SERVIÇO DE PÓS-GRADUAÇÃO DO ICMC-USP

Data de Depósito: 19/05/2002

Assinatura: *Ana Paula Campaio Jurema*

Sistema de navegação de robôs móveis autônomos para o transporte de documentos¹

Rodrigo Elias Bianchi

Orientadora: *Prof^a Dr^a Roseli Aparecida Francelin Romero*

Dissertação apresentada ao Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação - ICMC/USP, como parte dos requisitos necessários para obtenção do título de Mestre em Ciências de Computação e Matemática Computacional.

USP - São Carlos
Maio/2003

¹Trabalho realizado com apoio financeiro da FAPESP e CNPq.

A Comissão Julgadora:

Profa. Dra. Roseli Aparecida Francelin Romero

Roseli Ap. Francelin Romero

Prof. Dr. Dante Augusto Couto Barone

Dante Augusto Couto Barone

Prof. Dr. Orides Morandin Júnior

Orides Morandin Júnior

Este documento foi preparado utilizando-se o formatador de textos $\text{\LaTeX}$. Sua bibliografia é gerada automaticamente pelo $\text{\BibTeX}$, utilizando o estilo Apalike.

© Copyright 2003 - Rodrigo Elias Bianchi
Todos os direitos Reservados

Resumo

Nessa dissertação é investigado o uso de métodos probabilísticos para a navegação de robôs móveis autônomos. O objetivo principal é o desenvolvimento de um software para navegação de um robô móvel que seja capaz de transportar documentos de forma autônoma entre locais distantes, como as diversas salas do prédio de laboratórios do Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação (ICMC) da Universidade de São Paulo (USP). Isso deve ser feito sem que sejam necessárias modificações de qualquer tipo no ambiente.

Para isso, o software deve ser capaz de: (1)estimar a posição do robô sem o uso de marcos artificiais, (2)criar e manter mapas do ambiente, (3)desviar de obstáculos estáticos e dinâmicos, e (4)calcular a trajetória entre os pontos em que o robô deverá receber e entregar documentos.

Um sistema de navegação, utilizando os métodos probabilísticos de mapeamento *Occupancy Grid* e de localização Monte Carlo, foi implementado e diversos experimentos foram realizados para demonstrar sua adequação à tarefa de entrega de documentos. Esses métodos foram testados em um ambiente real do ICMC-USP, utilizando-se o robô móvel *Pioneer 1*.

Abstract

In this work, we investigate the use of probabilistic methods for autonomous mobile robots navigation. The main goal is to develop a navigation software for a mobile robot, which must be able to transport documents autonomously between distant places. This must be done without any modification on the robot environment.

The environments that this robot can act on could be, for example, the laboratories building of the Institute of Mathematics and Computer Sciences (ICMC) at the University of São Paulo (USP).

In order to achieve this, the software must be able to: (1) estimate the robot position without using artificial landmarks, (2) build and maintain environment maps, (3) avoid static and dynamical obstacles, and (4) calculate the path between the places where the robot is expected to get and deliver documents.

A navigation system that uses the probabilistic methods called Occupancy Grid Mapping and Monte Carlo Localization was implemented. In order to show the adequacy of such a system to the documents delivery task, several experiments have been performed. These methods have been tested in a real environment at ICMC-USP, by using the Pioneer 4 mobile robot.

À minha mãe, que sempre fez o que era melhor para mim, mesmo que não fosse o melhor para ela. Se não fosse por seu apoio incondicional, esse trabalho não seria possível.

Agradecimentos

Primeiramente, gostaria de agradecer aqueles que diretamente colaboraram para o desenvolvimento desse trabalho. Agradeço minha namorada Debora, que sempre esteve presente e fez uma revisão minuciosa desse texto. Agradeço ao Gedson, que sempre trocou idéias comigo durante o trabalho e me mostrou as ferramentas disponíveis no LABIC. Agradeço à Roseli pela oportunidade que me deu, orientação, e extrema confiança depositada em mim. Agradeço ao Ronaldo pelos estilos do L^AT_EX e pela consultoria.

Agradeço minha mãe Neida, que sempre que vinha a São Carlos, me ajudava no que podia para me deixar com mais tempo livre pra trabalhar, além de sempre estar interessada no meu trabalho, me ajudando em várias decisões. Agradeço meu pai Roberto, que de Foz do Iguaçu, por internet, revisou o português dessa dissertação. Agradeço aos dois por sempre acreditarem em mim.

Agradeço também todos os meus amigos, sem o suporte de vocês acho que ficaria louco trabalhando sozinho turnos de 24 horas e dormindo (quando possível) 6 horas para concluir essa dissertação.

Agradeço também aos professores e colegas do LABIC, com os quais sempre pude trocar idéias. Aprendi muito com vocês, tanto na ciência quanto no convívio.

Agradeço a professora Sandra do NILC, que me apoiou em uma época que precisei muito.

E por fim, agradeço a FAPESP e CNPq por apoiar financeiramente esse trabalho.

Sumário

1	Introdução	1
2	Robótica sob a Perspectiva da Inteligência Artificial	5
2.1	Robôs e Robôs Inteligentes	5
2.2	Paradigmas da Robótica	7
2.2.1	Paradigma Hierárquico	7
2.2.2	Paradigma Reativo	8
2.2.3	Paradigma Híbrido Reativo/Deliberativo	8
2.3	Arquiteturas Robóticas	9
2.3.1	<i>Nested Hierarchical Controller</i> (Paradigma Hierárquico)	9
2.3.2	<i>Subsumption</i> (Paradigma Reativo)	10
2.3.3	<i>Saphira</i> (Paradigma Híbrido)	11
2.4	Navegação	11
2.4.1	Localização	12
2.4.2	Mapeamento	12
2.4.3	Planejamento de Trajetória	12
2.5	Considerações Finais	13
3	Localização de Robôs Móveis	15
3.1	Categorias do Problema de Localização	15
3.1.1	Métodos Locais Versus Globais	16
3.1.2	Ambientes Estáticos Versus Dinâmicos	16
3.1.3	Métodos Passivos Versus Ativos	16
3.1.4	Um Único Robô Versus Múltiplos Robôs	17
3.2	Localização de Markov	17
3.2.1	Questões de Implementação	18
3.2.2	Filtros	21
3.3	Considerações Finais	23

4	Mapeamento	25
4.1	Tipos de Mapas	26
4.2	<i>Occupancy Grid</i>	28
4.3	<i>Occupancy Grid</i> com Localização Monte Carlo	30
4.4	Considerações Finais	32
5	Planejamento de Trajetória	33
5.1	Campos Potenciais	34
5.2	<i>Vector Field Histogram</i>	35
5.3	Considerações Finais	37
6	Desenvolvimento do Sistema	39
6.1	Descrição do Sistema	39
6.1.1	Hardware Robótico	40
6.1.2	Interface	41
6.1.3	Comunicação com PLS	41
6.1.4	Gerador de Logs	41
6.1.5	Localização	41
6.1.6	Ferramenta de Mapeamento	42
6.1.7	Navegação (Controle de Trajetória)	42
6.2	Considerações Finais	42
7	Resultados	45
7.1	Performance da Localização	45
7.2	Performance do Mapeamento	47
7.3	Performance do Controle de Trajetória	51
7.4	Considerações Finais	53
8	Conclusões e Trabalhos Futuros	55
	Referências Bibliográficas	57

Lista de Figuras

2.1	Paradigma Hierárquico	7
2.2	Paradigma Reativo	8
2.3	Paradigma Híbrido	9
2.4	Exemplo da Arquitetura <i>Subsumption</i>	11
3.1	Probabilidade $p_n(d_i l)$ de que a leitura s_i seja mais curta do que o esperado. (Fox et al., 1998a)	22
4.1	Atualização do mapa por um dos raios projetados pelo sensor. O círculo representa o robô. A seta indica o raio. A parte em cinza claro no canto superior direito do mapa é um obstáculo.	29
4.2	Estratégia de Mapeamento: Os círculos representam o robô nas posições onde houve realização de um ciclo de localização e mapeamento.	31
5.1	Exemplo de Campos Potenciais	35
6.1	Arquitetura do Sistema	40
7.1	Planta do corredor do prédio de Laboratórios do ICMC-USP.	48
7.2	Corredor do prédio de Laboratórios mapeado por <i>Occupancy Grid</i> . Os erros de odometria acumulados inutilizaram o mapa gerado.	48
7.3	Corredor do prédio de Laboratórios mapeado por <i>Occupancy Grids</i> com Localização Monte Carlo.	49
7.4	Mapa com correção de posição de um ambiente simulado contendo um ciclo.	50
7.5	Mapa sem correção de posição de um ambiente simulado contendo um ciclo.	50
7.6	a) Um ambiente cíclico relativamente pequeno onde o erro não foi grave. b) Detalhe do ponto onde deveria ser feito o fechamento do ciclo em um ambiente três vezes maior que o ilustrado em (a).	51

7.7	Caminho percorrido pelo robô em um ambiente simulado para passar pelos pontos (círculos) definidos pelo usuário.	51
7.8	Caminho percorrido pelo robô em um ambiente real para passar pelos pontos (círculos) definidos pelo usuário. Nesse caminho o robô encontrou três obstáculos (retângulos) não previstos no mapa.	52

Introdução

A pesquisa na área de robôs móveis que operam em ambientes não estruturados¹ provê desafios bem interessantes. Dentre estes desafios, a localização de robôs móveis e o mapeamento de ambientes estão entre os mais fundamentais. Devido a ruídos, falta de precisão e a utilização dos robôs móveis em ambientes dinâmicos², os dados provenientes dos sensores possuem um alto grau de incerteza. Isso torna essas tarefas ainda mais complexas.

A localização de robôs móveis é uma tarefa que consiste em estimar a posição de um robô móvel por meio de um mapa do ambiente em que o robô está inserido e informações obtidas de seus sensores. A localização é um dos componentes mais importantes de um sistema de navegação de robôs móveis autônomos, como pode ser percebido pela afirmação de Cox (1991):

“Usar informação sensorial para localizar o robô em seu ambiente é o problema mais fundamental para dar capacidades autônomas a um robô móvel”.

O mapeamento tem o objetivo de criar um mapa do ambiente do robô, explorando o mesmo de forma autônoma ou controlado por um ser humano, obtendo as informações necessárias de seus sensores. O mapeamento também é muito importante pois a tarefa de localização requer um mapa detalhado do ambiente, o que pode ser difícil de se conseguir manualmente ou por meio de plantas, uma vez que estas geralmente não contêm informações sobre móveis e outros objetos pertencentes ao ambiente.

¹Ambientes comuns, não modificados para facilitar o uso de robôs.

²Ambientes em que o robô pode encontrar objetos não presentes na sua representação do mundo ou não encontrar algum que estava presente.

Nesse projeto, foram integrados métodos probabilísticos capazes de realizar essas tarefas com o objetivo de desenvolver um sistema de navegação para um robô móvel que seja capaz de transportar documentos de forma autônoma entre locais distantes. Esses métodos são robustos, uma vez que levam em consideração explicitamente a incerteza nos dados sensoriais.

Esse projeto é relacionado a um projeto maior, chamado ARMOSH³ que contou com o apoio da FAPESP (Processo no.0/02959-3). O projeto ARMOSH tem como um de seus objetivos a implementação de diversos algoritmos para robôs móveis tanto em nível de software quanto de hardware. Dentre estes algoritmos, se destacam os algoritmos de localização e mapeamento.

Portanto, além do desenvolvimento de um sistema de navegação, o presente trabalho possui também o objetivo de investigar e desvendar algoritmos de localização e mapeamento, contribuindo fortemente para a execução do projeto ARMOSH.

O ambiente real utilizado para os testes do sistema foi o andar térreo do prédio dos laboratórios do ICMC⁴. Nesse prédio, o robô pode andar entre os diversos laboratórios, a copa, seção técnica de informática, sala de estar, entre outros. Esse prédio se mostra ideal para os testes pois é amplo e, ao percorrê-lo, vários erros de odometria⁵ são gerados e devem ser compensados pelo algoritmo de localização.

Para tanto, além dos algoritmos de localização e mapeamento, foram desenvolvidos outros algoritmos mais básicos como o de desvio de obstáculos e controle da trajetória entre pontos em um mapa.

Por fim, um software que integra todos estes algoritmos e disponibiliza uma interface para comandar o robô foi implementado e com ele foram efetuados vários experimentos. Os resultados indicam que a abordagem probabilística aos problemas de navegação leva a um sistema robusto e com alto nível de autonomia.

Essa dissertação está organizada da seguinte forma.

No Capítulo 2, são introduzidos alguns conceitos importantes focalizando a área de robótica sob o ponto de vista da inteligência artificial.

No Capítulo 3, são apresentados o problema da localização de robôs móveis, suas categorias e as técnicas mais utilizadas para solucioná-lo.

No Capítulo 4, é descrito o método utilizado nesse trabalho para realizar o mapeamento de ambientes.

No Capítulo 5, o planejamento de trajetória, que é a parte da tarefa de nave-

³Aprendizado de Robôs Móveis via Software e Hardware.

⁴Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação da Universidade de São Paulo.

⁵Processo de estimar o deslocamento de um veículo medindo a rotação dos eixos de suas rodas.

gação responsável por definir os comandos motores, é apresentada e dois métodos utilizados para esse fim são descritos.

No Capítulo 6, a arquitetura e as funcionalidades do sistema de navegação proposto são apresentadas.

No Capítulo 7, os progressos alcançados são discutidos.

Por fim, no Capítulo 8, conclusões a respeito dos experimentos realizados bem como uma série de trabalhos futuros são apresentados.

Robótica sob a Perspectiva da Inteligência Artificial

Esse capítulo tem o objetivo de esclarecer questões referentes a natureza dos robôs e fornecer fundamentos básicos sobre o desenvolvimento na área de robótica do ponto de vista da inteligência artificial.

Para isso, conceitos importantes, como os paradigmas da robótica, arquiteturas e os problemas da navegação serão introduzidos.

2.1 Robôs e Robôs Inteligentes

A maioria das pessoas, quando pensa em robôs, logo imagina um dispositivo mecatrônico e antropomórfico (semelhante ao homem). Porém, um robô não precisa obrigatoriamente ter essas duas características.

Na peça de Karel Capek chamada R.U.R. (*Rossum's Universal Robots*), de 1921, na qual o termo “robô” se tornou popular, um inventor criou uma raça de trabalhadores feitos de um repositório de partes biológicas ao invés de mecânicas e eletrônicas (Murphy, 2000).

Inúmeras implementações de robôs semelhantes a carros, aviões, aspiradores de pó, entre outros, mostram que há uma tendência em projetar o formato dos robôs de acordo com a função que o mesmo desempenha e não simplesmente baseá-lo no formato de seres humanos.

Muitas vezes, espera-se que além do formato, o robô tenha um modo de raciocínio semelhante ao do ser humano. No entanto, não é necessário ao robô “pensar” como o homem para que ele possa desempenhar alguma função bem estabelecida.

Mas o que são robôs? Para responder a esta pergunta, devemos analisar primeiramente o contexto no qual ela foi proferida, pois no início da década de 60, houve uma divisão no caminho evolutivo da área. Uma linha de pesquisadores

seguir o caminho da robótica industrial, enquanto outros dedicaram-se à criação de robôs para o programa espacial (na maioria, exploradores planetários).

O esforço no desenvolvimento de robôs industriais concentrou-se no projeto de braços robotizados para aplicações de manufatura. Para estas aplicações, o importante é ter precisão e repetição nas linhas de montagem, que são ambientes altamente estruturados onde é possível garantir ao robô que se ele foi programado para pegar uma peça na coordenada x,y,z , quando ele executar esta ação, a peça estará lá.

Desta forma, muitos destes robôs são programados para realizar uma série de movimentos muito bem definida, e eles os fazem sem precisar monitorar ou representar o ambiente, e sem a mínima necessidade de “inteligência”.

Neste contexto, segundo Arkin (1998), a *Robotics Industry Association* (RIA), define:

“Um robô é um manipulador re-programável e multifuncional projetado para mover material, peças, ferramentas, ou dispositivos especializados por meio de movimentos variáveis programados para a realização de uma variedade de tarefas.”

Porém esta definição não se aplica ao outro ramo da divisão ocorrida no caminho evolutivo da robótica. Esta outra linha de pesquisa evoluiu da simples teleoperação (robôs controlados manualmente a distância) para a construção de robôs autônomos, dando origem a um nova subárea da robótica, chamada “*AI Robotics*”, que visa a pesquisa e o desenvolvimento de robôs inteligentes. Uma definição de robô inteligente foi dada por Murphy (2000):

“Um robô inteligente é uma criatura mecânica que pode funcionar autonomamente.”

Ele é inteligente pois não realiza tarefas de modo repetitivo e pré-determinado. Funcionar autonomamente significa que ele pode operar de modo auto-contido, e, sobre condições razoáveis, sem recorrer a um operador humano. A grande maioria dos robôs inteligentes faz parte do grupo dos robôs móveis, que são robôs dotados de capacidades de locomoção.

Como o presente trabalho faz parte do ramo “*AI Robotics*”, deste ponto em diante, quando falarmos em robótica, estamos falando em robótica do ponto de vista da IA (Inteligência Artificial).

Figura 2.1: Paradigma Hierárquico

2.2 Paradigmas da Robótica

Um paradigma é uma filosofia ou conjunto de concepções e/ou técnicas que caracterizam uma abordagem a uma classe de problemas. Um paradigma robótico caracteriza a forma em que a “inteligência” pode ser estruturada em robôs. Três primitivas básicas e a forma de sua organização, diferenciam os paradigmas da robótica, são elas: SENTIR, PLANEJAR e AGIR. A SENTIR diz respeito às tarefas relacionadas com a recuperação de informações do ambiente em que o robô está inserido, por meio de seus sensores. A PLANEJAR está relacionada ao processo de receber informações e a partir delas, produzir tarefas a serem conduzidas pelo robô. Por fim, AGIR produz comandos diretamente aos atuadores do robô (motores ou quaisquer dispositivos que modifiquem ativamente o ambiente).

Até o momento, existem três paradigmas robóticos, o Hierárquico, o Reativo e o Híbrido Reativo / Deliberativo. A seguir, cada um deles será descrito de forma sucinta Murphy (2000).

2.2.1 Paradigma Hierárquico

O paradigma hierárquico foi o primeiro paradigma robótico. Neste, as primitivas robóticas estão organizadas da seguinte maneira. Primeiro é realizada a primitiva SENTIR, que obtém dados dos sensores e os integra em um modelo de mundo global. Em seguida, a primitiva PLANEJAR é executada, a qual irá interpretar o modelo de mundo global e fornecer tarefas à primitiva AGIR que irá comandar os módulos de controle de baixo nível do robô. Essa organização, que pode ser observada na Figura 2.1, é cíclica, ou seja, após agir, o robô reiniciará o ciclo, sentindo, planejando e então agindo novamente.

O principal problema desse paradigma é o tempo de resposta. Os processos de criação de modelos de mundo complexos e de planejamento são computacionalmente caros, e como nesse paradigma as primitivas estão organizadas sequencialmente, o robô deve esperar o término de todo o ciclo para “sentir” o ambiente e identificar se suas ações foram realizadas corretamente assim como as mudanças causadas por outros agentes.

Um dos primeiros robôs móveis da IA foi Shakey (Shanahan, 1999). Ele segue o

Figura 2.2: Paradigma Reativo

paradigma hierárquico. Ele representa bem este paradigma pois tem a percepção do mundo totalmente separada da ação. Ele usa um planejador chamado STRIPS, o qual utiliza a análise meios-fins para inferir ações tomando como entrada um modelo simbólico do mundo obtido anteriormente ao planejamento.

2.2.2 Paradigma Reativo

Analisando estudos de psicólogos sobre o comportamento de animais, os roboticistas criaram um novo paradigma, o paradigma reativo. Nele, como pode ser observado na Figura 2.2, a primitiva PLANEJAR foi completamente eliminada com intuito de fazer um mapeamento direto entre percepção e ação.

O paradigma reativo é orientado a comportamentos. Comportamentos podem ser vistos como “elos” que ligam a percepção à ação. Também podem ser vistos como unidades básicas a partir das quais sistemas complexos podem ser desenvolvidos pela integração de partes simples.

O comportamento geral do robô é alcançado por meio da combinação de vários comportamentos independentes. Essa independência implica em que as primitivas SENTIR e AGIR são locais a cada comportamento. Desta forma, vários comandos motores independentes são gerados e devem ser integrados de algum modo como veremos na Seção 2.3 na página oposta.

Modelos de mundo são expressamente proibidos no paradigma reativo. Robôs devem mapear suas ações a percepções obtidas diretamente de seus sensores. Segundo Brooks (1991), um dos mais importantes defensores da abordagem reativa:

“O melhor modelo do mundo é ele próprio.”

2.2.3 Paradigma Híbrido Reativo/Deliberativo

Apesar do sucesso alcançado com o paradigma reativo demonstrado por implementações de comportamentos, como desviar de obstáculos e seguir metas simples usando percepção orientada à ação, muitos roboticistas perceberam que o paradigma reativo não resolveria todos os problemas. Muitas tarefas requerem que os robôs tenham uma certa memória de uma representação de mundo, como por exemplo o mapeamento e a localização, tarefas cruciais para que um robô possa navegar de forma autônoma por longas distâncias e grandes períodos de tempo.

Figura 2.3: Paradigma Híbrido

O paradigma híbrido é capaz de unir os dois paradigmas anteriores de forma a não tornar os robôs lentos como no paradigma hierárquico, e ainda assim realizar planejamentos que possuem alto custo computacional.

Como pode ser visto na Figura 2.3, a primitiva PLANEJAR está presente, porém não mais ligada seqüencialmente com as outras. Neste paradigma, a organização é do tipo PLANEJAR, SENTIR-AGIR. Isso significa que o planejamento é feito em um passo e então sentir e agir são realizados juntos. Portanto, o planejamento não faz parte do ciclo de percepção-ação, interagindo nessa organização somente quando tem algum resultado relevante de seus planejamentos.

O planejador pode ser usado, dentre outras coisas, para definir a tarefa que a parte “reativa” irá realizar e para escolher quais são os comportamentos que devem estar ativos para a próxima tarefa.

2.3 Arquiteturas Robóticas

“Arquitetura robótica é a disciplina dedicada ao projeto de robôs altamente específicos e individuais de uma coleção de blocos de construção de software comuns.” (Arkin, 1998)

Após escolher um paradigma para a construção de um sistema robótico, o próximo passo é escolher (ou desenvolver) uma arquitetura.

Para facilitar este processo, é interessante conhecer diversas arquiteturas pois elas podem servir tanto como um modelo quanto um auxílio à compreensão do significado dos paradigmas.

A seguir serão apresentados exemplos de arquiteturas robóticas de cada um dos três paradigmas descritos anteriormente (Murphy, 2000).

2.3.1 Nested Hierarchical Controller (Paradigma Hierárquico)

O NHC (*Nested Hierarchical Controller*) tem nitidamente separadas as primitivas SENTIR, PLANEJAR e AGIR. Primeiramente, o robô colhe informações de seu ambiente e as integra em um modelo de mundo que pode conter também um

conhecimento a priori sobre o ambiente. Após a criação ou atualização do modelo de mundo, o robô pode então planejar. O planejamento no NHC é dividido em três módulos, o planejador da missão, o navegador e o piloto. O planejador da missão pode receber uma missão do operador do robô, ou criar uma para si próprio. Essas missões tem um alto nível de abstração, como por exemplo: “pegar uma caixa na sala ao lado”. É função do planejador da missão expressar as missões de forma que os módulos inferiores a ele entendam. O navegador recebe essa missão e traça um caminho do robô até a meta composto de uma série de segmentos de reta que ele passa ao piloto, um de cada vez. O piloto por sua vez recebe um segmento e determina quais ações ele deve realizar para alcançar a meta e as passa ao controlador de baixo nível, que as traduz em sinais de controle.

O interessante desta arquitetura é a decomposição do planejamento. No caso de obstáculos entrarem no caminho do robô, não é necessário refazer o planejamento todo. Após o controlador de baixo nível ter enviado sinais aos atuadores, o robô lê novamente as medidas de seus sensores e atualiza seu modelo de mundo. Uma vez que o robô já tem um plano, não é necessário executar nem o planejador da missão e nem o navegador. O piloto pode acessar diretamente o modelo de mundo para descobrir se o robô se desviou de seu caminho (caso isto ocorra ele gerará novos comandos ao controlador de baixo nível), se ele atingiu o fim do segmento do caminho passado pelo piloto (neste caso ele receberá um novo segmento do navegador), ou se ele encontrou um obstáculo, fazendo com que o piloto passe o controle ao navegador o qual por sua vez irá calcular um novo conjunto de segmentos que contornem o problema.

O problema desta decomposição é que ela só é adequada para tarefas de navegação, não fazendo muito sentido para outras tarefas.

2.3.2 *Subsumption (Paradigma Reativo)*

As diferenças entre as diversas arquiteturas do paradigma reativo estão principalmente na forma como organizam e combinam seus comportamentos independentes para gerar seu comportamento geral.

Na arquitetura *Subsumption* (Arkin, 1998), os comportamentos são organizados em camadas. A combinação deles é feita de duas maneiras: por inibição ou por supressão. Na inibição, o comportamento inibidor substitui a saída do inibido. Na supressão, o comportamento supressor substitui a entrada do suprimido pela saída do supressor. Na Figura 2.4 na página oposta, todas as combinações são do tipo inibidor. A seguir, é demonstrado um exemplo do que esta configuração faz.

O comportamento geral fará com que o robô permaneça vagando até que encontre um obstáculo, quando então o comportamento “Evitando” inibirá o “Va-

Figura 2.4: Exemplo da Arquitetura *Subsumption*

gando” e evitará que o robô bata em um obstáculo. Quando não houver mais obstáculos, “Vagando” voltará a ter o controle. Se o comportamento “Recolher” sentir um objeto determinado, ele inibirá os comportamentos “Evitando” e “Vagando” e recolherá o objeto. Assim que o comportamento “Retornar” sentir que o robô tem um objeto, ele inibirá todos os outros e voltará ao ponto de partida. É importante observar que neste caso, “Retornar” deve saber como desviar de objetos.

2.3.3 Saphira (Paradigma Híbrido)

Essa arquitetura híbrida explora três áreas chave, coordenação, coerência, e comunicação. Leva-se em consideração o fato de que um robô deve coordenar seus atuadores e sensores, mas também deve coordenar seus objetivos globais de longo prazo. Coerência, neste contexto, é a habilidade de manter modelos de mundo globais. E a comunicação é importante pois robôs devem interagir com seres humanos e com outros robôs.

A maior parte da arquitetura está concentrada no planejamento. Ela usa um tipo de planejador reativo chamado PRS-lite (*Procedure Reasoning System-lite*). Este planejador é capaz de receber comandos em linguagem natural e operacionalizá-los por meio de tarefas de navegação e rotinas de percepção.

Tanto o planejamento quanto a execução dependem do LPS (*Local Perceptual Space*) que é um modelo de mundo global. A maior parte do processamento nesta arquitetura é devotado a manter este modelo fiel à realidade.

A parte reativa desta arquitetura consiste em comportamentos que recebem como entrada medidas de “sensores virtuais” extraídas do modelo de mundo global.

2.4 Navegação

Tarefas sofisticadas requerem que um robô móvel construa mapas e use-os para se deslocar (Kortenkamp et al., 1998). A navegação de robôs móveis é realizada

basicamente por meio de três tarefas: localização, mapeamento e planejamento de trajetória, as quais são definidas a seguir.

2.4.1 Localização

Para operar de forma autônoma, robôs móveis precisam saber onde se encontram. Localização (comumente referida por estimativa de posição ou controle de posição) é o processo de determinar e manter o controle da posição de um robô móvel relativo a seu ambiente. Localização precisa é um requisito chave para a navegação em ambientes de larga escala, particularmente quando modelos globais são usados, como mapas, desenhos, descrições topológicas e modelos CAD (Thrun, 1998a).

Atualmente, os sistemas de robôs móveis de sucesso utilizam localização (Borenstein et al., 1996; Kortenkamp et al., 1998). Ocasionalmente, localização tem sido referida como o problema fundamental para dar capacidades autônomas a robôs móveis (Cox and Wilfong, 1990).

O tópico de localização de robôs móveis será tratado com maior profundidade no Capítulo 3.

2.4.2 Mapeamento

O mapeamento consiste na tarefa de criar um modelo do ambiente do robô por meio da integração de diversas leituras de seus sensores. O principal problema do mapeamento está no ruído e no erro introduzidos por seus sensores. Se o robô pudesse sempre saber corretamente sua localização e seus sensores fossem livres de ruído, a tarefa de mapeamento seria trivial. Porém, neste ponto, entramos em um “*deadlock*” pois para realizar localização é necessário um mapa, e para criar um mapa é necessário saber a posição do robô.

O processo de construção de mapas pode ser considerado como dois tópicos distintos. O robô tem que interpretar as leituras de seus sensores de forma a fazer deduções precisas sobre o estado de seu ambiente. Este é o problema de “criação de mapas”. Ele tem que escolher pontos de vista de modo que as medidas dos sensores contenham informações úteis e novas. Este é o problema de “exploração” (Lee, 1996).

2.4.3 Planejamento de Trajetória

O problema do planejamento de trajetória consiste em dados a posição atual do robô e sua meta, descobrir qual é o melhor caminho até a meta. Além disso, deve-se garantir que, durante o deslocamento do robô em direção a meta, o robô irá desviar de possíveis obstáculos não previstos. As questões sobre o

2.5 *Considerações Finais*

planejamento de trajetória serão discutidas no Capítulo 5.

2.5 *Considerações Finais*

Neste capítulo, foi feita uma revisão de vários conceitos que são indispensáveis a qualquer pesquisador que se interesse pela área *AI Robotics*. Os temas abordados aqui visam dar a base teórica necessária para a compreensão dos próximos capítulos.

Os conceitos apresentados neste capítulo foram utilizados na implementação do sistema de navegação descrito no Capítulo 6.

Localização de Robôs Móveis

Localização de Robôs Móveis, ou simplesmente localização, é uma tarefa que consiste em estimar a posição de um robô em seu ambiente por meio de informações de seus sensores. Para isso, o robô deve ter, a priori, um mapa do ambiente, o qual pode ser construído automaticamente (pelo robô) ou manualmente (por seres humanos, usando ferramentas de CAD¹, por exemplo).

O objetivo desse capítulo é dar uma visão geral sobre esse tema e para isso foi organizado da seguinte forma. Na Seção 3.1, o problema de localização será dividido em categorias que ajudam a identificar o grau de abrangência de suas diferentes abordagens. Na Seção 3.2 na página 17 será apresentado um método de localização que vem sendo muito pesquisado nos últimos anos e cujos resultados tem se mostrado muito satisfatórios, denominado Localização de Markov. Esse método foi desenvolvido inicialmente para ambientes estáticos (na Seção 3.1.2 na próxima página serão descritos os ambientes estáticos e dinâmicos). Na Seção 3.2.2 na página 21, será descrita a extensão desse método para ambientes dinâmicos segundo a abordagem de Fox et al. (1998a). Por fim, serão feitas algumas considerações sobre o capítulo.

3.1 Categorias do Problema de Localização

Existem várias abordagens entre os métodos que resolvem o problema de localização. Uma possível categorização as divide em quatro dimensões: 1) locais ou globais; 2) para ambientes estáticos ou dinâmicos; 3) ativas ou passivas; 4) um único robô ou múltiplos robôs (Thrun et al., 2000b). A seguir, as diferenças entre elas serão brevemente descritas.

¹Ferramenta de projeto auxiliado por computador

3.1.1 Métodos Locais Versus Globais

As abordagens locais para o problema de localização exigem que se tenha a posição inicial exata do robô a priori, pois elas somente são capazes de compensar os erros odométricos² para manter coerente a informação da localização do robô. Ou seja, elas não conseguem recuperar a posição do robô se ela for perdida devido à falhas.

As abordagens globais são mais robustas. Elas podem estimar a posição de um robô mesmo sem nenhuma informação a priori sobre sua localização. Outra vantagem das abordagens globais é a sua capacidade de se recuperar de falhas. Algumas podem até mesmo tratar um tipo especial de falha conhecido como o “problema do robô seqüestrado”, no qual o robô é retirado de seu local e posicionado em um outro sem que ele seja informado sobre esta manobra. Este problema é mais complexo do que a localização global sob total incerteza, pois neste caso, ao invés de não ter informações sobre sua posição, ele possui uma informação errônea.

3.1.2 Ambientes Estáticos Versus Dinâmicos

Um ambiente estático é aquele em que o único objeto que se move é o robô. Todos os outros objetos que os sensores do robô podem detectar estão representados no mapa. Em contraste, os ambientes dinâmicos podem possuir vários objetos móveis e não presentes no mapa.

A maioria dos métodos de localização pode lidar apenas com ambientes estáticos, ou ambientes com poucos elementos dinâmicos, os quais são tratados como ruído. Porém, existem abordagens, como a proposta por (Fox et al., 1998a), que usam filtros para eliminar as leituras de sensores que possuam alta probabilidade de representar objetos dinâmicos. Dessa forma, pode-se usar métodos para ambientes estáticos, mesmo em locais altamente populosos como museus e bibliotecas. O funcionamento destes filtros será descrito na Seção 3.2.2 na página 21.

3.1.3 Métodos Passivos Versus Ativos

A localização passiva trata exclusivamente da estimativa da posição do robô baseando-se em um fluxo de dados provenientes de sensores. Nesta abordagem, a movimentação do robô e a direção de seus sensores não podem ser controladas pela tarefa de localização. Em métodos ativos, a rotina de estimativa de posição tem o controle total ou parcial do robô, provendo uma oportunidade de melhorar

²erro odométrico é um erro causado por imperfeições mecânicas que fazem com que sensores introspectivos (e.g. sensores que medem a rotação de rodas) não consigam rastrear com precisão as distâncias percorridas por um robô (Everett, 1995).

a eficiência e a robustez da localização. As principais questões em aberto das abordagens ativas são “para onde se mover” e “para onde olhar” de forma a melhor localizar o robô (Fox et al., 1998b).

3.1.4 Um Único Robô Versus Múltiplos Robôs

A abordagem mais comumente usada é a que envolve um único robô. Ela é conveniente, pois todos os dados são coletados em uma única plataforma e não existem problemáticas decorrentes de comunicação. Porém, em times de robôs, os métodos de localização que não ignoram o fato de existirem múltiplos robôs oferecem a vantagem de que o conhecimento de um robô pode ser usado para influenciar a crença de outro. Por exemplo, um robô X que sabe apenas que se encontra próximo a uma porta possui várias hipóteses sobre sua posição (cada hipótese corresponde a um lugar próximo a uma porta). Se X for detectado por outro robô Y que sabe exatamente sua própria posição, X poderá eliminar as falsas hipóteses baseando-se em informações fornecidas por Y.

3.2 Localização de Markov

Localização de Markov é um método probabilístico. Ele mantém múltiplas hipóteses sobre a posição do robô. Cada hipótese possui um peso associado que é um fator probabilístico numérico. A ideia principal é calcular uma distribuição de probabilidades sobre todos os possíveis locais do ambiente.

Nesta seção, será descrito o algoritmo básico desse método (Fox et al., 1998a) que tem sido aplicado com muito sucesso em diversos trabalhos (Simmons et al., 1997; Fox et al., 1999; Thrun et al., 2000a; Olson, 2000).

Seja $l = \langle x, y, \theta \rangle$ uma posição no espaço de estados, no qual x e y são coordenadas cartesianas do robô e θ é a orientação do mesmo. A distribuição $Bel(l)$ sobre todos os locais l expressa a crença subjetiva que o robô tem em estar na posição l . Se a posição inicial é conhecida, $Bel(l)$ é centrada na posição correta. caso contrário, ela é uniformemente distribuída para refletir essa incerteza. Assim que o robô inicia sua operação, $Bel(l)$ é refinada de modo incremental.

A Localização de Markov aplica dois modelos probabilísticos diferentes para atualizar $Bel(l)$: um modelo de ação para incorporar os movimentos do robô; e um modelo perceptual para atualizar a crença baseando-se na entrada sensorial.

A movimentação do robô é modelada pela probabilidade condicional $p(l | l', a)$ que especifica a probabilidade de que uma ação a , quando executada em l' , leve o robô para l . $Bel(l)$ é então atualizada de acordo com a fórmula geral proveniente

do domínio das cadeias de Markov, dada por:

$$Bel(l) \leftarrow \sum_{l'} p(l | l', a) \cdot Bel(l'). \quad (3.1)$$

O termo $p(l | l', a)$ representa um modelo da cinemática do robô. Na implementação proposta por Fox et al. (1998a), foi assumido que os erros de odometria são normalmente distribuídos.

As leituras dos sensores são integradas de acordo com uma fórmula de atualização Bayesiana. Seja s uma leitura de sensor e $p(s | l)$ a probabilidade de se perceber s dado que o robô está na posição l , então $Bel(l)$ é atualizada de acordo com a regra:

$$Bel(l) \leftarrow \alpha p(s | l) Bel(l), \quad (3.2)$$

na qual α é um fator de normalização que garante que $Bel(l)$ totalize 1 sobre todo l .

Ambos os passos de atualização são aplicáveis apenas se o problema for *Markoviano*, ou seja, se as leituras de sensores passadas forem condicionalmente independentes de leituras futuras dada a localização do robô. Desse modo, a hipótese de Markov assume que o mundo é estático. Apesar de na prática essa abordagem ter sido aplicada até mesmo em ambientes que continham pessoas e que desta forma violavam a hipótese de Markov, os experimentos reportados em (Fox et al., 1998a) mostram que ela não se adequa bem a ambientes densamente povoados.

Uma das formas de resolver esse problema consiste na aplicação de filtros que selecionam quais leituras dos sensores serão utilizadas efetivamente na localização. O intuito é eliminar as leituras influenciadas por objetos dinâmicos. Na Seção 3.2.2 na página 21 serão descritos os dois filtros propostos por Fox et al. (1998a).

3.2.1 Questões de Implementação

Existem diversas formas de se implementar a técnica de Localização de Markov. Elas diferem principalmente em três pontos: a representação da crença do robô; nos procedimentos de atualização da crença; e nos modelos probabilísticos de ação e percepção.

A seguir serão descritas, de forma extremamente sucinta, algumas implementações. Serão focalizados principalmente os aspectos de representação e atualização da crença, sem explicar em detalhe seu funcionamento.

Além disso, possui uma alta precisão quando usando granularidade fina. Porém, ele possui altos requisitos de memória e tempo de processamento.

Localização Monte Carlo

O algoritmo de Monte Carlo (Algoritmo 3.1), representa a crença $Bel(s)$ por um conjunto de amostras s associadas a um fator numérico de importância p . Esse fator indica a probabilidade da amostra ser relevante para a determinação da posição do robô. A crença inicial é obtida gerando-se aleatoriamente N amostras da distribuição prévia $P(s_o)$, e atribuindo-se o fator de importância uniforme N^{-1} para cada amostra.

Leituras de sensores o e ações a são processadas em pares. Monte Carlo constrói uma nova crença repetindo a seguinte sequência de “suposições”: primeiro, um estado aleatório s é gerado a partir da crença atual, sob consideração dos fatores de importância. Para aquele estado s , Monte Carlo supõe um novo estado s' de acordo com o modelo de ação $P(s' | a, s, m)$ no qual m contém os dados do mapa. O fator de importância para esse novo estado s' recebe um valor proporcional à consistência perceptual desse estado, como medido por $P(o | s, m)$. A nova amostra, juntamente com seu fator de importância, é memorizada e o laço básico é repetido. A geração de amostras é finalizada quando a soma total dos fatores de importância exceder um limite p_{max} , ou quando o próximo par $\langle o, a \rangle$ chega. Finalmente, os fatores de importância são normalizados e o método de Monte Carlo retorna o novo conjunto de amostras definido como a crença corrente.

Algoritmo 3.1 Localização Monte Carlo(S, a, o) (Thrun et al., 2000b)

```

1:  $S' \leftarrow \emptyset$ 
2:  $p_{sum} \leftarrow 0$ 
3: enquanto  $p_{sum} < p_{max}$  faça
4:   crie uma amostra aleatória  $\langle s, p \rangle$  de  $S$  de acordo com  $p_1, \dots, p_N$ 
5:   gere um  $s'$  aleatório de acordo com  $P(s' | a, s, m)$ 
6:    $p' \leftarrow P(o | s', m)$ 
7:   adicione  $\langle s', p' \rangle$  a  $S'$ 
8:    $p_{sum} \leftarrow p_{sum} + p'$ 
9: fim-enquanto
10: normalize os fatores de importância  $p$  em  $S'$ 
11: retorne  $S'$ 

```

Uma desvantagem desse método é a de que ele possui uma tendência a descartar hipóteses corretas e às vezes não se recupera de falhas de localização global (não resolvendo o problema do robô sequestrado). Felizmente, essa deficiência pode ser facilmente resolvida adicionando amostras aleatórias, matematicamente justificadas, assumindo que o robô pode ser sequestrado com uma pequena probabilidade.

Localização por Filtros de Kalman

Localização por filtros de Kalman é um caso especial de Localização de Markov que usa Gaussianas para representar a crença do robô e as equações de atualização dos filtros de Kalman.

A seguir falaremos apenas das vantagens e desvantagens desta técnica. As equações de atualização, juntamente com uma explicação sobre filtros de Kalman podem ser encontradas em (Thrun et al., 2000b).

A vantagem deste método é a sua extrema eficiência, podendo estimar rapidamente a posição do robô. Porém, ela possui uma série de desvantagens listadas a seguir:

- necessidade de modelos de erro gaussianos o que restringe sua aplicação a problemas específicos.
- realiza apenas o rastreamento de posição, não podendo executar a localização global e nem resolver o problema do robô sequestrado.
- não pode lidar com dados puros. Ao invés disto, necessita que características apropriadas sejam extraídas.

Localização Baseada em Grids

Esse tipo de localização representa o espaço de estados por uma divisão métrica de um mapa. Divide-se o mapa em um plano quadriculado no qual cada célula representa uma possível posição do robô.

A representação pode ter granularidade fina ou grossa. A granularidade diz respeito ao tamanho das células usadas no mapa. Nesse caso, há uma troca entre desempenho e precisão. Enquanto a granularidade fina (células pequenas) é mais precisa, a grossa é mais econômica em termos de memória e tempo de processador.

Dependendo do tamanho do ambiente e da granularidade, essa abordagem se torna intratável pelos processadores atuais. Para resolver este problema, existe uma técnica chamada “atualização seletiva”. Normalmente, a massa probabilística reside em um aparentemente pequeno número de células, pois a grande maioria possui probabilidade 0 ou próxima de 0. Baseando-se nesta propriedade, a “atualização seletiva” atualiza apenas as células que possuem uma alta probabilidade associada. Esta estratégia aumenta a eficiência em várias ordens de magnitude com um impacto mínimo na confiabilidade.

Sumarizando as vantagens e desvantagens, pode se dizer que esse método é capaz de realizar localização global e trata o problema do robô sequestrado.

Em contrapartida, ele possui uma série de vantagens sobre os outros métodos até então citados. São elas:

- Extremamente eficiente, pois a computação tem seu foco em regiões de alta probabilidade.
- Mais fácil de implementar do que as abordagens de Localização de Markov alternativas.
- Robusto a ruídos e a mudanças que afetem a disponibilidade de recursos computacionais.
- Capacidade de se adaptar aos recursos. Adaptando o número de amostras, a qualidade da solução depende dos recursos computacionais disponíveis. Ao trocar o processador do robô por um mais rápido, Monte Carlo pode utilizar estes recursos adicionais sem alterações no código fonte.

3.2.2 Filtros

Agora que entendemos a técnica Localização de Markov e vimos algumas de suas implementações, podemos explicar como ela pode ser usada em ambientes dinâmicos sem violar a hipótese de Markov. Como mencionado anteriormente, Fox et al. (1998a) propôs dois filtros para eliminar leituras indesejáveis causadas por objetos dinâmicos. A seguir esses dois filtros serão descritos.

Filtro de Entropia

A entropia é uma medida de incerteza: quanto maior a entropia, maior a incerteza do robô sobre sua posição. A entropia $H(l)$ de uma distribuição sobre l é definida por:

$$H(l) = - \sum_l Bel(l) \log Bel(l). \quad (3.3)$$

O filtro de entropia mede a mudança relativa de entropia causada pela incorporação de uma leitura de sensor na crença $Bel(l)$. Seja s a medida de um sensor. A mudança de entropia da distribuição $Bel(l)$ dado s é definida por:

$$\Delta H(l | s) = H(l) - H(l | s). \quad (3.4)$$

Uma mudança negativa de entropia indica que após a incorporação de s , o robô diminui sua certeza sobre sua posição e uma mudança positiva indica um aumento na certeza.

Figura 3.1: Probabilidade $p_n(d_i | l)$ de que a leitura s_i seja mais curta do que o esperado. (Fox et al., 1998a)

Um exemplo de heurística a ser usada com o filtro de entropia é o de utilizar apenas medidas s para as quais $\Delta H(l | s) \geq 0$. Desta forma, esse filtro torna a percepção do robô altamente seletiva pois considerará apenas medidas que confirmem a crença atual.

Uma grande vantagem do filtro de entropia é a de poder ser usado com qualquer tipo de sensor. Porém, ele causa um efeito colateral. O tempo gasto para que o robô se recupere de um erro de localização (e.g. o problema do robô sequestrado) é elevado, pois o filtro irá eliminar a maioria das medições corretas, já que elas não confirmam a crença atual que é incorreta.

Filtro de Novidade

O filtro de novidade, ao contrário do de entropia, é projetado especificamente para sensores de proximidade. Este filtro seleciona as leituras dos sensores de acordo com um grau de “novidade”. Uma medida s é considerada “nova” para o robô, se ela for refletida por um obstáculo não representado no mapa. Em leituras de proximidade, este caso só pode ser detectado se a medida for mais curta do que o esperado.

O filtro então remove as medidas de proximidade que possuem probabilidade maior do que λ de serem mais curtas do que o esperado. Suponha que $d_1, \dots, d_n$ é um conjunto discreto de possíveis distâncias medidas por um sensor de proximidade. Seja $p(d_j | l)$ a probabilidade de se medir d_j se o sensor detectar o próximo obstáculo no mapa. A probabilidade de d_i ser mais curta do que o esperado $p_n(d_i | l)$ é calculada pela seguinte equação:

$$p_n(d_i | l) = 1.0 - \sum_{j \leq i} p(d_j | l). \quad (3.5)$$

3.3 Considerações Finais

A distribuição que descreve a medida esperada, juntamente com a distribuição para sensores de proximidade (linha tracejada) dada a distância o_1 para o próximo obstáculo, é ilustrada na Figura 3.1 na página anterior.

Para lidar com situações nas quais não se sabe a posição do robô com absoluta certeza, a média de todos os possíveis locais é usada para obter a probabilidade de d_i ser mais curta do que o esperado, como mostra a seguinte equação:

$$p_n(d_i) = \sum_l p_n(d_i | l) Bel(l). \quad (3.6)$$

O método de seleção do filtro de novidade consiste em excluir todas as medidas d que tenham $p_n(d) > \lambda$.

A diferença entre os dois filtros está no fato de que o filtro de entropia sempre tenta confirmar a crença atual do robô (estando ela correta ou não) enquanto o filtro de novidade permite a incorporação de medidas não alinhadas com a crença atual (especialmente medidas muito longas).

3.3 Considerações Finais

Neste capítulo, foram apresentadas as principais categorias de algoritmos de localização. Foi mostrado também, que um eficiente sistema de localização capaz de resolver os problemas de localização global em ambientes dinâmicos pode ser implementado usando a técnica Localização de Markov em conjunto com filtros de entropia ou de novidade. Apesar disso, os filtros não são essenciais se o ambiente for moderadamente dinâmico. Em nossos experimentos, não empregamos nenhum dos filtros e mesmo em ambientes dinâmicos a performance da localização não se degradou significativamente.

Mapeamento

Como já mencionado anteriormente, para que um robô possa se locomover de forma autônoma em ambientes não estruturados é necessário que ele saiba a cada instante sua localização. Isso pode ser alcançado utilizando os métodos descritos no Capítulo 3. Porém, esses métodos requerem a existência de um mapa do ambiente, que pode ser difícil de se construir manualmente caso não haja um disponível. Nesse capítulo será exposto um método para realizar o mapeamento automático de ambientes, a partir dos dados providos pelos sensores do robô.

O processo de mapeamento de ambientes pode ser dividido em duas tarefas: síntese do mapa e exploração. A síntese do mapa é uma tarefa passiva do ponto de vista do controle. Ele consiste em dadas as observações do ambiente, construir uma representação do mesmo. A exploração é um processo ativo que visa controlar o robô de forma que ele “visualize” com seus sensores todas as partes do ambiente.

Os mapas gerados por métodos de mapeamento automático possuem várias vantagens sobre a confecção manual e sobre a aquisição por modelos CAD¹ ou plantas de projetos arquitetônicos:

- Mudanças no ambiente: O ambiente do robô muda com o tempo. Deste modo, torna-se difícil manter um mapa preciso manualmente.
- Relacionando o Mapa aos Sensores: É difícil para um usuário prever quais características do mundo serão facilmente reconhecíveis pelos sensores do robô. Quando é utilizado um sensor de varredura de distâncias baseado em raio laser, dependendo da altura em que ele for instalado no robô, o mapa

¹Modelos gerados com ferramentas de projeto auxiliado por computador

que representa as características identificáveis por ele poderá ser diferente para cada altura. Um mapa provido pelo usuário pode então ser de pouco valor.

- **Nível de Detalhe:** Para alguns propósitos, o nível de detalhe requerido pode ser mais alto do que o que pode ser obtido por meio de um projeto arquitetônico. Por exemplo, num projeto arquitetônico pode estar especificado o local de uma mesa, já no mapa gerado automaticamente, se o sensor do robô está abaixo da altura da mesa, cada um dos pés da mesa serão representados.

Nas seguintes Seções, serão descritos os tipos de mapas comumente utilizados em métodos automáticos de mapeamento e o método utilizado neste trabalho.

4.1 Tipos de Mapas

Pesquisas recentes produziram dois paradigmas fundamentais para a modelagem de ambientes fechados para robôs: o métrico (*grid-based*) e o topológico. Abordagens métricas, como as propostas por Borenstein and Koren (1991) entre outros, representam ambientes por malhas de células igualmente espaçadas entre si. Cada célula pode indicar a presença de um obstáculo na região correspondente no ambiente. Abordagens topológicas, representam os ambiente por grafos. Os nós nestes grafos correspondem a situações, lugares ou marcos distintos. Eles são conectados por arcos se existir um caminho direto entre eles (Thrun, 1998b).

Ambas abordagens possuem pontos fortes e fracos. As métricas permitem uma fácil construção e manutenção de mapas em ambientes amplos. Elas eliminam as ambiguidades de locais distintos baseando-se na posição geométrica do robô. A posição do robô é estimada incrementalmente, baseando-se nas informações odométricas providas pelas leituras dos sensores. Desse modo, as abordagens métricas normalmente usam um número ilimitado de leituras de sensores para determinar a posição do robô. Assumindo que a posição do robô pode ser rastreada precisamente, diferentes posições, para as quais as medidas dos sensores se parecem, têm suas ambiguidades naturalmente eliminadas. Locais fisicamente próximos são reconhecidos como tal, até mesmo quando as medidas dos sensores diferem (que é o caso dos ambientes dinâmicos onde, por exemplo, humanos podem bloquear os sensores).

Este não é o caso das abordagens topológicas. Abordagens topológicas determinam a posição do robô relativa ao modelo principalmente baseando-se em marcos. Por exemplo, se o robô atravessa dois lugares que se parecem, abordagens topológicas freqüentemente tem dificuldade em determinar se estes locais

4.1 Tipos de Mapas

são distintos ou não. Além disso, como a entrada sensorial normalmente depende fortemente do ponto de vista do robô, as abordagens topológicas tendem a falhar no reconhecimento de locais geometricamente próximos, mesmo em ambientes estáticos, tornando difícil a construção de mapas grandes, particularmente se a informação sensorial é altamente ambígua.

Por outro lado, as abordagens métricas sofrem por sua enorme complexidade de espaço e tempo. A resolução da malha devem ser fina o suficiente para capturar cada detalhe importante do mundo. A vantagem chave da representação topológica é a sua capacidade de compactação. A resolução dos mapas topológicos correspondem diretamente a complexidade do ambiente. A capacidade de compactação dos mapas topológicos os dá três vantagens chave sobre as métricas: (a) permitem realizar um planejamento rápido, (b) facilitam a interface com planejadores simbólicos e (c) provém interfaces mais naturais para instruções humanas (como: “vá para a sala A”). Já que as abordagens topológicas normalmente não requerem a exata determinação da posição geométrica do robô, elas freqüentemente se recuperam melhor de erros odométricos (erros que devem ser constantemente monitorados e compensados em abordagens métricas).

Lee (1996) classificou os tipos de mapas da seguinte maneira:

- Mapas de Locais Reconhecíveis: O mapa consiste em uma lista de locais que podem ser reconhecidos pelo robô de forma confiável. Nenhuma relação geométrica pode ser recuperada.
- Mapas Topológicos: Além dos locais reconhecíveis, o mapa guarda quais locais são conectados por caminhos atravessáveis. Conectividade entre locais visitados pode ser recuperada.
- Mapas Métrico-Topológicos: Este termo é usado para mapas nos quais distância e ângulo são adicionados à descrição do caminho. Informações métricas sobre os caminhos podem ser recuperadas.
- Mapas Totalmente Métricos: Os locais dos objetos são especificados em um sistema de coordenadas fixo. Informações métricas podem ser recuperadas sobre quaisquer objetos no mapa.

Nesse trabalho, os mapas utilizados são totalmente métricos e serão descritos na próxima seção.

4.2 Occupancy Grid

Nessa seção, é descrito um método para o mapeamento de ambientes que usa uma representação probabilística e reticulada da informação espacial chamada *Occupancy Grid*. Esse método trata do problema da construção de mapas consistentes a partir de sensores que apresentam ruído e outras incertezas.

O *Occupancy Grid* é um campo aleatório multidimensional que fornece estimativas dos estados das células em um espaço reticulado. A representação dos mapas no *Occupancy Grid* é uma matriz de ocupação multidimensional (tipicamente 2D ou 3D) que mapeia o espaço em células, onde cada célula armazena uma estimativa probabilística de seu estado. Os estados possíveis são ocupado ou livre (Elfes, 1989).

As estimativas do estado das células são obtidas por meio da interpretação das leituras de distâncias usando modelos probabilísticos dos sensores. Um procedimento de estimativa Bayesiano permite a atualização incremental do *Occupancy Grid* usando leituras realizadas por vários sensores sobre múltiplos pontos de vista.

A variável de estado associada a uma célula $m_{(x,y)}$ do *Occupancy Grid* é definida como uma variável aleatória discreta com dois estados, ocupada e vazia, denotadas OCC e EMP. Dessa forma, o *Occupancy Grid* corresponde a um campo aleatório de estados discretos e binários. Uma vez que os estados das células são exclusivos e exaustivos, $P(m_{(x,y)} = OCC) + P(m_{(x,y)} = EMP) = 1$.

Para interpretar os dados sensoriais (medidas de distâncias), é usado um modelo probabilístico do sensor $P(m_{(x,y)}|o^{(t)}, s^{(t)})$ que define a probabilidade de uma célula $m_{(x,y)}$ estar ocupada dados a observação do sensor $o^{(t)}$ e a posição do robô $s^{(t)}$. Esse modelo é utilizado em um procedimento de estimativa Bayesiano para determinar as probabilidades de estado das células do *Occupancy Grid*.

Partindo da estimativa atual do estado da célula $b^{(t-1)}(m_{(x,y)})$ baseado nas observações anteriores e dada uma nova observação $o^{(t)}$, a estimativa atualizada é dada por:

$$b^{(t)}(m_{(x,y)}) = 1 - \left(1 + \frac{P(m_{(x,y)}|o^{(t)}, s^{(t)})}{1 - P(m_{(x,y)}|o^{(t)}, s^{(t)})} \cdot \frac{1 - P(m_{(x,y)})}{P(m_{(x,y)})} \cdot \frac{b^{(t-1)}(m_{(x,y)})}{1 - b^{(t-1)}(m_{(x,y)})} \right)^{-1} \quad (4.1)$$

Nessa formulação recursiva, a estimativa anterior do estado da célula, $b^{(t-1)}(m_{(x,y)})$, serve como priori e é obtida diretamente do *Occupancy Grid*. Essa nova estimativa

Figura 4.1: Atualização do mapa por um dos raios projetados pelo sensor. O círculo representa o robô. A seta indica o raio. A parte em cinza claro no canto superior direito do mapa é um obstáculo.

é então armazenada no mapa.

Esse procedimento é realizado para cada célula que esteja no alcance perceptual do sensor. Em nossa implementação, utilizamos um sensor (SICK PLS) que faz uso de um raio laser para realizar suas medições. Como o raio laser é linear, nós atualizamos todas as células entre o ponto onde o raio encontrou um obstáculo até o ponto onde está o robô utilizando o algoritmo de conversão matricial de segmentos de reta de Bresenham (Foley et al., 1995) para determinar quais as células atualizar. A Figura 4.1 descreve a atualização do mapa referente a um único raio laser. Note que as células que o raio laser intercepta são atualizadas. As células em branco possuem alta probabilidade de estarem ocupadas e as em preto possuem alta probabilidade de estarem vazias. Note que, segundo o modelo probabilístico do sensor, as células mais próximas do ponto onde o raio laser identificou um obstáculo possuem probabilidades mais altas de ocupação do que as próximas ao robô.

Existe um caso especial em que esse procedimento não é utilizado. Quando o robô está sobre a célula, $b^{(t)}(m_{(x,y)}) = 0$ diretamente, pois temos certeza de que ela está livre.

Dessa forma, obtém-se um mapa que representa as probabilidades de ocupação de cada célula. Em nossa implementação, foi utilizado o mapa sem maiores transformações, porém, em algumas aplicações, é necessário um mapa determinístico, que pode ser obtido utilizando estimadores ótimos, como a regra de decisão máximo a posteriori (MAP) para atribuir estados discretos para as células (ocupada, vazia ou desconhecido).

4.3 *Occupancy Grid com Localização Monte Carlo*

O método *Occupancy Grid* por si só não alcança bons resultados em ambientes amplos pois supõe que as posições do robô são conhecidas. Utilizando apenas a informação odométrica do robô, o erro acumulado a medida que o robô se move é suficiente para que o método falhe em modelar corretamente o ambiente, não sendo capaz de apresentar uma representação útil para a tarefa de navegação como pode ser verificado na Figura 7.2 na página 48. Para que se possa tirar proveito de *Occupancy Grids* nessas condições devemos integrá-lo a algum método de localização.

Em nossa implementação optamos por utilizar o método de localização Monte Carlo. A abordagem para a integração se baseia na observação de que o sensor utilizado (SICK PLS) permite o mapeamento de parte do ambiente com o robô parado em uma única varredura. Desse modo, nossa abordagem intercala ciclos de mapeamento com ciclos de localização.

Inicialmente mapeia-se os primeiros sete metros do campo de “visão” imediatamente a frente do robô. Então, a cada metro que ele se desloca ou a cada 30 graus de rotação ele se localiza com base nesse trecho de mapa gerado. Como descrito na Seção 3.2.1 na página 20, o método de localização Monte Carlo mantém um conjunto de amostras associadas a um fator de importância referente a sua consistência perceptual. Com base na posição da amostra de maior fator de importância e a atual leitura do PLS, o mapa é atualizado seguindo a regra de atualização da Equação 4.1 na página 28. Esse processo é repetido até que se construa uma representação apropriada de todo o ambiente, sendo que o robô deve “visualizar” no mínimo uma vez todas as partes do ambiente em seu campo de visão de 180 graus. O Algoritmo 4.1 na página oposta descreve o laço de comandos que define esses passos.

Para mapear nossos corredores, a estratégia adotada foi a de levar o robô até o final de cada corredor, virar 180 graus e voltar. Na Figura 4.2 na próxima página, é mostrado um exemplo de exploração de ambientes para o mapeamento. Em cada posição da figura onde aparece o robô foi realizado um ciclo de localização e mapeamento. Na prática, pode se utilizar qualquer comportamento de navegação para o mapeamento contanto que passe por todos os lugares do ambiente pelo menos uma vez. A estratégia ótima consiste em sempre que possível deslocar o robô em linha reta e passar o menor número de vezes pelo mesmo lugar fazendo com que ele visualize todas as partes do ambiente pelo menos uma vez. Desse modo, o mapa é construído minimizando os erros de odometria que ocorrem principalmente durante as rotações do robô.

Algoritmo 4.1 Occupancy Grid com Localização Monte Carlo

```

1: para todo  $m_{\langle x,y \rangle}$  faça
2:   Inicialize  $m_{\langle x,y \rangle}$  com a probabilidade neutra 0,5
3: fim-para
4: UltimaPos = (0, 0, 0)
5: enquanto existirem áreas não mapeadas faça
6:   recebe um novo par de leitura do PLS e da odometria.
7:   se distância entre o valor da odometria e UltimaPos > 1 metro ou a variação do ângulo
     da odometria e UltimaPos > 30 então
8:     UltimaPos = odometria
9:      $s^{(t)} = \text{LocalizacaoMonteCarlo}(\text{odometria}, \text{leitura do PLS})$ 
10:    para todo  $o^{(t)}$  presente na leitura do PLS faça
11:      se robô em  $\langle x, y \rangle$  então
12:         $b^{(t)}(m_{\langle x,y \rangle}) = 0$ 
13:      senão
14:        para todo  $m_{\langle x,y \rangle}$  entre o robô e ponto observado em  $o^{(t)}$  faça
15:          
$$b^{(t)}(m_{\langle x,y \rangle}) = 1 - \left( 1 + \frac{P(m_{\langle x,y \rangle} | o^{(t)}, s^{(t)})}{1 - P(m_{\langle x,y \rangle} | o^{(t)}, s^{(t)})} \cdot \frac{1 - P(m_{\langle x,y \rangle})}{P(m_{\langle x,y \rangle})} \cdot \frac{b^{(t-1)}(m_{\langle x,y \rangle})}{1 - b^{(t-1)}(m_{\langle x,y \rangle})} \right)^{-1}$$

16:        fim-para
17:      fim-se
18:    fim-para
19:  fim-se
20: fim-enquanto

```

Figura 4.2: Estratégia de Mapeamento: Os círculos representam o robô nas posições onde houve realização de um ciclo de localização e mapeamento.

4.4 Considerações Finais

Nesse capítulo, o mapeamento automático de ambientes foi descrito e um método probabilístico para a realização dessa tarefa foi apresentado. Nossa abordagem para sua implementação consiste na integração do método de mapeamento *Occupancy Grid* com o método de localização Monte Carlo.

Essa abordagem pode ser utilizada em tempo real e produz mapas consistentes com o ambiente. Resultados detalhados da utilização dessa abordagem encontram-se no Capítulo 7.

Planejamento de Trajetória

Robôs móveis autônomos devem saber como trilhar seu caminho recebendo como dados apenas sua meta e as informações de seus sensores. Parte do problema consiste em descobrir sua posição no mundo. Isso é resolvido com os métodos de localização e mapeamento, mas para alcançar sua meta um robô móvel também precisa decidir quais comandos enviar a seus atuadores para que ele se desloque de maneira segura e pelo melhor caminho possível. A determinação da sequência de comandos a enviar aos atuadores para que o robô atinja sua meta, desviando de obstáculos e possivelmente objetivando otimizar o custo é realizada pelo planejamento de trajetória.

Os métodos para o planejamento de trajetória estão divididos em duas categorias: qualitativos (ou topológicos) e quantitativos (ou métricos) (Murphy, 2000).

Planejamento de Trajetória Topológico

Este tipo de método é o mais adequado para um robô baseado no paradigma reativo pois neste tipo de planejamento as trajetórias são expressas na forma de diretivas do tipo “siga este corredor, vire a esquerda no final do corredor e entre na segunda sala à direita”. Mesmo sem ter um mapa, existe informação suficiente para a navegação, uma vez que o robô sabe o que é um corredor, um final de corredor e uma sala.

A navegação topológica depende da presença de marcos. Um marco é composto de uma ou mais características perceptualmente distinguíveis de um objeto ou local de interesse. O plano resultante é normalmente uma rota que indica por quais marcos o robô deve passar.

Planejamento de Trajetória Métrico

Ao contrário do planejamento topológico, o planejamento métrico geralmente favorece técnicas que produzem uma trajetória ótima. Já o planejamento topológico parece se contentar em produzir uma rota com marcos identificáveis. Outra diferença é que as trajetórias métricas são normalmente decompostas em submetas consistindo de pontos de verificação. Esses pontos de verificação são normalmente uma posição fixa ou coordenada (x, y) .

Utilizando o paradigma híbrido da robótica, podemos dividir o planejamento de trajetória em uma parte deliberativa e outra reativa. A parte deliberativa é realizada normalmente por um planejador que é responsável por determinar as submetas anteriormente mencionadas. A parte reativa, que nessa dissertação chamaremos de controle de trajetória, controla o robô de modo a levá-lo de maneira segura, desviando de obstáculos, entre os pontos definidos nas submetas.

A seguir, duas abordagens para o controle de trajetória serão apresentadas.

5.1 Campos Potenciais

A abordagem de Campos Potenciais segue o paradigma reativo. Portanto, ela comanda o robô utilizando uma combinação de comportamentos que tem sua saída representada na forma de vetores. Estes são integrados pela soma vetorial de suas saídas, resultando em comportamentos muito interessantes pois não estão cobertos por nenhum dos comportamentos individuais.

Em navegação, a abordagem de Campos Potenciais tem sido utilizada para realizar o desvio de obstáculos ao mesmo tempo em que o robô persegue uma meta Howard et al. (2002); Rimon and Koditschek (1992); Barraquand and Latombe (1991). Para isso, as leituras de sensores que detectam obstáculos no ambiente são modelados como vetores de repulsão, fazendo com que o robô tenda a se manter longe de obstáculos. Esses vetores de repulsão tem tamanho inversamente proporcional à distância do robô ao obstáculo e sentido contrário ao obstáculo. A meta, é modelada como um vetor de atração que tem tamanho constante e sentido em direção à meta. A soma destes vetores produz um vetor resultante que indica a direção a seguir e seu tamanho indica a velocidade a ser utilizada.

Na Figura 5.1 na página oposta pode ser visto um exemplo da aplicação de Campos Potenciais ao problema de navegação de robôs móveis. Nessa figura, o círculo representa o robô, os quadrados são obstáculos e o pentágono representa a meta a ser seguida pelo robô. Os vetores representados por setas de linhas pontilhadas são os vetores de repulsão. A seta de linha tracejada é o vetor resultante da soma vetorial dos vetores de repulsão. A seta de linha pontilhada e tracejada

Figura 5.1: Exemplo de Campos Potenciais

é o vetor de atração em relação a meta. A seta de linha contínua é a resultante da soma vetorial dos vetores de atração e repulsão e indica a direção, sentido e velocidade que o robô deve ter nesse instante para chegar a meta.

Essa abordagem produz uma navegação suave em que o robô se afasta dos obstáculos com antecedência e com uma intensidade proporcional a distância entre o robô e os obstáculos. Porém, ela possui algumas limitações. Em algumas situações, a soma de todos os vetores de repulsão e o vetor de atração resultará em zero, e o robô irá parar. Isso é normalmente resolvido pelo próprio ruído dos sensores, porém em outros casos o robô pode ser atraído para uma meta que se encontra atrás de uma parede e o robô não consegue contorná-la para encontrar a meta. Esses casos são normalmente classificados como problemas de mínimos locais. Outro problema é encontrado na navegação em corredores estreitos, existem casos em que a abordagem de Campos Potenciais irá apresentar uma trajetória instável e poderá até mesmo fazer com que o robô bata em uma parede. Esses e outros problemas, assim como mais informações sobre Campos Potenciais, são encontrados em (Koren and Borenstein, 1991).

5.2 Vector Field Histogram

Para realizar o controle de trajetória foi utilizado o método VFH que foi desenvolvido por (Borenstein and Koren, 1991) para contornar os problemas identificados no amplamente utilizado método de Campos Potenciais.

Esse método mantém um mapa métrico probabilístico simplificado baseado em malhas (parecido com o *Occupancy Grid*) porém ao invés de valores reais entre 0 e 1 representando a probabilidade de ocupação da célula, ele utiliza valores inteiros de 0 a 5. Esse mapa também difere de um *Occupancy Grid* pela forma como é obtido, pois para operar com a rapidez necessária para que o robô desvie de obstáculos em velocidades altas, a manutenção do mapa não pode gastar muito tempo de processamento. Dessa forma, ele é obtido por uma técnica chamada amostragem rápida, onde cada célula inicia em 0 e é incrementada em 1 a cada vez que um sensor detecta um obstáculo em sua posição até que ela alcance o

valor máximo 5, quando então não mudará mais de valor.

A cada ciclo do algoritmo, é realizada uma amostragem rápida e então, um histograma polar é criado, dividindo as regiões em torno do robô em k setores e medindo a densidade de ocupação de cada setor. Para isso, não é utilizado o mapa inteiro e sim uma janela do mapa chamada de “região ativa” cujo centro é o robô. Cada célula $c_{i,j}$ da região ativa é analisada e são atribuídos dois valores a cada uma, sua direção em relação ao centro do veículo dada por

$$\beta_{i,j} = \tan^{-1} \frac{y_j - y_0}{x_i - x_0} \quad (5.1)$$

e sua magnitude dada por

$$m_{i,j} = (c_{i,j})^2 [a - b d_{i,j}] \quad (5.2)$$

em que:

- a, b Constantes positivas.
- $d_{i,j}$ Distância entre a célula (i,j) e o centro do robô.
- $c_{i,j}$ Valor da célula (i,j).
- $m_{i,j}$ Magnitude da célula para a densidade do setor.
- x_0, y_0 Coordenadas do centro do robô.
- x_i, y_j Coordenadas da célula (i,j).
- $\beta_{i,j}$ Direção da célula (i,j) ao centro do robô.

Para setores com largura angular α , a correspondência entre as células ativas e seu setor é dada por

$$k = INT(\beta/\alpha) \quad (5.3)$$

e a densidade de ocupação h_k para cada setor k do histograma polar é calculada por

$$h_k = \sum_{i,j} m_{i,j}. \quad (5.4)$$

Por fim, devido a natureza discreta do histograma polar, uma função de suavização é utilizada para melhorar a saída do mesmo, definida por

$$h'_k = \frac{h_{k-l} + 2h_{k-l+1} + \dots + lh_k + \dots + 2h_{k+l-1} + h_{k+l}}{2l + 1} \quad (5.5)$$

Com o histograma polar pronto, é necessário determinar o ângulo Ω entre o robô e a meta. Então escolhe-se o setor k referente ao ângulo mais próximo de Ω que tenha densidade de ocupação menor do que uma constante pré-definida. O ângulo referente a esse setor determina a direção do robô. A velocidade de

translação, pode ser determinada com heurísticas em relação as densidades de ocupação próximas ao ângulo referente ao k escolhido.

5.3 Considerações Finais

No presente projeto, foram testadas uma abordagem utilizando Campos Potenciais e uma baseada no método VFH. Ambas possuem características e limitações específicas. Por exemplo, Campos Potenciais são inadequados para a navegação em corredores estreitos pois apresenta instabilidades que podem causar até com que o robô bata em paredes. Essas limitações são discutidas em Koren and Borenstein (1991). O método VFH, apesar de resolver alguns dos problemas de Campos Potenciais, também possui os seus. Uma delas ocorre quando o robô encontra uma bifurcação em que um corredor leva a um beco sem saída e outro leva até a meta. Nessa situação, o método muitas vezes opta pelo beco sem saída. Essas limitações são discutidas e tratadas por Ulrich and Borenstein (2000).

Isso nos leva a crer que, provavelmente, nenhum método totalmente reativo será capaz de resolver de forma completa os problemas de controle de trajetória. Um planejamento em um nível maior de abstração é necessário para definir submetas a serem seguidas pelos métodos reativos de modo a evitar caminhos problemáticos para o método em uso. Tal planejamento deve ser adaptável em tempo real, verificando o progresso da navegação e identificando problemas enfrentados pela parte reativa para então definir uma nova submeta que elimine os problemas.

Nossa implementação deixa esse planejamento a cargo do usuário do sistema, o qual define *a priori* as submetas necessárias para que o robô alcance sua meta. A maior falha desse método é que, como desejamos que nosso robô seja autônomo, não podemos interferir durante a navegação, portanto, se algum problema não previsto na definição das submetas ocorrer, não será possível corrigi-lo. Desse modo, um de nossos trabalhos futuros consiste na implementação de tal método de planejamento.

Desenvolvimento do Sistema

Nesse capítulo, o sistema é descrito em termos de sua arquitetura e funcionalidades. Além disso, algumas das dificuldades encontradas durante o desenvolvimento são comentadas.

O restante deste capítulo irá detalhar os componentes do sistema.

6.1 *Descrição do Sistema*

O sistema de navegação proposto neste projeto foi implementado seguindo o paradigma híbrido (ver Seção 2.2.3 na página 8). Desta forma ele possui tanto componentes reativos quanto deliberativos.

No nível de controle mais baixo, as tarefas de desvio de obstáculos e a navegação em direção às metas, são realizadas por um componente reativo, o módulo de navegação. Os componentes deliberativos são responsáveis por criar modelos do ambiente e estimar a posição do robô de modo a fornecer ao módulo de navegação uma informação mais correta do que a obtida diretamente dos sensores. Na verdade, os componentes deliberativos atuam para o módulo de navegação como se fossem sensores virtuais. Os módulos de mapeamento e localização são os componentes deliberativos.

Durante a navegação, a crença sobre a posição do robô é corrigida pelo módulo de localização permitindo que as metas sejam alcançadas com precisão.

Antes ao início da operação de entrega de documentos, o sistema explora o ambiente para que o módulo de mapeamento crie o mapa do ambiente no qual o robô irá operar.

A dinâmica do sistema durante sua execução é a seguinte. O usuário define pontos em um mapa pelos quais o robô deverá passar e pontos em que o robô deve parar. Então, o módulo de navegação irá levar o robô de um ponto a outro desviando de obstáculos estáticos e dinâmicos, parando nos pontos determinados

Figura 6.1: Arquitetura do Sistema

pelo usuário. Os pontos pelos quais o robô deve passar mas não parar não são pontos de entrega de documentos. Eles estão presentes para que o usuário possa ter um controle maior sobre a rota do robô afim de evitar caminhos problemáticos como locais onde existem objetos estáticos abaixo da altura mínima necessária para serem identificados pelo PLS ou pontos onde existem mínimos locais e outras “armadilhas” as quais o método VFH é suscetível.

Essa abordagem será substituída por uma mais robusta onde existe a figura de um módulo de planejamento que está sendo implementado em um outro projeto de mestrado do grupo. Com base em um mapa topológico construído sobre o mapa métrico e múltiplos pares “origem e destino” esse módulo de planejamento irá definir uma rota ótima entre os pontos pelos quais o robô deve parar levando em consideração diversas funções de avaliação como distância total a ser percorrida, tempo de espera de cada entrega, probabilidade de problemas em uma determinada rota (e.g. ocorrência de mínimos locais) e etc...

Uma visão geral da arquitetura do sistema pode ser vista na Figura 6.1. Nessa figura, as setas indicam o sentido da transferência de dados entre os módulos.

A seguir, a Seção 6.1.1 descreverá os componentes de hardware e as seções seguintes descreverão os componentes de software.

6.1.1 Hardware Robótico

O sistema foi implementado sobre a plataforma do robô Pioneer 1, mostrado na Figura 6.1. No início do projeto, esse robô não era adequado às nossas necessidades. Sua fonte de percepção consistia em apenas 7 sonares Polaroid 6500¹. Estes dispositivos são muito imprecisos e não provêem dados satisfatórios para as tarefas de localização e mapeamento, indispensáveis para o projeto.

Desse modo, foi necessário estudar alternativas para a percepção. A solução encontrada foi a aquisição e adaptação ao robô de um sensor denominado PLS (

¹Dispositivos que medem distâncias por reflexo de ondas ultra-sônicas

6.1 Descrição do Sistema

Proximity Laser Scanner). Este sensor é capaz de rastrear seu ambiente com um ângulo de visão de 180° , resolução angular de $0,5^\circ$, distância máxima de 50 m e erro de 131 mm para distâncias ≤ 4 m.

Durante a adaptação, vários problemas foram identificados e resolvidos. Foi necessário usar um conversor DC-DC para elevar a tensão da bateria do robô de 12V para 24V, pois o PLS opera neste nível de tensão. Tanto o robô como o PLS, devem ser ligados a um *notebook* (que faz o papel de controlador) através de uma porta serial, porém, o *notebook* dispunha de apenas uma porta desse tipo. Desse modo, foi utilizado um conversor USB-Serial para utilizar uma porta USB para fazer a conexão do PLS. Por fim, foi necessário desenvolver um programa que implementa o protocolo de comunicação do PLS.

Além disso, uma prateleira foi adaptada ao robô para suportar os documentos a serem transportados.

6.1.2 Interface

Este módulo faz a interação com o usuário. Ele apresenta ao usuário o mapa do ambiente no qual o usuário poderá marcar os pontos pelos quais o robô deverá passar e pontos onde o robô deverá parar. Nos pontos onde o robô parar ele deve esperar até que uma tecla seja pressionada ou que um determinado tempo limite se esgote para que ele prossiga para o próximo ponto.

6.1.3 Comunicação com PLS

Este módulo faz a comunicação entre o notebook e o PLS. Esta comunicação é feita por meio de um protocolo definido sobre uma conexão serial do tipo RS-232. Através deste módulo, os outros módulos tem acesso às leituras das distâncias do ambiente.

6.1.4 Gerador de Logs

Este módulo gera um arquivo contendo registros das medidas do PLS, a data e hora em que foram capturadas e a informação odométrica do robô. Este arquivo de log é utilizado para realizar experimentos comparativos de mapeamento e localização em casos em que se deseja testar vários parâmetros dos algoritmos em condições idênticas, realizando vários experimentos com o mesmo log.

6.1.5 Localização

Usando o algoritmo de localização Monte Carlo descrito no Capítulo 3, este módulo faz o rastreamento da posição do robô relativa a seu ambiente.

6.1.6 Ferramenta de Mapeamento

Este módulo é o responsável por gerar mapas métricos de ambientes. A abordagem de mapeamento proposta nessa dissertação integra o método de mapeamento *Occupancy Grid* descrito na Seção 4.2 na página 28 com o método Localização Monte Carlo descrito na Seção 4.3 na página 30. Nessa abordagem, o mapeamento é realizado de modo incremental, alternando ciclos de mapeamento com ciclos de localização.

Inicialmente o robô executa um ciclo de mapeamento, gerando um pequeno trecho do mapa, e o robô se desloca a uma distância pequena determinada. Então o robô executa um ciclo de localização e com base na amostra de maior consistência perceptual com o trecho de mapa previamente gerado, o mapa é atualizado incluindo mais um trecho. Então o robô se desloca mais uma vez e o ciclo se repete continuamente até que o ambiente todo esteja mapeado.

6.1.7 Navegação (Controle de Trajetória)

Com base nos dados recebidos do PLS e da posição do robô fornecida pelo módulo de localização, este módulo emite comandos de controle ao robô que levam o mesmo aos pontos definidos pelo usuário no módulo de interface desviando de obstáculos utilizando o método VFH descrito na Seção 5.2 na página 35.

6.2 Considerações Finais

Esse sistema não contém um único fluxo de controle (*thread*), várias tarefas são executadas simultaneamente através de programação *multithread*. Existem três fluxos de controle sendo executados simultaneamente. Um deles é utilizado para realizar as tarefas de mapeamento e localização que são os módulos mais “pesados” em termos de consumo de CPU. Um outro fluxo de controle separado é utilizado para realizar somente o controle de trajetória, uma vez que essa tarefa é crítica e se não for executada a tempo o robô pode bater em obstáculos. Por fim, um terceiro fluxo de controle é o responsável pelas atividades de interface.

O desenvolvimento desse sistema nos apresentou vários desafios e as diversas dificuldades que enfrentamos foram resolvidas e isso facilitará a implementação de trabalhos futuros que se baseiem nesse sistema. Dentre as dificuldades podemos citar a adequação do hardware do robô ao sistema descrita na Seção 6.1.1 em que foi necessário especificar e adquirir novos componentes para adaptá-los ao robô, a implementação do protocolo de comunicação com o PLS, entre outras.

Os módulos aqui descritos, foram implementados seguindo o paradigma orientado a objetos, utilizando a linguagem de programação C++ . A definição das

6.2 Considerações Finais

classes que implementam as funcionalidades de mapeamento, localização e controle de trajetória foi realizada visando obter alta coesão funcional e baixo acoplamento de dados. Dessa forma, essas funcionalidades possuem uma interface muito bem definida e são separadas da interface e das peculiaridades do hardware robótico utilizado. Classes de interface foram projetadas especificamente para o sistema de entrega de documentos, assim como classes de controle foram feitas especificamente para o robô Pioneer 1 e o sensor SICK PLS. Dessa forma, os métodos implementados são facilmente adaptáveis a outras aplicações e outros robôs.

No próximo capítulo, os resultados dos experimentos realizados utilizando o sistema de navegação descrito nesse capítulo serão apresentados.

Resultados

Nesse capítulo são apresentados os resultados empíricos e mensuráveis obtidos durante o desenvolvimento desse trabalho. Serão apresentados os dados referentes a algumas métricas adotadas para garantir o bom funcionamento do sistema. Os experimentos contemplam os métodos de localização, mapeamento e controle de trajetória.

Para comparar diferentes configurações dos parâmetros dos algoritmos em condições idênticas, alguns experimentos foram realizados posteriormente a execução de um trajeto, com base em logs gerados durante a execução dos mesmos.

Os logs e os experimentos foram projetados de tal forma que não exista diferença entre a realização dos experimentos durante a execução do trajeto e a realização posterior baseada em logs. Os logs consistem em uma sequência de pares compostos da leitura do sensor PLS e da informação odométrica obtida no momento da leitura. Durante a gravação do log, o sistema é executado em tempo real normalmente e cada par é gravado no log no exato momento em que o sistema faz as requisições de leitura de sensores que necessita para realizar as tarefas de mapeamento e localização.

7.1 Performance da Localização

Nos experimentos realizados com localização local (a posição inicial foi fornecida), o robô percorreu um total de 1500 metros (total de 10 execuções). Em todos os casos, os dados são referentes a execuções do sistema, em tempo real, no corredor do prédio de laboratórios do Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação da Universidade de São Paulo.

Na Tabela 7.1 na página seguinte são apresentados os dados referentes a esses

experimentos. Nela são apresentados o tempo médio de CPU¹ em milisegundos gasto por ciclo para diversas quantidades de amostras utilizadas (ver Seção 4.3 na página 30). Um ciclo de localização é realizado a cada metro de translação ou a cada 30° de rotação. Em nenhum dos casos houve falhas de localização.

Tabela 7.1: Resultados da Localização Local.

Amostras	Tempo de CPU
1000	1302,7msec
500	695,9msec
250	342,3msec
125	154,2msec
75	80msec
50	52,1msec
25	26msec

Os resultados dos experimentos com localização global estão dispostos na Tabela 7.2. Nela são apresentados o tempo médio de CPU gasto a cada ciclo do processo e a distância percorrida pelo robô até se localizar para diferentes configurações de total de amostras e número de amostras aleatórias. Novamente, em nenhum dos casos houve falhas de localização.

Tabela 7.2: Resultados da Localização Global.

Amostras	A. Aleatórias	Tempo de CPU	Distância.
1000	300	1054,8msec	6,3m
1000	200	1081,2msec	8,1m
1000	100	1064,7msec	26,4m
500	100	548,4msec	12,6m
500	50	548,5msec	24m
500	25	529,6msec	62,4m
250	50	257,2msec	53,1m
250	25	275,8msec	53,2m
250	10	287,1msec	25,1m

Os resultados referentes a distância percorrida pelo robô até se localizar servem apenas para comparação dos diferentes parâmetros de número de amostras. Essa distância é influenciada por outros fatores, principalmente pelas características do ambiente disponíveis no momento da localização. Em ambientes muito simétricos, a localização provavelmente irá levar mais tempo do que em ambientes

¹Foi utilizado um Pentium 4 com clock de 2GHz.

7.2 Performance do Mapeamento

assimétricos. Portanto, nesse experimento, foram utilizados logs do robô fazendo o mesmo trajeto para que as únicas variáveis fossem as configurações do número de amostras.

Nesse experimento, observa-se que não há uma relação exata entre o número de amostras e a distância mínima para realizar a localização global, porém pode-se inferir que quanto mais amostras, maiores serão as chances de o robô se localizar rapidamente. Outra relação que pode ser observada é que a relação entre o número total de amostras e o número de amostras aleatórias utilizadas também é muito importante. Por exemplo, com 500 amostras e 100 amostras aleatórias, o resultado foi melhor do que com 1000 amostras e 100 amostras aleatórias. Quando o número de amostras é baixo, 250 por exemplo, essa relação parece não funcionar. Na verdade, com poucas amostras é difícil encontrar qualquer relação.

Foram realizados experimentos em ambiente estático (livre de pessoas cruzando o caminho do robô) e em ambiente dinâmico. Mesmo com várias pessoas cruzando a frente do robô ao mesmo tempo, a performance do método não se degradou significativamente, porém o sistema não foi testado em situações críticas com o ambiente densamente povoado. Portanto, pode-se concluir que para a maioria dos ambientes dinâmicos o método funciona sem problemas.

7.2 Performance do Mapeamento

Nessa seção são apresentados alguns mapas gerados pelo método de mapeamento utilizado nesse projeto. Alguns deles são mapas construídos em tempo real em um ambiente real e outros são construídos com ajuda de um simulador de ambientes que faz parte da plataforma do *Saphira*. Esse simulador possui um alto grau de fidelidade com os erros dos sensores e odométricos. O uso do simulador facilita o teste do sistema em diversos ambientes e permite a introdução de construções que explorem características de ambientes difíceis de encontrar no ICMC-USP, como por exemplo, um ambiente cíclico.

Em todas as figuras referentes a mapas apresentadas nessa seção é possível identificar o trajeto do robô. Ele é representado por uma linha fina. Ao final da linha encontra-se a última posição do robô e uma “nuvem” de amostras representando a crença do robô sobre sua posição no fim do mapeamento.

Foi mapeado o corredor do prédio de laboratórios do Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação da Universidade de São Paulo que possui 40 metros de comprimento. Uma planta desse prédio é exibida na Figura 7.1 na próxima página com o corredor e áreas abertas destacados. Na Figura 7.2 na página seguinte pode ser visto o mapa gerado utilizando a técnica de *Occupancy Grid*

isoladamente. É possível verificar nessa figura os problemas acarretados pelos erros de odometria acumulados por trajetos longos. Nesse caso, os erros foram tão graves que o mapa gerado não pode ser utilizado para navegação, pois uma mesma área aparece mapeada em lugares diferentes e algumas áreas foram apagadas pela sobreposição de outras.

Figura 7.1: Planta do corredor do prédio de Laboratórios do ICMC-USP.

Figura 7.2: Corredor do prédio de Laboratórios mapeado por *Occupancy Grid*. Os erros de odometria acumulados inutilizaram o mapa gerado.

Na Figura 7.3 na próxima página, utilizando o mesmo log utilizado na constru-

7.2 Performance do Mapeamento

ção do mapa da Figura 7.2 na página oposta, o corredor foi mapeado integrando-se o método *Occupancy Grid* com o método Localização Monte Carlo. Nessa figura, o mapa gerado, apesar de não possuir uma precisão métrica absoluta, é perfeitamente viável para a navegação do robô móvel. As áreas mais acima e abaixo, onde parece que “faltam pedaços” do mapa, são áreas por onde o robô não passou por serem áreas externas ao prédio. Como as portas são de vidro e o sensor PLS faz as leituras do ambiente através da medição do tempo de reflexão de um sinal luminoso (laser infra-vermelho), algumas áreas externas são parcialmente incluídas no mapa, mesmo com a porta fechada. É interessante notar que o mapa gerado contém informações sobre móveis e outras características sutis que planta não representa.

Figura 7.3: Corredor do prédio de Laboratórios mapeado por *Occupancy Grids* com Localização Monte Carlo.

Mapas gerados por essa abordagem, geralmente são adequados a navegação mesmo estando sensivelmente distorcidos como é o caso da Figura 7.4 na próxima página. Apesar de não refletir fielmente o mapa esperado por um ser humano, para o robô esse mapa contém as informações necessárias para navegar por todos os ambientes (o que não é possível com o mapa da Figura 7.5 na página seguinte que foi gerada com o mesmo log, porém sem utilizar o método de localização Monte Carlo). Utilizando o método de localização Monte Carlo com esse mapa, o robô pode saber sua localização a cada instante. Pode-se então utilizar um mapa fictício (ou uma lista de locais), com um visual mais cativante para o usuário na interface e relacionar essa representação a pontos específicos do mapa métrico utilizado pelo robô.

O maior problema dessa abordagem é a construção de mapas em grandes

Figura 7.4: Mapa com correção de posição de um ambiente simulado contendo um ciclo.

Figura 7.5: Mapa sem correção de posição de um ambiente simulado contendo um ciclo.

ambientes cíclicos. Um ambiente cíclico é aquele em que se pode chegar a um mesmo ponto por dois caminhos diferentes. O problema é mais grave quando os caminhos em questão não compartilham paredes como, por exemplo, um circuito oval. Nesse caso, como um caminho não terá o outro como referência para a correção da posição, pequenos erros odométricos farão com que o local onde o ciclo deveria ser fechado seja representado por posições diferentes em cada caminho.

Outro fator agravante é a falta de características discriminantes no ambiente como em um longo corredor onde as duas paredes são lisas.

Uma situação extremamente problemática pode ser vista na Figura 7.6.b que apresenta o mapa gerado em um ambiente simulado que é cíclico com corredores

longos e de paredes lisas. Felizmente esses problemas só ocorrem se o ambiente for grande o suficiente para acumular os erros odométricos. Nas figuras 7.4 na página anterior e 7.6.a podem ser vistos exemplos de ambientes simulados que contém ciclos onde não houveram problemas.

Figura 7.6: a) Um ambiente cíclico relativamente pequeno onde o erro não foi grave. b) Detalhe do ponto onde deveria ser feito o fechamento do ciclo em um ambiente três vezes maior que o ilustrado em (a).

7.3 Performance do Controle de Trajetória

Na Figura 7.7 e na Figura 7.8 na próxima página, pode ser visto a trajetória utilizada pelo método VFH para conduzir o robô entre os pontos definidos pelo usuário do sistema. O método VFH sempre que possível tentará controlar o robô para que ele se desloque em linha reta. Ele somente desvia o curso do robô quando há obstáculos entre a meta e o robô.

Figura 7.7: Caminho percorrido pelo robô em um ambiente simulado para passar pelos pontos (círculos) definidos pelo usuário.

Figura 7.8: Caminho percorrido pelo robô em um ambiente real para passar pelos pontos (círculos) definidos pelo usuário. Nesse caminho o robô encontrou três obstáculos (retângulos) não previstos no mapa.

O principal problema desse método é que ele não consegue fazer com que o robô vá de um ponto a qualquer outro ponto no mapa. Se a meta for definida atrás de uma parede maior que a região ativa (ver Seção 5.2 na página 35) ele provavelmente irá fazer com que o robô fique indo de um lado para o outro em uma pequena região atrás da parede e nunca encontrará a passagem para o outro lado, onde se encontra a meta. Esse problema também é compartilhado com o método Campos Potenciais.

Uma alternativa para esse problema é a de utilizar um planejador em um nível de abstração acima do método de controle de trajetória utilizado. Esse planejador deverá não somente dividir o caminho até a meta em submetas baseando-se na menor distância, mas também baseando-se no conhecimento das limitações do método de controle de trajetória. Desse modo, reduz-se as possibilidades do robô parar seu progresso em direção a meta, deixando apenas o desvio de obstáculos dinâmicos e menores como pessoas passando pelo caminho e objetos não mapeados colocados temporariamente no ambiente.

Como dito anteriormente, em nossa implementação atual, o usuário faz o papel do planejador, indicando os pontos pelos quais o robô deve passar para chegar até sua meta de forma segura. Na Figura 7.7 na página precedente e na Figura 7.8, os círculos representam esses pontos.

7.4 Considerações Finais

Esse capítulo apresentou os resultados obtidos com o desenvolvimento desse projeto. Com base nesses resultados é possível verificar que os métodos probabilísticos empregados são robustos e lidam bem com os ruídos dos sensores e outras fontes de incerteza. Uma descrição desses resultados também pode ser encontrada em (Bianchi and Romero, 2003). No capítulo seguinte é apresentado um resumo das conclusões obtidas durante o desenvolvimento desse trabalho e são propostos diversos trabalhos futuros. Isso indica que esse é apenas o início de uma série de trabalhos a serem realizados, na área de métodos probabilísticos para robôs móveis, no Laboratório de Inteligência Computacional (LABIC) do ICMC-USP.

Conclusões e Trabalhos Futuros

Esse trabalho resultou em um sistema de navegação para robôs móveis que utiliza métodos probabilísticos para lidar explicitamente com a incerteza inerente aos sensores e atuadores utilizados pelo robô.

Os resultados apresentados confirmam que, para os fins de transporte documentos em um ambiente não estruturado como um prédio de laboratórios, esses métodos são adequados.

A localização utilizando o método Monte Carlo é muito robusta e flexível. Sua capacidade de localizar o robô globalmente confere ao robô um nível a mais de autonomia, sendo capaz de se recuperar de falhas. Além disso, ele possui a habilidade de se adaptar aos recursos computacionais existentes.

O método de mapeamento utilizando *Occupancy Grid* associado ao método de localização Monte Carlo é rápido e pode ser aplicado em tempo real, diminuindo consideravelmente o tempo de implantação do sistema em um novo ambiente. Contudo, por não possuir uma precisão métrica absoluta, pode não ser eficaz ao mapear um ambiente cíclico caso o ciclo seja muito grande, uma vez que os pequenos erros odométricos não compensados podem fazer com que um ciclo não seja fechado como deveria. Já encontra-se em desenvolvimento por um outro membro do grupo um método de mapeamento que possa lidar com esse tipo de ambiente de maneira mais satisfatória.

Verificamos também os problemas com os métodos de controle de trajetória reativos como os Campos Potenciais e o VFH e percebemos que um planejamento deliberativo que leve em consideração as fraquezas desse método pode elevar o grau de autonomia do robô móvel, uma vez que não seria necessário que o usuário definisse pontos intermediários entre a posição inicial do robô e a meta.

Como trabalho futuro, pretende-se desenvolver um mapeamento topológico sobre o mapa métrico descrito nesse trabalho conforme a abordagem de Thrun

(1998b) e usar esse mapa topológico para realizar o planejamento de trajetórias. Poderá ser investigada a possibilidade de incorporação de algoritmos de Otimização para estimar melhores caminhos entre o local de origem e destino.

Outro trabalho futuro está na área da interação do usuário com o robô. Uma interface web para controle do robô deverá ser desenvolvida para o sistema de entrega de documentos. Além disso, aspectos da interação do robô com as pessoas que encontrar em seu ambiente também devem ser estudados.

As contribuições desse trabalho foram, primeiramente, o estudo de métodos probabilísticos para a navegação de robôs móveis, uma área que, até o limite de nosso conhecimento, é pouco explorada no Brasil. O presente trabalho inicia mais essa linha de pesquisa no Laboratório de Inteligência Computacional (LABIC) do ICMC-USP. Além disso, o estudo, especificação e implementação de modificações no hardware robótico disponível no LABIC, realizado com a adaptação do sensor SICK PLS ao robô *Pioneer 1* e a implementação de um módulo de software para a comunicação com esse dispositivo, facilitará a implementação de novos trabalhos nessa área.

Uma outra contribuição foi o desenvolvimento do sistema de navegação. Os módulos desse sistema foram desenvolvidos seguindo o paradigma de orientação a objetos, em classes com funções bem definidas apresentando alta coesão funcional e baixo acoplamento de dados. Dessa forma, uma arquitetura básica para o desenvolvimento de aplicações robóticas, baseadas em navegação, foi criada, e com ela foi implementada a aplicação do transporte de documentos, porém, outras aplicações poderão ser implementadas utilizando essa arquitetura. Dessa forma, esse sistema servirá como semente para vários sistemas que serão desenvolvidos nessa linha de pesquisa como apontado pelas propostas de trabalhos futuros.

Referências Bibliográficas

- Arkin, R. (1998). *Behavior-Based Robotics*. MIT Press.
- Barraquand, J. and Latombe, J. (1991). Robot motion planning: A distributed representation approach. *International Journal of Robotics Research*, 10:628-649.
- Bianchi, R. E. and Romero, R. A. F. (2003). Robô mensageiro baseado em navegação probabilística. In *Submetido ao VI Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*, Bauru.
- Borenstein, J., Everett, B., and Feng, L. (1996). *Navigating Mobile Robots: Systems and Techniques*. K. Peters Ltd., Wellesley, MA.
- Borenstein, J. and Koren, Y. (1991). The vector field histogram - fast obstacle avoidance for mobile robots. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 7(3):278-288.
- Brooks, R. A. (1991). Intelligence without reason. In Myopoulos, John; Reiter, R., editor. *Proceedings of the 12th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pages 569-595, Sydney, Australia. Morgan Kaufmann.
- Cox, I. J. and Wilfong, G. T. (1990). *Autonomous Robot Vehicles*. Springer Verlag, New York.
- Cox, I. J. (1991). Blanche: an experiment in guidance and navigation of an autonomous robot vehicle. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 7(2):193-204.
- Elfes, A. (1989). Using occupancy grids for mobile robot perception and navigation. *IEEE Computer*, 22(6):46-57.
- Everett, H. R. (1995). *Sensors for Mobile Robots*. A K Peters.
- Foley, J. D., van Dam, A., Feiner, S. K., and Hughes, J. F. (1995). *Computer Graphics: Principles and Practice*. Addison-Wesley Pub Co.

- Fox, D., Burgard, W., Thrun, S., and Cremers, A. B. (1998a). Position estimation for mobile robots in dynamic environments. In *AAAI/IAAI*, pages 983–988.
- Fox, D., Burgard, W., and Thrun, S. (1998b). Active markov localization for mobile robots. *Robotics and Autonomous Systems*, 25:195–207.
- Fox, D., Burgard, W., and Thrun, S. (1999). Markov localization for mobile robots in dynamic environments. *Journal of Artificial Intelligence Research*, (11):391–427.
- Howard, A., Mataric, M. J., and Sukhatme, G. S. (2002). Mobile sensor network deployment using potential fields: A distributed, scalable solution to the area coverage problem. In *6th International Symposium on Distributed Autonomous Robotics Systems*, Fukuoka, Japan.
- Koren, Y. and Borenstein, J. (1991). Potential field methods and their inherent limitations for mobile robot navigation. In *IEEE Conference on Robotics and Automation*, pages 1398–1404, Sacramento, California.
- Kortenkamp, D., Bonasso, R. P., and Murphy, R. (1998). *Artificial Intelligence and Mobile Robots: Case Studies of Successful Robot Systems*. AAAI / MIT Press.
- Lee, D. (1996). *The Map-Building and Exploration Strategies of a Simple Sonar-Equipped Robot*. Cambridge University Press.
- Murphy, R. R. (2000). *Introduction to AI Robotics*. MIT Press.
- Olson, C. F. (2000). Probabilistic self-localization for mobile robots. *IEEE Transactions On Robotics And Automation*, 16(1):55–66.
- Rimon, E. and Koditschek, D. (1992). Exact robot navigation using artificial potential functions. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 8:501–518.
- Shanahan, M. (1999). Reinventing shakey. In Minker, J., editor, *Workshop on Logic-Based Artificial Intelligence, Washington, DC, June 14–16, 1999*. College Park, Maryland. Computer Science Department, University of Maryland.
- Simmons, R. G., Goodwin, R., Haigh, K. Z., Koenig, S., O’Sullivan, J., and Veloso, M. M. (1997). Xavier: Experience with a layered robot architecture. *To appear in the ACM magazine Intelligence*.

Referências Bibliográficas

- Thrun, S., Fox, D., Burgard, W., and Dellaert, F. (2000a). Robust Monte Carlo localization for mobile robots. Technical report, Carnegie Mellon University.
- Thrun, S., Fox, D., and Burgard, W. (2000b). *Probabilistic Robotics*. Early Draft.
- Thrun, S. (1998a). Bayesian landmark learning for mobile robot localization. *Machine Learning*, 33:41.
- Thrun, S. (1998b). Learning metric-topological maps for indoor mobile robot navigation. *Artificial Intelligence*, 99(1):21–71.
- Ulrich, I. and Borenstein, J. (2000). VFH*: Local obstacle avoidance with look-ahead verification. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 2505–2511, San Francisco, CA.