FUSÃO DE SENSORES APLICADA À LOCALIZAÇÃO DE ROBÔS MÓVEIS UTILIZANDO SISTEMA ESPECIALISTA FUZZY

BRUNO A. SANTANA, LEIZER SCHNITMAN

Centro de Capacitação Tecnológica em Automação Industrial, Universidade Federal da Bahia Rua Aristides Novis, número 2, Bairro Federação, Salvador-Bahia, CEP 40210-630 E-mails: brunoaguiar_94@hotmail.com, leizer@ufba.br

THIAGO DE A. USHIKOSHI, THIAGO P. DAS CHAGAS

Departamento de Ciências Exatas e Tecnológicas, Universidade Estadual de Santa Cruz Rodovia Ilhéus-Itabuna, km 16, Salobrinho, Ilhéus-Bahia, CEP 45662-000 E-mails: thiagoushikoshi@gmail.com, tpchagas@uesc.br

Abstract— This work presents the development of a mobile robot localization system applied to closed environments. The system is based on measures of odometry and trilateration sensors, being fused through the algorithm of estimation of maximum probability with weights defined by a fuzzy expert system. The fuzzy expert system receives as input the distance between the measurements of the odometry and the trilateration and updates the weights applied to the fusion, in order to keep the trajectory error in a tolerable range and to allow a good location for long periods of time. The system was implemented in Matlab and the results obtained from simulations, showing that the updating of the weights by the expert system increases the tolerance to disturbances in the position of the robot, besides reducing the cumulative error of the measurements from the odometry.

Keywords-Odometry, trilateration, localization, fusion, fuzzy.

Resumo— Este trabalho apresenta o desenvolvimento de um sistema de localização de um robô móvel aplicado a ambientes fechados. O sistema baseia-se em medidas de odometria e trilateração de sensores, sendo fundidas através do algoritmo de estimação de máxima probabilidade com pesos definidos por um sistema especialista *fuzzy*. O sistema especialista *fuzzy* recebe como entrada a distância entre as medidas da odometria e da trilateração e atualiza os pesos aplicados à fusão, com o propósito de manter o erro de trajetória numa faixa tolerável e permitir uma boa localização por longos períodos de tempo. O sistema foi implementado em Matlab e os resultados obtidos a partir de simulações, mostrando que a atualização dos pesos pelo sistema especialista aumenta a tolerância a perturbações na posição do robô, além de reduzir o erro acumulativo das medidas provenientes da odometria.

Palavras-chave-Odometria, trilateração, localização, fusão, fuzzy.

1 Introdução

A localização corresponde a uma tarefa essencial em um sistema de navegação de um robô móvel, e trata-se do conhecimento de sua posição e orientação em um determinado ambiente em relação a um referencial (Tzafestas, 2014). Essa informação é de grande importância para sistemas de controle de navegação (Couto, 2012), obtida a partir de sensores que coletam informações do robô ou do ambiente e que são aplicadas a métodos de localização apropriados.

Os métodos de localização de robôs móveis são classificados em relativos e absolutos. O primeiro, baseia-se nas medidas de movimento de um robô móvel, integrando-as para estimar a distância percorrida e a orientação a partir de uma posição inicial conhecida, a exemplo da odometria. Já o segundo método, utilizase apenas de informações atualizadas de sensores para inferir a localização do robô, sem a necessidade de conhecer a posição inicial do mesmo, a exemplo da trilateração.

Cada método de localização possui suas vantagens e desvantagens, sendo que os métodos de localização relativa se caracterizam pela alta taxa de amostragem e boa precisão para pequenos deslocamentos, mas estão susceptíveis a erros acumulativos decorrentes do processo de integração. Já os métodos de localização absoluta não são afetados pelos erros acumulados e apresentam resultados satisfatórios, com a ressalva de sua taxa de atualização mais lenta em função do maior tempo de processamento requerido.

Em decorrência de suas particularidades, comumente empregam-se os métodos de localização relativa e absoluta associados, a fim de prover confiabilidade e robustez, aqui considerada como a capacidade de lidar com perturbações. Na literatura encontram-se diversos trabalhos que associam diferentes métodos de localização, utilizando principalmente o filtro de Kalman (Sasiadek e Hartana, 2000; Caron et al., 2006; Alatise e Hancke, 2017) em função dos resultados satisfatórios nas estimativas fundidas. Todavia, quando o modelo do sistema é não linear e os ruídos não são brancos gaussianos, seu uso impõe restrições de desempenho e estabilidade (Sasiadek e Hartana, 2000), uma vez que o ajuste dos parâmetros de sintonia tornase crítico.

Uma abordagem alternativa para a fusão de dados redundantes é dada pelo algoritmo de estimação de máxima probabilidade, que para ruídos gaussianos resulta em uma média ponderada (Cousins et al., 2013). Os pesos atribuídos à cada medida são definidos de acordo com as respectivas incertezas normalizadas, sendo estas definidas em uma etapa experimental. Para aplicar este método em um sistema dinâmico, entretanto, o uso de pesos variantes no tempo pode ser necessário para adequar a ponderação de sensores em diferentes cenários, a exemplo da navegação de robôs móveis, que está sujeita a diferentes tipos de deslocamentos e perturbações. Nesse contexto, o sistema especialista fuzzy surge como uma ferramenta eficaz, pois incorpora conhecimento especialista e pode lidar com termos linguísticos, o que torna o projeto do sistema mais intuitivo (Wang, 1997). Jiao e Wu (2018) adotaram um sistema especialista fuzzy para ponderar medidas em uma fusão de sensores, a fim de detectar faltas em linhas de transmissão. Os autores apresentam resultados satisfatórios em diferentes cenários de teste. Em (Wang e Gao, 2005), um sistema especialista fuzzy também é adotado para detectar a dinâmica de um veículo terrestre, melhorando as estimativas de atitude usando sensores de baixo custo.

Este artigo resulta de um trabalho inicial sobre fusão de sensores, onde a mesma foi aplicada à localização de robôs móveis do tipo tração diferencial. Como o modelo do robô considerado é não linear, optou-se em utilizar o algoritmo de estimação de máxima probabilidade para realizar a fusão dos métodos de odometria e trilateração, a fim de evitar os problemas de sintonia do filtro de Kalman estendido citados em (Sasiadek e Hartana, 2000; Carrasco, Cipriano e Carelli, 2005). Ainda, um sistema especialista fuzzy foi usado para definir os pesos da fusão em tempo real. Esse sistema recebe como variável premissa a distância entre as posições indicadas por cada método de localização e pondera os pesos adequadamente, com base nas regras de inferência construídas. Resultados de simulação mostram a utilidade do método proposto na definição de pesos, limitando os erros de trajetórias de odometria e aumentando a tolerância a perturbações na posição do robô. Resultados experimentais são propostos como trabalhos futuros, uma vez que a implementação em um robô real está em andamento.

A principal contribuição do trabalho é que o sistema de localização proposto não requer um modelo matemático do sistema, o que pode conduzir a resultados menos precisos em relação a métodos como o filtro de Kalman, mas que apresentam fácil aplicação. Além disso, salienta-se que o sistema de odometria utilizado não considera fontes de erros sistemáticos em sua formulação, o que a torna mais simples, mas inadequada para grandes deslocamentos, exigindo a fusão com outro método de localização, neste caso a trilateração.

Na Seção 2 é apresentado o modelo do robô considerado neste trabalho. Na Seção 3 apresenta-se a metodologia utilizada para a simulação do sistema de localização proposto e o sistema especialista *fuzzy* projetado. Na Seção 4 são apresentados os resultados dos experimentos realizados. As conclusões são apresentadas na Seção 5.

2 Modelo do Robô

O robô móvel considerado neste trabalho é do tipo tração diferencial (DDMR – *Differential Drive Mobile Robot*). Este possui duas rodas acionadas de forma independente, onde será considerado que ambas mantêm um ponto de contato com o solo, ou seja, não há escorregamento das rodas, além de suas velocidades serem sempre perpendiculares aos seus eixos. O modelo do DDMR é apresentado na Fig. 1, onde o estado $X(t) = [x(t) \quad y(t) \quad \theta(t)]^T$ representa a posição e orientação do centro de massa do robô no sistema de coordenadas inerciais {x, y}.



Figura 1. Modelo da configuração DDMR.

Conforme a modelagem do DDMR apresentada em (Dhaouadi e Hatab, 2013), seu modelo cinemático é descrito por:

$$\dot{x}(t) = \frac{R}{2} (\varphi_L(t) + \varphi_R(t)) \cos(\theta(t))$$

$$\dot{y}(t) = \frac{R}{2} (\varphi_L(t) + \varphi_R(t)) \sin(\theta(t)) \qquad (1)$$

$$\dot{\theta}(t) = \frac{R}{2L} (\varphi_L(t) - \varphi_R(t)),$$

onde $\varphi_L(t) \in \varphi_R(t)$ são as velocidades angulares das rodas direita e esquerda, respectivamente, $2L \notin o$ comprimento do eixo virtual que liga as rodas e $R \notin o$ raio da roda.

3 Metodologia

Com o intuito de analisar o sistema de localização proposto, recorreu-se a simulações computacionais, realizadas no *software* Matlab®. As simulações são úteis para a análise da viabilidade técnica de implementação do sistema em um robô real, tendo em vista as limitações da odometria e da trilateração, além das precisões observadas de testes experimentais com sensores disponíveis.

Foi considerado um robô DDMR com *encoders* para medir as velocidades das rodas, três torres no ambiente com posições conhecidas emitindo sinal *bluetooth* e um sensor embarcado no robô capaz de obter o endereço e a intensidade do sinal recebido (RSSI – *Received Signal Strength Indication*) de cada torre.

3.1 Simulação da odometria

A odometria foi aplicada utilizando a iteração do modelo cinemático do robô, tendo como dados de entrada as velocidades medidas em cada *encoder* (cada roda). Considerou-se que os *encoders* estão sujeitos a ruídos gaussianos de média nula e desvio padrão de 0.2 rad/s, valor obtido a partir de testes experimentais com *encoders* disponíveis. Em suma, a odometria corresponde às equações do modelo cinemático (1) discretizadas, dadas por (2), onde k denota o índice de tempo e T o período de amostragem. Devido às restrições de (1), a precisão da odometria também depende de um ponto de contato das rodas com o solo e que não haja escorregamento das mesmas.

$$x(k+1) = x(k) + \frac{RT}{2} (\varphi_L(k) + \varphi_R(k)) \cos(\theta(k))$$

$$y(k+1) = y(k) + \frac{RT}{2} (\varphi_L(k) + \varphi_R(k)) \sin(\theta(k))$$
(2)

$$\theta(k+1) = \theta(k) + \frac{RT}{2L} (\varphi_L(k) - \varphi_R(k)).$$

Os parâmetros do DDMR utilizados para simulação foram obtidos de um modelo comercial, sendo R = 0.034 m e L = 0.147 m. Já o período de amostragem foi definido em testes com uma unidade de aquisição de dados, correspondendo ao menor tempo em que a mesma realiza leituras de qualidade do *encoder* e executa a rotina dos algoritmos implementados, sendo T = 0.48 s.

Para definir as trajetórias reais, tomadas como referência nos experimentos, foram geradas sequências de velocidades para as rodas do robô, aplicando-as à iteração (2). Para simular as medidas de odometria é aplicado o mesmo procedimento, contudo, aplicandose um ruído gaussiano de média nula ao vetor de velocidades de referência real previamente obtido.

Assim, são obtidas as trajetórias Real e Odometria apresentadas na Seção 4. O erro entre as trajetórias é calculado pela raiz do erro quadrático médio (RMSE – *Root Mean Squared Error*), uma vez que seus pontos são conhecidos.

3.2 Simulação da trilateração

O método da trilateração é ilustrado na Fig. 2, podendo-se observar três torres de referência P_1 , $P_2 \,e\, P_3$, o ponto P_c que corresponde ao sensor embarcado no robô e D_1 , $D_2 \,e\, D_3$, as distâncias entre o robô e os pontos de referência. Pode-se notar que o ponto de intersecção das três circunferências é justamente onde o alvo se encontra, caso as distâncias estimadas sejam exatas.

Grover (2013) apresenta as equações de trilateração que foram adotadas neste trabalho, porém, aqui considera-se que as distâncias do robô às torres, obtidas a partir da intensidade dos sinais recebidos (RSSI – *Received Signal Strength Indication*), estão sujeitas a ruídos gaussianos de média nula e desvio padrão de 0.8 m. Este desvio padrão foi obtido de testes experimentais utilizando sensores *bluetooth* com antenas direcionais, baseando-se no trabalho de Souza, Costa e Moreira (2004). O período de amostragem atribuído à trilateração foi $T_{tr} = 3.84$ s, também obtido de testes experimentais.



Figura 2. Circunferências cujos raios correspondem às distâncias entre as torres e o robô. Fonte: (Rodrigues, 2011).

3.3 Fusão dos métodos e definição dos pesos

Como as medidas de odometria e trilateração são redundantes, ou seja, fornecem o mesmo tipo de informação, recorreu-se ao algoritmo de estimação de máxima probabilidade para associá-las, sendo a estimativa fundida dada por (Tzafestas, 2014):

$$\hat{x} = \left(\sum_{k=1}^{m} \frac{x_k}{\sigma_k^2}\right) / \left(\sum_{k=1}^{m} \frac{1}{\sigma_k^2}\right), \tag{3}$$

onde *m* é o número de medidas a serem associadas, x_k é a medida e σ_k^2 sua respectiva variância.

A odometria possui uma taxa de atualização significativamente mais rápida que a trilateração, com isso, a trajetória originada da fusão é interpretada como uma atualização da odometria corrigindo seus erros sistemáticos em uma situação sem perturbação na trajetória do robô. Logo, nessa situação as incertezas das medidas mantêm-se dentro de um limite aceitável, diferente do que ocorre com a localização exclusivamente por odometria.

Em (3) as variâncias são relacionadas com a precisão observada de cada sistema, o que varia de acordo com o sensor utilizado. Porém, como a odometria baseia-se em medidas obtidas via integração das velocidades das rodas, que estão sujeitas a ruídos gaussianos, o resultado é um ruído do tipo passeio aleatório (Spitzer, 2001). Com isso, as variâncias a serem aplicadas em (3) se tornam pesos a serem definidos de modo que se obtenha melhores resultados.

Uma vez que o método da trilateração não apresenta ruído do tipo passeio aleatório, este mantém suas medidas em uma mesma região de incerteza, considerando um ambiente sem obstáculos aos sinais das torres. Logo, suas medidas receberam maior confiabilidade do que as medidas de odometria, apesar de sua taxa de atualização ser mais lenta e do maior erro associado à trilateração em relação à odometria para pequenos deslocamentos.

A partir dessa consideração, foi projetado um sistema especialista *fuzzy* para definir os pesos de cada método em (3), adotando-se como variável de entrada a distância euclidiana entre as medidas (coordenadas) informadas pelos dois métodos de localização disponíveis. Essa escolha foi feita considerando que grandes distâncias representam um maior desvio da odometria em relação à trajetória de referência, já que as medidas da trilateração estão contidas dentro de uma mesma faixa de incerteza. Sua medição é iniciada quando a primeira medida da trilateração está disponível, sendo atualizada à mesma taxa de amostragem.

O sistema especialista tem apenas uma variável de saída, correspondendo ao peso atribuído à odometria, uma vez que este e o peso da trilateração são complementares, dispensando o uso de uma segunda variável. A variável de entrada "Distância" pode assumir os valores "pequena", "média" e "grande", sendo definidas as funções de pertinência apresentadas na Fig. 3. Os limites das funções de pertinência foram determinados empiricamente, considerando o comportamento da odometria e da trilateração com os erros simulados, enquanto que o universo de discurso foi proporcional à área do ambiente de navegação simulado.



Figura 3. Funções de pertinência da variável de entrada "Distância".

As funções de pertinência da variável de saída "Peso odometria" assumem os valores "pequeno", "médio" e "grande", apresentados na Fig. 4.

O banco de regras é composto por um conjunto de 3 regras do tipo SE-ENTÃO, formuladas pelo especialista. Essas regras são exibidas na Tab. 1. Assim, o sistema de inferência *fuzzy* computa as entradas já *fuzzjficadas* utilizando o método Mamdani para a composição, e gera saídas apropriadas utilizando operação mínimo para a implicação. Por fim, essas saídas passam pelo estágio de *defuzzificação*, onde as respostas *fuzzy* são convertidas para a aplicação final utilizando o método do centroide, que leva a uma saída suave e contínua (Andrade e Jacques, 2008).



Figura 4. Funções de pertinência da variável de saída "Peso odometria".

Tabela 1	- Banco	de regras	do sistema	especialista	fuzzy.
		<u> </u>			

		Saída Peso odometria
	Pequeno	grande
Entrada Distância	Médio	médio
Distancia	Grande	pequeno

4 Resultados

Foram realizadas simulações em dois cenários distintos com o sistema de localização implementado em Matlab, gerando trajetórias que foram analisadas a partir dos respectivos RMSE. A primeira simulação visou representar uma navegação onde o robô percorre uma longa trajetória, para que fosse possível verificar a divergência da odometria em função dos erros acumulativos. Na segunda simulação, foi representada uma navegação onde o robô é submetido a duas perturbações de posição do tipo rapto, em que o mesmo é deslocado para um outro ponto do ambiente sem contato com o solo, para mostrar a vulnerabilidade da odometria a essa situação.

A fusão das medidas de odometria e trilateração com pesos fixos é uma alternativa mais simples de implementação, porém, pode não apresentar a mesma robustez da fusão com pesos variáveis atualizados pelo sistema especialista *fuzzy*. Portanto, nos resultados das simulações compara-se também esses dois métodos de fusão, para demonstrar a vantagem de utilização do sistema especialista *fuzzy* neste trabalho.

4.1 Trajetória longa e sem perturbação

Na Fig. 5 são apresentadas as trajetórias obtidas na primeira simulação realizada, onde o robô parte do ponto (0,0) e se desloca até (10,10). Nesse teste, verifica-se que a localização puramente por odometria apresenta uma boa estimativa da trajetória real até aproximadamente 1 metro no eixo *x*. Após isso, começa a divergir suavemente, o que leva a uma estimação de trajetória completamente equivocada.

Já a localização por trilateração mantém sua precisão em torno da referência por grande parte do trajeto percorrido pelo robô, apresentando uma estimativa de trajetória aceitável. Porém, verifica-se que somente 10 amostras foram fornecidas durante todo o trajeto, o que seria um problema caso esta fosse a única informação de localização disponível.



Figura 5. Simulação de uma longa trajetória sem perturbação aplicada à posição do robô.

Ainda na simulação da Fig. 5, são apresentadas as trajetórias obtidas com a fusão utilizando pesos fixos (50% para cada método) e pesos variáveis atualizados pelo sistema especialista *fuzzy*. Em uma análise visual as trajetórias diferem pouco entre si, o que é confirmado pelo RMSE de 0.2571 m e 0.2319 m, obtidos pela fusão com pesos fixos e variáveis, respectivamente. Vale ressaltar que as trajetórias da fusão correspondem a uma odometria atualizada nos instantes em que uma medida da trilateração é fornecida, onde o novo ponto de partida adotado na iteração do modelo cinemático é dado pela média ponderada entre as medidas.

Na Fig. 6 apresenta-se a entrada do sistema especialista *fuzzy* e sua correspondente saída. Nota-se que quando a distância entre as medidas da trilateração e da fusão aumenta, o sistema especialista atribui menor peso para a odometria atualizada. Isso fica evidente na amostra de número 7, onde a entrada do sistema é de 1.5 m, o que indica uma baixa confiança para a medida informada pela odometria, com isso, o sistema atribui peso de somente 0.1 ou 10% para a mesma. Salientase que as medidas apresentadas na Fig.6 são discretas, atualizadas quando as medidas de trilateração estão disponíveis.



Figura 6. Entrada (Distância) do sistema especialista *fuzzy* e sua correspondente saída (Peso).

4.2 Trajetória longa com perturbação do tipo rapto

O resultado dessa simulação é apresentado na Fig. 7, onde o robô parte do ponto (0,0) e é submetido a dois raptos, sendo o primeiro no ponto (4,0) e o segundo no ponto (8.5,10). Nesses instantes o mesmo foi deslocado, sem contato com o solo e mantendo a mesma orientação, para outro ponto do espaço, prosseguindo com sua trajetória retilínea em seguida.

Nessa simulação a odometria apresentou boa precisão até o ponto (4,0). Mas, logo no primeiro rapto verifica-se que a mesma não é capaz de detectar que o robô foi levado para outro ponto do ambiente, fornecendo uma localização completamente equivocada após a perturbação.

Já a trilateração, nada sofre com as perturbações aplicadas, mantendo suas medidas dentro da mesma faixa de erro quando atualizadas. Todavia, ainda apresenta taxa de atualização lenta, fornecendo apenas 8 amostras durante todo o trajeto simulado.



Figura 7. Simulação de uma longa trajetória com duas perturbações de posição do tipo rapto aplicadas ao robô.

Nos instantes de atualização, foram aplicadas fusões utilizando o sistema especialista *fuzzy* para computar os pesos e utilizando pesos fixos de 50%. As trajetórias obtidas com os métodos descritos são apresentadas também na Fig. 7. O RMSE obtido com o sistema *fuzzy* foi de 1.2565 m, enquanto que a fusão com pesos fixos gerou um RMSE de 1.4077 m.

Na Fig. 8 são apresentadas as entradas e saídas do sistema especialista *fuzzy*. Quando a trilateração é atualizada logo após os raptos, a distância entre sua medida e a da fusão (Fuzzy) torna-se grande segundo as funções de pertinência do sistema *fuzzy*, fazendo com que seja aplicado peso nulo à medida da odometria no cálculo da estimativa fundida, visto nas amostras 4 e 7. Isso resulta em uma correção eficaz da trajetória estimada com o sistema *fuzzy*, que necessita apenas de uma amostra para se recuperar do problema de rapto, diferente do que ocorre com a fusão utilizando pesos fixos, que mesmo com 3 amostras das medidas da trilateração não é capaz de prover uma correção eficaz, o que é verificado nos dois raptos aplicados ao robô.



Figura 8. Entrada (Distância) do sistema especialista *fuzzy* e sua correspondente saída (Peso).

Na Tab.2 apresenta-se um resumo dos RMSE obtidos com as trajetórias estimadas utilizando fusão com o sistema especialista *fuzzy* e com pesos fixos de 50%.

Tabela 2. RMSE das trajetórias da fusão obtidas nas simulações.

Simulação	Método	RMSE (m)	
1	Fusão (50%)	0.2571	
1	Fusão (fuzzy)	0.2319	
2	Fusão (50%)	1.4077	
2	Fusão (fuzzy)	1.2565	

Dos resultados apresentados no presente trabalho, nota-se que a utilização do sistema especialista *fuzzy* para definir os pesos das estimativas fundidas, garante robustez ao sistema de localização, uma vez que este fornece uma boa estimativa da trajetória do robô nas duas condições de navegação simuladas. O sistema de trilateração mantém sua precisão independentemente do tipo de navegação simulado, mas devido à taxa de atualização lenta, sua principal contribuição se dá pela redução dos erros acumulativos da odometria e pela correção de posição após os raptos do robô. Vale ressaltar que em situações reais as medidas da trilateração podem apresentar erros maiores que as medidas da odometria, mesmo que em casos pontuais, em função de obstáculos ou interferências no sinal de RSSI, onde a fusão também pode ser útil, desde que as funções de pertinência sejam devidamente ajustadas.

5 Conclusão

Neste trabalho foi proposto um sistema de localização para um robô de tração diferencial, constituído por um sistema de odometria e um sistema de trilateração de sensores *bluetooth*. As medidas provenientes dos métodos de localização foram fundidas através do algoritmo de estimação de máxima probabilidade, utilizando pesos fixos e pesos variáveis atualizados por um sistema especialista *fuzzy*, sendo que ambos tiveram o objetivo de limitar os erros acumulativos da odometria. Os resultados obtidos a partir de simulações em Matlab, mostraram que a fusão foi capaz de limitar os erros acumulativos na posição indicada pela odometria, e ainda, aumentar a tolerância a perturbações na posição do robô.

Quanto ao método empregado para definir os pesos, o sistema especialista *fuzzy* garantiu maior robustez ao sistema, por apresentar resultados satisfatórios em navegações com perturbação de posição ou não, sendo que nos casos de rapto, somente uma amostra da medida da trilateração foi necessária para a correção da posição. A aplicação da fusão com pesos fixos de 50% garantiu bom resultado na trajetória estimada na simulação sem rapto, apresentando-se como uma alternativa mais simples de implementação, porém, com a restrição quanto ao maior número de amostras requeridas da trilateração para corrigir a posição após os raptos. Isso reflete diretamente no tempo de resposta do sistema, que se torna mais lento.

Trabalhos futuros incluem a aplicação do sistema de localização proposto em um robô real e os devidos experimentos para validação, sobretudo do sistema de trilateração. Ainda, pode-se aprimorar o sistema proposto usando um sistema especialista *fuzzy* com um maior número de variáveis de entrada e diferentes métodos de *defuzzificação*.

Agradecimentos

Este trabalho foi apoiado pela FAPESB através do projeto RED0004/2014, Aplicações de Controle em Sistemas Robóticos Não-Holonômicos.

Referências Bibliográficas

- Alatise, M.B. e Hancke, G. P. (2017). Pose Estimation of a Mobile Robot Based on Fusion of IMU Data and Vision Data Using an Extended Kalman filter. Sensors, Vol. 17, 2164.
- Andrade, M. e Jacques, M. A. P. (2008). Estudo comparativo de controladores de Mamdani e Sugeno para controle de tráfego em interseções isoladas. Transportes, Vol. 16, No. 2, pp. 24-31.

- Caron, F.; Duflos, E.; Pomorski, D. e Vanheeghe, P. (2006) GPS/IMU data fusion using multisensor Kalman filtering: Introduction of contextual aspects. Inf. Fusion, Vol. 7, pp. 221–230.
- Carrasco, R.; Cipriano, A.; Carelli, R. (2005) Nonlinear state estimation in mobile robots using a fuzzy observer. IFAC World Congress, Vol. 16, pp. 613–618.
- Cousins, S. et al. (2013). Vestibular Perception following Acute Unilateral Vestibular Lesions. PLOS ONE, Vol. 8.
- Couto, L. N. (2012). Sistema para localização robótica de veículos autônomos baseado em visão computacional por pontos de referência. 92f. Dissertação (Mestrado) - Universidade de São Paulo, São Carlos.
- Dhaouadi, R. e Hatab, A. A. (2013). Dynamic Modelling of Differential-Drive Mobile Robots using Lagrange and Newton-Euler Methodologies: A Unified Framework. In: Adv Robot Autom, 2.
- Grover, R. S. (2013). Programming with Java: a multimedia approach. In:_____. Programming Basics. Burlington: Jones & Barlett Learning. cap. 3, p. 77-81.
- Jiao, Z. e Wu, R. (2018). A New Method to Improve Fault Location Accuracy in Transmission Line based on Fuzzy Multi-Sensor Data Fusion. In IEEE Transactions on Smart Grid.
- Sasiadek, J. e Hartana, P. (2000). Sensor data fusion using Kalman filter. In Proceedings of the Third International Conference on Information Fusion, Vol. 2, pp. 19-25.
- Souza, A. J. M.; Costa, P. J. C. G. e Moreira, A. P. G. M. (2004). Sistema de Localização de Robôs Móveis Baseado em Filtro de Kalman Extendido. Proceedings of the Scientific Meeting of the Portuguese Robotics Open, pp. 83-88.
- Spitzer, F. (2001). Principles of Random Walk. 2^a. ed. [S.l.]: Springer Science & Business Media.
- Tzafestas, S. G. (2014). Introduction to Mobile Robot Control. 1. ed. Atenas: Elsevier.
- Wang, L. (1997). A Course in Fuzzy Systems and Control. Prentice Hall PTR.
- Wang, J.H. e Gao, Y. (2005). Multi-sensor data fusion for land vehicle a attitude estimation using a fuzzy expert system. Data Science Journal, Vol. 4, pp. 127-139.