

LOCALIZAÇÃO BASEADA EM APARÊNCIAS UTILIZANDO SENSORES DE ULTRASSOM

SAMIR E. DA SILVA

Laboratório de Automação, Engenharia de Automação e Controle, Faculdade do Centro Leste (UCL)
E-mails: samirehlert@ucl.br

CLEBSON J. M. DE OLIVEIRA, RAQUEL F. VASSALLO, EVANDRO O. T. SALLES

VIROS/ LABCISNE, Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Espírito Santo (UFES)
E-mails: clebson.oliveira@aluno.ufes.br, raquel@ele.ufes.br, evandro.salles@ufes.br

Abstract— This article presents a localization model based on ultrasonic sensors that takes into account only the environment features. The collected information is used to extract characteristics that reflect the surrounding's shape, and thus be able to differentiate them. During tests the robot was remotely operated, therefore it was driven to each location to collect data samples and later use it to identify the robot's current location. The proposed localization method has proven able to identify probable localizations of the robot independently of odometry. However, the model is only able to identify the place in which the robot is without determining its precise position within this place.

Keywords— Localization, Ultrasound Sensors, Probability Mass Function.

Resumo— Este artigo apresenta um modelo de localização baseado em sensores ultrassônicos, considerando apenas a aparência do ambiente. As informações coletadas são utilizadas para extrair características que reflitam a forma do ambiente, e assim ser capaz de diferenciá-los. Nos testes o robô foi operado remotamente, assim o robô era conduzido até cada local onde coletava amostras e posteriormente as utilizava para identificar o local em que se encontrava. O modelo de localização proposto provou ser capaz de identificar prováveis localizações do robô de forma independente da odometria. Porém, o modelo somente é capaz de identificar o lugar em que o robô se encontra sem determinar sua posição precisa dentro deste lugar.

Palavras-chave— Localização, Sensores Ultrassônicos, Função Massa de Probabilidade.

1 Introdução

O problema de localização na robótica móvel refere-se à necessidade de se conhecer a posição e orientação do robô em relação ao mapa do ambiente. Localização é o processo que estabelece correspondência entre o sistema de coordenadas do mapa e o sistema de coordenadas local do robô. Conhecer essa correspondência permite ao robô expressar as coordenadas de objetos de interesse em seu próprio sistema de coordenadas, o que é um pré-requisito necessário à navegação (Thrun, et al., 2005).

Robôs móveis frequentemente utilizam odometria para se localizar em um ambiente. Porém os erros de posicionamento se acumulam com o tempo e a posição estimada se torna cada vez mais imprecisa. Daí a necessidade de se utilizar dados obtidos do ambiente através de sensores para correção da localização estimada. Assim, o mapeamento e localização são dependentes um do outro, uma vez que a localização do robô no ambiente depende de um mapa, e para se gerar um bom mapa é necessária uma boa localização do robô (Yamauchi, et al., 1998).

Em (Stojanović & Stojanović, 2014) são apresentados exemplos de aplicações de mercado para localização em ambientes internos, baseados em LBS (*Location-Based Services*) e são caracterizadas algumas linhas de pesquisa

proeminentes para resolver o problema de localização.

Vários serviços, muitas vezes referidos como serviços baseados em localização (LBS) e sensíveis ao contexto, surgiram em muitos domínios diferentes, tais como: navegação de pessoas, guias de turismo móveis, rastreamento de veículos, monitoramento de tráfego, cuidados de saúde pervasivos, gerenciamento de emergências, proteção do ambiente, análise do comportamento animal, entre outros (Stojanović & Stojanović, 2014). A base desses serviços é a habilidade de perceber e determinar em tempo real a localização de usuários em movimento.

Aplicações como a apresentada em (Pinheiro, et al., 2015) mostram a necessidade de se determinar a postura do robô de forma precisa. Pinheiro e seus colegas apresentam uma abordagem para o planejamento de robôs móveis com o objetivo de resolver o problema de tarefas de limpeza em ambientes internos. De forma geral, o robô precisa primeiramente determinar sua postura para então se movimentar para o destino final e limpar. O modelo proposto utiliza a abordagem de planejamento multinível no qual a missão é tratada apenas de forma *online* e o usuário configura a tarefa de limpeza ou o robô usa uma agenda com tarefas pré-definidas. Planejamentos POMD (*Partially Observable Markov Decision*) são criados para

determinar a localização, usando o mapa e os parâmetros do robô. Estes planejamentos são criados de forma *off-line* apenas uma vez e utilizados independentemente das missões executadas. O robô determina sua postura em nível de salas representativas do ambiente e em seguida aprofunda sua busca para determinar sua postura de forma mais precisa. Os experimentos, tanto com simuladores quanto com robôs reais, conseguiram determinar a postura do robô e completar as tarefas programadas de forma rápida e mantendo a precisão da localização.

Em (Zhang, et al., 2012) é apresentado um sistema de localização baseado em infraestrutura de rede sem fio, através da utilização de transmissores e receptores ultrassônicos para obtenção de medidas TDOA (*Time Difference of Arrival*) precisas; e estimadores IMM (*Interacting Multiple Model*) para calcular a posição atual do robô utilizando dois filtros, *Extended Kalman Filter* (EKF) e *Robust Extended Kalman Filter* (REKF). A filtragem garante robustez em relação a ruídos tanto em ambientes LOS (*Line-of-sight*) quanto em ambientes NLOS (*Non-line-of-sight*).

Os resultados apresentados em (Zhang, et al., 2012) mostraram que o sistema consegue ser robusto em diferentes ambientes e assim conseguiu apresentar uma solução para o problema de localização de forma precisa. No entanto, é necessário estruturar o ambiente de trabalho do robô, porque o sistema utiliza receptores para calcular as medidas TDOA (*Time Difference of Arrival*).

Assim, considerando o contexto da robótica móvel em ambientes internos e o problema de localização de objetos em movimento, o objetivo deste trabalho é definir um algoritmo de localização não métrico baseado em características obtidas dos sensores ultrassônicos presentes em um robô móvel. Neste trabalho a definição dos locais e a movimentação do robô são controladas pelo usuário, pois se deseja representar os ambientes através de sua aparência e verificar se esta representação consegue ser suficientemente robusta. Assim, a trajetória feita pelo robô ou o planejamento desta trajetória não são escopo deste trabalho.

2 Modelos de Localização.

A utilização de informações métricas em ambientes internos pode ser uma excelente abordagem para o problema de localização quando o ambiente pode ser estruturado, como o modelo proposto em (Zhang, et al., 2012). No entanto, quando a estruturação não é possível ou não é desejada por questões de custo, é interessante utilizar informações de aparência dos ambientes, que são comumente utilizadas por

sistemas de localização baseados em câmeras como o algoritmo SeqSlam (Milford & Wyeth, 2012).

Dessa forma, o modelo proposto neste trabalho utiliza informações dos sensores ultrassônicos para representar a aparência do ambiente. Cada local do ambiente é representado por funções massa de probabilidade (*Probability Mass Function* - PMF) das características calculadas a partir dos dados de ultrassom do robô. Para definir a provável posição do robô, procura-se o local que apresentar a maior média das probabilidades, considerando as informações dos sensores no momento da localização.

Para desenvolver o modelo de localização este trabalho utilizou o modelo de caracterização de cenas C-IGL (de Oliveira, et al., 2015), porém utilizando informações de sensores ultrassom ao invés de câmeras.

Para mostrar a necessidade de utilizar informações robustas em relação a erros de odometria, foram apresentados dois modelos de localização: um modelo métrico, calculando a distância do robô a cada local definido; e o modelo proposto neste trabalho utilizando funções massa de probabilidade dos sensores ultrassônicos.

O primeiro método depende da odometria do robô para realizar a localização e o segundo define características referentes a cada local, baseando-se apenas nas respostas dos sensores, e consequentemente não depende da odometria do robô.

2.1 Localização baseada na posição.

A localização neste modelo é realizada armazenando as posições do robô para cada local durante a fase de caracterização, o robô é conduzido a cada local que deve ser caracterizado para que possa armazenar as informações, que serão utilizadas para sua posterior localização. Para determinar a localização do robô é então calculada a distância entre a posição atual do robô e as posições dos locais definidos.

Assim, durante a construção do mapa são armazenadas as coordenadas cartesianas, X e Y , do robô em cada lugar que se deseja incluir no mapa. Uma vez que todos os lugares a serem mapeados tenham sido definidos a localização é realizada, calculando-se a distância entre a posição atual do robô X_{atual} e as posições mapeadas anteriormente X_i . Para tanto,

$$D_i = \sqrt{(X_i - X_{atual})^2 + (Y_i - Y_{atual})^2} \quad (1)$$

determina a distância do robô a cada local D_i . Com todas as distâncias determinadas é então identificado o local que apresenta a menor distância, sendo considerada esta a provável posição do robô.

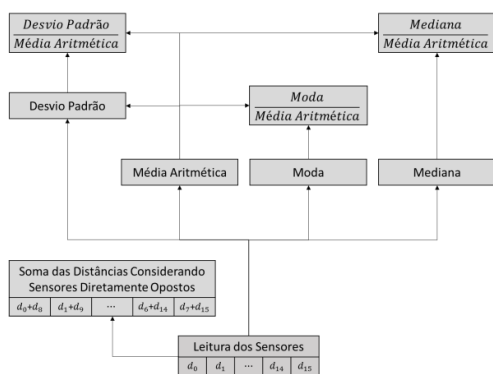
Em (1), X_{atual} e Y_{atual} são as coordenadas cartesianas obtidas através da odometria para o local em que se está realizando a localização e X_i e Y_i são as coordenadas cartesianas obtidas da odometria do robô quando o lugar i foi mapeado. Dessa forma, D_i é a distância entre o local em que o robô se encontra segundo sua odometria e a referência de posição armazenada para o local i .

Vale ressaltar que neste trabalho não foi empregada nenhuma tratativa para corrigir a odometria do robô, pois o objetivo dos testes é justamente entender como estes erros afetam um modelo de localização que seja baseado apenas na odometria.

2.2 Localização empregando características

Esta estratégia de localização visa possibilitar a localização global sem utilizar informação decorrente da odometria. Assim, foram definidas características dependentes apenas da distância retornada pelos sensores ultrassônicos. Baseando-se nas distâncias retornadas pelos sensores foram calculadas as seguintes características: média aritmética, desvio padrão, moda, mediana, coeficiente de variação (desvio padrão dividido pela média aritmética), a moda dividida pela média aritmética, a mediana dividida pela média, além da soma das distâncias retornadas por dois sensores diretamente opostos.

A Figura 1 demonstra a obtenção dos valores utilizados para caracterizar os ambientes. No momento da caracterização do ambiente, a entrada do cálculo é uma medição do cinturão de sensores ultrassônicos do robô d_k , $\forall k \in [0,15]$, e em seguida são calculadas todas as informações utilizadas para caracterização, aqui denominadas características F . Após a leitura de várias medições do cinturão ultrassônico são então calculadas as distribuições de probabilidades. No instante de localização uma medição do cinturão é utilizada para determinar a provável localização do robô através do cálculo da probabilidade dessa medição em relação às distribuições de probabilidade dos diversos lugares caracterizados.



pela geométrica e pôr fim a harmônica. Dessa forma, a média aritmética sofre maior influência de valores elevados enquanto a harmônica é mais influenciada por valores menores, e a média geométrica apresenta um comportamento intermediário. Após efetuar alguns testes preliminares de localização verificou-se que para a maioria dos casos a média geométrica apresentou maior taxa de acerto.

3 Resultados

Aqui são apresentados os resultados de alguns dos testes e simulações realizados no decorrer do trabalho. Para os testes realizados com o robô, os filtros para correção de erros de odometria foram desligados.

3.1 Método de Avaliação

Para avaliar os resultados dos testes e simulações no decorrer do trabalho foram utilizadas matrizes de confusão para se comparar os resultados obtidos para cada execução do programa.

Para possibilitar a análise dos resultados e verificar erros, foram criados arquivos de *logs*, contendo informações úteis, como: posição do robô segundo sua odometria no momento de cada aquisição de dados e operação de localização, informações obtidas dos sensores, informações calculadas durante a execução do programa, resultados das verificações, o local ao qual as informações foram acrescentadas, e o local em que o usuário informou como sendo o correto durante uma operação de localização. Essas informações foram utilizadas para corrigir eventuais erros presentes no programa, bem como extrair os resultados dos testes.

3.2 Resultado da Simulação

Os resultados apresentados aqui foram obtidos através de simulação utilizando o software MobileSim e o mapa “office.map” apresentado na Figura 2, fornecido com a biblioteca ARIA, os números presentes no mapa correspondem à identificação utilizada para cada local.

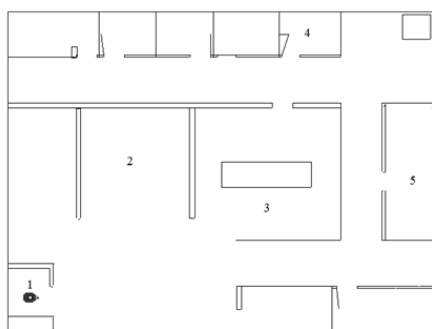


Figura 2. Mapa utilizado nas simulações apresentando a identificação dos locais utilizada para as simulações.

As matrizes de confusão apresentadas nas Tabelas 1, 2, 3 e 4, correspondem aos resultados obtidos durante simulação para cada método de localização utilizado.

Tabela 1. Matriz de confusão para o método métrico obtida da simulação.

		Métrico					
		Local Informado					
		1	2	3	4	5	
No Local	1	41	0	0	0	0	41
	2	0	40	0	0	0	40
	3	0	0	37	1	4	42
	4	0	0	0	40	0	40
	5	0	0	0	0	40	40
		41	40	37	41	44	97,54%

Tabela 2. Matriz de confusão para o método utilizando a média aritmética das características obtida da simulação.

		Média Aritmética					
		Local Informado					
		1	2	3	4	5	
No Local	1	36	1	0	4	0	41
	2	2	36	2	0	0	40
	3	5	10	27	0	0	42
	4	9	0	0	30	1	40
	5	19	0	0	5	16	40
		71	47	29	39	17	71,43%

Tabela 3. Matriz de confusão para o método utilizando a média geométrica das características obtida da simulação.

		Média Geométrica					
		Local Informado					
		1	2	3	4	5	
No Local	1	30	0	5	3	3	41
	2	0	37	3	0	0	40
	3	1	5	36	0	0	42
	4	4	0	0	32	4	40
	5	11	0	2	4	23	40
		46	42	46	39	30	77,83%

Tabela 4. Matriz de confusão para o método utilizando a média Harmônica das características obtida da simulação.

		Média Harmônica					
		Local Informado					
		1	2	3	4	5	
No Local	1	19	1	6	2	13	41
	2	0	30	10	0	0	40
	3	0	4	37	0	1	42
	4	6	0	1	27	6	40
	5	6	0	5	1	28	40
		31	35	59	30	48	69,46%

A Tabela 1 apresenta a matriz de confusão obtida aplicando-se o método métrico na simulação, que apresentou uma taxa de acerto de 97,54%. As Tabelas 2, 3 e 4, apresentam as matrizes de confusão obtidas aplicando-se o método baseado em características na simulação. O método utilizando a média Aritmética apresentou uma taxa de acerto de

71,43%, o método utilizando a média geométrica apresentou taxa de acerto de 77,83% e o método utilizando a média harmônica obteve uma taxa de acerto de 69,46%. O desempenho relativamente baixo do método baseado em características para a simulação se deve à similaridade dos locais definidos. Como pode ser observado na Figura 2, o mapa utilizado representa um ambiente vazio, no sentido de que não existem objetos disposto em seu interior, o que acaba por tornar muitos dos locais semelhantes, situação que é diferente de aplicações em ambientes reais.

3.3 Resultados Práticos

Os testes práticos utilizaram um robô modelo Pioneer 3-AT da Adept MobileRobots e foram realizados em alguns lugares de um prédio da Universidade Federal do Espírito Santo (UFES). Foi utilizada uma sala e dois corredores conforme mostrado na Figura 3.



Figura 3. Fotos dos locais utilizados para testes práticos com seus respectivos índices e referências para indicar o caminho entre cada local.

Na Figura 3 os números apresentados nos quadrados do canto superior esquerdo de cada foto representam a identificação dos lugares e os números nas setas e quadrados indicam a transição entre os lugares.

Os testes foram realizados com os ambientes em uso a fim de verificar se a utilização do método baseado em características se mostraria eficiente em ambientes dinâmicos.

As matrizes de confusão apresentadas nas Tabelas 5, 6, 7 e 8 correspondem aos resultados obtidos durante o teste para cada método de localização utilizado.

Tabela 5. Matriz de confusão para o método métrico, nos lugares apresentados na Figura 3.

Métrico					
No Local		Local Informado			
		1	2	3	
	1	87	0	0	87
	2	8	21	37	66
	3	0	0	59	59
		95	21	96	78,77%

Tabela 6. Matriz de confusão para o método utilizando a média aritmética das características, nos lugares apresentados na Figura 3.

Média Aritmética					
No Local		Local Informado			
		1	2	3	
	1	56	29	2	87
	2	10	49	7	66
	3	5	2	52	59
		71	80	61	74,06%

Tabela 7. Matriz de confusão para o método utilizando a média geométrica das características, nos lugares apresentados na Figura 3.

Média Geométrica					
No Local		Local Informado			
		1	2	3	
	1	56	30	1	87
	2	0	64	2	66
	3	2	2	55	59
		58	96	58	82,55%

Tabela 8. Matriz de confusão para o método utilizando a média harmônica das características, nos lugares apresentados na Figura 3.

Média Harmônica					
No Local		Local Informado			
		1	2	3	
	1	51	35	1	87
	2	0	66	0	66
	3	2	5	52	59
		53	106	53	79,72%

A Tabela 5 apresenta a matriz de confusão obtida para o método métrico, que obteve uma taxa de acerto de 78,77%. As Tabelas 6, 7 e 8 apresentam as matrizes de confusão obtidas para o método baseado em características. Para o teste com a média aritmética obteve-se uma taxa de acerto de 74,06%, o método utilizando a média geométrica apresentou taxa de acerto de 82,55% e o método utilizando a média harmônica obteve-se uma taxa de acerto de 79,72%.

Foi observado que a distância percorrida pelo robô durante os testes influenciou de forma negativa o desempenho do método métrico, que é justificável pela propagação do erro de odometria no decorrer do teste. Por outro lado, os resultados dos métodos utilizando características sofreram menos variação se comparados aos respectivos resultados da simulação, pois não estão sujeitas à influência do erro de odometria, sendo afetados apenas pela semelhança entre os locais considerados e pela qualidade das informações utilizadas para gerar as PMFs.

4 Conclusão

Este trabalho apresentou um sistema para estimar a posição de um robô de forma independente de informações métricas, extraindo características acerca de cada ambiente através de relações entre as informações obtidas através dos 16 sonares presentes no robô utilizado. Cada lugar determinado pelo usuário foi caracterizado por Funções Massa de Probabilidade (PMFs) das características definidas no modelo.

O modelo determina a localização do robô buscando o local que apresente a maior média das probabilidades das características, considerando os valores das medições atuais.

Para utilizar as informações de probabilidade provenientes de todas as características propostas foram feitos testes considerando as médias aritmética, geométrica e harmônica, e verificou-se que a utilização da média geométrica apresentou melhores resultados para a maioria dos casos, tanto na simulação quanto nos testes com robô real.

O modelo proposto, baseado apenas na aparência dos lugares foi comparado a um modelo métrico simples, baseado na distância euclidiana entre a posição atual do robô e as posições previamente mapeadas. A comparação desses dois métodos mostrou que, enquanto o método utilizando informações métricas apresentava uma piora nos resultados o método considerando as características tende a apresentar resultados mais estáveis. O pior resultado utilizando odometria se deve à não aplicação de métodos de correção como filtros de kalman, que poderiam mascarar o resultado da localização utilizando a odometria bruta enquanto o robô se deslocava pelo ambiente. O resultado desta comparação mostra que o modelo proposto é independente da odometria do robô e capaz de identificar ambientes.

Contudo, o método baseado em características é dependente da quantidade de informações coletadas, o que significa que uma baixa quantidade de amostras prejudica a qualidade da localização. Também foi verificado que a caracterização de lugares que apresentem objetos similares, e a existência de locais que apresentem uma configuração parecida, prejudica o modelo de localização.

Além disso, por se tratar de um modelo baseado em aparências de alto nível, não é possível extrair a postura do robô de forma precisa dentro do lugar. No entanto, o modelo possibilita uma forma de estimar a posição do robô sem conhecimento de seu posicionamento e orientação e sem utilizar informações *a priori*, o que mostra que este trabalho pode ser utilizado para resolver o importante problema da determinação da posição inicial global do robô. Além disso, o fato de utilizar apenas as informações dos sensores ultrassônicos embarcados

no robô não há necessidade de estruturar o ambiente como o modelo proposto em (Zhang, et al., 2012).

Como um trabalho futuro necessário pretende-se avaliar o modelo em ambientes com maior número de lugares para verificar se os resultados encontrados se mantêm. Além disso, esse trabalho pode ser aplicado em conjunto com outras técnicas de refinamento da localização como a abordagem proposta utilizada em (Pinheiro, et al., 2015).

Referências Bibliográficas

- de Oliveira, C. J. M., Vassalo, R. F. & Salles, E. O. T., 2015. Prefiltering effect on visual initial global localization. *Anais do XII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (XII SBAI)*, pp. 1188-1193.
- Milford, M. J. & Wyeth, G. F., 2012. Seqslam: Visual route-based navigation for sunny summer days and stormy winter nights. *Robotics and Automation (ICRA), 2012 IEEE International Conference*, May, pp. 1643-1649.
- Pinheiro, P., Cardozo, E., Wainer, J. & Rohmer, E., 2015. Cleaning Task Planning for an Autonomous Robot in Indoor Places with Multiples Rooms. *International Journal of Machine Learning and Computing*, 5(2), pp. 86-90.
- Stojanović, D. & Stojanović, . N., 2014. Indoor localization and tracking: Methods, technologies and research challenges. *Facta Universitatis, Series: Automatic Control and Robotics*, 13(1), pp. 57-72.
- Thrun, S., Burgard, W. & Fox, D., 2005. *Probabilistic Robotics*. Cambridge: MIT Press.
- Yamauchi, B., Schultz, A. & Adams, W., 1998. *Mobile robot exploration and map-building with continuous localization*. Leuven, Bélgica, IEEE, pp. 3715 - 3720.
- Zhang, R., Höflinger, F. & Reindl, L., 2012. TDOA-based localization using interacting multiple model estimator and ultrasonic transmitter/receiver. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 62(8), pp. 2205-2214.