

ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO PARA LOCALIZAÇÃO GLOBAL DE ROBÔS MÓVEIS EM AMBIENTES CONHECIDOS

CAROLINE P. CARVALHO*, EDUARDO R. ROHR*, LUÍS FERNANDO A. PEREIRA*,
SÉRGIO L. HAFFNER†

*Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul, Av. Ipiranga, 6681 - Porto Alegre - RS - Brasil

†Universidade do Estado de Santa Catarina, Rua Tenente Antônio João, Joinville - SC - Brasil

Emails: caroline1511@gmail.com, eduardo@pucrs.br, pereira@ee.pucrs.br,
slhaffner@gmail.com

Abstract— The subject of this paper is the global localization of mobile robots in a known environment. The approach is based on the use of a single rotating ultrasound sensor, which is used to build a map of distances between the robot and the obstacles. A first estimate is obtained by the comparison between the features extracted from the map generated by the robot and a set of maps synthetically generated from some predefined positions. The final position is reached with the optimization method by Hooke-Jeeves. Results obtained from a real environment are presented to illustrate the approach and compared with similar works.

Keywords— Global Localization, Regions of Constant Depth, Hooke-Jeeves Method.

Resumo— O tema deste trabalho é a localização global de robôs móveis em ambientes conhecidos. A estratégia apresentada é baseada em um único sensor ultra-som rotativo, usado para gerar um mapa de distâncias para obstáculos em um ambiente. Uma primeira aproximação da posição do robô é obtida pela comparação entre as características extraídas do mapa gerado pelo sistema de ultra-som e as características extraídas de mapas sinteticamente gerados de posições pré-definidas. A posição final é determinada através do método de otimização de Hooke-Jeeves. Para ilustrar o método de localização proposto, os resultados obtidos em um ambiente real são apresentados e comparados com trabalhos semelhantes.

Palavras-chave— Localização Global, Regiões de Profundidade Constante, Método de Hooke-Jeeves.

1 Introdução

O estudo de robôs móveis pode ser dividido em três grandes áreas: localização, navegação e controle. O enfoque principal deste trabalho é a localização.

Localização de robôs móveis é um problema de determinação da posição relativa do robô em um mapa de um ambiente conhecido (Thrun et al., 2005), o que é frequentemente chamado de estimação de posição. Por exemplo, para um robô móvel é dado um mapa do ambiente e o objetivo é determinar a sua posição relativa para este mapa dado, através das percepções que ele obtém do ambiente.

Usualmente a posição é inferida a partir dos dados obtidos através de um sensor ou sensores que o robô dispõe. Sabe-se que a maioria dos robôs não possui sensores imunes a ruídos para a medição da posição e, uma dificuldade chave, vem do fato de que somente um sensor é normalmente insuficiente para determinar a posição. Por exemplo, se o robô estiver em um corredor, fica difícil determinar sua posição a partir de dados provenientes somente de um *scanner laser*.

Os diferentes problemas de localização dependem da quantidade de informação inicialmente conhecida do ambiente pelo robô e de sua posição relativa e podem ser classificados em dois grupos principais:

Localização Local: assume que a posição inicial do robô no ambiente é conhecida, e a lo-

calização contínua é realizada para acomodar os erros vindos da navegação, assumidos pequenos (Leonard and Durrant-Whyte, 1991);

Localização Global: a posição inicial do robô no ambiente conhecido é desconhecida. Não se pode assumir uma incerteza de posição vinda da navegação, assim este problema se torna mais difícil de ser resolvido, sendo o pré-requisito para o problema de localização local (Poli and Grossman, 2001).

Uma proposta possível para realização da localização é o emprego de sonares baseados em ultra-som embarcados nos robôs. A principal motivação para o uso deste tipo de sensor é o baixo custo, principalmente quando comparado a outros tipos de sensores, como sensores baseados em laser. Apesar da pesquisa em estratégias de localização baseadas em sensores de ultra-som ter atingido seu ápice nas décadas de 1980 e 1990, este tipo de sensor ainda é tema de alguns trabalhos recentes (Wijk and Christensen, 2000; Krammer and Schweinzer, 2006; Kim et al., 2006).

Neste trabalho é proposta uma nova solução para o problema de localização global de robôs móveis. A identificação e parametrização dos obstáculos a partir da leitura do ambiente foi proposta em (Rohr et al., 2006). A leitura é realizada com um sensor de ultra-som montado sobre um motor de passo, varrendo o ambiente em 360 graus. Um algoritmo aproxima a posição do robô para uma posição de uma grade de referência pré-determinada, através da comparação entre os obs-

táculos identificados e parametrizados da leitura do ambiente com uma matriz de dados formada a partir das posições da grade de referência.

A contribuição deste trabalho se encontra na formalização do método utilizado para estimar a posição do robô em um ambiente conhecido e na adaptação de um método de otimização para refinar a posição final. Em (Rohr et al., 2006) um algoritmo de busca exaustiva foi utilizado para aproximar a posição do robô para algum ponto da grade de referência pré-definida do ambiente. Neste trabalho a proposta é aplicar um segundo algoritmo que estima a posição do robô para pontos diferentes daqueles da grade de referência utilizando um método de otimização.

Em (Rohr et al., 2006) os erros de posição encontrados devido a aproximação feita para uma posição da grade de referência eram de relativa importância, da ordem de $d\sqrt{2}/2$, onde d representa a distância no eixo x ou y entre pontos da grade de referência. Neste trabalho a proposta é refinar este resultado, aproximando a posição do robô para um ponto diferente daquele da grade de referência aplicando um algoritmo baseado no método de otimização de Hooke-Jeeves (Hooke and Jeeves, 1961).

Na seção dois é apresentado o método utilizado para identificação dos obstáculos, na seção três está formalizado o método de aproximação da posição do robô para uma posição da grade de referência. Na seção quatro são apresentados: o método para otimização da posição partindo da posição inicialmente obtida na grade, chegando a uma posição diferente daquela da grade de referência, os resultados obtidos nesta proposta que são comparados com os resultados do algoritmo proposto em (Rohr et al., 2006). Na seção cinco são apresentadas as conclusões.

2 Identificação dos obstáculos

Sensores de ultra-som usam uma simples interpretação geométrica dos obstáculos que leva à *RCD* - *Region of Constant Depth* (Kuc and Siegel, 1987; Leonard and Durrant-Whyte, 1990). As *RCD* podem ser usadas para se construir um mapa, pois paredes cantos e bordas são vistos pelo ultra-som como regiões de profundidade constante. A identificação é feita quando verifica-se que uma varredura do sonar dispõem de medidas adjacentes de um dado comprimento mínimo, cuja variância esteja contida em um intervalo aceitável, definido *a priori*.

Em (Rohr et al., 2006) utiliza-se o método de identificação de obstáculo por *RCD* e Transformada de Hough (Xu et al., 1990) para se determinar a localização dos objetos em relação à posição do robô. A transformada de Hough tem por objetivo fazer a interpolação linear dos pontos contidos em uma *RCD*, gerando uma reta que passa pelos pontos que formam a *RCD*. Desta parametrização, se obtém a menor distância desta reta formada por

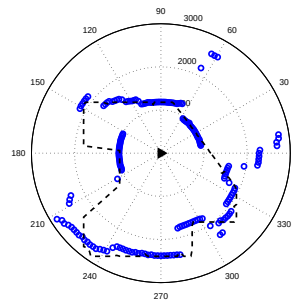


Figura 1: Paredes, cantos e bordas são vistas como *RCD* pelo sonar.

pontos da *RCD* até o robô e a sua direção em relação ao eixo x , conforme apresentado na figura 2.

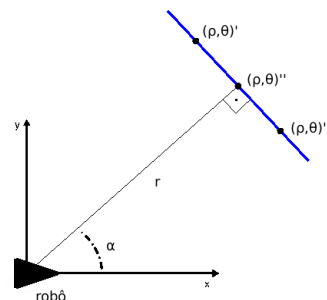


Figura 2: Pontos pertencentes a uma mesma reta parametrizada pelo par (r, α) .

A relação entre (r, α) , onde r é a menor distância entre a origem situada no robô e a reta, e α o ângulo formado entre o eixo x do robô e o vetor de distância r , é dada pela equação 1. Nesta equação cada medida do sonar é escrita da forma polar, originando um conjunto de pontos (ρ, θ) que representam a distância do primeiro obstáculo na direção θ .

$$r(\alpha) = \rho \cos(\theta - \alpha) \quad (1)$$

Sabe-se por definição que sobre cada um destes pontos (ρ, θ) podem passar infinitas retas, cada qual com uma inclinação que a caracteriza. Logo, é possível descrever um conjunto de retas que passam por um determinado ponto (ρ, θ) , variando sua inclinação (figura 3).

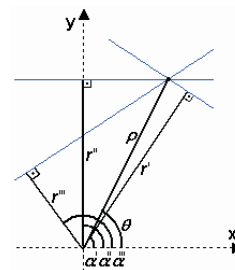


Figura 3: Por um ponto (ρ, θ) podem passar infinitas retas.

A inclinação da reta é imposta pela variável independente α , que assume valores dentro do intervalo de 0 a π radianos. Para cada α é calculado um novo $r(\alpha)$, que resulta em um trecho de senoide, no intervalo de variação de 0 a π radianos. Dados alguns pontos no plano cartesiano

e realizando o mapeamento do conjunto de retas que passam por cada um destes pontos, obtêm-se curvas no plano dos parâmetros (r, α) , cuja intersecção indica os parâmetros da única reta que une os pontos no plano cartesiano, conforme pode ser observado na figura 4.

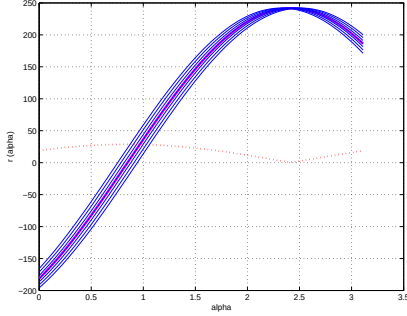


Figura 4: Mapeamento de um obstáculo no plano de parâmetros (r, α) .

Quando uma *RCD* composta por n pontos aproximadamente alinhados no plano cartesiano é mapeada ponto a ponto no plano de parâmetros $(r(j), \alpha(j))$ para $j = 1, 2, \dots, n$, são obtidas n senóides. Caso todos os n pontos não pertençam exatamente a mesma reta, haverá mais de um ponto de intersecção. A região no plano de parâmetros onde há o maior número de intersecções indica os parâmetros (r, α) que definem a menor distância do robô à reta que representa os pontos obtidos pelo sonar. Para encontrar tal região, é calculada a média de r para cada α possível, ou seja, para cada α no intervalo de 0 à π radianos.

$$\bar{r}(\alpha) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n r(\alpha) \quad (2)$$

A variância de cada $r(\alpha)$ em relação ao $\bar{r}(\alpha)$ é dada por:

$$\text{var}(r(\alpha)) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (r(\alpha) - \bar{r}(\alpha))^2 \quad (3)$$

Para cada *RCD* i obtida em uma varredura, os parâmetros r_i^* e α_i^* que definem a *RCD* são obtidos através de 4 e 5:

$$\alpha_i^* = \text{argmin}(\text{var}(r(\alpha))) \quad (4)$$

$$r_i^* = \bar{r}(\alpha) \quad (5)$$

Ou seja, o par (r_i^*, α_i^*) é obtido no ponto onde $r(\alpha)$ apresenta menor variância em relação ao r médio correspondente. Por fim, as *RCD* identificadas por uma varredura do sonar resultam em um conjunto de parâmetros (r_i^*, α_i^*) , que indicam as distâncias e as direções dos obstáculos percebidos pelo robô.

3 Aproximação da posição para um ponto da grade de referência

Para realizar a localização global, o ambiente é modelado como uma matriz de espaços vazios e

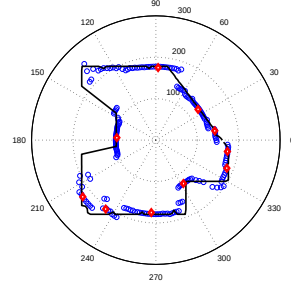


Figura 5: Leitura realizada pelo ultra-som (azul), e *RCD* encontradas para esta leitura (vermelho).

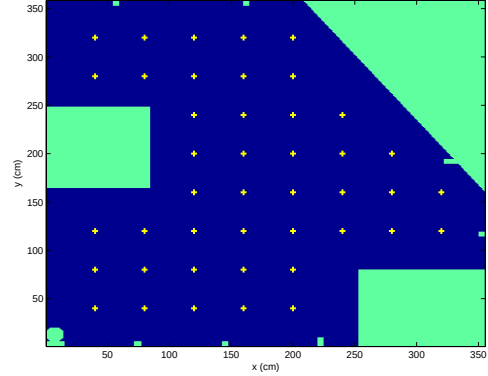


Figura 6: Grade de referência em uma sala pré-definida.

espaços cheios. Em meio a esta matriz, uma grade de referência é determinada.

Com o auxílio de um algoritmo que simula a leitura do ambiente realizada pelo sonar e pelo método anteriormente descrito, para cada posição da grade e para diferentes orientações, os parâmetros (r, α) dos obstáculos vistos pelo robô são calculados, e serão chamados de dados sintéticos. Dessa forma uma matriz de dados de parâmetros (r, α) sintéticos é obtida.

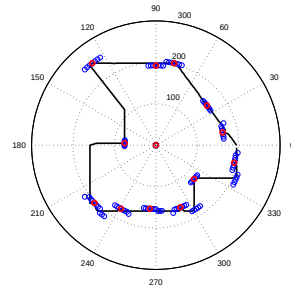


Figura 7: Regiões de profundidade constante obtidas do mapa sintético da posição $(160, 160, 0^\circ)$.

Para realizar a primeira aproximação da posição do robô os parâmetros (r^*, α^*) , obtidos da leitura real do sonar, são comparados com a matriz de dados anteriormente mencionada. A posição da grade de referência e orientação que possuem o maior número percentual de *RCD* semelhantes são a posição e orientação escolhidas como as mais semelhantes às reais do robô, respeitando uma diferença máxima absoluta de $r_{max} = \frac{d}{2}$ cm e $\alpha_{max} = 3p$ graus, onde d é a distância em centímetros no eixo x ou y entre pontos da grade e p é

o passo do motor de passo. Em caso de empate o algoritmo calcula o somatório dos erros absolutos em r e α , e escolhe a posição e orientação cujo erro é menor em r e em α .

Verifica-se que os resultados obtidos em (Rohr et al., 2006) aproximam bem a posição do robô para a posição mais próxima da grade de referência. Porém, vale ressaltar que para este método o erro máximo de posição é de 28,28 cm, pois a grade de referência foi determinada para $d = 40$ cm. Este erro é de dimensão considerável e para reduzi-lo é proposto um algoritmo de refinamento de posição, que é apresentado na seção 4 deste artigo.

4 Refinamento da posição

4.1 Método de Hooke-Jeeves

Para o refinamento da posição, usa-se neste trabalho um algoritmo baseado no método de otimização de Hooke-Jeeves (Hooke and Jeeves, 1961). O problema aqui proposto é minimizar o erro nas constantes (r, α) que parametrizam as RCD das posições aproximadas em relação às constantes (r^*, α^*) que parametrizam as RCD da varredura feita pelo sonar. Assim é possível uma posição fora da grade de referência.

O método de Hooke-Jeeves propõe realizar a busca em direções fixas, sobre os eixos das variáveis da função. Dado um passo de tamanho λ , que pode ser diferente para cada direção e pode trocar de valor durante a procura, a busca começa de um ponto inicial incrementado de λ em cada direção de coordenada. Se a função não aumentar de valor, o passo é considerado bem sucedido. Se não, o passo é diminuído e substituído por um passo na direção oposta, e esta posição é retida dependendo do resultado da função ser bom ou não. Quando todos os n eixos do sistema de coordenadas foram investigados e o passo λ for considerado pequeno, a busca pode ser finalizada, sendo considerado o ponto resultante como ponto ótimo.

4.2 Representação da função objetivo

A função que se objetiva minimizar não possui um comportamento convexo, tampouco linear e para esses casos o método de Hooke-Jeeves se mostra bastante eficiente (Reklaitis, 1983). Para este problema de otimização, a função objetivo foi modelada admitindo que se deseja minimizar o erro de posição médio dos obstáculos da posição aproximada em relação aos obstáculos encontrados pelo sonar na varredura real, fazendo variar a orientação do robô em um intervalo pré-definido em torno da posição aproximada. Os obstáculos passam a ser parametrizados diferentemente. Para cada obstáculo encontrado, a partir da varredura real, faz-se uma transformação de coordenadas polares (r^*, α^*) para coordenadas retangulares:

$$\begin{aligned} x^* &= r^* \cos \alpha^* \\ y^* &= r^* \sin \alpha^* \end{aligned}$$

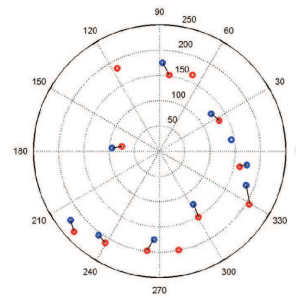


Figura 8: Erro de posição entre os obstáculos reais e sintéticos.

O mesmo procedimento é aplicado para cada posição aproximada utilizando os parâmetros (r, α) das RCD extraídas do mapa sintético destas posições.

A função objetivo é então definida como:

$$f(x, y, \varphi) = \min_{\varphi} \sum_{i=1}^n \min_j G(.) \quad (6)$$

onde:

$$G(.) = \frac{\sqrt{(x_j(\varphi) - x_i^*)^2 + (y_j(\varphi) - y_i^*)^2}}{r_i^*}$$

$\varphi = [\phi - 5, 4^\circ, \phi + 5, 4^\circ]$ a cada $1,8^\circ$, sendo ϕ o ângulo inicialmente aproximado;

n = número de RCD encontradas na varredura real;

j = índice das RCD encontradas sinteticamente na posição (x, y, φ) ;

r^* = parâmetro que define a distância do obstáculo em uma determinada direção (r^*, α^*) , utilizado a fim de ponderar a influência do erro de posição deste obstáculo de acordo com a distância que ele se encontra do robô.

$(x_j(\varphi), y_j(\varphi))$ representam as coordenadas retangulares que definem as RCD da posição (x, y, φ) ;

A função objetivo foi calculada para o ponto central $(160, 200, 7, 2^\circ)$ e para sua vizinhança, fazendo x variar de 130 a 190 e y variar de 170 a 230 e é apresentada na figura 9.

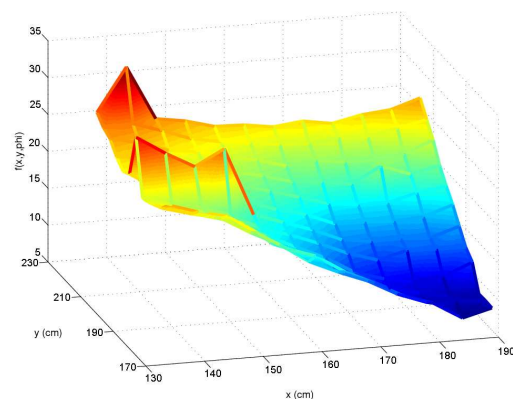


Figura 9: Função objetivo calculada para a vizinhança do ponto $(160, 200, 7, 2^\circ)$.

4.3 Algoritmo proposto

O algoritmo proposto neste trabalho se baseia no método de Hooke-Jeeves. A função objetivo proposta é variável em x e em y . No método de Hooke-Jeeves existe uma limitação de movimento de busca sobre os eixos das variáveis da função, como já foi anteriormente mencionado, o que faz com que o algoritmo possa terminar prematuramente. Para que tal problema não aconteça, foi adicionada uma nova fase ao algoritmo. Além da busca realizada sobre os eixos das variáveis da função, é também determinada uma outra direção de busca, indicada pela variação dos resultados obtidos para a função objetivo quando se é dado um passo de tamanho λ sobre os eixos das variáveis.

A direção é obtida pela diferença entre a função no ponto de busca e a função objetivo no ponto de partida, por exemplo:

$$\Delta_{x_1} = \frac{f(x + \lambda, y, \varphi) - f(x, y, \varphi)}{\lambda}$$

onde φ é o ângulo pertencente ao intervalo $[\phi - 5,4^\circ, \phi + 5,4^\circ]$ para o qual a função objetivo é mínima naquele ponto. O mesmo procedimento é realizado para a variável y , obtendo-se Δ_{y_1} . Assim, se o valor da função objetivo diminui nesses eixos, uma nova direção conjugada de busca é estimada normalizando-se os incrementos para x e y . Vale lembrar que se a função objetivo não diminuir de valor para $f(x + \lambda, y, \varphi)$, utiliza-se do mesmo preceito do algoritmo do método de Hooke-Jeeves, ou seja, o valor da função objetivo no sentido oposto do eixo.

Após determinada a direção de busca conjugada, um vetor de posições de tamanho $\lambda\sqrt{2}$ é estimado. Se neste vetor existir uma posição na qual a função objetivo é de menor valor que a dos pontos anteriormente calculados, esta posição é assumida como nova posição base, senão a posição escolhida é aquela cuja a função objetivo é menor entre as anteriormente calculadas. Ainda, se nenhum dos pontos para os quais a função objetivo foi calculada, possuir valor menor que o atual, o passo λ é dividido por um parâmetro μ e o procedimento se repete até que o passo λ chegue a um valor considerado pequeno.

Para a posição de partida (160, 200, 7,2°) foram calculadas as direções de busca e o trajeto encontrado é apresentado na figura 10. Na figura o ponto de partida é indicado pelo círculo verde e o ponto que se objetiva chegar é o indicado em rosa. O resultado final encontrado para este mapa em posição e orientação é (180, 27, 175, 46, 3,6°), sendo que a posição e orientação real do robô era (180, 180, 0°).

4.4 Resultados obtidos

Este algoritmo de refinamento foi aplicado para alguns pontos dos quais se obteve os mapeamentos

reais a partir do sensor de ultra-som. Os resultados obtidos podem ser vistos na tabela 1. A coluna posição do robô apresenta as posições de onde foram feitas as leituras com o robô, enquanto que as colunas aproximação e refino apresentam o erro de localização utilizando o método proposto por (Rohr et al., 2006) e o método apresentado neste artigo, respectivamente. A figura 11 apresenta de forma comparativa os erros de posição das duas abordagens. Percebe-se que há uma diminuição significativa no erro de posição, enquanto que a informação de orientação não obteve melhora, porém pode-se considerar que o resultado de orientação final obtido é satisfatório em relação a dimensão do ambiente.

Tabela 1: Comparação entre a posição real do robô e o resultado dos métodos de localização.

Posição do robô			Aproximação		Refino	
x (cm)	y (cm)	ϕ (°)	erro (cm)	erro (°)	erro (cm)	erro (°)
60	60	0	28,28	0	0,65	3,6
150	90	300	14,14	2,4	2,11	2,4
150	120	0	10	0	4,05	1,8
210	150	0	14,14	5,4	4,85	3,6
150	180	120	22,36	2,4	10,77	0,6
240	180	270	20	7,2	13,15	9
240	210	0	10	5,4	2,45	0
150	240	45	10	1,8	4,27	0
150	270	220	14,14	1,4	8,1	1,4
60	300	0	28,28	1,8	4,72	1,8
300	120	160	20	0,2	8	3,8
180	300	90	28,28	1,8	5,1	1,8

5 Conclusões

Este artigo apresenta um método para localização global de robôs móveis em ambientes previamente conhecidos. O algoritmo apresentado é dividido em duas partes distintas. Primeiramente é feita uma localização aproximada baseada na comparação entre os obstáculos detectados pelo robô e os esperados para algumas posições do ambiente. No segundo passo, a informação de posição aproximada é utilizada como condição inicial do algoritmo de otimização. A importância de uma aproximação inicial razoável está no fato de que a função objetivo não é convexa, logo condições iniciais inadequadas poderiam levar o algoritmo de

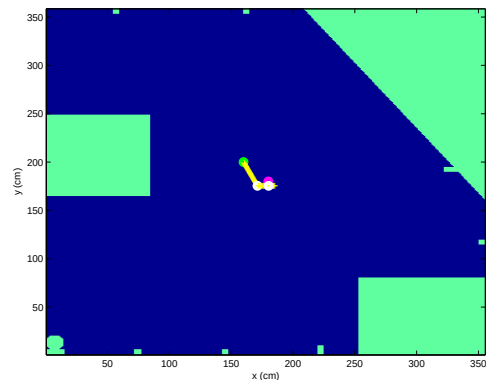


Figura 10: Caminho de busca percorrido para se aproximar da posição (180, 180, 0°).

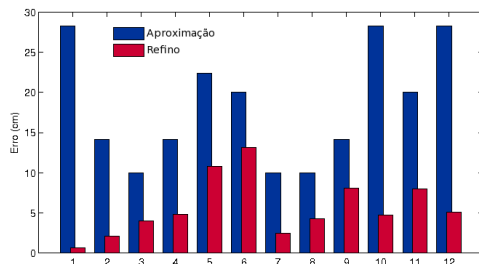


Figura 11: Erros de localização.

otimização a convergir para um vale indesejado na função objetivo.

No trabalho de (Rohr et al., 2006), o erro de localização está intimamente ligado à quantidade de posições sintéticas previamente calculadas. O aumento do número de dados sintéticos poderia diminuir o erro de posição, porém tornaria o algoritmo de localização mais oneroso do ponto de vista computacional. Já o método de localização baseado em otimização proposto neste artigo permite desacoplar o erro de posição da quantidade de dados sintéticos, passando esse a depender da qualidade das *RCD* encontradas pelo robô.

Vale destacar que esta proposta não leva em consideração a dinâmica do robô, pois presuppõe que o mesmo se encontra parado em lugar do ambiente, porém a proposta pode ser considerada como uma boa solução para a inicialização ou re-inicialização do robô.

Referências

- Hooke, R. and Jeeves, T. (1961). "Direct Search" Solution of Numerical and Statistical Problems, pp. 221–229.
- Kim, B., Choi, J., Ko, S. and Park, M. (2006). Improved active beacon system using multi-modulation of ultrasonic sensors for indoor localization, *SICE-ICASE, 2006. International Joint Conference* pp. 1366–1371.
- Krammer, P. and Schweinzer, H. (2006). Localization of object edges in arbitrary spatial positions based on ultrasonic data, *Sensors Journal, IEEE* **6**(1): 203–210.
- Kuc, R. and Siegel, M. (1987). Efficient representation of reflecting structures for a sonar navigation model, *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation* **4**: 1916–1923.
- Leonard, J. and Durrant-Whyte, H. (1990). Application of multi-target tracking to sonar-based mobile robot navigation, *Proceedings of IEEE Conference on Decision and Control* pp. 3118–3123.

- Leonard, J. and Durrant-Whyte, H. (1991). Mobile robot localization by tracking geometric beacons, *IEEE Transactions on Robotics and Automation* **7**(3): 376–382.
- Poli, R. and Grossman, A. (2001). Robust mobile localization from sparse and noisy proximity readings using Hough Transformation and probability grids, *Robotics and Autonomous Systems* **37**: 1–18.
- Reklaitis, G. (1983). *Engineering Optimization: Methods and Applications*, Wiley-Interscience.
- Rohr, E. R., Pereira, L. F. A., Chaves, L. F., Coutinho, D. F. and Fernandes, D. (2006). Um novo enfoque para localização de robôs móveis em ambientes estruturados empregando sensores de ultra-som, *Anais do XVI CBA*, Vol. 1, pp. 2429–2434.
- Thrun, S., Burgard, W. and Fox, D. (2005). *Probabilistic Robotics*, MIT press, Cambridge, Massachusetts, USA.
- Wijk, O. and Christensen, H. (2000). Triangulation-based fusion of sonar data with application in robotpose tracking, *Robotics and Automation, IEEE Transactions on* **16**(6): 740–752.
- Xu, L., Oja, E. and Kultanen, P. (1990). A new curve detection method: randomized Hough transform (RHT), *Pattern Recognition Letters* **11**(5): 331–338.