

ALGORITMO DE MAPEAMENTO USANDO MODELAGEM PROBABILÍSTICA

ANDERSON A. DE SOUZA *, ADELARDO A. D. MEDEIROS*, LUIZ M. G. GONÇALVES*

* *Universidade Federal do Rio Grande do Norte
DCA-CT-UFRN, 59072-970, Natal, RN, Brasil*

Emails: abner@dca.ufrn.br, adelardo@dca.urn.br, lmarcos@dca.ufrn.br

Resumo— O mapa de um ambiente pode ser utilizado como conhecimento prévio para que um robô móvel possa realizar suas tarefas de modo mais fácil e preciso, além de aumentar a robustez do robô ao lidar com situações inesperadas. Neste artigo, propomos uma melhoria no modelo dos sensores para mapeamento usando grade de ocupação, de forma que o mapa produzido terá incorporado as incertezas inerentes aos sensores de distância e ao sistema de odometria do robô. Dessa forma, temos um mapa final mais coerente com a realidade dos dados originados do sistema robótico. Experimentos práticos, com geração de mapas do ambiente, comprovam a robustez deste método baseado em robótica probabilística.

Palavras-chave— Mapeamento, sonar, grade de ocupação.

1 Introdução

Um requisito importante para que um sistema robótico tenha robustez na realização de tarefas é que ele tenha uma descrição espacial (ou modelo) do seu ambiente de trabalho obtida a partir de informações providas por sensores. Essa descrição possibilita uma interação coerente do robô com o mundo que o rodeia, de forma que o robô pode executar suas tarefas de modo mais eficiente e pode lidar, de modo mais flexível, com situações inesperadas que por ventura venham a acontecer. Ao processo de construção desse modelo do ambiente físico chamamos de mapeamento e o produto final desse processo é o mapa do ambiente.

Mais especificamente, nas aplicações de sistemas robóticos móveis com rodas, há duas abordagens principais para a representação de ambientes: topológica e métrica. A abordagem topológica representa o ambiente de trabalho por um grafo, onde os nós são os espaços livres e as arestas contêm informações de conectividade entre esses espaços, como por exemplo distância. Essa abordagem favorece a execução de tarefas de mais alto-nível, como a navegação, com menor custo computacional.

A abordagem métrica define a geometria do ambiente de uma maneira mais detalhada, apresentando de uma forma relativamente precisa a posição dos objetos que compõem o ambiente real como paredes, obstáculos, entre outros.

Um dos métodos utilizados para essa abordagem é o da Grade de Ocupação (*Occupancy Grid*). Neste modelo, o ambiente é representado por uma matriz e cada elemento dessa matriz representa um local do ambiente que pode estar vazio, ocupado, ou pode ainda ser um local desconhecido, ou seja, não há informação sobre ele.

Neste trabalho, propomos um método de mapeamento com representação espacial por grade de ocupação que incorpora um modelo probabilístico de sensores de distância (sonares) e as incertezas

inerentes ao movimento do robô.

2 Trabalhos Relacionados

Há vários trabalhos na literatura que enfocam o método de mapeamento por grade de ocupação. Elfes (Elfes, 1987) foi quem primeiro propôs este método e o formalizou posteriormente em sua tese de Ph.D.(Elfes, 1989a). O método de mapeamento proposto por ele foi implementado em dois robôs móveis (Neptune e Terregator) e posteriormente, passou a fazer parte de um sistema maior, que integrou a navegação e mapeamento baseados em cinturões (ou *arrays*) de sonares. Esse sistema foi chamado de Dolphin. Assim como o trabalho de Elfes (Elfes, 1989b), o presente trabalho também enfoca o uso de sonares na construção da grade de ocupação, porém aprimoramos o modelo de sonares usado visando um melhor tratamento dos ruídos presentes em suas medições.

Moravec (Moravec, 1988) também enfoca em seu trabalho o uso de sonares. Mas, além dos sonares, seu sistema possui também um módulo de visão estéreo. As informações dos sonares e as informações do módulo de visão são combinadas para a construção de uma grade de ocupação.

Em um trabalho posterior, Moravec introduz a idéia de mapas representados por grade de ocupação tridimensional (Moravec, 1996). Durante o mapeamento, uma seqüência de pares de imagens estéreo é processada. Os resultados do processamento são armazenados em um *array* 3D nomeado de grade de evidência (*evidence grid*). As células são inicializadas com zero, indicando que não há evidência de ocupação. Depois de várias leituras sensoriais, as células são preenchidas de modo que os blocos de células negativas indicam espaço livre, enquanto que espaços positivos definem obstáculos. No seu trabalho, Moravec (Moravec, 1996) utiliza uma abordagem probabilística baseada na Teoria da Evidência de Dempster-Shafer, diferente da abordagem Bayesiana adotada por Elfes

(Elfes, 1987).

Konolige (Konolige, 1997) apresenta um método para tratar de forma mais eficiente os problemas intrínsecos principais dos sonares que são a reflexão especular e a redundância de leituras. O método proposto é um refinamento matemático do método de mapeamento apresentado por Elfes (Elfes, 1987) e foi nomeado como MURIEL (*Multiple Representation, Independent Evidence Log*).

No trabalho de Elfes (Elfes, 1987), o processo de mapeamento é realizado sem levar em conta que uma célula depende das suas vizinhas. Isso implica em mapas inconsistentes quando o mapeamento é feito em ambientes desordenados. Em um trabalho mais recente, Trun (Thrun, 2003) apresentou um modelo avançado para os sensores que visa contornar essa deficiência apresentada pelo algoritmo padrão de Elfes (Elfes, 1987). O modelo apresentado por Trun (Thrun, 2003) leva em conta a dependência de uma célula com a ocupação de sua vizinhança. Como o modelo proposto por Elfes (Elfes, 1987), o modelo de Trun (Thrun, 2003) é também baseado na teoria bayesiana. Resultados dos experimentos e comparações com o algoritmo padrão são apresentados.

Trun et al. (Thrun et al., 2005) afirmam que a principal utilidade da técnica de mapeamento com grade de ocupação está no pós-processamento, ou seja, o mapa já construído. Com o processo de mapeamento concluído a grade de ocupação pode ser útil para várias aplicações como: planejamento de trajetória, navegação, reconhecimento de marcos, desvio de obstáculos, localização, entre outras.

Por exemplo, no trabalho de Borenstein (Borenstein and Koren, 1991), foi implementado um método de desvio de obstáculos em tempo real nomeado de VFF (*Virtual Force Field*). Esse método usa uma grade de ocupação, obtida a partir de sonares, para definir a localização dos obstáculos presentes no ambiente.

No trabalho de Dutra (Dutra et al., 2003), um robô munido de um *array* de 24 sonares, constrói um mapa em grade de ocupação de sua redondeza e armazena-o em sua memória. Esse mapa é utilizado posteriormente para navegação do robô. Os resultados, porém, tanto para o mapeamento quanto para a navegação, foram bastante influenciados pelos erros acumulados pelo sistema de odometria. Diferentemente, no nosso trabalho modelamos os sonares levando também em consideração os erros do sistema de odometria.

Na literatura sobre sonares, alguns trabalhos usam diretamente mapas em grade de ocupação previamente construídos. Por exemplo, Kong et al. (Kong et al., 2006) implementaram um sistema de localização baseado no Filtro de Kalman Estendido (EKF), no qual características presentes no ambiente como cantos e superfícies planas são detectadas. Informações a respeito dessas características são integradas a um mapa em grade

de ocupação conhecido a priori, produzindo uma localização razoavelmente precisa do robô.

3 Algoritmo Padrão de Mapeamento com Grade de Ocupação

O Algoritmo padrão formalizado por Elfes (Elfes, 1989a) objetiva a aquisição de um mapa dadas as medições dos sensores do robô e sua localização. A representação matemática do processo é dada por (Elfes, 1987; Thrun et al., 2005; Thrun, 2003):

$$p(m|z_{1:t}) \quad (1)$$

onde m representa o mapa adquirido e $z_{1:t}$ é o conjunto das medições até o instante de tempo t . O espaço contínuo do ambiente é discretizado em células, as quais, juntas, representam de forma aproximada o ambiente mapeado. Assim, definimos o mapa como um conjunto finito de células $m_{x,y}$. Cada célula possui um valor agregado que corresponde a probabilidade de ela estar ocupada, que pode estar entre 0 e 1. O valor 0 significa célula vazia e 1 célula ocupada. A notação $p(m_{x,y})$ se refere a probabilidade de uma célula da grade de índice $\langle x, y \rangle$ estar ocupada.

O algoritmo padrão divide o problema de construção do mapa em um conjunto de problemas menores de estimação dos valores de cada célula $m_{x,y}$ separadamente.

$$p(m_{x,y}|z_{1:t}) \quad (2)$$

Por razões de instabilidade numérica com probabilidades próximas de 0 ou 1, é comum calcular o *log-odds* (ou logaritmo da probabilidade) de $p(m_{x,y}|z_{1:t})$ ao invés de $p(m_{x,y}|z_{1:t})$. O *log-odds* é definido por:

$$l_{x,y}^t = \log \frac{p(m_{x,y}|z_{1:t})}{1 - p(m_{x,y}|z_{1:t})} \quad (3)$$

O valor da probabilidade pode ser recuperado através da Equação 4.

$$p(m_{x,y}|z_{1:t}) = 1 - \frac{1}{1 + e^{l_{x,y}^t}} \quad (4)$$

O valor do *log-odds* pode ser estimado recursivamente em qualquer instante t pela regra de Bayes aplicada a $p(m_{x,y}|z_{1:t})$:

$$p(m_{x,y}|z_{1:t}) = \frac{p(z_t|z_{1:t-1}, m_{x,y})p(m_{x,y}|z_{1:t-1})}{p(z_t|z_{1:t-1})} \quad (5)$$

Supondo que estamos mapeando ambientes estáticos, podemos afirmar que as medições atuais dos sensores são independentes das passadas, dado o conhecimento do mapa m , em qualquer instante t :

$$p(z_t|z_{1:t-1}, m) = p(z_t|m) \quad (6)$$

Visto que o mapa é decomposto em células, esta suposição é estendida também a essas. Isto se

torna uma suposição mais forte: assume-se a independência condicional de cada célula individual $m_{x,y}$ na grade, sem levar em conta a ocupação das células vizinhas:

$$p(z_t|z_{1:t-1}, m_{x,y}) = p(z_t|m_{x,y}) \quad (7)$$

o que nos permite simplificar a Equação 5:

$$p(m_{x,y}|z_{1:t}) = \frac{p(z_t|m_{x,y})p(m_{x,y}|z_{1:t-1})}{p(z_t|z_{1:t-1})} \quad (8)$$

Aplicando a regra de Bayes a $p(z_t|m_{x,y})$ obtemos:

$$p(m_{x,y}|z_{1:t}) = \frac{p(m_{x,y})p(z_t)p(m_{x,y}|z_{1:t-1})}{p(m_{x,y})p(z_t|z_{1:t-1})} \quad (9)$$

A Equação acima (9) fornece a probabilidade de a célula $m_{x,y}$ estar ocupada.

4 Um modelo probabilístico de sonar incorporando erros de odometria

Neste trabalho, propomos uma abordagem para a implementação de um método de mapeamento com representação por grade de ocupação, na qual consideramos a existência de ruído nos sonares e erros inerentes ao sistema de odometria do robô.

Sabemos que os sonares possuem características internas e externas que causam erros em suas medições. Geralmente esses erros são divulgados pelos fabricantes e são acessíveis a comunidade. Na Figura 1, por exemplo, podemos observar algumas características típicas de um sonar Polaroid série 6500 usado por nós neste trabalho. O sonar apresenta uma maior sensibilidade em regiões próximas ao seu eixo principal. Além disso, apresenta também, um erro de medição absoluta de +/-1%.

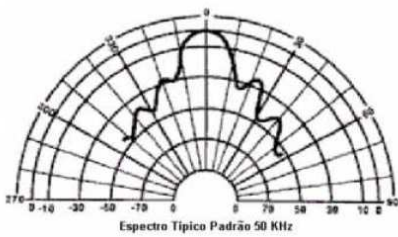


Figura 1: Características típicas do Polaroid 6500.

Além dos erros típicos dos sonares, devemos atentar também aos erros de odometria acumulados durante os movimentos realizados pelo robô. Quanto mais o robô se move, maior se torna o erro de odometria.

Se desprezarmos essas duas fontes de erros, o mapa final do processo de mapeamento se torna distante da forma real do ambiente, comprometendo outras aplicações que venham a utilizá-lo como fonte preliminar de informação.

Para tratar esses erros, buscamos uma forma de incluí-los na representação do mapa em grade de ocupação. Assim, modificamos o modelo dos sensores do algoritmo padrão para que de forma probabilística, os erros típicos dos sonares e de odometria sejam incorporados ao valor de ocupação de uma célula na grade (Equação 10).

$$p(m_{x,y}|z_t, \theta_t) = \frac{1}{2\pi\sigma_{z_t}\sigma_{\theta_t}} \times \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{(D_{x,y} - z_t)^2}{\sigma_{z_t}^2} + \frac{(\theta_{x,y} - \theta)^2}{\sigma_{\theta_t}^2}\right)\right] \quad (10)$$

Onde:

z_t é a medição do sensor no instante t ;

θ_t é o ângulo de orientação do sensor;

σ_{z_t} é o desvio padrão referente ao erro na medição da distância do sensor ao obstáculo;

σ_{θ_t} é o desvio padrão referente ao erro no ângulo de orientação do sensor;

$D_{x,y}$ é a distância euclidiana entre o sensor e a célula $m_{x,y}$.

$\theta_{x,y}$ é o ângulo de orientação da célula $m_{x,y}$.

O desvio padrão do erro de distância é uma função que depende do erro de odometria em relação a um movimento translacional não desejado do robô, dado pela (Equação 11):

$$\sigma_{z_t} = z_t \times k + f \quad (11)$$

onde:

k é o fator de erro típico do sonar em uso (no nosso caso +/-1%);

f é uma função que descreve o erro de odometria quando o robô se move linearmente e apresenta um deslocamento maior ou menor que o indicado pela odometria.

O desvio padrão do erro no ângulo de orientação do sensor é descrito por uma função que depende do erro de odometria relacionado a um movimento rotacional não desejado (Equação 12).

$$\sigma_{\theta_t} = \frac{\beta}{2} + g \quad (12)$$

Na Equação acima (12):

β é a abertura do feixe do sonar (no nosso caso 30°);

g é uma função que descreve o erro de odometria quando o robô se move linearmente e apresenta uma orientação final diferente da inicial.

Tanto f na Equação 11 quanto g na Equação 12 são deduzidas experimentalmente a partir de diversas amostras de dados.

A crença usual de que os dados dos sensores e os dados de odometria estão sempre corretos passa a ser ponderada por fatores que descrevem os respectivos erros.

5 Experimentos e resultados

Visando validar o modelo proposto, fizemos alguns experimentos com o robô móvel denominado de Galatéia, um modelo Pioneer 3-AT da ActivMedia Robotics, provido de dois *arrays* de sonares (um na parte frontal e outro na parte trazeira) e sistema de odometria, como mostrado na Figura 2.



Figura 2: Robô Galatéia

Os experimentos foram realizados dentro das dependências do Departamento de Engenharia de Computação e Automação - DCA-UFRN, mais especificamente tentando mapear os corredores (estreitos) do mesmo. Isso traz um problema intrínseco na captura de dados confiáveis, por ser um espaço muito apertado. A princípio, implementamos o algoritmo padrão de mapeamento, com um modelo simplista para os sonares e sem considerar os dados errados de sonar e odometria. Os resultados do algoritmo tradicional implementado podem ser vistos na Figura 3.



Figura 3: Mapa gerado usando o algoritmo tradicional.

A seguir, refizemos o mesmo experimento, usando o algoritmo proposto no presente trabalho, com inclusão do modelo probabilístico de sonar, mas ainda sem tratamento dos erros sistemáticos de sonar e odometria. O mapa resultante deste experimento pode ser visualizados na Figura 4. Como pode ser observado visualmente, o presente algoritmo mostrou-se superior ao tradicional, com erros menores. Nos mapas, as regiões em branco representam células que o robô supõe estar vazias, ou livres de obstáculos. Regiões em cinza representam as células das quais o robô não possui informação sobre o estado de ocupação e as regiões

em preto representam as células que o robô supõe estarem ocupadas por obstáculos. As linhas tracejadas mostram o contorno real dos corredores e paredes. Convém novamente ressaltar que, mesmo com a ausência de tratamento de erros sistemáticos, com a simples inserção da modelagem probabilística, o sistema teve uma precisão muito superior ao método tradicional.

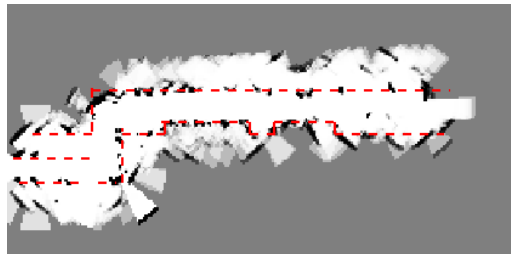


Figura 4: Mapa gerado com a primeira implementação do algoritmo proposto neste trabalho, sem considerar os erros sistemáticos (odometria e sonar).

6 Conclusão

Neste trabalho, propomos uma nova metodologia para mapeamento usando sonares e odometria, incluindo um modelo probabilístico que incorpora uma medida obtida usando inferência estatística dos erros de ambos. Para inserir esses erros no modelo proposto, buscamos uma forma de incluí-los na representação do mapa representado usando uma grade de ocupação. Assim, modificamos o modelo dos sensores do algoritmo padrão para que, de forma probabilística, os erros típicos dos sonares e de odometria sejam incorporados ao valor de ocupação de uma célula na grade. O modelo foi testado na prática usando um robô Pioneer AT. Com base nos resultados observados nos experimentos práticos, pode-se notar que com a implementação do modelo proposto neste trabalho, conseguimos melhores resultados que com o modelo tradicional, obtendo um mapa mais realístico do ambiente. Conjecturamos que o modelo proposto fornece uma maneira mais realística de representar um ambiente mapeado usando a técnica de grade de ocupação, conhecendo-se que as informações originadas tanto dos sonares quanto do sistema de odometria possuem erros.

O algoritmo proposto deverá ainda ser melhorado a partir de um melhor estudo dos erros sistemáticos e não sistemáticos de odometria, visando sua inclusão prévia no modelo, bem como de uma melhor definição dos parâmetros que podem influenciar uma boa medida dos sonares. Ou seja, a título de extensão deste trabalho, pretendemos também melhorar o tratamento de outros dados incoerentes que surgem dos sensores (sonar e odometria).

Referências

- Borenstein, J. and Koren, Y. (1991). The vector field histogram - fast obstacle avoidance for mobile robots, *IEEE Journal of Robotics and Automation* **7**(3): 278–288.
- Dutra, P. R. C., de Souza, M. M., Andriolli, G. F., Álvares, A. J. and Ferreira, J. C. E. (2003). Navmap: Um sistema para navegação por mapeamento do robô móvel nomad xr4000, *VI Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (SBAI)*, Bauru, SP.
- Elfes, A. (1987). Sonar-based real-world mapping and navigation, *IEEE Journal of Robotics and Automation* **3**(3): 249–265.
- Elfes, A. (1989a). *Occupancy Grid: A Probabilistic Framework for Robot Perception and Navigation*, PhD thesis, Carnegie Mellon University, Pittsburg, Pennsylvania.
- Elfes, A. (1989b). Using occupancy grids for mobile robot perception and navigation, *Computer* **6**(22): 46–57.
- Kong, F., Chen, Y., Xie, J., Zhang, G. and Zhou, Z. (2006). Mobile robot localization based on extended kalman filter, *6th World Congress on Intelligent Control and Automation*, Dalian, China.
- Konolige, K. (1997). Improved occupancy grids for map building, *Autonomous Robots* (4): 351–367.
- Moravec, H. P. (1988). Sensor fusion in certainty grids for mobile robots, *AI Magazine* **9**(2): 61–74.
- Moravec, H. P. (1996). Robot spatial perception by stereoscopic vision and 3d evidence grid, *Technical Report CMU-RI-TR-96-34*, CMU Robotis Intitute, Pittsburgh, Pennsylvania.
- Thrun, S. (2003). Learning occupancy grid maps with forward sensor models, *Autonomous Robots* (15): 111–127.
- Thrun, S., Burgard, W. and Fox, D. (2005). *Probabilistic Robotics*, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, USA.