visuais reactivos, [73, 30, 38, 27, 47], uma questão não totalmente resolvida é a de como coordenar e integrar os diferentes comportamentos visuais reactivos de maneira a obter-se comportamentos mais complexos.

O problema agora já não é reagir ao meio circundante segundo um determinado padrão (comportamento) mas decidir como reagir ou qual o comportamento a exibir. Neste contexto, a coordenação e integração de múltiplos comportamentos tem sido motivo de estudo para alguns investigadores [5, 20, 23, 69, 59, 24].

1.1 Objectivos

O estudo do comportamento de sistemas biológicos simples, como é o caso dos insectos, forneceu algumas pistas para se compreender como estes seres utilizam o seu sistema visual na execução das mais variadas tarefas [46, 64].

A utilização do movimento como forma de perceber o mundo através da visão é comum para alguns destes sistemas biológicos. Analogamente, nesta tese são implementados três comportamentos visuais reactivos que utilizam como fonte de informação o movimento observado no plano de imagem (fluxo óptico [43, 44]). Estes comportamentos são particularmente inspirados no trabalho previamente realizado em [73, 30]. Os três comportamentos visuais implementados são:

¹ do Inglês, *Purposive and Qualitative Active Vision*.

- **Evitar obstáculos** – Tem como objectivo atribuir ao sistema robótico autónomo a capacidade de evitar possíveis obstáculos que se encontrem à sua frente.
- **Navegação** – Confere ao robot a capacidade de navegar num corredor, mantendo o robot centrado em relação às paredes deste e controlando a sua velocidade linear, de modo a que este tenha uma velocidade mais reduzida em zonas mais apertadas do corredor.
- **Acostagem** – Tem como objectivo permitir ao robot executar uma aproximação a uma superfície (por exemplo, uma estação de acostagem), perpendicularmente a esta, reduzindo a sua velocidade linear durante a aproximação até parar junto à superfície desejada.

Estes comportamentos baseiam-se no fluxo óptico [43], obtido em diferentes zonas do campo visual consoante o comportamento, e geram os valores para as velocidades linear e angular do robot móvel.

O objectivo deste trabalho consiste na realização do projecto de um sistema robótico autónomo móvel através da integração destes três comportamentos visuais reactivos (evitar obstáculos, navegação e acostagem), de maneira a obter comportamentos reactivos mais complexos. Pretende-se que este sistema robótico seja capaz de se deslocar para um local do espaço de trabalho (sem qualquer conhecimento prévio do espaço de trabalho em que opera), definido em relação à sua posição inicial, realizando nesse local uma acostagem. Na Figura 1.1 mostra-se o diagrama do sistema robótico móvel autónomo implementado:

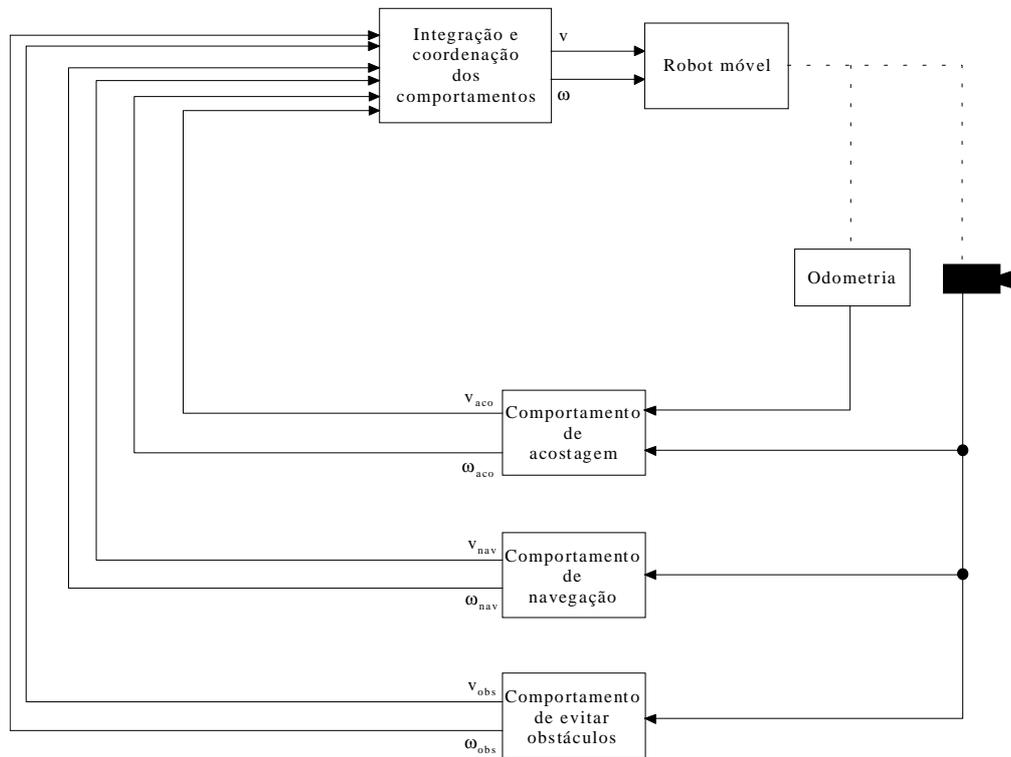


Figura 1.1: Diagrama do sistema robótico móvel autónomo implementado.

A integração destes três comportamentos, utilizando a teoria de **Dinâmica dos Comportamentos**, [59], é motivada em grande parte pela observação de sistemas biológicos, e de como estes conseguem exibir comportamentos mais complexos através da integração de comportamentos mais simples.

A teoria de **Dinâmica dos Comportamentos** é baseada na teoria de sistemas dinâmicos. As contribuições dos diferentes comportamentos são definidas como funções no espaço de fase, com pontos de equilíbrio que assumem a forma de atractores ou repulsores consoante se tratem de estados a evitar ou não pelo sistema. A integração e coordenação do sistema robótico é efectuada através da soma das diferentes contribuições no espaço de fase. Estas contribuições variam dinamicamente gerando desta forma a dinâmica do sistema robótico.

Não é objectivo deste trabalho considerar o planeamento de trajectórias óptimas ou subóptimas. Admite-se que existe sempre um caminho possível para o robot atingir o alvo, tendo em conta as suas restrições holonómicas.

A capacidade dum sistema robótico se deslocar de um local do espaço de trabalho para outro, revela-se de grande utilidade em muitos aspectos: no transporte de objectos, na exploração do espaço de trabalho, na aproximação a locais específicos do espaço de trabalho para a execução de tarefas, etc.

1.2 Trabalho relacionado

Vários autores têm-se dedicado ao projecto de sistemas robóticos autónomos móveis baseados em comportamentos [8, 9, 15]. Tal como neste trabalho alguns investigadores têm utilizado comportamentos visuais reactivos na construção de sistemas robóticos autónomos móveis, como é o exemplo de Coombs [29] e Neven [55].

Em [55] são apresentados vários aspectos de um trabalho que tem vindo a ser realizado sobre o robot MARVIN [35]. É construído um sistema robótico autónomo através da integração de dois comportamentos baseados em visão. São integrados os comportamentos de “evitar obstáculos” e de “voltar à base”², utilizando a teoria de **dinâmica dos comportamentos**.

Para a integração dos dois comportamentos é implementado um sistema dinâmico que controla a orientação e a velocidade linear do robot móvel. Para o comportamento de “evitar obstáculos” é usada a informação do tempo para colisão extraída do fluxo óptico. O comportamento de “voltar à base” utiliza a correlação entre imagens em memória e as imagens actuais como informação. Esta informação é integrada, utilizando um sistema dinâmico com a informação da odometria, tendo como objectivo obter uma estimativa da posição actual do robot móvel em relação à base.

² Do Inglês, *homing*.

A informação sobre a posição actual do robot em relação à base é introduzida juntamente com a informação sobre o tempo para colisão, de forma paramétrica, no sistema dinâmico implementado, que controla a orientação e a velocidade do robot móvel.

Este sistema robótico autónomo possui a capacidade de se deslocar para a sua base sem colidir com obstáculos. No entanto, a utilização de imagens memorizadas obriga a que o robot móvel se desloque para o local do qual possuímos as imagens previamente memorizadas.

No trabalho apresentado em [21, 28, 29] é implementado um sistema robótico autónomo igualmente com os comportamentos de “evitar obstáculos” e de “navegação”.

Para o comportamento de “evitar obstáculos” é também utilizada a informação do tempo para colisão extraída do fluxo normal obtido para o campo visual central. Quando o tempo para colisão atinge um valor predeterminado é considerada a presença de um obstáculo e o robot inicia uma manobra de evasão que consiste em rodar sobre si próprio.

O comportamento de “navegação” utiliza a informação do fluxo normal obtida para os campos visuais periféricos. Esta informação é usada para controlar a posição do robot móvel, centrando-o num corredor conceptual através da comparação dos dois fluxos periféricos obtidos.

Os dois comportamentos são integrados num módulo de controlo dos movimentos do robot, sendo o comportamento de “evitar obstáculos” emergente sempre que existe uma colisão iminente. O comportamento global exibido pelo robot é um comportamento “errante”, isto devido ao facto de não existir um destino definido através de outro comportamento ou sistema.

Estes trabalhos têm aspectos semelhantes na forma como abordam o problema da construção de um sistema robótico autónomo móvel, usando o paradigma da visão activa. A informação visual de baixo nível é utilizada de uma forma objectiva para a resolução de problemas específicos. O que diferencia os trabalhos é a forma como são integrados os resultados obtidos da resolução de cada um dos problemas e o tipo de arquitectura utilizada na construção do sistema robótico autónomo móvel, ou seja, a maneira como são integrados os diferentes comportamentos. Existem igualmente algumas diferenças na forma como é utilizada e processada a informação visual obtida.

1.3 Organização da tese

No Capítulo 2 é apresentada a teoria da dinâmica dos comportamentos que permite a formalização e construção de arquitecturas baseadas em comportamentos, sendo apresentados alguns exemplos de como esta teoria pode ser utilizada. Ainda neste capítulo, é discutida a importância dos diferentes campos visuais na implementação dos diferentes comportamentos visuais reactivos. É, igualmente, apresentada uma estrutura física para um sensor óptico que permite com a utilização de uma única câmara, obter os diferentes campos visuais.

O Capítulo 3 é dedicado ao comportamento visual reactivo de “evitar obstáculos”. É utilizada a informação do fluxo normal, obtida a partir do campo visual central, para detectar obstáculos localizados à frente do robot móvel. Detectados os obstáculos é implementado um comportamento que consiste em desviar o robot da possível rota de colisão com o obstáculo.

No Capítulo 4 é descrito o comportamento visual reactivo de “navegação”. Este comportamento é inspirado na visão de determinados insectos. É, novamente, utilizada apenas a informação do fluxo normal mas dos campos visuais periféricos. Este comportamento consiste em seguir corredores e paredes, controlando o movimento do robot por forma a mantê-lo equidistante das paredes e reduzindo a sua velocidade linear quando estas se encontram muito próximas de si.

O comportamento visual reactivo de “acostagem” é descrito no Capítulo 5. É proposto um comportamento que, utilizando apenas a informação do fluxo normal, controla a velocidade linear do robot e a sua orientação em relação a uma superfície de acostagem. É ainda introduzido um sistema de aproximação baseado em odometria. São também apresentados resultados para o sistema de aproximação e para o comportamento.

O Capítulo 6 é dedicado à integração dos comportamentos desenvolvidos. É apresentada a estrutura da arquitectura utilizada, sendo indicadas as variáveis de comportamento utilizadas. É descrito um comportamento de “acostagem” global, obtido

através da integração do comportamento visual reactivo de “acostagem” com o sistema de aproximação apresentado no Capítulo 5. É ainda descrito o sistema dinâmico que integra os três comportamentos, controlando a evolução do sistema robótico implementado. O desempenho do sistema é testado face a diferentes cenários, sendo apresentadas as trajectórias efectuadas pelo robot e gráficos das evoluções das suas velocidade linear e angular.

Por fim, no Capítulo 7 são apresentadas as conclusões do trabalho desenvolvido, definindo-se possíveis direcções para trabalho futuro.

2. Uma arquitectura para um sistema robótico móvel autónomo

Na construção de um sistema robótico autónomo existem duas linhas principais de investigação. Uma abordagem assenta na descrição funcional por módulos do sistema. No outro extremo encontra-se as abordagens baseadas em comportamentos existindo, ainda, soluções intermédias. Nesta tese o sistema robótico autónomo é construído tendo como base a abordagem por comportamentos.

Um comportamento é usualmente definido como uma acção motora objectiva ligada a um processo específico de percepção [18]. Na área da visão este conceito foi igualmente explorado, dando origem à **Visão Activa Qualitativa por Objectivos**, [11, 12, 1].

De uma forma mais objectiva, um comportamento é definido como um sistema que resolve um problema específico, gerindo a informação proveniente de alguns sensores e controlando alguns actuadores, utilizando para isso recursos computacionais limitados, interagindo, normalmente, de uma forma reactiva com o meio ambiente.

Neste trabalho pretende-se construir um sistema robótico móvel autónomo que exhiba comportamentos mais complexos através da integração de alguns comportamentos visuais reactivos.

Neste capítulo começa-se por introduzir uma teoria para a formalização de arquitecturas deste tipo, expondo alguns exemplos. É ainda discutida a importância dos vários campos visuais face à implementação de diferentes comportamentos que utilizam como informação sensorial a visão (como é o caso desta tese). Será feita ainda referência à estrutura física dos sensores face à implementação dos comportamentos referidos.

2.1 Uma teoria para a construção arquitecturas baseadas em comportamentos

O crescente interesse pela utilização de arquitecturas baseadas em comportamentos na construção de sistemas robóticos autónomos, [18, 19], constituiu um passo importante na procura de uma teoria formal em que tais arquitecturas se pudessem basear [59]. A utilização da teoria dos sistemas dinâmicos na formalização destas arquitecturas, introduzida por Schöner [36, 58], deriva de um estudo sobre o comportamento dos sistemas nervosos, segundo o qual estes interpretam os conceitos de padrão e ordem temporal. São retirados três conceitos fundamentais:

- É útil medir a actividade dos sistemas de comportamento através de variáveis que descrevam adequadamente os aspectos do comportamento que são invariantes, apesar de certas mudanças das condições do ambiente envolvente do agente (variáveis de comportamento).
- Um comportamento pode ser concebido como um resultado de um sistema dinâmico que o sistema nervoso é capaz de estabelecer. Isto quer dizer que o sistema nervoso gera percursos no tempo das variáveis de comportamento e também as vizinhanças desses percursos. Por exemplo, a recuperação de um comportamento seguindo uma perturbação, pode ser concebida como resultado de uma estabilidade assintótica de uma solução de atracção de um sistema dinâmico subjacente.
- A informação obtida através dos sensores (ou interna) afecta a dinâmica, mas não directamente as variáveis de comportamento.

Neste âmbito o comportamento é descrito como um sistema dinâmico. Para cada comportamento são definidas **variáveis de comportamento** (variáveis de estado do sistema), cuja evolução ao longo do tempo descreve o funcionamento do comportamento.

Como forma de ilustrar melhor esta formalização, considere-se o exemplo de um sistema robótico autónomo simples que integra dois comportamentos básicos, “evitar obstáculos” e “deslocar-se para o alvo”.

Este sistema é composto por um robot móvel que se desloca sobre um plano, e possui sensores que lhe permitem detectar obstáculos que se encontram à sua frente e sensores que lhe permitem detectar onde se encontra o alvo.

2.1.1 Variáveis de comportamento

Para a implementação de um comportamento começa-se por definir as variáveis que o descrevem, normalmente designadas por **variáveis de comportamento**.

A escolha das variáveis deve associar-se à necessidade de expressar tarefas ou objectivos do comportamento como valores particulares dessas mesmas variáveis. Estes valores, por sua vez, não devem depender dos valores que estas variáveis possuem no momento da definição das tarefas ou objectivos.

Considerando o sistema robótico introduzido como exemplo, uma boa escolha para variáveis de comportamento seria:

ϕ - orientação do robot em relação a um referencial fixo¹ ;

v - a velocidade linear do robot.

Os objectivos podem ser expressos como valores particulares da variável de comportamento, ϕ , que terá o valor ψ_{alvo} , quando o robot está orientado para o alvo, e o valor ψ_{obs} , quando este está orientado para um obstáculo (ver gráfico da Figura 2.1). As direcções definidas por ϕ , ψ_{alvo} e ψ_{obs} , são expressas relativamente a um referencial solidário com o robot, mas cuja orientação é a mesma do referencial fixo no mundo. Deste modo, ψ_{alvo} e ψ_{obs} são independentes do valor corrente de ϕ , uma vez que tanto a

¹ heading direction.

variável de comportamento como os objectivos são expressos relativamente a uma orientação absoluta.

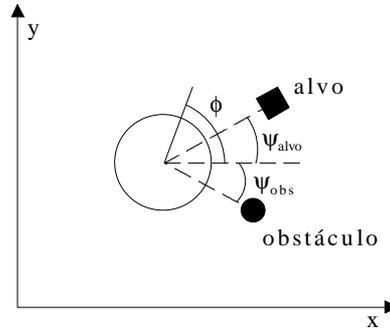


Figura 2.1: Representação da variável de comportamento ϕ e dos valores particulares que definem os objectivos, ψ_{alvo} e ψ_{obs} , no plano (x, y) .

Admita-se que é escolhida como variável de comportamento o desvio entre a orientação do robot e a direcção do alvo (uma boa escolha do ponto de vista de controlo), $\varepsilon = \phi - \psi_{alvo}$. Neste caso, a definição de ε_{obs} depende do valor corrente da variável ε no instante da definição da posição do obstáculo, $\varepsilon_{obs} = \phi + \psi_{alvo} - \psi_{obs}$. Isto deve-se ao facto da variável ε não ser definida em relação a coordenadas absolutas (ver Figura 2.2). Desta forma, ε não é uma boa escolha para variável de comportamento.

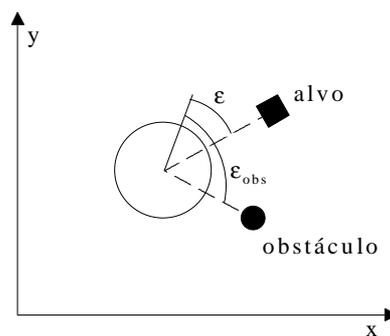


Figura 2.2: Representação da variável de comportamento ε e do valor particular ε_{obs} que define a posição do obstáculo no plano (x, y) , podendo observar-se a escolha incorrecta para variável de comportamento de ε .

Escolhidas as variáveis de comportamento, é necessário agora construir o sistema dinâmico que descreve a evolução das mesmas (variáveis de estado).

2.1.2 Construção da dinâmica do comportamento

Considere-se o exemplo introduzido anteriormente e para maior simplicidade suponha-se que o sistema tem velocidade linear, v , constante. O sistema dinâmico a construir para qualquer dos dois comportamentos (“evitar obstáculos” ou “deslocar-se para o alvo”) definirá a evolução da variável de comportamento ϕ (variável de estado do sistema), que descreve a orientação do robot. Este sistema apresentará a seguinte forma:

$$\dot{\phi} = f(\phi) \quad (2.1)$$

onde as soluções, $\phi(t)$, representam o comportamento descrito pelo sistema dinâmico. É usual utilizar o termo **dinâmica dos comportamentos** como referência a este tipo de equações diferenciais. Estas funções serão designadas como **funções da dinâmica**.

Em suma, definir um comportamento consiste em escolher um conjunto de variáveis de comportamento (**variáveis de estado** do sistema), cuja evolução é descrita por um sistema dinâmico na forma da equação (2.1).

A construção deste tipo de sistemas dinâmicos é feita utilizando a teoria qualitativa das equações diferenciais [17] e é realizada normalmente a partir do **espaço de fase** onde as variáveis dinâmicas (variáveis de estado) evoluem. Os pontos de equilíbrio do sistema dinâmico, irão assumir um papel de destaque:

$$\dot{\phi}_{\text{ponto fixo}} = 0 = f(\phi_{\text{ponto fixo}})$$

A definição de comportamentos é realizada através do tipo de soluções geradas na vizinhança destes pontos.

No comportamento de “evitar obstáculos” o valor $\phi = \psi_{obs}$, representa uma orientação segundo a qual se encontra um obstáculo, sendo por isso uma orientação a evitar pelo robot como forma de não colidir com o obstáculo (ver Figura 2.1). Desta forma, para este valor da variável de comportamento, a equação da dinâmica deve-se anular, gerando-se um ponto de equilíbrio cuja solução deve ser de repulsão (um repulsor).

No comportamento de “deslocar-se para o alvo”, o valor $\phi = \psi_{alvo}$, representa a orientação para onde o robot deve deslocar-se (ver Figura 2.1). Neste caso o ponto de equilíbrio gerado deverá representar uma solução de atracção (um atractor).

Os pontos de equilíbrio são repulsores ou atractores consoante o declive da função $f(\phi)$ nesses pontos. O declive da função no ponto de equilíbrio é negativo para um atractor e positivo para um repulsor. Na Figura 2.3 podemos ver representados um atractor e um repulsor no espaço de fase para os dois comportamentos referidos.

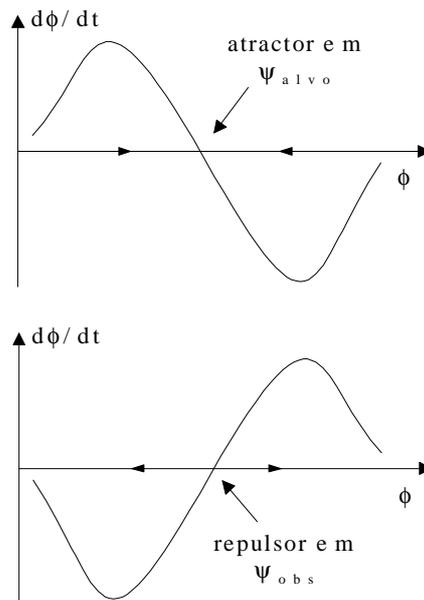


Figura 2.3: Representação de um atractor (em cima) e de um repulsor (em baixo) no espaço de fase.

A velocidade com que o sistema evolui para o ponto de equilíbrio (ou se afasta dele) é definida pelo valor do declive da função, sendo esta tanto maior quanto maior for o valor

do declive. Define-se como **tempo de relaxação**, o tempo que o sistema demora a atingir a estabilidade no caso do ponto de equilíbrio ser um atractor.

$$\tau_{rel} = - \left[\frac{df(\phi)}{d\phi} \Big|_{\phi = \phi_{\text{ponto fixo}}} \right]^{-1}$$

No caso do ponto de equilíbrio repulsor, esse tempo é definido como **tempo de fuga**.

O conceito de tempo de relaxação é importante. Considere-se novamente o exemplo do comportamento “deslocar-se para o alvo”. Se o robot mover-se com uma velocidade linear, a posição relativa do alvo varia, $\psi_{alvo} = \psi_{alvo}(t)$, o que significa que o ponto de equilíbrio (um atractor) se desloca ao longo do eixo das abcissas (ver Figura 2.4).

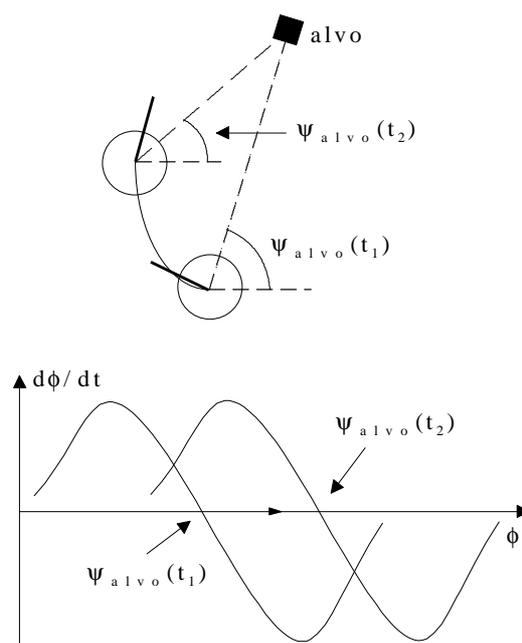


Figura 2.4: Visualização da variação do ponto de equilíbrio (um atractor), com o movimento do robot (sendo o referencial fixo em termos de orientação).

Esta variação tem de ser lenta em relação ao tempo de relaxação, τ_{rel} , para que o sistema consiga atingir o ponto de equilíbrio, mantendo-se estável. Assim, a definição do tempo de relaxação é fundamental para um bom funcionamento da dinâmica do sistema.

Apesar dos comportamentos poderem ser gerados através de soluções de atracção ou repulsão, o sistema dinâmico resultante tem de ser dissipativo. Isto significa que o sistema tem de possuir pelo menos um ponto de equilíbrio assintoticamente estável para onde convirja a partir de uma vizinhança δ , implicando a existência de pelo menos um atractor.

Sendo o comportamento de “evitar obstáculos” gerado através de pontos de equilíbrio repulsores, seria necessário a introdução de um atractor. Este atractor pode ser introduzido em $\phi = 0$, permanecendo sempre neste ponto enquanto o robot não detectar obstáculos (o robot deslocar-se-ia em frente enquanto não detectasse obstáculos).

Até agora só foi explicado como se constrói um sistema dinâmico que descreve um único comportamento, tendo como entrada uma única fonte de informação. No entanto, a grande vantagem desta formalização advém do facto de poderem construir-se sistemas dinâmicos que podem integrar várias contribuições (múltiplos comportamentos e/ou múltiplas fontes de informação).

2.1.3 A integração de várias contribuições para a dinâmica do sistema

A implementação de um comportamento pode estar dependente de várias fontes de informação (sensores ou representações internas). Sendo assim, é necessário que o sistema dinâmico que descreve a evolução das variáveis de comportamento seja capaz de integrar as diferentes fontes de informação.

O sistema dinâmico global é construído a partir de contribuições individuais, que são sobrepostas² por forma a obter-se uma única contribuição final. Cada fonte de informação dá origem a uma contribuição. A definição de cada contribuição depende de três aspectos:

² Esta sobreposição é normalmente uma adição das várias contribuições.

- Qual o tipo da contribuição (que tipo de informação descreve e/ou que comportamento representa)?
- Qual a influência (peso) dessa contribuição na solução final?
- Qual o intervalo de influência da contribuição, em termos de valores das variáveis de comportamento?

Como referido anteriormente, as variáveis de comportamento devem ser escolhidas por forma a que se possam expressar as tarefas ou objectivos a atingir como valores particulares dessas variáveis. Estes valores particulares são pontos de equilíbrio no espaço de fase em função da informação proveniente dos sensores ou de representações internas. Cada contribuição é projectada individualmente como um atractor ou repulsor.

A potência de uma contribuição é definida pelo valor do declive da função no seu ponto de equilíbrio (ver Figura 2.5), que representa a velocidade de deslocação da solução em relação a este ponto. Por esta razão a potência (ou força) da contribuição é caracterizada pelo tempo de relaxação³, definido anteriormente. O conceito de potência ou força de uma contribuição é fundamental no resultado da interacção entre múltiplas contribuições.

A limitação de uma contribuição a um intervalo no **espaço de fase**, está relacionada com a definição de como as várias contribuições interagem. Quando o sistema é caracterizado por uma única contribuição não existe qualquer tipo de interacção. Desta forma, a limitação desta no espaço de fase não altera de forma qualitativa o resultado obtido através da dinâmica.

No entanto, caso existam várias contribuições (por exemplo vários sensores), há que definir o intervalo de influência de cada uma no espaço de fase para que não interajam ao longo de todo o espaço de fase.

A delimitação das contribuições a um intervalo de influência no espaço de fase (ver Figura 2.5) faz-se recorrendo a funções da dinâmica não lineares. Desta forma, é possível

³ tempo de fuga, se o ponto de equilíbrio for um repulsor.

obter decisões qualitativas através da dinâmica do sistema (torna-se possível obter mais do que um ponto de equilíbrio).

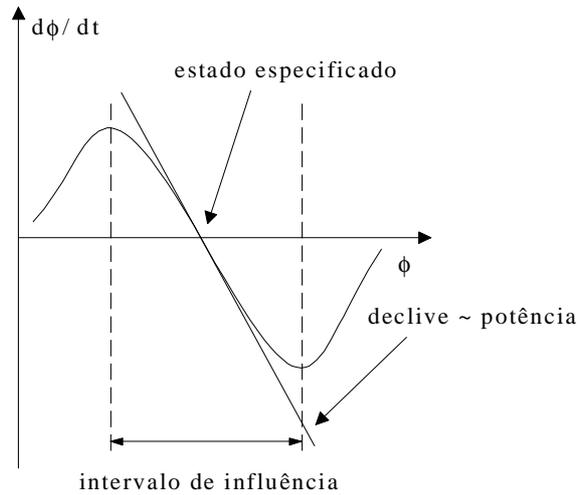


Figura 2.5: Visualização do conceito de contribuição na construção de um sistema dinâmico (conceito de potência de uma contribuição, intervalo de influência de uma contribuição e tipo de contribuição).

A título de ilustração considere-se uma variável de comportamento genérica, x , e a existência de duas contribuições, x_1 e x_2 , dois atratores (ver Figura 2.6). Como se pode observar na Figura 2.6, as duas contribuições são representadas por duas funções lineares (rectas) que vão interagir ao longo de todo o **espaço de fase**. Somando as duas funções, obtém-se um atractor numa posição intermédia em relação aos dois atratores existentes, x_1 e x_2 .

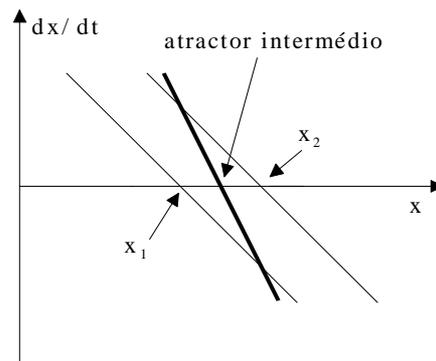


Figura 2.6: Interação entre duas contribuições lineares (rectas). As contribuições estão representadas pelas linhas finas, sendo o resultado da interacção representado pela linha mais grossa.

Considerando a mesma variável de comportamento, x , é possível controlar qualitativamente a interacção entre as duas contribuições, limitando a influência de cada uma a um intervalo do espaço de fase. Essa limitação pode ser conseguida à custa da multiplicação das contribuições por uma função limitativa como, por exemplo, uma gaussiana (ver primeiro gráfico da Figura 2.7). Obtém-se desta forma duas contribuições não lineares.

Como resultado da dinâmica não linear é possível obter resultados qualitativamente diferentes em função da distância entre as duas contribuições. Podemos observar os resultados obtidos em função da distância entre as duas contribuições nos segundo e terceiro gráficos da Figura 2.7. No segundo gráfico, devido à menor distância entre as duas contribuições obtemos como resultado um único atractor, enquanto, que no terceiro gráfico, para uma distância maior resultam dois atractores distintos.

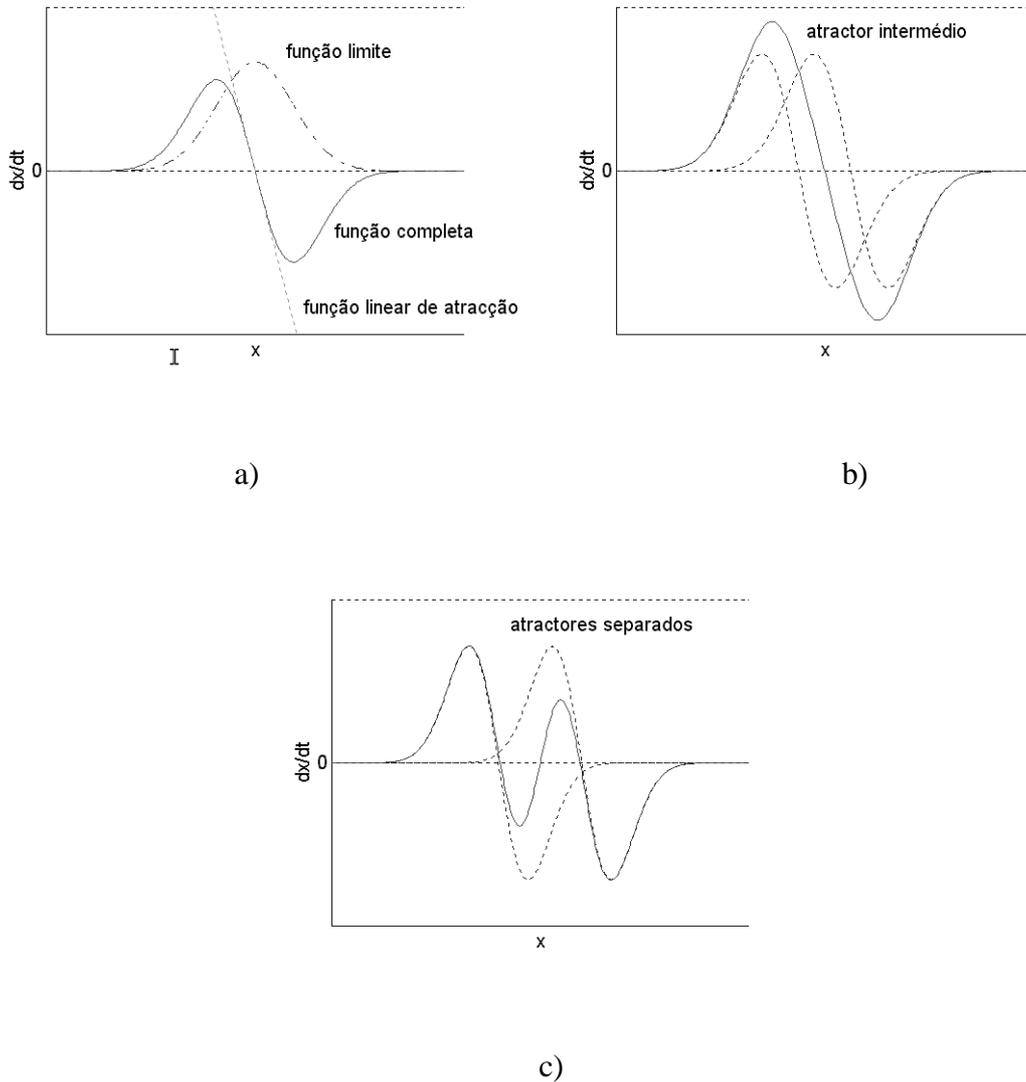


Figura 2.7: Gráficos da construção de uma contribuição limitada num intervalo (não linear), e da interacção entre duas contribuições semelhantes. No gráfico a) pode-se observar a vermelho cheio a contribuição obtida. Nos gráficos b) e c) observa-se a interacção entre duas contribuições semelhantes obtendo-se como resultados para o gráfico b) um atractor intermédio, linha a vermelho cheio, e para o c) dois atractores e um repulsor entre estes, linha a vermelho cheio.

Em qualquer dos casos, a dinâmica do sistema é continuamente alimentada pela informação proveniente dos sensores ou de representações internas, gerando-se desta forma novos atractores e/ou repulsores por cada ciclo de informação.

Para melhor compreender a vantagem de delimitar as contribuições a um intervalo de influência, considere-se um exemplo onde x representa a variável de comportamento ϕ e que o comportamento “deslocar-se para o alvo” possui duas fontes distintas de informação, que indicam a posição angular do alvo.

A obtenção de uma solução qualitativa por parte do sistema dinâmico, que integra estas duas contribuições, pode tornar o sistema robótico bastante mais robusto. Suponha-se que existe uma discrepância significativa entre os valores obtidos para cada uma das contribuições, estando um deles bastante mais próximo do valor real.

Embora o valor real não seja conhecido, pode-se limitar o intervalo de influência de cada uma das contribuições em função do ângulo máximo que o robot pode rodar durante um ciclo de informação. Se a distância entre os dois atractores gerados fôr grande a sua informação não será fundida, escolhendo o sistema o ponto de equilíbrio mais próximo do valor resultante do ciclo de informação anterior (valor inicial para a variável de estado para a equação da dinâmica resultante do ciclo de informação actual). Desta forma é possível desprezar valores espúrios obtidos por qualquer das fontes de informação intervenientes no processo.

A construção de um sistema dinâmico, que integre diferentes fontes de informação (contribuições), deve ter em conta os seguintes pontos:

1. Determinar o ponto ou região no espaço de fase que é especificado por uma fonte de informação particular.
2. Escrever uma função dinâmica que se anula no ponto especificado do espaço de fase. Na presença de mais de uma dimensão podem-se aplicar funções dinâmicas independentes em cada uma das direcções (forma diagonal da dinâmica).
3. O declive da função escolhida é negativo para estados de atracção e positivo para estados de repulsão. O valor absoluto do declive é definido de acordo com considerações de escala de tempo e da dominância relativa das contribuições. As

contribuições dominantes têm valores absolutos maiores. Este factor pode ser afinado tendo em conta a confiança em cada sensor particular.

4. Estas funções dinâmicas são multiplicadas por uma outra função que limita a sua influência a um determinado intervalo. Normalmente recorre-se a uma gaussiana centrada no ponto de equilíbrio, com valor unitário no seu centro por forma a manter o declive da dinâmica resultante da função dinâmica considerada.

5. As contribuições são finalmente adicionadas por forma a obter a dinâmica global de comportamentos.

Embora estes sejam os pontos a seguir na construção do sistema dinâmico, a definição do tipo de dinâmica que caracteriza cada contribuição, deve ser ajustada ao problema que se pretende resolver.

Considere-se a construção de um sistema que descreva o comportamento “evitar obstáculos”, utilizando a variável de comportamento ϕ . Cada “sensor”⁴ que detecte um obstáculo dará origem a uma contribuição do tipo repulsor. As contribuições podem ser elaboradas a partir de uma função sinusoidal (ver Figura 2.8), multiplicada por uma gaussiana que serve de função limite. Deste modo, é cumprido o requisito da periodicidade imposta pela dinâmica da variável de comportamento ϕ (a dinâmica repete-se com período 2π). Obtém-se assim a expressão seguinte:

$$f_{obs}(\phi) = \sin(\phi - \psi_{obs}) \cdot \exp\left(-\frac{1 - \cos(\phi - \psi_{obs})}{2 \cdot \sigma^2}\right)$$

onde $f_{obs}(\phi)$ representa cada uma das contribuições e σ define o intervalo de influência de cada contribuição.

⁴ Sensor aqui pode não significar um sensor físico, o nosso sensor poderá ser composto por apenas uma câmara cuja imagem obtida é dividida em regiões, associadas a “sensores” (fontes de informação).

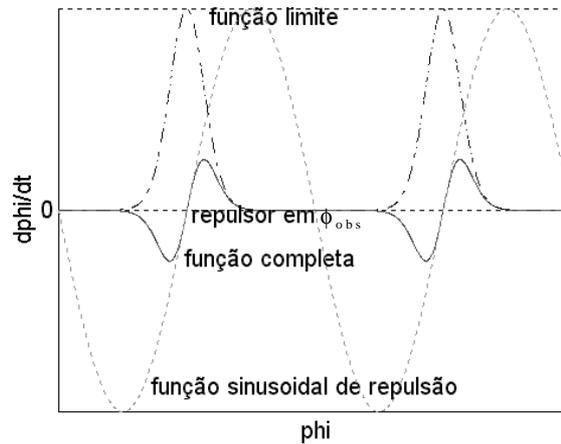


Figura 2.8: Exemplo de elaboração de uma contribuição para o comportamento “evitar obstáculos” (representação gráfica da expressão anterior, sendo apresentada a função limite a ponto-traço, a senoide a tracejado e o resultado da multiplicação das duas a cheio).

A dinâmica final resultante da integração de todas as contribuições é expressa por:

$$\dot{\phi} = \sum_i f_{obs,i}(\phi)$$

onde $f_{obs,i}(\phi)$ representa a contribuição do sensor “ i ”.

Na Figura 2.9 pode observar-se a interacção entre duas contribuições do tipo repulsor, para três distâncias angulares diferentes entre obstáculos. Pode constatar-se que existe uma capacidade de decisão qualitativa. Enquanto que no primeiro gráfico da Figura 2.9 temos no final um repulsor bem definido, obrigando o sistema a contornar os obstáculos, nos gráficos seguintes surge a alternativa de passar entre os dois obstáculos; esta alternativa é mais notória no último gráfico, uma vez que a zona de atracção é maior.

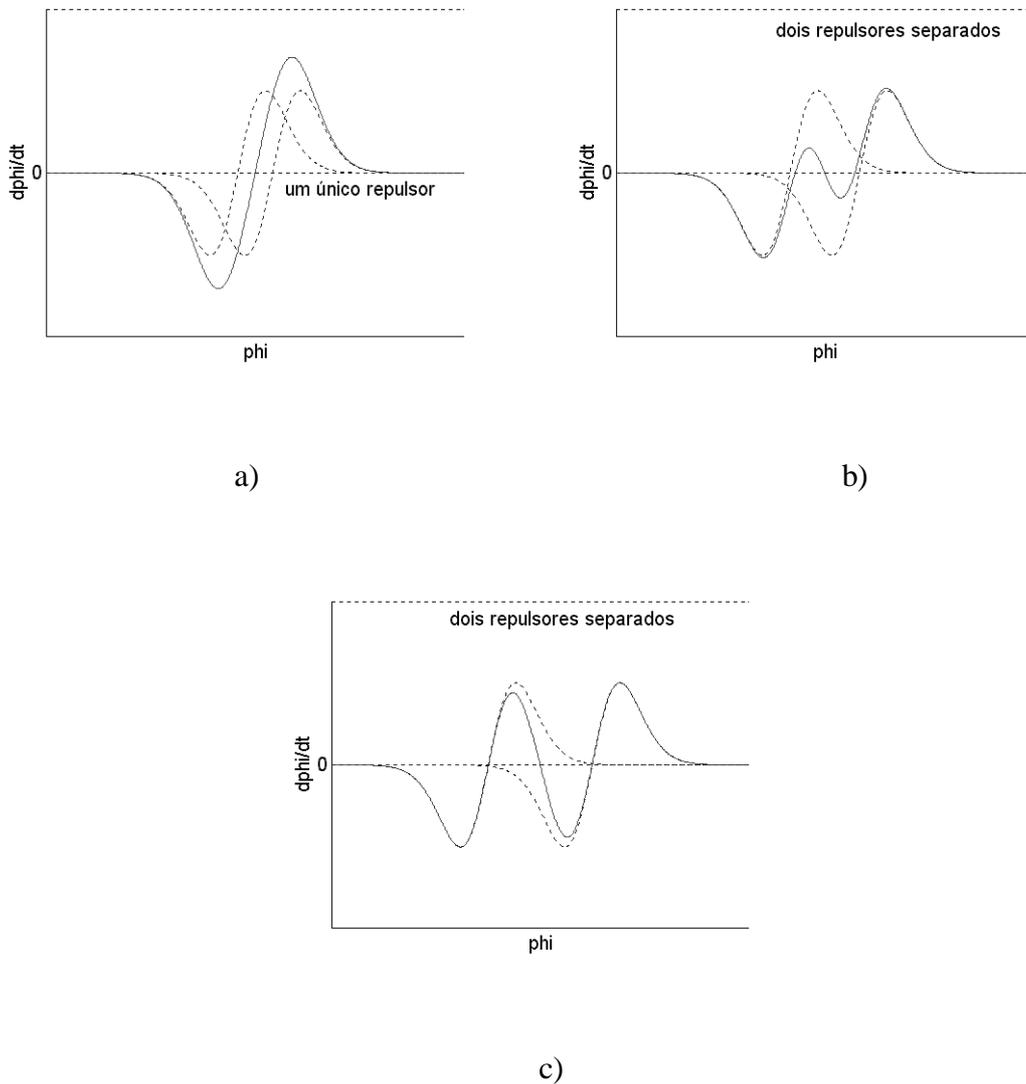


Figura 2.9: Interação de duas contribuições do tipo da apresentada na figura 2.8, para diferentes distâncias angulares entre os obstáculos (temos a azul tracejado as duas contribuições e a vermelho cheio o resultado da interacção entre as duas contribuições).

É, assim, possível obter um comportamento qualitativo integrando várias contribuições provenientes de diferentes fontes de informação. Temos como exemplo o trabalho realizado por Bicho [15], Neven [55] e Shoner [59].

A integração de comportamentos pode ser realizada utilizando os mesmos conceitos. Isto significa que para a integração de vários comportamentos é necessário que estes possam ser descritos utilizando as mesmas variáveis de comportamento.

Considere-se o sistema robótico introduzido no princípio desta secção. Para integrar-se os comportamentos de “evitar obstáculos” e “deslocar-se para o alvo” é necessário expressar estes dois comportamentos em função das mesmas variáveis de comportamento.

Admita-se que utilizamos como variáveis de comportamento a velocidade linear, v , e a orientação do robot, ϕ . Assumindo que a velocidade linear do robot é constante, a dinâmica irá depender apenas de ϕ . O sistema dinâmico, que descreve o comportamento do sistema robótico, terá a seguinte forma:

$$\dot{\phi} = \sum_i f_{obs,i}(\phi) + f_{alvo}(\phi)$$

onde $f_{obs,i}(\phi)$ indica as contribuições sensoriais referentes ao comportamento de “evitar obstáculos” e $f_{alvo}(\phi)$ a contribuição do comportamento de “deslocar-se para o alvo”. A função $f_{alvo}(\phi)$ é definida como:

$$f_{alvo}(\phi) = -a \cdot \sin(\phi - \psi_{alvo})$$

onde o parâmetro a define a força da contribuição. Este parâmetro deverá ser escolhido em função da dinâmica global pretendida para a interacção entre os dois comportamentos, tendo como objectivo final a deslocação do robot para o alvo sem colidir com obstáculos.

Em alguns casos a descrição de dois ou mais comportamentos através das mesmas variáveis de comportamento não é trivial, nomeadamente, quando são utilizados sensores de natureza diferente em cada um dos comportamentos.

Em [15] é apresentada uma solução para a integração de dois comportamentos semelhantes ao do exemplo apresentado, embora usando sensores de natureza diferente. Isto implica que a dinâmica do comportamento “evitar obstáculos” seja descrita pela variável de comportamento $\dot{\phi}$ em vez de ϕ , devido ao facto dos sensores utilizados para o comportamento “deslocar-se para o alvo” não permitirem a descrição deste

comportamento pela variável ϕ (i.e., utiliza-se como variável de comportamento a velocidade angular do robot em vez da sua orientação).

Nesta tese será utilizada apenas este tipo de formalização para a integração de comportamentos. Cada comportamento origina uma única contribuição. Os comportamentos são tratados como subsistemas já implementados e serão descritos nos capítulos seguintes.

2.1.4 Ajuste de parâmetros utilizando diagramas de bifurcação

A utilização de sistemas dinâmicos não lineares permite dotar os sistemas de comportamentos qualitativos, inculindo-lhes algumas capacidades de decisão. Normalmente, a capacidade de decisão destes sistemas é função de parâmetros externos que dependem do problema a resolver. A visualização da evolução dos comportamentos qualitativos em função destes parâmetros não é possível no **espaço de fase**. Uma representação gráfica alternativa assume particular importância, no intuito de se poder analisar de uma forma clara a evolução dos comportamentos qualitativos em função desses parâmetros.

Na teoria qualitativa sobre equações diferenciais insere-se uma teoria intitulada de “teoria da bifurcação” (ver [17]). Intuitivamente um ponto de bifurcação de uma equação diferencial é aquele para o qual a evolução das soluções da equação no espaço de fase altera o seu comportamento.

Os diagramas de bifurcação permitem ver, graficamente, a evolução dos atractores e repulsores em função de possíveis parâmetros externos de ajuste. Estes parâmetros contêm alguma informação em termos qualitativos sobre eventuais decisões que o sistema tenha de efectuar (ver Figura 2.10).

Considere-se o exemplo do comportamento “evitar obstáculos”. Se o sistema detectar dois obstáculos, uma decisão qualitativa seria a de passar ou não entre estes dois obstáculos (observar Figura 2.9). A decisão será tomada em função da distância, $\Delta\psi_{obs}$,

entre os dois obstáculos. Deste modo, a construção do diagrama de bifurcação é realizada em função de $\Delta\psi_{obs}$.

Na Figura 2.10, observa-se que para valores pequenos de $\Delta\psi_{obs}$ existe apenas um repulsor. A partir de um determinado ponto crítico (o ponto de bifurcação) passam a existir dois repulsores e um atrator.

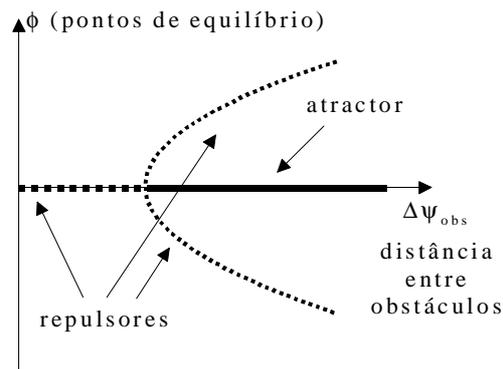


Figura 2.10: Diagrama de bifurcação para o comportamento de evitar obstáculos (onde se pode ver a evolução dos pontos de equilíbrio, em ϕ , em função da distância angular entre duas contribuições, atrator a cheio e repulsores a tracejado).

Nesta bifurcação o sistema exibe uma instabilidade, tendo o sistema dinâmico linearizado um dos valores próprios com parte real nula, correspondendo a um tempo de relaxação infinito. Estas instabilidades podem ser analisadas analítica ou numericamente, utilizando a teoria da bifurcação. Os pontos de equilíbrio e os seus valores próprios, podem ser determinados à medida que os parâmetros externos variam. É possível, então, ajustar os parâmetros que determinam os limites de influência e a força de uma contribuição, por forma a que a bifurcação ocorra no ponto de equilíbrio desejado.

Para o comportamento de “evitar obstáculos” é possível ajustar os limites das funções para que a bifurcação ocorra para uma distância angular que permita ao robot passar entre os dois obstáculos (dependendo da distância a que os obstáculos se encontram do sistema). Normalmente, não é necessária uma análise exaustiva, bastando, apenas, a

obtenção de alguma informação sobre a evolução de atractores e repulsores face a alguns dados dos sensores, obtidos para situações características.

A utilização destes diagramas pode ser igualmente feita para comportamentos diferentes do exemplo apresentado, dando origem a diagramas de bifurcação diferentes (ver [15, 55]).

A associação da teoria de bifurcações com decisões do sistema autónomo oferece-nos uma definição operacional de flexibilidade. A flexibilidade ocorre se a uma mudança gradual da informação obtida através dos sensores corresponder uma mudança qualitativa no comportamento global do sistema. Essa mudança pode agora ser definida, utilizando a teoria qualitativa dos sistemas dinâmicos, como uma mudança do número, da natureza ou da estabilidade de atractores e repulsores.

2.2 Campo visual vs. comportamentos baseados em visão

A importância dos campos visuais central e periféricos está, habitualmente, associada ao tipo de comportamentos ou tarefas que são necessárias efectuar.

Nos sistemas biológicos a localização e tipologia dos olhos varia de espécie para espécie. Esta localização está associada à importância que os diferentes campos visuais têm para cada espécie. A importância atribuída aos diferentes campos visuais depende por sua vez dos comportamentos e tarefas realizadas por cada espécie.

No caso do ser humano ou dos primatas os olhos assumem uma posição mais frontal, com um campo visual binocular frontal bastante alargado, motivado pelo desempenho de tarefas de manipulação, [73].

Para animais fundamentalmente dinâmicos, caso das moscas, abelhas e outros insectos voadores, o controlo da navegação torna-se mais importante. Daí resulta que possa ser preferível um posicionamento dos sensores ópticos apontando lateralmente, atribuindo desta forma maior importância aos campos visuais periféricos. Assim, alarga-se o campo visual total à custa da união dos campos visuais dos dois sensores ópticos.

Para este tipo de seres o movimento é fundamental na sua interacção com o meio envolvente. É através da sua trajectória, extraindo características derivadas do movimento, tais como “tempo para colisão”, que conseguem desviar-se de um obstáculo, voar em ambientes complexos ou aterrar numa superfície, [73, 46].

Por outro lado a utilização do estéreo é importante para obter informação acerca da profundidade para ambientes estáticos (fundamental para tarefas de manipulação). De tal modo isto é importante que o ser humano desenvolveu um mecanismo de vergência dos olhos, por forma a aumentar o campo visual binocular [14]. De notar que a retina tem uma resolução não uniforme, atribuindo maior importância ao campo visual central de cada sensor onde a resolução é bastante superior, [14].

Nesta tese são implementados três comportamentos baseados em visão: navegação, evitar obstáculos e acostagem. Embora os comportamentos implementados tenham como base a utilização do fluxo óptico como informação (ver Apêndice A), a importância dos campos visuais depende dos objectivos de cada comportamento. Estes objectivos definem que tipo de informação visual será necessária tratar e a região do campo visual de onde provêm essa informação.

O comportamento de “navegação” é baseado num comportamento particular das abelhas quando estas navegam num corredor, descrito em [64]. A solução apresentada tem como base o cálculo da diferença de velocidades determinadas para o olho esquerdo e direito. Em [73] é utilizada esta solução para a implementação de um comportamento idêntico numa plataforma móvel, utilizando duas câmaras apontando lateralmente. Desta forma, o comportamento implementado baseia-se nos campos visuais periféricos.

Para o comportamento de “evitar obstáculos” é necessário detectar e evitar obstáculos que se encontrem na direcção frontal ao movimento do sistema robótico. Como consequência, este comportamento tem como base o campo visual central para a recolha de informação sensorial.

O comportamento de “acostagem” consiste numa aproximação frontal de forma perpendicular e controlada a uma superfície específica no meio envolvente. Assim, a informação para a realização da acostagem é retirada do campo visual central.

A implementação de comportamentos inspirados em sistemas biológicos simples, como os insectos que utilizam o movimento próprio como forma de extrair a informação, implica que a sua integração obrigue à utilização de um campo visual global alargado, tal como o dos insectos [73]. Nesta tese o campo visual global deverá conter os campos visuais central e periféricos, no sentido de obtermos informação para os três comportamentos implementados.

Na secção seguinte, são discutidas várias soluções para a obtenção de um sensor óptico global, que nos consiga fornecer informação proveniente dos campos visuais central e periféricos, sendo apresentada a solução adoptada nesta tese.

2.3 A obtenção dos campos visuais central e periféricos

Existem várias soluções para a obtenção dos diferentes campos visuais. A solução mais óbvia seria a utilização de três câmaras, duas apontando lateralmente, para os campos visuais periféricos, e uma apontando para a frente, para o campo visual central. No entanto, esta solução é mais dispendiosa em termos de *hardware*.

Outra solução seria a utilização de uma câmara com um ângulo de visão bastante alargado (utilização de uma lente olho de peixe), processando regiões periféricas da imagem e uma região central. Esta solução é utilizada por Coombs em [28, 21], processando os campos visuais periféricos (esquerdo e direito), para a implementação de um comportamento de navegação semelhante ao implementado nesta tese. Nesse trabalho é ainda utilizada uma segunda câmara com um ângulo de visão de 40° para o processamento do campo visual central na implementação do comportamento de “evitar obstáculos”. Esta necessidade surge da distorção nos limites da imagem devido à utilização de uma lente do tipo olho de peixe, na zona superior e inferior da imagem [53].

Esta solução foi igualmente experimentada ao longo deste trabalho, utilizando uma lente de 4,8mm de distância focal. Constata-se que o ângulo de abertura não seria suficiente para a obtenção dos campos visuais periféricos desejados e, por outro lado, a

utilização de uma lente com um ângulo de abertura maior (distância focal menor) introduz, normalmente, distorções radiais no campo visual central inferior da imagem.

Outro tipo de solução é a utilização de sistemas de espelhos em conjunto com uma única câmara. Nayar propõe em [53] a construção de um sensor omnidirecional, utilizando uma câmara e um espelho com forma hiperboloide. No entanto, este tipo de sensor “condensa” toda a informação visual de uma cena (num ângulo de 360°) numa imagem, o que reduz a resolução; por outro lado, a construção de um sensor não é simples.

A solução adoptada nesta tese, baseia-se no trabalho realizado por Gaspar em [38], onde é utilizado um sistema de espelhos planos para obtenção de imagens estéreo utilizando uma única câmara. Embora em [38], o objectivo seja a obtenção de imagens estéreo binoculares, a variação do ângulo entre os espelhos e o seu reposicionamento em relação à câmara permite sem grandes alterações obter os campos visuais periféricos (imagens definidas de estéreo divergente em [71, 73]).

O sistema de espelhos utilizado é composto por uma placa com dois espelhos planos rectangulares montados numa das extremidades. O ângulo entre estes espelhos e o eixo óptico é de aproximadamente 135° (ver Figura 2.11).

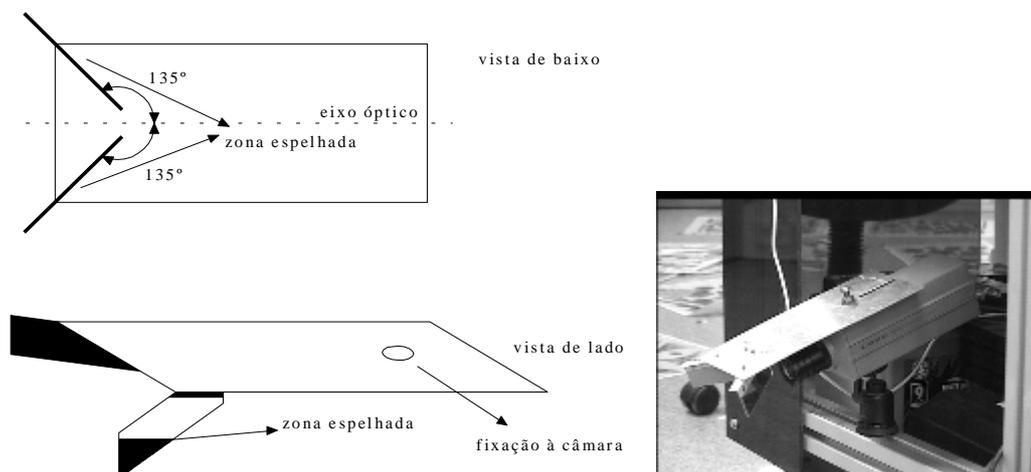


Figura 2.11: Desenho da sistema de espelhos utilizado, e sensor óptico utilizado (conjunto formado pela câmara e sistema de espelhos).

Este sistema é montado na parte superior da câmara, obtendo-se desta forma o sensor desejado (ver Figura 2.11). Esta montagem é feita de maneira a que apenas sejam visíveis os espelhos na parte superior da imagem obtida pela câmara, conseguindo-se deste modo captar os campos visuais periféricos na parte superior da imagem e o campo visual central na parte inferior da imagem. Pode-se observar o tipo de imagem obtida na Figura 2.12, com os respectivos campos visuais, seleccionados a partir de janelas da imagem.



Figura 2.12: Imagem obtida com o conjunto câmara mais sistema de espelhos. As janelas representam os campos visuais central e periféricos.

A utilização de um sensor deste tipo, com um sistema de espelhos, permite-nos considerar, tal como em [38], que possuímos duas câmaras virtuais para a obtenção dos campos visuais periféricos. É assim possível aplicar os algoritmos necessários à implementação dos comportamentos como se o sistema de sensoramento fosse constituído por três câmaras, duas virtuais e uma real.

O conjunto câmara e sistema de espelhos é utilizado na implementação dos três comportamentos baseados em visão.

A resolução da imagem adquirida pela câmara é de 160 linhas por 182 colunas. As janelas da imagem correspondentes aos campos visuais periféricos têm a dimensão de 30 linhas por 30 colunas, enquanto a janela da imagem correspondente ao campo visual central tem 90 linhas por 162 colunas. As janelas são definidas de acordo com a seguinte tabela:

JANELAS	LINHAS	COLUNAS
Campo visual periférico esquerdo	10:40	10:40
Campo visual periférico direito	10:40	142:172
Campo visual central	70:160	10:172

O comportamento de “navegação” utilizará as janelas da imagem correspondentes aos campos visuais periféricos como fontes de informação, utilizando os comportamentos “evitar obstáculos” e de “acostagem” o campo visual central como fonte de informação.

3. Comportamento de evitar obstáculos

A detecção e a capacidade de evitar obstáculos é um requisito fundamental num sistema robótico autónomo. Para minimizar o tempo de resposta do sistema à presença de um obstáculo, é proposto um comportamento reactivo projectado para evitar obstáculos localizados na área frontal ao robot.

3.1 Introdução

Diversos autores têm abordado este problema, utilizando diferentes tipos de sensores (sonares, infra-vermelhos, câmaras, etc.). A solução proposta nesta tese enquadra-se na abordagem baseada na **Visão Qualitativa e por Objectivos**, [73, 30, 31, 37, 38], e vem no seguimento de trabalho realizado em [30].

A principal consideração no projecto deste comportamento é a hipótese do robot móvel se deslocar sobre um plano, [62]. Outra característica deste método é a utilização apenas de informação parcial do fluxo óptico (ver apêndice A) na detecção dos obstáculos. Todos os passos do algoritmo são exclusivamente baseados no fluxo normal, que pode ser estimado de uma forma rápida e robusta. Acresce que não é necessária qualquer calibração dos parâmetros da câmara ou da sua posição em relação ao referencial do robot móvel.

Assumindo que o robot se move num plano, com a câmara apontando em direcção a este, o campo de velocidade no plano de imagem é constante no tempo enquanto os parâmetros do movimento não forem alterados. Esta característica pode ser explorada para detectar obstáculos rapidamente [41].

A observação de um plano em movimento [67] gera numa imagem um padrão de velocidade parametrizável globalmente na imagem. Os parâmetros deste modelo podem ser estimados inicialmente utilizando as primeiras derivadas da imagem em ordem ao espaço/tempo, que contêm informação acerca da velocidade do robot e da posição e orientação do plano. Durante a operação, é possível utilizar os resíduos da restrição fundamental do fluxo óptico juntamente com o modelo identificado para detectar pontos que não se encontram sobre o plano em causa, classificados como obstáculos.

3.2 Detecção de obstáculos

Nesta secção é apresentado um algoritmo para a detecção de obstáculos. Numa primeira fase determina-se o fluxo óptico do plano do pavimento. Numa segunda fase de operação são testados os resíduos da restrição fundamental do fluxo óptico, para a detecção de pontos que não pertençam ao plano do chão.

3.2.1 Estimação do modelo afim utilizando apenas o fluxo normal

Considere-se o modelo de formação de imagens por projecção perspectiva¹ [44] e que a câmara possui um movimento representado pelas velocidades de translação $T = [T_x \ T_y \ T_z]^T$ e de rotação $\omega = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T$ respectivamente. O movimento obtido no plano de imagem devido ao movimento da câmara é dado pela equação (ver Apêndice B) [70]:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \frac{1}{Z} \cdot \begin{bmatrix} -1 & 0 & x \\ 0 & -1 & y \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \\ T_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x \cdot y & -1 - x^2 & y \\ 1 + y^2 & x \cdot y & -x \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix}$$

¹ em Inglês, *pinhole model*.

onde x e y representam as coordenadas do ponto no plano de imagem, $(u, v) = (\dot{x}, \dot{y})$ denota o fluxo óptico, e Z representa a distância ao ponto tridimensional considerado. Considerando que a câmara observa o plano do pavimento, descrito pela equação:

$$A \cdot X + B \cdot Y + C \cdot Z + 1 = 0$$

enquanto o robot se desloca, o modelo global do campo de movimento apresenta a seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A \cdot x + B \cdot y + C & 0 & -A \cdot x^2 - B \cdot x \cdot y - C \cdot x \\ 0 & A \cdot x + B \cdot y + C & -A \cdot x \cdot y - B \cdot y^2 - C \cdot y \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \\ T_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x \cdot y & -1 - x^2 & y \\ 1 + y^2 & -x \cdot y & -x \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix}$$

A equação anterior pode ser simplificada, apresentando a seguinte forma paramétrica (ver Apêndice B):

$$\begin{aligned} u &= u_0 + u_x \cdot x + u_y \cdot y + u_{xy} \cdot x \cdot y + u_{xx} \cdot x^2 \\ v &= v_0 + v_x \cdot x + v_y \cdot y + v_{xy} \cdot x \cdot y + v_{yy} \cdot y^2 \end{aligned}$$

Este modelo é válido **globalmente** na imagem ou na região ocupada pelo plano. Contudo, as estimativas dos parâmetros de segunda ordem podem ser afectadas pelo ruído de uma forma muito mais sensível do que a estimação dos parâmetros de primeira ordem. Por outro lado, se o ângulo de visão for pequeno e a profundidade do campo de visão restrita, os parâmetros de segunda ordem podem ser desprezados [54, 73], sendo possível aproximar o campo de fluxo por um *modelo afim*, que só contenha os parâmetros de primeira ordem:

$$u = u_0 + u_x \cdot x + u_y \cdot y$$

$$v = v_0 + v_x \cdot x + v_y \cdot y$$

Obtém-se assim um aumento da robustez de estimação, diminuindo de igual forma o número de parâmetros a estimar. Estabelecido o modelo afim, pretende-se estimar os parâmetros, assumindo que só está disponível o fluxo normal [43]. Considere-se a restrição de primeira ordem do fluxo óptico (ver Apêndice A) [43]:

$$E_x \cdot u + E_y \cdot v + E_t = 0$$

onde E_x , E_y e E_t são as derivadas da imagem espaço-temporais de primeira ordem.

Substituindo u e v pelas expressões do *modelo afim*, a equação anterior pode ser reescrita da seguinte forma:

$$u_0 \cdot E_x + u_x \cdot E_x \cdot x + u_y \cdot E_x \cdot y + v_0 \cdot E_y + v_x \cdot E_y \cdot x + v_y \cdot E_y \cdot y = -E_t$$

pelo que a derivada temporal da imagem pode ser expressa como uma combinação linear dos parâmetros que pretendemos estimar:

$$\begin{bmatrix} E_x & E_x \cdot x & E_x \cdot y & E_y & E_y \cdot x & E_y \cdot y \end{bmatrix} \cdot \boldsymbol{\theta} = -E_t$$

onde $\boldsymbol{\theta}$ representa:

$$\boldsymbol{\theta} = \begin{bmatrix} u_0 & u_x & u_y & v_0 & v_x & v_y \end{bmatrix}^T$$

Para estimar o vector $\boldsymbol{\theta}$ é suficiente a utilização das derivadas espaço-temporais de seis pontos da imagem. A solução para $\boldsymbol{\theta}$ pode ser obtida utilizando um algoritmo de mínimos quadrados, considerando um sistema sobre-determinado com mais de seis pontos. Suponhamos que n representa o número de pontos disponíveis e defina-se:

$$\mathbf{a} = \left[-E_{t_1} \quad -E_{t_2} \quad \cdots \quad E_{t_n} \right]^T$$

e:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} E_{x_1} & E_{x_1} \cdot x_1 & E_{x_1} \cdot y_1 & E_{y_1} & E_{y_1} \cdot x_1 & E_{y_1} \cdot y_1 \\ E_{x_2} & E_{x_2} \cdot x_2 & E_{x_2} \cdot y_2 & E_{y_2} & E_{y_2} \cdot x_2 & E_{y_2} \cdot y_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ E_{x_n} & E_{x_n} \cdot x_n & E_{x_n} \cdot y_n & E_{y_n} & E_{y_n} \cdot x_n & E_{y_n} \cdot y_n \end{bmatrix}$$

A solução do problema de estimação pelo método dos mínimos quadrados é dada pela pseudo-inversa:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = (\mathbf{M}^T \cdot \mathbf{M})^{-1} \cdot \mathbf{M}^T \cdot \mathbf{a}$$

A estimação de mínimos quadrados, é normalmente, bastante sensível à presença de pontos espúrios², que degradam a estimação. Podem ainda ser usados processos para melhorar a estimativa através de uma escolha criteriosa dos pontos em cada iteração [72, 30]. É ainda possível utilizar métodos de estimação robusta como os sugeridos em [40]. No entanto, o seu tempo de processamento torna-se pesado tendo em vista o funcionamento do sistema em tempo real. Por esta razão, nesta tese, não foi utilizado nenhum método iterativo, utilizando-se a estimação de mínimos quadrados com o maior número de pontos possível, procurando-se desta forma obter uma solução mais rápida para o processo de estimação sem degradar de forma significativa o resultado obtido.

Obtidos os parâmetros, é possível através das equações do modelo afim reconstruir o fluxo óptico em todos os pontos do plano de imagem.

² do inglês, *outliers*.

Foram efectuadas várias experiências com este algoritmo para as condições em que o sistema iria funcionar. A Figura 3.1 mostra duas sequências de imagens, uma de translação pura por parte do robot e outra de rotação pura também do robot.

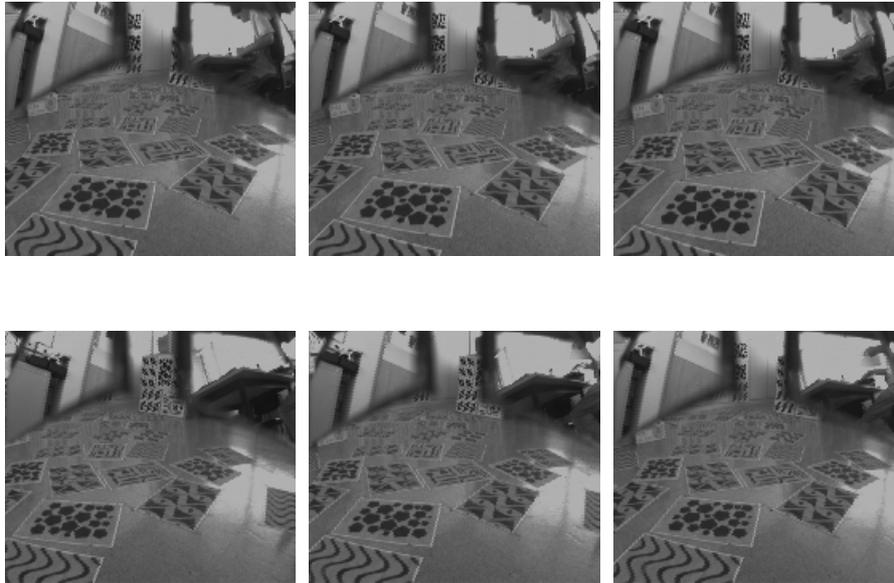


Figura 3.1: Topo: sequência de imagens obtida para o movimento de translação puro do robot. Fundo: uma sequência obtida para movimento de rotação puro.

Na Figura 3.2 pode observar-se o fluxo normal e o fluxo óptico reconstruído a partir dos parâmetros estimados do *modelo afim* para a sequência de imagens correspondente ao movimento de translação e na Figura 3.3 o mesmo para a sequência de imagens correspondentes ao movimento de rotação.

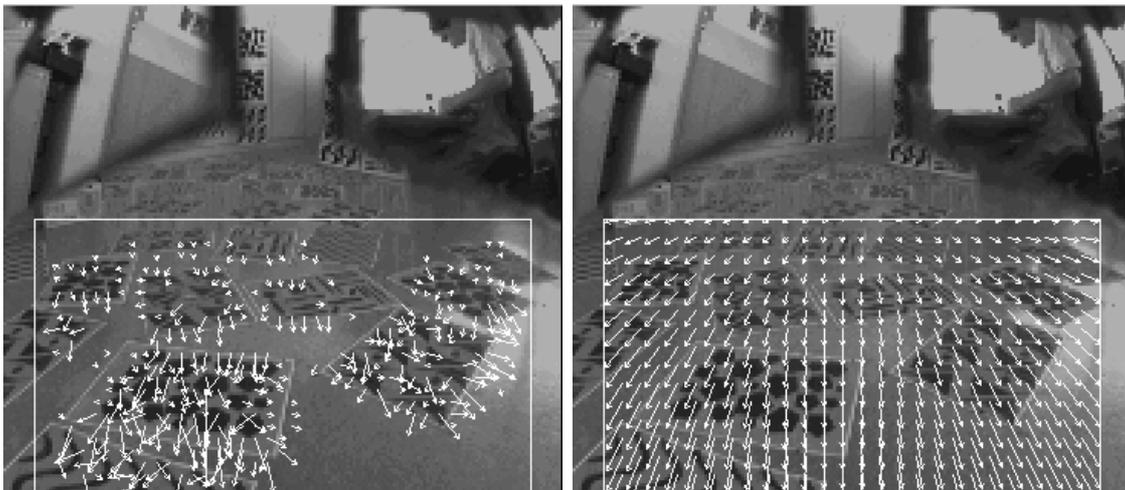


Figura 3.2: Na imagem da esquerda pode observar-se o fluxo normal obtido para a sequência de imagens correspondente ao movimento de translação. A imagem da direita mostra o fluxo óptico reconstruído a partir dos parâmetros do *modelo afim*.

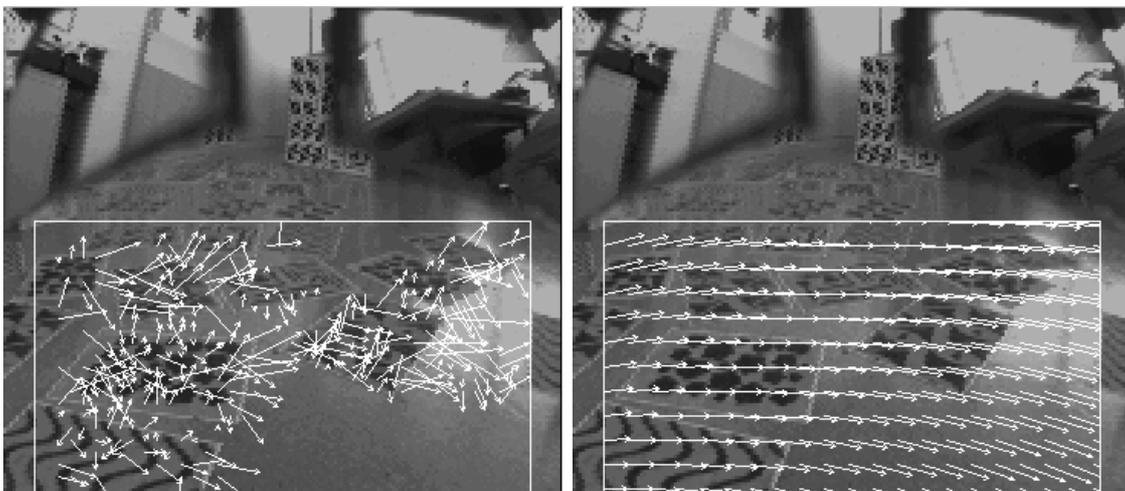


Figura 3.3: Na imagem da esquerda pode observar-se o fluxo normal obtido para a sequência de imagens correspondente ao movimento de rotação. A imagem da direita mostra o fluxo óptico reconstruído a partir dos parâmetros do *modelo afim*.

Como se pode observar os resultados obtidos são bastante satisfatórios, sendo pouco notória a influência dos pontos espúrios.

3.2.2 Determinação dos pontos considerados obstáculo

Mantendo os parâmetros do movimento e a posição relativa câmara-pavimento constantes, o fluxo óptico obtido para pontos pertencentes ao pavimento permanece constante ao longo do tempo. Esta característica pode ser explorada para identificar pontos que não pertençam ao pavimento, uma vez que estes exibirão um fluxo óptico diferente.

Considere-se que, para um determinado movimento exibido pelo robot, se conhece o fluxo óptico para os pontos pertencentes ao pavimento. Então, desde que o movimento do robot se mantenha é possível saber se um ponto pertence ao pavimento através de um teste aos resíduos da equação fundamental do fluxo óptico (ver Apêndice A) [30, 31]:

$$E_x \cdot u + E_y \cdot v + E_t = 0$$

Basta que se introduza na equação as derivadas de primeira ordem, E_x , E_y e E_t , calculadas, nesse instante, juntamente com o fluxo óptico conhecido. Se o ponto pertencer ao plano a equação fundamental do fluxo tem de se verificar.

São então consideradas duas fases de funcionamento para o sistema. Numa primeira **fase de inicialização** (realizada *offline*), o robot desloca-se sem a presença de obstáculos adquirindo uma sequência de imagens. É utilizado o método descrito na secção anterior para determinar o fluxo óptico de todos pontos do pavimento. Este fluxo óptico servirá numa segunda fase como **fluxo óptico de referência**.

Na **fase de operação** (sistema a funcionar em tempo real) o robot desloca-se com o mesmo movimento da fase anterior adquirindo sequências de imagens. Para cada sequência de imagens são calculadas as derivadas de primeira ordem, que são depois introduzidas na equação fundamental do fluxo óptico juntamente com o fluxo óptico de referência determinado na fase de inicialização. Realizado um teste aos resíduos da equação para todos os pontos da imagem, é possível concluir se existem pontos que não pertencem ao pavimento para a sequência de imagens analisada.

Coloca-se agora a seguinte questão:

- Se o movimento do robot se alterar, será necessária uma nova fase de inicialização?

Embora o processo de estimação dependa bastante da velocidade do robot, é possível obter o fluxo óptico de referência para um movimento genérico do robot. É apenas necessário saber a relação entre as velocidades usadas no processo de inicialização e durante a fase de operação. Na secção seguinte mostra-se como se obtém o fluxo óptico de referência para um movimento genérico do robot.

3.2.3 Variação do fluxo óptico de referência com o movimento do robot

O método proposto pode ser facilmente aplicado quando os parâmetros do movimento não se mantêm constantes, através dum procedimento de inicialização de dois passos.

Começa-se por determinar o fluxo óptico de referência, \mathbf{U}_{trans} , para um movimento de translação puro do robot \mathbf{T}_{R_0} . Num segundo passo, é estimado o fluxo óptico de referência, \mathbf{U}_{rot} , para um movimento puro de rotação $\boldsymbol{\omega}_{R_0}$. Se o robot apresentar um movimento genérico caracterizado pelas velocidades $k_1 \cdot \mathbf{T}_{R_0}$ e $k_2 \cdot \boldsymbol{\omega}_{R_0}$, então, o fluxo óptico de referência é dado simplesmente por $k_1 \cdot \mathbf{U}_{trans} + k_2 \cdot \mathbf{U}_{rot}$.

Em primeiro lugar, é necessário relacionar as velocidades do referencial da câmara com as do referencial do robot móvel. Se o robot móvel evolui com a velocidade de translação \mathbf{T}_{R_0} , as velocidades linear e angular no referencial da câmara são dadas por:

$$\mathbf{T}_C = {}^C\mathbf{R}_R \cdot \mathbf{T}_{R_0} \quad \boldsymbol{\omega}_C = 0$$

onde \mathbf{T}_C e $\boldsymbol{\omega}_C$ representam respectivamente as velocidades de translação e rotação no referencial da câmara, e ${}^C\mathbf{R}_R$ representa a matriz de rotação entre o referencial do robot e

o referencial da câmara. Se o robot móvel evoluir com a velocidade de rotação $\boldsymbol{\omega}_{R_0}$, as velocidades no referencial da câmara são dadas por:

$$\mathbf{T}_C = {}^C\mathbf{R}_R \cdot (\boldsymbol{\omega}_{R_0} \times {}^R\mathbf{P}_C) \quad \boldsymbol{\omega}_C = {}^C\mathbf{R}_R \cdot \boldsymbol{\omega}_{R_0}$$

onde ${}^R\mathbf{P}_C$ representa a translação entre os referenciais do robot e da câmara. Note-se que pelo facto do centro óptico da câmara não estar alinhado com o eixo de rotação do robot, leva a que a rotação do robot induza uma **rotação e translação** na câmara (ver Figura 3.4).

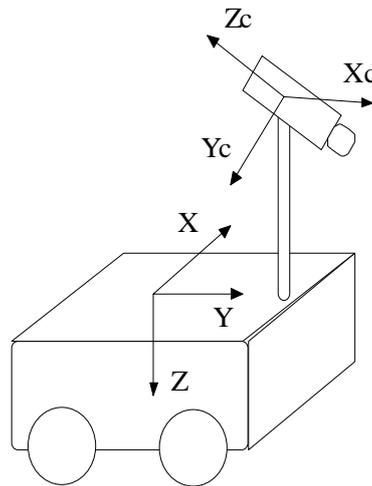


Figura 3.4: Referenciais do robot e da câmara.

Obtida a relação entre as velocidades nos referenciais do robot e da câmara, os fluxos ópticos de referência descritos em função das velocidades de translação \mathbf{T}_{R_0} e de rotação $\boldsymbol{\omega}_{R_0}$, do robot, vêm dados por:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} u_0 \\ v_0 \end{bmatrix}_{trans} &= \mathbf{F}_t \cdot {}^C \mathbf{R}_R \cdot \mathbf{T}_{R_0} \\ \begin{bmatrix} u_0 \\ v_0 \end{bmatrix}_{rot} &= \mathbf{F}_t \cdot {}^C \mathbf{R}_R \cdot (\boldsymbol{\omega}_{R_0} \times^R \mathbf{P}_C) + \mathbf{F}_\omega \cdot {}^C \mathbf{R}_R \cdot \boldsymbol{\omega}_{R_0} \end{aligned}$$

onde:

$$\mathbf{F}_t = \begin{bmatrix} A \cdot x + B \cdot y + C & 0 & -A \cdot x^2 - B \cdot x \cdot y - C \cdot x \\ 0 & A \cdot x + B \cdot y + C & -A \cdot x \cdot y - B \cdot y^2 - C \cdot y \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{F}_\omega = \begin{bmatrix} x \cdot y & -1 - x^2 & y \\ 1 + y^2 & -x \cdot y & -x \end{bmatrix}$$

Considere-se agora que o robot exhibe um movimento genérico especificado pelas velocidades linear e angular, $\mathbf{T}_R = k_1 \cdot \mathbf{T}_{R_0}$ e $\boldsymbol{\omega}_R = k_2 \cdot \boldsymbol{\omega}_{R_0}$, respectivamente. Então, o fluxo óptico de referência para este movimento é descrito por:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} &= \mathbf{F}_t \cdot \left[{}^C \mathbf{R}_R \cdot \mathbf{T}_R + {}^C \mathbf{R}_R \cdot (\boldsymbol{\omega}_R \times^R \mathbf{P}_C) \right] + \mathbf{F}_\omega \cdot {}^C \mathbf{R}_R \cdot \boldsymbol{\omega}_R \\ &= \mathbf{F}_t \cdot \left[{}^C \mathbf{R}_R \cdot k_1 \cdot \mathbf{T}_{R_0} + {}^C \mathbf{R}_R \cdot (k_2 \cdot \boldsymbol{\omega}_{R_0} \times^R \mathbf{P}_C) \right] + \mathbf{F}_\omega \cdot {}^C \mathbf{R}_R \cdot k_2 \cdot \boldsymbol{\omega}_{R_0} \\ &= k_1 \cdot \mathbf{F}_t \cdot {}^C \mathbf{R}_R \cdot \mathbf{T}_{R_0} + k_2 \cdot \left[\mathbf{F}_t \cdot {}^C \mathbf{R}_R \cdot (\boldsymbol{\omega}_{R_0} \times^R \mathbf{P}_C) + \mathbf{F}_\omega \cdot {}^C \mathbf{R}_R \cdot \boldsymbol{\omega}_{R_0} \right] \\ &= k_1 \cdot \begin{bmatrix} u_0 \\ v_0 \end{bmatrix}_{trans} + k_2 \cdot \begin{bmatrix} u_0 \\ v_0 \end{bmatrix}_{rot} \end{aligned}$$

Comprova-se, assim, que é possível sintetizar o fluxo óptico de referência para qualquer movimento do robot, desde que se saiba qual a relação, k_1 e k_2 , entre as velocidades de translação e de rotação do procedimento de inicialização e as velocidades de translação e rotação durante a operação.

3.3 Sistema de controlo

Baseado no algoritmo de detecção de obstáculos apresentado nas secções anteriores foi elaborado um sistema de controlo por forma a replicar um comportamento de “evitar obstáculos”. O comportamento exibido pelo robot consiste em navegar de uma forma livre até ser detectado um obstáculo no campo visual, nessa altura, o robot inicia uma manobra de evasão rodando sobre si próprio até que já não seja visível qualquer obstáculo no campo visual, continuando então a navegar livremente até que outro obstáculo seja detectado.

O algoritmo de detecção de obstáculos fornece-nos uma imagem binária, indicando quais os pontos que são considerados obstáculos. Na implementação deste comportamento é fechada uma cadeia de controlo, definindo um conjunto de regras. O campo visual é dividido em duas zonas iguais, uma representando a parte esquerda do campo visual e outra representando a parte direita.

É realizada uma filtragem morfológica de erosão com o propósito de eliminar pontos espúrios que possam ser identificados como obstáculos, devido a ruído nas imagens. A máscara apresenta a seguinte forma:

```
1 1 1
1 1 1
1 1 1
```

Esta filtragem é realizada para todo o campo visual, determinando-se em cada uma das zonas do campo visual se existe ou não um obstáculo. Com base no resultado desta operação são definidas as seguintes regras:

- Se fôr detectado um obstáculo num dos lados do campo visual, o robot roda em sentido oposto até que o obstáculo desapareça.

- Se fôr detectado obstáculo nas duas zonas do campo visual, o robot roda para a direita até que o obstáculo saia do campo visual.

Concretizado o movimento de evasão, o robot retoma o movimento que possuía antes de ter detectado obstáculo.

3.4 Resultados

Nesta secção são apresentados alguns resultados obtidos para a solução implementada. Inicialmente, apresentam-se alguns resultados para o algoritmo de detecção de obstáculos, ainda, sem o sistema robótico a funcionar em tempo real. Finalmente, apresentaremos alguns resultados para o sistema a funcionar em tempo real exibindo o comportamento descrito na Secção 3.3.

Em todas as experiências realizadas foi utilizado o sistema robótico móvel constituído pelo sensor óptico descrito no capítulo anterior ligado a um PC (com um processador Pentium 150Mhz da Intel) através de uma placa de aquisição (DT3852) e a plataforma móvel TRC Labmate. O sensor óptico está montado numa estrutura metálica colocada na frente da plataforma, a uma altura de aproximadamente 35cm em relação ao plano do chão e fazendo um ângulo com a horizontal de aproximadamente 30° (ver Figura 3.5).



Figura 3.5: Imagem do robot com sensor óptico montado.

Para a obtenção dos resultados para o algoritmo de detecção de obstáculos, foram realizadas duas experiências. Na primeira experiência foi adquirida uma sequência de cinco imagens para um movimento do robot móvel de translação pura a uma velocidade de 100mm/s, sem a presença de qualquer obstáculo. Para esta sequência de imagens foi apenas processada a janela da imagem correspondente ao comportamento de “evitar obstáculos”, realizando-se a estimação do fluxo óptico de referência para o plano do chão, utilizando o procedimento descrito na Secção 3.2.1. Observa-se na Figura 3.6 a sequência de imagens e o fluxo óptico de referência obtido.

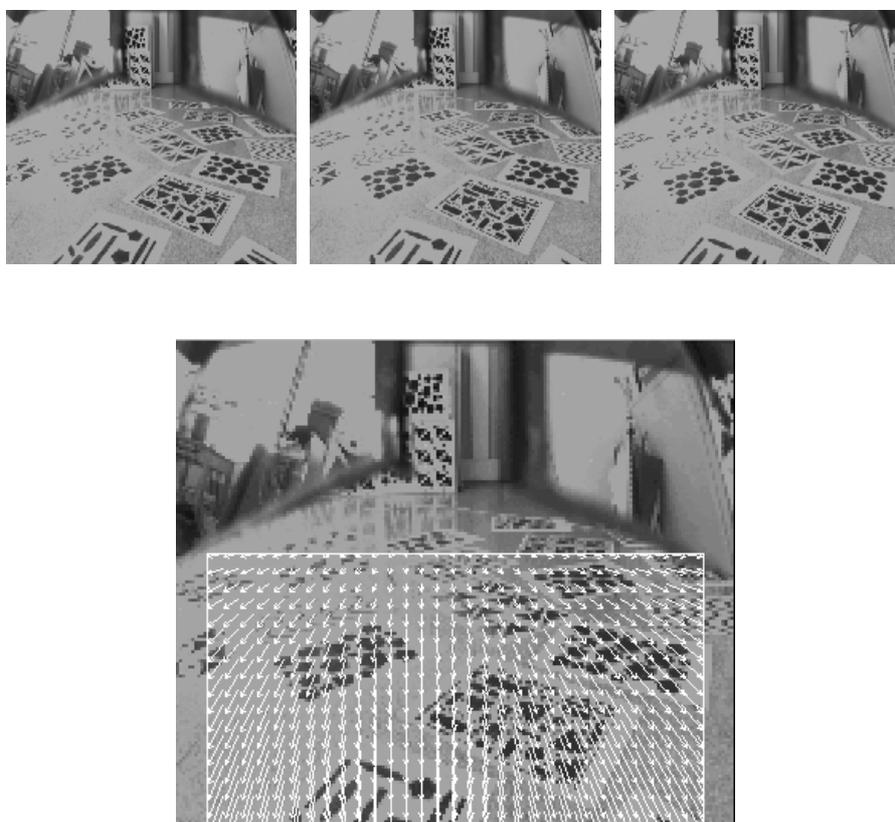


Figura 3.6: Na parte superior está representada a sequência de imagens sem obstáculo, obtida para um movimento de translação puro do robot (1^a, 3^a e 5^a imagens). Na parte inferior está representado o fluxo de referência obtido para a janela processada.

Foi adquirida uma segunda sequência de cinco imagens com um movimento idêntico, já com a presença de um obstáculo (uma caixa), a qual se mostra na Figura 3.7.

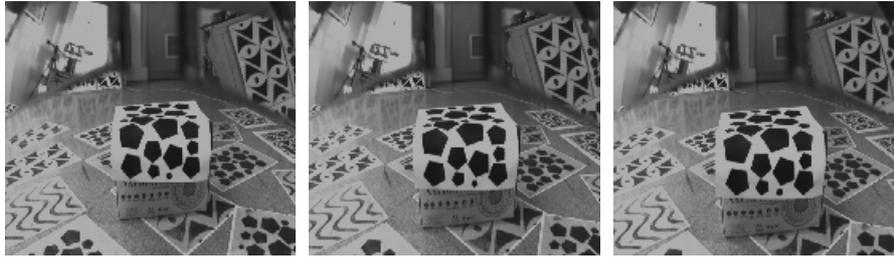


Figura 3.7: Sequência de imagens com obstáculo para um movimento de translação puro do robot (1^a, 3^a e 5^a imagens).

Realizando-se de seguida a detecção do obstáculo utilizando o procedimento descrito na Secção 3.2.2. Pode ver-se o fluxo normal obtido e a imagem central da sequência segmentada mostrando os pontos considerados obstáculo, na Figura 3.8.

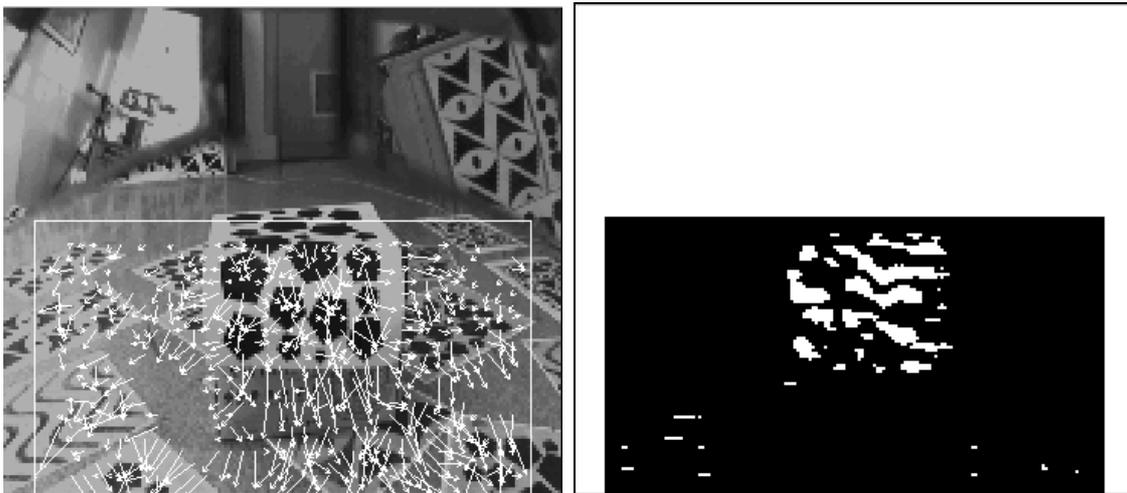


Figura 3.8: Esquerda: fluxo normal obtido para a sequência de imagens com obstáculo correspondente ao movimento de translação. Direita: segmentação da imagem central da sequência de imagens mostrando os pontos que foram considerados obstáculos a branco.

Como se pode constatar o desempenho do algoritmo de detecção de obstáculos para o movimento de translação permite identificar o obstáculo na imagem.

Na segunda experiência, repetiram-se os mesmos procedimentos para um movimento de rotação puro de $10^\circ/s$ do robot. Pode observar-se na Figura 3.9 a sequência de imagens para este movimento e o fluxo de referência obtido.

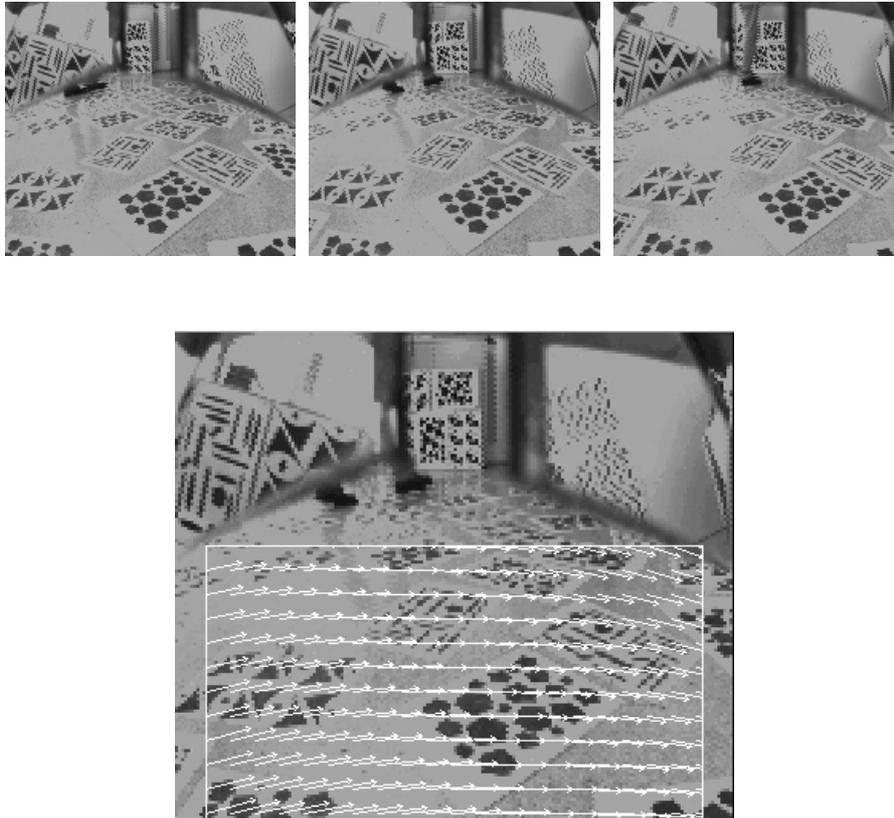


Figura 3.9: Na parte superior está representada a sequência de imagens sem obstáculo obtida para um movimento de rotação puro do robot móvel (1^a, 3^a e 5^a imagens). Na parte inferior está representado o fluxo óptico referênciã obtido para a janela processada nessa mesma sequência de imagens.

Tal como na primeira experiência, realizámos uma nova aquisição nas mesmas condições mas com a presença de um obstáculo, mostrando-se a sequência de imagens adquirida na Figura 3.10.



Figura 3.10: Sequência de imagens com obstáculo para um movimento de rotação puro do robot móvel (1ª, 3ª e 5ª imagens).

Realiza-se, tal como anteriormente, a detecção de obstáculos. Pode ver-se na Figura 3.11 o fluxo normal obtido na presença do obstáculo e a imagem central segmentada mostrando a branco os pontos considerados obstáculo.

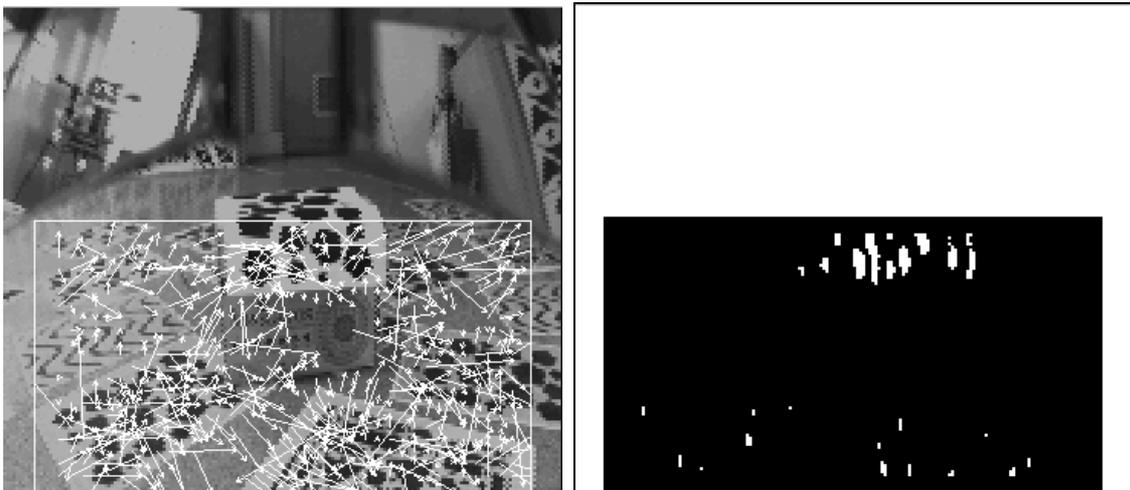


Figura 3.11: Na imagem da esquerda pode observar-se o fluxo normal obtido para a sequência de imagens com obstáculo correspondente ao movimento de rotação. Na imagem da direita vê-se uma segmentação da imagem central da sequência de imagens mostrando os pontos que foram considerados obstáculos a branco.

O algoritmo de detecção de obstáculos, na presença do movimento de rotação do robot móvel, permite ainda identificar a zona onde se encontra o obstáculo. Existe, no entanto,

uma menor precisão na obtenção dos contornos do obstáculo em relação à experiência anterior, realizada apenas com movimento de translação. Isto deve-se ao facto de o método utilizado para a detecção de obstáculos perder sensibilidade face ao movimento da câmara.

Apenas a componente do fluxo óptico devida ao movimento translação da câmara, depende da profundidade. Desta forma, quando o robot exhibe um movimento de rotação puro, a componente de translação na câmara é bastante pequena, devido à posição relativa entre os referenciais do robot e da câmara. Isto implica que a componente do fluxo óptico devida ao movimento de translação é muito pequena em relação ao fluxo óptico total, reduzindo-se assim a sensibilidade do método utilizado para detecção de obstáculos.

Por esta razão não é possível determinar exactamente os contornos do obstáculo, embora se obtenha uma segmentação aceitável. No entanto, o objectivo não é obter uma reconstrução precisa da posição e do volume do obstáculo mas, sim, obter um método simples e rápido de detecção de obstáculos para que seja possível a implementação do comportamento reactivo pretendido.

Depois, o sistema foi testado em tempo real exibindo já o comportamento pretendido. Várias experiências foram efectuadas dentro do VISLAB, atingindo-se uma frequência máxima de 2Hz, utilizando o aparato experimental referido anteriormente, deslocando-se o robot móvel a uma velocidade de 250mm/s.

Na Figura 3.12 podemos observar um gráfico descrevendo a trajectória do robot móvel no plano (x, y) numa das experiências efectuadas, assim como, a velocidade angular do robot em função dos ciclos de informação (a uma velocidade angular positiva corresponde uma rotação para a esquerda e vice versa).

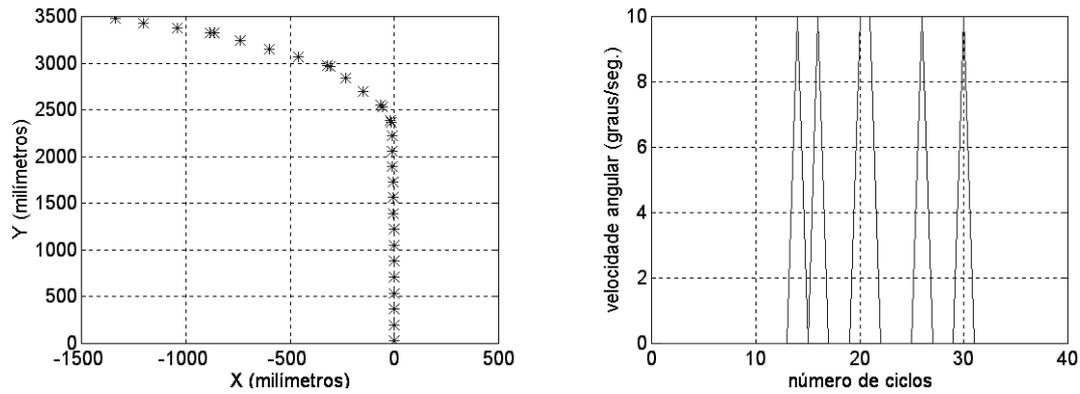


Figura 3.12: Esquerda: trajetória realizada pelo robot móvel obtida através da odometria (o robot deslocava-se inicialmente de forma perpendicular a uma das paredes do laboratório). Direita: rotações do robot móvel em função dos ciclos realizados pelo algoritmo.

No gráfico da trajetória são visíveis as zonas onde o robot móvel detectou obstáculo. Nestas zonas existe uma maior concentração de pontos. Pode ainda observar-se no gráfico da velocidade angular que essas zonas correspondem aos ciclos onde a velocidade angular não foi nula (neste caso foi sempre positiva, rodando o robot sempre para a esquerda).

Numa segunda experiência efectuada deixamos o sistema robótico evoluir durante mais algum tempo. Os gráficos desta experiência podem ser observados na Figura 3.13.

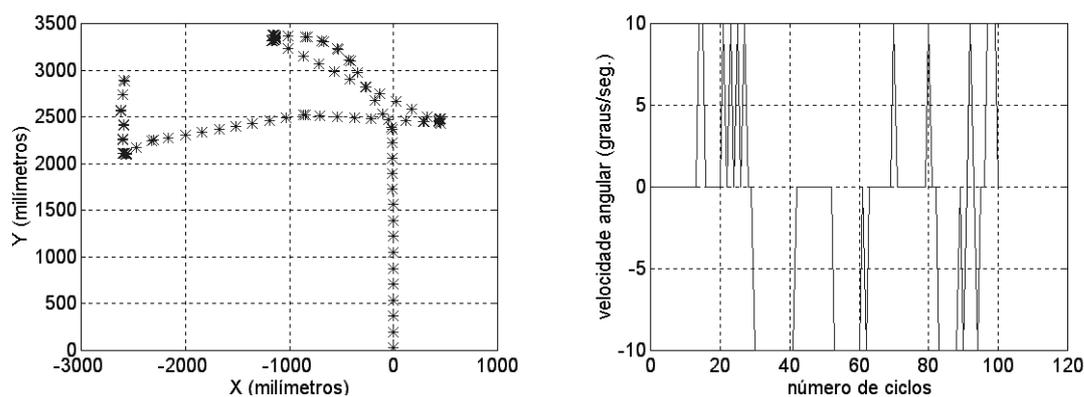


Figura 3.13: Esquerda: trajectória realizada pelo robot móvel na segunda experiência (o robot partiu sensivelmente do mesmo local em relação à experiência apresentada anteriormente). Direita: rotações do robot móvel em função dos ciclos realizados pelo algoritmo.

Como podemos observar, as zonas onde o robot móvel detectou obstáculos também são facilmente visíveis; de notar que desta vez já houve rotações para a direita, o que na experiência anterior não tinha acontecido.

Nas experiências efectuadas o robot detectou e evitou, de uma maneira geral, os obstáculos que se lhe deparavam. Conseguiu-se, desta forma, implementar um comportamento de “evitar obstáculos” reactivo baseado em visão, funcionando sem limitações em termos de movimentação do robot móvel e sem necessidade de calibração dos parâmetros intrínsecos ou extrínsecos do sensor óptico. A informação de entrada é constituída pelas derivadas espaciais e temporais de primeira ordem das imagens obtidas no campo visual central e as velocidades linear e angular do robot nesse instante. As suas saídas são as velocidades linear e angular do robot móvel. Embora seja necessário conhecer as velocidades linear e angular do robot, esta informação não necessita de ter muita precisão.

Naturalmente, este comportamento apenas confere a capacidade de não colidir com obstáculos frontais, não possuindo o sistema qualquer outro objectivo definido. Desta forma, a inclusão de outros comportamentos com o intuito de introduzir novas capacidades no sistema assume particular importância. Tendo como objectivo o aumento

das capacidades do sistema robótico desenvolvido nesta tese, nos próximos capítulos, são apresentados outros comportamentos.

4. Comportamento de navegação

Como afirmado anteriormente, a construção de um sistema robótico com um único comportamento limita as capacidades desse sistema em termos de desempenho geral. Por exemplo, a construção de um sistema apenas com a capacidade de “evitar obstáculos” não seria muito interessante. O robot móvel não se deslocará de uma forma objectiva, principalmente em espaços que assumem formas particulares como é o caso de um corredor ou de uma estrada (para citar ambientes interiores ou exteriores).

Assim, a introdução de um comportamento de “navegação” assume particular importância, no intuito de dotar o sistema de alguma objectividade. Nesta tese, pretende-se que o robot móvel se desloque em corredores pelo que a introdução de um comportamento deste tipo torna-se necessária.

Neste capítulo introduziremos um comportamento de “navegação” reactivo baseado em visão, que utiliza como informação as imagens dos campos visuais periféricos.

4.1 Introdução

Têm sido desenvolvidos muitos trabalhos no âmbito da implementação de sistemas que exibam a capacidade de navegar. Vários dos sistemas desenvolvidos são baseados na informação obtida através da visão para a realização de uma navegação segura.

Em [34], Dickmanns apresenta um sistema para navegação em ambiente exterior, navegação numa estrada. Coombs em [27, 28, 29, 21] e Santos Victor em [71, 73] apresentam igualmente sistemas para navegação em ambientes interiores (navegação em

corredores). Finalmente em [6], Andersen propõe, igualmente, um comportamento de navegação para ambientes interiores, neste caso, o robot pode evoluir em meios menos estruturados, sendo no entanto necessário conhecimento prévio acerca destes (imagens adquiridas previamente). Para o sistema desenvolvido nesta tese é proposto um comportamento de “navegação” baseado no trabalho realizado por Santos Victor em [57, 71, 73].

A solução proposta assenta no trabalho de investigação sobre os comportamentos das abelhas realizado por Srinivasan [64], quando estas percorrem um corredor em direcção a uma fonte de alimento. Concluiu-se que as abelhas utilizam a informação da velocidade obtida através dos olhos esquerdo e direito para se manterem, durante o voo, no meio do corredor¹. Foi ainda possível concluir que as abelhas necessitam de textura para conseguirem obter informação acerca da velocidade (utilização do fluxo óptico), uma vez que na ausência de textura elas não conseguiam exibir o mesmo comportamento (voar em linha recta em direcção ao lugar onde se encontrava o alimento).

Baseado neste trabalho Santos Victor [57, 71, 73] apresentou uma solução para a implementação de um comportamento idêntico num robot móvel. São utilizados os campos visuais periféricos, obtidos com duas câmaras que apontam lateralmente em relação à direcção do movimento do robot, simulando desta forma a posição dos olhos de uma abelha como fonte de informação para o controlo da navegação do robot (utilização de Estéreo Divergente). O controlo do robot é realizado através da diferença entre os fluxos ópticos obtidos para a câmara esquerda e para a câmara direita, inspirado no comportamento das abelhas.

Nesta tese é implementado um comportamento idêntico. A base deste comportamento visual de navegação é o reflexo de centralização, descrito em [64] para explicar o comportamento das abelhas quando estas voam entre duas paredes. É, no entanto, utilizado um sensor óptico (descrito no capítulo 2) composto por uma só câmara, apontando a frente do robot móvel, com um sistema de espelhos montado (ver Figura

¹ Quando as abelhas voam no meio do corredor, a informação sobre a velocidade obtida pelos olhos esquerdo e direito é igual em módulo.

4.1), que permite, através da utilização de janelas da imagem, o processamento dos campos visuais periféricos desejados.



Figura 4.1: Imagem do sensor óptico utilizado.

Subsistem no entanto alguns problemas de implementação deste comportamento, tal como em [73]. Para que se possa utilizar a informação do fluxo óptico determinado para os campos visuais, estes têm de ser simétricos em relação à direcção do eixo da plataforma² e a plataforma não pode exibir movimento de rotação durante a aquisição da sequência de imagens (ver secção 4.2.1 para melhor compreensão).

Outro aspecto importante acontece aquando da inexistência de informação de fluxo unilateral ou mesmo bilateral, o que pode ser causado por falta de textura ou por mudanças localizadas do meio ambiente (como seja uma porta aberta no corredor), ou, sempre que a relação entre a velocidade do robot móvel e a distância das “paredes” a este seja tal que a resolução do fluxo óptico estimado seja mais baixa que a frequência de aquisição de imagens.

Neste caso assume particular importância a utilização de um mecanismo que seja capaz de estabilizar a trajectória do robot móvel, quando existem falhas de informação de fluxo. Este modo, porém, não deve alterar o comportamento reflexivo do sistema, não devendo por isso basear-se em conhecimentos prévios do meio em que o robot móvel evolui. Em [73] é sugerido um mecanismo de sustentação que cumpre estes requisitos. Nesta tese é implementado um mecanismo idêntico (ver secção 4.3).

² em Inglês, heading direction.

As principais diferenças existentes neste trabalho em relação ao trabalho realizado por Santos Victor [73] estão na utilização do sensor óptico descrito no capítulo 2 em substituição das duas câmaras e na caracterização do fluxo obtido por parâmetros.

4.2 Determinação do valor de fluxo

Com o objectivo de comparar as velocidades das imagens observadas para os campos visuais periféricos esquerdo e direito, é determinado o fluxo óptico médio nas janelas da imagem correspondentes a estes campos periféricos (ver Apêndice A). Para ultrapassar o problema da abertura [44] e assumindo que o robot se move sobre um plano e que as suas movimentações laterais são bastante reduzidas, em [73], despreza-se a componente vertical do fluxo óptico na equação fundamental do fluxo (ver Apêndice A), vindo a componente horizontal dada por:

$$u = -\frac{E_t}{E_x}$$

Coombs [21, 28, 29] utiliza uma câmara, apontada para a frente do robot móvel, tendo uma lente montada com um ângulo de abertura de aproximadamente 115° e eixo óptico paralelo ao plano do chão. Calcula-se o fluxo normal nas regiões da periferia da imagem determinando-se o histograma de amplitude do fluxo correspondente. Usa-se, depois, o máximo encontrado como fluxo associado a cada uma das regiões. Este processo é, no entanto, bastante sensível a pontos espúrios e dependente do número de pontos da janela da imagem em que se consegue determinar fluxo. Por isso Coombs [21, 28] usa um processo de estimação iterativo, depois do cálculo do fluxo normal, considerando estimativas passadas como forma de obviar este problema mas aumentando o tempo de processamento.

A solução adoptada nesta tese baseia-se no pressuposto de que as “paredes” de um corredor podem ser localmente aproximadas por um plano (ver [32]). Tal como no

capítulo anterior, o modelo que parametriza o fluxo obtido para um movimento da câmara em relação a um plano pode ser aproximado por um modelo afim (ver Apêndice B), só com parâmetros de primeira ordem:

$$\begin{aligned}u &= u_0 + u_x \cdot x + u_y \cdot y \\v &= v_0 + v_x \cdot x + v_y \cdot y\end{aligned}$$

O processo de estimação dos parâmetros é idêntico ao utilizado no capítulo anterior, sendo realizado para cada uma das janelas laterais da imagem. O cálculo da média do fluxo horizontal, para cada uma das janelas, pode ser obtido sem a determinação explícita do fluxo óptico:

$$\bar{u} = \frac{1}{(x_M - x_m) \cdot (y_M - y_m)} \cdot \int_{y_m}^{y_M} \int_{x_m}^{x_M} (u_0 + u_x \cdot x + u_y \cdot y) dx dy$$

obtendo-se como resultado:

$$\bar{u} = u_0 + u_x \cdot \frac{(x_M - x_m)}{2} + u_y \cdot \frac{(y_M - y_m)}{2}$$

onde x_m e x_M representam respectivamente as colunas de início e fim da janela e, y_m e y_M , as linhas de início e de fim da janela. Para a componente vertical do fluxo, obtém-se um resultado idêntico.

Esta solução tem como desvantagem, em relação à solução apresentada em [73], o maior tempo de processamento. No entanto, a parametrização do fluxo óptico permite-nos considerar toda a janela da imagem mesmo que, por vezes, existam zonas para as quais não seja possível obter informação fiável sobre o fluxo.

Cada janela das imagens utilizadas tem a dimensão de 30x30 *pixels*, sendo o processamento efectuado em toda a janela. Na implementação actual, a média do fluxo óptico para as duas janelas é determinada a uma frequência de 0.6 Hz.

Para dar uma ideia do desempenho do algoritmo foi realizada uma experiência em cadeia aberta. A Figura 4.2 mostra a estrutura da experiência. O fluxo óptico obtido para as duas janelas é ilustrado na Figura 4.3 para uma velocidade da plataforma de 100 mm/s.

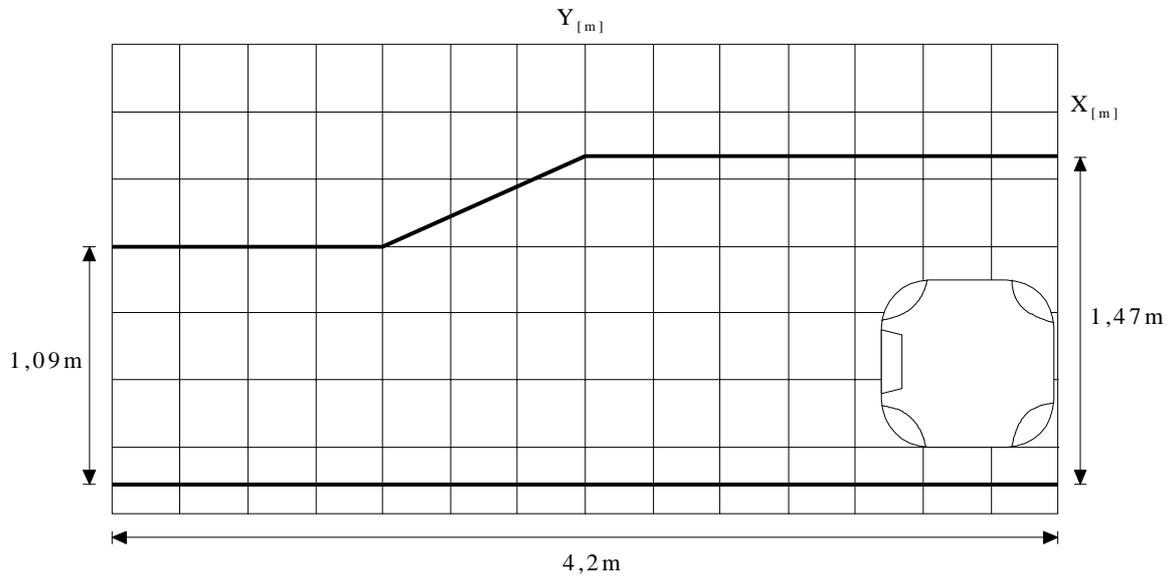


Figura 4.2: Estrutura da experiência em cadeia aberta.

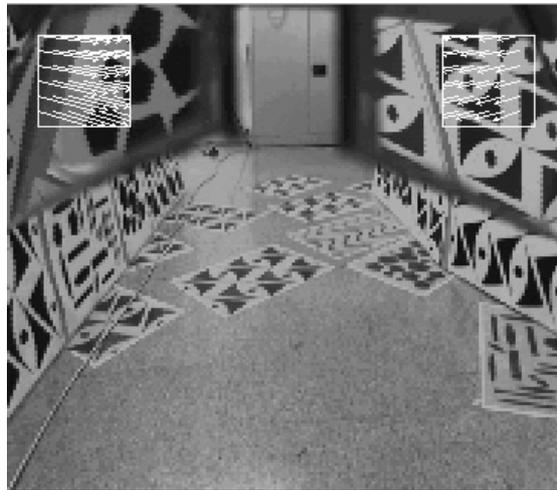


Figura 4.3: Fluxo óptico típico obtido para as duas janelas correspondentes aos campos visuais periféricos (de notar que os vectores de fluxo têm um sentido oposto ao esperado, isto deve-se ao efeito de reflexão introduzido pelo sistemas de espelhos do sensor).

Finalmente, pode observar-se na Figura 4.4 a evolução no tempo dos fluxos médios esquerdo e direito, bem como a diferença entre estes. Como se constata, o erro tende para

zero no final, uma vez que as paredes do corredor nessa altura se encontram à mesma distância do robot móvel, enquanto, inicialmente, o valor do erro é negativo indicando uma maior proximidade da parede do lado esquerdo.

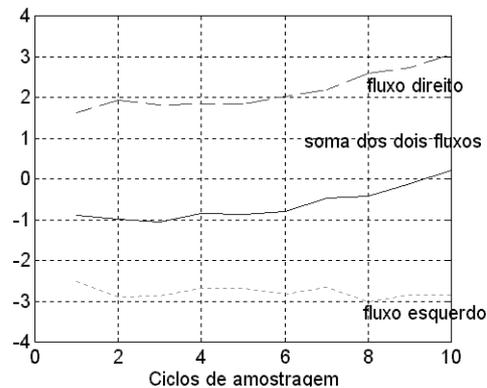


Figura 4.4: Evolução da média do fluxo para a experiência em cadeia aberta (pode observar-se a evolução dos fluxos médios esquerdo e direito, linhas a tracejado, bem como, a soma destes, linha a cheio).

4.2.1 A influência do movimento de rotação

O comportamento implementado parte do pressuposto que as amplitudes do fluxo óptico dependem unicamente da distância entre as câmaras e as “paredes”. Esta hipótese só é válida se os campos visuais periféricos representarem zonas simétricas em relação à direcção do movimento do robot móvel, não podendo esta direcção mudar. Esta restrição não se mantém quando se impõe um movimento de rotação ao robot móvel, devido à introdução de uma componente de fluxo que não depende da distância (estrutura 3D) e de outra que depende da posição relativa entre o referencial da câmara e o referencial do robot (componente que se anula quando os referenciais têm o mesmo ponto de origem no espaço 3D).

Para resolver este problema várias soluções já foram propostas. Coombs [27, 28, 29, 21] propõe uma solução em que o movimento de rotação do robot é compensado por um movimento de rotação oposto por parte da câmara. Esta solução só é

válida se os eixos de rotação do robot e câmara coincidirem, o que impõe calibrar a colocação da câmara.

Em [73] é adoptada uma solução mais simples, limitando a velocidade de rotação do robot móvel a um valor que não afectasse significativamente os valores obtidos para o fluxo.

Nesta tese, face à implementação de outros comportamentos que funcionam em paralelo com o descrito neste capítulo, optámos por uma solução diferente. Foi imposto ao robot móvel que este não efectuasse movimentos de rotação durante a fase de aquisição de imagens. Esta solução permite-nos, tal como em [73], considerar apenas o movimento de translação do robot móvel, obtendo-se, desta forma, o erro pretendido.

4.3 Sistema de controlo

Para a geração do comportamento de “navegação” são implementadas duas cadeias de controlo, uma para o controlo da velocidade angular e outra para o controlo da velocidade linear do robot, como descrito em [73]:

- **Velocidade angular** – O controlo é efectuado mantendo os fluxos ópticos esquerdo e direito com valores idênticos em módulo.
- **Velocidade linear** – O controlo desta é efectuado em função do valor médio da amplitude dos fluxos obtidos para os dois campos visuais periféricos. O robot móvel acelera quando o fluxo médio lateral é pequeno (significando que as paredes se encontram a uma distância razoável) e abranda sempre que o fluxo médio lateral é maior (significando que o robot está a deslocar-se num ambiente mais apertado).

É, ainda, introduzido um mecanismo de sustentação, nas cadeias de controlo, por forma a evitar comportamentos menos correctos por parte do robot móvel, consequência das ausências de informação de fluxo, localizadas no espaço de trabalho do sistema robótico.

O controlo da velocidade angular do robot móvel é realizado através da implementação de um controlador PID discreto. A lei de controlo do controlador é dada por:

$$u(k) = K_p \cdot \left[e(k) + K_i \cdot \sum_n e(k-n) + K_d \cdot (e(k) - e(k-1)) \right] \quad (4.1)$$

onde $u(k)$ representa a variável de controlo (a velocidade angular do robot móvel, ω_{nav} , em graus/s) e $e(k)$ o sinal de erro que é dado pela soma dos fluxos médios periféricos.

Uma análise exhaustiva do comportamento do sistema robótico face à variação dos parâmetros K do controlador foi efectuada em [73]. Esta análise permitiu obter uma maior sensibilidade no ajuste dos parâmetros K do controlador, face ao comportamento pretendido para o sistema robótico desenvolvido nesta tese.

Para o controlo da velocidade linear do robot móvel, v_{nav} , é usada uma solução baseada na estrutura do meio onde o robot evolui. Tal como em [73], pretende-se que o robot diminua a sua velocidade em meios mais estreitos e aumente a sua velocidade em espaços mais abertos (corredores largos) em relação a uma velocidade linear nominal.

O fluxo médio, obtido para cada um dos campos visuais periféricos, fornece-nos uma informação qualitativa³ sobre a profundidade. A média dos dois fluxos médios obtidos constitui, assim, uma medida qualitativa da largura do espaço onde o robot móvel evolui. Desta forma, o controlador implementado tem como objectivo manter a média dos fluxos médios num valor nominal predeterminado. Se o valor do fluxo aumentar, o robot móvel deve reduzir a sua velocidade, se este valor baixar deve aumentar a sua velocidade, por forma a tentar manter o fluxo médio no valor de referência. O controlador utilizado é idêntico ao implementado em [73].

O mecanismo de sustentação introduzido tem como objectivo evitar que o robot exiba comportamentos erráticos, na ausência total ou parcial de fluxo óptico nos campos visuais

³ Qualitativa no sentido, em que não é uma medida da profundidade e depende da velocidade do robot móvel.

esquerdo e direito. Este mecanismo monitoriza o fluxo médio obtido para cada um dos campos visuais periféricos. Podem ocorrer três situações diferentes:

- **Fluxo bilateral** - É obtido fluxo óptico em ambos os campos visuais periféricos. É exibido o comportamento normal.
- **Fluxo unilateral** - Só é obtido fluxo para um dos campos visuais periféricos. Com o comportamento normal, o robot deslocar-se-ia em direcção ao lado para o qual não era obtido fluxo, tentando igualar os fluxos ópticos dos dois campos visuais. Um comportamento mais apropriado será manter o fluxo unilateral constante, permanecendo o lado para o qual se obtém informação de fluxo a uma distância constante. Com esta estratégia, uma porta aberta no corredor ou zonas das paredes sem textura não representam alterações ao meio que provoquem o mau funcionamento deste comportamento.
- **Ausência total de fluxo** - A não obtenção de fluxo, para qualquer dos campos visuais periféricos, implica a ausência total de informação sensorial para este comportamento. Nesta situação, o robot pode manter o movimento anterior ou parar. Veremos, posteriormente, que a integração de outros comportamentos permitirão um melhor controlo do robot móvel face à ausência de informação para este comportamento.

Sendo assim, o mecanismo de sustentação entra em funcionamento sempre que o sistema não consegue obter informação de fluxo para um dos campos visuais periféricos.

4.4 Resultados

Nesta secção apresentam-se alguns resultados obtidos através da realização de várias experiências, que pretendem demonstrar as capacidades do comportamento de

“navegação”. Como forma de melhor analisar estas capacidades, foram considerados cenários experimentais, tendo em conta as três características do comportamento implementado (controlo das velocidades angular e linear, e mecanismo de sustentação).

Todas as experiências foram realizadas com um aparato experimental idêntico ao utilizado para o comportamento de “evitar obstáculos”, descrito no capítulo anterior. Em todos os resultados é apresentada a trajectória do robot móvel, obtida através dos dados da odometria adquiridos durante a realização das experiências. A frequência de trabalho do sistema em todas as experiências é de aproximadamente 0,5Hz.

No primeiro conjunto de experiências, é testado o comportamento do robot face a um cenário experimental, composto, essencialmente, por uma curva acentuada para a esquerda do robot (ver Figura 4.5).

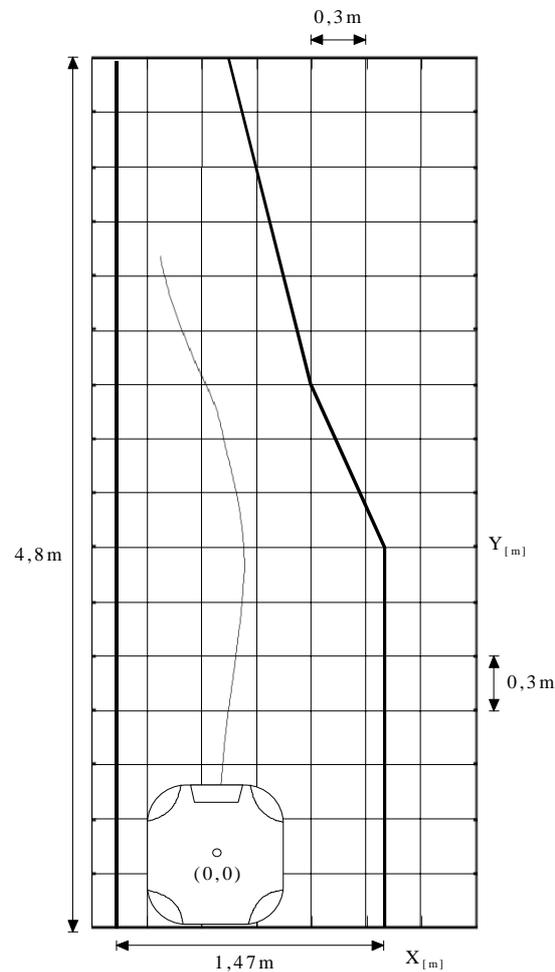


Figura 4.6: Cenário experimental para o segundo conjunto de experiências, com a trajetória do robot para uma das experiências efectuadas.

A reacção do robot móvel face ao cenário de teste foi a esperada. A Figura 4.6 ilustra o resultado obtido para uma das experiências, onde o robot manteve uma trajetória coerente com a forma do cenário.

A Figura 4.7 mostra a evolução da velocidade linear do robot no tempo. Como se pode verificar, a velocidade linear do robot diminui à medida que o robot avança no corredor, devido à maior proximidade entre este e as paredes do corredor.

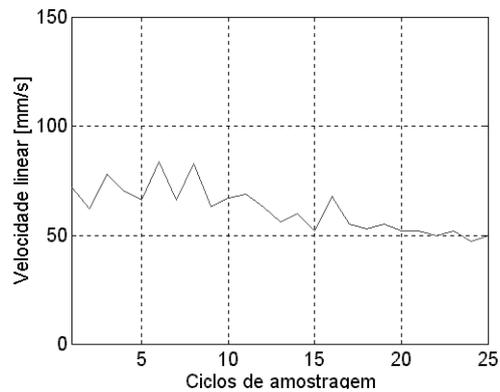


Figura 4.7: Gráfico da evolução da velocidade linear do robot no tempo para uma das experiências realizadas com o segundo cenário experimental.

Podemos, ainda, observar na Figura 4.8 a média dos fluxos dos dois campos visuais. Podemos constatar a acção do controlo da velocidade linear, mantendo a média dos fluxos perto do valor desejado de 1.8 *pixels/imagem*.

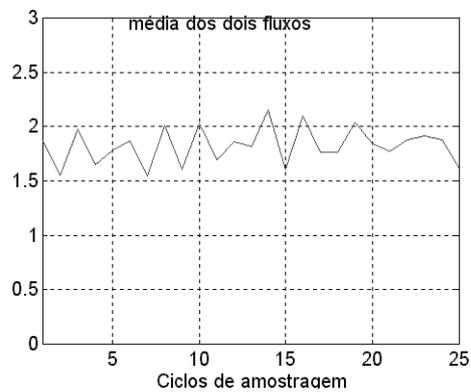


Figura 4.8: Evolução da média do fluxo com controlo da velocidade linear. O valor nominal da média dos fluxos é de 1.8 *pixels/imagem* para uma velocidade linear nominal de 100 mm/s.

Por fim, com o objectivo de testarmos o mecanismo de sustentação, foi realizado mais um conjunto de experiências com um cenário experimental diferente. O cenário utilizado foi um corredor que em determinada zona exibe ausências de textura (ver Figura 4.9).

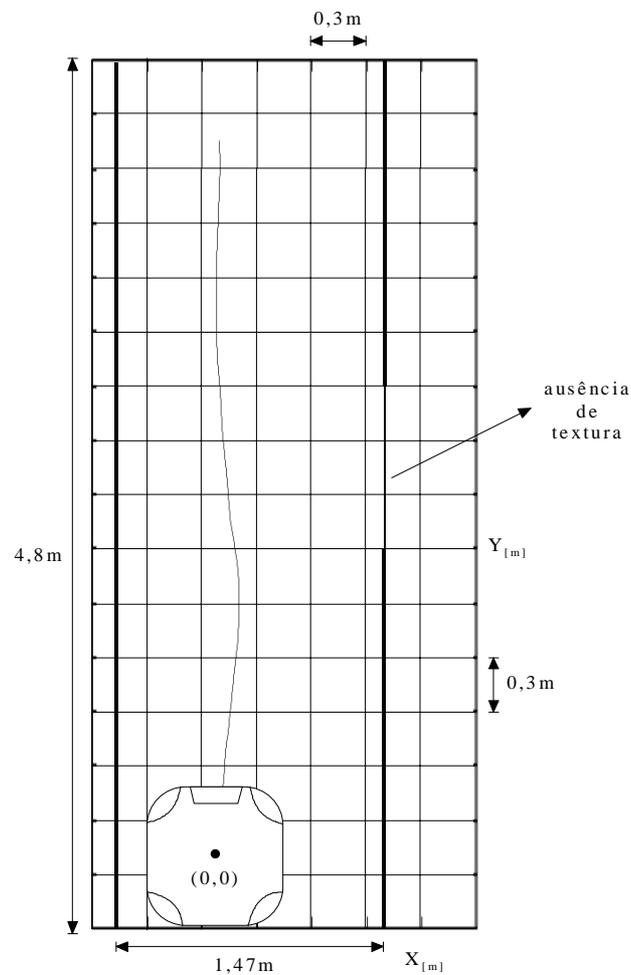


Figura 4.9: Cenário utilizado para o último conjunto de experiências, com a finalidade de evidenciar o mecanismo de sustentação. É ainda possível observar a trajectória realizada pelo robot numa das experiências.

Os resultados obtidos com estas últimas experiências foram satisfatórios, exibindo o robot móvel o comportamento desejado na ausência de textura, como podemos constatar

através da observação da Figura 4.9. A introdução do mecanismo de sustentação permite alargar o domínio de aplicação deste sistema, inclusive até a ambientes com textura unilateral ou esparça.

Como foi referido no capítulo anterior, a implementação de um só comportamento é limitativa para o sistema robótico construído. Neste caso, o comportamento de “navegação” apenas confere ao robot móvel a capacidade de evoluir em corredores ou meios semelhantes, sendo o robot móvel incapaz de detectar obstáculos à sua frente. Por este motivo a integração deste comportamento com o comportamento descrito no capítulo anterior permite dotar o robot móvel de maiores capacidades.

Mesmo com a integração destes dois comportamentos, o sistema robótico autónomo ainda não possui a capacidade de se dirigir a um objectivo previamente definido, limitando-se a exibir um comportamento “errante”. No próximo capítulo será proposto um comportamento de acostagem baseado em visão, que será integrado com um sistema de controlo baseado em odometria (ver Capítulo 6), para atribuir ao robot móvel desenvolvido a capacidade de se deslocar para um objectivo.

5. Comportamento de acostagem

Frequentemente, é necessário deslocar um robot móvel para um ponto específico do meio ambiente, por exemplo, para o transporte e manipulação de objectos, para atracar a uma estação para execução de tarefas várias, etc. A inclusão de um comportamento que exiba esta capacidade é importante, no sentido de aumentar as capacidades do robot móvel na execução de tarefas concretas.

Neste capítulo é proposto um comportamento de “acostagem” baseado em visão. Devido ao facto deste comportamento ser local, é ainda proposto um sistema de aproximação baseado em odometria, que tem como finalidade conduzir o robot móvel à zona do espaço de trabalho onde se realizará a acostagem.

Como veremos no capítulo seguinte, a integração do comportamento apresentado com o sistema de aproximação estenderá a acção do comportamento a todo o espaço de trabalho.

5.1 Introdução

A utilização da informação visual, para a estimação da posição corrente ou para o controlo de aproximações a superfícies, tem origem no estudo do comportamento de certos animais. Em [25] Collet apresenta um estudo sobre o comportamento de uma espécie de formigas quando estas se deslocam do ninho a uma fonte de alimento. Nesse

estudo observa-se que as formigas utilizam pontos de referência¹ para se localizarem em relação ao objectivo (a fonte de alimento) e, desta forma, conseguem regressar ao ninho.

Noutro estudo, efectuado por Lehrer em [46], as abelhas utilizam também a informação visual no processo de aproximação e aterragem numa superfície, utilizando nomeadamente a informação sobre a velocidade (fluxo óptico).

Tendo como inspiração estes comportamentos por parte dos animais, alguns trabalhos têm sido desenvolvidos no sentido de implementar comportamentos robóticos semelhantes. São exemplo os trabalhos efectuados por Santos Victor, [73], e Neven [55].

Santos Victor, [73, 74], propõe um comportamento de acostagem reactivo baseado na informação de fluxo óptico. Este comportamento consiste na aproximação do robot móvel a uma superfície de forma perpendicular a esta, controlando a sua velocidade linear até parar (reduzindo a velocidade durante a aproximação à superfície). São consideradas duas situações distintas: a primeira intitulada “ego-acostagem”², onde a câmara está solidária com o robot móvel, sendo o movimento próprio do robot controlado durante a manobra de acostagem a uma superfície particular no espaço de trabalho; a segunda, é denominada “eco-acostagem”³, sendo a câmara e os recursos computacionais colocados numa estação de acostagem, que serve vários robots.

Um comportamento diferente é proposto por Neven em [55], embora com objectivos semelhantes. Neven utiliza a informação visual e a informação proveniente da odometria para implementar um comportamento de “deslocar-se para o alvo”. Este comportamento consiste em deslocar o robot em direcção a um ponto específico do espaço intitulado base. Para isso Neven realiza a estimação da posição corrente do robot em relação à base, integrando a informação proveniente da odometria com a informação visual, obtida através da correlação entre a imagem corrente e imagens em base de dados, adquiridas numa fase de inicialização com o robot na base e para diferentes orientações.

Nesta tese é implementado um comportamento de “acostagem” resultante da integração de um comportamento de “acostagem” baseado em visão com um sistema de aproximação baseado em odometria.

¹ do Inglês, *landmarks*.

² do Inglês, *ego-docking*.

O comportamento de “acostagem” baseado na informação visual, tal como em [73], consiste no controlo da aproximação do robot móvel a uma superfície utilizando apenas a informação do fluxo normal (tal como foi feito nos capítulos 3 e 4 para os comportamentos de “navegação” e “evitar obstáculos”, ver apêndices A e B). Não sendo especificado qualquer ponto do espaço, no qual o robot deveria realizar a manobra de acostagem. Este comportamento consiste na implementação de duas cadeias de controlo:

- **O controlo de orientação** – É controlada a orientação do robot por forma a que este se aproxime de forma perpendicular da superfície desejada.
- **O controlo da velocidade linear** – É controlada a velocidade linear do robot de maneira a que este vá reduzindo a sua velocidade até parar próximo da superfície desejada.

Contudo, apenas com este comportamento implementado, qualquer superfície que o robot encontre no seu percurso será considerada uma superfície de acostagem. Como forma de evitar que isto aconteça, é necessário conduzir o robot móvel ao local onde se encontra a superfície de acostagem (por exemplo, uma estação de trabalho). Para isso foi implementado um sistema de aproximação baseado em odometria. Este sistema controla a aproximação do robot móvel a um ponto específico do espaço de trabalho, reduzindo a velocidade linear deste durante a aproximação.

Através da integração do comportamento com o sistema de aproximação é possível obter um comportamento de “acostagem” que controla a aproximação e orientação do robot móvel a uma superfície específica do meio ambiente.

A Secção 5.2 será dedicada ao comportamento de “acostagem” baseado na informação visual do fluxo óptico. É feita referência à relação entre os sistemas de coordenadas da câmara e do robot móvel (relação sensor-actuadores). Sendo possível assumir que a câmara observa um plano, utiliza-se o fluxo normal para obter os parâmetros do modelo afim descrito no Capítulo 3. Finalmente, é utilizada a relação sensor-actuadores para

³ do Inglês, *eco-docking*.

relacionar os parâmetros do modelo afim para o fluxo óptico expressos no sistema de coordenadas da câmara, com os comandos de navegação expressos no sistema de coordenadas do robot móvel. Apresenta-se uma estratégia de controlo em malha fechada para controlar a velocidade linear do robot e a sua orientação, directamente a partir das medidas visuais.

Na Secção 5.3 descreve-se o sistema de aproximação baseado na informação da odometria. Através desta informação é obtida uma estimação da posição corrente do robot móvel, especificado um ponto de destino, é possível obter dois sistemas dinâmicos que descrevem as evoluções das velocidades linear e angular do robot móvel.

Finalmente na Secção 5.4 são mostrados os resultados obtidos para o comportamento e sistema de aproximação implementados.

5.2 Comportamento baseado em visão

Nesta secção será descrito o comportamento de “acostagem” baseado na informação visual. O comportamento aqui descrito baseia-se no trabalho descrito em, [73, 74], onde é implementado um comportamento de “acostagem” utilizando a informação do fluxo óptico, considerando as situações de “ego-acostagem” e de “eco-acostagem”. Neste trabalho é apenas considerada a situação de “ego-acostagem”, com o sensor óptico e recursos computacionais a bordo do robot.

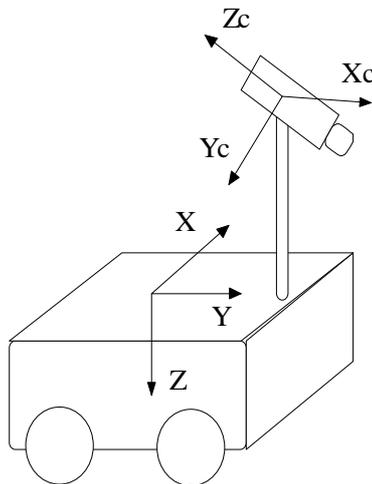
Tal como nos Capítulos 3 e 4, é assumido que apenas temos disponível informação parcial do fluxo óptico – fluxo normal (ver Apêndice A). É ainda considerado que o robot se move sobre um plano. Considerando que a câmara observa um plano é possível caracterizar o fluxo óptico obtido por um modelo global (ver Apêndice B).

Assim como acontece para o comportamento de “evitar obstáculos”, enquanto a câmara observa apenas o plano do chão e não existem alterações no movimento do robot, os padrões de velocidade mantêm-se constantes ao longo do tempo. Isto pode ser explorado, uma vez que quando a câmara começa a observar a superfície de acostagem, esta representa um plano diferente do plano do chão, alterando-se desta forma os

parâmetros do modelo. Desta forma, se for possível relacionar a evolução dos parâmetros à medida que o robot móvel se aproxima da superfície de acostagem com os parâmetros de movimento do robot, é possível construir um sistema de controlo em malha fechada que controle o robot móvel neste processo, tendo como entrada os parâmetros do modelo afim do fluxo óptico e saída os parâmetros de movimento do robot móvel.

5.2.1 Descrição do movimento do sensor em função do movimento do robot móvel

Para relacionar os parâmetros do modelo afim do fluxo com os parâmetros de movimento do robot, é necessário descrever primeiro o movimento do referencial da câmara em função do movimento no referencial do robot. Relacionados os movimentos dos dois referenciais, pode-se descrever os parâmetros do modelo afim em função dos parâmetros de movimento do robot.



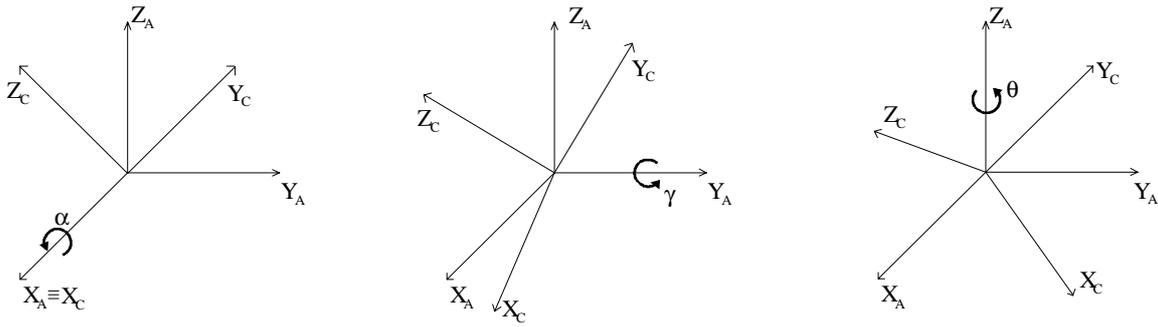


Figura 5.1: Referenciais da câmara e do robot.

Comecemos por analisar a relação entre dois referenciais genéricos: um referencial $\{A\}$ solidário com o robot (agente) e outro $\{C\}$, solidário com a câmara (ver Figura 5.1). Sendo γ o ângulo rodado em torno do eixo Y , α o ângulo em torno do eixo X e θ o ângulo em torno do eixo Z (sendo este último eixo perpendicular ao plano em se move o robot), do referencial do robot (ver Figura 5.1). A matriz de rotação entre os dois referenciais é dada por [33]:

$${}^A R_C = \begin{bmatrix} \cos \theta \cdot \cos \gamma & \cos \theta \cdot \sin \alpha \cdot \sin \gamma - \sin \theta \cdot \cos \alpha & \cos \theta \cdot \sin \gamma \cdot \cos \alpha + \sin \theta \cdot \sin \alpha \\ \sin \theta \cdot \cos \gamma & \sin \theta \cdot \sin \gamma \cdot \sin \alpha + \cos \theta \cdot \cos \alpha & \sin \theta \cdot \sin \gamma \cdot \cos \alpha - \cos \theta \cdot \sin \alpha \\ -\sin \gamma & \cos \gamma \cdot \sin \alpha & \cos \gamma \cdot \cos \alpha \end{bmatrix}$$

Considere-se ${}^A \mathbf{P}_C = [X' \ Y' \ Z']^T$, $\boldsymbol{\omega}_A = [0 \ 0 \ \dot{\theta}]^T$ e $\mathbf{T}_A = [0 \ T_M \ 0]^T$, onde ${}^A \mathbf{P}_C$ representa a translação entre o referencial do robot e o referencial da câmara, e $\boldsymbol{\omega}_A$ e \mathbf{T}_A representam respectivamente as velocidades angular e de translação do robot. As velocidades de translação e de rotação do referencial da câmara vêm dadas por:

$$\mathbf{T}_C = {}^C\mathbf{R}_A \cdot \mathbf{T}_A + {}^C\mathbf{R}_A \cdot (\boldsymbol{\omega}_A \times {}^A\mathbf{P}_C) =$$

$$= \begin{bmatrix} s\theta \cdot c\gamma \cdot T_M - c\theta \cdot c\gamma \cdot Y' \cdot \dot{\theta} + s\theta \cdot c\gamma \cdot X' \cdot \dot{\theta} \\ (s\theta \cdot s\gamma \cdot s\alpha + c\theta \cdot c\alpha) \cdot T_M - (c\theta \cdot s\alpha \cdot s\gamma - s\theta \cdot c\alpha) \cdot Y' \cdot \dot{\theta} + (s\theta \cdot s\alpha \cdot s\gamma + c\theta \cdot c\alpha) \cdot X' \cdot \dot{\theta} \\ (s\theta \cdot s\gamma \cdot c\alpha - c\theta \cdot s\alpha) \cdot T_M - (c\theta \cdot s\gamma \cdot c\alpha + s\theta \cdot s\alpha) \cdot Y' \cdot \dot{\theta} + (s\theta \cdot s\gamma \cdot c\alpha - c\theta \cdot s\alpha) \cdot X' \cdot \dot{\theta} \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\omega}_C = {}^C\mathbf{R}_A \cdot \boldsymbol{\omega}_A = \begin{bmatrix} -s\gamma \cdot \dot{\theta} \\ c\gamma \cdot s\alpha \cdot \dot{\theta} \\ c\gamma \cdot c\alpha \cdot \dot{\theta} \end{bmatrix}$$

onde $s.$ e $c.$ representam respectivamente o $\sin(.)$ e o $\cos(.)$.

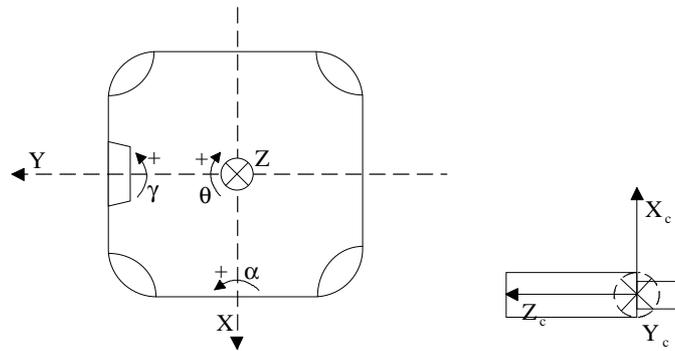


Figura 5.2: Referenciais associados ao robot móvel e à câmara vistos de cima.

Para o sistema implementado e considerando o campo visual central necessário para o comportamento de “acostagem” (ver Figura 4.1 e 5.2), os parâmetros que definem o posicionamento da câmara face ao referencial do robot assumem os seguintes valores:

$$\theta \approx 0^\circ$$

$$115^\circ \leq \alpha \leq 135^\circ$$

$$\gamma \approx 0^\circ$$

$$X' \approx 0$$

As velocidades linear e angular expressas no referencial da câmara são dadas por:

$$\mathbf{T}_C = \begin{bmatrix} Y' \cdot \dot{\theta} \\ c\alpha \cdot T_M \\ -s\alpha \cdot T_M \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{\omega}_C = \begin{bmatrix} 0 \\ s\alpha \cdot \dot{\theta} \\ c\alpha \cdot \dot{\theta} \end{bmatrix} \quad (5.1)$$

5.2.2 Caracterização do fluxo óptico por um modelo afim

Assume-se que a câmara observa uma superfície planar em movimento (o plano do chão ou a superfície de acostagem). Tal como nos capítulos anteriores, com esta restrição, é possível obter um modelo global que descreve o fluxo óptico (ver Apêndice B). Da mesma forma é utilizado um modelo afim só com parâmetros de primeira ordem:

$$\begin{aligned} u &= u_0 + u_x \cdot x + u_y \cdot y \\ v &= v_0 + v_x \cdot x + v_y \cdot y \end{aligned}$$

sendo estes parâmetros dados por (ver Apêndice B):

$$\begin{aligned} u_0 &= C \cdot T_x - \omega_y & v_0 &= C \cdot T_y + \omega_x \\ u_x &= A \cdot T_x - C \cdot T_z & v_x &= A \cdot T_y - \omega_z \\ u_y &= B \cdot T_x + \omega_z & v_y &= B \cdot T_y - C \cdot T_z \end{aligned} \quad (5.2)$$

O processo utilizado na estimação destes parâmetros, está descrito no Capítulo 3. Contudo, este modelo só é válido quando a câmara observa uma superfície planar em movimento. Durante o processo de acostagem o campo visual central da câmara começa por estar totalmente ocupado pelo plano do chão, sendo o modelo válido. À medida que o robot móvel se desloca em direcção à superfície onde pretende realizar a acostagem, o campo visual central passa a ser ocupado por duas superfícies planares distintas, não

sendo válido o modelo nesta situação. Considerando que o comportamento do robot não é afectado por esta situação, à medida que ele continua o seu movimento, o modelo voltará a ser válido quando o campo visual central estiver completamente ocupado pela superfície de acostagem. Colocam-se então duas questões:

- O que acontece quando o campo visual central é ocupado pelas duas superfícies planares?
- Qual o comportamento dos parâmetros estimados, e qual a reacção do robot móvel?

Uma das soluções possíveis para este problema seria a segmentação de uma das superfícies. No entanto, a realização de segmentação do fluxo óptico em tempo real é uma tarefa difícil [74].

Em [74], mostra-se que devido ao processo de estimação utilizado, é realizada uma interpolação entre as duas superfícies planares, na altura em estas estão as duas presentes no campo visual, obtendo-se os parâmetros para um plano intermédio. Desta forma, os parâmetros evoluem da descrição do fluxo no plano do chão, para a descrição do fluxo na superfície planar de acostagem, realizando o robot móvel a manobra com sucesso.

5.2.3 Geração do comportamento através do controlo baseado em visão

A manobra de acostagem é efectuada através do controlo do movimento do robot, utilizando como medidas os parâmetros do modelo afim para o fluxo óptico. O controlo do movimento do robot móvel pode ser dividido no controlo de dois objectivos:

- **O controlo da orientação** – Tem como objectivo controlar a orientação do robot de forma a que este alinhe o eixo óptico da câmara perpendicularmente à superfície de acostagem.

- **Controlo do tempo para colisão** – Tem como objectivo o controlo da velocidade linear do robot em função do tempo para colisão, reduzindo a velocidade linear do robot móvel à medida que este se aproxima da superfície de acostagem.

Depois de estimados os parâmetros do modelo afim do fluxo óptico, é necessário estabelecer leis de controlo para os dois objectivos descritos. O primeiro passo consiste em descrever os parâmetros do modelo afim em função das velocidades expressas no referencial do robot móvel. Utilizando as equações (5.1) obtidas na Secção 5.2.1 juntamente com as equações (5.2) obtidas na Secção 5.2.2, obtem-se:

$$\begin{aligned}
 u_0 &= C \cdot Y' \cdot \dot{\theta} - \sin \alpha \cdot \dot{\theta} & v_0 &= C \cdot \cos \alpha \cdot T_M \\
 u_x &= A \cdot Y' \cdot \dot{\theta} + C \cdot \sin \alpha \cdot T_M & v_x &= A \cdot \cos \alpha \cdot T_M - \cos \alpha \cdot \dot{\theta} \\
 u_y &= B \cdot Y' \cdot \dot{\theta} + \cos \alpha \cdot \dot{\theta} & v_y &= B \cdot \cos \alpha \cdot T_M + C \cdot \sin \alpha \cdot T_M
 \end{aligned}$$

Analisando as equações conjuntamente com a equação do plano (Apêndice B):

$$A \cdot X + B \cdot Y + C \cdot Z + 1 = 0 \quad (5.3)$$

constata-se que o termo v_0 é inversamente proporcional ao tempo para colisão, uma vez que o parâmetro C representa o inverso da distância ao plano medida ao longo do eixo óptico, desde que o robot mantenha a sua velocidade. Na realidade v_0 , dá-nos a relação entre a velocidade linear do robot, T_M , e a distância medida até ao plano ao longo do eixo óptico. Isto significa que podemos controlar a velocidade de aproximação do robot móvel durante a manobra de acostagem, controlando o valor de T_M por forma a manter v_0 constante. Desta forma, considera-se que o sinal de erro do controlador é a diferença entre o valor de v_0 medido nesse instante e um valor nominal de referência, v_0^{ref} , correspondente à velocidade nominal desejada:

$$e_v = v_0^{ref} - v_0$$

Tal como em [73, 74], é implementado um controlador PID, que ajusta incrementalmente a velocidade do robot móvel T_M (de notar que $v_{vis} = T_M$):

$$\Delta T_M(k) = K_p^T \cdot \left[e_v(k) + K_i^T \cdot \sum_n e_v(k-n) + K_d^T \cdot (e_v(k) - e_v(k-1)) \right] \quad (5.4)$$

Para o controlo da orientação do robot é utilizado o parâmetro v_x . Este parâmetro assume o valor zero quando a velocidade angular do robot é nula e o robot se encontra numa posição perpendicular à superfície de acostagem, uma vez que o parâmetro do plano A se anula quando o eixo XX do referencial da câmara é paralelo a um plano (ver equação (5.3)).

Assim a regulação de v_x para zero, equivale ao objectivo de regular o parâmetro A para zero, orientando o robot perpendicularmente à superfície de acostagem. Isto pode ser conseguido através da implementação de um controlador PID para o controlo da velocidade angular do robot ($\omega_{vis} = \dot{\theta}$), cujo sinal de erro é o parâmetro v_x :

$$\dot{\theta}(k) = K_p^\omega \cdot \left[v_x(k) + K_i^\omega \cdot \sum_n v_x(k-n) + K_d^\omega \cdot (v_x(k) - v_x(k-1)) \right] \quad (5.5)$$

Na Figura 5.3 podemos observar o sistema total de controlo, que gera o comportamento de “acostagem” baseado em visão:

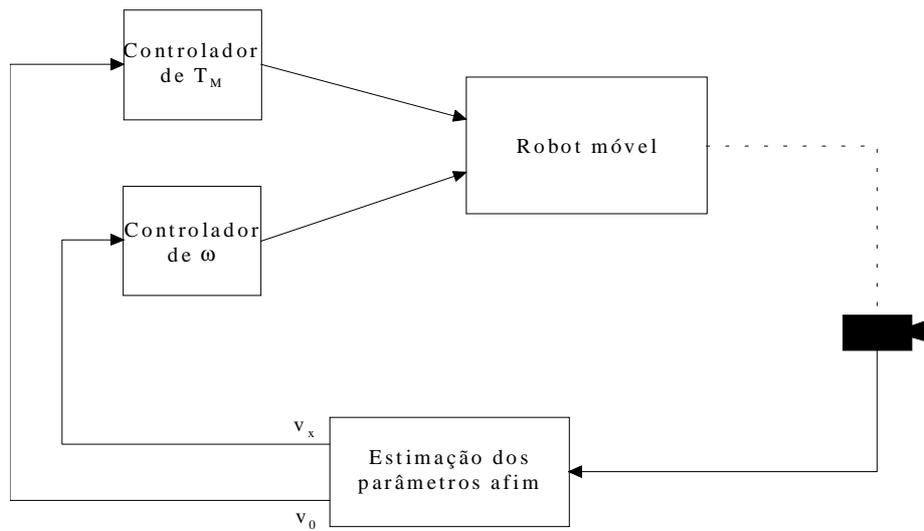


Figura 5.3: Estrutura do controlador para o comportamento de acostagem baseado em visão ($\omega = \dot{\theta}$).

5.3 Sistema de aproximação baseado na odometria

Nesta secção descreveremos um sistema de aproximação que utiliza como informação de entrada a odometria. Este sistema tem como objectivo dirigir o robot para um ponto específico do espaço de trabalho, reduzindo a sua velocidade durante a aproximação ao referido ponto. Dentro deste contexto é utilizada a estimativa odométrica da posição corrente do robot móvel em relação a um referencial fixo no mundo (neste caso o referencial é solidário com o ponto onde o robot se encontra inicialmente, sendo a sua orientação coincidente com a do referencial do robot nesse instante).

É implementada uma estratégia simples de controlo, por forma a conduzir o robot ao ponto do espaço de trabalho pretendido. Esta estratégia consiste em orientar o robot em direcção ao ponto para onde este se deve deslocar, controlando a sua velocidade linear em função da distância entre a posição corrente e o ponto de destino especificado.

Realizada a manobra de aproximação, a acostagem é efectuada com o comportamento baseado em visão descrito na secção anterior.

5.3.1 Sistema de controlo (aproximação)

Para a implementação deste sistema define-se um ponto de destino no espaço de trabalho do robot móvel (o alvo), descrito no referencial fixo no mundo. Através da leitura em cada instante de tempo da estimativa corrente da posição e orientação do robot definidas no referencial fixo, dadas pelo valor das variáveis x_{actual} , y_{actual} e ϕ_{actual} , é possível determinar a distância do robot ao ponto de destino, bem como a sua orientação em relação à recta que passa pela posição corrente e o ponto de destino (ver Figura 5.4). Utilizando esta informação são implementados dois sistemas de controlo para as velocidades linear e angular do robot móvel.

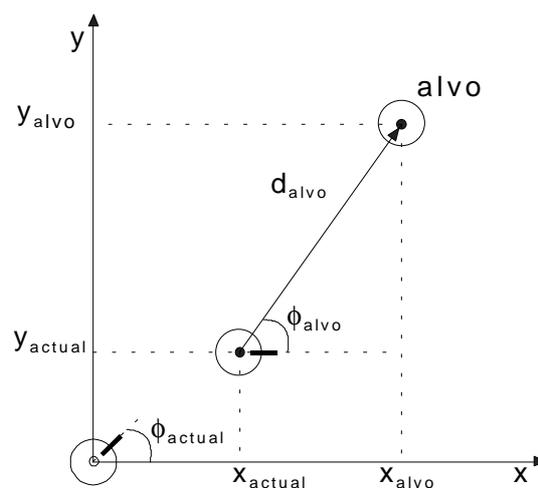


Figura 5.4: Gráfico mostrando as posições do robot e do alvo definidas no referencial do mundo.

Como referido anteriormente, a orientação do robot é controlada de maneira a que este se direcione para o alvo. Deste modo, a velocidade angular é definida por:

$$\omega_{od}(t) = \frac{\phi_{alvo}(t)}{K_{\omega}} \quad (5.6)$$

onde:

$$\phi_{alvo}(t) = \arctan\left[\frac{y_{alvo} - y_{actual}(t)}{x_{alvo} - x_{actual}(t)}\right] - \phi_{actual}(t)$$

Desde que o robot se mova em direcção ao alvo, é possível controlar a velocidade linear deste por forma a que esta se reduza durante a aproximação ao alvo até parar, quando atinge o alvo. Desta forma, a velocidade linear vem dada por:

$$v_{od}(t) = \frac{d_{alvo}(t)}{K_v} \quad (5.7)$$

onde:

$$d_{alvo}(t) = \sqrt{[x_{alvo} - x_{actual}(t)]^2 + [y_{alvo} - y_{actual}(t)]^2}$$

As constantes K_{ω} e K_v são definidas em função das velocidades máximas e mínimas possíveis para o sistema.

É necessário agora mostrar que o sistema global implementado tende para uma solução estável, neste caso o ponto definido como alvo.

5.3.2 Estabilidade do sistema implementado

Afim de mostrarmos que o sistema global é estável, é necessário descrevê-lo utilizando variáveis de estado. Considere-se então que o sistema global tem como variáveis de estado, o erro angular, e_ϕ , e a distância ao alvo, e_p :

$$\left\{ \begin{array}{l} e_p(t) = \sqrt{e_x^2(t) + e_y^2(t)} \\ e_\phi(t) = \phi_{alvo}(t) = \arctan\left[\frac{e_y(t)}{e_x(t)}\right] - \phi_{actual}(t) \end{array} \right.$$

onde:

$$e_x(t) = x_{alvo} - x_{actual}(t) = e_p(t) \cdot \cos[\phi_{actual}(t)]$$

$$e_y(t) = y_{alvo} - y_{actual}(t) = e_p(t) \cdot \sin[\phi_{actual}(t)]$$

Em coordenadas cartesianas, a evolução das variáveis estimadas através da odometria, vem de acordo com as equações:

$$\dot{x}_{actual}(t) = v_{od}(t) \cdot \cos[\phi_{actual}(t)]$$

$$\dot{y}_{actual}(t) = v_{od}(t) \cdot \sin[\phi_{actual}(t)]$$

$$\dot{\phi}_{actual}(t) = \omega_{od}(t)$$

as derivadas de $e_x(t)$ e $e_y(t)$ são dadas por:

$$\dot{e}_x(t) = -v_{od}(t) \cdot \cos[\phi_{actual}(t)] = -\frac{e_\rho(t)}{K_v} \cdot \cos[\phi_{actual}(t)]$$

$$\dot{e}_y(t) = -v_{od}(t) \cdot \sin[\phi_{actual}(t)] = -\frac{e_\rho(t)}{K_v} \cdot \sin[\phi_{actual}(t)]$$

Assim no sistema dinâmico que definimos inicialmente, temos:

$$\dot{e}_\rho(t) = -\frac{e_\rho^2(t) \cdot \cos^2[\phi_{actual}(t)] + e_\rho^2(t) \cdot \sin^2[\phi_{actual}(t)]}{K_v \cdot e_\rho(t)} = -\frac{e_\rho(t)}{K_v}$$

$$\dot{e}_\phi(t) = \frac{\dot{e}_y(t) \cdot e_x(t) - e_y(t) \cdot \dot{e}_x(t)}{e_\rho^2(t)} - \omega_{od}(t) = -\frac{e_\phi(t)}{K_\omega}$$

Definido o sistema, é necessário agora provar que o sistema evolui para uma solução estável definida por:

$$e_\rho = 0 \quad e_\phi = 0$$

e conseqüentemente:

$$v_{od} = 0 \quad \omega_{od} = 0$$

Dado tratar-se de um sistema não linear, para provar que a solução apresentada representa um ponto de equilíbrio assintoticamente estável, vamos utilizar o teorema sobre estabilidade de Lyapunov [63].

Definamos como candidata a função de Lyapunov, a seguinte função:

$$V(e_\rho(t), e_\phi(t)) = \frac{1}{2} \cdot [e_\rho^2(t) + e_\phi^2(t)]$$

Temos então que:

$$V(0, 0) = 0$$

$$V(e_\rho(t), e_\phi(t)) > 0$$

É necessário agora provar que:

$$\dot{V}(e_\rho(t), e_\phi(t)) < 0$$

Vem então que (como forma de simplificar as expressões, omitimos daqui para a frente a dependência em t):

$$\dot{V}(e_\rho, e_\phi) = \frac{1}{2} \cdot (2 \cdot e_\rho \cdot \dot{e}_\rho + 2 \cdot e_\phi \cdot \dot{e}_\phi) = -\frac{e_\rho^2}{K_v} - \frac{e_\phi^2}{K_\omega} = -\left[\frac{e_\rho^2}{K_v} + \frac{e_\phi^2}{K_\omega} \right]$$

Uma vez que K_v e K_ω são constantes definidas positivas:

$$\frac{e_\rho^2}{K_v} > 0 \text{ e } \frac{e_\phi^2}{K_\omega} > 0$$

então:

$$\dot{V}(e_\rho, e_\phi) < 0$$

Fica, desta forma, provado que o sistema evolui assintoticamente para o ponto de estabilidade desejado.

5.4 Resultados

Nesta secção são apresentados resultados de experiências efectuadas para o comportamento e sistema de aproximação analisados neste capítulo.

5.4.1 Resultados obtidos para o comportamento baseado em visão

Como forma de avaliar o desempenho do sistema, foram realizadas diversas experiências utilizando um aparato experimental idêntico ao descrito no Capítulo 3 para o comportamento de “evitar obstáculos”. Na Figura 5.5 mostra-se, além do aparato experimental utilizado, o tipo de cenário utilizado durante a realização das experiências.

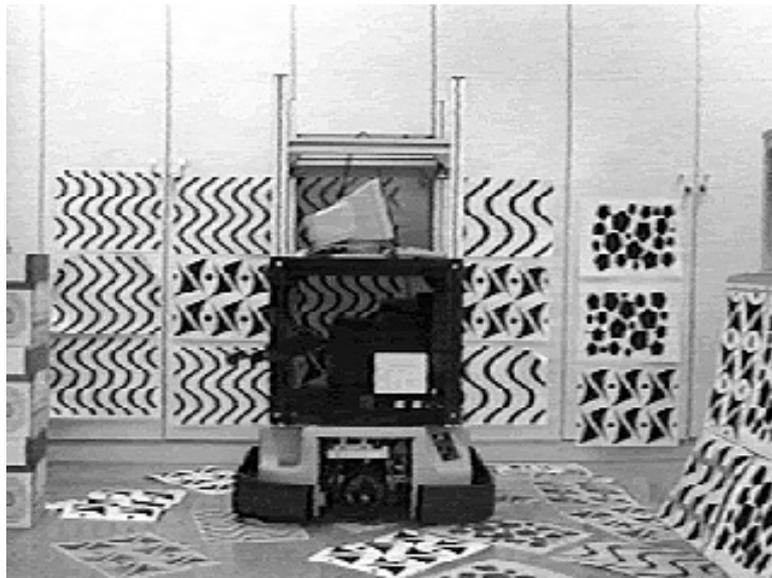


Figura 5.5: Aparato experimental utilizado para a experiências de acostagem.

Foram realizadas fundamentalmente dois tipos de experiências, como forma de demonstrar as capacidades deste comportamento: em que a superfície de acostagem se encontra à esquerda ou à direita do robot móvel.

Em todas as experiências apresentadas, nesta secção, a trajectória do robot móvel foi recuperada através da odometria, e a frequência de trabalho foi de aproximadamente 0,5Hz.

É utilizada a janela da imagem correspondente ao campo visual central, tal como no comportamento de “evitar obstáculos”. Esta janela é toda processada obtendo-se as derivadas de primeira ordem espaço temporais, sendo os parâmetros de modelo afim para o fluxo estimados a partir destas. Na Figura 5.6 mostra-se uma imagem típica do fluxo óptico obtido a partir dos parâmetros do modelo afim, durante a manobra de acostagem.

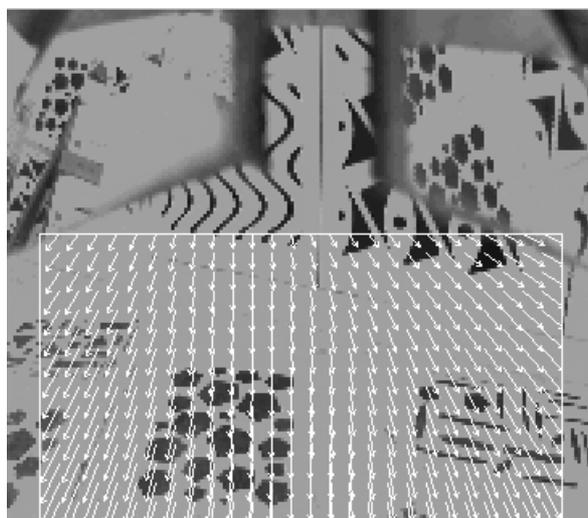


Figura 5.6: Imagem típica do fluxo óptico obtido a partir dos parâmetros do modelo afim, durante a manobra de acostagem.

No primeiro conjunto de experiências realizadas, o robot é colocado a cerca de 2,5m da superfície de acostagem de forma a que esta surja do lado direito do campo visual central. Na Figura 5.7, pode-se observar o cenário da experiência, bem como, a trajectória realizada pelo robot móvel durante a manobra de acostagem. Pode-se constatar que o robot se alinha visualmente segundo uma normal à superfície de acostagem, reduzindo a sua velocidade linear à medida que se aproxima da referida superfície.

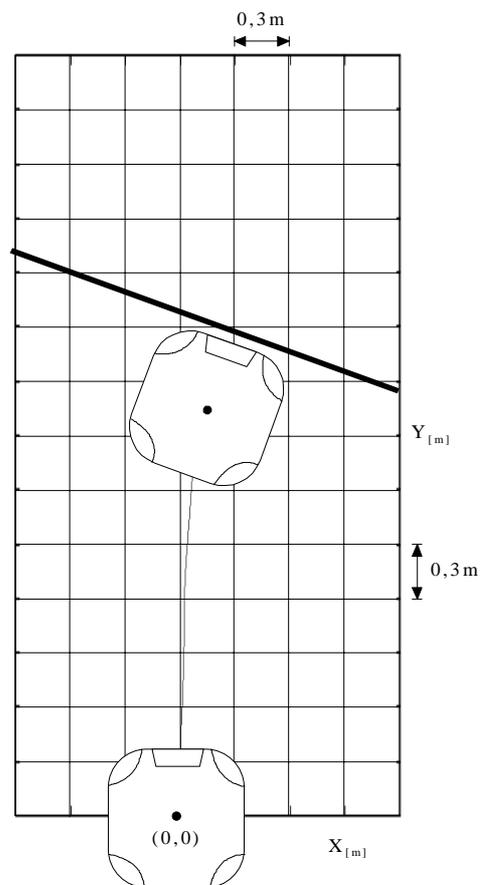


Figura 5.7: Cenário e trajetória típica do robot móvel (trajetória recuperada através da odometria), para o primeiro conjunto de experiências realizadas.

Na Figura 5.8 pode-se observar a evolução da velocidade linear e da orientação do robot em relação à sua posição inicial. Note-se que a velocidade e a orientação do robot só começam a sofrer alterações significativas quando a superfície entra no campo visual do robot.

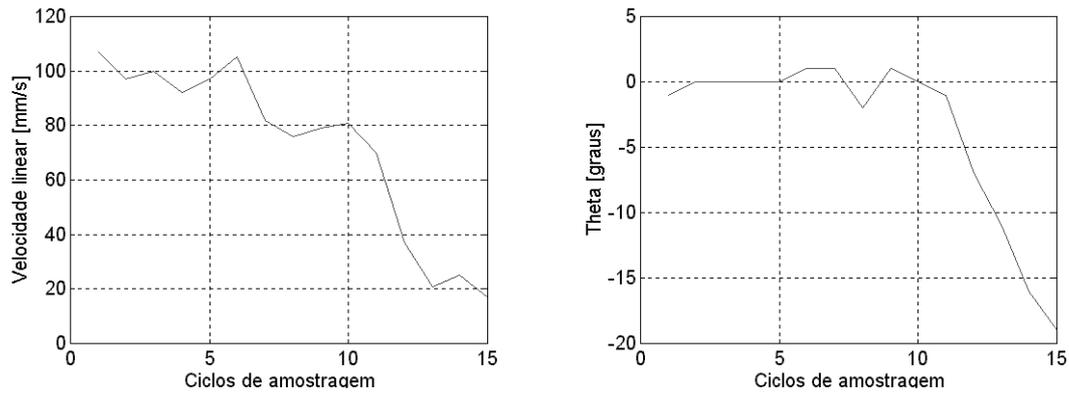


Figura 5.8: Evoluções da velocidade linear do robot móvel e do seu ângulo em relação à sua posição inicial, para a trajectória apresentada na Figura 5.7.

No segundo conjunto de experiências foi considerado um cenário simétrico. O robot foi, igualmente, colocado a cerca de 2,5m da superfície de acostagem mas desta vez por forma a que esta lhe surgisse pela esquerda do campo visual. A Figura 5.9 mostra o cenário utilizado e a trajectória efectuada pelo robot durante uma das experiências. Pode constatar-se que o robot voltou a exibir um comportamento idêntico ao da experiência apresentada anteriormente, alinhando-se igualmente com a referida superfície, reduzindo a sua velocidade linear.

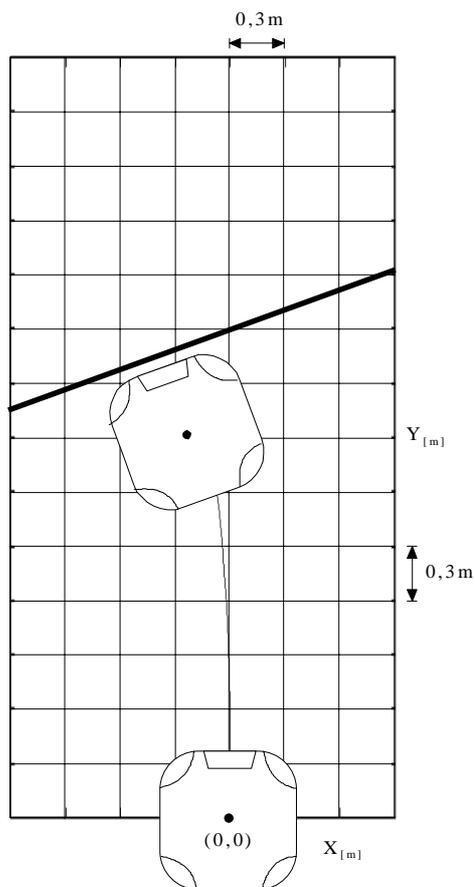


Figura 5.9: Cenário e trajetória obtida para uma das experiências realizadas.

Na Figura 5.10 podemos igualmente observar as evoluções da velocidade linear e do ângulo relativo à posição inicial do robot móvel.

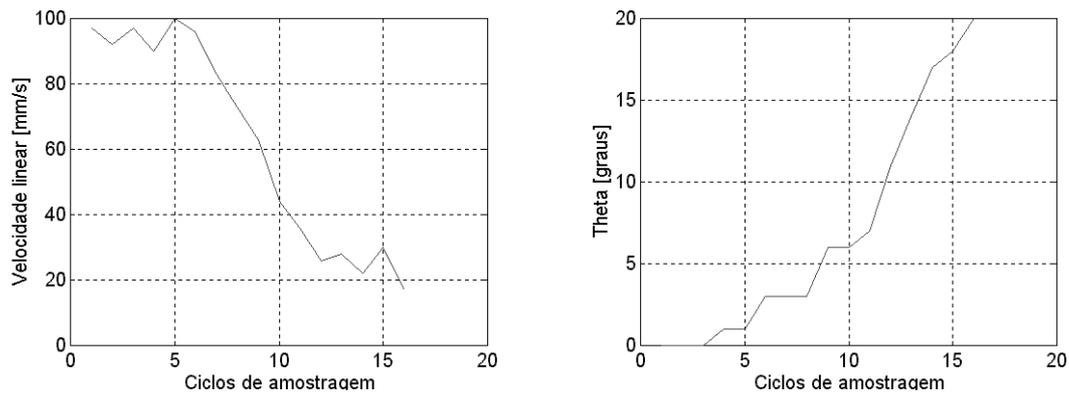


Figura 5.10: Evoluções da velocidade linear e do ângulo relativo à posição inicial do robot móvel para a trajetória apresentada na Figura 5.9.

5.4.2 Resultados obtidos para o sistema de aproximação

Foram realizadas várias experiências colocando inicialmente o robot móvel em locais diferentes do espaço de trabalho e atribuindo-lhe diferentes orientações, sendo o ponto de destino sempre o mesmo. Na Figura 5.11 mostra-se o cenário de uma dessas experiências, assim como a trajetória realizada pelo robot móvel nessa experiência. Pode constatar-se que o robot móvel desloca-se em direção ao ponto de destino (definido como distando da posição inicial do robot 3,3m segundo o eixo dos xx e 4,6m segundo o eixo dos yy), tentando apontar a sua frente para o ponto de destino, durante a aproximação ao ponto de destino o robot vai igualmente reduzindo a sua velocidade linear.

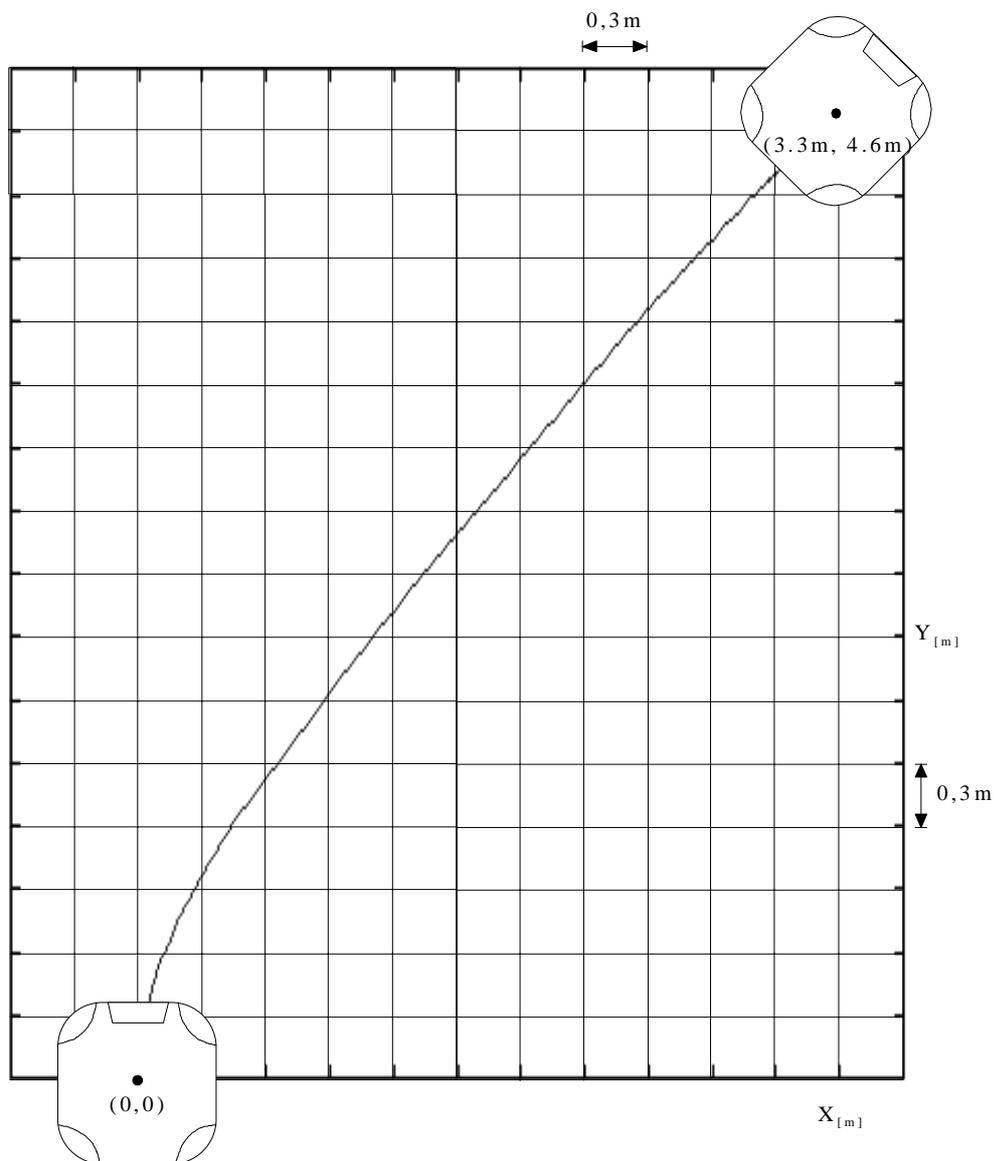


Figura 5.11: Cenário e trajetória do robot móvel para uma das experiências realizadas (trajetória recuperada utilizando odometria).

A Figura 5.12 mostra a evolução das velocidades linear e angular do robot durante a manobra de acostagem. Pode-se constatar que ambas as velocidades tendem para zero à medida que o robot se aproxima do ponto de destino.

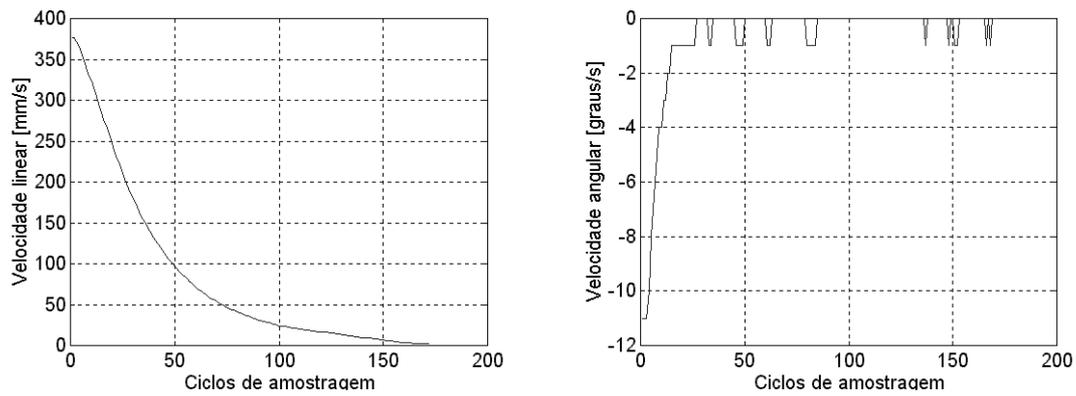


Figura 5.12: Gráficos das evoluções das velocidades linear e angular do robot móvel.

Na Figura 5.13 mostra-se a evolução do desvio angular entre a orientação do robot e a recta que liga a posição actual à posição do ponto de destino, ao qual está directamente ligada através de uma constante a velocidade angular do robot.

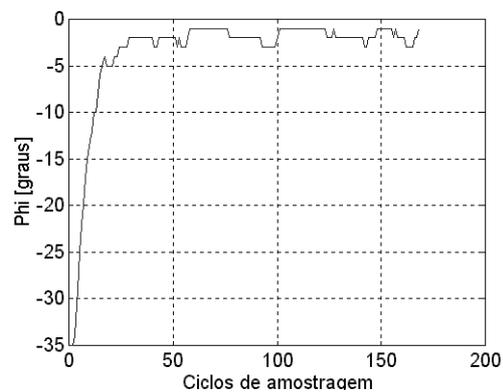


Figura 5.13: Gráfico da evolução do ângulo ϕ_{atvo} .

Pode-se verificar que existe um *offset* de aproximadamente 2 graus, devido ao facto da resolução para a velocidade angular ser da ordem deste valor, não sendo permitindo a rotação do robot móvel para valores inferiores.

Em todas as experiências realizadas o robot móvel evoluiu da forma esperada.

6. Integração de comportamentos

Uma vez obtidos os comportamentos, é necessário efectuar a sua integração, no sistema robótico móvel autónomo, utilizando a teoria para a construção de arquitecturas baseadas em comportamentos, descrita no Capítulo 2.

Para a realização desta integração é considerada a seguinte estrutura para a arquitectura do sistema robótico autónomo:

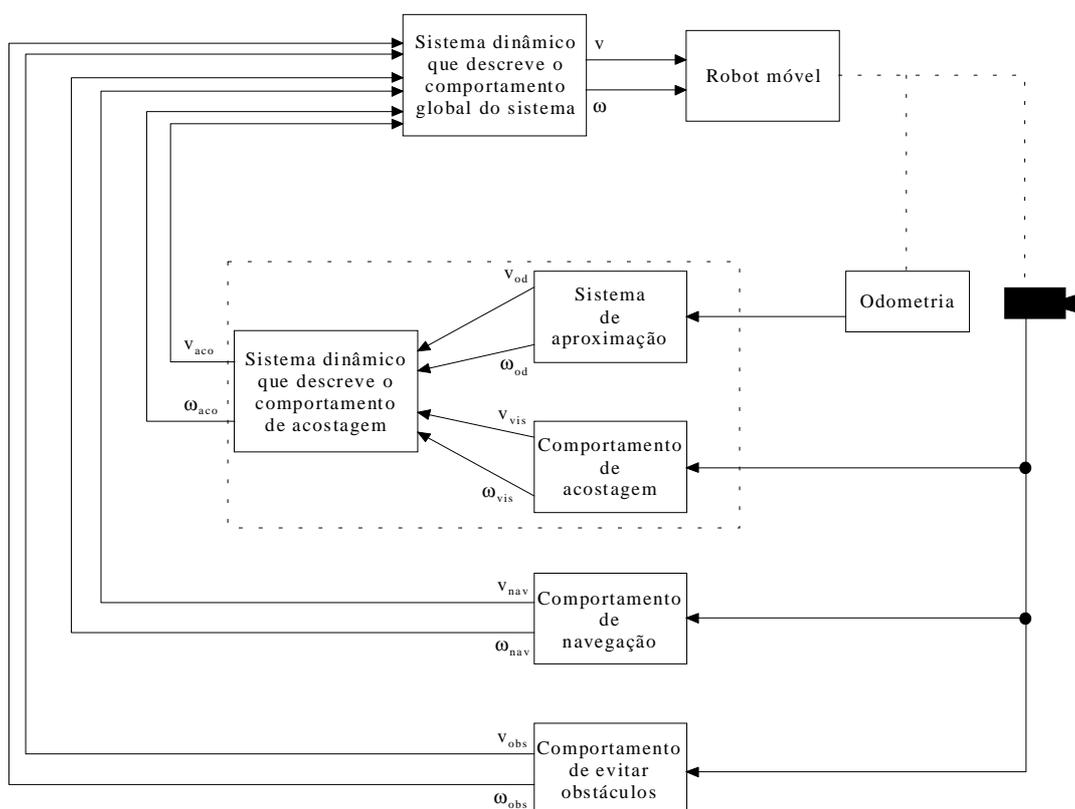


Figura 6.1: Diagrama da estrutura da arquitectura do sistema implementado.

Pode observar-se no diagrama da Figura 6.1, que o comportamento de “acostagem” é integrado previamente com o sistema de aproximação. O comportamento de “acostagem” resultante é, posteriormente, integrado com os comportamentos de “evitar obstáculos” e de “navegação”.

Para a obtenção do comportamento de “acostagem”, é construído um sistema dinâmico, utilizando a teoria introduzida no Capítulo 2, que integra as contribuições provenientes do comportamento de “acostagem” baseado em visão com as do sistema de aproximação baseado na informação da odometria, apresentados no Capítulo 5. São definidas como variáveis de comportamento para este sistema as velocidades linear e angular do robot móvel. Este sistema dinâmico é descrito na Secção 6.2.

Finalmente, o comportamento global do sistema robótico é obtido através da construção de um sistema dinâmico que integra as contribuições provenientes dos comportamentos de “evitar obstáculos”, de “navegação” e do comportamento de “acostagem”. Também para este sistema dinâmico são definidas como variáveis de comportamento as velocidades linear e angular do robot móvel, uma vez que todos os comportamentos são descritos por estas variáveis. O sistema dinâmico que descreve o comportamento global do sistema robótico é descrito na Secção 6.3.

O aparato experimental é o utilizado anteriormente para os comportamentos visuais reactivos implementados. É composto pela plataforma móvel TRC Labmate ligada a um PC Pentium 150, que se encontra sobre a sua estrutura, que adquire imagens através de uma placa de aquisição (DT3852), que está ligada ao sensor óptico descrito no Capítulo 2, constituído por uma câmara a preto e branco e um sistema de espelhos. O sensor óptico está colocado na frente da plataforma, a cerca de 35cm de altura em relação ao chão, fazendo um ângulo de aproximadamente 30° com a horizontal (ver Figura 6.2).



Figura 6.2: Imagem do sistema robótico utilizado.

Na Secção 6.1 são descritos os sistemas dinâmicos que integram o comportamento de “acostagem” visual com o sistema de aproximação apresentados no Capítulo 5. São ainda definidas as potências das contribuições provenientes do comportamento de “acostagem” e do sistema de aproximação, em função dos objectivos pretendidos para o sistema resultante desta integração.

Finalmente na Secção 6.2 são descritos os sistemas dinâmicos que descrevem o comportamento global. Definem-se as contribuições provenientes dos três comportamentos elementares considerados: “evitar obstáculos”, “navegação” e “acostagem”. As potências das contribuições dos comportamentos são função da sua importância perante as diferentes situações encontradas pelo robot móvel durante a sua evolução no espaço de trabalho.

6.1 Comportamento de acostagem global

Definidas a estrutura e as variáveis de comportamento, é necessário integrar o comportamento de “acostagem” visual com o sistema de aproximação baseado na odometria, dando origem a um comportamento de “acostagem” global¹. Assumindo que

¹ Global, no aspecto em que o comportamento de “acostagem” é estendido a todo o espaço de trabalho.

as dinâmicas das velocidades linear e angular são independentes, podem ser construídos dois sistemas dinâmicos separados, um para cada variável de comportamento:

$$\dot{v} = f_v(v)$$

$$\dot{\omega} = f_\omega(\omega)$$

Cada um destes sistemas dinâmicos dependerá das contribuições do comportamento visual e do sistema de aproximação (ver Capítulo 2):

$$\dot{v} = \frac{1}{\tau_v} \cdot [s_{v,od}(v, t) + s_{v,vis}(v, t)] \quad (6.1)$$

$$\dot{\omega} = \frac{1}{\tau_\omega} \cdot [s_{\omega,od}(\omega, t) + s_{\omega,vis}(\omega, t)] \quad (6.2)$$

onde τ_v e τ_ω representam as constantes de tempo de relaxação das duas dinâmicas, e são definidas em função da dinâmica física do robot e dos tempos dos ciclos computacionais implementados. As funções $S_x(.)$ representam as contribuições do comportamento e sistema de controlo para as duas dinâmicas.

No Capítulo 2 foi exemplificado como se podiam construir funções dinâmicas para as contribuições provenientes de diferentes comportamentos ou sensores, usando uma dinâmica linear, multiplicada por uma função que limita o seu intervalo de influência.

Desta forma, para a dinâmica da velocidade linear, a contribuição proveniente do sistema de aproximação é dada por:

$$s_{v,od}(v, t) = \overbrace{\eta_{v,od}(v_{od}, \vec{d})}^{\text{potência}} \cdot \overbrace{(v - v_{od})}^{\text{função linear}} \cdot \overbrace{\exp\left(-\frac{(v - v_{od})^2}{c_v^2}\right)}^{\text{intervalo de influência}}$$

onde $\eta_{v,od}(v_{od},d)$ define a potência da contribuição e $(v - v_{od})$ é uma função linear que define o ponto de equilíbrio desejado, v_{od} denota a velocidade linear dada pelo sistema de aproximação (ver equação (5.7)). A constante c_v define o intervalo de influência da contribuição (ver Capítulo 2). A contribuição proveniente do comportamento baseado em visão assume uma forma idêntica:

$$s_{v,vis}(v,t) = \overbrace{\eta_{v,vis}(v_{vis},d)}^{\text{potência}} \cdot \overbrace{(v - v_{vis})}^{\text{função linear}} \cdot \overbrace{\exp\left(-\frac{(v - v_{vis})^2}{c_v^2}\right)}^{\text{intervalo de influência}}$$

onde v_{vis} denota a velocidade linear dada pelo comportamento de “acostagem” visual (ver equação (5.4)).

As funções que caracterizam as potências das duas contribuições irão definir qual o comportamento qualitativo do robot durante a integração. Como referido no capítulo anterior o sistema de aproximação baseado na informação odométrica tem como objectivo levar o robot móvel para um ponto específico do espaço de trabalho.

Por outro lado, o comportamento baseado em visão tem como objectivo controlar o processo de acostagem a uma superfície (a estação de acostagem), orientando-o perpendicularmente a esta. Desta forma, é desejável que o comportamento baseado em visão tenha mais influência na dinâmica resultante quando o robot está próximo da estação de acostagem, sendo a influência do sistema de aproximação maior quando este se encontra afastado da estação. Considera-se ainda nestas funções um critério de segurança, tal como em [55], atribuindo maior importância às velocidades mais baixas. Sendo assim, as funções que definem as potências destas contribuições, são expressas por:

$$\eta_{v,od}(v,d) = \exp\left(\frac{v_{\max} - v}{v_0}\right) \cdot \frac{d}{d_0}$$

$$\eta_{v,vis}(v, d) = \exp\left(\frac{v_{\max} - v}{v_0}\right) \cdot \frac{d_0}{d + k_0}$$

onde:

v_0 - constante de ajuste na fase de implementação;

v_{\max} - velocidade linear máxima;

v - velocidade linear do robot num determinado instante;

d_0 - distância a partir da qual o robot móvel tem contacto visual com a estação de acostagem;

d - distância instantânea do robot ao alvo;

k_0 - constante que impede o denominador de ser nulo.

A constante c_v é ajustada de maneira a que valores espúrios por parte de alguma das contribuições, não afecte significativamente a dinâmica do robot móvel.

A contribuição do sistema de aproximação para a dinâmica da velocidade angular é dada por:

$$s_{\omega,od}(\omega, t) = \overbrace{\eta_{\omega,od}(d_{alvo})}^{\text{potência}} \cdot \overbrace{(\omega - \omega_{od})}^{\text{função linear}} \cdot \overbrace{\exp\left(-\frac{(\omega - \omega_{od})^2}{c_{\omega}^2}\right)}^{\text{intervalo de influência}}$$

onde ω_{od} denota a velocidade angular dada pelo sistema de aproximação (ver equação (5.6)). A contribuição do comportamento baseado em visão tem uma forma idêntica:

$$s_{\omega, vis}(\omega, t) = \overbrace{\eta_{\omega, vis}(d_{alvo})}^{\text{potência}} \cdot \overbrace{(\omega - \omega_{vis})}^{\text{função linear}} \cdot \overbrace{\exp\left(-\frac{(\omega - \omega_{vis})^2}{c_{\omega}^2}\right)}^{\text{intervalo de influência}}$$

onde ω_{vis} denota a velocidade angular dada pelo comportamento de “acostagem” visual (ver equação (5.5)).

Da mesma forma, para a dinâmica da velocidade linear, os objectivos em termos de integração mantêm-se, pelo que as funções que definem as potências de cada uma das contribuições são expressas por:

$$\eta_{\omega, od}(d) = \exp\left(\frac{d - d_0}{d_1}\right)$$

$$\eta_{\omega, vis}(d) = \exp\left(\frac{d_0 - d}{d_2}\right)$$

onde d_1 e d_2 representam parâmetros de ajuste na fase de implementação.

A constante c_{ω} é ajustada por forma a cumprir os mesmos objectivos da constante homóloga para a dinâmica da velocidade linear. De notar que as únicas constantes ajustadas na fase de implementação foram d_1 , d_2 e v_0 . As constantes c_v e c_{ω} são ajustadas em função da máxima variação admissível para as velocidades linear e angular de ciclo para ciclo.

Na secção seguinte apresentam-se alguns resultados obtidos para o comportamento de “acostagem” global.

6.1.1 Resultados

Nesta secção apresentam-se resultados de experiências efectuadas para o comportamento de acostagem global. De referir que os resultados relacionados com os desempenhos do comportamento baseado em visão e do sistema de aproximação individualmente foram apresentados no Capítulo 5. Aqui considera-se apenas o comportamento de acostagem global resultante da integração e coordenação do comportamento de acostagem visual com o sistema de aproximação baseado na odometria.

Para avaliar o desempenho deste comportamento, várias experiências foram realizadas fazendo o robot móvel partir de locais diferentes do espaço de trabalho, tendo como objectivo a realização da acostagem na mesma superfície (a estação de acostagem considerada). Nestas experiências foi definido um ponto de destino em relação à posição inicial do robot móvel, ponto esse localizado próximo da superfície de acostagem considerada.

Nas experiências realizadas o sistema apresentou uma frequência de funcionamento em tempo real de aproximadamente 0.55Hz.

Na Figura 6.3 mostra-se o cenário para uma dessas experiências, bem como, a trajectória efectuada pelo robot durante uma das experiências. O robot móvel executa uma trajectória de forma a realizar a acostagem perpendicularmente à superfície.

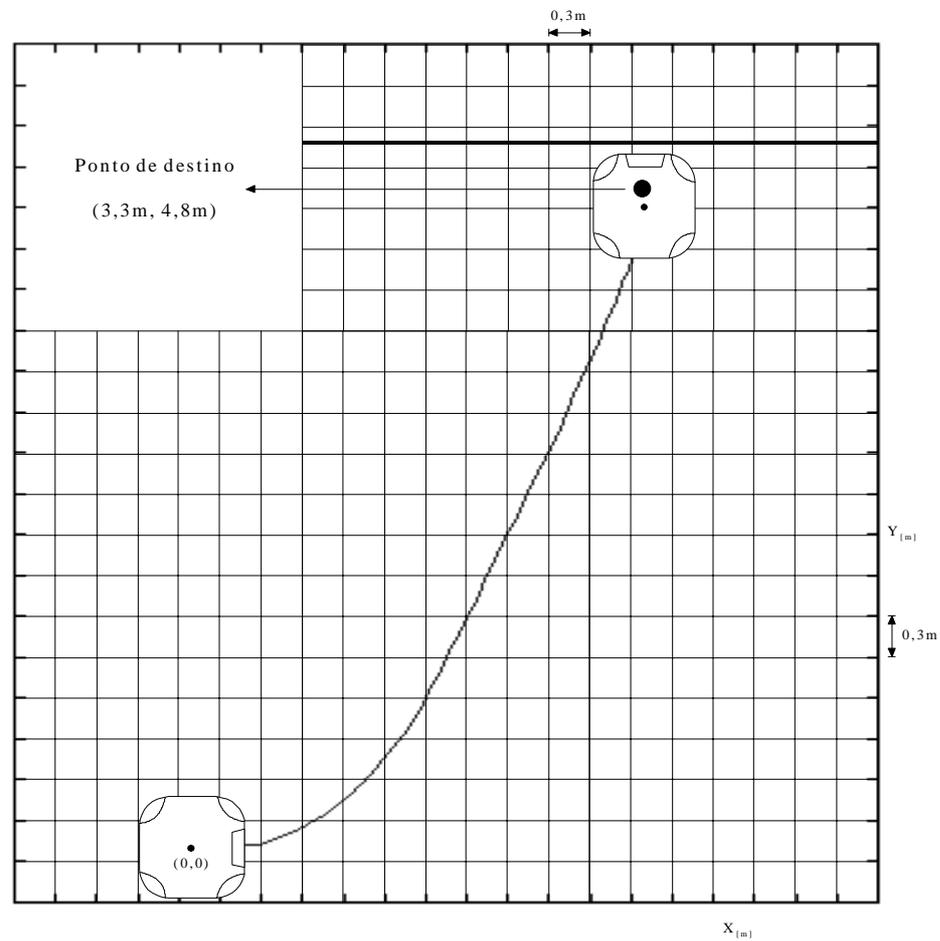


Figura 6.3: Cenário e trajetória para uma das experiências realizadas (trajetória recuperada através da odometria).

Na Figura 6.4 observam-se as evoluções das velocidades linear e angular do robô móvel, juntamente com as homólogas provenientes das contribuições do comportamento de acostagem baseado em visão e do sistema de controlo baseado na odometria.

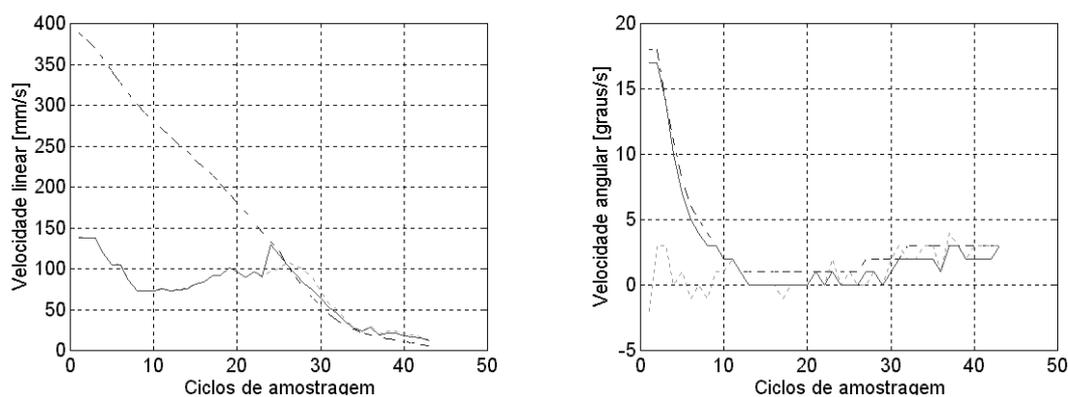


Figura 6.4: Evolução das velocidades linear e angular do robot móvel (vermelho cheio), e das respectivas contribuições provenientes do comportamento visual (verde tracejado) e do sistema de controlo (azul traço-ponto).

Embora a evolução em ambos os gráficos seja coerente com o movimento efectuado pelo robot, observam-se algumas oscilações iniciais nas contribuições provenientes do comportamento visual. Estas oscilações devem-se ao facto do robot durante a fase inicial da sua trajectória não observar textura no chão, aliado ao facto de o chão do VISLAB ser bastante especular, o que proporciona por vezes cálculo de fluxo incoerente.

Quanto à evolução da velocidade linear, pode verificar-se que, inicialmente, o seu valor é imposto pela contribuição devida ao comportamento visual. Embora seja de esperar uma maior influência inicialmente da contribuição proveniente do sistema de aproximação, os valores para a velocidade linear são demasiado elevados, o que é penalizado na equação da potência. Isto, associado ao facto das contribuições serem limitadas a um intervalo de influência e do valor inicial da velocidade linear nominal ser de 100mm/s, faz com que o sistema dinâmico convirja para o ponto de equilíbrio mais próximo, que é o originado pela contribuição do comportamento visual.

Para a velocidade angular a evolução é a esperada. Inicialmente o valor da velocidade angular é imposto pela contribuição devida ao sistema de aproximação, passando este valor a ser imposto pela contribuição devida ao comportamento visual já próximo da superfície de acostagem.

Finalmente na Figura 6.5, pode observar-se a evolução da orientação do robot em relação à sua posição inicial.

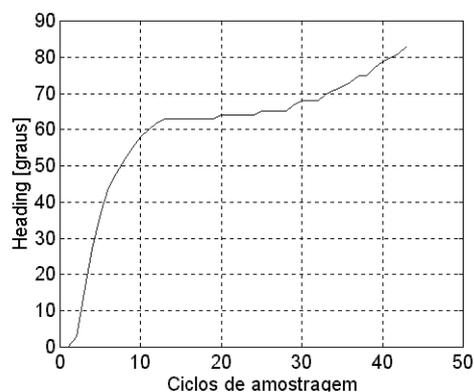


Figura 6.5: Evolução da orientação do robot para a trajetória apresentada na Figura 6.3.

Sendo o ângulo relativo entre a orientação do robot móvel inicialmente e a superfície de acostagem de 90° , constata-se que a orientação do robot evolui de acordo com o esperado. De notar que existem duas fases distintas no gráfico: uma primeira em que o sistema de aproximação é predominante, direccionando o robot para o ponto de destino, e uma segunda fase, quando o robot já se encontra próximo do local de acostagem, em que o comportamento visual orienta finalmente o robot perpendicularmente à superfície de acostagem.

6.2 Integração dos três comportamentos reactivos

Para a realização da integração dos comportamentos de “evitar obstáculos”, de “navegação” e de “acostagem”, é igualmente assumido que as dinâmicas das velocidades linear e angular são independentes. Isto significa que iremos ter dois sistemas dinâmicos que descrevem a dinâmica global do sistema robótico autónomo: um descreve a evolução da velocidade linear e outro que descreve a evolução da velocidade angular. Tal como na

secção anterior, os sistemas dinâmicos são dados pela soma das contribuições (neste caso dos três comportamentos):

$$\dot{v} = \frac{1}{\tau_{v, geral}} \cdot [s_{v, obs}(v, t) + s_{v, nav}(v, t) + s_{v, aco}(v, t)]$$

$$\dot{\omega} = \frac{1}{\tau_{\omega, geral}} \cdot [s_{\omega, obs}(\omega, t) + s_{\omega, nav}(\omega, t) + s_{\omega, aco}(\omega, t)]$$

onde as constantes $\tau_{v, geral}$ e $\tau_{\omega, geral}$, representam os tempos de relaxação dos dois sistemas, e $S_x(\cdot)$ denota as contribuições dos três comportamentos. As contribuições para o sistema dinâmico que descreve a evolução da velocidade linear, são expressas por:

$$s_{v, obs}(v, t) = \overbrace{\eta_{v, obs}(d, \alpha)}^{\text{potência}} \cdot \overbrace{(v - v_{obs})}^{\text{função linear}} \cdot \overbrace{\exp\left(-\frac{(v - v_{obs})^2}{C_{v, geral}^2}\right)}^{\text{intervalo de influência}}$$

$$s_{v, nav}(v, t) = \eta_{v, nav}(v_{nav}) \cdot (v - v_{nav}) \cdot \exp\left(-\frac{(v - v_{nav})^2}{C_{v, geral}^2}\right)$$

$$s_{v, aco}(v, t) = \eta_{v, aco}(v_{aco}) \cdot (v - v_{aco}) \cdot \exp\left(-\frac{(v - v_{aco})^2}{C_{v, geral}^2}\right)$$

onde v_{obs} , v_{nav} e v_{aco} denotam as velocidades lineares geradas pelos comportamentos de “evitar obstáculos”, “navegação” e “acostagem” (ver equação (6.1) para v_{aco}).

As contribuições para o sistema dinâmico que descreve a evolução da velocidade angular, são dadas por:

$$s_{\omega, obs}(\omega, t) = \overbrace{\eta_{\omega, obs}(d, \alpha)}^{\text{potência}} \cdot \overbrace{(\omega - \omega_{obs})}^{\text{função linear}} \cdot \overbrace{\exp\left(-\frac{(\omega - \omega_{obs})^2}{c_{\omega, geral}}\right)}^{\text{intervalo de influência}}$$

$$s_{\omega, nav}(\omega, t) = \eta_{\omega, nav}(\bar{u}_r, \bar{u}_l) \cdot (\omega - \omega_{nav}) \cdot \exp\left(-\frac{(\omega - \omega_{nav})^2}{c_{\omega, geral}}\right)$$

$$s_{\omega, aco}(\omega, t) = \eta_{\omega, aco}(d) \cdot (\omega - \omega_{aco}) \cdot \exp\left(-\frac{(\omega - \omega_{aco})^2}{c_{\omega, geral}}\right)$$

onde ω_{obs} , ω_{nav} e ω_{aco} denotam as velocidades angulares geradas pelos comportamentos de “evitar obstáculos”, “navegação” e “acostagem” (ver equações (4.1) e (6.2), para ω_{nav} e ω_{aco} respectivamente). As constantes $c_{v, geral}$ e $c_{\omega, geral}$ definem os intervalos de influência das contribuições provenientes de cada comportamento.

A definição dos pesos das contribuições para os dois sistemas dinâmicos implementados depende do comportamento global que se deseja que o sistema robótico móvel autónomo exiba, em função das diferentes situações que este vai encontrando durante a sua evolução no espaço de trabalho. Deste modo, o peso de uma contribuição é definido em função da importância que tem o comportamento base que lhe está associado, face a estas situações. Para o sistema dinâmico que descreve a evolução da velocidade linear é ainda considerado um critério de segurança, que privilegia as velocidades mais baixas.

No caso do comportamento de “acostagem”, a sua influência no comportamento global do sistema robótico móvel autónomo, deve aumentar quando este se aproxima da estação de acostagem, de maneira a eliminar a influência dos outros dois comportamentos, quando o robot já se encontrar bastante próximo da estação de acostagem. Sendo assim, as potências das contribuições deste comportamento devem depender da distância do robot móvel à estação de acostagem. Os pesos das contribuições deste comportamento para os dois sistemas são dados por:

$$\eta_{v,aco}(v) = \exp\left(\frac{v_{\max} - v}{v_0}\right) \cdot \xi(d - d_0)$$

$$\eta_{\omega,aco}(d) = k \cdot \frac{1}{d} \cdot \xi(d - d_0)$$

com $\xi(a)$ dado por:

$$\xi(a) = \begin{cases} 1 & : a > 0 \\ K_{gr} & : a \leq 0 \end{cases}$$

onde:

v_{\max} - velocidade linear máxima do robot;

v_0 - constante de ajuste;

d_0 - distância à estação de acostagem a partir da qual o comportamento de “acostagem” deve dominar a dinâmica do sistema;

k - constante de adaptação entre as contribuições dos diferentes comportamentos;

K_{gr} - constante de valor elevado que permite à contribuição do comportamento de “acostagem” dominar a dinâmica quando a distância do robot à estação de acostagem for inferior a d_0 .

Para o comportamento de “navegação” é necessário ter em conta vários aspectos. O peso ou potência da sua contribuição deve depender fundamentalmente do facto de o robot móvel estar ou não a movimentar-se num corredor ou junto a uma parede. Desta

forma, o peso da contribuição deste comportamento deve variar em função da distância a que as paredes se encontram do robot, caso estas existam, aumentando quando estas se encontram mais próximas do robot. Sendo assim, a potência da contribuição do comportamento de “navegação” depende do valor do fluxo médio para os campos visuais periféricos, que nos fornece uma medida qualitativa da proximidade das paredes de um corredor, caso estas existam. Deste modo, os pesos das contribuições deste comportamento são dados por:

$$\eta_{v,nav}(v) = \exp\left(\frac{v_{\max} - v}{v_0}\right) \cdot \xi_1(d - d_0)$$

$$\eta_{\omega,nav}(\bar{u}_r, \bar{u}_l) = \beta \cdot \frac{\bar{u}_r + \bar{u}_l}{2} \cdot k_1 \cdot \xi_1(d - d_0)$$

com $\xi_1(a)$ dado por:

$$\xi_1(a) = \begin{cases} 1: a > 0 \\ 0: a \leq 0 \end{cases}$$

onde $\beta \in \{0, 0.5, 1\}$, assumindo o valor “0” quando não é possível determinar fluxo para os dois campos visuais periféricos, “0.5” quando só é determinado fluxo para um dos campos visuais periféricos e “1” quando é determinado fluxo para ambos os campos visuais periféricos. k_1 representa uma constante idêntica a k .

Considerando o comportamento de “evitar obstáculos”, a potência da sua contribuição depende directamente do facto de existir ou não um obstáculo à frente do robot móvel num determinado instante e ainda, do facto do robot estar perto da estação de acostagem. Desta forma, o comportamento de “evitar obstáculos” deve ser emergente sempre que o robot encontre um obstáculo à sua frente, salvo quando este obstáculo é a estação de acostagem. Sendo assim, os pesos das contribuições, para os dois sistemas dinâmicos implementados neste comportamento, são definidos em função de uma variável binária

que indica ou não a existência de um obstáculo e da distância a que o robot móvel se encontra da estação de acostagem. As funções que definem estes pesos são dadas por:

$$\eta_{v,obs}(d, \alpha) = \eta_{\omega,obs}(d, \alpha) = \xi_2(\alpha \cdot (d - d_0))$$

com $\xi_2(a)$ dado por:

$$\xi_2(a) = \begin{cases} K_{gr} & : a > 0 \\ 0 & : a \leq 0 \end{cases}$$

onde $\alpha \in \{0, 1\}$, assumindo o valor “0” quando não se encontra nenhum obstáculo à frente do robot e o valor “1” quando existe um obstáculo à frente do robot.

As constantes ajustadas na fase de implementação vão ser k e k_1 , assumindo v_0 o mesmo valor utilizado para o sistema dinâmico que integra o sistema de aproximação com o comportamento de “acostagem”. As constantes $c_{v,geral}$ e $c_{\omega,geral}$ são, igualmente, ajustadas em função da máxima variação admissível para as velocidades linear e angular de ciclo para ciclo, como as constantes c_v e c_ω .

6.2.1 Resultados

Nesta secção apresentam-se resultados de experiências integradas efectuadas para o sistema robótico móvel autónomo desenvolvido nesta tese. Considera-se o sistema completo obtido da integração e coordenação dos três comportamentos reactivos implementados. Para o sistema completo foram realizados dois conjuntos de experiências para dois cenários diferentes.

No primeiro conjunto é utilizado um cenário dentro do laboratório VISLAB, onde é simulado um pequeno corredor e colocado um obstáculo próximo da saída deste, obrigando-se, desta forma, o robot a contornar o obstáculo de modo a atingir a superfície de acostagem, objectivo.

No segundo conjunto de experiências o robot é colocado inicialmente no corredor do ISR, tendo como objectivo deslocar-se para dentro do laboratório e dentro deste realizar a acostagem numa superfície definida pelo ponto de destino.

Em todas as experiências realizadas a frequência de trabalho é aproximadamente 0.5Hz.

Na Figura 6.6 mostra-se o cenário utilizado no primeiro conjunto de experiências, bem como a trajectória efectuada pelo robot móvel numa dessas experiências. Pode constatar-se que o robot efectua a acostagem na superfície desejada de forma perpendicular a esta.

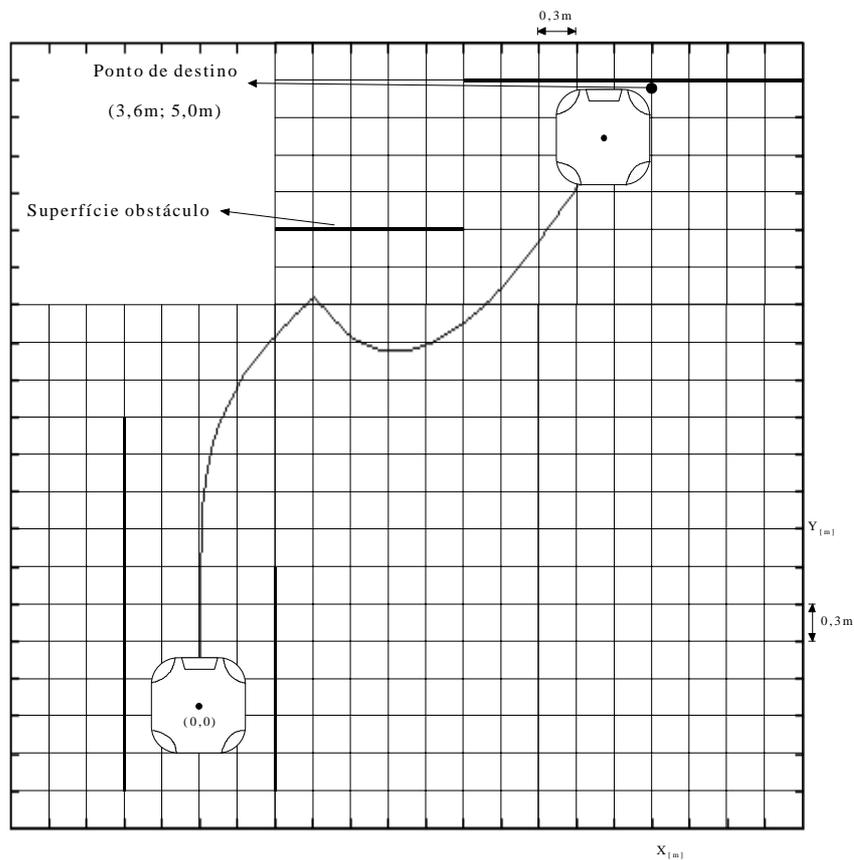


Figura 6.6: Cenário para o primeiro conjunto de experiências e trajectória efectuada pelo robot móvel numa dessas experiências (trajectória recuperada através da odometria).

A Figura 6.7 mostra a evolução das velocidades linear e angular do robot, juntamente com as contribuições do comportamento de “acostagem” e comportamento de “navegação”.

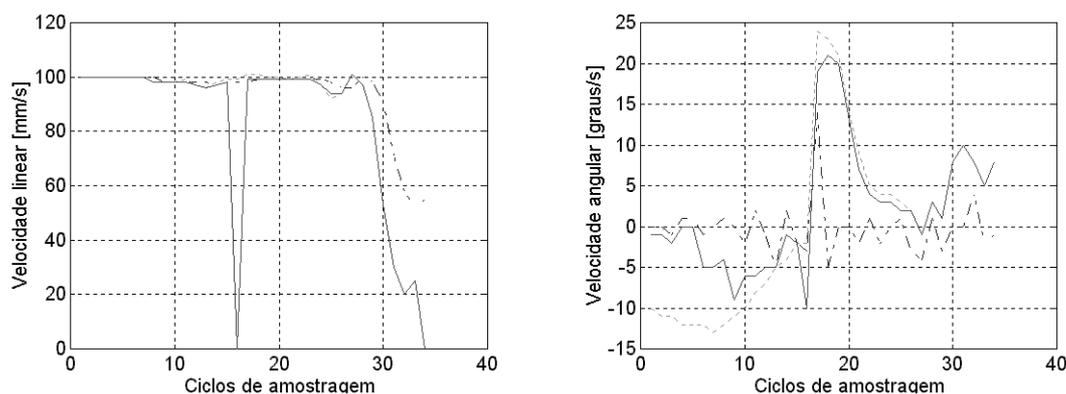


Figura 6.7: Evolução das velocidades linear e angular do robot (vermelho cheio), e das respectivas contribuições do comportamento de acostagem (verde tracejado) e do comportamento de navegação (azul traço-ponto).

Como seria de esperar, durante a fase em que o robot se desloca dentro do corredor, as velocidades linear e angular do robot tomam aproximadamente os valores das contribuições provenientes do comportamento de “navegação”. Na parte final da trajectória estas assumem aproximadamente os valores das contribuições provenientes do comportamento de acostagem.

O ciclo de amostragem, em que a velocidade linear é nula e a velocidade angular assume o valor de -10 graus/s, corresponde ao momento em que é detectado obstáculo.

Na Figura 6.8 mostra-se a evolução da orientação do robot para a experiência realizada. Pode observar-se que a orientação final do robot é aproximadamente a esperada.

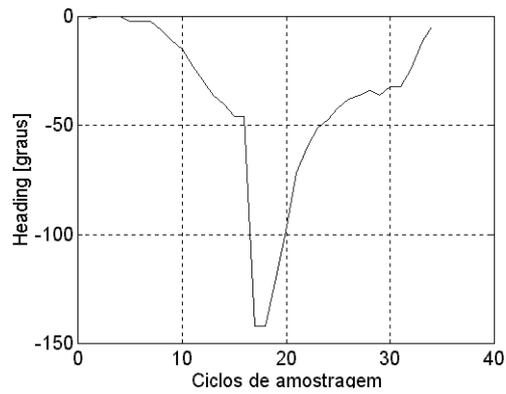


Figura 6.8: Evolução da orientação do robot em relação à sua orientação inicial para a experiência cuja trajectória é apresentada na Figura 6.6.

A Figura 6.9 mostra o cenário utilizado para o segundo conjunto de experiência e a trajectória para uma das experiências realizadas. Novamente, a trajectória do robot é a esperada, realizando a acostagem na superfície desejada.

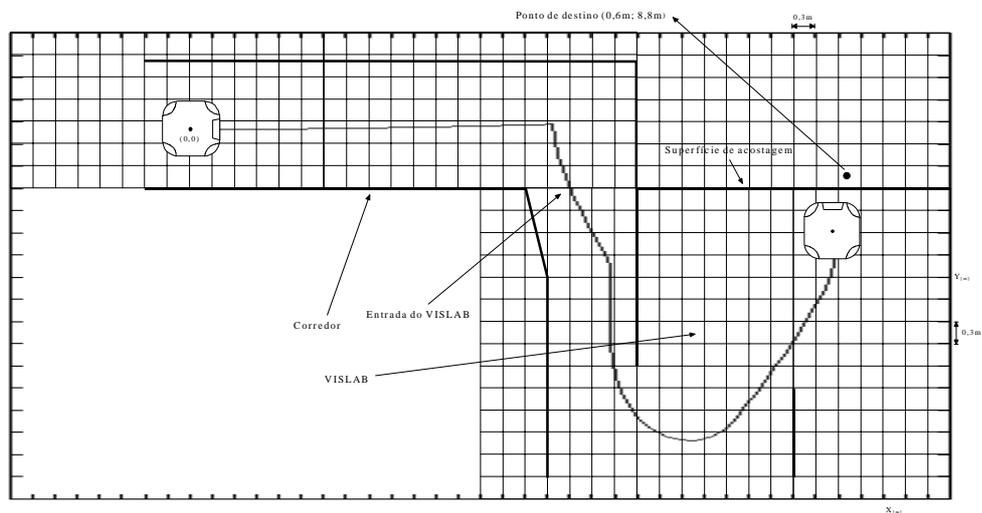


Figura 6.9: Cenário utilizado no segundo conjunto de experiências e a trajectória obtida para uma dessas experiências.

Na Figura 6.10 mostra-se, igualmente, a evolução das velocidades linear e angular do robot juntamente com as contribuições provenientes dos comportamentos de “acostagem” e “navegação” para esta experiência.

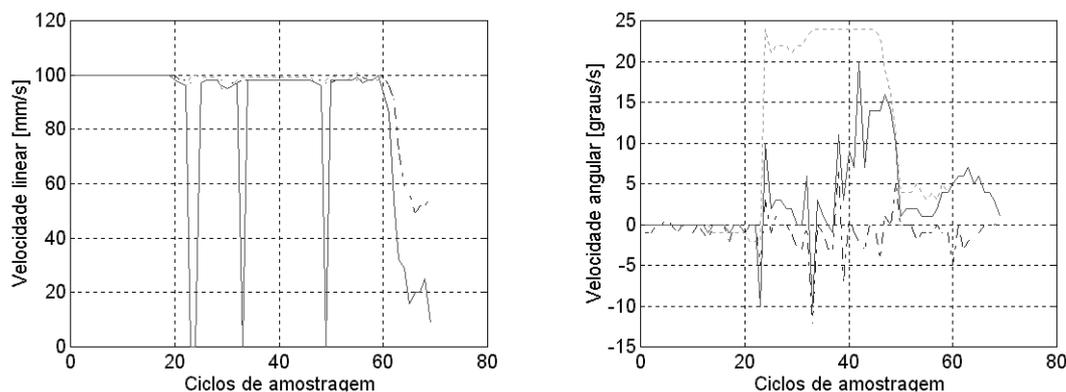


Figura 6.10: Evolução das velocidades linear e angular do robot móvel (vermelho cheio) e das respectivas contribuições do comportamento de “acostagem” (verde tracejado) e do comportamento de “navegação” (azul traço-ponto), para a experiência ilustrada na Figura 6.9.

Mais uma vez, enquanto o robot móvel se desloca no corredor, as velocidades linear e angular deste coincidem com as contribuições provenientes do comportamento de “navegação”, excepção feita quando é detectado obstáculo, em que a velocidade linear é nula e a velocidade angular assume os valores 10 graus/s ou -10graus/s. Na parte final do percurso, também como esperado, as velocidades linear e angular do robot são coincidentes com as contribuições provenientes do comportamento de “acostagem”.

Finalmente, na Figura 6.11 mostra-se a evolução da orientação do robot móvel. Mais uma vez, a evolução da orientação do robot é a esperada, tendo em conta o cenário utilizado na experiência.

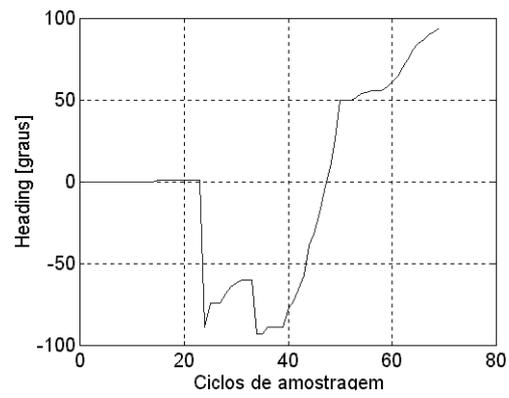


Figura 6.11: Evolução da orientação do robot móvel para a experiência cuja trajectória é apresentada na Figura 6.9.

7. Conclusões

Nesta tese é abordado o problema da construção de sistemas robóticos autónomos através da integração de comportamentos. É implementado um sistema robótico móvel autónomo, para ambientes interiores, através da integração de três comportamentos reactivos, baseados em informação visual: “evitar obstáculos”; “navegação”; “acostagem”.

O trabalho realizado é motivado biologicamente pelo estudo do comportamento e da utilização do sistema visual por parte de alguns insectos (sistemas biológicos simples), e enquadra-se nos paradigmas da Visão Activa e da Visão Objectiva. Os aspectos fundamentais são:

- Utilização de diferentes campos visuais, processando-se diferentes áreas de interesse de acordo com o objectivo.
- É utilizada informação visual específica, de rápida e fácil extracção, informação do fluxo óptico neste caso.
- É feita a decomposição de um problema global em problemas mais pequenos com um único objectivo.

A utilização de diferentes campos visuais, dependendo do objectivo pretendido para cada comportamento implementado, mostrou-se adequada. Os comportamentos de “evitar obstáculos” e “acostagem” apenas necessitam da informação proveniente do campo visual central. Para o comportamento de “navegação” são necessários os campos visuais

periféricos. A divisão do espaço de sensoriamento em zonas mais ou menos importantes consoante as tarefas, torna-se importante na simplificação dos processos de extracção da informação a utilizar para a realização de determinada tarefa. Como discutido no Capítulo 2 a importância atribuída a cada campo visual está directamente associada à tarefa a realizar.

A generalização do sistema a qualquer ambiente interior com textura, é conseguida devido ao tipo de informação visual de baixo nível utilizada nos processos de sensoriamento - O fluxo óptico. A utilização do fluxo óptico, mais concretamente do fluxo normal, não pressupõe o conhecimento prévio sobre o meio circundante do robot móvel, sendo por isso utilizável em diversos meios. Outra vantagem da utilização deste tipo de informação é que pode ser tratada utilizando algoritmos simples e rápidos, mesmo que sem grande precisão, o que permite o funcionamento do sistema em tempo real.

Através do estudo de sistemas biológicos simples como é caso dos insectos (ver [46, 64] para o caso das abelhas), foi possível constatar que a decomposição de um sistema em sistemas mais pequenos que executam tarefas específicas pode ser vantajosa para sistemas com pouca capacidade de processamento. Neste trabalho, a integração de diferentes comportamentos foi motivada pelo estudo de alguns insectos e pela forma como estes utilizam o seu sistema visual. A decomposição de um comportamento global por parte do sistema em comportamentos específicos facilita a implementação do sistema, no aspecto em que o processamento da informação pode ser separado e tratado de uma forma mais objectiva.

É interessante verificar que os comportamentos cooperam entre si, compensando-se em determinadas situações. Por exemplo, durante a navegação num corredor, uma curva de ângulo recto é dificilmente realizada só com o comportamento de “navegação”. Contudo, o comportamento de “evitar obstáculos”, ao detectar como obstáculo a parede que se encontra na frente do robot móvel, gera uma rotação permitindo ao robot realizar a curva.

7.1 Dinâmica dos comportamentos na integração

Nesta tese foi utilizada a teoria de **dinâmica dos comportamentos** na construção do sistema robótico móvel autónomo, através da utilização da teoria de sistemas dinâmicos.

Neste trabalho esta teoria é apenas utilizada na integração dos diferentes comportamentos podendo, no entanto, ser utilizada na elaboração dos próprios comportamentos [15, 55, 59, 61].

A primeira vantagem da utilização da teoria de dinâmica dos comportamentos é a formalização teórica conseguida associada à modularidade do sistema. A descrição dos comportamentos através de atractores e repulsores, definidos como valores particulares das variáveis de comportamento, permite a utilização da teoria qualitativa dos sistemas dinâmicos no projecto e análise dos sistemas robóticos autónomos. Esta análise é realizada através do estudo da estabilidade da dinâmica do sistema, utilizando-se deste modo muitas das ferramentas da teoria de controlo.

Outra das vantagens está na utilização de informação simples na geração das contribuições. É apenas necessária a obtenção de informação acerca de estados desejáveis ou indesejáveis (estados de atracção ou repulsão). Deste modo, é definida uma direcção a seguir no espaço de fase que é suficiente para definir uma contribuição.

A integração dos diferentes módulos de comportamento e o acoplamento das respectivas dinâmicas é conseguida através da escala de tempo intrínseca de cada módulo, definida pelos tempos de relaxação dos atractores de cada módulo de comportamento. Essencialmente, os módulos com o menor tempo de relaxação dominam a dinâmica. No entanto, os tempos de relaxação de cada módulo evoluem de acordo com as mudanças qualitativas da dinâmica. Isto significa que o módulo dominante em determinado instante deve depender da situação que o sistema autónomo enfrenta nesse mesmo instante. Deste modo, o projectista do sistema pode definir em que circunstâncias determinado módulo domina a dinâmica.

Existem outros métodos que utilizam a teoria de sistemas dinâmicos para integrar múltiplas restrições, como os métodos baseados em campos de potencial. Nos métodos que utilizam campos de potencial os obstáculos e os objectivos são modelizados como

forças conservativas repulsivas e atractivas respectivamente, que contribuem para a forma que o campo de potencial assume [24]. Nestes métodos a teoria de sistemas dinâmicos aplicada, trata o objectivo (o alvo) como o ponto fixo da dinâmica, sendo o movimento do robot definido pelo comportamento transitório do sistema. Embora intuitivos, estes métodos são mais pesados computacionalmente, requerendo normalmente implementações de *hardware* dedicadas [24].

A diferença fundamental entre estes métodos e a dinâmica dos comportamentos reside no facto de na dinâmica dos comportamentos o sistema se localizar sempre num atractor, enquanto na abordagem dos campos de potencial o comportamento do sistema segue uma solução transitória. Quando utilizamos métodos baseados em campos de potencial, o único instante em que o sistema se encontra num atractor é depois de ter atingido o objectivo.

Em termos gerais, a teoria de dinâmica dos comportamentos é menos pesada computacionalmente, em particular quando o robot evolui em cenários em constante mutação. Tem ainda a vantagem de ter uma forte base teórica que ajuda nos processos de projecto e análise dos comportamentos do sistema autónomo [24, 59]. Ocorre ainda que para métodos baseados em campos de potencial não é possível realizar a análise das diversas contribuições através da estrutura dos atractores da dinâmica, nem das suas bifurcações. Como consequência, enquanto no caso da dinâmica dos comportamentos é possível realizar projecto e análise através do estudo da estabilidade do sistema, nas abordagens baseadas em campos de potencial não o é.

A teoria de dinâmica dos comportamentos ainda pode ser estendida de modo a ser possível utilizar representações em memória (ver [59]). Esta nova teoria, intitulada campos dinâmicos, é baseada nos princípios de representação neuronal, [59, 36]. Esta extensão não foi alvo de estudo neste trabalho, fazendo parte dos objectivos para futuro trabalho a realizar.

7.2 Trabalho futuro

Em termos de trabalho futuro, vários são os assuntos que podem ser abordados. Certos aspectos, como o aumento de robustez dos próprios comportamentos, a introdução de novas medidas visuais além do fluxo óptico como informação, podem ser relevantes para o melhoramento do desempenho final do sistema.

Outro aspecto interessante, seria o aprofundamento da análise teórica do sistema autónomo, através de um estudo mais detalhado da estabilidade dos sistemas dinâmicos implementados, com o objectivo de melhorar a performance do sistema.

A introdução de um comportamento de “localização” baseado na informação visual seria igualmente interessante, uma vez que utilizando a teoria de dinâmica dos comportamentos seria possível integrar esta com a informação odométrica. Este comportamento poderia utilizar como pistas visuais pontos de referência predeterminados no meio onde o robot evoluísse.

Outra extensão possível seria a utilização de um maior número de câmaras; câmaras com possibilidade de movimento; sensores omnidireccionais ou mesmo uma cabeça robótica montada na plataforma utilizada. Deste modo, aumentaríamos a possibilidade de implementação de novos comportamentos visuais como por exemplo, o comportamento de “localização”.

Finalmente, outro assunto importante, seria o estudo aprofundado da extensão à teoria de dinâmica dos comportamentos, a teoria de campos dinâmicos. A introdução desta teoria no sistema desenvolvido nesta tese seria interessante, tendo como objectivo a introdução de representações que poderiam atribuir ao sistema novas capacidades.

A. Fluxo Óptico

Define-se campo de movimento como sendo a projecção no plano de imagem do movimento de um ponto no espaço tridimensional. Em condições ideais, o campo de movimento pode ser equiparado ao Fluxo Óptico que não é mais do que o movimento dos padrões de brilho na imagem, ao longo do tempo.

Infelizmente, nem sempre a abordagem baseada em variações de níveis de brilho permite aproximar o campo de movimento pelo Fluxo Óptico. A sua dependência de factores externos como a iluminação e os correspondentes reflexos, associada à impossibilidade de definir variações de níveis de brilho em superfícies homogéneas (da mesma cor, sem textura), provoca uma aproximação entre o campo de movimento e o Fluxo Óptico com um erro apreciável.

A primeira abordagem ao cálculo do Fluxo Óptico foi introduzida por Horn & Shunck em 1981 [43] e assenta na condição de a um determinado ponto do espaço (em movimento em relação à câmara) corresponder um ponto da imagem que mantém o mesmo brilho ao longo do tempo.

Considere-se $E(x, y, t)$ a irradiância da imagem no instante de tempo t e que $u(x, y)$ e $v(x, y)$ são as componentes do vector Fluxo Óptico segundo x e y , respectivamente. A condição de brilho constante é expressa por:

$$E(x + u \cdot \delta t, y + v \cdot \delta t, t + \delta t) = E(x, y, t)$$

Só com esta restrição não é possível determinar ambas as componentes do Fluxo Óptico, u e v . Considere-se que o brilho varia suavemente com x , y e t , pode-se expandir o lado esquerdo da equação anterior em série de Taylor:

$$E(x, y, t) = E(x, y, t) + \delta x \cdot \frac{\partial E}{\partial x} + \delta y \cdot \frac{\partial E}{\partial y} + \delta t \cdot \frac{\partial E}{\partial t} + e$$

onde e contém os termos de ordens superiores à primeira. Cancelando $E(x, y, t)$ e dividindo por δt , e tomando o limite quando $\delta t \rightarrow 0$, obtemos:

$$\frac{\partial E}{\partial x} \cdot \frac{dx}{dt} + \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{dy}{dt} + \frac{\partial E}{\partial t} = 0$$

conhecida, habitualmente, como restrição de primeira ordem ou equação fundamental do Fluxo Óptico. Esta equação apresenta normalmente a seguinte forma:

$$E_x \cdot u + E_y \cdot v + E_t = 0$$

onde $u = \frac{dx}{dt}$, $v = \frac{dy}{dt}$, $E_x = \frac{\partial E}{\partial x}$, $E_y = \frac{\partial E}{\partial y}$ e $E_t = \frac{\partial E}{\partial t}$.

A equação fundamental pode ser rescrita na forma:

$$(E_x, E_y) \bullet (u, v) = -E_t$$

A existência de uma única equação para duas incógnitas impossibilita o cálculo das duas componentes de Fluxo. Observando a equação fundamental na forma anterior, conclui-se que apenas é possível obter a componente do Fluxo Óptico na direcção do gradiente de brilho $(E_x, E_y)^T$ (designado normalmente por Fluxo Normal, ver Figura A.1):

$$\frac{E_t}{\sqrt{E_x^2 + E_y^2}}$$

Sem mais restrições não é possível obter a componente de Fluxo Óptico ao longo de um contorno do mesmo brilho. Este problema é conhecido como o **problema da abertura**. Existem vários algoritmos que tentam resolver este problema impondo mais condições, [44, 52, 10].

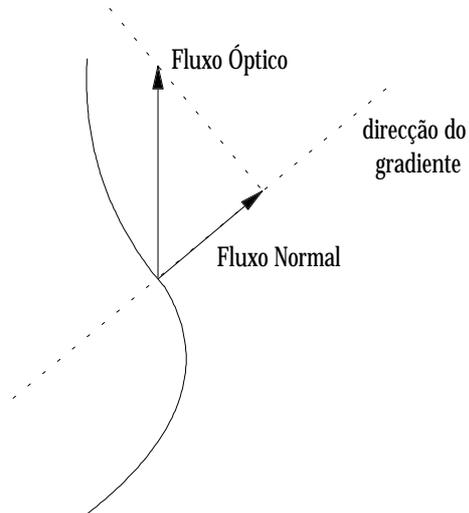


Figura A.1: Fluxo Óptico

B. Parametrização do fluxo óptico num plano

Assumindo que a câmara observa uma superfície planar durante o seu movimento ou que uma superfície do mesmo género se movimenta frente a uma câmara, é possível parametrizar globalmente o fluxo óptico obtido por via desse movimento [67].

Considere-se a velocidade de um ponto \mathbf{P} no espaço tridimensional em relação a uma câmara que se move como um corpo rígido com as velocidades de translação e rotação,

$\mathbf{T} = [T_x \quad T_y \quad T_z]^T$ e $\boldsymbol{\omega} = [\omega_x \quad \omega_y \quad \omega_z]^T$ respectivamente:

$$\frac{d\mathbf{P}}{dt} = -\mathbf{T} - \boldsymbol{\omega} \times \mathbf{P} \quad (\text{B.1})$$

Este movimento pode ser descrito no plano de imagem, utilizando o modelo de formação de imagens por projecção perspectiva [44] (modelo aplicado na maior parte dos casos devido à sua simplicidade e boa aproximação da realidade). Este modelo encontra-se representado na Figura B.1.

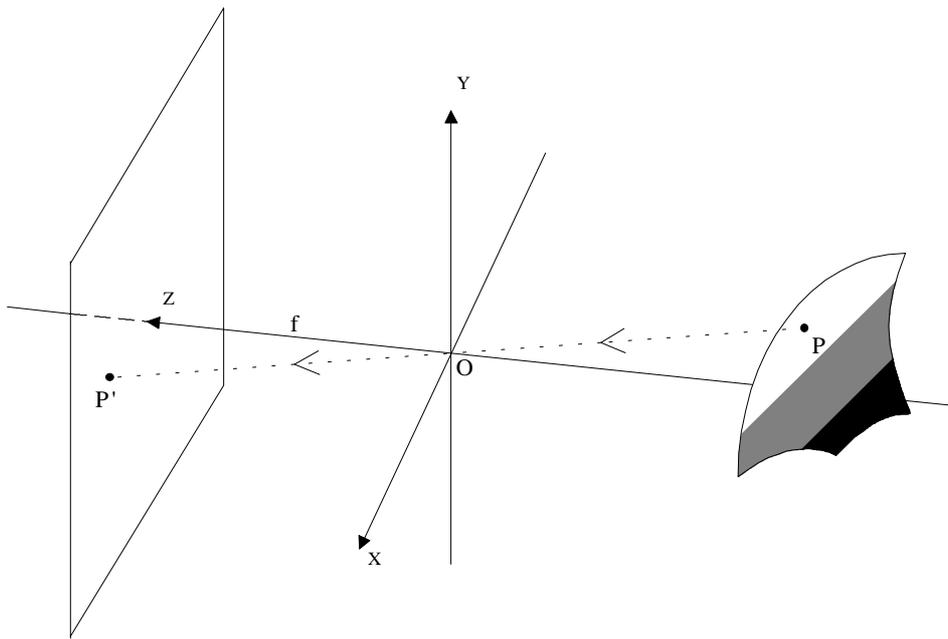


Figura B.1: Modelo de formação de imagens por projecção perspectiva.

Neste modelo as coordenadas (X, Y, Z) de um ponto do espaço tridimensional, e as coordenadas da sua projecção no plano de imagem (x, y) , são relacionadas pelas seguintes equações:

$$x = f \cdot \frac{X}{Z}; y = f \cdot \frac{Y}{Z}$$

onde f representa a distância focal da lente. Sem perda de generalidade para os cálculos que se realizarão a seguir, este parâmetro pode ser considerado unitário.

O movimento pode então ser descrito no plano de imagem como:

$$\dot{x} = \frac{\dot{X} \cdot Z - X \cdot \dot{Z}}{Z^2}; \dot{y} = \frac{\dot{Y} \cdot Z - Y \cdot \dot{Z}}{Z^2}$$

desenvolvendo em ordem a \dot{X} e \dot{Y} :

$$\dot{X} = \frac{\dot{x} \cdot Z^2 + X \cdot \dot{Z}}{Z}; \dot{Y} = \frac{\dot{y} \cdot Z^2 + Y \cdot \dot{Z}}{Z} \quad (\text{B.2})$$

considerando a expressão (B.1) e (B.2), obtém-se:

$$\dot{Z} = -T_z - (\omega_x \cdot y - \omega_y \cdot x) \cdot Z$$

Resultando na seguinte expressão para a descrição do movimento de um ponto genérico no plano de imagem em função do movimento no espaço tridimensional da câmara:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \frac{1}{Z} \cdot \begin{bmatrix} -1 & 0 & x \\ 0 & -1 & y \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \\ T_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x \cdot y & -1 - x^2 & y \\ 1 + y^2 & x \cdot y & -x \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} \quad (\text{B.3})$$

em que $u = \dot{x}$ e $v = \dot{y}$.

B.1 Restrição a um plano

Considere-se agora que todos os pontos observados pertencem ao mesmo plano. Pretende-se determinar o movimento na imagem desse plano. Um plano no espaço tridimensional pode ser descrito por:

$$A \cdot X + B \cdot Y + C \cdot Z + 1 = 0$$

Considerando o modelo de projecção perspectiva, a descrição do movimento de uma superfície planar no plano de imagem, toma a seguinte forma:

$$\frac{1}{Z} = -A \cdot x - B \cdot y - C$$

Substituindo a expressão anterior na equação (B.3), temos que:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A \cdot x + B \cdot y + C & 0 & -A \cdot x^2 - B \cdot x \cdot y - C \cdot x \\ 0 & A \cdot x + B \cdot y + C & -A \cdot x \cdot y - B \cdot y^2 - C \cdot y \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \\ T_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x \cdot y & -1 - x^2 & y \\ 1 + y^2 & -x \cdot y & -x \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix}$$

A equação anterior pode ser escrita na forma paramétrica, descrevendo o fluxo óptico de uma superfície planar [67, 54]:

$$\begin{aligned} u &= u_0 + u_x \cdot x + u_y \cdot y + u_{xy} \cdot x \cdot y + u_{xx} \cdot x^2 \\ v &= v_0 + v_x \cdot x + v_y \cdot y + v_{xy} \cdot x \cdot y + v_{yy} \cdot y^2 \end{aligned} \quad (\text{B.4})$$

onde os parâmetros são dados por:

$$\begin{aligned} u_0 &= C \cdot T_x - \omega_y & v_0 &= C \cdot T_y + \omega_x \\ u_x &= A \cdot T_x - C \cdot T_z & v_x &= A \cdot T_y - \omega_z \\ u_y &= B \cdot T_x + \omega_z & v_y &= B \cdot T_y - C \cdot T_z \\ u_{xy} &= v_{yy} & v_{xy} &= -A \cdot T_z - \omega_y \\ u_{xx} &= v_{xy} & v_{yy} &= \omega_x - B \cdot T_z \end{aligned}$$

Assim, é possível, com a estimação de oito parâmetros, caracterizar o fluxo óptico de toda uma superfície planar, utilizando o modelo de fluxo descrito pela equação (B.4). Para esta estimação bastarão 4 medidas de fluxo óptico completo (u e v) ou 8 medidas de fluxo normal.

Referências

[1] – Y Aloimonos and D Shulman. The integration of visual models: an extension of the Marr paradigm. Academic Press, 1989.

[2] – Y Aloimonos. Purposive and Qualitative Active Vision. Proceedings of 10th International Conference on Pattern Recognition, Atlantic City, 346-360, 1990.

[3] – Y Aloimonos and A Rosenfeld. Computer vision. Science, 253:1249-1254, 1991.

[4] – Y Aloimonos. Introduction: Active Vision revisited. Active Perception, Lawrence Erlbaum Associates, 1993.

[5] – Y Aloimonos and Z Duvic. Estimating the heading direction using normal flow. International Journal of Computer Vision, 13(1):33-56, 1994.

[6] – C Andersen , S D Jones and J L Crowley. Symposium on Intelligent Robotic Systems - SIRS 97, pages 227-236, 1997.

[7] – M A Arbib, Visuomotor coordination: Neural models and perceptual models. In J P Ewert and M A Arbib, editors, Visuomotor Coordination, pages 121-174, New York, London, 1989. Plenum Press.

[8] – R C Arkin. Motor schema-based mobile robot navigation. *Int. J. Robotics Research*, pages 92-112, 1989.

[9] – R C Arkin. Integrating behavioral, perceptual, and world knowledge in reactive navigation. *Robotics and autonomous control*, 6:105-122, 1990.

[10] – J L Barron, D J Fleet and S S Beachemin. Performance of optical flow techniques. *International Journal of Computer Vision*, 12(1):43-78, 1994.

[11] – R Bajcsy. Active perception vs. passive perception. In *Proceedings of IEEE Workshop on Computer Vision*, pages 55-59, Bellair, MI, 1985.

[12] – R Bajcsy. Active perception. In *Proceedings the IEEE*, 76(8):996-1005, 1988.

[13] – D Ballard. *Animate Vision*. *Artificial Intelligence*, 48:57-86, 1991.

[14] – A Bernardino. Seguimento binocular de alvos móveis baseado em imagens log-polar. Master thesis in Engenharia Electrotécnica e de Computadores, IST, 1996.

[15] – E Bicho and G Schöner. The dynamic approach to autonomous robotics demonstrated on a low-level vehicle platform. *Robotics and Autonomous Systems*, 21(1):23-35, July 1997.

[16] – V Braitenberg. *Vehicles. Experiments in Synthetic Psychology*. MIT Press, Cambridge, New York, 1978.

[17] – M Braun. *Differential Equations and Their Applications*. 4th Edition Springer-Verlag, New York, 1993.

[18] – R A Brooks. A robust layered control system for a mobile robot. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, RA-2:12-23, 1986.

[19] – R A Brooks. New approaches to robotics. *Science*, 253:1227-1232, 1991.

[20] – C Brown. Toward general vision. *CVGIP: Image Understanding*, 60(1):89-91, 1994.

[21] – T Camus, D Coombs, M Herman and T Hong. Real-time single-workstation obstacle avoidance using only wide-field flow divergence. In *Proceedings of the 13^a International Conference on Pattern Recognition*, Volume C:323-330, August 1996.

[22] – R Chatila. Deliberation and reactivity in autonomous robots. *Robotics and Autonomous Systems*, 16:197-211, 1995.

[23] – H Christensen, K Bower and H Bunke. *Active Robot Vision: Camera heads, model based navigation and reactive control*. World Scientific, Volume 6, 1994.

[24] – H Christensen, E Large and R Bajcsy. *Robot Planning*. Invited talk in *Symposium on Intelligent Robotic Systems – SIRS 96*, page 189, Lisboa 1996.

[25] – T S Collet, E Dillmann, A Giger, and R Wehner. Visual landmarks and route following in desert ants. *Journal of Comparative Physiology A*, 170:435-442, Springer-Verlag 1992.

[26] – J H Connel. A colony architecture for an artificial creature. PhD thesis, MIT Electrical Engineering and Computer Science, 1988, MIT AI Lab Tech Report 1151.

[27] – D Coombs and K Roberts. Centering behaviour using peripheral vision. In D Casasent editor, Intelligent Robots and Computer Vision XI: Algorithms, Techniques and Active Vision, 1825:714-721, SPIE 1992.

[28] – D Coombs, M Herman, T Hong and M Nashman. Real-time obstacle avoidance using central flow divergence and peripheral flow. NIST Internal Report (NISTIR) 5605, 1995.

[29] – D Coombs, M Herman, T Hong and M Nashman. Real-time obstacle avoidance using central flow divergence and peripheral flow. In Proceedings of International Conference on Computer Vision, Cambridge, Massachusetts, 1995.

[30] – V Costa and M Sentieiro. Ciclope : Uma abordagem em Visão Activa para GPOD. Projecto final de curso em Engenharia Electrotécnica e de Computadores, IST 1994.

[31] – V. Costa, M. Sentieiro and J. Santos Victor . CICLOPE : A Normal Flow based Approach for Real Time Obstacle Detection. Workshop Notes SMART, Lisbon, Portugal, April 27-28, 1995.

[32] – V Costa. Uma abordagem sobre Estéreo Divergente : Utilizando somente uma câmara. Relatório interno para a cadeira de Visão, IST 1995.

[33] – J J Craig. Introduction to Robotics Mechanics and Control. 2th Edition, Addison Wesley, 1989.

[34] – E D Dickmanns. Expectation based dynamic scene understanding. In Active Vision, pp303-335, A Blake and A Yuille Eds, MIT Press, 1992.

[35] – M Dose, S Fuhrmann, E Schulze-Krüger, and W M Theimer. An autonomous mobile robot: a development tool for operation in a natural environment, Technical report, ISSN 0943-2752, Institut für Neuroinformatik, Ruhr-Universität Bochum, Germany, 1994.

[36] – C Engels and G Schöner. Dynamic fields endow behaviour-based robots with representations. *Robotics and autonomous systems*, 14:55-77, 1995.

[37] – J Gaspar, J Santos Victor and J Sentieiro. Ground Plane Obstacle Detection with a Stereo Vision System. *International Workshop on Intelligent Robotic Systems*, Grenoble, July 1994.

[38] – J Gaspar. Visão para robótica móvel: Detecção de obstáculos sobre pavimento plano. Master thesis in Engenharia Electrotécnica e de Computadores, IST, 1994.

[39] – J Gibson. *The perception of the visual world*. Houghton-Mifflin, 1950.

[40] – N Gracias. Application of Robust Estimation to Computer vision: Video Mosaics and 3D Reconstruction. Master thesis in Engenharia Electrotécnica e de Computadores, IST, 1998.

[41] – F Guarnotta, D Rizzieri, F Tarocchi, M Tistarelli and G Sandini. Studio di un problema di obstacle avoidance per un robot mobile. Internal report, DIST University of Genova, 1992.

[42] – H S Hock, J A S Kelso, and G Schöner. Perceptual stability in the perceptual organization of apparent motion patterns. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 19:63-80, 1993.

[43] – B Horn and B Shunck. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, 17:185-203, 1981.

[44] – B Horn. *Robot Vision*. MIT Press, McGraw Hill, 1986.

[45] – K Kopecz and G Schöner. Saccadic motor planning by integrating visual information and pre-information on neural, dynamical fields. *Biological Cybernetics*, 73:49-60, 1995.

[46] – M Lehrer and M Srinivasan. Active vision in honeybees: Task-Oriented suppression of an innate behaviour. *Visual Research*, 34(4):511-516, Great Britain, 1994.

[47] – L M Lorigo, R A Brooks, W Eric and L Grimson. Visually-Guided Obstacle Avoidance in Unstructured Environments. *International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Volume 1, pages 373-379, 1997.

[48] – T Lozano-Perez. Spatial planning: A configuration space approach. *IEEE Trans. On Computers*, 32(2):108-120, 1983.

[49] – P Maes. Situated agents can have goals. In P Maes, editor, *Designing Autonomous Agents: Theory and Practice from Biology to Engineering and Back*. Pages 49-70, MIT/Elsevier, 1991.

[50] – H Mallot, H Bülthoff, J J Little, and S Bohrer. Inverse perspective mapping simplifies optical flow computation and obstacle detection. *Biological Cybernetics*, 64:172-185, 1991.

[51] – D Marr. *Vision*. W H Freeman, 1982.

[52] – H H Nagel. On the estimation of optical flow: Relations between different approaches and some new results. *Artificial Intelligence*, 33:299-323, 1987.

[53] – S K Nayar. Catadioptric omnidirectional camera. *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 482-488, 1997.

[54] – S Negahdaripour and S Lee. Motion recovery from images sequences using only first order optical flow information. *International Journal of computer Vision*, 9(3):163-184, 1992.

[55] – H Neven and G Schöner. Neural dynamics parametrically controlled by image correlations organize robot navigation. Submitted to *Biological Cybernetics*, 1996.

[56] – D W Payton. Internalized plans: A representation for action resources, *Robotics and Autonomous Systems*, 6:89-103, 1990.

[57] – G Sandini, J Santos Victor, F Curotto and S Garibaldi. Robotics bees. In *Proceedings of IROS*, 1993.

[58] – G Schöner. Dynamic theory of action-perception patterns: the “moving room” paradigm. *Biological Cybernetics*, 64:455-462, 1991.

[59] – G Schöner, M Dose, and C Engels. Dynamic of behavior: Theory and applications for autonomous robot architectures. *Robotics and Autonomous Systems*, 16:213-245, 1995.

[60] – G Schöner, P G Zanone, and J A S Kelso. Learning as change of coordination dynamics: Theory and experiment. *Journal of Motor Behaviour*, 24:29-48, 1992.

[61] – E R Schulze, S Bohrer, M Dose, and S Fuhrmann. An active vision system for navigation in a natural environment. In Proc. IJCNN, San Diego, pages II:229-234, 1990.

[62] – D Sinclair, A Blake, S Smith and C Rothwell. Planar region detection and motion recovery. British Machine Vision Conference, 1992.

[63] – J E Slotine and W Li. Applied Nonlinear Control. Prentice Hall, 1991.

[64] – M Srinivasan, M Lehrer, W Kirchner and S Zhang. Range perception through apparent image speed in freely flying honeybees. Visual Neuroscience, 6:519-535, 1991.

[65] – L Steels. Exploting analogical representations. Robotics and Autonomous Systems, 6:71-88, 1990.

[66] – K Storjohann, T Zielke, H A Mallot, and W von Seelen. Visual obstacle detection for automatically guided vehicles. In IEEE Proceedings of the 1990 IEEE International Conference on robotics and automation. IEEE Computer Society Press, 1990.

[67] – M Subbarao and A Waxman. Closed form solutions to image flow equations for planar surfaces in motion. Computer Vision Graphics and Image Processing, 36:208-228, 1986.

[68] – C Torras. From geometric motion planning to neural motor control in robotics. AI Communications, 6:3-17, 1993.

[69] – J Tsotos. Intelligent Control for perceptually attentive agents: The S* Proposal. Robotics and Autonomous Systems, 21(1):5-21, July 1997.

[70] – J Santos Victor and J Sentieiro. A 3D vision system for underwater vehicles : an extended Kalman-Bucy filtering approach. NATO-ASI on Acoustic Signal processing for Ocean Exploration, Portugal, 1992.

[71] – J Santos Victor, G Sandini, F Curotto and S Garibaldi. Divergence stereo for robot navigation: Learning from bees. In IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, New York, 1993.

[72] – J Santos Victor and G Sandini. Uncalibrated obstacle detection using normal flow. In Machine Vision and Applications, Vol. 9(3) pp 130—137, Springer Verlag 1996.

[73] – J Santos Victor. Visual Perception For Mobile Robots : From Percepts to Behaviours. PhD thesis in Engenharia Electrotécnica e de Computadores, IST, 1994.

[74] – J Santos Victor and G Sandini. Visual Behaviors for Docking. Computer Vision and Image Understanding - CVIU, Vol 67(3), September 1997.