

준공 BIM 구축을 위한 Graph-based SLAM 기반의 실내공간 3차원 지도화 연구

정재훈¹ · 윤상현² · Cyrill Stachniss¹ · 허준*

¹University of Bonn, Department of Photogrammetry · ²연세대학교 사회환경시스템공학부

A Study on 3D Indoor mapping for as-built BIM creation by using Graph-based SLAM

Jung, Jaehoon¹, Yoon, Sanghyun², Cyrill Stachniss¹, Heo, Joon*

¹Department of Photogrammetry, University of Bonn.

²School of Civil & Environmental Engineering, Yonsei University

Abstract : In Korea, the absence of BIM use in existing civil structures and buildings is driving a demand for as-built BIM. As-built BIMs are often created using laser scanners that provide dense 3D point cloud data. Conventional static laser scanning approaches often suffer from limitations in their operability due to the difficulties in moving the equipment, the selection of scanning location, and the requirement of placing targets or extracting tie points for registration of each scanned point cloud. This paper aims at reducing the manual effort using a kinematic 3D laser scanning system based on graph-based simultaneous localization and mapping (SLAM) for continuous indoor mapping. The robotic platform carries three 2D laser scanners: the front scanner is mounted horizontally to compute the robot's trajectory and to build the SLAM graph; the other two scanners are mounted vertically to scan the profiles of surrounding environments. To reduce the accumulated error in the trajectory of the platform through loop closures, the graph-based SLAM system incorporates AdaBoost loop closure approach, which is particularly suitable for the developed multi-scanner system providing more features than the single-scanner system for training. We implemented the proposed method and evaluated it in two indoor test sites. Our experimental results show that the false positive rate was reduced by 13.6% and 7.9% for the two dataset. Finally, the 2D and 3D mapping results of the two test sites confirmed the effectiveness of the proposed graph-based SLAM.

Keywords : As-Built BIM, Mobile Mapping, Adaboost, Graph-Based SLAM

1. 서론

3차원 BIM (3D Building Information Model)은 2차원 공간모델이 가지는 추정적인 공간표현의 한계를 극복하고 시설물에 대한 효과적인 정보 전달 및 관리 수단으로써 각광을 받고 있다. National Institute of Standards and Technology (NIST)에 따르면 BIM을 통해 건설 산업에서 매년 158억 달러의 경제적 손실을 방지할 수 있을 것으로 추정하고 있으며 (Eastman et al. 2011, Kang et al. 2013), 에너지 절감을 통한 CO2 감축에도 기여할 것으로 보고 있다(Wong and Fan

2013). 국내의 경우 조달청에서는 이미 2012년부터 발주하는 500억 원 이상의 공공 건축물에 대한 BIM 적용을 의무화하였고, 국토교통부에서는 2020년까지 공공에서 발주하는 토목 SOC 사업 중 20% 이상에 대해 BIM을 적용할 예정이다 (디지털 타임스 2015). 그리고 최근에는 지하철, 고층빌딩, 쇼핑몰, 공공기관 등 다양한 토목·건축 구조물을 중심으로 실외뿐만 아니라 실내를 포함하는 BIM 정보가 요구되고 있다 (Jung et al. 2013).

3차원 준공 BIM(3D as-built BIM)은 시공 후 토목·건축 구조물의 설계도면이 존재하지 않을 때 측량장비를 이용하여 3차원 데이터를 취득하고 모델링 과정을 통하여 도면화하는 과정을 가리킨다. 일반적으로 준공 BIM 제작은 해당 공간의 3차원 데이터 취득, 취득된 데이터를 기반으로 한 3차원 기하 모델 추출, 그리고 객체인식 및 관계정립을 통해 속성정보를 입력하고 최종적으로 준공 BIM을 제작하게 된다(Jung et al. 2015c). 현재 국내에서 건설된 대부분의 토목·건축 구조물

* Corresponding author: Heo, Joon, School of Civil & Environmental Engineering, Yonsei University, Seoul 120-749, Korea
E-mail: jheo@yonsei.ac.kr
Received January 27, 2016; revised March 8, 2016
accepted March 17, 2016

은 BIM 정보가 부재한 상황으로 준공 BIM의 수요가 점차 증가하고 있으며, 이를 위해서는 정밀한 3차원 공간 자료 취득 기술이 뒷받침되어야 한다.

이러한 3차원 공간자료 취득에는 고밀도의 포인트 클라우드를 생성할 수 있는 레이저 스캐너가 주로 활용되고 있다. 대표적인 연구로 Jung et al.(2014)은 비정형 건축물의 준공 BIM 구축을 위해 포인트 클라우드 자료 및 RANSAC 알고리즘을 활용한 모델링 방안을 제시하였으며, Hong et al.(2015)은 포인트 클라우드 및 건물 벽체의 직교제약조건을 활용한 최소제곱법 기반의 반자동 준공 BIM 구축 방안을 발표한 바 있다. Jung et al.(2015c)은 앞선 Hong et al.(2015)의 연구를 발전시켜, 창문을 포함한 복잡한 실내공간을 대상으로 자동화된 3차원 와이어프레임 모델을 생성하였으며, 최근에는 다수의 방이 포함된 실내공간을 대상으로 한 세그멘테이션 및 모델링 방안이 보고되는 등(Turner 2015, Ochmann et al, 2016) 관련 연구는 점차 증가 추세에 있다.

하지만 기존의 고정식 스캐너의 경우 장비의 이동이 번거롭고, 균일한 포인트 취득을 위한 정밀한 위치 선정 기술이 필요 하며, 서로 다른 위치 및 각도에서 취득한 포인트 자료의 정합을 위해 별도의 표지를 설치하거나 스캔 포인트로부터 공역점을 직접 추출하는 과정을 필요로 한다. 이러한 고정식 스캐너의 복잡한 운영은 작업의 효율성을 감소시킬 뿐만 아니라, 각각의 과정에서 전문가적 기술을 필요로 하는 단점이 있다(Thomson et al, 2013). 이에 반해 이동식 스캐닝 시스템으로 대변되는 Mobile Mapping System (MMS)은 한 대 혹은 다수의 레이저 스캐너를 차량에 싣고 움직이면서 포인트 클라우드를 취득하는 방법으로, 대규모 공간에 대한 포인트 클라우드를 빠르고 정확하게 취득할 수 있으나, 고가의 정밀 GPS 및 IMU 센서를 필요로 하며, GPS 신호가 단절되는 실내 지역에서는 데이터 취득이 불가능하다는 단점이 있다.

외부로부터 위치정보 수신에 불가능한 실내 지역에서 모바일 시스템의 위치추적 및 주변 환경 정보 취득을 위해서는 Simultaneous Localization And Mapping (SLAM) 기술이 활용되고 있다. SLAM은 로봇이 사전 정보가 없는 미지의 공간상에서 주행을 시작하는 경우 주변 환경에 대한 사전 정보 없이 센서를 이용하여 환경에 대한 지도를 작성하고, 동시에 작성된 지도로부터 로봇의 현재 위치를 추정하는 기술이다 (Song and Hwang 2014). 로봇틱스 분야에서는 이미 실생활에 적용된 청소로봇부터 최근 이슈가 되고 있는 무인 자동차에 이르기까지 폭넓게 활용되고 있다. 특히, SLAM은 로봇의 위치 추적을 위해 주변 환경에 대한 정보를 구축한다는 점에서 실내 공간의 3차원 자료 취득을 목적으로도 활용이 가능하다. 하지만 과거 국내 측량 및 토목 분야에서 SLAM 기술의 활용은 보고된 바가 없었으며, 2015년에 이르러 실내 공간의 as-built BIM 제작을 목적으로 이동식 스캐닝 시스템 제

작 및 검교정(Jung et al, 2015a), 실내 구조물의 직교조건에 기반한 constrained SLAM 기술(Jung et al, 2015b)을 발표한 바 있다.

본 논문은 토목·건축 구조물을 대상으로 실내공간에 대한 효율적인 3차원 스캔 정보 취득을 위해 graph-based SLAM 기술의 활용을 제안하고자 한다. 이는 모바일 시스템의 경로에 누적된 위치 오차를 효과적으로 제거하기 위한 loop closure를 포함하고 있다. 특히, Jung et al.(2015a)이 개발한 멀티 스캐너 시스템이 제공하는 feature 정보를 최대한 활용할 수 있도록 Adaboost 기계학습 기반의 loop closure 방식을 도입하였으며, 두 실내 공간을 대상으로 테스트를 수행하였다.

2. SLAM 기술동향

그동안 센서 관측정보의 불확실성 및 넓은 환경에서 SLAM 문제를 해결하기 위해 다양한 방법론이 연구되었으며, 대표적으로는 Kalman Filter (KF), Particle Filter (PF), graph 기반 방법 등이 있다(Song and Hwang 2014). KF는 기본적으로 시스템의 선형성을 가정하고 있으므로, 비선형 시스템에 적용하기 어렵다. 따라서 일반적인 비선형 시스템에 대해서 사용 가능하도록 확장한 Extended Kalman Filter (EKF), Unscented Kalman Filter (UKF) 등이 주로 사용되었다(Arras 2003, Martinez-Cantin and Castellanos 2005, Shojaie and Shahri 2008). EKF는 로봇 네비게이션이나 GPS 활용과 같은 비선형 상태 추정 등의 분야에서 광범위하게 사용되고 있으나 초기 오차가 크거나 모델의 비선형성이 강하면 추정에 문제가 발생할 수 있다(Ryu 2012). UKF는 이와 같은 선형화 문제점을 보완하기 위해 개발되었으며, 추정치의 확률 분산을 통해 다수의 분산점을 선정하여 비선형 모델을 추정하는 방법으로 기존 EKF를 대체할 수 있는 방법으로 주목을 받았다(Andrade-Cetto 2005, Wang et al, 2013, Jung et al, 2015b). PF는 위치불확실성을 샘플로 불리는 입자(particle)의 무리로 표현한다. 샘플의 개수가 충분하다면 EKF나 UKF보다 정확하지만 개수가 충분하지 않으면 문제가 발생할 수 있다. 또한 PF와 KF를 동시에 사용하는 방법도 있는데, Rao-Blackwellized Particle Filter (RBPF) 기반 SLAM이 대표적이다(Durrant-Whyte and Bailey 2006, Song and Hwang 2014).

최근 들어 정밀한 위치추적 및 지도 구축에서 각광을 받고 있는 graph-based SLAM은 시스템 운용 중에 취득된 모든 센서 정보를 토대로 전체 경로를 재조정하는 full SLAM 방법이다(Thrun and Monternerlo 2006, Grisetti et al, 2010, Yin et al, 2014). Graph를 구성하는 node는 모바일 시스템과 랜드마크의 위치를 나타내며, edge는 두 node 간의 상대적인 위치를 나타내는 constraint 역할을 한다(Kim et al, 2011).

Graph는 스캐너와 같은 센서의 관측값(measurement)으로부터 구축되며, 이 과정을 front-end라 지칭한다. 만약 넓은 영역에서 SLAM을 수행할 시에는 이동 경로에 오차가 누적되어 과거에 방문한 지역을 재방문 할 때 지도가 일치하지 않는 문제가 발생할 수 있다. 이러한 환경에서는 재방문 여부를 판별하여 edge를 추가하는 loop closure를 수행해야 한다. 이렇게 graph가 구축되고 나면 모든 constraint를 만족하는 최적의 node를 계산하는 graph optimization을 수행하며, 이 과정을 back-end라 지칭한다. Optimization을 위한 방법으로는 최소제곱 기반의 bundle adjustment가 주로 이용되며, 취득된 모바일 시스템의 전체 경로를 재조정하는 과정에서 오차역전파(error backpropagation)를 통해 위치 정확도를 대폭 향상시킬 수 있다(Grisetti 2010, Song and Hwang 2014).

3. 연구 방법

본 연구는 로봇이나 무인 자동차의 실시간 위치추적이 아닌 토목·건축 구조물 실내 환경에 대한 정밀한 3차원 스캔 정보 취득을 목적으로 하고 있다. 따라서 후처리를 통해 전체 위치경로의 재조정이 가능한 graph-based SLAM에 중점을 두고 있으며, 오차누적을 해소하기 위한 loop closure를 포함하고 있다. 다음의 Figure 1은 본 연구의 흐름도를 나타내고 있다. 연구 절차는 크게 front-end와 back-end 단계로 구분된다. Front-end는 Correlative Scan Matching (CSM)을 통한 graph 구축과 Mahalanobis 테스트 및 Adaboost 기계 학습 기반의 loop closure를 통한 graph 갱신으로 구분된다. Back-end는 Gauss-Newton 기반의 optimization을 포함한다. 한편, 본 연구에서 사용한 이동식 스캔 시스템은 graph 구축을 위해 수평 장착한 스캐너(horizontal scanner)와 더불어 3차원 정보 취득을 목적으로 두 개의 스캐너(vertical scanner)를 수직으로 장착하였다. 따라서 동 시간대에 취득한 시스템의 2차원 위치 정보(x, y, θ)를 기반으로 수직 스캔 자료가 취득한 높이 정보(z)가 더해져 최종적으로 대상 지역의 3차원 스캔 정보를 수집할 수 있다. 이러한 모바일 시스템의 2차원 위치 정보에 기반한 수직 스캔 자료의 3차원 좌표 변환은 다음의 수식 (1)과 같은 3차원 강체 변환(rigid transformation)에 기반한다(Jung et al., 2015a).

$$p_g(t) = R_b^g(t) [R_{s_i}^b p_{s_i}(t) + T_b] + T_g(t) \quad (1)$$

여기서 $p_s(t)$ 와 $p_g(t)$ 는 각각 모바일 시스템의 이동 중 시간 t 에서 취득된 센서 좌표계와 강체변환 이후 전역 좌표계로 변환된 스캔 포인트를 나타낸다. R_s^b 및 T_b 는 센서 좌표계에서 플랫폼 좌표계 변환에 필요한 3차원 회전 및 이동 변환을 포함하고 있으며, 이는 모바일 시스템의 움직임과 시간 변화(t)에 무관하다. $R_b^g(t)$ 및 $T_g(t)$ 는 시간 t 에서 취득된 스캔 포인트

의 플랫폼 좌표계에서 전역좌표계 변환에 필요한 z 축 중심의 2차원 회전 및 x, y 이동 변환을 나타낸다. 이는 모바일 시스템이 평평한 바닥을 움직인다는 가정에 기반한 것이며, 현존하는 대부분의 건물이 이러한 조건을 만족한다(Valero et al. 2012, Hong et al. 2015, Jung et al. 2015a).

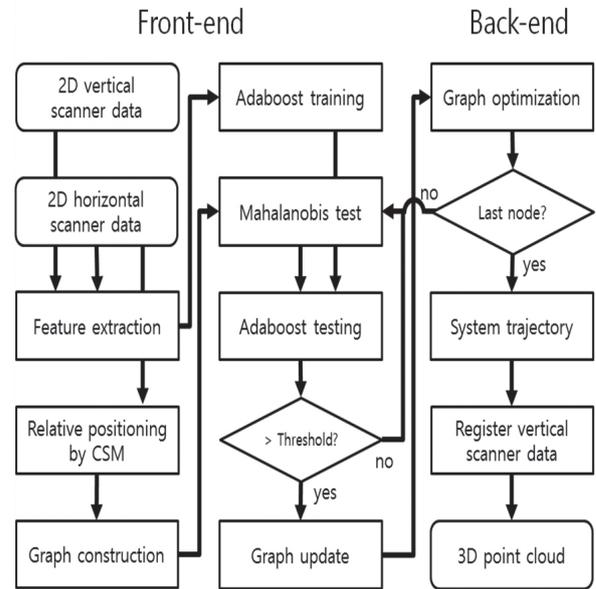


Fig. 1. Study flow

3.1 Correlative scan matching (CSM)

CSM 알고리즘은 Olson(2009)에 의해 제안된 2차원 스캔 자료의 접합 방법이다. 기존의 Iterative Closest Point (ICP) 알고리즘이 초기값에 민감하게 반응하여 지역 최적해에 수렴하는 경향이 있는 반면(Neuhaus 2011), Olson이 제안한 방식은 두 스캔 자료를 격자화하고, 주어진 범위 내에서 변환식(translation 및 rotation)에 대한 전수조사를 통해 접합 확률을 최대화하는 최적해를 검색한다. 예를 들어 graph 상의 node i 에서 취득된 스캔 A를 기준으로, $i+1$ 에서 취득된 스캔 B를 접합시키고자 할 때, CSM 알고리즘은 우선 스캔 A를 격자화한 Look Up Table(LUT)을 생성한다. 이때, 격자간격은 레이저 스캐너의 성능을 기준으로 사용자가 정의하고, 각 격자를 나타내는 값은 레이저 포인트가 물체에 부딪히고 반사된 확률을 나타낸다(Fig. 2). 이후, 스캔 B에 대한 LUT를 생성하고, 주어진 검색범위 내에서 두 스캔 자료 사이의 변환식, 즉 이동(translation)과 회전(rotation) 변수를 정해진 검색간격에 따라 조금씩 변화시켜 두 스캔의 상관지수를 최대화하는 변수를 찾는다. 이렇게 찾아낸 두 스캔 사이의 이동과 회전 변환은 모바일 시스템이 node i 에서 $i+1$ 로 이동하는 동안 발생하는 움직임의 변화($dx, dy, d\theta$)를 나타내며, graph에서 두 node 사이를 연결하는 edge 역할을 한다(Tang et al. 2014).

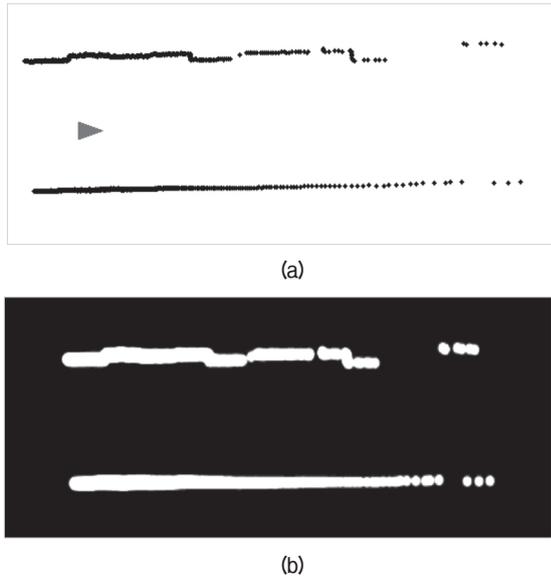


Fig. 2. Rasterized LUT in which the probability of observed point is encoded: (a) the reference scan: (b) the resulting LUT

3.2 Mahalanobis distance

Loop closure는 모바일 시스템이 기존에 방문했던 지역을 다시 찾아왔을 때 동일 지역 여부를 판단하고(loop detection), graph상의 두 node 사이에 새로운 edge를 추가하는 과정을 나타내며, back-end 단계에서 optimization을 통해 오차누적을 해소할 수 있는 중요한 역할을 한다(Kang et al, 2011, Song and Hwang 2014). 본 연구에서는 두 node 간의 유사성을 판단하기 위해 우선 다음의 수식 (2)과 같은 Mahalanobis 거리를 계산하였다(Gutmman and Konolige 1999, Arras 2003).

$$d_{ij} = (x_i - x_j)^T (C_i + C_j)^{-1} (x_i - x_j) \quad (2)$$

수식 (2)에서 x_i 는 현재 node의 pose(x, y, θ)를 나타내며, 새로운 i 번째 node가 graph에 추가되면 그 이전의 모든 node($x_j, j=1, \dots, i-1$)에 대한 전수 조사를 통해 유사성 여부를 판단하게 된다. C_i 와 C_j 는 각각 비교하고자 하는 두 pose의 공분산행렬(uncertainty)을 나타내며, 유사성 판단은 χ^2 테스트를 통해 검증한다. Mahalanobis 테스트는 loop detection 검색범위를 효과적으로 줄일 수 있는 장점이 있다.

3.3 Adaboost machine learning

앞서 Mahalanobis 테스트를 통과한 후보군을 대상으로 좀 더 정확하게 두 node 사이의 유사성 여부를 판단하기 위한 방법으로는 Adaboost 기계학습을 이용하였다. Adaboost는 정확한 결과를 도출할 확률이 50%보다 조금 높은 약한 분류기(weak classifier)와 가중치 조합을 통해 높은 분류 성능을 가지는 강한 분류기(strong classifier)를 생성하는 방법이

며, 특히 본 연구와 같은 이진 분류 문제에 있어 활용도가 높다(Park and Lee 2011). Adaboost는 분류기를 학습하기 위한 training 단계와 학습된 분류기를 기반으로 새로운 정보를 판단하는 testing 단계로 구분된다. 본 연구에서는 분류기의 학습을 위해 Granström et al.(2011)의 논문을 참조하여 각 node의 스캔 정보로부터 총 44 종류의 2차원 feature¹⁾를 추출하였고 강한 분류기를 생성하기 위한 약한 분류기로는 다음 수식 (3)와 같은 이진 분류기를 이용하였다.

$$c(F_{ij}^k, \theta) = \begin{cases} 1 & pF_{ij}^k < p\lambda \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (3)$$

여기서 F_{ij}^k 는 각각 i 번째와 j 번째 스캔으로부터 공통적으로 취득된 44개의 feature 중 k 번째 feature 정보간의 차분을 나타낸다. p 는 이진계수로 ± 1 의 값을 가지며, λ 는 사용자가 정의한 계수로 본 연구에서는 0.05 간격으로 0.1부터 0.5 사이의 값을 사용하였다. 전체 약한 분류기 숫자는 이러한 두 파라미터와 feature 종류의 조합으로 결정된다. 최종 판별함수에 포함된 각 학습단계의 최적 분류기는 고유의 가중치를 지니며, 수식 (3)를 통해 결정된 이진값과의 가중합을 최종 분류를 결정하는 추정치로 사용한다. 본 연구에서는 이러한 추정치를 0에서 1사이로 정규화하고, 0.5를 임계값으로 그 이상은 loop detection이 성립하는 positive pair로, 이하는 negative pair로 결정하였다.

3.4 Graph optimization

앞서 front-end 단계를 통해 구축된 각 node의 pose는 $x=[x_i, \dots, x_n]^T$ 와같은 벡터 형태로 정의할 수 있다. Pose 와를 연결하는 edge와 information matrix(공분산의 역행렬)을 각각 z_{ij} 와 Ω_{ij} 라 하고, 실제 두 pose의 위치변화(relative pose)와 edge간의 오차를 $e(x_i, x_j, z_{ij})$ 라 할 때 최적화(optimization) 문제는 다음의 수식 (4)과 (5)와 같이 정의할 수 있다.

$$f(x) = \sum_{(i,j) \in P} e(x_i, x_j, z_{ij})^T \Omega_{ij} e(x_i, x_j, z_{ij}) \quad (4)$$

$$x^* = \operatorname{argmin} f(x) \quad (5)$$

여기서 P 는 두 개의 pose로 구성된 pair의 집합을 나타낸다. 본 연구에서는 수식 (5)에 대한 수치해법으로 Gauss-Newton 방식을 이용하였다(Kümmerle et al, 2011). graph-based SLAM의 back-end 단계에서 최적화 문제는 overall

1) 본 연구에 사용된 2D feature는 area, average range, standard deviation of range, circularity, centroid, maximum range, distance, regularity, curvature, range kurtosis, relative range, range difference, group, mean angular difference, range histogram을 포함하며, 각 feature는 파라미터 구분에 따라 2~9 종류로 다시 분류된다. 각 feature에 대한 수학적 유도는 Granström et al. (2011)의 논문을 참조하기 바란다.

error를 최소화하는 벡터 x^* 를 구하는 데 있다. 앞선 벡터 x 를 초기값 \hat{x} 으로 수식 (4)에 대한 1차 Taylor 급수는 다음과 같이 표현한다.

$$f(\hat{x} + \Delta x) = \sum_{(i,j) \in P} e(\hat{x} + \Delta x)^T \Omega_{ij} e(\hat{x} + \Delta x) \quad (6)$$

$$\simeq \sum_{(i,j) \in P} (e_{ij} + J_{ij} \Delta x)^T \Omega_{ij} (e_{ij} + J_{ij} \Delta x) \quad (7)$$

$$= \sum_{(i,j) \in P} \underbrace{e_{ij}^T \Omega_{ij} e_{ij}}_{c_{ij}} + 2 \underbrace{e_{ij}^T \Omega_{ij} J_{ij}}_{b_{ij}} \Delta x + \Delta x^T \underbrace{J_{ij}^T \Omega_{ij} J_{ij}}_{H_{ij}} \Delta x \quad (8)$$

여기서 J_{ij} 는 Jacobian을, Δx 는 increment를 나타낸다. 수식 (8)을 $c = \sum c_{ij}$, $b = \sum b_{ij}$, $H = \sum H_{ij}$ 로 치환하면 다음의 수식 (9)과 같다.

$$f(\hat{x} + \Delta x) = c + 2b^T \Delta x + \Delta x^T H \Delta x \quad (9)$$

수식 (9)에 대한 1차 미분항은 다음의 수식 (10)로 나타낼 수 있다(Petersen and Pedersen 2008).

$$\frac{\partial f(\hat{x} + \Delta x)}{\partial \Delta x} = 2b + 2H \Delta x \quad (10)$$

마지막으로 최적해는 다음의 수식 (11)과 (12)로 계산할 수 있다.

$$\Delta x = -H^{-1}b \quad (11)$$

$$x^* = \hat{x} + \Delta x \quad (12)$$

최적화는 앞선 front-end 단계에서 loop closure가 성립될 때마다 수행되며, 전체 시스템의 경로를 재조정하게 된다. 본 연구에서는 임계값으로 최대 반복 횟수가 10회를 상회하거나, 반복 계산 시 Δx 의 변화가 0.001보다 작으면 최적화를 중단하였다.

4. 연구 결과

4.1 연구 장비

본 연구에서는 graph-based SLAM 알고리즘의 테스트를 위해 연세대학교에서 개발한 이동식 레이저 스캐닝 시스템을 이용하였다(Fig. 3). 해당 시스템은 다음의 그림과 같이 총 세 개의 2D 스캐너(Hokuyo UTM-30LX)를 탑재하고 있다. 이중 중앙의 한 개는 수평으로 설치되어 graph 구축을 위한 2차원 스캔 정보 취득에 사용되었고, 좌우 두 개는 수직으로 설치되어 시스템 진행의 연직 방향으로 주변 구조물에 대한 3차원 스캔 정보 취득에 사용되었다. 해당 시스템은 Jung et al.(2015a)이 제안한 방식으로 검교정을 수행하였다. 테스트는 연세대학교 과학관(Area1)과 공학관(Area2) 건물에 포함된 복도를 대상으로 진행하였다.

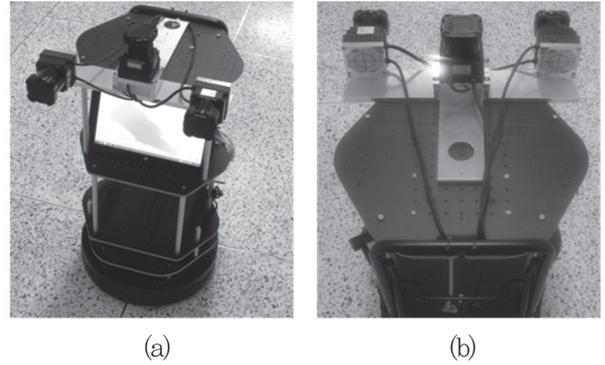


Fig. 2. Kinematic 3D laser scanning system: (a) front view; and (b) back view

4.2 CSM 파라미터 선정

CSM은 이동(translation) 및 회전(rotation) 변환에 대해 최대 검색범위 및 검색간격 선정을 필요로 한다. 검색범위가 넓을수록, 검색간격이 좁을수록 최적해를 찾을 확률이 높아 지지만, 반대로 검색시간이 증가하게 된다. 따라서 모바일 시스템의 움직임을 예측하여 검색시간을 최소화하면서도 전역 최적해를 찾을 수 있는 최대 검색범위 및 검색간격을 선정해야 한다. 본 연구에서는 Hokuyo 센서의 경우 두 연구대상지역에 대해 이동 및 회전 간격이 각각 0.005m 및 0.1° 이하에서는 검색시간만을 증가시킬 뿐 정확도 향상 효과는 미미해 짐을 확인하였고, 동일한 검색간격을 적용하였다. 반면, 최대 검색범위는 모바일 시스템을 운영하는 사용자 및 환경에 따라 node 간격이 상이할 수 있다. 본 연구에서는 odometry²⁾센서를 통해 전체 이동 경로를 사전에 추정하고, 이중 node 간의 최대 이동 및 회전변환 파라미터보다 조금 더 큰 값을 최대 검색범위로 선정하였다. 이렇게 선정된 최대 검색범위는 Area1이 0.4m 및 10°, Area2가 0.15m 및 8°이다.

4.3 Adaboost 파라미터 선정

본 연구에서 Adaboost 분류 성능을 결정하는 파라미터는 학습반복횟수(number of training rounds)와 학습표본크기(number of training sample pairs)로 구분할 수 있다. 최적 파라미터 선정을 위해 한 개의 파라미터를 고정하고, 남은 파라미터를 일정범위 내에서 변화시켜가며 다음의 수식 (13)와 수식 (14)과 같이 오분류율을 계산하였다.

$$MD = \frac{\text{number of positive data pairs classified as negative}}{\text{number of positive data pairs}} \quad (13)$$

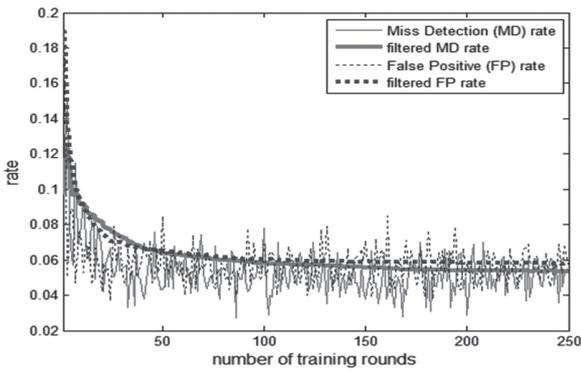
$$FP = \frac{\text{number of negative data pairs classified as positive}}{\text{number of negative data pairs}} \quad (14)$$

2) 모바일 시스템에 부착된 좌·우 두 바퀴의 회전수를 통해 시스템의 위치를 추정하는 방식으로 외부 센서 정보 없이 빠르게 위치추정이 가능하지만, 시간이 지날수록 오차가 누적되는 단점이 있다. 모바일 시스템의 초기 위치 추정에 주로 사용된다.

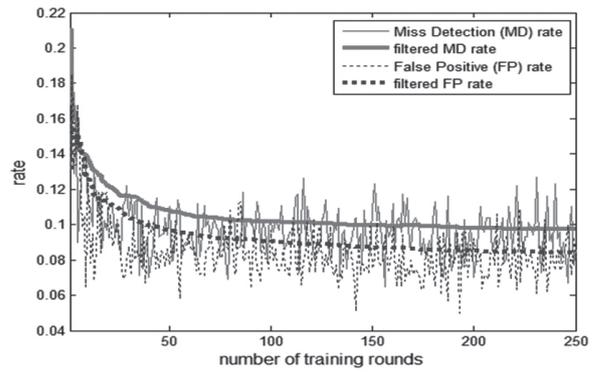
MD는 Miss Detection rate를 나타내며, loop detection된 pair의 오분류율을 나타낸다. FP는 False Positive rate로 전체 negative pair에서 positive로 잘못 분류된 오분류율을 나타낸다. 두 수치 모두 낮을수록 분류기의 성능이 높음을 나타낸다(Granström et al, 2011).

Adaboost는 매번 학습이 반복될 때마다 전체 약한 분류기로부터 최적의 분류기를 선발한다. 학습이 종료되면 각 학습마다 선택된 최적 분류기를 결합한 최종 판별함수를 생성하고, 테스트 과정에서는 입력된 pair의 유사성을 판단한다.

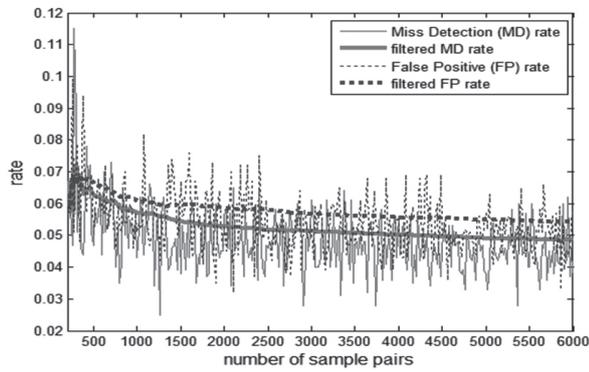
본 연구에서는 Area1과 Area2에서 취득한 스캔 데이터를 기반으로 학습반복횟수를 1에서 250으로 변화시켜가며 MD와 FP를 계산하였고, 그 결과를 각각 다음의 Fig. 4-(a)와 4-(b)와 같이 그래프로 도시하였다. 그림 상에서 굵은 실선과 점선은 각각 두 오분류율이 수렴하는 지점을 판단하기 위하여 average filter를 적용한 결과이다. 분석결과, 두 테스트 모두 반복횟수가 50까지는 오분류율이 급격히 줄어들다가 100이후부터는 수렴함을 확인하였다. 지나치게 큰 반복횟수는 정확도 향상에 큰 효과가 없는 반면, 학습에 많은 시간이



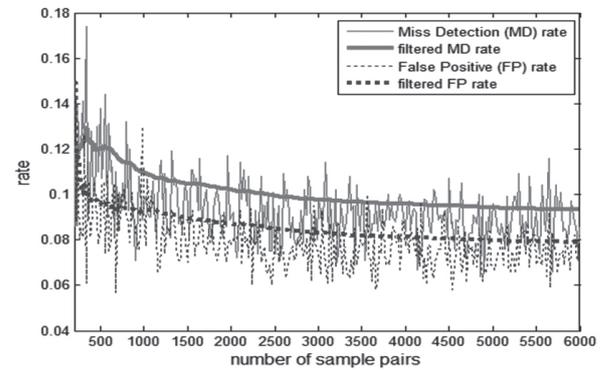
(a)



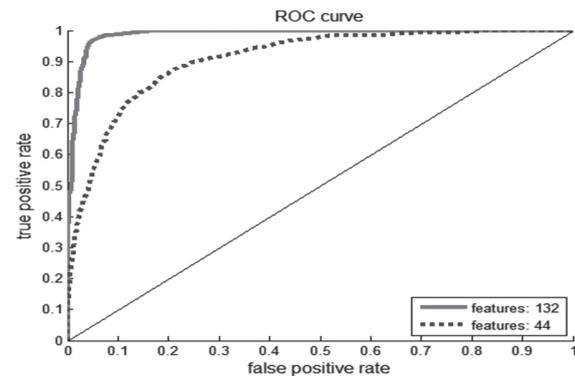
(b)



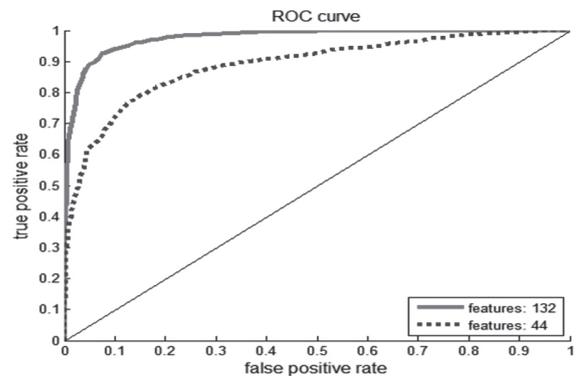
(c)



(d)



(e)



(f)

Fig. 4. Error rates of Adaboost with increasing the number of training rounds (a and b) and the number of training sample pairs (c and d). ROC curves of Adaboost (e and f). In the figure, (a), (c), (e) are the results of Area1 and (b), (d), (f) are the results of Area2.

소요되므로 본 연구에서는 두 대상지역 모두 학습반복횟수 100을 선택하였다. 한편, Area2가 Area1에 비해 높은 오분류율을 나타낸 것은 길고 복잡한 이동경로에 따른 것으로 판단된다.

다음의 Fig. 4-(c)와 4-(d)는 각각 두 연구대상지역에 대한 학습표본크기의 테스트 결과를 나타낸다. 학습표본크기는 지나치게 작을 경우 과다적합(over fitting)이 발생할 수 있으므로 본 연구에서는 학습에 사용된 pair의 개수를 200개부터 시작하여 6,000개까지 10개 간격으로 순차적으로 증가시켜가며 수렴 여부를 확인하였다. 분석결과, 두 대상지역 모두 초반에는 급격한 오분류율 감소를 나타내었으나, 표본의 크기가 3,000 이상부터는 변화폭이 크지 않음을 확인하였다. 앞선 학습반복횟수와 마찬가지로 지나치게 큰 표본크기는 정확도 향상에 큰 효과가 없는 반면, 학습에 많은 시간이 소요되므로 본 연구에서는 두 대상지역의 학습표본크기를 3,000으로 제한하였다. 이때, 학습자료 내 positive pair와 negative pair의 숫자는 각각 1,500개로 동일한 비율을 유지하였다.

한편, 본 연구에서 사용한 이동식 스캐닝 시스템은 위치추정을 위한 graph 구축을 위해 정면방향의 스캐너만을 이용하지만, Adaboost 분류에 사용되는 feature는 위치정보와 무관하므로 수직 스캔 정보로부터도 feature를 추출할 수 있다. 앞서 선택한 최적 파라미터를 기반으로, 이러한 추가 feature의 효용성을 판단하기 위해 feature 추가 전후의 Receiver Operating Characteristic (ROC) 곡선 변화를 비교하였다. ROC 곡선은 기계학습의 분류 정확도를 판단하는 대표적인 방법으로 false positive rate 대비 true positive rate의 변화를 나타낸다. 그래프가 좌상단에 편향되고 그래프 아래 면적 (Area Under the Curve: AUC)이 1에 가까울수록 좋은 성능을 가진 분류기로 평가된다(Hanley and McNeil 1982). Fig. 4-(e)와 4-(f)는 두 테스트 지역을 대상으로 각각 수평 스캐너로부터만 feature를 추출했을 경우(44개)와 모든 스캐너로부터 feature를 추출했을 경우(132개) Adaboost 분류기 성과를 비교한 것으로, 두 그림 모두 feature가 증가할수록 그래프가 좌상단으로 편향되는 뚜렷한 경향을 나타내고 있다. 이때 AUC는 Area1에서 0.908에서 0.987로, Area2에서 0.888에서 0.976으로 증가한 반면, FP는 Area1이 18.7%에서 5.1%로, Area2가 15.2%에서 7.3%로 각각 13.6%, 7.9% 만큼 감소한 것으로 계산되었다. 이러한 결과는 본 모바일 시스템과 같이 3차원 데이터 취득을 위해 스캐너를 직교 배치했을 경우 Adaboost 기계학습이 적합한 loop closure 방식임을 보여주고 있다.

4.4 지도 구축 결과

다음의 Figure 5는 두 연구 지역을 대상으로 graph-based SLAM을 통해 구축한 loop closure 전/후의 2차원 지도와

95% 오차타원 변화를 나타낸다. Fig. 5-(a)와 같이 Area1은 8각형 구조의 복도를 포함하고 있으며, 우측 복도 중앙에서 출발하여 반시계방향으로 움직인 뒤 도착점에서 출발점과 loop closure를 이루도록 시스템을 운영하였다. Area2는 Fig. 5-(b)와 같이 'L' 형태의 복도를 따라 아래쪽으로 두 개의 사무실을 포함하고 있으며, 다수의 loop closure를 이룰 수 있도록 사무실 내부를 제외한 모든 구간에서 이동 경로를 두 번씩 중복하였다. 한편, graph 상의 node 간격이 좁으면 loop closure가 연속해서 발생하는 경우가 있는데, 이는 오차누적 해소에 큰 도움이 되지 못할 뿐만 아니라 연산량을 증가시키므로, 본 연구에서는 시스템의 경로 상에서 0.5 m 혹은 5° 간격으로 back-end를 수행하도록 제한하였다. Fig. 5-(c)와 5-(d)는 loop closure 이후의 2차원 지도 구축 결과와 오차타원 변화를 나타내고 있다. Graph를 구성하는 node 숫자는 Area1이 1,445개, Area2가 2,634개이며, 전체 이동 길이는 Area1이 134,829m, Area2가 169,950m로 추정되었다. 그림에서 보는 바와 같이 두 대상지역 모두 지도상의 부정합이 개선되었음은 물론, loop closure에 따른 누적오차의 소거로 이동경로 전 구간에서 오차타원이 크게 감소했음을 확인할 수 있다. 다음의 Fig. 6-(a)와 6-(b)는 보정된 시스템의 이동경로를 기반으로 구축한 3차원 포인트 클라우드 결과를 나타낸다.

5. 결론

본 연구에서는 토목/건축 구조물의 실내 환경에 대한 정밀한 3차원 스캔자료 구축을 목적으로 graph-based SLAM을 이용한 방법론을 제안하였다. 이는 오차누적을 해소하기 위해 초기 위치를 재방문하여 전체 경로를 재조정하는 loop closure를 포함하고 있으며, 높은 정밀도를 요구하는 실내 공간의 스캔자료 취득에 최적화된 방법이라 할 수 있다. 두 실내 공간을 대상으로 한 테스트에서 제안한 graph-based SLAM을 통해 효과적으로 누적된 위치오차를 해소하고 3차원 스캔 자료를 구축할 수 있음을 확인하였다. 또한 Adaboost loop closure는 본 연구에서 사용한 모바일 시스템과 같이 멀티 스캐너를 직교 배치했을 경우 적합한 방식임을 ROC 커브 분석을 통해 입증하였다.

하지만 본 연구에서 개발한 시스템과 알고리즘은 2차원 위치추정에 제한된 단점이 있다. 향후 연구에서는 3차원 위치추정이 가능하도록 키벡트 혹은 회전식 스캐너를 이용한 stop-and-go 방식의 스캐닝 시스템을 개발하고, 이에 따른 3차원 스캔 매칭 알고리즘을 테스트할 예정이다. 또한 BIM 구축을 위해서는 구조물의 기하정보(geometric information) 외에 의미정보(semantic information)가 추가되어야 하므로, 스캔 정보로부터 구조물의 속성을 인식하고 관계를 구축하기

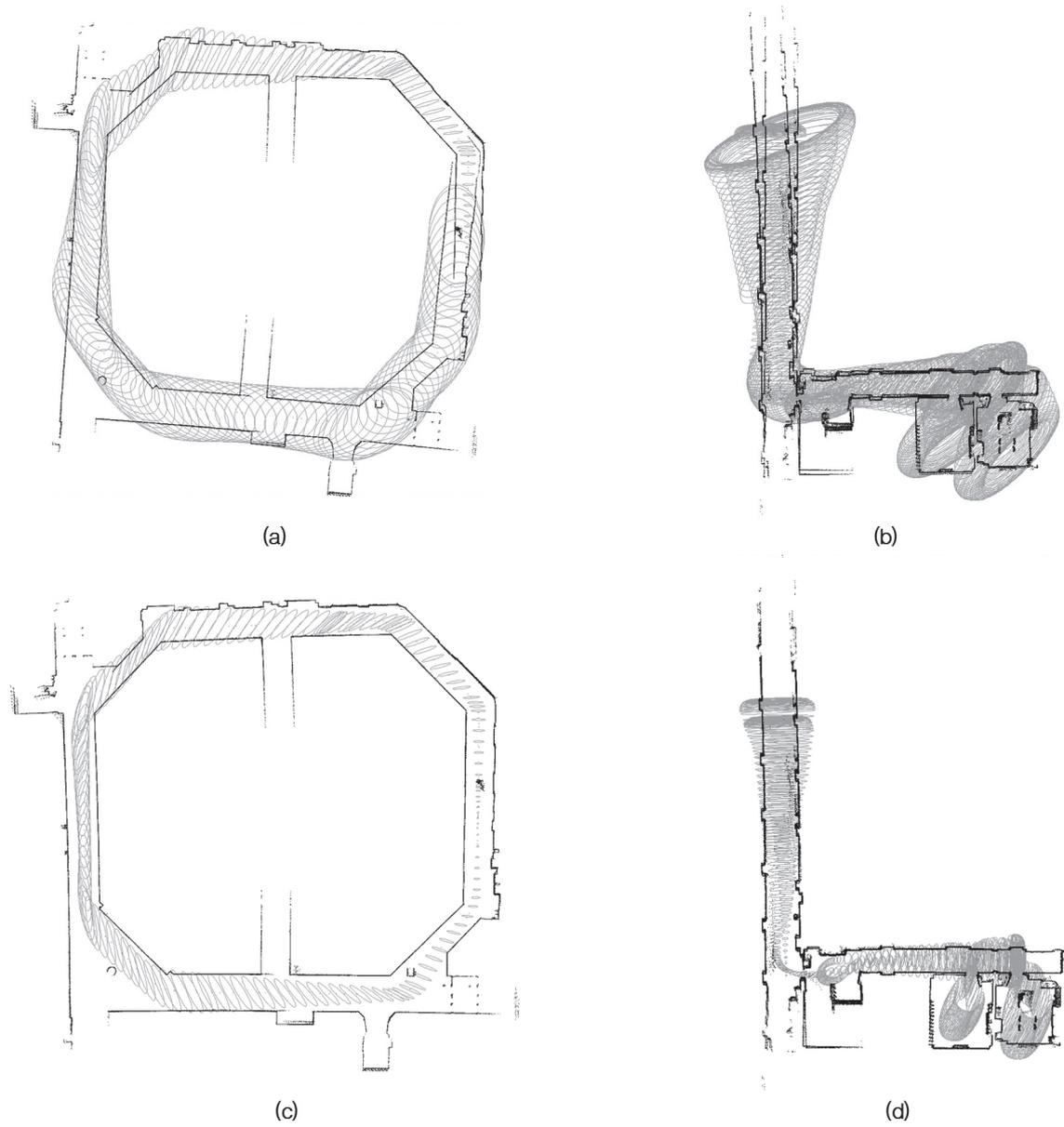


Fig. 5. 2D mapping results with 95% error ellipse: (a), (c) Area1 and (b), (d) Area2

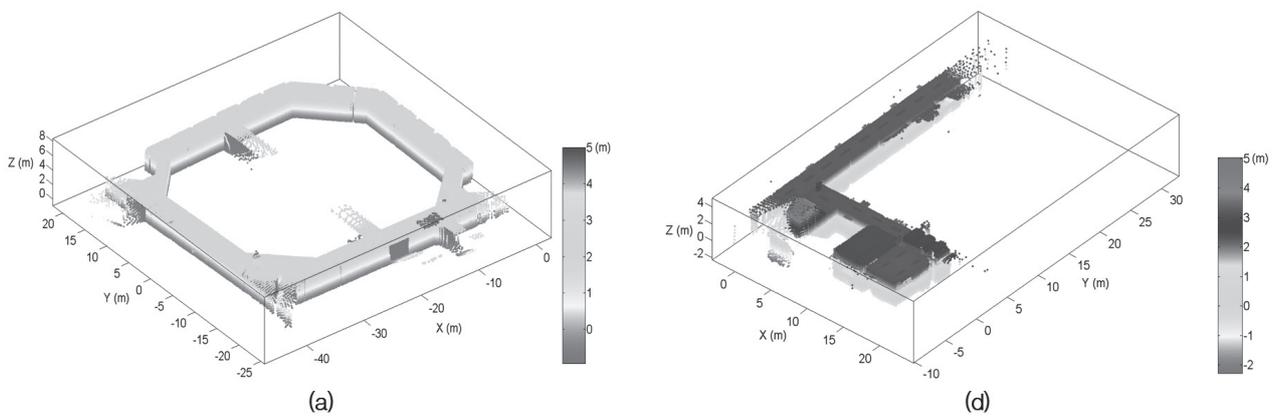


Fig. 6. 3D mapping results: (a) Area1 and (b) Area2

위한 semantic mapping 연구를 진행하고자 한다. 본 연구에서 제안한 SLAM 기법은 토목·건축 구조물을 대상으로 준공 BIM 구축을 위한 기초자료 제공과 더불어, 공항 및 지하철 역사와 같은 대규모 실내 공간의 지도화 작업 및 3차원 스캔 자료를 필요로 하는 다양한 분야에서 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

감사의 글

이 논문은 2015년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(2015R1A6A3A03019594).

References

- Andrade-Cetto, J., Vidal-Calleja, T., and Sanfeliu, A. (2005). "Unscented transformation of vehicle states in SLAM." *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Barcelona, Spain, pp. 323–328.
- Arras, K. O. (2003). "Feature-based robot navigation in known and unknown environments." *Doctoral thesis*, Swiss Federal Institute of Technology Lausanne, p. 206.
- Bosse, M., and Zlot, R. (2009). "Keypoint design and evaluation for place recognition in 2D lidar maps." *Robotics and Autonomous Systems*, 57(12), pp. 1211–1224.
- Digital times. (2015). "The BIM will affect more than 20% of civil structures in Korea by the year 2020." *news paper*, http://www.dt.co.kr/contents.html?article_no=2015012202109976753006.
- Durrant-Whyte, H., and Bailey, T. (2006). "Simultaneous localization and mapping: part I." *Robotics & Automation Magazine*, IEEE, 13(2), pp. 99–110.
- Eastman, C., Teicholz, P., Sacks, R., and Liston, K. (2011). "BIM handbook: A guide to building information modeling for owners, managers, architects, engineers, contractors, and fabricators." *Wiley, Hoboken, NJ*, p. 648.
- Granström, K., Schön, T. B., Nieto, J. I., and Ramos, F. T. (2011). "Learning to close loops from range data." *The international journal of robotics research*, 30(14), pp. 1728–1754.
- Grisetti, G., Kummerle, R., Stachniss, C., and Burgard, W. (2010). "A tutorial on graph-based SLAM." *Intelligent Transportation Systems Magazine*, IEEE, 2(4), pp. 31–43.
- Gutmann, J. S., and Konolige, K. (1999). "Incremental mapping of large cyclic environments. Paper presented at the Computational Intelligence in Robotics and Automation." *IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation (CIRA)*, California, USA, pp. 318–325.
- Hanley, J. A., and McNeil, B. J. (1982). "The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve." *Radiology*, 143(1), pp. 29–36.
- Jung, J., Hong, S., Jeong, S., Kim, S., Cho, H., Hong, S., and Heo, J. (2014). "Productive modeling for development of as-built BIM of existing indoor structures." *Automation in Construction*, 42, pp. 68–77.
- Jung, J., Kim, J., Yoon, S., Kim, S., Cho, H., Kim, C., and Heo, J. (2015a). "Bore-Sight Calibration of Multiple Laser Range Finders for Kinematic 3D Laser Scanning Systems." *Sensors*, 15(5), pp. 10292–10314.
- Jung, J., Yoon, S., Ju, S., and Heo, J. (2015b). "Development of Kinematic 3D Laser Scanning System for Indoor Mapping and As-Built BIM Using Constrained SLAM." *Sensors*, 15(10), pp. 26430–26456.
- Jung, J., Hong, S., Yoon, S., Kim, J., and Heo, J. (2015c). "Automated 3D Wireframe Modeling of Indoor Structures from Point Clouds Using Constrained Least-Squares Adjustment for As-Built BIM." *Journal of Computing in Civil Engineering*, 10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0000556, 04015074.
- Jung, Y., Kim, Y., Kim, M., and Ju, T. (2013). "Concept and Structure of Parametric Object Breakdown Structure (OBS) for Practical BIM." *Korean Journal of Construction Engineering and Management*, KICEM, 14(3), pp. 88–96.
- Kang, D., Zhang, G., and Suh, I. (2011). "Experimental Verification of a Vanishing Point-based Loop Closure Method in a Line-based SLAM under Various Environment." *Information and control*

- symposium*, Seoul, Korea, pp. 119–120.
- Kang, L., Moon, H., Kim, H., and Kwak, J. (2013). “Usability Improvement of BIM for Construction Projects Using Active BIM Functions.” *Korean Journal of Construction Engineering and Management*, KICEM, 14(5), pp. 74–83.
- Kim, R., Choi, H., and Kim, E. (2011). “GraphSLAM improved by removing measurement outliers.” *Korean Institute of Intelligent Systems*, 21(4), pp. 493–498.
- Kümmerle, R., Grisetti, G., Strasdat, H., Konolige, K., and Burgard, W. (2011). “g2o: a general framework for graph optimization.” *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Shanghai, China, pp. 3607–3613.
- Martinez-Cantin, R., and Castellanos, J. A. (2005). “Unscented SLAM for large-scale outdoor environments.” *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Alberta, Canada, pp. 3427–3432.
- Neuhaus, F. (2011). “A Full 2D/3D GraphSLAM System for Globally Consistent Mapping based on Manifolds.” *Doctoral thesis*, Universität at Koblenz-Landau, p. 85.
- Ochmann, S., Vock, R., Wessel, R., and Klein, R. (2016). “Automatic reconstruction of parametric building models from indoor point clouds.” *Computers & Graphics*, 54, pp. 94–103.
- Olson, E. B. (2009). “Real-time correlative scan matching.” *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Kobe, Japan, pp. 4387–4393.
- Park, H., and Lee, K. (2011). “Pattern Recognition.” *Ehanmedia*, p. 423.
- Petersen, K. B., and Pedersen, M. S. (2008). “The matrix cookbook.” *Technical University of Denmark*, p. 15.
- Ryu, K. (2012). “Autonomous Robotic Strategies for Urban Search and Rescue.” *Doctoral thesis*, Virginia Polytechnic Institute and State University, p. 109.
- Shojaie, K., and Shahri, A. M. (2008). “Iterated unscented SLAM algorithm for navigation of an autonomous mobile robot.” *International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Nice, France, pp. 1582–1587.
- Song, J., and Hwang, S. (2014). “Past and state-of-the-art SLAM technologies.” *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, 20(3), pp. 372–379.
- Tang, J., Chen, Y., Jaakkola, A., Liu, J., Hyyppä, J., and Hyyppä, H. (2014). “NAVIS—An UGV Indoor Positioning System Using Laser Scan Matching for Large-Area Real-Time Applications.” *Sensors*, 14(7), pp. 11805–11824.
- Thomson, C., Apostolopoulos, G., Backes, D., and Boehm, J. (2013). “Mobile laser scanning for indoor modelling.” *ISPRS Workshop Laser Scanning*, Antalya, Turkey, pp. 289–293.
- Thrun, S., and Montemerlo, M. (2006). “The graph SLAM algorithm with applications to large-scale mapping of urban structures.” *The International Journal of Robotics Research*, 25(5–6), pp. 403–429.
- Turner, E. L. (2015). “3D Modeling of Interior Building Environments and Objects from Noisy Sensor Suites.” *Doctoral thesis*, UC Berkeley.
- Wang, H., Fu, G., Li, J., Yan, Z., and Bian, X. (2013). “An adaptive UKF based SLAM method for unmanned underwater vehicle.” *Mathematical Problems in Engineering*, 2013, p. 12.
- Wong, K.D., and Fan, Q. (2013). “Building information modelling (BIM) for sustainable building design.” *Facilities*, 31(3/4), pp. 138–157.
- Yin, J., Carlone, L., Rosa, S., Anjum, M. L., and Bona, B. (2014). “Scan Matching for Graph SLAM in Indoor Dynamic Scenarios.” *Conference on the 27th International Florida Artificial Intelligence Research Society*, Florida, USA, pp. 418–423.

요약 : 현재 국내 대부분의 토목 · 건축 구조물이 BIM 정보가 부재한 상황에서 준공 BIM(as-built BIM)의 수요가 점차 증가하고 있다. 준공 BIM 구축을 위한 공간자료 취득에는 고밀도의 포인트 클라우드를 생성할 수 있는 레이저 스캐너가 주로 활용되고 있다. 하지만 기존의 고정식 스캔 시스템은 이동이 번거롭고, 정밀한 위치 선정이 필요 하며, 스캔 자료 정합을 위해 별도의 표지를 설치하거나 공액점을 추출하는 과정이 필요하다. 본 연구에서는 수작업을 최소화하기 위해 기존의 고정식 스캔 시스템을 대체할 수 있는 이동식 스캔 시스템을 제안하고자 하며, 기반 기술로 graph-based SLAM을 적용하였다. 테스트 장비는 총 세 개의 2차원 스캐너를 탑재하고 있으며, 중앙의 한 개는 수평으로 설치되어 graph 구축을 통한 이동경로취득에 사용되었고, 좌우 두 개는 수직으로 설치되어 시스템 진행의 연직 방향으로 주변 구조물에 대한 3차원 스캔 정보 취득에 사용되었다. 개발된 graph-based SLAM은 이동경로 상에 누적된 위치오차를 해소하기 위한 loop closure 처리 방법으로 Adaboost 기계학습을 적용하였다. 이는 특히 본 연구에서 사용한 장비와 같이 기계학습을 위한 다수의 feature 정보를 제공할 수 있는 멀티 스캐너 시스템에 적합한 방식이며, 두 실내공간을 대상으로 한 테스트에서 단일 스캐너 대비 false positive rate를 각각 7.9% 및 13.6%까지 줄일 수 있었다. 최종적으로 연구대상지역의 2차원 및 3차원 지도 구축을 통해 개발된 graph-based SLAM의 효용성을 확인하였다.

키워드 : 준공 BIM, 모바일 매핑, Adaboost, graph-based SLAM
