

이동로봇을 위한 SLAM 기술

정주노(고려대학교(세종) 전자기계융합공학과 교수)

1. 서론

자율주행 이동로봇에서 SLAM (Simultaneous Localization and Mapping)은 순간 순간 얻어지는 관측을 통해서 자기위치를 알아내고 전역적 환경 모델을 구축하는 전 과정을 의미하며 이동로봇의 경로계획과 주행 및 제어에 있어서 핵심적이고도 기본적인 기능에 활용된다[1]. 최근 10년간 핫 이슈가 되고 있는 자율 주행 차량의 환경인식이나 그에 앞서 1990년대부터 유행하였던 실내 자율주행 이동로봇의 환경 구축과 자기위치 인식은 전부 SLAM의 문제로 통합된다. 초창기 SLAM은 초음파 센서와 단일 라인의 레이저 스캐너를 바탕으로 개발된 반면, 최근에는 다중 채널 레이저 스캐너(Lidar)와 카메라를 연결한 비주얼 SLAM으로 발전하여 다양한 오픈소스 솔루션이 공개되고 있다[2]. 그러나 이런 발전에도 불구하고 여전히 견실하고 지능적이면서 장시간 자율주행을 구현할 수 있는 SLAM 기술을 완성하기 위해서는 해결해야 할 과제가 남아 있다. 환경에 대

한 추론과 표현, 방대한 양의 데이터를 다루는 알고리즘, 부정확한 추론에 따른 오류의 해결 등이 주요 예시이다. 본 소고에서는 SLAM 문제의 기본 개념과 SLAM 사례를 리뷰하고 논의해 보고자 한다.

2. SLAM 문제와 관련 파라미터

SLAM은 로봇이나 자동차의 온보드 센서 정보와 제어입력 정보를 통해 자기위치인식과 지도 작성의 두 가지 목적을 동시에 수행하는 알고리즘을 의미한다. 개별적 문제로서, 자기위치 인식은 얻어진 센서 정보와 로봇 입력으로 부터 로봇이 지도상에 어떤 위치와 방향으로 놓여져 있는가를 알아내는 수학적 추론 과정이라고 볼 수 있으며, 지도작성은 관측된 센서로부터 랜드마크나 장애물 등 로봇이 주행하는 환경 정보를 구축하는 과정을 의미한다(그림 2 참조.). 경우에 따라서 랜드마크 정보가 미리 주어져서 SLAM 문제를 용이하게 하기도 한다.

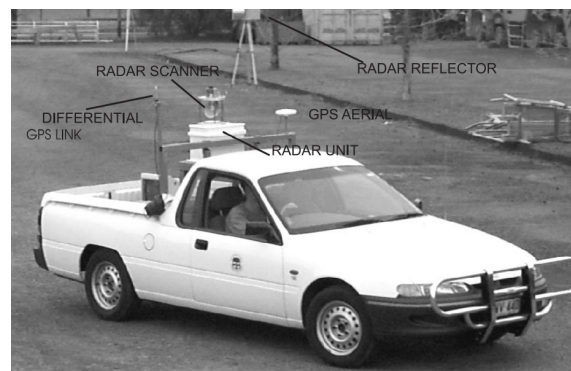
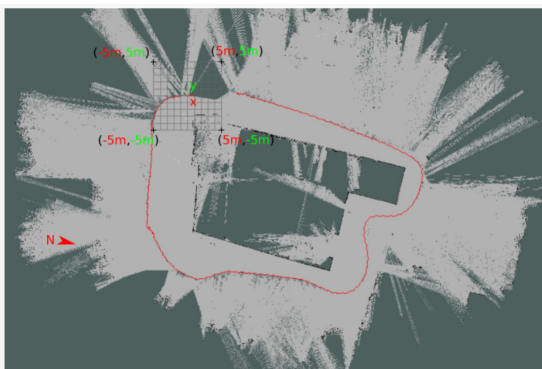


그림 1. (좌) 2D SLAM 지도, (우) 초창기 SLAM을 위한 실험장치(미 CMU).

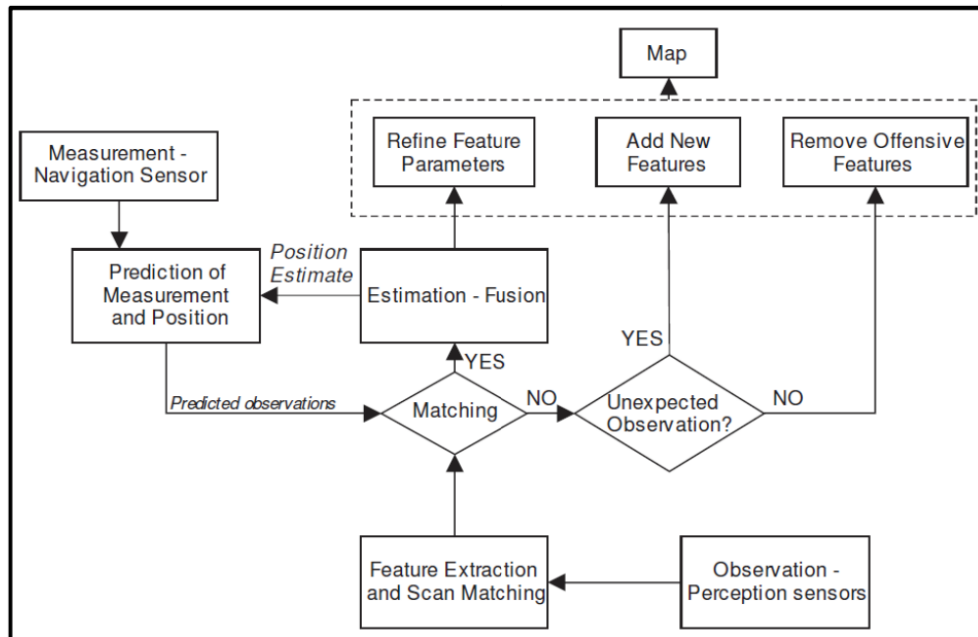


그림 2. SLAM의 동작 시퀀스([3]에서 발췌).

본격적으로 SLAM이 유행하기 시작한 것은 건물 안내로봇, 청소로봇, 가정용 애완로봇 등 실내 주행 이동로봇이 활용되기 시작하면서 이에 대한 필요성이 커졌기 때문이다[4]. 당시 SLAM은 확률에 기반한 extended Kalman filter, particle filter, maximum likelihood estimation과 같은 기법을 적용하여 알고리즘을 구현하였다. 그후 SLAM에 대한 본질적인 연구가 진지하게 진행되어 observability, convergence, consistency와 같은 이슈가 논의되었고 오픈소스 라이브러리 개발도 진행되었다. 현 수준에서 SLAM은 그 사용 분야와 대상에 따라 일부 실용화 단계에 이르렀다고 판단된다. 다만 주어진 상황이나 조건이 열악할 경우 실전에 사용되기에는 미흡하다고 여겨지기도 한다. 객관적으로 SLAM의 성공여부에 영향을 주는 상황 조건을 살펴보면 다음과 같다.

- 로봇: 구동 방식, motion kinematics/dynamics, 가용 센서 종류, 연산 프로세서 등
- 환경: 2D (실내 또는 실외), 3D (공중, 수중), 랜드마크 유무, 동적 장애물 개수, 환경의 symmetry와 규칙/불규칙성 등
- 요구 성능: 로봇 상태 오차, 랜드마크/텐스맵 기반 추정 성공률 등

상기 요인에 비추어 보면, 엔코더와 레이저 스캐너를 갖추고 실내에서 10센티미터 이내의 정밀도로 운용하는 경우 현재 SLAM 알고리즘으로 충분한 성능을 낼 수 있다. 또한, 천천히

움직이는 MARS 로버의 경우에도 비주얼 SLAM 방식으로 운용하여 성능을 발휘할 수 있을 것이다. 반대로 로봇이나 환경이 매우 빨리 변화하는 도전적인 상황이나 대량의 데이터를 빠르고 정확하게 처리하여 판단해야 하는 상황에서는 SLAM 알고리즘은 여전히 추가적인 연구가 더 필요할 수 있을 것이다.

기술적 관점에서 SLAM 알고리즘의 성능에 영향을 주는 조건을 분류해 보면 다음과 같다.

Robot and sensor uncertainty : 센서는 기본적으로 불확실성을 내포하고 있다. 이런 센서의 불확실성과 오차를 모델링하여 로봇 상태와 환경 지도를 만드는데 적용해야 한다. 또한 로봇은 자체로 구조화/비구조화 불확실성을 갖고 있으므로 예측과 달리 포즈 오차가 발생한다.

Correspondence issue : Correspondence는 로봇이 관측한 물체나 정보가 다른 측정이나 지도에서 어떤 물체나 정보에 해당하는지 연관 짓는 문제이다. Correspondence에서 관측된 랜드마크를 알아내는 것을 data association이라 한다.

루프 폐쇄(Loop closure) : 로봇이 기존 맵에서 알려진 위치로 회귀했음을 인지하는 것을 loop closure라 하며 이를 이용하여 로봇의 추정오차를 축소시킬 수 있다. 맵 최적화 과정에서 제약 조건으로 활용하여 로봇의 drift문제를 해결할 수 있다.

동적 환경(Dynamic environment) : 영구적으로 변형된 환경이나 간헐적으로 변형되는 환경은 지도작성과 로봇 상태인식에 중요한 영향을 끼친다.

3. SLAM의 수학적 Formulation [5]

SLAM 문제는 일반적으로 확률에 기반한 방식으로 기술된다. 이를 위해 시간 t 에서 로봇의 포즈를 x_t 라고 하자. 평면에서 로봇의 포즈는 위치와 방향 정보를 포함하는 3원소 벡터로 표시될 수 있다. 이때 $t=0$ 에서 $t=T$ 까지 로봇의 포즈 시퀀스(경로)는 $X_T = (x_0, x_1, \dots, x_T)$ 로 표현된다. 또한 시간 t 에서 로봇에 작용되는 제어입력을 u_t 라 하면, $t=1$ 에서 $t=T$ 까지 로봇 제어입력 시퀀스는 $U_T = (u_1, u_2, \dots, u_T)$ 와 같이 정의할 수 있다. 시간에 따른 로봇의 포즈를 갱신시키는 동적 이산 모델은 $x_{t+1} = f(x_t, u_t)$ 로 간단히 표현될 수 있다. 이상적인 경우, 초기 포즈 x_0 와 U_T 가 주어진다면 로봇의 위치를 완벽히 파악할 수 있지만, 현실 세계에서는 각종 노이즈와 모델 불확실성 때문에 언제나 로봇의 실제 경로와 목표 경로는 큰 차이를 보이며 보정이 없을 경우 시간에 따라 오차가 누적된다. 실제 환경을 의미하는 지도 m 은 랜드마크, 정/동적 물체, 지표면 등 환경 정보를 담고 있다. 로봇은 탑재된 센서로부터 로봇의 포즈와 지도 상의 랜드마크와 같은 지도의 feature와 상대 정보를 측정한다. 시간 t 에서 측정된 정보를 z_t 라 하면, $t=1$ 에서 $t=T$ 까지 로봇의 feature 측정 시퀀스는 $Z_T = (z_1, z_2, \dots, z_T)$ 와 같이 정의할 수 있다. 로봇 센싱은 로봇의 상태와 환경에 영향을 받으므로 관계식 $z_t = h(x_t, m)$ 를 만족시킨다.

SLAM 문제는 오도메트리와 환경 측정 정보로부터 로봇의 포즈 시퀀스 X_T 와 실제 지도 m 을 찾는 과정이고 다음의 사후 확률(posterior)을 추정하는 확률문제로 생각할 수 있다

$$p(X_T, m \mid U_T, Z_T)$$

상기 사후확률은 로봇의 전체 포즈 X_T 에 대한 동시적 추정을 목표로 삼고 있으므로 full SLAM이라고도 한다. 반면, 현재 상태의 로봇 포즈 x_t 와 지도 m 을 찾는 문제는 online SLAM이라 하며 다음과 같은 사후확률 추정의 문제로 표현된다.

$$p(x_t, m \mid U_t, Z_t)$$

여기서 U_t 와 Z_t 시간 t 까지 누적된 제어 입력과 센싱 정보를 의미한다. 상기 확률적 모델에 확률로 표현된 로봇의 모션 모델 및 관측모델을 결합하여 베이지 추론 방식의 최적 상태 정보와 환경 정보를 도출한다.

전통적으로 SLAM에 사용되는 수학적 구현 방식은 크게 확장칼만필터(EKF), particle 필터(PF), 그래프기반 최적화기법(GOT)으로 나눌 수 있다. EKF 방식은 오랫동안 로봇공학 분야

에서 많이 사용되어 오던 테크닉으로 베이지 규칙을 기반으로 SLAM 문제를 간편하게 다루는데 활용되었다. 그러나 결과의 부정확성과 신뢰성 부족으로 활용도가 낮은 상황이다. PF는 비파라미터 방식의 statistical 필터링으로 SLAM문제의 localization이나 data association에 많이 활용되어 왔다. 상대적으로 정확한 결과를 보이나 계산량이 많은 단점을 갖고 있다. GOT에서는 sparse 비선형 최적화 기법을 full SLAM에 적용하여 성공적인 결과를 얻고 있다. 이러한 구현 방식은 독립적 혹은 복수의 방식이 결합된 형태로 사용되어 원하는 결과를 얻는데 활용된다[6].

4. 라이다 SLAM vs. 비주얼 SLAM

라이다(LiDAR) SLAM은 2D 또는 3D 지도를 구축하기 위해 레이저 센서를 사용한다. 라이다는 액티브 레이저 펄스를 투사한 후 물체로부터 반사되어 돌아오는 빛을 이용하여 물체나 환경과의 거리를 측정한다. 센서가 정밀하고 넓은 범위를 다룰 수 있어서 자율주행차, 드론, 고속 이동로봇 등 빠른 움직임을 수반하는 어플리케이션에 널리 사용되고 있다. 포인트 클라우드로 생성되는 데이터는 SLAM을 이용한 지도 작성과 캐드 모델을 만드는 데도 유리하다. 오도메트리로 추정된 거리 정보를 통해 로봇이나 차량의 포즈를 추정하고 라이다 센서 정보를 이용하여 위치를 보정하면서 지도를 구성한다. 측정된 포인트 클라우드 환경 정보는 ICP (Iterative Closest Point)나 NDT (Normal Distribution Transform)과 같은 알고리즘을 이용하여 지도와 매칭하고 위치 추정을 수행한다. 다만 데이터 양이 방대하여 처리 과정에서 효율적인 알고리즘이 요구된다. 위성항법 정보나 관성센서 정보를 융합하여 라이다 SLAM에서 속도와 정밀도를 향상 시키기도 한다.

비주얼 SLAM은 vSLAM으로 불리는데, 카메라나 영상센서를 통해 랜드마크나 환경상 특징을 인식한다. 비주얼 SLAM은 라이다 SLAM에 비해 덜 성숙한 분야로서 각종 센서의 조합과 영상처리 및 관련 기법을 적용하는 방향으로 여전히 다양한 연구가 필요하다. 비주얼 SLAM은 각종 단안 렌즈 카메라, 스테레오 카메라, 키넥트와 같은 RGB-D 카메라를 사용하여 필요한 수준의 성능에 맞춰 구현할 수 있으므로 라이다 SLAM에 비해 경제성이 높다. 기 개발된 영상인식 알고리즘을 결합할 수 있을 뿐만 아니라 루프 폐쇄와 영상인식 기반의 그래프기반 최적화 기법(GOT)과 결합하여 쉽고 단순한 SLAM 솔루션을 만들어 낼 수도 있다. 위치 추정을 위해 AR 마커, 체커보드, 바코드 또는 인공 특징 정보를 활용할 수도 있다. 따라서 라이다 SLAM에

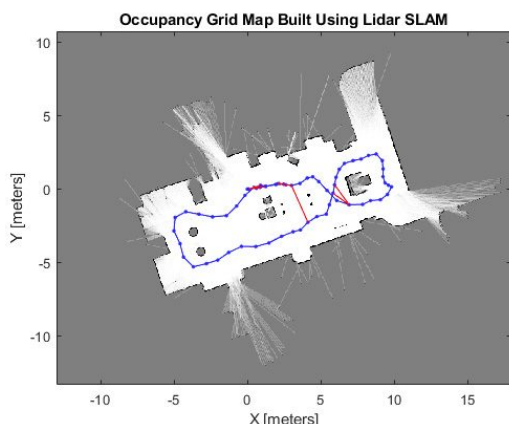


그림 3. (좌) Laser SLAM 지도(매쓰웍), (우) 비주얼 SLAM (JdeRobot).

비해 다양한 종류의 응용 분야에 활용할 수 있다. 비주얼 SLAM에서는 카메라를 통해 환경의 시맨틱 정보를 추출하여 활용할 수도 있는 장점이 있다. 그러나 라이다 SLAM에 비해 정밀도가 낮고 계산량이 많을 뿐만 아니라 주위 조명에 영향을 많이 받는다는 단점을 갖고 있다.

5. 지도 표시 방식

자율주행 로봇을 운용하기 위해서는 환경에 대한 지도가 어떤 정보를 제공하고 지도에 어떤 특징을 담아내야 하는지 중요하다. 초기 SLAM에서는 장애물이나 랜드마크의 기하학적 정보를 바탕으로 지도를 표현하였으나 이런 방식에서 발생할 수 있는 관측 오류나 방대한 데이터 처리의 문제점을 해소하기 위해 최근 의미에 기반한 SLAM 지도 작성이 유행하기 시작하였다[7]. 각각은 상보적 역할을 하므로 실제 특정 목적의 자율주행에서는 이 둘을 필요에 따라 적절히 결합하여 사용하는 방향으로 진행된다.

먼저 기하정보를 제공하는 SLAM 지도는 포인트 클라우드나 그리드(occupancy grid, 옥트리) 방식을 사용하여 주위 환경을 촘촘히 표현하는 방법과, 랜드마크나 주위와 구별되는 특정 위치의 기하 정보만으로 구성된 경량 지도가 있다. 촘촘한 기하 정보를 담고 있는 지도는 이 자체로 로봇의 경로계획과 행동제약 조건을 부여할 수 있는 충분한 정보를 제공하지만 큰 저장공간을 요구하며 ICP 같은 계산량이 많은 매칭 알고리즘을 필요로 한다. 반면 특징에 기반한 기하 지도는 위치인식에는 유리하나 경로계획이나 연속적 동작을 실행시킬 때 어려움이 있다. 일반적으로 기하기반 지도는 환경내 존재하는 물체의 색깔, 질량, 표면, 의미 그리고 주위 개체간 연결 관계를 충분히 설명하지 못

한다. 이런 관점에서 로봇이 환경 또는 환경내 사람과 상호 작용하기 위한 어플리케이션에는 기하기반 지도가 적합하지 않을 수 있다[2].

최근 들어 순수한 기하기반 지도에서 벗어나 더 많은 의미 정보를 지도에 담기 위한 의미기반 지도 표현 방식이 도입되고 있다. 이 방식에서는 환경 내 물체가 주변과 어떤 관계로 연결되어 있는지 상위레벨의 지능 정보를 제공하여 로봇이 이 물체나 주변과 상호 작용할 때 인간과 유사한 방식의 행동이 가능하도록 한다. 의미기반 지도는 훨씬 적은 양의 메모리로 내재된 많은 정보의 표현이 가능하며 로봇의 상태 인식 오차를 상당히 낮출 수 있다. 의미기반 지도 작성을 위해서는 여러 종류의 센서가 융합되고 이 정보가 인식 모델을 통해 의미를 나타내는 정보로 전환되어야 한다. 또한 대상의 외형보다 행태유도 정보가 유용하게 활용될 수 있다. 이런 의미기반 지도 작성에 관한 다양한 연구가 진행중이며 수준높은 자율주행을 위해서 반드시 필요한 항목이라 할 수 있다.

6. 결어

이동로봇의 자율주행에 필수적인 SLAM의 기본 원리와 방식을 간략히 살펴보았다. SLAM의 문제를 수학적으로 정의해 보고, 관련된 수학적 처리 방식에 대해서도 리뷰하였다. 핵심이 되는 라이다센서 또는 영상센서를 통해 SLAM을 구성하는 방식에서 특징을 비교해 보았다. 실제 자율주행에서 중요한 역할을 하는 지도 표시 방식을 기존 기하기반 방식과 의미기반 방식으로 나눠서 살펴보았다. 지난 30여 년간 SLAM의 주 개념은 거의 변화가 없었으나 사용되는 센서와 처리방식, 인공지능과의 결합, 그리고 자율주행, AR/VR, 공중/수중/지하 등 여러 응용 분

야에 활용성이 증대되고 많은 분야에서 관심을 갖고 연구하는 주제가 되었다. 이런 연구를 통해서 실제적이고도 사용가능한 좋은 솔루션이 속속 등장하기를 희망한다.

참고문헌

- [1] H. Durrant-Whyte and T. Bailey, "Simultaneous localization and mapping: part I," *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 13, no. 2, pp. 99-110, June 2006.
- [2] D. M. Rosen et al., "Advances in Interference and Representation for Simultaneous Localization and Mapping," *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems*, 215-42, 2021.
- [3] F. Hidalgo and T. Braunl, "Review of underwater SLAM techniques," *Int. Conf. on Automation, Robotics and Applications*, pp. 306-311, 2015.
- [4] C. Cadena et al., "Past, Present, and Future of Simultaneous Localization and Mapping: Toward the Robust-Perception Age," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 32, no. 6, pp. 1309-1332, Dec. 2016.
- [5] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, *Probabilistic Robotics*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2005.
- [6] B. Siciliano and O. Khatib, *Handbook of Robotics* (Ch 46), Second Ed. Springer, 2016.
- [7] J. McCormac et al., "SemanticFusion: dense 3D semantic mapping with convolutional neural networks." *In IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 4628-35, 2017.

저자약력



정 주 노

- 1991 ~ 2003 포항공과대학교 기계공학 학사, 석사, 박사
- 2002 ~ 2002 메릴랜드대학교 기계공학과 방문 연구과정
- 2003 ~ 2005 매사추세츠공과대학교 RLE Postdoc 연구원
- 2012 ~ 2013 캘리포니아주립대 (샌디에고) 방문교수
- 2005 ~ present 고려대학교 전자·기계융합공학과 (구 제어계측공학과) 교수