

UMA ABORDAGEM INSPIRADA NO RECOZIMENTO DETERMINÍSTICO PARA ESCAPAR DE MÍNIMOS LOCAIS EM NAVEGAÇÃO POR CAMPOS POTENCIAIS ARTIFICIAIS

NARA STRAPPA FACCHINETTI DORIA^{†*}, EDUARDO OLIVEIRA FREIRE[†], JOÃO CARLOS BASILIO[‡]

**Coordenadoria de Eletrônica
Instituto Federal de Sergipe
Aracaju, Sergipe, Brasil*

*†Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
Universidade Federal de Sergipe
Aracaju, Sergipe, Brasil*

*‡PEE/COPPE
Universidade Federal do Rio de Janeiro
Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil*

Emails: narastrappa@gmail.com, efreire@ufs.br, basilio@dee.ufrj.br

Abstract— This paper presents a new algorithm for mobile robots to escape from local minima points in an environment, which is inspired in the deterministic annealing algorithm. A comparative study between the proposed method and two known methods, simulated annealing to escape from local minima and the method of virtual obstacle, is carried out.

Keywords— Mobile robots, Artificial Potential Fields, Local Minima, Deterministic Annealing.

Resumo— Este artigo apresenta uma nova abordagem para escapar de pontos de mínimos locais para robôs móveis inspirada no recozimento determinístico. Com o objetivo de ilustrar a eficiência da nova abordagem, é apresentado também um estudo comparativo entre o método aqui proposto e os métodos do recozimento simulado e do obstáculo virtual, já apresentados na literatura.

Palavras-chave— Robótica móvel, Campos Potenciais Artificiais, Mínimos Locais, Recozimento Determinístico.

1 Introdução

O Método dos Campos Potenciais Artificiais, proposto por Khatib (1986), é uma abordagem utilizada para evitar obstáculos por manipuladores e robôs móveis baseada no conceito de campos potenciais artificiais. Nessa abordagem, a tarefa de evitar colisões, considerada um problema com alto nível de planejamento, pode ser distribuída em diferentes níveis de controle, permitindo operações robóticas em tempo real em ambientes dinâmicos e complexos.

O Método dos Campos Potenciais Artificiais consiste na minimização de uma função de custo, dada pelos campos potenciais no ambiente. Para formar a função, os pontos de destino do robô são definidos como pontos de atração e os obstáculos como regiões de repulsão. A partir dessas definições, funções para o cálculo dos campos são utilizadas e o gradiente negativo dessas funções é calculado, sendo essa a força que impulsiona o movimento do robô.

Em Khatib (1986), é descrito o modelo de forças para manipuladores. Para robôs móveis, a análise pode ser feita de forma análoga, sendo o campo potencial total dado pela seguinte equação:

$$U_{art}(x) = U_{x_d}(x) + U_O(x), \quad (1)$$

em que $U_{x_d}(x)$ e $U_O(x)$ denotam respectivamente os campos potenciais do obstáculo e do destino, sendo x o vetor de coordenadas do ponto considerado. Dessa forma, o campo resultante é a soma dos componentes de atração e repulsão. A equação (1) pode então ser reescrita como

$$F^* = F_{x_d}^* + F_O^*, \quad (2)$$

na qual

$$\begin{aligned} F_{x_d}^* &= -grad[U_{x_d}(x)], \\ F_O^* &= -grad[U_O(x)], \end{aligned} \quad (3)$$

sendo $F_{x_d}^*$ a força atratora que permite que o robô siga para o ponto de destino x_d , definida por $-k(x - x_d)$.

A partir do obstáculo, suponha um círculo de raio ρ , com uma barreira no limite desse círculo. A força F_O^* possui valor infinito nessa barreira, ao passo que se torna insignificante fora dela. Por conta dessa limitação, a força repulsiva deve ser modelada por uma função que tende ao infinito à medida que o robô se aproxima do obstáculo. A fim de evitar perturbações indesejadas, a influência dos obstáculos só deve existir em uma área delimitada. Para tanto, Khatib (1986) propõe uma função de campos potenciais na qual há força repulsiva apenas no interior de uma área delimitada

por uma certa distância do obstáculo, que é dada por:

$$U_O(x) = \begin{cases} \frac{1}{2}\eta\left(\frac{1}{\rho} - \frac{1}{\rho_O}\right)^2 & \text{se } \rho \leq \rho_O \\ 0 & \text{se } \rho > \rho_O, \end{cases} \quad (4)$$

em que ρ_O representa a distância limite de influência do campo potencial e ρ representa a menor distância para o obstáculo. Um problema existente no método dos campos potenciais é a possibilidade de o robô ser direcionado para um ponto de mínimo local que não o seu destino. Dessa forma, o robô é impedido de alcançar o seu objetivo.

Em linhas gerais, as abordagens utilizadas para solucionar o problema dos mínimos locais em sistemas que implementam o Método dos Campos Potenciais Artificiais podem ser classificadas em três categorias:

- Esquiva dos mínimos locais (LMA - *Local Minima Avoidance*),
- Escape dos mínimos locais (LME - *Local Minima Escape*),
- Remoção dos mínimos locais (LMR - *Local Minima Removal*).

Um estudo comparativo entre esses três tipos de abordagens pode ser visto em Zhang et al. (2010), no qual as principais diferenças entre elas são salientadas.

As soluções baseadas em remoção dos mínimos locais, tais como a apresentada por Kim and Khosla (1992), apesar de solucionarem completamente o problema dos mínimos locais, apresentam alguns problemas. Entre eles, está a restrição a certos tipos de obstáculos, o alto custo computacional para navegação em tempo real e a necessidade de algum conhecimento inicial a respeito do ambiente.

As abordagens baseadas em esquivar dos pontos de mínimos locais (Chang and Yamamoto, 2009) necessitam de uma disponibilidade de informações prévias sobre o ambiente e geralmente são implementadas em esquemas hierárquicos; por exemplo, o método dos campos potenciais artificiais representa uma camada em baixo nível com o objetivo de evitar colisões em obstáculos, enquanto uma outra camada em nível mais alto deve ser adicionada a fim de estabelecer objetivos intermediários até o ponto de destino. Para a determinação de objetivos intermediários, geralmente é necessário um conhecimento prévio do ambiente.

A outra abordagem, baseada em escape dos pontos de mínimos locais, tais como Janabi-Sharifi and Vinke (1993a) e Park and Lee (2004), ao contrário das outras duas, permitem que o robô fique preso em um ponto de mínimo local e, após isto, é acionado algum mecanismo de escape deste ponto. No entanto, essa categoria não evita que o robô caia em pontos de mínimos. Mas por conta do seu baixo custo computacional e por não necessitar de

conhecimento prévio do ambiente, abordagens de escape ainda são bastante utilizadas.

Justamente pelas razões expostas anteriormente é que neste artigo é apresentada uma nova abordagem para escapar de mínimos locais em robôs móveis que implementam o Método dos Campos Potenciais Artificiais, inspirada no Recozimento Determinístico (*Deterministic annealing*). Com a abordagem proposta é possível fazer com que o robô escape de pontos de mínimos locais no ambiente, dando a possibilidade da conclusão da tarefa de navegação ainda que o ambiente possua mínimos locais. Além disso, são considerados os resultados de dois outros métodos já existentes (Campos potenciais com o recozimento simulado (Janabi-Sharifi and Vinke, 1993b) e com o obstáculo virtual (Park and Lee, 2004)) e então é feita uma comparação entre os resultados obtidos nas três metodologias.

2 Trabalhos correlatos

Na literatura, é possível encontrar diversas formas de resolver o problema dos mínimos locais em sistemas que implementam o método dos campos potenciais artificiais. Entre aquelas que fazem com que o robô escape após ter ficado preso, duas serão abordadas aqui: o recozimento simulado e o obstáculo virtual.

2.1 Método do recozimento simulado

A fim de solucionar o problema dos mínimos locais no Método dos Campos Potenciais Artificiais, Janabi-Sharifi and Vinke (1993b) propõem escapar dos pontos de mínimo com o uso do algoritmo do recozimento simulado (Kirkpatrick et al., 1983). Basicamente, esse método consiste em movimentações aleatórias pela superfície da função de custo a ser minimizada, a fim de encontrar um local com potencial menor que o potencial do ponto de mínimo local após o robô ter ficado preso. Considerando a temperatura como um parâmetro do método, em altas temperaturas, pontos com potenciais mais altos são aceitos mais facilmente, enquanto que, à medida que a temperatura vai diminuindo, apenas pontos com valores mais baixos de potencial tendem a ser aceitos. Encontrado um ponto com menor potencial, o robô se dirige até ele e, após isso, continua seguindo um caminho composto por pontos de menor potencial.

2.2 Método do obstáculo virtual

O método do obstáculo virtual (Park and Lee, 2004), tem por regra fazer com que o robô se afaste do ponto de mínimo local criando um campo repulsor nas redondezas deste ponto. Dessa forma, é gerada uma força repulsiva que é capaz de fazer com que o robô se afaste do ponto de mínimo local onde ficou preso.

3 Campos Potenciais com LME inspirado no recozimento determinístico

3.1 Recozimento determinístico

O recozimento determinístico, proposto por Rose (1991), surgiu a partir do conceito do recozimento simulado, porém, com algumas alterações na forma como é implementado. A função de custo é parametrizada por meio de uma variável de controle T . Com $T = \infty$, a função de custo geralmente será convexa e o mínimo global da função será facilmente identificado (Rose, 1991). Dessa forma, o recozimento determinístico pode ser visto como uma abordagem que primeiramente localiza um mínimo global, com a temperatura infinita e, à medida que ocorre o resfriamento, passa a caminhar em direção ao mínimo, que a cada passo de execução, tende ao mínimo global do sistema, que é alcançado em temperatura igual a 0.

3.2 Abordagem proposta

Nesta seção será apresentada uma nova abordagem de LME. O método proposto, será baseado no recozimento determinístico, e tem como objetivo permitir que o robô escape de pontos de mínimos locais do ambiente com a alteração da temperatura, que é um parâmetro da função de custo.

Para o desenvolvimento do método, foi usada a função de custo apresentada em Khatib (1986), como o campo potencial artificial, qual seja:

$$U_{tot} = U_{att} + \sum U_{rep} \quad (5)$$

sendo

$$U_{att}(X, Y) = K_{att}\rho_{goal}^2 \quad (6)$$

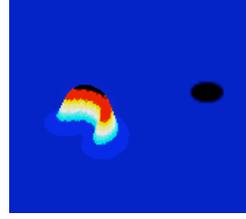
$$U_{rep}(X, Y) = \begin{cases} K_{rep}\left(\frac{1}{\rho_o} - \frac{1}{\rho_{int}}\right)^2 & \text{se } \rho_o \leq \rho_{int}, \\ 0 & \text{se } \rho_o > \rho_{int}. \end{cases} \quad (7)$$

A alteração aqui proposta consiste na inserção do parâmetro da temperatura na função de custo, assim como ocorre no recozimento determinístico. Aqui, a inserção da temperatura provoca um aumento na área de interferência dos obstáculos e reduz a influência do ponto de destino, visto que altera a função que representa os mesmos.

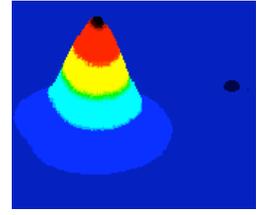
$$U_{att}(X, Y) = K_{att} \frac{\rho_{goal}^2}{T} \quad (8)$$

$$U_{rep} = K_{rep} \left(\frac{1}{\frac{\rho_o}{T}} - \frac{1}{\rho_{int}} \right)^2, \text{ se } \frac{\rho_o}{T} \leq \rho_{int}, \quad (9)$$

Com a inserção da temperatura na função de custo e a variação da mesma, é possível observar uma alteração na superfície do campo potencial nos ambientes, conforme pode ser visto nas figuras 1(a) e 1(b):



(a) Ambiente modelado com baixo valor de temperatura



(b) Ambiente modelado com alto valor de temperatura

Figura 1: Ambiente modelado com temperaturas diferentes

A execução é dada da mesma forma que no Método dos Campos Potenciais Artificiais puro, diferenciando-se apenas no momento em que o robô encontra-se preso no ponto de mínimo. Nesse instante, executa-se o algoritmo 1 até que o robô esteja livre do ponto de mínimo local.

Algoritmo 1: Pseudo-código do recozimento determinístico para o método dos campos potenciais artificiais

```

1 início
2   P := S;
3   //ponto inicial no recozimento
   determinado - ponto de mínimo
4   T := T0;
5   //temperatura inicial do recozimento
6   enquanto T ≤ Tmax e ainda não
   escapou faça
7     Calcule o novo potencial;
8     Siga o gradiente negativo desse
   potencial;
9     Faça T = aT;
10  enquanto T > Tf e ainda não escapou
   faça
11    Calcule o novo potencial;
12    Siga o gradiente negativo desse
   potencial;
13    Faça T = rT;

```

No algoritmo 1, T_{max} representa a temperatura máxima até a qual o sistema poderá esquentar, T_f é a temperatura mínima na qual o sistema chegará após o resfriamento, a representa a taxa de aquecimento aplicada ao sistema e r a taxa de resfriamento.

De forma diferente ao que acontece com o uso do recozimento simulado para escapar de mínimos locais, na abordagem proposta, o sistema é iniciado com temperatura $T = 1$, e no instante em que o robô fica preso no ponto de mínimo local, essa temperatura é aumentada gradativamente até atingir um limiar pré-definido. Após isto, o sistema é resfriado novamente até $T = 1$, fazendo

com que a função de custo retorne à sua forma original. A temperatura é iniciada com valor 1 a fim de possibilitar a execução do método dos campos potenciais artificiais com a sua função de custo pura, sem interferência do parâmetro da temperatura.

Neste artigo, será suposto que o planejamento é local, reativo, sem conhecimento prévio do ambiente, porém com memória. Todos os obstáculos já identificados são armazenados em uma matriz de obstáculos que continuam a influenciar na construção do campo, ainda que tais obstáculos estejam fora do alcance dos sensores, mas estejam dentro da área de influência dos obstáculos.

4 Resultados por simulações

Nesta seção serão apresentados os resultados das simulações realizadas em três ambientes, sendo que para cada um serão mostrados os resultados de quatro simulações: campos potenciais artificiais puro, com o recozimento simulado, com o obstáculo virtual e com recozimento determinístico.

4.1 Ambiente A1

O primeiro ambiente simulado possui um obstáculo em forma de U , que é uma configuração clássica de mínimo local. Os pontos de partida e destino são os pontos $(400,700)cm$ e $(800,200)cm$, respectivamente e o ambiente mede $1000cm \times 1000cm$.

Na simulação com o método dos campos potenciais artificiais sem nenhum mecanismo de escape de pontos de mínimos locais, o robô ficou preso no ponto de mínimo local no interior do obstáculo e não conseguiu cumprir a tarefa de navegação de chegar ao ponto de destino, conforme figura 2(a). Nas demais simulações para este ambiente, a tarefa de navegação foi concluída de forma satisfatória pelas três abordagens, conforme mostrado nas figuras 2(b), (c) e (d).

4.2 Ambiente A2

O segundo ambiente é um ambiente mais extenso que o primeiro, medindo $3200cm \times 3200cm$. Nas simulações, o ponto de partida foi definido como $(100,100)cm$ e o ponto de destino como $(3100,2200)cm$.

Neste ambiente, proposto em Park and Lee (2002), o método dos campos potenciais artificiais, por si só, não foi capaz de garantir que o robô chegasse ao seu destino, tendo o robô ficado preso em um ponto de mínimo local provocado pelo arranjo de obstáculos, como pode ser visto na figura 4. Os métodos de escape de pontos de mínimo baseado no recozimento simulado e no obstáculo virtual também não foram capazes de permitir a convergência, conforme mostrado nas figuras 3(a) e 3(b). Além da extensão do ambiente e dos obstáculos exercerem uma grande influência, há ainda o

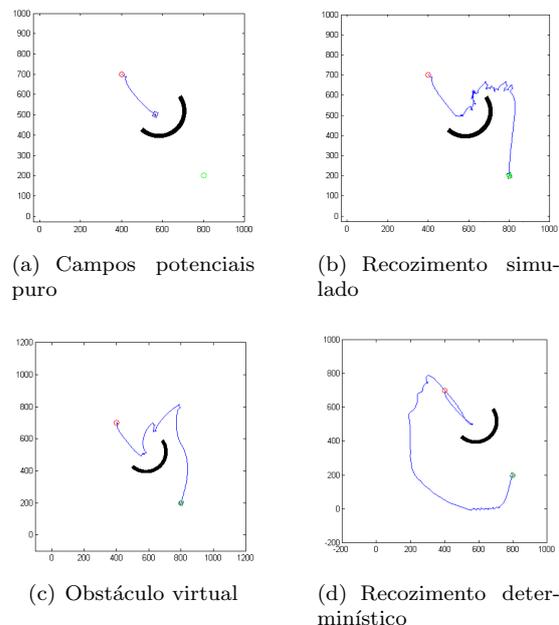


Figura 2: Comparativo de caminhos no ambiente A1

problema de escolha de parâmetros, como a taxa de resfriamento e temperatura inicial (para o recozimento simulado) e o K_{rep} do campo potencial extra, para o obstáculo virtual. Esses parâmetros exercem grande influência no resultado final e não há uma metodologia clara para escolhê-los.

Como pode ser visto, apenas a abordagem aqui proposta, baseada no recozimento determinístico, foi capaz de possibilitar a realização da tarefa neste ambiente, se mostrando superior ao recozimento simulado e ao obstáculo virtual.

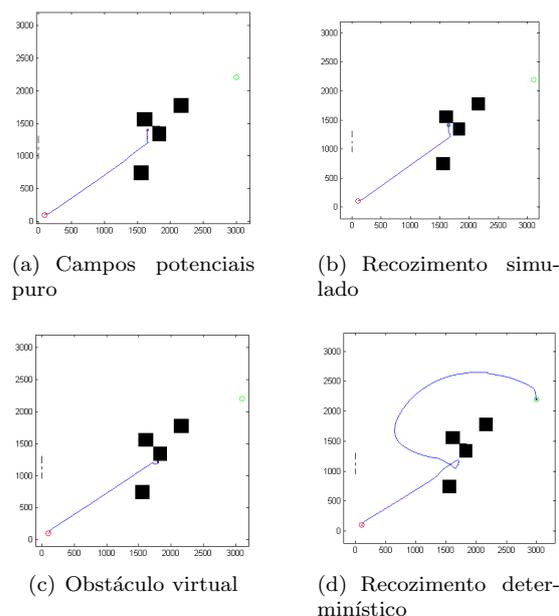


Figura 3: Comparativo de caminhos no ambiente A2

4.3 Ambiente A3

Para o Ambiente A3, proposto por Park and Lee (2004), os pontos de partida e destino estabelecidos foram os mesmos utilizados nas simulações do trabalho original, sendo a partida em $(1000, 400)cm$ e o destino em $(100, 200)cm$. O mapa possui um obstáculo em forma de U , assim como o ambiente A1, com a diferença de que no ambiente A3, o obstáculo é mais comprido, o que ocasiona a formação de um ponto de mínimo local forte, no interior do obstáculo.

Neste ambiente, apenas dois algoritmos conseguiram convergir, como pode ser visto nas figuras 4(c) e (d): obstáculo virtual e o recozimento determinístico. Não foram encontrados parâmetros que possibilitassem a convergência do recozimento simulado neste ambiente.

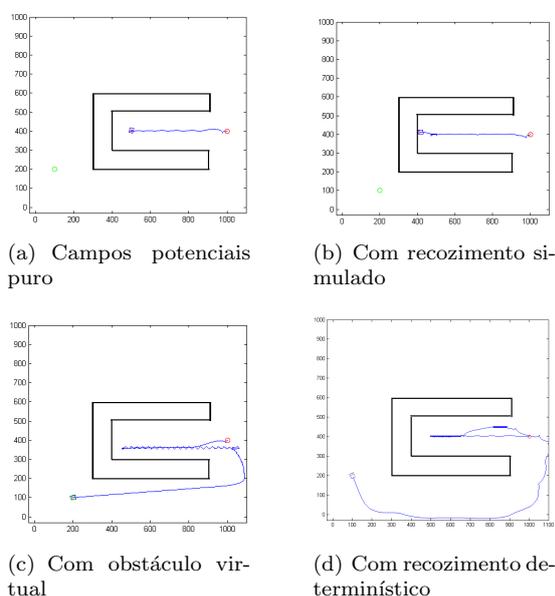


Figura 4: Comparativo de caminhos no ambiente A3

4.4 Análise dos resultados

Observando a qualidade dos resultados, pode-se concluir que o recozimento determinístico mostrou-se superior ao recozimento simulado ao traçar caminhos mais suaves. Este fato ocorre graças ao ruído inserido na função de custo, evitando a movimentação aleatória pela superfície.

No ambiente A2, o algoritmo proposto neste trabalho se mostrou superior ao método do obstáculo virtual, visto que este último não convergiu neste ambiente. Por não possuir um mínimo local forte neste ambiente, suspeitou-se que as falhas do recozimento simulado e do obstáculo virtual poderiam ter sido causadas pela extensão do ambiente, visto que este mede aproximadamente o triplo dos demais. Com isso, o ambiente A2 foi reduzido a um terço de sua dimensão e novos testes foram

executados. Nestes novos testes, as três abordagens de escape conseguiram finalizar a tarefa de navegação, como pode ser visto na figura 5.

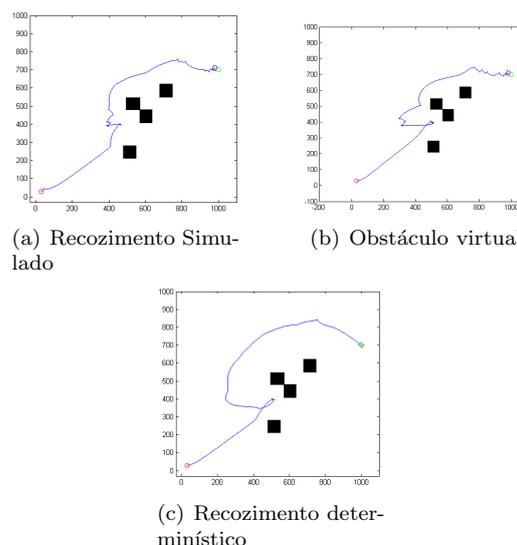


Figura 5: Comparativo de caminhos no ambiente A2 reduzido.

Ainda que não seja possível provar a causa da falha no ambiente A2, com base nos resultados obtidos, pode-se dizer que há um forte indício que a dimensão do ambiente contribuiu para esta falha.

No ambiente A3, não foi possível encontrar um conjunto de parâmetros que permitisse a convergência com o recozimento simulado. Convém ressaltar, que as falhas deste método provavelmente se dão por não existir uma metodologia que possibilite a escolha dos parâmetros.

Em outros testes realizados no desenvolvimento do trabalho de mestrado onde foi desenvolvido esta abordagem (Doria, 2013), foi possível observar a grande dependência dos três algoritmos da escolha de parâmetros. Assim, nos casos de falha, estas devem ser causadas pelo uso de um conjunto inadequado destes parâmetros. Park and Lee (2004), da mesma forma que Janabi-Shariff e Vinke (1993a), não apresentam em seu trabalho uma forma efetiva para a escolha dos parâmetros.

5 Conclusões

O desenvolvimento desse trabalho resultou em uma nova abordagem possível de ser utilizada em conjunto com o método dos campos potenciais artificiais. A solução aqui proposta foi capaz de resolver muitos dos possíveis problemas de mínimos locais do ambiente, permitindo que o robô escapasse de um ponto de mínimo e chegasse ao seu destino, cumprindo a tarefa de navegação.

A inspiração para este trabalho surgiu a partir do trabalho desenvolvido por Janabi-Sharifi and Vinke (1993a), porém, como visto, o método desenvolvido aqui se mostrou superior nas simula-

ções: convergiu em um ambiente a mais e os resultados dos caminhos foram melhores com o método inspirado no recozimento determinístico.

Além disso, com a abordagem proposta foi possível resolver alguns problemas existentes no trabalho de Janabi-Sharifi and Vinke (1993a), inerentes ao próprio recozimento simulado, tais como movimentação aleatória na superfície de energia, que ocasiona uma movimentação aleatória sobre o ambiente até que o robô esteja completamente livre do ponto de mínimo local. Com o método inspirado no recozimento determinístico, não há movimentação aleatória pelo ambiente, fazendo com que o caminho se torne mais suave. No entanto, é possível perceber que os caminhos traçados com o uso do recozimento determinístico tendem a ser mais longos que os demais. Isto se dá pelo alto valor da temperatura que, aumentando a força repulsiva, faz com que o robô se afaste mais dos obstáculos. Esse é um outro problema que pode ser controlado com uma metodologia de escolha de parâmetros, otimizando a escolha do valor da temperatura.

Como trabalho futuro, pode-se desenvolver uma outra solução para o problema dos mínimos locais, seguindo toda a teoria do recozimento determinístico. Dessa forma, é possível obter uma solução LMA, baseada na teoria do recozimento determinístico, buscando assim uma abordagem capaz de evitar mínimos locais mais complexos.

Ainda como trabalho futuro, sugere-se o uso de algum método para a escolha de parâmetros de forma otimizada, o que pode determinar um aumento na taxa de sucesso do algoritmo. Como exemplo, há os autômatos de aprendizado, uma abordagem adaptativa, já utilizados por Nooraliei and Altun (2009) na de otimização de parâmetros no recozimento simulado.

Agradecimentos

Aos professores Jugurta Montalvão, Elyson Carvalho e Lucas Molina, pelas valiosas contribuições durante o desenvolvimento deste trabalho. À Capes e ao CNPq, pelo apoio financeiro que viabilizou a realização deste trabalho.

Referências

- Chang, Y.-C. and Yamamoto, Y. (2009). Path planning of wheeled mobile robot with simultaneous free space locating capability, *Intelligent Service Robotics* **2**(1): 9–22.
- Doria, N. S. F. (2013). *Uma abordagem inspirada no recozimento determinístico para escapar de mínimos locais em navegação por campos potenciais artificiais*, Master's thesis, Universidade Federal de Sergipe.
- Janabi-Sharifi, F. and Vinke, D. (1993a). Integration of the artificial potential field approach with simulated annealing for robot path planning, *Intelligent Control, 1993., Proceedings of the 1993 IEEE International Symposium on*, pp. 536–541.
- Janabi-Sharifi, F. and Vinke, D. (1993b). Robot path planning by integrating the artificial potential field approach with simulated annealing, *Systems, Man and Cybernetics, 1993. 'Systems Engineering in the Service of Humans', Conference Proceedings., International Conference on*, pp. 282–287 vol.2.
- Khatib, O. (1986). Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots, *The International Journal of Robotics Research* **5**(1): 90–98.
- Kim, J. and Khosla, P. (1992). Real-time obstacle avoidance using harmonic potential functions, *Robotics and Automation, IEEE Transactions on* **8**(3): 338–349.
- Kirkpatrick, S., C. D. Gelatt, J. and Vecchi, M. P. (1983). Optimization by simulated annealing, *Science* **220**(4598): 671–680.
- Nooraliei, A. and Altun, A. (2009). Temperature determination in simulated annealing using learning automata, *Computer and Electrical Engineering, 2009. ICCEE '09. Second International Conference on*, Vol. 1, pp. 114–117.
- Park, M. G. and Lee, M. C. (2004). Real-time path planning in unknown environment and a virtual hill concept to escape local minima, *Industrial Electronics Society, 2004. IECON 2004. 30th Annual Conference of IEEE*, Vol. 3, pp. 2223–2228 Vol. 3.
- Park, M. and Lee, M. (2002). Experimental evaluation of robot path planning by artificial potential field approach with simulated annealing, *SICE 2002. Proceedings of the 41st SICE Annual Conference*, Vol. 4, pp. 2190–2195 vol.4.
- Rose, K. (1991). *Deterministic Annealing, Clustering, and Optimization*, PhD thesis, California Institute of Technology.
- Zhang, T., Zhu, Y. and Song, J. (2010). Real-time motion planning for mobile robots by means of artificial potential field method in unknown environment, *Industrial Robot: An International Journal* **37**(4): 384–400.