UM ARCABOUÇO PARA UTILIZAÇÃO DE ROBÔS MÓVEIS NA COLETA EFICIENTE DE DADOS EM REDES DE SENSORES SEM FIO

Marcelo Borghetti Soares*, Vilar Fiuza da Camara Neto*, Dimas Abreu Dutra*, Víctor Costa da Silva Campos*, Mario Fernando Montenegro Campos*

*Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Minas Gerais,
Av. Antônio Carlos, 6627,
Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil

Emails: borghett@dcc.ufmg.br, neto@dcc.ufmg.br, d1ma5ad@gmail.com, kozttah@gmail.com, mario@dcc.ufmg.br

Abstract— The goal of this paper is to present a framework that was developed for the efficient collection of data from sensor nodes using mobile robots. This framework is composed basically of three parts: i) the communication protocol employed between the robot and the sensor nodes to transfer the collected data, ii) the localization method based on Hough Transform and Kalman Filter and iii) the control applied to a non-holonomic robot using a potential field approach to guide the robot to the sensors in the environment. Experiments both in simulation and with actual robots and sensor nodes were performed to validate our methodology.

Keywords— communication, data collection, localization.

Resumo— O objetivo deste artigo é mostrar um arcabouço desenvolvido para utilização de robôs móveis na coleta eficiente de dados em uma rede de nós sensores. Esse arcabouço é composto, basicamente, de três partes principais: i) protocolo de comunicação empregado entre o robô e os nós sensores espalhados no ambiente para transferir os dados coletados, ii) localização baseada em Transformada de Hough e Filtro de Kalman e ii) controle aplicado a um robô não holonômico utilizando um método baseado em campos de potencial para mover o robô em direção aos sensores. Simulações e experimentos são mostrados visando validar a metodologia proposta.

Palavras-chave— comunicação, coleta de dados, localização.

1 Introdução

Redes de sensores sem fio são compostas por um conjunto de sensores que têm o objetivo de coletar dados do ambiente como temperatura, umidade, luminosidade, etc. Cada nó sensor é composto por um processador com capacidade limitada de processamento, armazenamento e memória. Como esses nós coletam dados do ambiente de forma contínua, a informação armazenada não pode permanecer indefinidamente no sensor. Geralmente os dados são transmitidos para uma unidade central (*sorvedouro*) que processa e analisa os dados coletados. O tempo de vida de um nó sensor é, dessa maneira, condicionada à duração de sua bateria, o que representa uma severa restrição.

Tipicamente, essas redes são estáticas, no sentido que os sensores permanecem fixos onde foram depositados. Nesse cenário, é possível utilizar um robô como um nó móvel (*sorvedouro móvel*) com o objetivo de monitorar regiões da rede e planejar maneiras de coletar os dados dos sensores, evitando assim comunicação freqüente entre eles, que seria necessária no caso de se empregar roteamento de dados (Somasundara et al., 2006; Kansal et al., 2004).

Este artigo é extensão de (Soares et al., 2004; Pereira et al., 2004) e tem por objetivo apresentar um arcabouço utilizado na implementação de um sistema de coleta de dados em redes de sensores utilizando robôs móveis. Para tanto, vários aspectos relevantes no contexto de redes de nós sensores e robótica móvel foram estudados e implementados de forma a cumprir eficientemente a tarefa em questão. Dentre esses aspectos pode-se citar dois deles: i) comunicação entre o robô e os sensores e ii) localização do robô.

Esse trabalho é organizado da seguinte maneira: a Seção 2 discute alguns trabalhos relacionados; na Seção 3 o problema da coleta de dados é formalizado; a metodologia empregada é apresentada na Seção 4; a Seção 5 apresenta alguns resultados de simulação e resultados experimentais obtidos; finalmente, a Seção 6 conclui o artigo e sugere algumas direções futuras a serem tomadas.

2 Trabalhos Relacionados

O problema da coleta de dados em redes de sensores foi tratado em (Huang et al., 2002; Small and Haas, 2003), onde agentes móveis eram respectivamente zebras e baleias que permitiam a comunicação entre sensores no ambiente e dispositivos anexados a eles. Em (Shah et al., 2003) o termo "data mules" foi utilizado na descrição de agentes que coletam dados da rede enquanto aleatoriamente movem-se pelo ambiente. Um dos problemas dessa abordagem reside no fato de que a tarefa de coleta de dados é dependente do movimento aleatório de entidades móveis. No contexto dos métodos propostos, alguns nós podem ser atendidos tardiamente ou talvez nunca serem atendidos.

Uma metodologia baseada no movimento de

um veículo de transporte foi empregada em (Chakrabarti et al., 2003). Os sensores despertam quando os veículos estão no seu raio de comunicação e, nesse momento, começam a transferência dos dados. Nesse método, o movimento da entidade móvel está restrita a uma trajetória constante. Sensores que estejam distantes dessa trajetória precisam transferir dados por grandes distâncias ou então aplicar algoritmos de roteamento: em ambos casos é uma operação que consome muita energia.

Em (Soares et al., 2004) um método de coleta de dados baseado em heurísticas para o *Problema do Roteamento de Veículos* (Dantzig and Ramser, 1959) foi proposto. Em (Pereira et al., 2004) uma metodologia baseada em campos de potencial foi proposta, sendo essa metodologia a base para o controle aplicado ao robô que será mostrado na seção 4. Complementarmente a esses trabalhos, o foco principal deste artigo é apresentar as técnicas utilizadas na implementação real de tais métodos.

3 Definicão do Problema

Definição 1 *Dados um conjunto $\mathcal{S} = \{s_1, s_2, ... s_n\}$ de nós sensores com quantidade de dados $d_i(t)$ em um dado instante de tempo t, coletar os dados utilizando um conjunto $\mathcal{R} = \{R_1, R_2, ... R_m\}$ de m robôs com capacidade Q_j de forma que o custo associado a execução da tarefa para os elementos de $\mathcal{S}$ e $\mathcal{R}$ seja minimizado.*

No que diz respeito a redes de sensores, o problema pode ser analisado sob vários aspectos. Por exemplo, em nosso caso existe apenas um sorvedouro no ambiente, os sensores coletam dados do ambiente constantemente, etc. Características dinâmicas do ambiente serão consideradas em trabalhos futuros.

O robô é representado por sua pose $q_R = (x_R, y_R, \theta_R)$ em seu espaço de configurações $\mathcal{C}$ (Latombe, 1991). Assume-se que cada sensor é equipado com alguns transdutores (temperatura, umidade, luminosidade, etc) e um dispositivo para comunicação omnidirecional com raio de alcance r_i e um processador com capacidade limitada de armazenamento e processamento. O sensor é representado em $\mathcal{C}$ por $q_i = (x_i, y_i)$. A quantidade de dados $d_i(t)$ presente em um nó sensor cresce de maneira determinística e é dada pela seguinte equação:

$$\dot{d}_i = \begin{cases} (g_i - h_i) & \text{para } \|q_R - q_i\| \leq r_i \\ g_i & \text{de outra forma} \end{cases}, \quad (1)$$

onde g_i é a taxa de aquisição de dados do sensor s_i, h_i é a taxa de transferência de dados do sensor para o robô, q_R e q_i representam a posição do robô R e do nó sensor s_i, respectivamente, em um ambiente planar. O valor de d_i é sempre maior ou igual a zero, porque a quantidade de dados no nó sensor s_i não pode ser negativa.

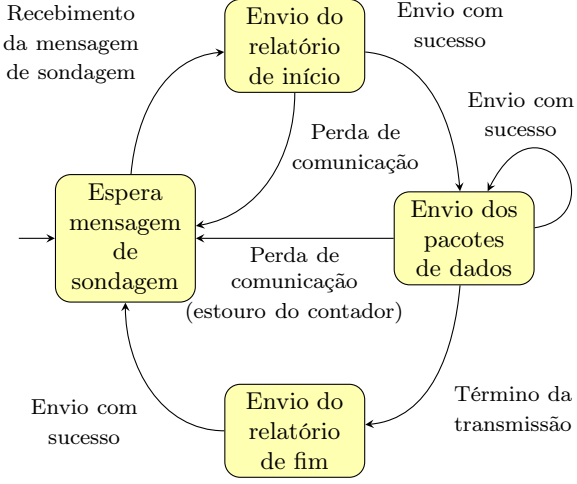

Figura 1: Diagrama de funcionamento do protocolo no nó sensor. Percebe-se que a partir do estado *Envio dos pacotes de dados* existe uma transição para o estado inicial sempre que ocorre um estouro do contador.

4 Metodologia

Essa seção descreve as três partes que compõe o arcabouço utilizado na implementação do sistema de coleta de dados: comunicação entre sensor e robô, localização e controle aplicado ao robô.

4.1 Comunicação entre sensor e robô

Para a transferência de dados entre o robô e os sensores foi desenvolvido um protocolo simples de comunicação. Cada sensor implementa o protocolo esquematizado com a Figura 1. O sensor anexado ao robô emite constantemente um sinal indicando a sua aproximação. Quando um nó sensor presente no ambiente recebe esse sinal, envia a quantidade de dados que precisa ser transferida. Nesse instante a transferência tem início.

O robô mantém um contador (*timer*) que é constantemente zerado sempre que um pacote é recebido. Se esse contador ultrapassa o limite máximo, o robô assume que perdeu comunicação com o nó sensor. Da mesma forma, cada sensor do ambiente mantém um contador que é constantemente zerado sempre que recebe um sinal de aproximação do sensor anexado ao robô. Se esse contador ultrapassa o limite máximo, o nó sensor assume que provavelmente o robô não está mais em seu raio de alcance e cessa o envio de dados.

O protocolo proposto evita o problema de colisões entre pacotes de dados de múltiplos sensores, pois o robô coleta os dados de cada sensor em momentos diferentes. Como o robô segue o algoritmo de controle apresentado na Seção 4.3, a coleta de dados é feita na ordem especificada pela trajetória do robô (que leva em conta a quantidade de dados presente nos sensores). Quando o robô entra no raio de alcance do sensor r_i, qual-

quer tentativa de envio de dados proveniente de outros sensores é ignorada. Novas requisições serão atendidas somente quando todos os dados do sensor atual forem coletados ou acontecer perda de comunicação com o sensor.

4.2 Localização

Em nosso ambiente experimental foi utilizado um sensor de distância a laser modelo *Sick LMS 200* para identificar a posição relativa em relação ao robô de marcos cilíndricos estacionários espalhados pelo ambiente. Como a posição absoluta dos marcos é previamente conhecida, pode-se combinar essas leituras com a odometria para gerar uma estimação precisa da pose do robô.

Para identificar os marcos na imagem de varredura fornecida pelo laser, foi utilizada uma versão adaptada da *Transformada de Hough* (Trucco and Verri, 1998) para identificar circunferências de raios conhecidos. O resultado dessa transformada é combinado com a odometria por meio do *Filtro de Kalman Unscented*. A descrição técnica desses dois passos é vista a seguir.

Transformada de Hough. A Transformada de Hough foi proposta, originalmente, para detecção de retas em imagens binárias. Com esse método, uma reta $y = mx + n$ na imagem original é representada por $n = x(-m) + y$ no espaço de parâmetros de m e n, para cada ponto (x, y) da reta. Dessa forma, tem-se no espaço de configurações várias retas que se interceptam no ponto (m, n). Quanto mais pontos pertencentes à reta $y = mx + n$ existirem na imagem, maior será o número de retas interceptando o ponto (m, n) no espaço de parâmetros.

Com isso, a Transformada de Hough implementa um matriz de contadores com dimensão $m \times n$. Cada elemento dessa matriz corresponde a um elemento (m, n) no espaço de parâmetros. Sempre que uma reta no espaço de configurações (obtida por meio de um ponto na imagem original) contiver o ponto na coordenada (m, n), o elemento correspondente na matriz de acumulação é incrementado. Ao final do processo, os picos observados na matriz de acumulação correspondem a parâmetros de retas presentes na imagem de entrada.

A implementação deste trabalho segue um processo similar ao apresentado anteriomente, mas foi modificada para identificar circunferências (que fornecerão o centro dos marcos cilíndricos). Neste caso, o espaço de parâmetros representa as coordenadas bidimensionais dos centros dos cilindros procurados. Além disso, nesta implementação os parâmetros buscados não são retirados diretamente dos picos na matriz de acumulação: como a presença de ruídos na imagem de entrada tende a gerar regiões (e não um único elemento)

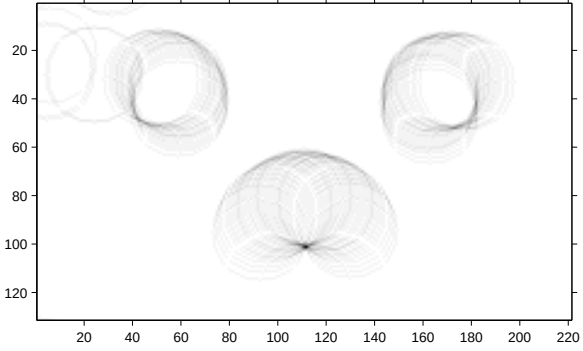

Figura 2: Matriz de acumulação em pixels. O ponto mais escuro na imagem corresponde ao centro de uma circunferência encontrada.

de valores acumulados, a vizinhança dos picos que possuem valores acima de um determinado limite também é considerada para ponderar uma média dos parâmetros. A Figura 2 ilustra a matriz de acumulação para uma imagem com 1 cilindro.

Filtro de Kalman *Unscented*. O *Filtro de Kalman Unscented*, ou UKF (Julier and Uhlmann, 1997), é uma ferramenta para a estimação de estados e das respectivas incertezas de um sistema não-linear. Foi desenvolvido como uma alternativa ao Filtro de Kalman Estendido (Jazwinski, 1970; Sorenson, 1985) e apresenta várias vantagens: possui a mesma complexidade assintótica do EKF, não depende do cálculo das matrizes jacobianas e produz resultados pelo menos tão bons quanto o EKF (Thrun et al., 2005).

O objetivo do UKF é estimar um vetor de estados $\mathbf{x}_t$ e a correspondente matriz de covariância P_t a cada instante de tempo t em um sistema, que é alimentado por um vetor de controle $\mathbf{u}_t$ e que produz um vetor de observações $\mathbf{z}_t$. A transição de estados do sistema é modelada por uma função $g(\cdot)$ e a observação por uma função $h(\cdot)$, conforme segue:

$$\mathbf{x}_t = g(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t) + \varepsilon_P \quad (2)$$

$$\mathbf{z}_t = h(\mathbf{x}_t) + \varepsilon_O, \quad (3)$$

onde ε_P modela o ruído de processo e ε_O o ruído de observação. Ambos são gaussianos, brancos, de média zero e com covariâncias R_t e Q_t, respectivamente.

O UKF, assim como as demais variantes discretas do Filtro de Kalman, é um processo de estimação cíclico dividido em dois passos bem distintos, que podem ser descritos da seguinte maneira (Figura 3):

- *Predição:* Conhecido o estado em um instante qualquer, e dadas as variáveis de controle, qual é a melhor estimativa para o estado no instante seguinte?

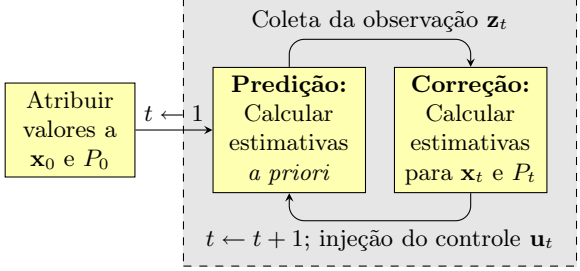

Figura 3: Esquema de funcionamento do Filtro de Kalman: a cada ciclo, a etapa de predição estima o estado com base no vetor de controle $\mathbf{u}_t$ e a etapa de correção incorpora os dados coletados pela observação $\mathbf{z}_t$. O ciclo é inicializado a partir de um estado inicial previamente conhecido.

- *Correção:* Como combinar a estimativa dada pela predição com os dados de observação para gerar a melhor estimativa para o estado corrente?

Para ambos os casos o UKF seleciona um conjunto de vetores de estados (chamados de *pontos Sigma*), avalia-os conforme a função de interesse (transição ou observação) e depois pondera os resultados obtidos para estimar tanto o vetor de estados quanto sua matriz de covariância.

No escopo deste trabalho, o vetor de estados do robô representa sua pose e a observação reúne os resultados da Transformada de Hough:

$$\mathbf{x}_t = (x_t, y_t, \theta_t) \tag{4}$$

$$\mathbf{z}_t = (i_t^{(1)}, j_t^{(1)}, \ldots, i_t^{(m)}, j_t^{(m)}), \tag{5}$$

onde $(i_t^{(*)}, j_t^{(*)})$ é a posição de cada um dos m marcos relativa à pose do robô. O vetor de controle $\mathbf{u}_t$ representa a odometria parcial durante o último ciclo de leitura e a função de transição $g(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t)$ adiciona esse caminhamento parcial ao estado anterior. A função de observação $h(\mathbf{x}_t)$ retorna a posição esperada dos marcos em relação ao robô, o que corresponde ao modelo de observação do sistema.

O UKF original foi adaptado para prever a ocorrência de observações parciais, já que os marcos podem eventualmente sair da área de cobertura do laser. Essa adaptação consiste em retirar as linhas e colunas de Q_t que correspondem aos marcos não visíveis e avaliar a etapa de correção com um conjunto menor de pontos Sigma. Nos ciclos em que a Transformada de Hough não identifica nenhum marco, o passo de correção não é executado: nesse caso, somente a medida da odometria é incorporada à estimação e a incerteza sobre o estado apenas cresce, o que é esperado.

4.3 Controle aplicado ao robô

O controle aplicado ao robô é uma extensão do controle holonômico empregado em (Pereira et al., 2004), no qual um robô holonômico segue o gradiente devido ao campo de potencial gerado pelos nós sensores. Cada nó sensor é modelado por meio de uma Função de Base Radial (Powell, 1985). Quanto maior a quantidade de dados presente no sensor, maior é o gradiente gerado. O algoritmo visto na Figura 4 mostra o controle empregado. É importante que o controle implementado não recaia no problema de mínimos locais. Para tanto, o algoritmo não segue simplesmente o campo de potencial gerado. Como é possível notar pelo passo 3, o robô soma todos os gradientes que encontram-se no mesmo semi-plano do maior gradiente, desprezando todos os demais.

1. calcular os gradientes das funções de campo de potencial de cada nó sensor s_i no ambiente.
2. selecionar, dentre todos, o maior gradiente. Isso pode ser representado por meio da seguinte Equação:
$$\nabla\phi_{max}(q_R) = \max(\nabla\phi_i(q_R), 1 \leq i \leq n)\,, \tag{6}$$
onde max retorna o maior vetor dentre todos $\nabla\phi_i(q_R)$ e n é o número de sensores no ambiente.
3. somar todos os gradientes que se encontram no mesmo semi-plano do maior gradiente. O vetor resultante dessa adição representa a velocidade com a qual o robô holonômico deve se mover para chegar em um ponto específico. O vetor é calculado da seguinte forma:
$$u = \nabla\phi_{max} + \sum_{\nabla\phi_i \in S} \nabla\phi_i(q_R)\,, \tag{7}$$
onde S é o conjunto de todos os vetores no mesmo semi-plano de $\nabla\phi_{max}$, sendo definido como:
$$S = \{x | x \cdot \nabla\phi_{max} > 0, x \neq \nabla\phi_{max}\}\,. \tag{8}$$
Assim, o robô recebe como entrada:
$$v = \psi\frac{u}{\|u\|}\,, \tag{9}$$
onde ψ é uma constante positiva que determina a velocidade do robô.

Figura 4: Controle aplicado em um robô holonômico.

O controle mostrado na Figura 4 foi então adaptado para um controle proporcional ao erro do ângulo entre a orientação θ_R do robô e o ângulo θ_P (formado entra a posição (x_R, y_R) e a posição alvo[1]). Assim as velocidades v e ω são represen-

[1]Como o robô movimenta-se seguindo o gradiente de funções de potencial, a posição alvo pode ser considerada como $q_P = (x_R + v_x, y_R + v_y, \theta_P)$, onde v_x e v_y são as duas componentes do vetor v obtido no algoritmo da Figura 4.

Figura 5: Robô Pioneer P3AT coletando os dados de três nós sensores Mica2.

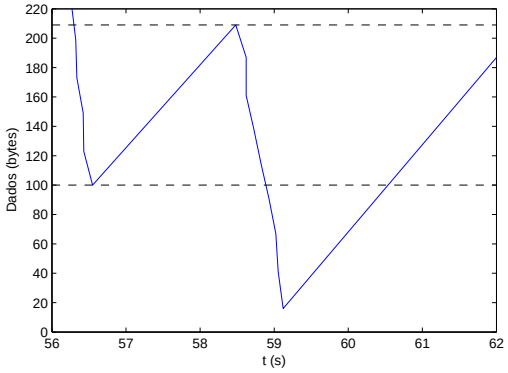

Figura 6: Variação da quantidade de dados em um nó sensor em um intervalo de tempo específico.

tadas por:

$$\begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \psi \dfrac{u}{\|u\|} \\ \mathcal{F}(\theta_R, \theta_P) \end{bmatrix},$$

de forma que

$$\mathcal{F} = \begin{cases} -(\theta_R - \theta_P), & \text{se } |\theta_R - \theta_P| \leq \pi \\ 2\pi - |\theta_R - \theta_P|, & \text{se } |\theta_R - \theta_P| > \pi \\ & \text{e } \theta_R - \theta_P \geq 0 \\ -\left(2\pi - |\theta_R - \theta_P|\right), & \text{se } |\theta_R - \theta_P| > \pi \\ & \text{e } \theta_R - \theta_P < 0 \end{cases},$$

onde $\theta_P = \arctan(v_x/v_y)$.

5 Resultados

Experimentos foram realizados com o objetivo de validar a metodologia proposta. Um robô Pioneer P3AT foi utilizado para realizar a coleta de dados em três nós sensores Mica2 configurados com uma taxa de aquisição de dados de 60 bytes/s. A Figura 5 ilustra um cenário semelhante ao utilizado em nossos testes. Um sensor com a função de receber dados de outros sensores depositados no ambiente foi anexado ao robô. Esse sensor atua como o nó sorvedouro da rede. O protocolo descrito na Seção 4.1 foi implementado em nesC sobre o Sistema Operacional TinyOS. Um vídeo mostrando o funcionamento da metodologia proposta pode ser encontrado em `http://www.dcc.ufmg.br/verlab/doku.php?id=publicacoes:sbai07:index`.

A variação da quantidade de dados presente em um determinado sensor pode ser vista na Figura 6. Percebe-se que entre 56 e 57 segundos o robô coleta os dados do sensor até o instante no qual provavelmente perde a comunicação. Imediatamente, a quantidade de dados no sensor começa a crescer de maneira linear. Entre 58 e 59 segundos a comunicação é reestabelecida e a quantidade de dados no sensor começa a decair novamente. Embora as perdas de comunicação sejam freqüentes, os resultados obtidos foram satisfatórios uma vez que, tão logo a comunicação é reestabelecida, a transferência de dados é realizada a uma taxa superior à de aquisição de dados.

A Figura 7 mostra a trajetória do robô obtida por meio de três métodos: odometria, Filtro de Kalman e um sistema de visão computacional composto por três câmeras IEEE 1394 (*fireware*) afixadas na parte superior do ambiente de testes. Esse sistema possui precisão de 3cm e foi utilizado como base de referência para a comparação entre os outros dois métodos.

A trajetória fornecida pelo Filtro de Kalman apresenta oscilações, mas em média está mais próxima da trajetória de referência do que a trajetória de odometria. Inicialmente, a trajetória obtida pelo Filtro de Kalman apresenta-se distante da trajetória obtida pelo sistema de referência, como é possível observar. Isso resulta do fato de os marcos serem mais dificilmente identificados quanto mais distantes estiverem, o que ocorre na configuração inicial. As incertezas decorrentes desse processo afetam o filtro na etapa de correção, causando a oscilação mostrada. Esses problemas serão alvo de estudo em trabalhos futuros.

6 Conclusões e Trabalhos Futuros

Este trabalho apresentou um arcabouço para utilização de robôs móveis na coleta de dados em redes de sensores. Três principais aspectos foram estudados para o desenvolvimento desse arcabouço: controle aplicado ao robô, comunicação entre o robô e os sensores e localização do robô no ambiente. O robô move-se no ambiente por meio do gradiente de funções de potencial com amplitudes diretamente relacionadas à quantidade de dados presente nos sensores. A comunicação entre o robô e os sensores exigiu a implementação de um protocolo simples que permite a transferência de dados de maneira eficiente. No que diz respeito a localização, a Transformada de Hough foi utilizada para identificação de marcos cilíndricos estacionários presentes no ambiente. A posição desses marcos e a odometria do robô são a entrada para o *Filtro de Kalman Unscented* responsável pela correção da pose do robô.

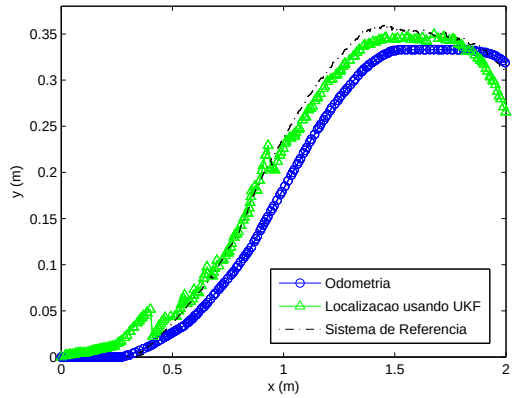

Figura 7: Trajetórias obtidas por meio de três métodos: odometria, Filtro de Kalman Unscented e Sistema de Referência.

Vários aspectos interessantes serão considerados em trabalhos futuros. O controle aplicado ao robô pode ser alterado de forma a planejar rotas e trajetórias mais otimizadas, conforme proposto em (Soares et al., 2004). Pretende-se realizar experimentos em ambientes externos, locais mais ruidosos e menos comportados, próprios à utilização de redes de nós sensores. Entretanto, o método de localização empregado precisará ser aperfeiçoado para corrigir as oscilações vistas e discutidas na seção 5. Finalmente, planeja-se estender o trabalho para o caso multi-robô, o que exigirá o estudo de questões relativas à comunicação e coordenação de agentes.

7 Agradecimentos

Os autores agradecem o suporte financeiro da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), Fundação Centro de Análise, Pesquisa e Inovação Tecnológica e ao pesquisador da Universidade Federal de Minas Gerais Pedro Mitsuo Shiroma.

Referências

Chakrabarti, A., Sabharwal, A. and Aazhang, B. (2003). Using predictable observer mobility for power efficient design of sensor networks, *Proc. Second Intl'l Workshop Information Processing in Sensor Networks, (IPSN)*.

Dantzig, G. B. and Ramser, J. H. (1959). The truck dispatching problem, **6**(1): 80–91.

Huang, P., Oki, H., Wang, Y., Martonosi, M., Peh, L. and Rubenstein, D. (2002). Energy-efficient computing for wildlife tracking: Design tradeoffs and early experiences on zebranet, *Proc. Architectural Support for Programming Languages and Operating System, (ASPLOS)*.

Jazwinski, A. H. (1970). *Stochastic Processes and Filtering Theory*, Academic Press.

Julier, S. J. and Uhlmann, J. K. (1997). A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems, *Proceedings of AeroSense: The 11th Int. Symp. on Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Controls, Multi Sensor Fusion, Tracking and Resource Management*.

Kansal, A., Somasundara, A., Jea, D., Srivastava, M. and Estrin, D. (2004). Intelligent fluid infrastructure for embedded networks, *Proc. Second Int'l Conf. Mobile System, Applications and Services, (MobiSys)*.

Latombe, J. C. (1991). *Robot Motion Planning*, Kluwer Academic Publisher.

Pereira, G. A. S., Soares, M. B. and Campos, M. F. M. (2004). A potential field approach to collect data from sensor networks using mobile robots, *International Conference on Intelligent Robots and System, (IROS'04)*.

Powell, M. J. D. (1985). Radial basis function for multivariable interpolation: A review, *IMA Conference on Algorithms for the Approximation of Function and Data*.

Shah, R. C., Roy, S., Jain, S. and Brunette, W. (2003). Data mules: Modeling a three-tier architecture for sparse sensor networks, *Proc. IEEE Workshop Sensor Network Protocols and Applications (SNPA'03)*.

Small, T. and Haas, Z. (2003). The shared wireless infostation model - a new ad hoc networking paradigm (or where there is a whale there is a way), *Proc. ACM MobiHoc*.

Soares, M. B., Campos, M. F., Pereira, G. A. S. and Mateus, G. R. (2004). Planejamento de rotas de robôs móveis em redes de sensores sem fio, *XV Congresso Brasileiro de Automática (CBA'04)*.

Somasundara, A., Kansal, A., Jea, D., and Srivastava, D. E. M. (2006). Controllably mobile infrastructure for low embedded sensor networks, (8): 958–973.

Sorenson, H. W. (ed.) (1985). *Kalman Filtering: Theory and Application*, IEEE Press.

Thrun, S., Burgard, W. and Fox, D. (2005). *Probabilistic Robotics (Intelligent Robotics and Autonomous Agents)*, The MIT Press.

Trucco, E. and Verri, A. (1998). *Introductory Techniques for 3-D Computer Vision*, 1 edn, Prentice Hall, pp. 96–101.