

# 영상 및 지자계를 이용한 실내 측위 기술 동향

명현, 이승목, 오택준, 김형진, 정종대  
한국과학기술원

## 요약

개인용 스마트 기기와 같은 첨단 기기의 사용이 보편화되고, 이에 따른 각종 서비스가 증가하고 있는 추세이다. 사용자 개인에 맞는 서비스를 제공하기 위해서는 사용자의 실내 측위 기술이 핵심적이다. 본 고에서는 여러 측위 기술 중에서도 로봇 공학 분야에서 활발히 연구되고 있는 영상 센서와 지자계 센서를 활용한 실내 측위 기술에 대해서 소개하고자 한다. 이미 스마트폰에 탑재되어 있는 일반적인 모노 카메라와 지자계 측정 센서를 이용한 방식 외에, 최근 깊이 정보가 측정 가능한 카메라도 스마트폰용으로 개발되고 있으므로, 이러한 진보된 센서를 이용한 기술에 대해서도 소개하고자 한다. 이 기술들은 현재는 실내용 서비스 로봇에 적용 가능한 형태로 많이 개발되고 있지만, 향후에는 사용자의 실내 측위로도 많이 응용될 것이라 생각된다.

## I. 서론

실내 서비스 로봇이 원활한 서비스를 하기 위해 필요한 기술들은 주로 지능 기술, 모션 제어 기술, 메카트로닉스 기술 등이 있다. 지능 기술은 자율 항법, 센싱, 인지 기술 등이 포함되는데 그 중에서 로봇의 자유로운 활동을 가능하게 하는 것은 자율 항법 기술로서 가장 중요하다고 할 수 있다. 그 중 로봇의 위치인식 기술은 GPS 사용이 불가능한 지하, 실내, GPS 음영 지역에서 반드시 필요한 기술이다. 이러한 위치인식 기술은 사용자의 실내 측위에도 활용될 수 있으며, 본 고에서는 로봇에 활용되는 위치인식 기술을 소개함으로써, 실내 측위 기술에의 활용 가능성에 대해서 논하고자 한다.

본고에서는 영상 센서와 지자계 센서를 이용한 위치인식 방식에 초점을 맞추어 소개하고자 하는데, 이는 대중화되어서 저렴하면서도 미리 방대한 데이터베이스를 만들 필요가 없이 곧바로 위치인식이 가능하다는 장점이 있기 때문이다.

카메라는 저렴하고 손쉽게 사용할 수 있다는 장점이 있어서,

영상 기반의 위치인식 관련한 연구가 많이 진행되고 있다. 영상 기반의 위치인식을 하기 위해서는 주변 환경의 맵을 사전에 만들어서 맵 기반으로 현재 입력된 영상 정보를 매칭하여 위치인식을 수행하는 방식이 사용된다. 그러나, 사전에 맵을 만들기 어렵거나, 환경 정보가 자주 변화하는 상황에서는 이런 방식을 사용하기 어렵다. 이럴 경우에는 맵 작성과 위치인식을 동시에 수행하는 SLAM (Simultaneous Localization And Mapping) [1] 기술을 활용할 수 있다. SLAM 기술은 주변 환경의 랜드마크 정보 - 이는 자연적인 특징점을 추출하거나 인공적인 랜드마크를 설치하여 얻을 수 있음 - 를 바탕으로 자신의 위치를 추정해 나가는 방법으로서, 로봇 공학쪽에서는 1980-90년대에 처음으로 문제가 정의되었고, 현재까지도 많은 연구가 진행되고 있다. SLAM 연구 초반에는 칼만 필터나 파티클 필터를 이용한 필터링이 주를 이뤘지만, 근래에는 그래프 기반의 최적화를 통해 로봇의 처음부터 현재까지의 모든 궤적을 추정해 내는 그래프 기반 SLAM 기술들이 주를 이루고 있다.

여기에 더해 영상 정보와 더불어 깊이 (depth) 정보 획득이 대중화되면서 위치인식은 비약적인 발전을 하고 있다. 마이크로소프트의 키넥트(Kinect) 센서[2]와 구글의 탱고(Tango) 센서[3]는 RGB-D (RGB-Depth) 센서의 대중화를 선도하고 있으며, 현재 수많은 애플리케이션들이 개발되고 있다. 특히 모노 영상만 가지고는 하기 어려웠던 3차원적인 맵핑과 위치인식이 가능해짐으로써, LBS (Location-based Service)나 증강 현실 (Augmented Reality)의 구현이 한층 현실에 가까워지게 되었다.

그러나, 영상 기반 센서는 환경 변화, 특히 조명 변화에 민감하고, 특징점이 부족할 경우 위치인식 성능이 떨어진다는 단점이 있다. 이를 극복하기 위해, WiFi의 RSSI (Received Signal Strength Indicator)와 같은 RF 신호를 이용한 방식들이 실내 측위에서 많이 활용되고 있다. 그러나, 대부분의 RF 신호 기반 방식은 AP가 설치되어야 하고, 사전에 핑거프린트를 제작해야 한다는 단점이 있다.

본고에서 소개할 방식은 실내에서 지구자기장의 세기가 왜곡된다는 원리를 이용한 자기장 기반의 위치인식 기법이다. 보통은 실내에서 지구 자기장의 왜곡 때문에 이 왜곡을 보상해서 자

세 정보를 획득하려고 하였지만, 본고에서 소개할 방식은 이를 역이용하는 것이다. 즉, 지구자기장의 왜곡 정보를 특징점으로 간주하여 로봇이나 사용자의 위치인식에 이용한다는 것이다. 이렇게 함으로써, 영상 정보와 같이 환경에 민감하지 않고, AP와 같은 인프라 설치가 필요 없는 측위 방식이 가능하다.

본고의 구성은 다음과 같다. 본문에서는 영상 기반 실내 측위 기술을 영상 기반 위치인식, 영상 기반 SLAM, RGB-D 센서 기반 SLAM으로 나누어 소개한다. 또한 지자계 기반 실내 측위 기술도 지자계 기반 위치인식과 SLAM 기술로 나누어 소개한다. 마지막으로 위의 기술들의 활용 가능성에 대해서 논의하고 결론을 맺는다.

## II. 영상 및 지자계 기반 실내 측위

### 1. 영상 기반 실내 측위 기술

#### 가. 영상 기반 위치인식

영상 기반의 위치인식을 수행하기 위해서는 랜드마크 정보를 포함하고 있는 맵이 우선적으로 필요하다. 맵은 영상정보와 매칭이 가능한 랜드마크로 구성되어 있으며 수작업으로 생성하거나 측정에 의하여 생성할 수 있다. 랜드마크의 경우 인공적으로 제작된 인공 랜드마크를 사용하거나 주변 환경의 자연적인 정보를 이용한 자연 랜드마크(특징점)를 이용한다. 인공 랜드마크를 이용한 방법은 인식 수행 시 잘못 매칭될 확률이 낮아 신뢰도가 높은 반면에, 위치인식 수행이 필요한 지역에 설치를 해야 하는 번거로움이 있다. 따라서, 최근에는 자연 랜드마크를 이용한 위치인식이 많이 연구되고 있다. Speeded up robust features (SURF)와 Scale-invariant feature transform (SIFT)는 가장 널리 사용되는 자연 랜드마크로서, 영상의 코너 점을 추출하고 주변을 descriptor로써 저장하여 사용한다. 이러한 자연 랜드마크를 이용한 위치인식의 경우 사전에 특징점으로 구성된 맵의 생성이 필요한데, 일반적으로 Structure-from-Motion (SfM) 기술을 이용하여 3차원 공간상의 맵을 구성한다. 구성된 맵을 토대로 카메라 자세 추정기술을 이용하여 위치를 추정한다. 특징점 기반의 위치인식 기술은 특징점의 매칭 방법과 속도가 중요하여 이에 관련된 연구가 많이 진행되고 있다. 참고문헌 [4]는 특징점을 Bag-of-Words (BoW)로 간소화 하고 Approximate Nearest Neighbors (ANN)를 이용하여 넓은 맵에서 빠르고 정확하게 매칭하는 방법을 제안하였다. [5]은 mutual visibility information을 이용하여 매칭

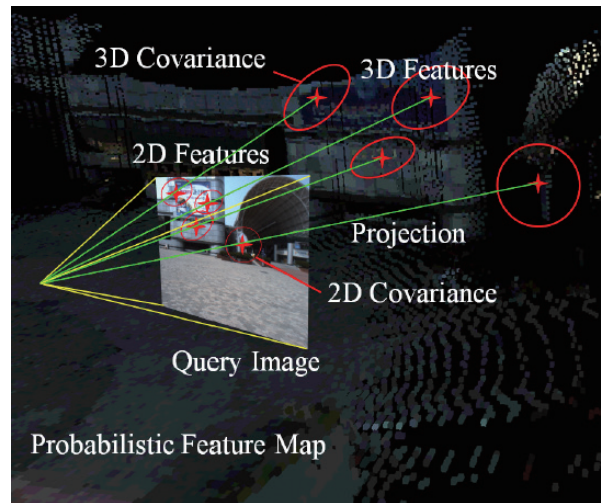


그림 1. 3차원 확률 맵의 특징점 이미지 투영 개념도

를 향상하였다. 참고문헌 [6]은 가이드 매칭과 multi-scale로 구성된 맵을 이용하여 쿼드러터 플랫폼에서 실시간으로 위치를 인식하는 방법을 제안하였다.

카메라 위치추정에 사용되는 Perspective-n-Point(PnP) 기술[7]은 3차원 공간상의 점과 이미지 상에 매칭된 점을 이용한다. 하지만 SfM기술로 생성된 맵은 오차를 포함하고 있기 때문에, 카메라 추정의 정확도가 떨어진다. 이를 극복하기 위해 특징점의 오차 모델을 고려하여 맵을 구성하고 이로부터 위치인식을 함으로써 정확도를 향상하는 방법이 제안되었다[8]. 확률 기반의 카메라 추정 기술은 <그림 1>과 같이 가우시안 확률기반의 3차원 맵을 생성하고 Mahalanobis 거리를 이용하여 정확한 위치를 추정한다.

#### 나. 영상 기반 SLAM

맵 기반의 위치인식의 경우 항상 맵을 가지고 있어야 하는 번거로움이 있으며, 맵이 없을 경우 위치인식을 할 수 없는 단점이 있다. 이러한 단점을 보완하고자 SLAM (Simultaneous Localization And Mapping) 기술을 이용한다. 영상의 경우 이미지의 깊이 정보를 알 수 없어 단일 영상만으로는 3차원 지리정보를 추정할 수 없다. 카메라만으로 SfM기술과 같이 3차원 환경을 복원하는 경우 사이즈를 특정하기 어렵다는 스케일 문제(scale problem)을 해결할 수 없으며 영상 기반SLAM의 경우 이 문제를 해결하는 것이 중요하다. 따라서, 영상 기반 SALM에서는 이 문제를 해결하자고 하는 연구가 활발히 진행 중이다.

이 문제를 해결한 연구로서 실내환경에서 모바일 로봇에 적합한 CV-SLAM[9]이 개발되었다. CV-SLAM 방법은 천장의 높이가 항상 일정하다는 가정으로 규모 문제를 해결하였으며 청

소로봇에 탑재되어 사용되었다. MonoSLAM[10]의 경우 크기를 알고 있는 랜드마크를 초기 맵 생성시 활용함으로써 실시간 3차원 SLAM기술을 개발하였다. 또한 최근에는 핸드폰의 간단한 가속도 센서와 카메라 만을 이용하여 실시간으로 3차원 위치 인식과 맵핑을 수행하는 방법이 제안 되었다[11].

#### 다. RGB-D 기반 SLAM

RGB-D센서는 카메라로부터 획득된 영상 (image)과 영상의 각 화소 (pixel)에 해당하는 거리 (depth)값을 함께 제공해 주는 센서로, 대표적인 예는 Microsoft사의 Kinect 센서[2], Google의 탱크 [3] 등을 예로 들 수 있다. RGB-D 센서의 거리 값은 적외선 정보를 이용하기 때문에, 햇빛이 강한 야외에서는 측정이 어렵다는 단점이 있지만, 이와는 반대로 실내 환경에서는 실외 환경에 비해 햇빛의 영향이 비교적 작기 때문에, RGB-D센서는 실내 로봇 위치 인식이 센서로 활용되기에 적합하다.

맵 정보가 있는 공간에서는, 맵 정보와 센서 정보를 이용한 위치 인식 기술을 활용하면 로봇의 위치 인식이 가능하다. 그러나 위 기술은 맵 정보가 없거나, 맵 정보가 변하는 환경에서는 활용이 어렵다. 이러한 단점은, 앞에서 서술하였듯이, SLAM 기술을 이용하면 해결될 수 있다. SLAM 기술은 로봇의 위치추정과 맵 생성을 동시에 수행하는 기술이며, 최근 RGB-D 센서를 활용한 SLAM 기술이 활발하게 연구가 진행되고 있다[12]~[16]. RGB-D 센서는 영상과 거리 정보가 동시에 제공되기 때문에 이를 각각 이용하여 위치를 추정한 후 추정된 위치의 융합이 가능하다. RGB-D Mapping 방법[12][13][14]에서는 영상 정보로부터 특징점 (feature) 정보를 추출하고, 매칭 오류를 줄이기 위해 Random SAmple Consensus (RANSAC)을 수행하여 루프 폐쇄(loop closure) 검출을 수행하였으며, 또한 거리 정보로부터 Iterative Closest Point (ICP)를 수행하여 루프 폐쇄 검출을 수행하면, 로봇의 위치를 추정할 수 있다. 그러나 위 방법으로 얻어진 위치 추정 결과는 부정확 하기 때문에 올바른 위치 추정을 위해서는 최적화 기법이 사용되어야 한다. 따라서 각각 추정된 위치 정보를 구속 조건(constraint)으로 활용하여 자세 그래프 최적화(pose graph optimization) 기법을 이용하여 전역 위치 (global localization)를 보정하였다. 참고논문 [12][13]과 [14]는 전체적인 알고리즘 흐름은 같지만, 수행되는 요소 기술의 차이를 보이고 있다. 참고논문 [12][13]에서는 특징점을 추출하는 과정에서 SIFT 알고리즘을 응용한 방법을 이용하지만, 참고논문 [14]에서는 SURF를 이용하여 특징점을 추출하였다. 또한 참고논문 [12][13]에서는 pose graph optimization 기법으로 Tree-based netwORk Optimizer (TORO) 기법을 이용하였으나, 참고논문 [14]에서는 Hierarchical Optimization

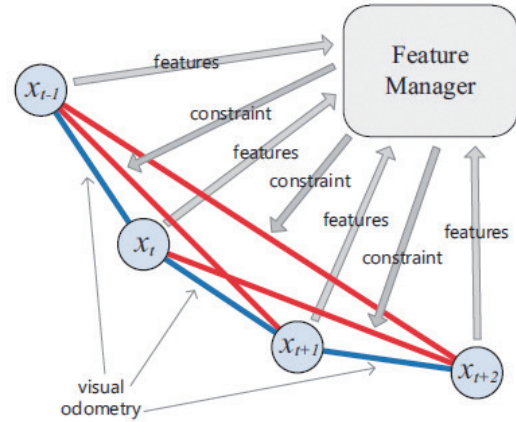


그림 2. 특징점 관리자와 루프 폐쇄 검출

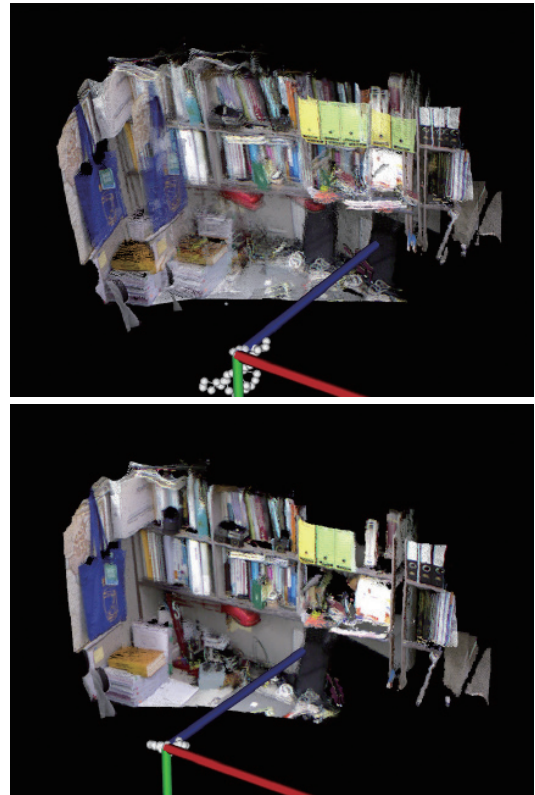


그림 3. 비주얼 오도메트리로 생성된 3차원 모델 (위), 3D SLAM 알고리즘으로 최적화된 3차원 모델 (아래)

for Pose Graphs on Manifolds (HOG-Man) 기법을 이용하였다.

영상 정보를 이용하여 특징점을 추출하는 과정은 연산량이 많기 때문에 실시간성을 보장할 수 없다. 참고논문 [15]에서는 연산량이 많은 특징점 추출 과정에서 Graphic Processing Unit (GPU) 가속을 이용하여 연산시간을 단축시키는 알고리즘을 제안하였다. RGB-D 3D SLAM 방법은 영상 정보의 특징점을

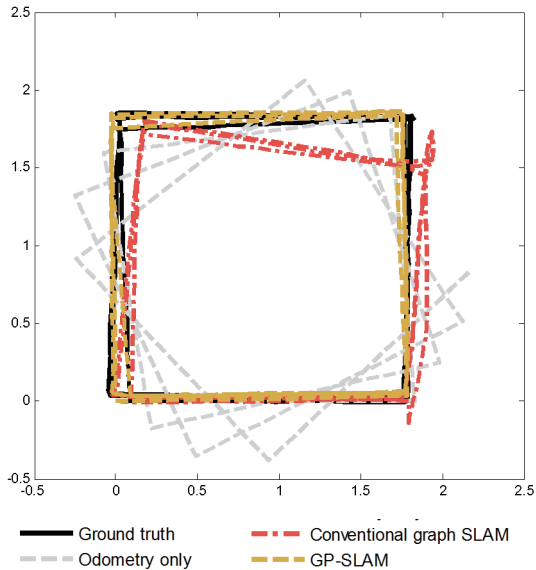


그림 4. GP-SLAM [16]의 실험 결과

SURF로 추출하는 과정에서 GPU를 사용하였다. 또한 <그림 2>에 나타낸 특징점 관리자를 이용하여 각 노드에서 특징점을 저장하고 루프 폐쇄가 발생하면 구속조건을 생성하였다. 로봇의 위치는 Incremental Smoothing And Mapping (iSAM) 기법 [17]을 이용하여 보정하였다. RGB-D 3D SLAM 방법을 이용한 실험 결과는 <그림 3>와 같다. <그림 3>의 위의 그림은 비주얼 오도메트리 방법을 이용하였을 때의 결과이고, 아래의 그림은 RGB-D 3D SLAM 방법을 이용한 결과이다. RGB-D 3D SLAM 방법은 올바르게 위치를 추정하였기 때문에 생성된 맵이 정확함을 볼 수 있다.

기존의 SLAM 기술은 정적인 환경을 가정하고 문제를 해결하였다. 이러한 방법은 주변 환경이 변하게 되면 적용할 수 없다는 단점을 갖고 있다. 참고논문 [16]에서는 RGB-D 센서를 이용하여 주변 환경이 변하더라도 위치 인식이 가능한 방법을 제안하였다. 각 위치에 해당하는 노드를 그룹으로 묶어서 그룹의 공분산을 생성한다. 그룹간의 Mahalanobis 거리로부터 오차를 정의하고 오차 값이 커지게 되면 구속조건을 연결을 끊어 주어 잘못된 루프 폐쇄를 없애주는 방법을 제안하였다. 그림 4는 제안된 Grouping nodes and Pruning constraints SLAM (GP-SLAM) [16]의 결과를 보여 주고 있다. 검은색 실선은 참값을 의미하고 빨간색 쇄선은 기존 SLAM 알고리즘을 적용하였을 때의 결과이다. 회색 점선은 odometry의 결과이며, 노란색 점선은 GP-SLAM 방법을 이용하였을 때의 결과이다. 기존 SLAM의 결과는 주변 환경이 변하게 되면 잘못된 constraint가 생성되어, 올바른 위치 추정에 실패하지만, GP-SLAM은 잘못된 constraint가 생성되어도, 이를 제거하여 올바른 위치 추정

이 가능함을 볼 수 있다.

<그림 4>와 같은 4.4 m×3.3 m의 공간에서 실험을 진행하였을 때, Odometry는 0.415m의 오차 중앙값을, 기존 SLAM방식은 0.112m의 오차 중앙값을, GP-SLAM 방법은 0.037m의 오차 중앙값을 주어, 가장 오차가 작은 것을 확인할 수 있었다.

## 2. 지자계 기반 실내 측위 기술

### 가. 지자계 기반 위치인식

지구자기장은 지구 내부의 움직임에 의해 생성되는 것으로 실외에서는 거의 변화 없이 일정하게 측정된다. 하지만 실내 환경에서의 지구 자기장은 건축물의 철골 구조, 철재가구, 전자제품 등에 의해서 왜곡이 일어나기 때문에 공간적인 변화를 갖는다. 즉, 지역적으로 고유한 신호 분포가 생성되기 때문에 실내 지구 자기장 분포에 대한 지도를 구축해 놓으면 로봇이나 사용자의 위치 인식에 유용하게 활용될 수 있다. 또한 지구자기장은 시간에 대한 세기 변화가 작다는 장점이 있다. 보통 지상에서 측정되는 자기장의 크기는 25 $\mu$ T에서 65 $\mu$ T 정도이며, 시간에 따른 변화량은  $\pm 45$ nT으로 알려져 있어 위치인식에 활용하기에 적합하다[18].

최근 이러한 실내 지구자기장 신호 분포를 로봇 위치 인식에 활용하려는 연구가 진행되고 있다[19][20]. 지구자기장은 어떤 장소에서도 측정 가능하며, 지자기 센서는 대부분의 스마트 기기에 탑재되어 있을 정도로 저가이기 때문에 실제 상용화된 로봇에 큰 비용의 증가 없이 적용할 수 있다. 위치인식에 대한 대부분의 기존 연구는 실내 자기장 맵을 미리 구축해 놓고, 그 맵을 기반으로 몬테카를로 위치인식 기법 (Monte Carlo Localization)이나 파티클 필터와 같은 베이저안 추론기법을 이용하여 위치를 추정한다. 또한 인공신경망(neural network)이나 support vector machine (SVM)과 같은 기계학습 기법을 이용할 경우, 이전 주행 시의 위치와 자기장 신호값을 학습하여 추후에 전역적인 재위치인식을 수행 할 때 초기 위치를 제공할 수도 있다.

### 나. 지자계 기반 SLAM

미리 실내 자기장 정보를 구축해 놓기 위해서는 로봇을 수동으로 조종하거나 사람이 직접 장비를 이용해서 측정해야 하기 때문에 매우 번거롭고 시간이 많이 걸린다. 또한 건물 내에 컴퓨터나 스피커와 같이 자기장에 영향을 주는 전자기기나 철재의 배치가 바뀌게 되면 자기장 분포가 바뀌기 때문에 주기적으로 지구자기장 지도를 업데이트 해 주어야 한다.

이러한 단점을 보완하고자 SLAM 기술을 이용하여 로봇의 위치추정과 자기장 추정을 동시에 수행하는 MF-SLAM

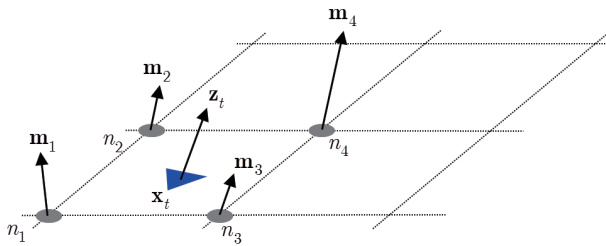


그림 5. Bilinear 보간법 기반의 벡터장 SLAM

(Magnetic Field-based SLAM)[21] 기술이 개발되었다. MF-SLAM에서는 지자계를 추정하기 위한 모델로 가우시안 프로세스 (Gaussian Process)를 사용하였으며, 로봇의 위치 추정을 위해 Rao-Blackwellized 파티클 필터를 사용하였다. 위 기술은 SLAM 기술을 적용하였기 때문에 사전에 지구자기장 지도를 구축해야 하는 번거로움은 없지만 로봇이 특정 지점을 반복해서 지나쳐야 하는 등의 로봇 움직임에 제약이 따르기 때문에 실제 로봇에 적용하기는 어렵다.

참고논문 [22]에서는 상업화된 청소 로봇에 적용할 목적으로 저가의 신호 세기 측정 센서를 이용한 벡터장 SLAM이 제안되었다. 벡터장 SLAM은 지구자기장 신호에 국한되지 않고 실내 공간에서 측정되는 각종 신호들의 세기를 추정하면서 동시에 자신의 위치를 추정하는 방법이다. 기존의 특징점 기반의 맵을 구축하는 SLAM과는 달리, 벡터장 SLAM은 그림 5와 같이 공간을 정방형의 수 많은 셀들로 나누고 각 셀의 노드들을 가상의 특징점으로 간주하여 신호들에 대한 맵을 구축해 나간다. 즉, 로봇이 각 셀들을 돌아다니면서 각 노드들에 대한 신호들을 예측하면서 자신의 위치를 추정한다. 참고문헌 [22]에서는 자외선 빛을 발광하는 North Star 센서를 건물 내 곳곳에 설치하여 빛 신호 세기 분포를 추정하는 벡터장 SLAM을 구현하였다.

최근에는 벡터장 SLAM기법을 기반으로 실내 지구자기장을 벡터장으로 간주하여 위치 추정 정확도를 크게 향상 시킨 DV-SLAM (Dual-sensor-based Vector field SLAM)[23]이 제안되었다. 벡터장을 추정하기 위해 Bilinear 관측 모델을 사용하는 기존 벡터장 SLAM의 가관측성 (Observability)을 피쳐 정보 행렬(Fisher Information Matrix) 기반의 분석을 수행하였다. 그 분석 결과에 따라 SLAM의 정확도를 높이기 위해서는 최소 2개의 지구자기장 센서가 필요하다는 사실을 도출하고, 두 지구자기장 센서들의 배치 방법을 제시하였다. DV-SLAM은 청소로봇에 탑재되어 실제 청소로봇의 주행 경로와 유사하게 주행하면서 다양한 환경에서의 테스트가 수행되었다. 외부 환경에 NorthStar와 같은 비컨을 설치하는 기존 벡터장 SLAM과 비교해 볼 때 DV-SLAM은 별도의 외부 비컨 설치가 필요 없다는 장점이 있으며, 지구자기장 만으로도 정확도가 크게 향

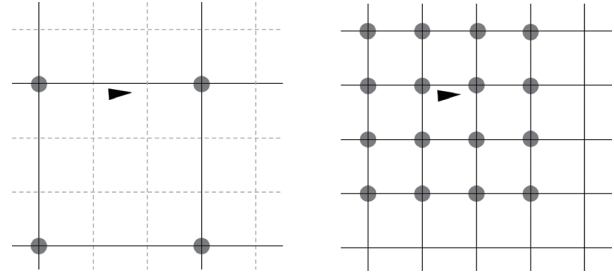


그림 6. Bilinear 보간법(좌)과 Bicubic 보간법(우)에 따른 업데이트 되는 노드(회색)

상되었음을 확인할 수 있다.

참고논문 [24]에서는 지구자기장의 관측 모델을 Bicubic 보간법으로 대체한 SLAM 기법을 제시하였다. 지구자기장은 공간에 대해 신호 세기의 기울기가 부드럽고 연속적으로 변화한다는 특성이 있다. 신호세기의 분포가 부드럽게 이어지기 위해서는 최소한 1차 미분이 연속인 보간법을 사용해야 한다. 이러한 조건을 만족시키는 가장 낮은 차수의 다항식 보간법이 바로 Bicubic 보간법이다. Bicubic 보간법은 <그림 6>에서 볼 수 있듯이 총 16개의 노드값을 이용하여 관측값을 추정하기 때문에 Bilinear 보간법에 비해 좀더 정확한 지구자기장 추정이 가능하다.

자기장을 이용한 SLAM은 최근 위치그래프 최적화를 이용한 방법으로도 제안이 되었다[25]. 위치그래프 최적화 프레임워크 내에서 로봇의 이동경로는 위치 노드들로 구성되며 각각

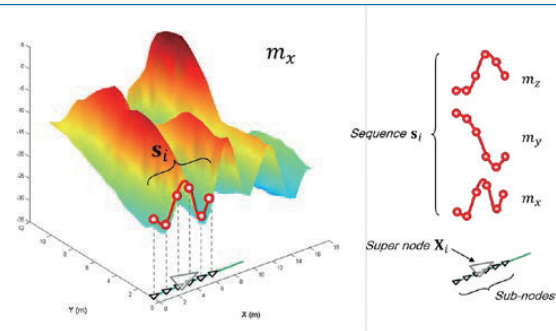


그림 7. 자기장 관측을 이용한 시퀀스 생성 예시

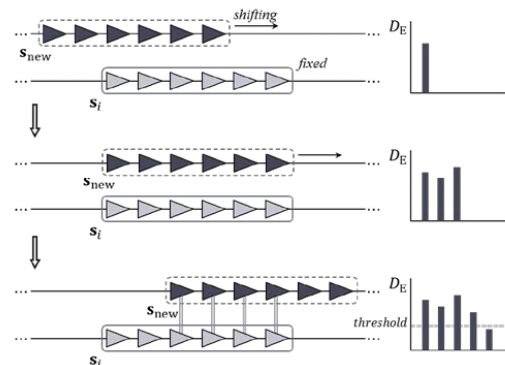


그림 8. Loop closing 구축조건 생성 과정

의 노드는 센서 관측값에 의한 구속조건으로 연결된다. 위치 그래프 기반 자기장 SLAM에서는 로봇이 주행 중 정지 상태에서 회전할 경우와 이전에 지났던 경로를 다시 지나는 경우(loop closing)에 대해 각각 실내 자기장 측정 값이 적절한 구속조건을 줄 수 있도록 설계한다. 회전 구속조건은 로봇이 정지상태에서 회전하는 동안에도 관측되는 자기장 벡터는 전역좌표계 상에서 일정하다는 가정 하에 줄 수 있다. 로봇이 회전할 때 자기장 센서도 함께 회전하므로 회전 전후로 관측되는 자기장 벡터 간의 관계를 이용하여 로봇의 회전각에 대한 구속조건을 줄 수 있다. Loop closing 구속조건의 경우, 현재 관측되고 있는 자기장 패턴을 이전에 관측된 값과 매칭함으로써 줄 수 있다. 하지만 자기장 벡터는 x, y, z 축의 자기장 세기인 세 개의 요소( $m_x, m_y, m_z$ )만을 가지므로 매칭 과정에서 모호성이 발생한다. 이를 해결하기 위해서 <그림 7>과 같이 로봇이 일정 거리를 주행하는 동안 발생한 노드들을 그룹화하고, 해당되는 노드들에 대해 측정된 자기장 관측값들을 하나의 시퀀스( $s_i$ )로 정의하여 이를 매칭에 사용한다. 노드 그룹화의 경우 자기장 센싱값이 로봇의 회전각에 민감하므로 로봇이 일정 직선구간을 주행할 경우에만 그룹화하도록 한다. 매칭은 새로운 노드 그룹이 형성될 때만 이뤄지며 노드 그룹 간의 shifting을 고려하여 매칭 스코어를 계산한다. 이러한 일련의 과정은 <그림 8>에 나타내었다. 그림에서  $s_{new}$ 는 새로 생성된 노드 그룹 시퀀스,  $D_B$ 는 시퀀스 간의 매칭 스코어를 나타낸다.

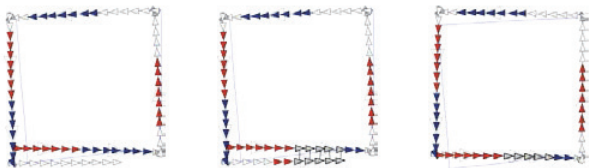


그림 9. 위치그래프 기반 자기장 SLAM [25] 실험 결과

<그림 9>는 참고논문 [25]에 대한 실험 결과를 나타낸다. 그림에서 일반적인 노드는 흰색으로, 시퀀스를 형성하고 있는 노드들은 빨간색과 파란색으로 표시되었다. 회색 노드들은 자기장 관측에 의해 루프 폐쇄 구속조건이 주어진 노드들이다. 이러한 실험 결과를 통해 자기장 기반의 구속 조건이 자세 그래프 최적화에 사용될 수 있음을 알 수 있다. 참고논문 [25]에서 제시하고 있는 오차수준은 45m×56m 공간에서 0.3m (평균오차)이다.

### III. 결론

본고에서는 실내 서비스 로봇에서 활용되고 있는 실내 위치 인식 기술에 대해서 소개하였다. 특히 스마트폰의 등장과 함께 주목받고 있는 영상 센서와 지자계 센서를 활용한 실내 측위 기술에 대해서 소개하였다. 가장 널리 활용되고 있는 일반적인 모노 카메라를 이용한 방식들은 많은 연구가 되고 있으며, 실시간으로 위치 인식이 가능함이 보여졌다. 모노 카메라의 단점인 스케일 문제를 IMU (Inertial Measurement Unit) 등과 융합하여 해결하기 위한 시도들도 등장하고 있다. 최근에는 스테레오 방식 또는 IR (적외선) 패턴 정보를 이용하여 깊이 정보가 측정 가능한 카메라도 스마트폰용으로 등장하고 있으며, 이러한 깊이 정보를 이용한 강인한 위치 인식 기법들도 소개되었으며, 수백  $m^2$ 의 넓은 공간에서도 1m 이내의 오차만을 가짐이 보여졌다.

특히 본고에서는 지구 자기장의 왜곡 패턴을 활용한 위치인식 기법을 소개하였다. 지구 자기장은 실내에서 왜곡이 일어나는데, 이를 역이용하여 위치인식에 활용하기 위한 시도로서, 마찬가지로 수백  $m^2$ 의 넓은 공간에서도 1m 이내의 오차 수준을 보임을 알 수 있다.

본 고에서 소개한 기술들은 현재는 실내용 서비스 로봇에 적용 가능한 형태로 많이 개발되고 있지만, 향후에는 사용자의 실내 측위로도 많이 응용될 것이라 생각된다.

### 참고 문헌

- [1] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, Probabilistic Robotics, MIT Press, 2005.
- [2] Microsoft Kinect. Available online: <https://www.microsoft.com/en-us/kinectforwindows/> (accessed on July 12, 2015).
- [3] Google Tango Project. Available online: <https://www.google.com/atap/project-tango/> (accessed on July 12, 2015).
- [4] T. Sattler, B. Leibe, and L. Kobbelt, "Fast image-based localization using direct 2D-to-3D matching," Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Computer Vision, pp. 667-674, 2011.
- [5] Y. Li, N. Snavely, and D. P. Huttenlocher, "Location recognition using prioritized feature matching," Proc. of the European Conf. on Computer Vision, pp. 791-

- 804, 2010.
- [6] H. Lim, S. N. Sinha, M. F. Cohen, M. Uyttendaele, and H. J. Kim, "Real-time monocular image-based 6-DoF localization," *The Int'l Journal of Robotics Research*, vol. 34, no. 4-5, pp. 476-492, 2015.
- [7] R. Hartley, and A. Zisserman, "Multiple view geometry in computer vision," Cambridge University Press, 2003
- [8] H. Kim, D., T. Oh, and H. Myung, "Localization of a Monocular Camera using a Feature-based Probabilistic Map," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, March 2015.
- [9] W. Jeong, and K. M. Lee, "CV-SLAM: A new ceiling vision-based SLAM technique," *Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 3195-3200, 2005.
- [10] A. J. Davison, I. D. Reid, N. D. Molton, and O. Stasse, "MonoSLAM: Real-time single camera SLAM," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, no. 6, pp. 1052-1067, 2007.
- [11] M. Li, and A. I. Mourikis, "Vision-aided inertial navigation with rolling-shutter cameras," *The Int'l Journal of Robotics Research*, vol. 33, no. 11, pp. 1490-1507, 2014.
- [12] P. Henry, M. Krainin, E. Herbst, X. Ren, and D. Fox, "RGB-D mapping: Using depth cameras for dense 3D modeling of indoor environments," *Proc. of the 12<sup>th</sup> Int'l Symposium on Experimental Robotics*, 2010.
- [13] P. Henry, M. Krainin, E. Herbst, X. Ren, and D. Fox, "RGB-D mapping: Using Kinect-style depth cameras for dense 3D modeling of indoor environments," *Int. J. Robot. Res.*, vol. 31, no. 5, pp. 647-663, Apr. 2012.
- [14] N. Engelhard, F. Endres, J. Hess, J. Sturm, and W. Burgard, "Real-time 3D visual SLAM with a hand-held RGB-D camera," *Proc. of the RGB-D Workshop on 3D Perception in Robotics at the European Robotics Forum*, vol. 180, 2011.
- [15] D. Lee, H. Kim, and H. Myung, "GPU-based real-time RGB-D 3D SLAM," *Proc. of 9th Int'l Conf. on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence*, pp. 46-48, 2012.
- [16] D. Lee, and H. Myung, "Solution to the SLAM Problem in Low Dynamic Environments Using a Pose Graph and an RGB-D Sensor," *Sensors*, vol. 14, no. 7, pp. 12467-12496, 2014.
- [17] M. Kaess, A. Ranganathan, and F. Dellaert "iSAM: Incremental Smoothing and Mapping," *IEEE Trans. on Robotics*, vol. 24, no. 6, pp. 1365-1378, Dec. 2008.
- [18] M. Angermann, M. Frassl, M. Doniec, B. J. Julian, and P. Robertson, "Characterization of the indoor magnetic field for applications in localization and mapping," *Proc. of the Int'l Conf. on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, pp. 1-9, 2012.
- [19] J. Haverinen and A. Kemppainen, "Global indoor self-localization based on the ambient magnetic field," *Robot. Auton. Syst.*, vol. 57, no. 10, pp. 1028-1035, Oct. 2009.
- [20] Frassl et al., "Magnetic Maps of Indoor Environments for Precise Localization of Legged and Non-legged Locomotion," *Proc. of IEEE/RSJ Int'l Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 913-920, 2013
- [21] I. Vallivaara, J. Harverinen, A. Kemppainen, and J. Röning, "Magnetic field-based SLAM method for solving the localization problem in mobile robot floor-cleaning task," *Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Advanced Robotics*, pp. 198-203, 2011.
- [22] J.-S. Gutmann, E. Eade, P. Fong, and M. E. Munich, "Vector field SLAM-localization by learning the spatial variation of continuous signals," *IEEE Trans. Robot.*, vol. 28, no. 3, pp. 650-667, Jun. 2012.
- [23] S.-M. Lee, J. Jung, and H. Myung, "DV-SLAM (Dual-sensor-based Vector-field SLAM) and observability analysis," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 23, no. 1, pp. 37-51, Jan. 2015.
- [24] S.-M. Lee, J. Jung, and H. Myung, "Geomagnetic Field-based Localization with Bicubic Interpolation for Mobile Robots," *Int. J. Control Autom. Syst.*, vol.13, no.4, Aug. 2015.
- [25] J. Jung, T. Oh, and H. Myung, "Magnetic field constraints and sequence-based matching for indoor pose graph SLAM," *Robotics and Autonomous Systems*, vol.70, pp.92-105, 2015.

약 력



명 현

1992년 KAIST 전자전산학부 이학사  
 1994년 KAIST 전기및전자공학과 공학석사  
 1998년 KAIST 전기및전자공학과 공학박사  
 1998년~2002년 한국전자통신연구원 선임연구원  
 2002년~2003년 (주)이머시스 기술이사 및 연구소장  
 2003년~2008년 삼성종합기술원 수석연구원  
 2008년~2012년 KAIST 건설및환경공학과 조교수,  
 로봇공학학제 겸임교수  
 2012년~현재 KAIST 건설및환경공학과 부교수,  
 로봇공학학제 겸임교수  
 관심분야: 로봇 내비게이션, SLAM, 위치인식, 로봇  
 비전, 군집 로봇 제어, 최적화



이 승 목

2006년 2월: 중앙대학교 이학사  
 2008년 8월: 과학기술연합대학원대학교 공학석사  
 2014년 8월: KAIST 공학박사  
 2014년 9월 ~ 현재: KAIST 응용과학연구소  
 박사후연수연구원  
 관심분야: SLAM, 군집 로봇 제어, 진화연산



오 택 준

2011년 아주대학교 공학사  
 2013년 KAIST 공학석사  
 2013년~현재 KAIST 건설및환경공학과 박사과정  
 관심분야: SLAM, 위치인식, 로봇 비전



김 형 진

2012년 경희대학교 공학사  
 2014년 KAIST 공학석사  
 2014년~현재 KAIST 건설및환경공학과 박사과정  
 관심분야: SLAM, 위치인식



정 종 대

2008년 한양대학교 공학사  
 2010년 KAIST 공학석사  
 2010년~현재 KAIST 건설및환경공학과 박사과정  
 관심분야: SLAM, 위치인식