SLAM 기술의 과거와 현재

Past and State-of-the-Art SLAM Technologies

송재복, 황서연*
(Jae-Bok Song¹ and Seo-Yeon Hwang^{1,*})

¹Mechanical Engineering, Korea University

Abstract: This paper surveys past and state-of-the-art SLAM technologies. The standard methods for solving the SLAM problem are the Kalman filter, particle filter, graph, and bundle adjustment-based methods. Kalman filters such as EKF (Extended Kalman Filter) and UKF (Unscented Kalman Filter) have provided successful results for estimating the state of nonlinear systems and integrating various sensor information. However, traditional EKF-based methods suffer from the increase of computation burden as the number of features increases. To cope with this problem, particle filter-based SLAM approaches such as FastSLAM have been widely used. While particle filter-based methods can deal with a large number of features, the computation time still increases as the map grows. Graph-based SLAM methods have recently received considerable attention, and they can provide successful real-time SLAM results in large urban environments.

Keywords: SLAM, Kalman filter, particle filter, GraphSLAM, bundle adjustment, mobile robot

I. 서론

로봇이 미지의 공간 상에서 주행을 시작하는 경우 주변 환경에 대한 아무런 정보가 없다. 따라서 로봇이 위치정보에 기반하여 작업을 수행하기 위해서는 센서정보를 이용하여 환경에 대한 지도를 작성하고, 동시에 작성된 지도로부터 로봇의 현재 위치를 추정하는 SLAM (Simultaneous Localization And Mapping) 과정이 필요하다. 최근 성공적으로 상용화된 위치인식 기능이 탑재된 청소로봇의 경우를 예로 들면, 전원을 켜는 때의 위치를 기준으로 설정하여 장착된 센서(예, 비전센서, 거리센서)로부터 수집한 정보로 지도를 작성하는 동시에, 자신의 위치를 실시간으로 추정하여 청소한 구역과 청소해야 할 구역을 구분한다.

SLAM에는 거리센서, 비전센서 등 다양한 종류의 센서가 사용된다. 거리센서는 대표적으로 레이저스캐너, 적외선스캐너, 초음파센서, 라이다(LIDAR), 레이더(RADAR) 등이 있으며, 비전센서에는 스테레오카메라, 모노카메라, 전방향카메라, Kinect 등이 포함된다. 거리센서는 쉽게 물체까지의 거리정보를 얻을 수 있지만, 활용할 수 있는 정보의 종류가 제한적인 단점이 있다. 반면에, 비전센서는 영상정보의 가공을 통해 거리 및 인식된 물체 등 다양한 종류의 정보를 획득할 수 있어 근래에 각광을 받고 있으나, 대부분 많은 연산량을 필요로 한다. 보통 이동로봇 분야에서 이러한 센서정보는 주로 오도메트리(예, 엔코더, 관성센서) 정보와 융합하여 사용하지만, 비전센서만으로 SLAM을 수행하는 연구도 활발히 진행되고 있다.

센서 관측정보의 불확실성, 실시간성 확보, 넓은 환경에서

의 SLAM 등의 문제를 해결하기 위해 다양한 방법론이 연구되었다. 대표적으로는 KF (Kalman Filter) [1-20,22-26], PF (Particle Filter) [27-31], graph [32-40] 및 BA (Bundle Adjustment) [43] 기반 방법 등이 있다. KF는 기본적으로 시스템의 선형성을 가정하고 있으므로, 비선형 시스템에 적용하기 어렵다. 따라서 일반적인 비선형 시스템에 대해서 사용 가능하도록 확장한 EKF (Extended Kalman Filter), UKF (Unscented Kalman Filter) 등이 주로 사용되었다. EKF는 초기 추정이 잘못되었거나 시스템 모델이 잘못 설계되었을 경우 쉽게 발산할 수 있는 단점이 있으나, 현재 주행이나 GPS와 같은 비선형 상태 추정 등의 분야에서 좋은 성능을 발휘하고 있다. PF는 위치 불확실성을 샘플로 불리우는 입자의 무리로 표현한다. 샘플의 개수가 충분하다면 EKF나 UKF보다 정확하지만 개수가 충분하지 않으면 문제가 발생할 수 있다. 또한 PF와 KF를 동시에 사용하는 방법도 있는데, RBPF (Rao-Blackwellized Particle Filter) 기반 SLAM이 대표적이다.

최근에는 그래프 기반 SLAM 방법이 주요 이슈가 되고 있다. 이는 로봇과 특징들의 위치 관계를 구축조건들로 정의하여 그래프를 작성하고 그래프가 교차하는 지점에서 전체 그래프에 누적된 오차를 최소화하는 방법이다. 이전에는 많은 연산량으로 인해 실시간성이 떨어지는 문제가 있었으나, 최근에는 이를 극복할 수 있는 다양한 방법들이 제안되었다 [35,37-40]. BA (Bundle Adjustment)는 비전을 이용한 SLAM 분야에서 카메라와 특징들의 위치를 동시에 보정하는 용도로 주로 활용되고 있으며, 그래프 기반의 SLAM 방법과 함께 사용되기도 한다[44].

넓은 영역에서 SLAM을 수행할 시에는 작성한 지도에 오차가 누적되어 과거에 방문한 지역을 재방문 할 때 지도가 일치하지 않는 문제가 발생할 수 있다. 이러한 환경에서는 재방문 여부를 판별하여 loop closure를 수행해야 한다. 최근에는 비전 분야에서 bag-of-words 방법을 이용하여 비슷한 모양의 특징을 그룹으로 묶어 하나의 word로 표현하고 빠른

* Corresponding Author

Manuscript received January 24, 2014 / accepted February 3, 2014

송재복, 황서연: 고려대학교 기계공학부

(jbsong@korea.ac.kr/etoile02@korea.ac.kr)

※ 본 연구는 산업통상자원부 융복합형 로봇인력 양성사업의 지원으로 수행되었음 (NIPA-2012-H1502-12-1002).

속도로 장소인식을 수행하는 연구가 활발히 진행되고 있다 [50].

SLAM 기술의 안정성이 크게 향상되고 임베디드 시스템에서의 실시간성이 확보됨으로써 저가의 센서를 이용한 다양한 방법들도 제안되었다. 주로 천장지향 카메라 또는 전방 카메라를 사용하거나 감지거리가 짧은 거리센서를 사용하여 SLAM을 수행하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. II 장에서는 KF 기반의 SLAM 방법을, III 장에서는 PF 기반의 SLAM 방법을 소개한다. IV 장에서는 최근에 이슈가 되고 있는 그래프 및 bundle adjustment 기반 SLAM 기법들을 소개한다. 마지막으로, V 장에서는 결론을 도출한다.

II. Kalman Filter 기반 SLAM

Kalman filter는 가장 널리 사용되는 Bayes filter의 변종이며, 선형시스템에 적용 가능한 상태추정 기법이다. 그 중에서 EKF (Extended Kalman Filter)와 UKF (Unscented Kalman Filter)는 로봇의 이동과 센서 측정에 관한 비선형 정보를 다루기 위해 사용되어 왔다. EKF는 다양한 시스템에 적용이 용이하고, 대부분의 비선형시스템에서 좋은 추정성능을 제공해 주므로 SLAM 분야에서도 널리 사용되어 왔다. 비선형시스템에서 EKF의 정확성을 보완하기 위하여 UKF도 SLAM에 사용되기 시작했다[1]. 그러나 비선형성이 강한 시스템이 아니면 EKF와 UKF의 결과가 크게 차이가 나지 않고, UKF는 적용이 까다롭기 때문에 상대적으로 EKF가 많이 사용되고 있다.

모노카메라를 이용하는 경우 한 시점에서 특징에 대한 방위정보를 얻을 수 있으나 거리는 알 수 없다. 따라서 여러 시점에서의 관측정보를 통해 특징의 위치를 계산하는 특징 초기화(feature initialization) 과정이 필수적이다. 특징 초기화는 필터 내부에서 수행되는지의 여부에 따라 지연(delayed) 및 지연이 없는(undelayed) 방식으로 나뉜다. 지연 방식은 필터에 새로운 특징을 등록하기 이전에 필터 외부에서 특징의 위치를 대략적으로 결정하는 방법이다. 이는 모노카메라 기반 SLAM의 초기에 거리를 가늠하기 어려운 특징들이 환경에 존재하는 경우 주로 사용되었다[2,3]. 지연이 없는 방식은 새로운 특징이 관측되면 즉시 필터에 등록시키고, 추가 관측정보로부터 특징의 위치 불확실성을 감소시켜 나간다.

다른 센서정보 없이 모노카메라 하나만을 이용하여 SLAM을 수행하는 연구도 활발히 진행되어 왔다. 초기에는 좁은 사무실 환경에서 코너 특징을 사용하였으며, 위치를 알고 있는 특징들로부터 SLAM을 시작하여 주변으로 지도를 확장하였다. 위치가 정확히 추정된 특징들을 관측해야 카메라의 위치를 지속적으로 추정할 수 있으므로, 아무런 정보가 없는 SLAM 초기에는 위치를 알고 있는 몇 개의 특징들에 의존하여 SLAM을 수행하였다. 새로 관측된 특징의 3차원 위치는 PF를 이용한 지연방식으로 초기화하였다[2]. 그림 1(a)와 같이 특징이 관측된 방향으로 샘플을 직선 모양으로 분포시키고, 시점의 변화에 따라 샘플이 일정 길이 이하로 수렴하여 가우시안 분포로 근사화시킬 수 있을 때 EKF에 등록하여 그림 1(b)와 같이 위치추정에 활용하였다. 이 모노카메라 기반 SLAM 기법은 이족로봇에도 적용되어 실내공간에서 성공적인 결과를 얻기도 하였다[3].

그림 1. 모노카메라 기반 SLAM.

Fig. 1. Feature initialization for monocular vision-based SLAM.

초기 모노카메라 기반 SLAM의 문제점은 거리가 먼 특징들의 경우 위치 불확실성을 가우시안 분포로 표현하기 어려웠던 것이었다. 따라서 EKF-SLAM의 구조에 새로운 특징을 등록하기 위해서 지연 방식으로 특징을 초기화하였다. 거리가 먼 특징을 SLAM에 활용하기 위해서 가까운 거리에 있는 특징과 먼 곳에 있는 특징을 구분하여 각기 다른 모델을 세워 위치추정에 기여할 수 있도록 하였다[4]. 또 다른 대안으로 위치 불확실성을 여러 가우시안 분포의 합(sum of Gaussians)으로 표현하는 방법도 시도되었다[5]. 그러나 특징까지의 거리의 역수(inverse-depth)를 이용하는 방법이 제안되면서 특징의 거리에 관계없이 지연이 없는 초기화가 가능하게 되었다[6]. 그림 2에 inverse-depth를 이용한 특징의 위치 불확실성이 나타나 있다. 시점 변화에 따라 시차 α 가 증가하여 위치 불확실성이 수렴하는 것을 확인할 수 있다.

Inverse-depth를 이용하면 무한대 거리에 존재하는 특징의 위치도 가우시안 분포로 표현이 가능하다. 그러나 3차원 특징의 위치가 3개 파라미터로 표현되는 것과는 달리, inverse-depth를 이용할 경우 6개의 파라미터로 표현되므로 특징 개

그림 2. 카메라 시점 변화에 따른 inverse-depth 기반 불확실성 영역의 수렴.

Fig. 2. Convergence of an uncertainty region according to camera viewpoint changes.

수의 증가에 따라 EKF의 연산부하가 더욱 증가하게 되었다. 이문제를 해결하기 위하여 inverse-depth 표현을 depth에 대한 표현으로 전환할 경우의 위치 불확실성 표현에 대한 오차를 계산하고, 오차가 적정수준인 경우 3개 파라미터로 전환하여 EKF의 부하를 감소시키는 방법이 고안되었다[6-8].

이동로봇을 위한 비전센서 기반의 SLAM은 카메라의 방향 및 종류에 따라 다양한 방법들이 시도되었다. 먼저 측면 모노카메라 영상으로부터 코너 및 직선 특징을 추출하여 EKF-SLAM을 수행하는 방법이 제안되었다[9,10]. 카메라를 로봇의 측면에 부착하면 로봇이 전진할 경우 특징을 관측할 때 큰 시차를 얻을 수 있다. 시차가 크면 높은 정확도로 특징의 위치를 결정할 수 있으며 KF를 통해 로봇의 위치를 보다 정확히 추정하는 데 도움이 된다.

로봇의 전방을 향하는 카메라를 사용하는 경우 특징의 스케일 및 어파인(affine) 변화 등을 고려해야 한다. 따라서 SIFT, SURF와 같은 방법을 통해 추출한 특징 또는 인식한 물체가 주로 SLAM에 활용되었다. 스테레오카메라를 사용하는 경우 특징까지의 거리가 제공되므로 지연 없이 특징을 초기화할 수 있었다[11]. 그러나 모노카메라의 경우 PF를 이용한 지연 방식의 초기화 과정을 수행한 이후 EKF에 특징을 등록하였다[12].

실내공간에서 천장 지향 카메라를 사용하면 다양한 이점이 있다. 로봇의 이동에 따라 특징과 카메라 사이의 거리와 카메라의 방향이 변화하지 않으므로 특징의 스케일, 어파인 변화를 고려하지 않아도 된다. 또한 로봇 주변의 사람과 같은 동적 장애물이 카메라의 시야를 방해하지 않아 지속적인 SLAM이 가능하다. 그리고 일반적으로 천장의 높이는 제한적이므로 지연 없는 특징 초기화가 가능하다. 이러한 이점들을 바탕으로 코너특징 기반의 EKF-SLAM을 수행하는 방법이 제안되었다[13,14]. 천장에 존재하는 특징들은 영상 안에서 로봇의 회전에 따라 같이 회전할 뿐 모양이 변하지는 않지만, 벽, 책장 등에 존재하는 특징들은 로봇의 이동에 따라 변형된다. 이러한 문제에 대처하기 위하여 특징의 변형이 일어날 때마다 특징을 새로 등록하는 방법이 제안되었다[13].

천장영상에 의존하여 SLAM을 수행하는 경우 환경에 따라 특징 개수가 부족한 경우가 있다. 특징이 부족하면 위치오차가 누적되어 필터가 발산할 위험이 커지게 된다. 따라서 다른 종류의 특징을 융합하는 연구도 진행되었다. 일부 연구에서는 그림 3(a)와 같이 직선특징을 사용하여 보다 안정적인 SLAM 결과를 얻고자 하였다[15,16]. 그리고 직선특징의 정합이 불안정한 문제를 해결하기 위하여 지면에 수직, 수평한 직선들의 조합으로 문 특징을 추출하여 코너특징과 융합한 사례도 있었다[17]. 실내공간에서는 켜져 있는 조명도 강인한 특징으로 활용할 수 있다. 따라서 코너, 조명 특징을 이용한 SLAM 방법도 제안되었다[18,19]. 최근에는 그림 3(b)와 같이 천장에서 독특한 모양을 가진 임의형상 특징을 추출하여 특징으로 활용하는 연구도 있었다[20,21]. 천장 지향 카메라 기반 SLAM은 다른 방법들에 비해 상대적으로 연산량이 적어 저사양의 임베디드 시스템에서 동작 가능하므로, 청소로봇 등의 로봇에 탑재되어 성공적으로 상용화되었다.

(a) Fusing corner and line features.

(b) Using arbitrarily shaped features.

그림 3. 천장지향 모노카메라 기반 SLAM.

Fig. 3. Ceiling vision-based SLAM.

제한된 화각을 갖는 일반적인 카메라와 달리 특수 제작된 거울을 이용하는 전방향 카메라 기반의 SLAM 방법도 있다. 전방향 영상은 왜곡이 심하지만, 360° 화각을 제공하므로 주변에 존재하는 특징들을 장시간 추적할 수 있다. 지면에 수직인 직선들의 경우 전방향 영상의 중심을 관통한다. 이러한 성질을 이용하여 직선특징 기반의 SLAM을 수행하는 방법이 제안되었다[22]. 또한 전방향 카메라로 지면에 수직인 직선을 추출하고, 레이저스캐너로 지면에 수평한 직선을 추출하여 EKF로 특징정보를 융합하고 위치추정을 수행하는 방법도 제안되었으며[23], 그림 4에 SLAM 결과가 나타나 있다.

초음파센서 정보로부터 특징을 추출하여 EKF-SLAM을 수행한 연구 결과도 있다[24,25]. Sliding data window를 사용하여 최근에 측정된 초음파센서 정보를 수집하고, 수집한 정보의 양상을 분석하여 벽의 코너, 돌출된 부분 등에서 강인한 특징을 추출하였다. 제안된 특징은 기존의 직선, 점 특징들보다

(a) Camera.

(b) Example image.

(c) SLAM results.

그림 4. 전방향 카메라를 이용한 EKF-SLAM.

Fig. 4. EKF-SLAM using omnidirectional camera.

안정적인 정합 결과를 제공해 주었으며, 결과적으로 실내 환경에서 장시간 동안 실패 없이 초음파센서 기반 SLAM을 수행할 수 있었다.

특징의 개수가 N 이라고 할 때 EKF의 연산량은 $O(N^2)$ 으로 나타낼 수 있다. 따라서 특징의 개수가 증가할 때 연산량은 기하급수적으로 증가하여 넓은 환경에서 많은 개수의 특징으로 실시간 SLAM을 수행하는데 어려움이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 EKF로 부분지도를 작성하여 통합하는 방법들도 제시되었다[26].

III. Particle Filter 기반 SLAM

PF 기반의 SLAM에서는 RBPF 기반 방법이 주로 사용되어 왔다. 로봇의 위치는 PF를 이용하여 추정하며, 로봇의 위치를 나타내는 샘플들은 각각 특징지도를 갖고 있다. 특징지도들은 서로 조건부 독립이고, 별도의 필터(예, EKF)를 통해 특징의 위치를 추정한다. 기본 개념은 Rao-Blackwellization을 통해 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$p(x_{1:t}, l_{1:N} | z_{1:t}, u_{0:t-1}) = p(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{0:t-1}) \cdot \prod_{i=1}^N p(l_i | x_{1:t}, z_{1:t}) \quad (1)$$

여기서 $x_{1:t}$ 는 시간 1에서 t 까지의 로봇 위치, $l_{1:N}$ 은 N 개 특징들의 위치, z 는 특징의 관측정보이다. 식 (1)에서 각 샘플의 위치가 실제 로봇의 위치를 나타낸다고 가정하면 특징들의 위치는 서로 조건부 독립이 되며, EKF로 특징지도를 작성할 경우 공분산 행렬을 간소화하여 연산속도를 향상시킬 수 있다.

PF로 로봇의 위치를 추정하고 EKF로 특징지도를 작성하는 방법은 FastSLAM이란 명칭으로 제안되었으며[27,28], 샘플의 개수가 M 개일 경우 필터 갱신에 $O(M \log N)$ 의 시간이 소요된다. 일반적인 KF 기반의 방법이 $O(N^2)$ 의 복잡도를 갖는 것과 비교하면 상당히 적은 연산량으로 SLAM을 수행할 수 있다.

모노카메라 또는 스테레오카메라가 장착된 쿼드콥터로 FastSLAM을 수행하는 방법이 제시되었다[29]. 모노카메라의 경우 5점 RANSAC (Random Sample Consensus) 알고리즘을 통해 연속된 영상으로부터 샘플의 위치를 예측하고 SLAM을 수행하였다. 스테레오카메라를 사용하는 경우에는 3점 RANSAC 알고리즘을 적용하여 샘플의 분포를 예측하였다. SLAM을 수행한 결과가 그림 5에 나타나 있으며, 환경을 한 바퀴 돌아 이전에 방문한 위치로 되돌아왔을 때 샘플이 정상적으로 수렴한 것을 확인할 수 있다.

RBPF에 기반한 다중 로봇 SLAM 방법도 제안되었다[30]. 각 로봇은 천장 지향 모노카메라를 이용하여 특징지도를 작성하였다. 주행 초기에 로봇들은 다른 로봇들의 상대적인 위치를 모르는 상태에서 출발점을 기준으로 특징지도를 작성해 나간다. 로봇들은 다른 로봇들이 작성한 지도와 자신이 작성한 지도의 중첩되는 부분을 자동으로 감지하여 최적의 변환을 계산하여 지도를 통합하였다.

UWB (Ultra-Wideband) 비콘(beacon) 등을 표식으로 사용하는 경우 각 비콘까지의 거리정보만으로 SLAM을 수행해야 한다. 해결 방법으로는 RBPF 기반으로 위치추정을 수행하고 가우시안 분포의 합으로 비콘의 위치 불확실성을 나타내는

그림 5. 쿼드콥터 플랫폼 및 FastSLAM 수행 결과.

Fig. 5. Quadrotor platform and FastSLAM results.

그림 6. 비콘에 대한 거리 정보만을 이용한 SLAM 결과.

Fig. 6. Range only-SLAM results using beacons.

방법이 제안되었다[31]. 새로운 비콘이 관측되면 많은 개수의 3차원 가우시안 분포를 융합하여 불확실성을 표현하고, 로봇의 이동에 따라 불확실성이 수렴하면 그림 6과 같이 적은 개수의 가우시안 분포로 불확실성을 나타내었다.

IV. Graph 및 Bundle Adjustment 기반 SLAM

Graph 기반의 SLAM (이하 GraphSLAM)은 로봇이 지나간 지점 또는 특징 위치를 노드로 표시하고, 센서정보로부터 노드와 노드 사이의 구속조건을 에지(edge)로 정의하여 graph를 작성하며, 전체 graph를 최적화하여 누적된 오차를 최소화하는 방법이다. 이러한 graph를 작성하여 SLAM 문제를 해결하는 방법이 1997년에 처음으로 시도되었으며[32], 이후 효과적인 방법으로 graph를 작성하고 loop closure를 감지하는 방법이 제안되었다[33]. 그러나 상대적으로 높은 복잡도를 갖는 오차 최소화 문제를 해결하는데 어려움을 겪어 GraphSLAM이 주요 이슈로 급부상하기까지 몇 년이 소요되었다.

EKF-SLAM은 정보를 평균과 공분산을 이용하여 나타내며, 공분산 행렬을 갱신하는 과정에 많은 연산이 필요하다. 그러나 항상 로봇 위치와 특징지도에 대한 가장 좋은 추정치를 유지한다. 반면에, GraphSLAM은 정보를 누적하여 한꺼번에 graph의 최적화 문제를 해결한다. 정보를 누적하는 동안에는

로봇의 위치오차가 증가하지만, 수집한 모든 정보에 가장 최적의 추정치를 제공해주므로 EKF로 작성된 지도보다 정확한 지도를 작성할 수 있다.

일반적으로 GraphSLAM은 graph 작성 및 graph 최적화의 두 단계로 구분된다. Graph 작성 단계는 일반적으로 front-end라 불리며, 센서정보에 크게 의존하여 수행된다. Graph 최적화 단계는 back-end라 부르며, 작성된 graph의 오차를 최소화한다.

Dellaert와 Kaess는 처음으로 회소행렬의 인수분해를 통하여 오프라인으로 GraphSLAM을 수행하였다[34]. 그리고 이어서 실시간 GraphSLAM 방법인 iSAM (incremental Smoothing and Mapping)을 발표하였다[35]. 로봇의 위치와 특징들 사이의 모든 구속조건을 고려하여 오프라인으로 full SLAM 문제를 풀기 위한 GraphSLAM 방법도 2006년에 제안되었다[36].

전방 모노카메라를 이용하여 임베디드 시스템 상에서 GraphSLAM을 수행할 수 있는 방법도 제안되었다[37]. SIFT 특징이 사용되었으며, 실시간성 확보를 위하여 서술자를 기존의 128차원에서 36차원으로 낮춰 표현하였다. Front-end에서는 5점 RANSAC 또는 오도메트리 정보로 로봇의 이동을 예측하고 특징의 위치를 추정하였다. Back-end에서는 graph 작성 및 최적화를 수행하고, 노드의 개수를 최소화하여 연산 부하를 줄였다.

최근에는 iSAM 기법을 보완하기 위해 sliding window 개념을 적용한 graph의 실시간 최적화 방법이 제안되었다[38]. 알고리즘은 단기(short-term) smoother, 장기(long-term) smoother, 3차원 특징지도로 구성되어 있다. 단기 smoother는 최근에 작성된 graph를 최적화하며 실시간으로 동작한다. SWFG (Sliding-Window Factor Graphs) 기법을 통해 융합된 센서정보로 노드와 노드 사이의 구속조건을 계산한다. 장기 smoother는 전체 graph의 오차를 최소화하며 여분의 시스템 자원을 이용하여 느리게 동작한다. 모노카메라, IMU (Inertial Measurement Unit), 주행기록계 등의 센서를 이용한 SLAM 수행 결과가 그림 7에 나타나 있다. 파란색 실선은 실제 경로, 빨간색 실선과 노란색 실선은 단기 smoother만을 사용한 경우의 추정경로, 초록색 실선은 단기 및 장기 smoother를 모두 사용했을 경우의 추정경로이다.

GraphSLAM의 실시간성을 확보하기 위하여 노드의 개수를 최소화하는 다양한 방법들도 제안되었다[39,40]. 노드가 충분한 지역에서는 새로운 노드를 생성하지 않거나, 같은 장소를 여러 번 방문하여 노드 사이의 구속조건 개수가 일정 개수 이상이 되면 그림 8(b)와 같이 하나의 구속조건으로 통합한다. 노드의 개수를 최소한으로 유지하여 graph의 크기를 줄이면 넓은 영역에서 장시간 동안 실시간 SLAM이 가능하게 된다. 실제로 10층 높이의 건물과 커다란 선박의 표면 등에서 성공적인 SLAM 결과가 도출되었다.

비전 분야에서는 BA (Bundle Adjustment) 기반 SLAM에 대한 연구도 활발하게 수행되고 있다. 기존 연구에서 BA는 주로 영상특징 기반의 3차원 복원 문제의 마지막 단계에서 사용되었다[41]. 다양한 카메라 위치에서 얻은 영상들과 특징들의 3차원 위치가 주어질 경우, 영상에 투영된 특징들의 위치 오차를 최소화하는 카메라들의 위치와 특징들의 3차원 위치

(a) Urban environment.

(b) Parking lot.

그림 7. Sliding-window 기반 iSAM 수행.

Fig. 7. Result of sliding-window based iSAM.

(a) Full pose graph.

(b) Reduced pose graph.

그림 8. Pose-graph SLAM을 위한 노드 개수의 최소화.

Fig. 8. Graph reduction for pose-graph SLAM.

를 구할 수 있다. 이는 비선형 최소제곱법 문제이며, LM (Levenberg-Marquardt) 기법이 가장 성공적인 해결 방법으로 널리 사용되고 있다[42].

BA를 SLAM에 활용한 대표적인 예로는 PTAM (Parallel Tracking and Mapping)이 있다[43]. 모노카메라로 FAST 특징을 추출하여 5점 RANSAC 알고리즘으로 카메라 이동과 특징의 위치를 예측하였다. 특징들은 키프레임(keyframe)을 생성하여 등록하고 카메라가 일정 거리 이상을 이동할 경우 새로운 키프레임을 추가하였다. 전체 키프레임과 특징지도를 보정하기 위하여 BA를 사용하였으나, 지도의 규모가 커지면 연산량이 크게 증가하는 문제로 인해 실시간 SLAM이 어려웠다. 따라서 현재 카메라 위치에 인접한 5개의 키프레임들로 별도의 국부 BA를 수행하여 각 키프레임과 특징들의 위치를 보정하

그림 9. PTAM을 이용한 SLAM 결과.
Fig. 9. SLAM results using PTAM.

그림 10. Double window optimization 기반의 SLAM.
Fig. 10. SLAM results using double window optimization.

여 실시간성을 확보하였다. 그림 9에서와 같이 좁은 환경에서는 성공적인 결과를 보여주지만, BA의 연산량 증가 문제로 인해 넓은 환경에서는 SLAM이 어려운 문제가 존재하였다.

PTAM과 같이 넓은 환경에서 BA를 수행할 경우의 연산량 증가 문제를 해결하기 위하여 double window optimization 방법이 제안되었다[44]. 그림 10과 같이 키프레임 방식으로 graph를 작성하며 카메라 위치 주변에서는 inner window를 이용하여 실시간으로 BA를 수행하였다. Inner window의 바깥 부분에서는 outer window를 구성하고, 최근 우수한 성능을 보여준 g^2o 알고리즘[45]에 기반하여 graph 최적화 작업을 수행하였다. Outer window의 크기는 제한하여 전체적인 연산량이 증가하지 않도록 하였다. 따라서 환경의 크기에 관계없이 일정한 수행시간으로 SLAM을 지속할 수 있다.

GraphSLAM 방법에서 과거에 방문한 지역을 재방문하여 graph를 연결하고 최적화하기 위해서는 loop closure를 감지해

그림 11. RatSLAM 실험 환경 및 결과.
Fig. 11. Experimental environment and result of RatSLAM.

야 한다. 비전분야에서는 최근 장소를 인식하는 방법으로 FAB-MAP (Fast Appearance-Based Mapping) [50]이 주로 사용되고 있다. FAB-MAP은 사전에 별도의 학습과정을 거쳐야 하지만, 연산량이 저장된 장면의 개수에 따라 선형적으로 증가하고 실시간 loop closure에 적합한 장점이 있다. 알고리즘은 기본적으로 영상의 특징들을 BoW (Bag-of-Words) 형태로 표현하여 같은 장면에 공통적으로 존재하는 특징들의 조합을 학습한다. FAB-MAP의 성능은 2 km 거리의 야외주행에서도 false positive 없이 loop closure를 감지하여 입증되었다.

기존의 틀을 깬 생체 모방형 SLAM 방법인 “RatSLAM”도 발표되었다[46-49]. 지도를 표현하는 방법이 기존의 GraphSLAM 방법들[36,51-53]과 유사해 보인다. 그러나 GraphSLAM은 여러 위치에서 관측 가능한 특징들과 노드들 사이에 연결을 생성하는 반면에, RatSLAM은 특징과의 기하학적인 관계를 고려하지 않고, 각 위치에서의 하나의 특징만을 정합하는 형태를 취한다. 또한 모든 정보를 하나의 지도에 확률적으로 표현하지 않고, 정보 저장소와 지도작성 과정이 분리되어 고려된다. 그리고 작성 중인 지도에 정보가 누적되면서 전체 graph의 강성이 증가하게 된다. 그림 11에 RatSLAM 결과가 나타나 있으며, 실제 주행경로와 작성된 지도가 상당히 유사한 것을 확인할 수 있다.

V. 결론

SLAM은 미지의 공간에서 위치추정 및 지도작성을 위해 필요한 기술이다. 본 논문에서는 SLAM 기술을 크게 Kalman filter, particle filter, graph 및 bundle adjustment에 기반한 방법들로 구분하여 지난 몇 년 동안의 연구성과를 정리하였다. 초기에는 Kalman filter에 기반한 연구가 주류를 이루었으나, 특징 개수의 증가로 인한 연산량의 급격한 증가 등의 문제를 극복하기 위하여 particle filter 기반의 다양한 SLAM 방법도 제안되었다. 마찬가지로, 넓은 영역 주행 시 연산량이 증가하

여 알고리즘의 실시간성이 떨어지는 문제가 있었다. 반면에, 최근 활발히 연구되는 graphSLAM은 bundle adjustment 등을 이용한 국부위치추정을 실시간으로 수행하면서 동시에 전체 지도를 최적화할 수 있으므로, 건물 전체 또는 도시 단위의 넓은 영역에도 적용 가능한 SLAM 방법으로 주목받고 있다.

REFERENCES

- [1] R. Martinez-Cantin and J. A. Castellanos, "Unscented SLAM for large-scale outdoor environments," *Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 328-333, 2005.
- [2] A. J. Davison, "Real-time simultaneous localization and mapping with a single camera," *Proc. of the 9th Int. Conf. on Computer Vision*, pp. 1403-1410, 2003.
- [3] A. J. Davison, I. Reid, N. Molton, and O. Stasse, "MonoSLAM: real-time single camera SLAM," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, no. 6, pp. 1052-1067, 2007.
- [4] J. Civera, A. J. Davison, and J. M. M. Montiel, "Interacting multiple model monocular SLAM," *Proc. of the IEEE Int. Conf. of Robotics and Automation*, pp. 3704-3709, 2008.
- [5] J. Sola, A. Monin, M. Devy, and T. Lemaire, "Undelayed initialization in bearing only SLAM," *Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2499-2504, 2005.
- [6] J. M. M. Montiel, J. Civera, and A. J. Davison, "Unified inverse depth parametrization for monocular SLAM," *Proc. of Robotics Science and Systems*, 2006.
- [7] J. Civera, A. J. Davison, and J. M. M. Montiel, "Inverse depth to depth conversion for monocular slam," *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 2-7, 2007.
- [8] J. Civera, A. J. Davison, and J. M. M. Montiel, "Inverse depth parametrization for monocular SLAM," *IEEE Trans. on Robotics*, vol. 24, no. 5, pp. 932-945, 2008.
- [9] T. Lemaire, S. Lacroix, and J. Sola, "A practical 3D bearing-only SLAM algorithm," *Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2449-2454, 2005.
- [10] T. Lemaire and S. Lacroix, "Monocular-vision based SLAM using Line Segments," *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 2791-2796, Apr. 2007.
- [11] S. Se, D. Lowe, and J. Little, "Mobile robot localization and mapping with uncertainty using scale-invariant visual landmarks," *Int. Journal of Robotics Research*, vol. 8, no. 21, pp. 735-758, 2002.
- [12] S. Y. Hwang, Y. J. Lee, B. D. Yim, and J. B. Song, "Bearing-only SLAM using SIFT-based Object Recognition in Indoor Environments," *Proc. of the Int. Conf. on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence*, pp. 344-349, 2006.
- [13] W. Y. Jeong and K. M. Lee, "CV-SLAM: a new ceiling vision-based SLAM technique," *Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 3195-3200, 2005.
- [14] S. Y. Hwang and J. B. Song, "Stable monocular SLAM with indistinguishable features on estimated ceiling plane using upward camera," *Proc. of the Int. Conf. on Control, Automation, and Systems*, pp. 704-709, 2008.
- [15] W. Y. Jeong and K. M. Lee, "Visual SLAM with line and corner features," *Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2570-2575, 2006.
- [16] H. Choi, D. Kim, J. Hwang, C. Park, and E. Kim, "Efficient simultaneous localization and mapping based on ceiling-view: ceiling boundary feature map approach," *Advanced Robotics*, vol. 26, pp. 653-671, 2012.
- [17] S. Y. Hwang and J. B. Song, "Upward monocular camera based SLAM using corner and door features," *Proc. of the IFAC 17th World Congress*, pp. 1663-1668, Jul. 2008.
- [18] S. Y. Hwang and J. B. Song, "Monocular vision and odometry-based SLAM using position and orientation of ceiling lamps," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, vol. 17, no. 2, pp. 164-170, 2011.
- [19] J. Folkesson, P. Jensfelt, and H. I. Christensen, "Visual SLAM in the measurement subspace," *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 30-35, 2005.
- [20] S. Y. Hwang, J. B. Song, and M. Kim, "Robust extraction of arbitrary-shaped features in ceiling for upward-looking camera-based SLAM," *Proc. of the 18th IFAC World Congress*, pp. 8165-8170, 2011.
- [21] S. Y. Hwang and J. B. Song, "Clustering and probabilistic matching of arbitrarily shaped ceiling features for monocular vision-based SLAM," *Advanced Robotics*, vol. 27, no. 10, pp. 739-747, 2013.
- [22] J. Hesch and N. Trawny, "Simultaneous localization and mapping using an omni-directional camera," Available: www-users.cs.umn.edu/~joel/_files/BoS.pdf
- [23] S. Kim and S.-Y. Oh, "SLAM in indoor environments using omni-directional vertical and horizontal line features," *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, vol. 51, no. 1, pp. 31-43, Jan. 2008.
- [24] S. J. Lee, J. H. Lim, and D. W. Cho, "Robust feature detection for mapping and localization of a mobile robot using sparsely sampled sonar data," *Advanced Robotics*, vol. 23, no. 12-13 pp. 1601-1616, 2009.
- [25] S. J. Lee and J. B. Song, "A new sonar salient feature structure for EKF-based SLAM," *Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 5966-5971, 2010.
- [26] J. A. Castellanos, R. Martinez-Cantin, J. D. Tardós, and J. Neira, "Robocentric map joining: Improving the consistency of EKF-SLAM," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 55, no. 1, pp. 21-29, 2007.
- [27] M. Montemerlo, S. Thrun, D. Koller, and B. Wegbreit, "FastSLAM: A factored solution to the simultaneous localization and mapping problem," *Proc. of the AAAI National Conf. on Artificial Intelligence*, 2002.
- [28] M. Montemerlo and S. Thrun, "FastSLAM 2.0: An improved particle filtering algorithm for simultaneous localization and mapping that provably converges," *Proc. of the 16th Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence*, 2003.
- [29] G. H. Lee, F. Fraundorfer, and M. Pollefeys, "RS-SLAM: RANSAC sampling for visual FastSLAM," *Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1655-1660, 2011.
- [30] H. S. Lee and K. M. Lee, "Multi-robot SLAM using ceiling vision," *Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 912-917, 2009.
- [31] J. L. Blanco, J. A. Fernandez-Madrigal, and J. Gonzalez, "Efficient probabilistic range-only SLAM," *Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1017-1022, 2008.

- [32] F. Lu and E. Milios, "Globally consistent range scan alignment for environment mapping," *Autonomous Robots*, vol. 4, pp. 333-349, 1997.
- [33] J. S. Gutmann and K. Konolige, "Incremental mapping of large cyclic environments," *Proc. of the IEEE Int. Symp. on Computational Intelligence in Robotics and Automation*, 1999.
- [34] F. Dellaert and M. Kaess, "Square root SAM: Simultaneous location and mapping via square root information smoothing," *Int. Journal of Robotics Research*, 2006.
- [35] M. Kaess, A. Ranganathan, and F. Dellaert, "iSAM: Incremental smoothing and mapping," *IEEE Trans. on Robotics*, pp. 1-14, 2008.
- [36] S. Thrun and M. Montemerlo, "The Graph SLAM Algorithm with Applications to Large-Scale Mapping of Urban Structures," *Int. Journal of Robotics Research*, vol. 25, no. 5-6, pp. 403-429, May 2006.
- [37] E. Eade, P. Fong, and M. E. Munich, "Monocular graph SLAM with complexity reduction," *Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 3017-3024, 2010.
- [38] H.-P. Chiu, S. Williams, F. Dellaert, S. Samarasekera, and R. Kumar, "Robust vision-aided navigation using sliding-window factor graphs," *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 46-53, 2013.
- [39] H. Johannsson, M. Kaess, M. F. Fallon, and J. J. Leonard, "Temporally scalable visual SLAM using a reduced pose graph," *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 54-61, 2013.
- [40] N. Carlevaris-bianco and R. M. Eustice, "Generic factor-based node marginalization and edge sparsification for pose-graph SLAM," *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, 2013.
- [41] B. Triggs, P. F. McLauchlan, R. I. Hartley, and A. W. Fitzgibbon, "Bundle adjustment - A modern synthesis, in vision algorithms: theory and practice," *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 1883, pp. 298-372, 2000.
- [42] J. J. Moré, "The levenberg-marquardt algorithm: implementation and theory," *Lecture Notes in Mathematics*, vol. 630, pp. 105-116, 1978.
- [43] G. Klein and D. Murray, "Parallel tracking and mapping for small AR workspaces," *Proc. of the 6th IEEE ACM Int. Symp. on Mixed and Augmented Reality*, Nov. 2007.
- [44] H. Strasdat and A. Davison, "Double window optimisation for constant time visual SLAM," *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Computer Vision*, 2011.
- [45] R. Kummerle, G. Grisetti, H. Strasdat, K. Konolige, and W. Burgard, "g²o: A general framework for graph optimization," *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, 2011.
- [46] M. J. Milford, "Robot navigation from nature," Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag, 2008.
- [47] M. J. Milford, G. F. Wyeth, and D. P. Prasser, "RatSLAM on the edge: revealing a coherent representation from an overloaded rat brain," *Proc. of the Int. Conf. on Robots and Intelligent Systems*, 2006.
- [48] M. J. Milford, G. Wyeth, and D. Prasser, "RatSLAM: A hippocampal model for simultaneous localization and mapping," *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, 2004.
- [49] M. Milford and G. Wyeth, "Mapping a suburb with a single camera using a biologically inspired SLAM System," *IEEE Trans. on Robotics*, vol. 24, no. 5, pp. 1038-1053, 2008.
- [50] M. Cummins and P. Newman, "FAB-MAP: Probabilistic localization and mapping in the space of appearance," *Int. Journal of Robotics Research*, vol. 27, no. 6, pp. 647-665, Jun. 2008.
- [51] J. Folkesson and H. Christensen, "Graphical SLAM—A self-correcting map," *Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, 2004.
- [52] E. Olson, J. Leonard, and S. Teller, "Fast iterative alignment of pose graphs with poor initial estimates," *Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, 2006.
- [53] F. Lu and E. Milios, "Globally consistent range scan alignment for environment mapping," *Autonomous Robots*, vol. 4, pp. 333-349, 1997.

송재복

1983년 서울대학교 기계공학과(공학사). 1986년 서울대학교 기계설계학과(공학석사). 1992년 MIT 기계공학과(공학박사). 1993년~현재 고려대학교 기계공학부 교수. 관심분야는 머니플레이터 설계 및 제어, 이동로봇 주행, 지능로봇 시스템의 설계 및 제어.

황서연

2006년 고려대학교 기계공학과(공학사). 2013년 고려대학교 기계공학과(공학박사). 2013년~현재 고려대학교 기계공학부 연구교수. 관심분야는 이동로봇 주행, 비전센서 기반 기술.