

EKF-SLAM BASEADO EM LANDMARKS NATURAIS E ARTIFICIAIS A SER APLICADO EM UMA CADEIRA DE RODAS INTELIGENTE

César Bastos da Silva^{1,2}, Felipe Augusto Oliveira Mota^{1,3}, Victor Ferman^{1,4}, Eric Rohmer^{1,5}

¹ Departamento de Engenharia de Computação e Automação Industrial (DCA), Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação (FEEC), Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP), Brasil.

(²cesar.silva2612, ³felipeaomota, ⁴vferman1)²@gmail.com, ⁵rohmer@unicamp.br

Resumo: No momento atual, há um evidente aumento no número de pessoas que possuem dificuldades funcionais, sendo prejudicados diariamente na dignidade, conforto e saúde. Desta forma, centros de pesquisas tem focado no desenvolvimento de tecnologias assistivas visando minimizar o impacto imposto pelas limitações físicas. Um meio de estudo é a robotização da cadeira de rodas, para tornar-las mais seguras para o usuário, dando controle para o veículo em situações que haja necessidade de intervenção. O primeiro ponto a ser estudado é o sistema de localização e mapeamento (SLAM), para que desta forma a cadeira consiga entender onde está no mundo e a seu redor para tomar a decisão mais adequada. Este trabalho propõe aplicar algoritmo EKF-SLAM, para solucionar esse problema, utilizando mais de um tipo de ponto de interesse, retirando informação do Lidar 2D e de marcadores artificiais (ArUco).

Palavras chave: Cadeira de rodas, Localização, mapeamento, Tecnologia assistiva.

Abstract: Nowadays, there is a clear increase in the number of people who have functional difficulties, which impairs their dignity, comfort, and health daily. In this way, research centers have focused on the development of assistive technologies to minimize the impact imposed by physical limitations. A subject of study is the robotization of the wheelchair, to make them safer for the user, giving control to the vehicle in situations where intervention is required. The first point to be studied is the location and mapping system (SLAM), allowing the chair to understand where it is in the world and its surround, to make the most appropriate decision. This work proposes to implement the EKF-SLAM algorithm, to solve this problem, using more than one type of landmark, extracting information from Lidar 2D and artificial markers (ArUco).

Keywords Wheelchair, Localization, Mapping, Assistive Technology.

1. Introdução

Atualmente, mais um bilhão de pessoas possuem alguma forma de deficiência, sendo cerca de 200 milhões pessoas que experimentam dificuldades funcionais consideráveis [4]. Para minimizar o impacto imposto pelas limitações físicas dos portadores de necessidades especiais, propostas de novas tecnologias vêm sendo apresentadas, sendo esta área de pesquisa denominada Tecnologia Assistiva [6]. Como exemplo, pode-se destacar cadeira de rodas, andadores, bengalas, entre outros

[9]. As cadeiras de rodas quando motorizadas concedem uma mobilidade funcional para pessoas com deficiências não somente nos membros inferiores, mas também aquelas com sua mobilidade dos membros superiores também afetadas (tetraplégicos) [6].

Com o objetivo de conseguir levar parte desta autonomia para as pessoas com deficiência, centros de pesquisa têm aplicado técnicas de robótica e computação em cadeiras de rodas motorizadas, adaptar cadeiras de rodas comerciais se tornou a estratégia mais utilizada [6], visto que sua estrutura mecânica já foi testada e tem sua funcionalidade comprovada por ser projetada para ser ergonômica e para acomodar o usuário da maneira mais apropriada [7]. Um dos principais fatores necessários para dar autonomia a um robô é desenvolvê-lo com a capacidade da percepção do ambiente ao seu redor e na sua capacidade de mapeamento.

Na literatura, é possível encontrar diferentes tipos de propostas de robotização de cadeiras de roda com diferentes sistemas de localização e mapeamento, mas cada método possui sua limitação e utilizar mais de um método se mostra bastante vantajoso [10]. Visto isso, neste trabalho, busca-se propor um sistema de localização e mapeamento (SLAM) para ser utilizado em uma cadeira de rodas robotizada, utilizando dois métodos de detecção, por Lidar 2D e por marcadores ArUco, aplicando método baseado em filtro de Kalman Estendido, aproveitando do semelhança das características cinemáticas com robôs móveis.

2. Materiais e Métodos

Este trabalho apresenta a implementação de um sistema de localização e mapeamento a ser aplicado a uma cadeira de rodas robotizada, realizando a fusão entre dois métodos de aquisição de pontos de interesse, câmera monocular e Lidar 2D. A estrutura metodológica e os resultados encontrados serão apresentados a seguir, junto com a discussão sobre o que foi encontrado.

2.1 Bancada de testes

Para testar os algoritmos de SLAM desenvolvidos, foram conduzidos testes com o robô Pioneer 3-DX, comumente utilizado em laboratório de robótica como veículo genérico. Na Figura 1, é possível visualizar o veículo utilizado, equipado com o Lidar 2D LMS111-10100, com um Kinect, a qual é utilizado apenas a câmera e encoders nas duas rodas. A adaptação do robô para a cadeira estaria diretamente relacionados no posicionamento dos sensores, onde os sensores poderiam ser posicionados na parte lateral da cadeira e a câmera acima da cabeça do usuário, modificando pontos de vista, mas não afetando a funcionalidade dos algoritmos.



Figure 1. Pioneer 3-DX no ambiente desenvolvido.

2.2 Modelagem robô diferencial

O robô diferencial possui restrições de movimento, devido a possuir limitações não-holonômicas (assume-se que as rodas giram sem deslizar). É um sistema subatuado, pois possui duas entradas (velocidade das rodas esquerda e direita) e três estados a serem controlados (x , y e θ) [1]. O modelo do robô é utilizado para estimação da posição, como será feito neste trabalho. Para tal, verifica-se as velocidades de cada roda em cada iteração do processo, definindo desta maneira a velocidade linear e angular do robô, de acordo com as Equações 1 e 2. Onde V_R , V_L , V e b são velocidade linear da roda direita, velocidade linear da roda esquerda, velocidade linear do robô e distância do centro de rotação até a roda, respectivamente.

$$V = \frac{V_R + V_L}{2} \quad (1)$$

$$\omega = \frac{V_R - V_L}{2b} \quad (2)$$

Dividindo então as velocidades linear e angular pelo tempo de amostragem (discretização pelo método de Euler), é possível definir o quanto o veículo se movimentou (Δs) e qual a sua variação angular ($\Delta\theta$). Com isso encontra-se a função apresentada na Equação 3, que descreve o movimento do robô aproximado de $[x \ y \ \theta]^T$ para $[x' \ y' \ \theta']^T$

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ \theta' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta s \cos(\theta + \frac{\Delta\theta}{2}) \\ \Delta s \sin(\theta + \frac{\Delta\theta}{2}) \\ \Delta\theta \end{bmatrix} \quad (3)$$

2.3 SLAM

Algoritmos de SLAM são utilizados para que um robô consiga navegar sem que tenha informação a priori e que possa construir um mapa dos seus arredores [2] [5]. O processo é dividido em duas etapas: se movimentar pelo ambiente e então identificar pontos de interesse e estimá-los sem ter conhecimento prévio. O SLAM aplicado ao problema utiliza landmarks, que são pontos de interesse que o sistema de detecção analisa e são utilizados para auxiliar na correção da pose do robô.

2.4 Split and Merge

O Split and Merge é utilizado para retirar features a partir da leitura de um Lidar 2D, sua escolha foi dada devido a ser um algoritmo bastante consolidado e com o ponto positivo de usar apenas geometria básica. A partir dele é possível identificar pontos fixos, como cantos de parede e de objetos. O algoritmo é dividido em duas etapas, Split e Merge. Na fase Split é responsável por encontrar retas a partir dos dados obtidos. Já na fase Merge, retas que são praticamente colineares são transformadas em uma só. A partir dessas retas é possível definir os pontos de interesse a serem utilizados.

2.5 ArUco

A utilização de apenas landmarks naturais torna o sistema não eficiente, principalmente em ambientes com baixa quantidade de features. Com isso trabalhos vem propondo a adição de landmarks

artificiais , a fim de auxiliar a localização do veículo [3]. O marcador utilizado será do do tipo ArUco que é bastante popular por possuir como maior benefício o fato de um marcador já conseguir passar a informação necessária para definir a pose da câmera, assim como informações mais topológicas e semânticas para uso além da localização. Sua utilização nesse projeto visa proporcionar mais informações topológica do ambiente e auxiliar diretamente na estimação da pose do veículo. [3] funde ORB features e com marcadores, através da minimização do erro de projeção.

2.6 Extendend Kalman Filter SLAM (EKF-SLAM)

Esta técnica resolve o problema do SLAM ao explorar a utilização de um filtro de Kalman Estendido. O filtro de Kalman soluciona a questão de estimar o estado de um sistema em tempo discreto, no qual é governado por uma equação diferencial estocástica e linear. Entretanto, para aplicar a sistemas não-lineares, aplica-se o filtro de Kalman Estendido, onde é realizada a linearização da média e da covariância. No EKF-SLAM, descreve-se em um vetor de estados, Equação 4, a pose do veículo (x, y, θ) e a pose dos landmarks $(m_{1,x}, m_{1,y}, \dots, m_{i,x}, m_{i,y})$ encontrados ao longo do caminho.

$$x_t = (x \ y \ \theta \ m_{1,x} \ m_{1,y} \ \dots \ m_{i,x} \ m_{i,y})^T \quad (4)$$

O tipo de landmark afeta a sua precisão:

1. Se ao detectar um landmark é possível sua identificação com precisão, um identificador de um marcador ArUco, por exemplo.
2. Não havendo uma identificação precisa, tendo que usar técnicas de distância mínima.

O algoritmo do EKF-SLAM, é composto de três etapas, de predição, atualização e inovação. A etapa de predição, atualiza a pose do robô através do seu modelo cinemático e calcula a covariância do modelo. A etapa é descrita por duas principais Equações, 5 e 6.

$$\bar{\mu}_t = g(u_t, \mu_{t-1}, m) \quad (5)$$

$$\bar{\Sigma}_t = G_T \Sigma_{t-1} G_t^T + R_t \quad (6)$$

A etapa atualização é responsável pela identificação de novos landmarks a serem adicionados ao vetor de estados e para a contribuição dos landmarks já identificados para atualizar a pose do robô e a localização dos outros landmarks presentes no vetor de estados. Ou seja, cada landmark que está sendo visualizado novamente, irá contribuir para correção de todo o vetor de estados. O primeiro passo da etapa de atualização é computar a estimação da posição dos sensores em função da pose do robô e da posição dos landmarks presentes do vetor de estados.

$$\delta = \begin{bmatrix} \delta_x \\ \delta_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{\mu}_{k,x} - \bar{\mu}_{t,x} \\ \bar{\mu}_{k,y} - \bar{\mu}_{t,y} \end{bmatrix} \quad (7)$$

Onde $\bar{\mu}_k$ é a posição do landmark k e $\bar{\mu}_t$ a pose atual do robô. Na etapa de inovação, o novo landmark não presente no vetor de estados, é adicionado, calculado a sua localização através da Equação 8.

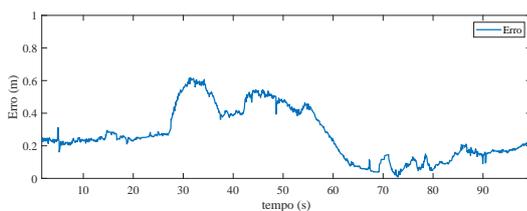
$$\begin{bmatrix} m_{xk} \\ m_{yk} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{\mu}_{t,x} \\ \bar{\mu}_{t,y} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} r_t^k \cos(\phi_t^k + \bar{\mu}_{t,\theta}) \\ r_t^k \sin(\phi_t^k + \bar{\mu}_{t,\theta}) \end{bmatrix} \quad (8)$$

Com o ganho calculado e novos landmarks adicionados, basta então recalcular os valores do vetor de estados e a nova covariância encontrada, a partir de:

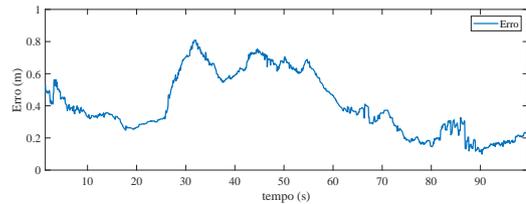
$$\mu_t = \bar{\mu}_t + K_t^k (z_t^k - \hat{z}_t^k) \quad (9)$$

2.7 Resultados

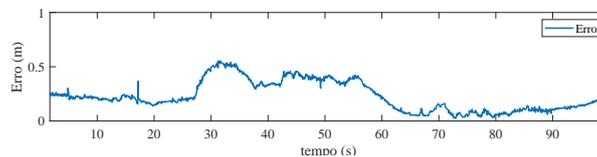
O teste conduzido é resumido em liberar o robô no ambiente com marcadores ArUco posicionados aleatoriamente ao longo da parede. Dados provindos da câmera monocular, Lidar 2D e odometria são monitorados com uma frequência de 10 Hz, passados via ROS para o EKF-SLAM. Foram testados então, com os mesmos dados, com a fusão de informações e sem, resultando na Figura 2. Com a finalidade de comparar resultados, foi colocado um marcador no robô, que através de uma câmera externa foi adquirida para ser utilizada como método mais confiável e já validado [8].



((a)) Apenas Lidar



((b)) Apenas ArUco



((c)) ArUco e Lidar

Figure 2. Gráficos de erro ao longo do tempo

2.8 Discussões

Na Figura 2 são apresentados os gráficos de erros para cada uma das configurações, apenas com lidar, ArUco e combinando os dois. Através da imagem é possível perceber que o sistema utilizando apenas marcadores artificiais tem um erro maior, por ser momentos onde menos featurues estão sendo detectadas. Ao combinar ambos os métodos, o resultado se mostrou efetivo, havendo um ganho de precisão tanto na diminuição do pico do erro, como também diminuindo bastante o erro em alguns momentos. Isto é resultado da grande precisão que os marcadores adicionam ao sistema, que é perceptível no sistema apenas com ArUco, onde o erro possui maiores variações, por momentos onde não há detecção.

3. Conclusões

O estudo de cadeiras de rodas inteligentes, visando minimizar o impacto imposto pela limitação das mesmas vem crescendo cada vez mais, sendo a parte de localização essencial, pois a cadeira em

momentos poderá tomar decisões que irão aumentar a segurança e conforto do usuário. Desta forma, o algoritmo apresentado se mostrou eficiente, pois apresenta resultados mais confiáveis quando comparado a sistemas de odometria pura. Percebe-se que no fim da trajetória já há uma pequena divergência entre o Lidar e o sistema completo, mostrando que a longo prazo, a resposta do sistema composto irá se mostrar mais eficiente.

Outra contribuição é a fusão de diferentes detecção de pontos de interesse, o que aumenta a confiabilidade do sistema, diminuindo a covariância da estimação da pose do sistema robótico.

4. Agradecimentos

Esse trabalho foi parcialmente financiado pela Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP), processo 2021/00199-8, CPE SMARTNESS, Ericsson Telecomunicações Ltda.

5. Referências

- [1] D. Chwa. Tracking control of differential-drive wheeled mobile robots using a backstepping-like feedback linearization. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, 40(6):1285–1295, 2010.
- [2] Julio Fajardo, Victor Ferman, Jabes Guerra, Antonio Ribas Neto, and Eric Rohmer. Lmi methods for extended filters for landmark-based mobile robot localization. In *IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)*, pages 511–517, 2021.
- [3] R. Munoz-Salinas and R. Medina-Carnicer. Ucoslam: Simultaneous localization and mapping by fusion of keypoints and squared planar markers. *Pattern Recognition*, 101:107193, 2020.
- [4] World Health Organization. World report on disability 2011. *World Health Organization*, 2011.
- [5] Paulo Pinheiro, Jacques Wainer, Eleri Cardozo, and Eric Rohmer. Arrangement map for task planning and localization for an autonomous robot in a large-scale environment. In *IEEE International Conference on Control Science and Systems Engineering*, pages 13–17, 2014.
- [6] Eric Rohmer, Paulo Pinheiro, Eleri Cardozo, Mauro Bellone, and Giulio Reina. Laser based driving assistance for smart robotic wheelchairs. In *2015 IEEE 20th Conference on Emerging Technologies & Factory Automation (ETF A)*, pages 1–4. *IEEE*, 2015.
- [7] Richard C Simpson. Smart wheelchairs: A literature review. *Journal of rehabilitation research and development*, 42(4):423, 2005.
- [8] Patrik Vávra. ROS FRAMEWORK UTILIZATION FOR AUTONOMOUS MOBILE ROBOT CONTROL SYSTEM. *Master's thesis, Brno University of Technology, Czech Republic*, 2019.
- [9] Salifu Yusif, Jeffrey Soar, and Abdul Hafeez-Baig. Older people, assistive technologies, and the barriers to adoption: A systematic review. *International journal of medical informatics*, 94:112–116, 2016.
- [10] Cheng Zhao, Huosheng Hu, and Dongbing Gu. Building a grid-point cloud-semantic map based on graph for the navigation of intelligent wheelchair. In *2015 21st International Conference on Automation and Computing (ICAC)*, pages 1–7. *IEEE*, 2015.