

동적 실내 환경에서 로봇 자율주행을 위한 조합적 위치 추정 기법

김도연¹, 이현철^{1,2,*}

¹금오공과대학교 전자공학부, ²금오공과대학교 IT 융복합공학과

dodea@kumoh.ac.kr, *hcleee@kumoh.ac.kr

Combinational Localization for Autonomous Robot Navigation in Dynamic Indoor Environments

Doyeon Kim¹, Heoncheol Lee^{1,2,*}

¹School of Electronic Engineering, Kumoh National Institute of Technology

²Department of IT Convergence Engineering, Kumoh National Institute of Technology

요약

본 논문은 동적 실내 환경에서 LiDAR (Light Detection and Ranging) 센서 기반 로봇 위치추정 문제를 다룬다. 동적 환경에서는 동적 객체의 존재로 인해 LiDAR 스캔 데이터가 왜곡되고 이는 LiDAR 기반 SLAM(Simultaneous localization and mapping)의 정확도를 떨어뜨린다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 극복하고 정확한 위치추정을 위해 MCL(Monte Carlo Localization) 알고리즘과 Graph SLAM을 조합한 위치 추정 기법을 제안하였다. 제안된 기법의 향상된 성능은 실제 동적 실내 환경에서 기존 단일 알고리즘과 원점 복귀 오차를 비교하였을 때 원점 복귀 오차를 감소시킴으로써 입증되었다.

I. 서론

최근 식당에서 조리된 음식을 로봇이 테이블까지 자율 주행하여 갖다 주는 모습을 쉽게 찾아볼 수 있다. 또한 물류 창고에서 물건을 옮겨주는 물류 로봇 등 다양한 산업 분야에서 자율주행 로봇을 활용하려는 시도와 연구가 이루어지고 있다. 로봇 자율주행을 가능하게 하기 위해 먼저 로봇은 로봇 자신의 위치를 파악해야 한다[1]. 하지만 실제로 로봇이 움직이는 실제 환경은 예측하기 힘든 다양한 동적 객체가 존재하고, 모델링하기 어려운 불확실성이 있다. 이는 로봇의 정확한 위치 추정을 어렵게 만들기 때문에 자율주행 실패로 이어질 수 있다. 그러므로 동적 환경에서 발생하는 다양한 어려움을 극복하고 정확한 위치추정을 할 수 있는 기법에 대한 연구가 필요하다.

동적 실내 환경에서 로봇 위치추정 연구로는 먼저 WiFi의 신호수신강도를 활용하는 방법이 연구되고 있다[2]. 하지만 신호수신강도는 날씨와 습도같은 환경에도 오차가 발생하여 성능 저하를 야기하는 단점이 있으며 이러한 오차를 줄이는 연구가 진행되고 있지만 아직까지 실사용에 무리가 있고, 관련 인프라를 미리 갖추어 놓아야 한다는 제약사항이 있다. 그리고 LiDAR (Light Detection and Ranging) 센서나 영상 센서를 이용하여 동적 객체를 탐지하고 탐지된 객체를 이상치(outlier)로 처리함으로써 로봇 위치 추정에서의 불확실성을 줄이는 연구가 진행되고 있다[3,4]. 하지만 다양한 동적 상황에서 검증되지 않았기 때문에 여전히 성능 향상이 요구되고 있다.

본 논문의 2 장에서는 본 논문에서 제안하는 조합적 위치 추정 기법과 실험 결과를 나타내고 3 장에서는 결과와 향후 연구 진행 방향에 대하여 기술한다.

II. 조합적 위치 추정 기법

본 논문은 대표적인 위치추정 기법인 MCL(Monte Carlo Localization)과 널리 사용되고 있는 SLAM (Simultaneous localization and mapping) 프레임워크인 Graph SLAM의 결과를 조합하여 동적 실내 환경에서 강인한 로봇 위치 추정 기법을 제안한다. MCL 알고리즘은 로봇 위치 추정 분야에서 가장 많이 사용되는 알고리즘 중 하나이며 로봇이 잠재적으로 위치할 확률의 분포를 파티클의 집합으로 표현하는 특징이 있다. 또한 동적 환경에서의 불확실성을 노이즈로 표현하여 처리함으로써 동적 환경에서 강인한 성질을 가졌다. 일반적인 MCL 알고리즘은 로봇의 운동에 따라 파티클의 새로운 위치를 샘플링하는 과정인 예측 단계(prediction step), 주어진 환경 지도와 측정된 센서 정보의 가능도(likelihood)를 계산하여 파티클의 가중치(weight)를 구하는 교정 단계(correction step), 계산된 가중치에 비례하게 새로운 파티클 집합을 만드는 리샘플링 단계(resampling step)를 반복적으로 수행함으로써 로봇의 실제 위치를 근사화하게 된다.

Graph SLAM은 로봇의 위치 추정과 환경 지도 작성 문제를 노드(node)와 엣지(edge)로 이루어진 자료구조인 그래프(graph)로 모델링하여 해결하는 알고리즘이다. 각 노드는 로봇이 지나온 위치 정보를 담고 있고 그러한 노드들의 관계를 엣지로 표현한다. Graph SLAM 알고리즘은 시작 위치부터 로봇이 이동하면서 측정된 모든 정보를 이용하여 노드와 엣지를 구성하는 프론트엔드 단계(front-end)와 현재 시점에서 생성된 노드가 이전 노드와의 유사성을 발견하면, 즉 지나왔던 경로를 발견하면(loop-closing) 이전 시점까지 프론트엔드 단계에서 누적된 불확실성을 보정하는

백엔드(back-end) 단계로 이루어져 있으며 두 단계를 반복적으로 수행함으로 로봇의 위치와 주변 환경 지도를 작성하게 된다.

동적 환경에서의 불확실성을 처리하는 방법이 다른 두 알고리즘을 동시에 사용함으로 각각의 알고리즘의 장점을 수용할 수 있고, 하나의 알고리즘이 로봇 위치 추정 실패하는 경우가 발생하더라도 남은 알고리즘으로 인하여 오차가 줄어드는 효과를 가질 수 있어 안정성이 높다고 볼 수 있다. 따라서 본 논문에서 제안하는 조합적 위치 추정은 두 알고리즘의 위치 추정값의 평균을 계산하여 이동 로봇의 위치로 표현한다.

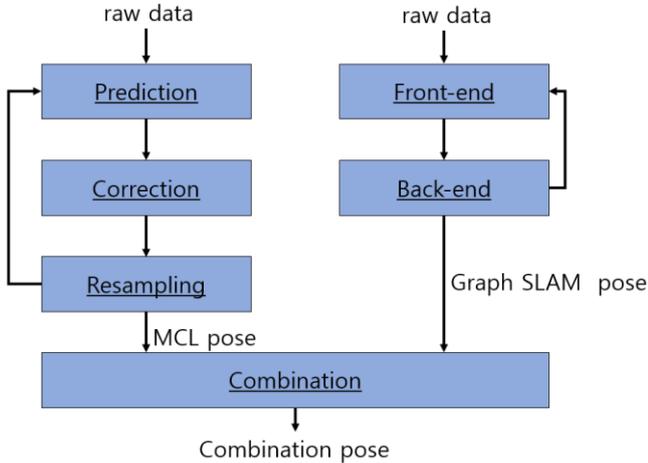


그림 1. 조합적 위치 추정 기법 순서도

제안된 기법을 성능을 테스트하기 위한 실험은 먼저 각 알고리즘을 구동하기 위한 환경 지도를 작성한 후 13 명의 사람이 임의로 움직이며 돌아다니는 실내 공간에서 진행하였다. 모든 실험에서 오직 LiDAR 만 사용되었고, 기존 MCL 알고리즘으로 EMCL2(mcl with expansion resetting)[5], Graph SLAM 알고리즘으로 Cartographer[6]를 사용하였다. 전역 좌표계는 주어진 환경 지도의 좌측 하단을 영점이 되도록 설정하였으며 상대적인 로봇 위치를 환경 지도 상에 표시하였다.

그림 3 은 다양한 실험 결과 중 하나를 나타낸다. 육안으로 살펴보았을 때는 기존 단일 알고리즘들을 사용한 위치추정 결과와 제안된 조합 기법을 사용한 위치추정 결과에 큰 차이를 식별하기 힘들었다. 따라서 로봇이 시작 지점으로 되돌아왔을 때 시작 지점의 좌표와 각 알고리즘이 추정한 로봇 좌표의 차이로 원점 복귀 오차를 계산하였다. 표 1 은 세 번의 실험에서 측정된 원점 복귀 오차를 나타낸 것이다. 기존 단일 알고리즘만을 사용하였을 때 보다 제안된 조합 기법을 사용하였을 때 원점 복귀 오차가 감소된 것을 확인할 수 있었다.

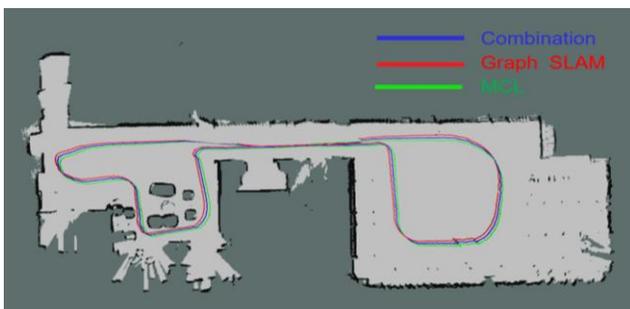


그림 3. 실험 경로와 각 알고리즘 Trajectory

표 1. 원점 복귀 오차 비교(m)

| | 실험 1 | | 실험 2 | | 실험 3 | |
|-------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | x | y | x | y | x | y |
| MCL | -0.13 | -0.06 | -0.18 | 0.13 | -0.07 | 0.20 |
| Graph SLAM | -0.08 | -0.13 | 0.06 | -0.21 | 0.16 | -0.10 |
| Combination (Proposed.) | -0.10 | -0.09 | -0.06 | -0.04 | 0.05 | 0.05 |

III. 결론

본 논문은 동적 실내 환경에서 강인한 로봇 위치 추정을 위하여 Monte Carlo Localization 알고리즘과 Graph SLAM 을 조합하여 사용한 이동 로봇의 위치 추정 기법을 제안하였고 단일 알고리즘과의 원점 복귀 오차를 비교하였을 때 본 논문에서 제안한 조합적 위치 추정 기법의 원점 복귀 오차가 더 정확한 것을 보였다. 추후 연구에서는 다른 센서값과 주변 환경에 따라 Monte Carlo Localization 과 Graph SLAM 의 조합 비율을 결정하는 딥러닝 모델을 구성하여 실험하고자 한다.

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported in part by “Ministry of the Interior and Safety” R&D program (20014854), and in part by the project titled ‘Research on Co-Operative Mobile Robot System Technology for Polar Region Development and Exploration’, funded by the Korean Ministry of Trade, Industry and Energy (1525011633).

참고 문헌

- [1] Sebastian Thrun, Wolfram Burgard, Dieter Fox, *Probabilistic Robotics*, MIT press, 2005.
- [2] Aditya Arun, Roshan Ayyalasomayajula, William Hunter, Dinesh Bharadia, “P2SLAM: Bearing Based WiFi SLAM for Indoor Robots,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 7, no. 2, pp. 3326-3333, 2022.
- [3] Xiaochuang Huo, Lei Zhang, Mingee Guo, Xiangrui Wu, “RGB-D SLAM Algorithm Suitable for Dynamic Environment Based on Target Detection,” *Proceedings of the International Conference on Automation, Control and Robots*, Nanning, China, Sep. 2021.
- [4] Youweil Wang, Masahiko Mikawa, Makoto Fujisawa, “FCH-SLAM: A SLAM Method for Dynamic Environments using Semantic Segmentation,” *Proc. Int. Conf. Image Processing and Robotics*, Colombo, Sri Lanka, Mar. 2022.
- [5] R. Ueda, T. Arai, K. Sakamoto, T. Kikuchi, S. Kamiya, “Expansion Resetting for Recovery from Fatal Error in Monte Carlo Localization - Comparison with Sensor Resetting Methods,” *Proc. Int. Conf. Intelligent Robots and Systems*, pp.2481-2486, Sendai, Japan, Sep. 2004.
- [6] W. Hess, D. Kohler, H. Rapp, and D. Andor, “Real-Time Loop Closure in 2D LIDAR SLAM,” *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 1271-1278, Stockholm, Sweden, May 2016.