

스캔 매칭 기반 실내 2차원 PCD de-skewing 알고리즘

강남우¹ · 사세원² · 류민우³ · 오상민⁴ · 이찬우⁵ · 조훈희^{6*} · 박인성⁷

¹고려대학교 건축사회환경공학과 석사과정 · ²고려대학교 건축사회환경공학과 석사과정 · ³한미글로벌 사원 · ⁴고려대학교 건축사회환경공학과 박사과정
· ⁵고려대학교 건축사회환경공학과 박사과정 · ⁶고려대학교 건축사회환경공학과 교수 · ⁷고려대학교 건축사회환경공학과 박사과정

Scan Matching based De-skewing Algorithm for 2D Indoor PCD captured from Mobile Laser Scanning

Kang, Nam-woo¹, Sa, Se-Won², Ryu, Min Woo³, Oh, Sangmin⁴, Lee, Chanwoo⁵, Cho, Hunhee^{6*}, Park, Insung⁷

¹Graduate Student, School of Civil, Environmental and Architectural Engineering, Korea University

²Graduate Student, School of Civil, Environmental and Architectural Engineering, Korea University

³Engineer, HanmiGlobal

⁴Ph.D. Candidate, School of Civil, Environmental and Architectural Engineering, Korea University

⁵Ph.D. Candidate, School of Civil, Environmental and Architectural Engineering, Korea University

⁶Professor, School of Civil, Environmental and Architectural Engineering, Korea University

⁷Ph.D. Candidate, School of Civil, Environmental and Architectural Engineering, Korea University

Abstract : MLS (Mobile Laser Scanning) which is a scanning method done by moving the LiDAR (Light Detection and Ranging) is widely employed to capture indoor PCD (Point Cloud Data) for floor plan generation in the AEC (Architecture, Engineering, and Construction) industry. The movement and rotation of LiDAR in the scanning phase cause deformation (i.e. skew) of PCD and impose a significant impact on quality of output. Thus, a de-skewing method is required to increase the accuracy of geometric representation. De-skewing methods which use position and pose information of LiDAR collected by IMU (Inertial Measurement Unit) have been mainly developed to refine the PCD. However, the existing methods have limitations on de-skewing PCD without IMU. In this study, a novel algorithm for de-skewing 2D PCD captured from MLS without IMU is presented. The algorithm de-skews PCD using scan matching between points captured from adjacent scan positions. Based on the comparison of the deskewed floor plan with the benchmark derived from TLS (Terrestrial Laser Scanning), the performance of proposed algorithm is verified by reducing the average mismatched area 49.82%. The result of this study shows that the accurate floor plan is generated by the de-skewing algorithm without IMU.

Keywords : Floor plan, Mobile Laser Scanning, Light Detection and Ranging, Point Cloud Data, De-skewing

1. 서론

1.1 연구의 배경 및 목적

국토교통부가 집계한 2019년도 전국 건축물 현황통계에 따르면 노후 건축물로 집계되는 사용 승인 후 30년 이상 된 건축물의 동수가 전년 대비 2.7% 증가한 37.8%로 나타났다(Ministry of Land, Infrastructure and Transport, 2020). 노후화된 건축물의 수가 증가함에 따라 건축물의 효

율적인 유지관리 방안이 주목받고 있으며, 특히 도면이 없는 경우가 대다수인 노후 건축물의 도면 획득을 위해 실내 2차원 형상정보를 빠르고 정확하게 습득할 수 있는 LiDAR (Light Detection and Ranging)를 이용한 스캐닝 방식이 주목받고 있다(Wang, C. et al., 2018; Ding, Z. et al., 2019; Gankhuyag, U., & Han, J. H., 2020). 그중 UGV (Unmanned Ground Vehicle)나 카트 등 이동체에 LiDAR 스캐너를 탑재하거나, 사람이 손 또는 백팩에 LiDAR를 부착하여 이동하는 MLS (Mobile Laser Scanning) 방식이 실내 스캐닝 시 활용되고 있다(Di Filippo, A. et al., 2018; Wen, C. et al., 2016; Asadi, K. & Han, K., 2020).

MLS를 통해 습득한 PCD (Point Cloud Data)는 이동식 스캔 방식으로 인해 객체 형상이 왜곡되는 skew가 발생한다(AI-Nuaimi, A. et al., 2016). 이러한 skew 된 포인트는 PCD

* **Corresponding author:** Cho, Hunhee, School of Civil, Environmental and Architectural Engineering, Korea University, Seoul 136-713, Korea

E-mail: hhcho@korea.ac.kr

Received February 6, 2021; **revised** April 12, 2021

accepted April 26, 2021

처리 과정에서 오차를 발생시킴에 따라 데이터 정확도가 저하되며, 이러한 PCD를 통해 생성된 도면은 실제 준공도면 (As-built)과 상이하여 건축물 유지관리에 활용하기 어렵다. 따라서 skew를 보정할 수 있는 de-skewing이 필요하다(He, L. et al., 2020; Al-Nuaimi, A. et al., 2016).

기존의 de-skewing과 관련된 연구들은 속도 및 가속도 데이터를 습득할 수 있는 관성측정장치를 활용하여 스캐너의 위치를 역산하였고 이를 기반으로 포인트마다 이동 및 회전 변환하여 de-skewing을 실시하였다. 하지만 오차가 누적되는 관성측정장치의 특성상 이러한 de-skewing을 진행하기 위해 추가적인 데이터 보정 과정이나 오차가 적은 고가의 관성측정장치 장치가 필요한 한계점이 있다. 이에 관성측정장치를 사용하지 않은 de-skewing 기법에 관한 연구가 필요하다(Ye, H. et al., 2019; Holmqvist, N., 2018; He, L. et al., 2020, Al-Nuaimi, A. et al., 2016). 특히 MLS의 급격한 움직임 및 회전으로 인해 관성 측정 장치의 정확도가 감소하는 실내 PCD를 대상으로 관성 측정 장치를 사용하지 않은 de-skewing 기법에 관한 연구가 부족하다(Lu, C. et al., 2019).

이에 본 연구에서는 MLS를 통해 습득한 실내 2차원 PCD를 대상으로 skew를 보정하기 위해 연속된 PCD 간의 유사성을 활용한 de-skewing 알고리즘을 제안하고자 한다.

1.2 연구의 범위 및 방법

본 연구는 MLS를 통해 획득한 실내 PCD를 대상으로 de-skewing을 수행하기 위해 다음과 같이 진행하였다. 첫째, skew의 정의와 발생 원인을 설명하고 de-skewing 관련 연구를 고찰하여 본 연구의 차별성을 제시하였다. 둘째, 본 연구에서 제안하는 연속된 포인트 간의 정합을 통한 de-skewing 알고리즘을 제안하였다. 셋째, 본 알고리즘의 de-skewing 성능을 검증하기 위해 실내 복도를 대상으로 사례 연구를 실시하였다. 다양한 조건에서 습득한 PCD를 대상으

로 알고리즘을 적용한 뒤 이를 정지한 상태에서 습득한 기준 PCD와의 비교 분석하여 본 알고리즘을 검증하였다. 마지막으로, 결론에서 본 연구의 타당성을 고찰하며 향후 연구를 제안하였다.

2. 관련 연구 고찰

2.1 MLS의 skew 발생

LiDAR를 한 지점에 고정하여 스캐닝을 진행한 뒤 해당 지점의 스캔 데이터 습득이 완료되면 스캐닝 종료 후 다른 지점으로 이동하는 TLS (Terrestrial Laser Scanning)과 달리, MLS는 스캐닝을 진행하는 중에 LiDAR 자체가 이동하여 스캔 지점이 연속적으로 변화하는 스캔 방식이다. MLS는 주로 이동식 플랫폼에 장착되어 스캐닝 대상 또는 구역을 한 번에 연속적으로 스캔할 수 있다는 장점을 가진다(Lau et al., 2018). MLS는 숲, 도로, 터널 등 실외 경관을 스캔하는 데에 유리하기 때문에 다수의 건물을 포함한 도시의 모델링 데이터 수집에도 활용되고 있으며, 건축물의 유지관리에 필요한 건물의 모델을 생성하는 데에 기존 주로 쓰이던 TLS 대신 MLS를 적용하는 것과 관련된 연구가 진행되고 있다(Lau et al., 2018; Che et al., 2019). 최근 MLS 장비의 경량화 및 휴대성 향상으로 인해 로봇이나 타 이동체를 사용하지 않고 사람이 직접 장비를 착용한 상태로 스캔을 진행할 수 있어 다수의 층으로 이루어졌거나 계단을 포함하는 등 복잡한 건축물 실내의 PCD를 습득할 수 있게 되었다(Elseicy et al., 2018).

LiDAR는 스캐너 내에서 방사되는 레이저 빔을 스캐너의 z축 기준으로 회전시켜 대상의 포인트 클라우드를 습득하며, 한 지점에 스캐너가 고정된 상태로 건축물 벽을 스캔할 시 레이저 빔의 회전 방향에 따라 벽의 각 부분에 해당하는 포인트들이 차례대로 도출된다. MLS 등의 장비를 통해 스캔을 진행할 경우, 레이저 빔이 1회전 하며 포인트를

Table 1. Related studies of MLS

Title	Researcher	Method
An Autonomous Ultra-Wide Band-based Attitude and Position Determination Technique for Indoor Mobile Laser Scanning	Lau, L., Quan, Y., Wan, J., Zhou, N., Wen, C., Qian, N., & Jing, F. (2018)	The study proposed the use of UWB (Ultra-Wide Band) during building model generation to track the LiDAR's position
Object Recognition, Segmentation, and Classification of Mobile Laser Scanning Point Clouds: A State of the Art Review	Che, E., Jung, J., & Olsen, M. J. (2019)	The study reviewed the latest MLS (Mobile Laser Scanning) data processing method and analyzed the limitation of present point cloud data processing technologies
Space subdivision of indoor mobile laser scanning data based on the scanner trajectory	Elseicy, A., Nikoohemat, S., Peter, M., & Elberink, S. O. (2018)	The study proposed the space subdivision method of PCD (Point Cloud Data) using trajectory of indoor MLS
Towards Online Mobile Mapping Using Inhomogeneous LiDAR Data	Vlaminck, M., Luong, H. Q., Goeman, W., Veelaert, P., & Philips, W. (2016)	The study proposed noble mobile mapping method to collect reconstructed 3D data of large scale environment based on continuous PCD registration
Analyzing LiDAR Scan Skewing and its Impact on Scan Matching	Al-Nuaimi, A., Lopes, W., Zeller, P., Garcea, A., Lopes, C., & Steinbach, E. (2016)	The study analyzes and quantifies the impact of MLS skewing on scan matching

습득하는 동안 장비가 이동 혹은 회전하는 정도가 습득하는 포인트 위치에 반영되어 본래 벽의 위치와 다른 곳에 포인트가 존재한다고 인식하게 되며 PCD에 이로 인한 왜곡인 skew가 발생한다(Al-Nuaimi et al., 2016; He et al., 2020). 레이저 빔이 1회전 하는 동안 LiDAR 스캐너가 벽에 다가갈수록 포인트는 고정된 상태로 습득한 포인트에 비해 점점 원점(LiDAR 스캐너의 위치)과 가까운 곳에 존재하게 되고 LiDAR 스캐너가 벽과 멀어질수록 원점과 먼 곳에 존재하게 된다. 또한, 레이저 빔이 1회전 하는 동안 레이저 빔의 회전 방향과 같은 방향으로 스캐너가 회전한다면 고정된 상태에서 습득한 포인트에 비해 연속된 스캐닝 스텝 사이의 간격이 멀어지게 되고 반대 방향으로 장비가 회전한다면 스캐닝 스텝 간 간격이 가까워지게 된다. Skew는 LiDAR 스캐너의 움직임에 따라 축적되어, 첫 번째 스캐닝 스텝과 마지막 스캐닝 스텝 사이를 가장 크게 왜곡하며, 이는 이후 포인트 정합, 포인트 정렬, 객체 인식과 같은 데이터 처리 과정에 어려움을 발생시킨다(Vlaminck et al., 2016).

2.2 De-skewing

기존 de-skewing 관련 연구들은 <Table 2>와 같으며 관성 측정 장치 데이터를 통해 스캐너의 위치를 역산하여 de-skewing을 진행하거나, 스캐너의 회전각도 및 이동 거리를 파악하고 이에 따라 모든 포인트를 변환하여 de-skewing을 수행한 연구가 대부분이다. He, L. et al. (2020)은 PCD와 관성 측정 장치 데이터를 역산하여 구한 각 스캔 지점의 위치와 n+1개의 값을 지나는 n차 다항식을 구하는 라그랑주 보간법(Lagrangian interpolation)을 통해 스캐너의 경로를 구한 뒤 이를 바탕으로 포인트를 회전 및 이동 변환하여 de-skewing을 수행하였다(Berrut, J.P., & Trefethen, L.N. 2004). 각 포인트의 스캔 지점은 포인트 클라우드 지도(point cloud map)와 비선형 최적화 함수 툴인 ceres solver를 활용해 최적으로 보간하여 관성 측정 장치 오차를 감소

시켰다. Haoyang Ye et al. (2019)는 스캐너가 선형의 경로로 움직인다는 가정하에 관성 측정 장치를 사용하여 LiDAR 스캐너의 움직임을 예측한 뒤, LiDAR 스캐너 내의 레이저 빔이 한번 회전하는 동안의 포인트를 선형 보간하여 de-skewing을 실시하였다. Niclas Holmqvist (2018)는 관성 측정 장치를 부착한 손에 쥐는 형태의 LiDAR를 활용하여 실외 PCD를 획득한 뒤 관성 측정 장치상의 단위시간 별 스캐너의 움직임 및 회전 각도를 측정하고 해당 이동 거리 및 각도 만큼 각 포인트를 변환하여 de-skewing을 진행하였다. Ryo Kuramachi et al. (2015)는 3축 자이로 센서로부터 회전 및 이동에 대한 데이터를 습득한 뒤 각 포인트를 자이로 센서로 파악한 회전 각도만큼 회전 변환하여 de-skewing 하였다.

LiDAR 외 추가적인 센서를 활용하지 않고 de-skewing 기법을 제안한 연구도 존재하나 수가 적으며, 실내 PCD를 대상으로 적용하기에 어려움이 있다. Chansoo Kim et al. (2017)은 차량에 탑재한 스캐너를 대상으로 터널과 같이 일시적인 GPS 수신 불가지역에서 정확한 지도작성(mapping)을 하기 위해 de-skewing을 진행하였다. 해당 연구에서는 GPS를 통해 습득한 수신 불가지역 진입 직전과 직후의 위치를 기반으로 경로의 단순한 움직임을 가정하여 보간법을 통해 GPS 수신 불가지역 내의 시간에 따른 스캐너 위치를 도출하였다. 그 후 도출된 위치를 통해 스캐너 회전각도 및 이동 변위를 계산하며, 이에 따라 각 포인트를 회전 및 이동 변환하여 de-skewing을 수행하였다. 하지만 실내의 경우 장시간 동안 GPS 수신이 불가하며, 복잡한 경로로 움직이면서 스캔하기 때문에 해당 방법을 활용하기에는 어려움이 있다. Frank Moosemann & Christoph Stiller (2011)는 구축한 포인트 클라우드 지도와 스캔한 포인트들을 스캔 매칭 한 뒤 선형보간법을 사용해 스캐너의 위치를 파악하고 이를 기반으로 각 포인트들을 직선에 따라 움직인다고 가정하고 선형 변환하여 de-skewing을 실시하였다. 하지만 해당 방법은

Table 2. Related studies of de-skewing

Title	Researcher	Method
De-Skewing LiDAR Scan for Refinement of Local Mapping	Lei He, Zhe Jin and Zhenhai Gao (2020)	This study calculated the scanner motion by integrating the high-frequency IMU sensor with LiDAR to de-skew the PCD caused by the sensor error
Tightly coupled 3D Lidar Inertial Odometry and Mapping	Haoyang Ye, Yuying Chen and Ming Liu (2019)	Through correcting all point using linear interpolation based on the IMU data, this study estimated the LiDAR motion
HANDHELD LIDAR ODOMETRY ESTIMATION AND MAPPING SYSTEM	Niclas Holmqvist (2018)	This study de-skewed the PCD by applying the transformation matrix derived from the IMU data
Optimal Smoothing Based Mapping Process of Road Surface Marking in Urban Canyon Environment	Chansoo Kim, Kichun Jo, Sungjin Cho, MyoungHo Sunwoo (2017)	The LiDAR's path was estimated by applying the algorithm of this study, which corrected the PCD skewed by the movement of LiDAR
G-ICP SLAM: An Odometry-Free 3D Mapping System with Robust 6DoF Pose Estimation	Ryo Kuramachi, Akihito Ohsato, Yoko Sasaki, Hiroshi Mizoguchi (2015)	This study de-skewed the PCD by transforming points with the rotation and movement data captured from 3 axis gyro sensor
Velodyne SLAM	Frank Moosmann and Christoph Stiller (2011)	The study scans matched between map and scanned PCD to estimate pose of scanner than linear transform the each point to de-skew the outdoor PCD

차량에 부착된 LiDAR로 습득한 실외 PCD를 대상으로 연구를 진행하였으며, 스캐너의 회전 각도가 증가할수록 오차가 증가하는 한계점이 있음을 Ryo Kurumachi et al. (2015)가 증명하였다.

기존의 연구는 주로 관성측정장치를 활용한 de-skewing 방안에 한정되어 있다. 이러한 방법은 오차가 적은 고가의 관성측정장치를 요구하기 때문에 경제성이 저하되며, 관성측정장치와 LiDAR로부터 개별적으로 생성되는 이기종 데이터 간 정확한 교정이 필요하다는 한계점이 있다. 이에 관성측정장치를 사용하지 않는 de-skewing 기법에 관한 연구가 필요하나, 현재 실내환경을 대상으로 관성측정장치를 사용하지 않은 de-skewing에 관한 연구가 부족한 실정이다. 따라서 본 연구는 실내 PCD를 대상으로 연속된 PCD 간의 유사성을 고려한 de-skewing 알고리즘을 제안하여 관성측정장치를 사용하지 않는 환경에서 정확한 PCD를 획득하고자 하였다.

3. De-skewing 알고리즘

3.1 알고리즘 개요

본 연구에서는 LiDAR 스캐너 내 레이저가 한 바퀴 회전하여 습득한 PCD를 스캔 지점 데이터(Scanning Position Data)라 한다. 또한, 레이저 빔은 회전 시 일정한 주기로 방사되어 각 부분의 포인트들을 습득하는데 이때 1회 방사로 습득되는 포인트 그룹을 스캐닝 스텝(Scanning Step)으로 정의하며, 레이저 빔의 방사 주기가 짧을수록 스캔 지점 내 스캐닝 스텝의 수가 많아져 방사 주기가 긴 경우에 비해 스캔 대상을 세밀하게 측정할 수 있다.

레이저 빔이 회전하면서 스캐닝을 진행한다는 LiDAR의 특성상, 스캔 지점 데이터의 첫 번째 스캐닝 스텝은 직전 스캔 지점 데이터의 마지막 스캐닝 스텝과 연결되고, 스캔 지점 데이터의 마지막 스캐닝 스텝은 직후 스캔 지점 데이터의 첫 번째 스캐닝 스텝과 연결된다. 이러한 연속된 스캔 지점 간 유사성을 활용해 본 연구의 알고리즘에서는 연속된 스캔 지점 간 스캔 매칭(Scan Matching)을 통해 de-skewing을 진행하였다. 해당 스캔 매칭 기반의 알고리즘은 PCD 만을 활용하기 때문에 고가의 관성측정장치를 사용하지 못하거나 관성측정장치 누적오차를 보정하기 어려운 상황에서도 관성측정장치를 사용하지 않고 de-skewing이 가능하였다.

스캔 매칭은 사전에 설정된 포인트 고려 비율(O)를 기반으로 두 포인트 클라우드 데이터의 포인트 간 거리의 합(S)이 일정 값(D) 이하가 될 때까지 하나의 데이터를 회전시켜 두 데이터가 공유하고 있는 하나의 형상을 도출할 수 있는

기술이다(Li et al., 2016). S를 구하는 방법은 식(1)로 표현될 수 있다(Lu, F. et al., 1997).

$$S = \sum_{i=1}^n \sqrt{(x_{1,i} - x_{2,i})^2 + y} \quad (1)$$

n : 스캔 지점 데이터 내 포인트 수
 $x_{a,b}$: a번째 스캔 지점 데이터의 b번째 포인트

(Fig. 1)은 본 연구에서 제안한 알고리즘의 순서로, 크게 3개의 단계로 나눌 수 있다. 1단계에서는 연속된 스캔 지점 데이터를 결합 및 스캔 매칭하여 스캐닝 스텝의 시작 부분에서 발생한 skew를 최소화한 벤치마크 데이터(PCD_{benchmark})를 생성한다. 2단계에서는 PCD_{benchmark} 생성 과정에서 발생한 오차의 보정을 위해 해당 스캔 지점 데이터와의 스캔 매칭을 진행한다. 3단계에서는 1단계, 2단계에서 도출한 PCD_{benchmark}와 해당 스캔 지점 데이터를 결합하여 de-skewed된 PCD를 도출한다.

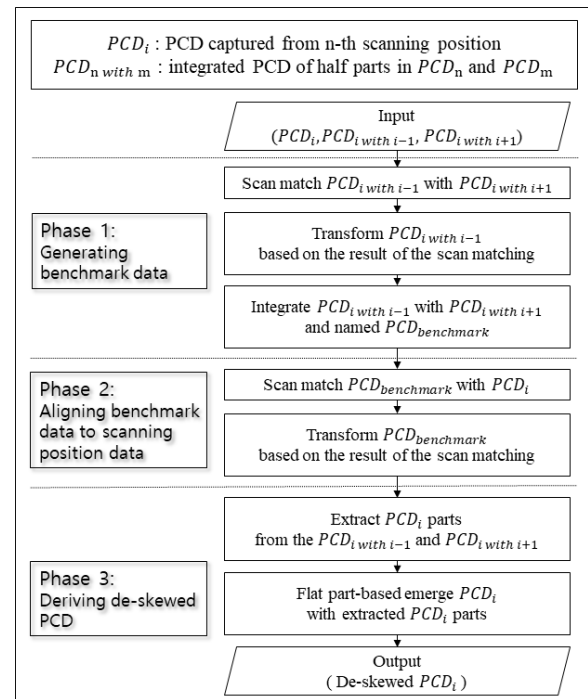


Fig. 1. Flowchart of Proposed Algorithm

3.2 De-skewing Algorithm

3.2.1 벤치마크 데이터 생성(1단계)

1단계는 연속된 스캔 지점 데이터 간 유사성을 기반으로 결합하여 비교 기준으로 사용할 PCD_{benchmark}를 생성하는 단계로, 세 개의 세부 과정으로 이루어진다. 첫 번째 세부 과정은 skew가 발생한 PCD_i와 직전 스캔 지점 데이터인 PCD_{i-1}, PCD_i와 직후 스캔 지점 데이터인 PCD_{i+1}을 각각 결합한 후 스캔 매칭을 진행하는 과정이다.

〈Fig. 2〉는 PCD_i와 PCD_{i-1}를 결합하기 위해 PCD_i의 시작 스캐닝 스텝부터 중간 스캐닝 스텝까지의 포인트(star-shaped points in 〈Fig. 2〉), PCD_{i-1}의 중간 스캐닝 스텝부터 끝 스캐닝 스텝까지의 포인트(triangle-shaped points in 〈Fig. 2〉)를 각각 분류한 후 결합한 결과(PCD_{i with i-1})를 보여주는 그림이다. 이러한 연속된 스캔 지점 데이터의 연결을 통해 해당 스캔 지점 데이터의 시작 부분의 skew가 제거되어 시작과 끝 스캐닝 스텝 포인트가 매끄럽게 연결된 데이터가 생성된다(〈Fig. 2〉-A).

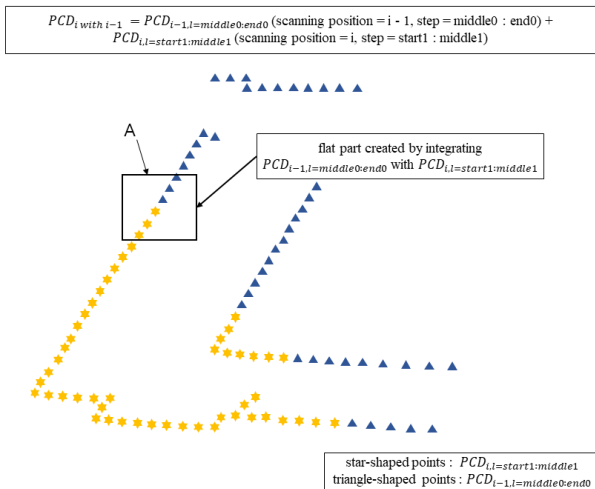


Fig. 2. Integration of PCD_i and PCD_{i-1}

〈Fig. 3〉은 앞의 과정과 마찬가지로 PCD_i와 PCD_{i+1}을 결합하기 위해 PCD_i의 중간 스캐닝 스텝부터 끝 스캐닝 스텝까지의 포인트(star-shaped points in 〈Fig. 3〉), PCD_{i+1}의 시작 스캐닝 스텝부터 중간 스캐닝 스텝까지의 포인트(circle-shaped points in 〈Fig. 3〉)를 각각 분류 후 결합한 것(PCD_{i with i+1})을 나타내고 있다. 이러한 연속된 스캔 지점 데이터의 연결을 통해 해당 스캔 지점 데이터의 끝 부분의 skew가 제거되어 시작과 끝 스캐닝 스텝 포인트가 매끄럽게 연결된 데이터가 생성된다(〈Fig. 3〉-B). 이후 PCD_{benchmark}를 생성하기 위하여 〈Fig. 2〉와 〈Fig. 3〉에서 도출한 두 포인트 클라우드 데이터(PCD_{i with i-1}, PCD_{i with i+1})의 스캔 매칭을 진행한다.

두 번째 세부 과정은 첫 번째 세부 과정의 스캔 매칭 결과에 기반으로 하여 PCD_{i with i-1}을 변형하는 과정이다. 스캔 매칭은 두 포인트 클라우드 데이터의 비교를 위해 진행하는 것이고, 본 세부 과정에서는 시작 스캐닝 스텝과 끝 스캐닝 스텝 사이의 skew를 최소화하기 위해 PCD_{i with i+1}과의 스캔 매칭을 통한 비교 결과를 기반으로 PCD_{i with i-1}의 변형을 진행한다.

세 번째 세부 과정에서는 첫 번째 세부 과정에서 도출한

PCD_{i with i+1}와 두 번째 세부 과정에서 변형한 PCD_{i with i-1}을 결합하는 과정이 진행된다. 스캔 지점 데이터의 시작, 끝 부분의 skew가 최소화된 PCD를 도출하기 위해 PCD_{i with i-1}의 중간 스캐닝 스텝부터 끝 스캐닝 스텝까지의 포인트들과 PCD_{i with i+1}의 시작 스캐닝 스텝부터 중간 스캐닝 스텝까지의 포인트들을 결합하여 후속 단계에서 PCD_i와의 비교 기준으로 사용될 PCD_{benchmark}를 생성한다.

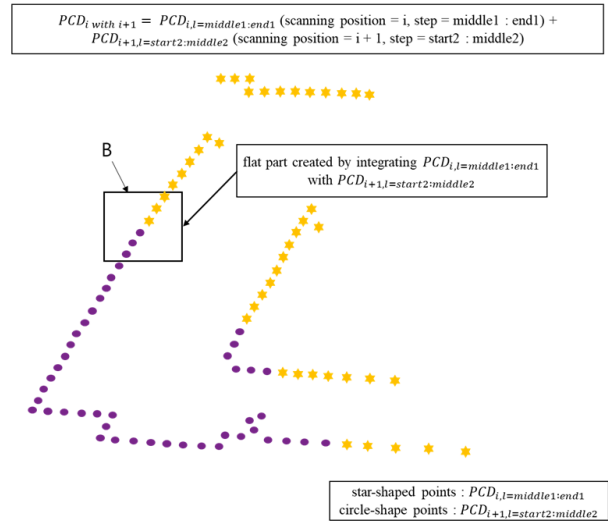


Fig. 3. Integration of PCD_i and PCD_{i+1}

3.2.2 벤치마크 데이터 정렬(2단계)

2단계는 skew가 발생한 부분의 정제를 위한 PCD 변형과정으로 인해 해당 부분 이외의 부분에 발생한 오차를 보정하기 위한 단계로, 두 개의 세부 과정으로 구성된다. 첫 번째 세부 과정은 1단계에서 생성한 PCD_{benchmark}와 PCD_i의 스캔 매칭을 하는 과정으로, 이는 1단계의 PCD_{benchmark} 생성 과정에서 발생한 PCD_i와의 오차를 제거하기 위하여 수행된다.

두 번째 세부 과정은 스캔 매칭 결과를 기반으로 하여 PCD_{benchmark}를 변형하는 과정으로 이루어진다. 포인트 클라우드 데이터의 변형은 변환행렬 식(2)와 데이터를 내적하여 도출할 수 있다(Besl, P.J. et al., 1992). 이를 통해 1단계에서 발생한 오차를 보정할 수 있다.

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

T : 변환행렬
 t_x : x 축 방향 이동량
 t_y : y 축 방향 이동량
 θ : 원점 기준 회전량

3.2.3 De-Skewed Data 도출(3단계)

3단계는 PCD_{i with i-1}과 PCD_{i with i+1}를 PCD_i와 비교하여 최종적인 de-skewed data를 도출하는 단계이다. 각 포인트 클

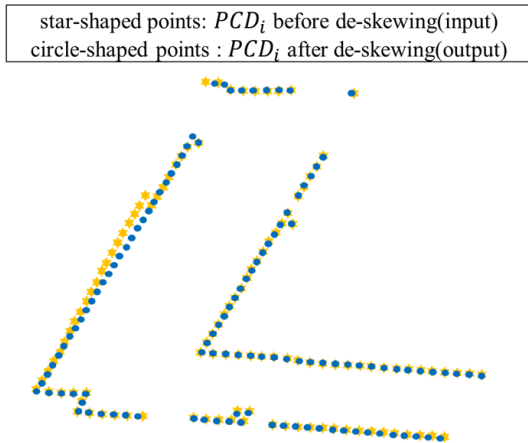


Fig. 4. De-skewing PCD

라우드 데이터에서 앞의 단계들에서 보정한 시작 및 끝 스캐닝 스텝 사이의 skew가 최소화된 부분과 PCD_i를 결합하여 <Fig. 4>의 별 모양의 포인트는 de-skewing를 적용하기 전 데이터이며, 원형 포인트는 de-skewing 알고리즘을 적용하여 도출한 데이터이다.

4. 사례연구

4.1 사례연구 개요

본 연구의 사례연구에서는 2D MLS를 통해 습득된 실내 PCD에 de-skewing 알고리즘을 적용한 후 스캐너가 정지된 상태에서 습득한 PCD와 스캔 시 사용한 이동체와 움직임에 따른 각 데이터셋(dataset)을 비교하여 사례연구의 결과를 도출하였다. 본 연구에서는 스캐너가 정지된 상태에서 습득된 PCD를 기준 데이터셋으로 설정하여 각 데이터셋의 면적과 기준 데이터셋의 면적을 비교하였다. 또한, 각 데이터셋을 기준 데이터셋과 정합하여 불일치 면적을 도출해 알고리즘 적용 전과 후의 비교를 통해 알고리즘을 검증하였다. 데이터셋은 측정 방식에 따라 크게 3종류로 나뉘며 각 종류별 6개의 데이터셋을 습득하였다. 이를 통해 본 사례연구에서는 각각의 측정방식에 따라 6회분의 스캔을 실시한 뒤 이들의 산출 면적 및 기준 데이터셋과의 불일치 면적의 평균값을 구하였으며 이를 기반으로 다양한 조건에서 본 알고리즘의 성능을 검증하였다.

본 연구의 사례연구는 <Fig. 5>의 빗금친 부분과 같이 K 대학교 OO관 7층 복도 일부를 벨로다인사 VLP-16의 단일 채널을 통해 습득한 PCD를 대상으로 실시되었다. 해당 복도는 T자형 복도로 MLS의 이동 방향과 벽면의 위치에 따른 skew를 고려할 수 있으며, 이동 방향과 수직인 벽면의 skew와 이동 방향과 평행한 벽면의 skew를 동시에 고려할 수 있어서 사례연구 대상으로 설정하였다.

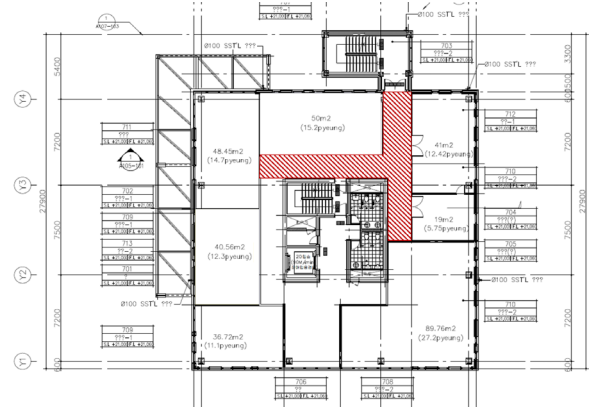


Fig. 5. Drawing for target area of case study

4.2 매개 변수

사례연구 데이터셋 간의 비교를 진행하는 데에 필요한 매개 변수는 데이터셋, PCD 스캔 매칭 과정에서 사용되는 최소 RMSE (D), 포인트 고려 비율(O)이다. 최소 RMSE는 본 연구에서 활용한 스캐너의 오차로, 약 30mm이다. 해당 매개 변수는 스캐너 장비 자체의 오차로 동일한 스캔 지점에서 습득한 데이터들의 스캔 매칭에서도 발생할 수 있는 최소 오차로써, 본 알고리즘 정확도와 무관한 PCD 자체의 오차라 할 수 있다. 포인트 고려 비율은 복도의 문 열림과 같은 형상의 변화로 인한 스캔 매칭의 오류를 최소화하기 위해 설정된 변수이다. 본 사례연구에서는 동일한 조건의 데이터 간 다수의 스캔 매칭을 통해 95%의 포인트 고려 비율에서 형상의 변화로 인한 스캔 매칭 오차가 최소화되는 것을 확인하여 해당 값을 본 사례연구의 매개 변수로 사용하였다.

4.3 데이터셋(dataset)

본 연구의 사례연구는 2D MLS를 통해 K 대학교 로봇융합관 7층 복도 일부를 스캐닝하여 습득한 PCD를 대상으로 실시되었다. PCD는 스캔 시 사용한 이동체와 스캔 중 움직임에 따라 skew의 형태가 다르다. 사례연구에서 본 알고리즘을 통해 다양한 조건에서 습득한 PCD를 대상으로 de-skewing이 가능함을 검증하기 위해 아래와 같은 조건에서 습득한 19개의 데이터셋을 사례연구에 활용하고자 한다. 본 사례연구에서는 스캔 매칭을 통해 기준 데이터셋과 각 데이터셋을 정렬한 뒤 각 데이터셋의 면적 및 불일치 면적을 분석하고자, 정지된 LiDAR에서 습득하여 skew로 인한 왜곡이 없는 데이터셋 #1을 기준 데이터셋으로 지정하였다.

- 스캐너 고정 : 정지 (데이터셋 #1)
- 사람의 손에 장착함 : 보행 (데이터셋 #2-#7)
- 카트에 장착함 : 카트 (데이터셋 #8-#13)
- 고정된 자리에서 회전 : 회전 (데이터셋 #14-#19)

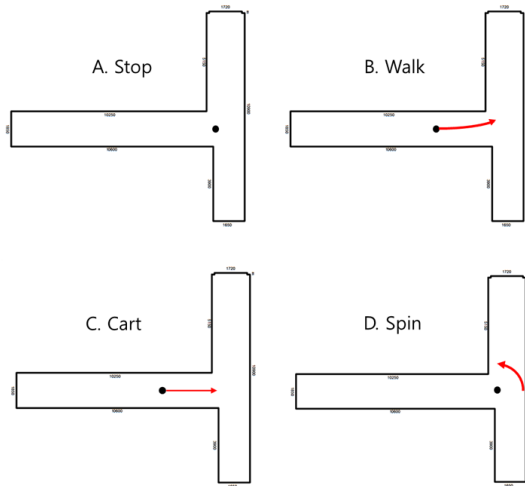


Fig. 6. Trajectory of scanner by scanning type

스캐닝 전 이동 경로를 먼저 정하였고, 기준 데이터셋은 <Fig. 6>-A의 원형 포인트 지점에서 습득하였다. 데이터셋 #2-#7는 <Fig. 6>-B의 화살표 경로를 따라 약 2m를 이동하며 습득하였으며, 데이터셋 #8-#13은 <Fig. 6>-C의 화살표 방향으로 약 2.2m를 이동하며 습득하였다. 마지막으로, 데이터셋 #14-#19는 <Fig. 6>-D의 원형 포인트 지점에서 화살표 방향으로 회전하며 습득하였다.

본 연구는 사례연구를 통해 알고리즘의 정확성을 검토하고자 하며, 이를 위해 알고리즘 적용 전 데이터셋 면적과 기준 데이터셋과의 불일치 면적을 산출하였다. 기준 데이터셋의 면적은 38.93m², 전체 데이터셋의 면적은 평균 39.07m²으로 산출되었으며 불일치 면적은 평균 0.63m²로 계산되었다.

4.4 사례연구 결과

4.4.1 면적 산출

알고리즘의 성능 검증을 위해 먼저 각 데이터셋의 알고리즘 적용 후 면적 변화 경향을 파악하였다. 알고리즘 적용 후 데이터셋의 면적은 평균 38.94m²으로 기준 데이터셋 대비 면적 차의 비율은 평균 0.18%이며, 알고리즘 적용 전 0.97%보다 면적 차이 비율이 49.53% 감소하였다.

Skew로 인한 PCD 형상 왜곡 양상을 분석하고 알고리즘 적용 후의 변화를 파악하기 위해 기준 데이터셋과 각 데이터셋의 PCD를 정합한 후 형상이 서로 일치하지 않는 부분의 면적과 기준 데이터셋의 면적 대비 형상 불일치 면적의 비율을 도출한 후 알고리즘 적용 후의 불일치 면적 비율의 감소량을 비교하였다. 알고리즘 적용 후 기준 데이터셋과의 불일치 면적은 평균 0.32m²으로 알고리즘 적용 전 기준 데이터셋과의 평균 불일치 면적 0.63m²와 비교할때 49.82% 감소하였다.

다음으로 각 데이터셋의 측정방식에 따른 skew의 발생 양상을 분석하기 위하여 각 데이터셋의 면적과 불일치 면적 비율을 제시하였으며, 사례연구 결과를 분석하여 본 알고리즘의 타당성을 검증하고자 한다.

4.4.2 보행 데이터셋

보행 데이터셋에 대한 사례연구 결과를 분석하여 스캐너를 사람 손에 장착하여 습득한 데이터의 de-skewing 효과를 검토하고자 한다. <Fig. 7>는 데이터셋 #3의 알고리즘 적용 전 skew가 발생한 부분 중 일부(a)와 해당 부분의 알고리즘 적용 후(b)를 나타낸 것이며, 기준 데이터셋과 비교하기 위해 데이터셋 #3를 기준 데이터셋과 정합한 후 불일치 면적을 붉은색으로 표시하였다. <Fig. 7> (a)는 도면상에서 데이터셋 #3에 해당하는 복도를 빨간색으로 표시했으며, 손에 쥐는 MLS의 움직임을 화살표로 나타냈다. <Fig. 7> (b)와 (c)는 (a)에 표시된 벽 A-A'의 해당하는 PCD를 선으로 연결하여 나타낸 것으로 (b)는 알고리즘 적용 이전, (c)는 알고리즘 적용 이후의 PCD를 나타낸다. skew는 첫 번째 스캐닝 스텝과 마지막 스캐닝 스텝 사이에서 가장 크게 발생하며, 첫 번째 스캐닝 스텝을 초록색 점으로 마지막 스캐닝 스텝을 자주색 점으로 나타내었다. <Fig. 7> (b)는 알고리즘 적용 전

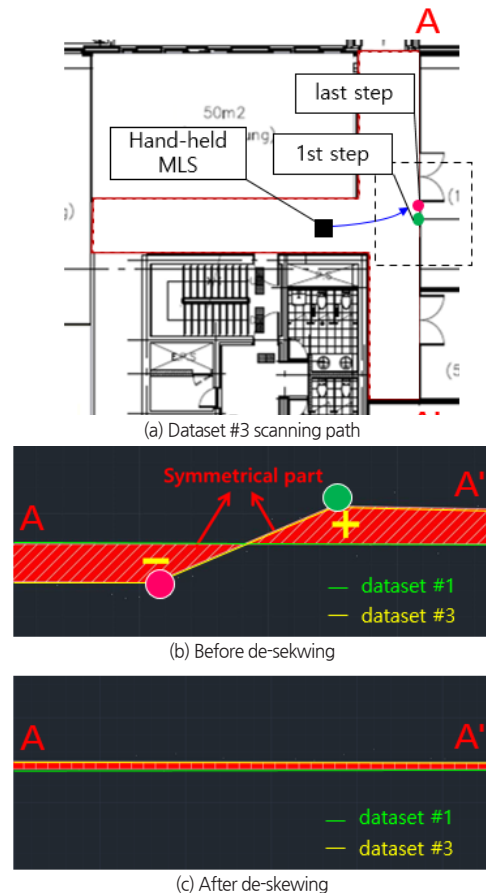


Fig. 7. Symmetric skewed-part of dataset #3

Table 3. Result of walk datasets

Dataset	Before de-skewing		After de-skewing		Rate of change (%)	Before de-skewing		After de-skewing		Reduction rate (%)
	Area (m ²)	Difference rate (%)	Area (m ²)	Difference rate (%)		Mismatch area (m ²)	Mismatch rate (%)	Mismatch area (m ²)	Mismatch rate (%)	
#2	38.79	0.37	38.83	0.26	-13.31	0.71	1.81	0.58	1.49	38.84
#3	39.11	0.45	38.72	0.53		0.94	2.43	0.63	1.63	
#4	39.21	0.71	38.79	0.36		1.15	2.95	0.49	1.25	
#5	38.74	0.49	38.72	0.54		0.82	2.11	0.45	1.16	
#6	39.12	0.49	38.81	0.31		0.86	2.21	0.55	1.42	
#7	38.75	0.46	38.74	0.49		0.87	2.23	0.49	1.26	
Average	38.95	0.50	38.77	0.42		-	0.89	2.29	0.53	

skewed 된 데이터셋 #3을 나타내며, 첫 번째 스캐닝 스텝과 마지막 스캐닝 스텝 사이에서 가장 크게 왜곡된 것을 확인할 수 있다. <Fig. 7> (c)에서 본 알고리즘을 적용하여 해당 부분의 skew를 보정한 것을 확인할 수 있다.

<Table 3-5>은 각 측정된 방식에 따른 데이터셋의 사례 연구 결과로 첫번째 열부터 각각 데이터셋의 번호, 알고리즘 적용 전 데이터셋의 면적, 알고리즘 적용 전 기준 데이터셋과 면적 차이 비율, 알고리즘 적용 후 데이터셋의 면적, 알고리즘 적용 후 기준 데이터셋과 면적 차이 비율, 면적 차이 변화율 평균, 알고리즘 적용 전 불일치 면적, 알고리즘 적용 전 불일치 면적 비율, 알고리즘 적용 후 불일치 면적, 알고리즘 적용 후 불일치 면적 비율, 그리고 불일치 면적 감소율 평균을 의미한다.

우선, 보행 데이터셋의 사례연구 결과분석을 진행하고자 한다. <Table 3>은 보행 데이터셋의 결과를 나타내며, 고정형인 데이터셋(#1)을 제외한 나머지 데이터셋(#2-#7)은 각 6회씩 측정하여 평균값으로 기반으로 분석하였다(이하 Table 4, 5동일). <Table 3>에 따르면, 알고리즘 적용 후 보행 데이터셋과 기준 데이터셋의 면적 차이 변화율은 -13.31%로 전체 데이터셋 평균인 -50.46%에 비해 절댓값이 낮았으며, 데이터셋 #3, 데이터셋 #5의 경우 알고리즘 적용 전보다 기준 데이터셋과의 면적 차가 증가하였다. 알고리즘 적용 후 기준 데이터셋 대비 면적 차이가 증가하는 이유는 <Fig. 7>에서 살펴볼 수 있다. 알고리즘 적용 전 데이터셋 #3은 <Fig. 7>의 (b)와 같이 대칭적으로 존재하는 skewed 된 부분으로 인해 왜곡 면적이 상쇄되어 알고리즘 적용 후 면적 차가 증가한 것으로 보인다. 보행 데이터셋을 기준 데이터셋과 형상 비교 시 알고리즘 적용 전 불일치 면적 비율은 평균 2.29%로 전체 데이터셋의 평균인 1.62%보다 높은 것으로 나타났고 알고리즘 적용 후 평균 1.37%로 전체 데이터셋의 평균인 0.83%에 비해 높았으며, 알고리즘 적용 후 불일치 면적 평균 감소율은 평균 38.84%로 전체 데이터셋 평균인 49.82%에 비해 낮았다. 보행 데이터셋은 다른 데이터셋과 다르게 사람이 직접 스캐너를 들고 스캔을 진행하여

데이터셋에 이동 경로 이탈, 걷기로 인한 스캐너의 상·하 운동 등의 형상 왜곡 유발 요인들이 반영되기 때문에 불일치 면적의 감소율이 상대적으로 낮으며, 보행 데이터셋의 불일치 면적 평균 변화율은 38.84%로 전체 데이터셋 평균인 49.82%보다 낮았다.

4.4.3 카트 데이터셋

<Fig. 8>은 측정방식별 불일치 면적 평균에 가까운 데이터셋 #3과 #9의 알고리즘 적용 전 skew 발생 위치 중 일부를 나타낸 것으로, (b)는 데이터셋 #3, (c)는 데이터셋 #9에 해당하며 서로 동일한 위치에 왜곡 양상이 발생한 것을 확

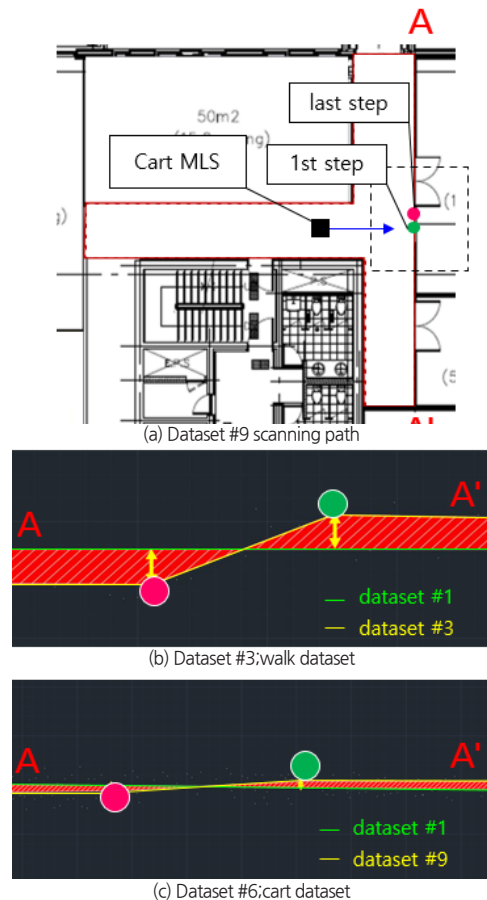


Fig. 8. Comparison of walk and cart datasets

Table 4. Result of cart datasets

Dataset	Before de-skewing		After de-skewing		Rate of change (%)	Before de-skewing		After de-skewing		Reduction rate (%)
	Area (m ²)	Difference rate (%)	Area (m ²)	Difference rate (%)		Mismatch area (m ²)	Mismatch rate (%)	Mismatch area (m ²)	Mismatch rate (%)	
#8	39.01	0.21	38.93	0.01	-41.87	0.47	1.20	0.17	0.44	53.88
#9	38.94	0.02	38.94	0.02		0.65	1.66	0.39	1.00	
#10	39.07	0.34	38.97	0.09		0.64	1.64	0.16	0.42	
#11	38.99	0.15	38.97	0.09		0.31	0.80	0.21	0.54	
#12	38.88	0.12	39.00	0.16		0.42	1.09	0.16	0.41	
#13	39.00	0.18	39.97	0.08		0.47	1.21	0.23	0.60	
Average	38.98	0.18	39.12	0.08		-	0.50	1.27	0.22	

인할 수 있다. <Fig. 8> (a)는 도면상에서 데이터셋 #9 습득 시 이동 경로를 화살표로 나타내고 있으며, 첫 번째 스캐닝 스텝을 초록색 점으로 마지막 스캐닝 스텝을 자두색 점으로 나타내었다. <Fig. 8> (b)와 (c)는 (a)에 표시된 벽 A-A'를 각각 손으로 MLS를 들고 습득한 PCD와 카트 MLS로 습득한 PCD를 선으로 연결하여 나타낸 모습이다. <Fig. 8> (b)와 (c)를 비교할 때, 손에 쥐는 형태의 MLS를 통해 습득한 데이터셋 #3에 비해 카트 MLS를 통해 습득한 데이터셋 #9는 skew의 왜곡 정도가 낮은 것을 확인할 수 있다. 이는 손에 쥐는 형태의 MLS의 급격한 움직임이 발생하는 반면 카트 MLS는 일정한 속도로 직선으로 움직였기 때문에 데이터셋 #3이 상대적으로 큰 skew가 발생한 것으로 판단된다.

<Table 4>은 카트 데이터셋의 결과를 나타내며, 총 6회(데이터셋#8-#13) 측정결과의 평균값을 기반으로 분석하였다. <Table 4>에 따르면, 카트 데이터셋의 면적 차이 비율은 알고리즘 적용 전 평균 0.18%로 보행 데이터셋의 0.50%보다 낮았고, 알고리즘을 적용한 후에는 평균 0.08%로 보행 데이터셋의 0.42%보다 낮았다. 알고리즘 적용 후 기준 데이터셋과 카트 데이터셋의 면적 차이 변화율은 -41.87%로 보행 데이터셋과 같이 전체 데이터셋의 면적 차이 변화율 평균인 -49.53%보다 절댓값이 낮았으며, 데이터셋 #12의 경우 알고리즘 적용 후 면적 차가 증가하였다. 카트 데이터셋과 기준 데이터셋의 형상 비교 시 알고리즘 적용 전 불일치 면적 비율은 평균 1.27%로 전체 데이터셋의 평균인 1.62%보다 낮은 것으로 나타났고 알고리즘 적용 후 불일치 면적 비율은 0.57%로 전체 데이터셋의 평균인 0.83%에 비해 낮은 값을 보였다. 또한, 알고리즘 적용 후 불일치 면적 평균 감소율은 평균 53.88%로 전체 데이터셋 평균인 49.82%에 비해 높은 것으로 확인되었다. 카트 데이터셋은 스캐너를 카트에 장착하여 이동하였기 때문에 보행 데이터셋의 경우와 다르게 상·하 운동이 완화되어 이로 인한 왜곡이 적어 불일치 면적의 평균 비율이 알고리즘 적용 전 1.27%, 적용 후 0.57%로 각각에 대한 전체 데이터셋 평균인 1.62%, 0.83%보다 낮게 측정되었다.

4.4.4 회전 데이터셋

<Fig. 9>은 데이터셋 #14과 기준 데이터셋을 정합한 후 skew가 발생한 부분을 나타낸 것으로 (a)는 도면상에서 데이터셋 #14 습득 시의 움직임을 나타내었다. <Fig. 9> (b)와 (c)는 (a)에서 표시한 벽 A-A'에 해당하는 PCD를 선으로 연결한 것을 나타내며 각각 알고리즘 적용 전, 알고리즘 적용 후의 PCD를 나타낸다. (b)에 초록색 점은 첫 번째 스캐닝 스텝, 자두색 점은 마지막 스캐닝 스텝의 포인트이며 카트 MLS가 회전함에 따라 마지막 스캐닝 스텝이 한쪽으로 치우치며 대칭적이지 않은 skew가 발생하였다. 회전 데이터셋

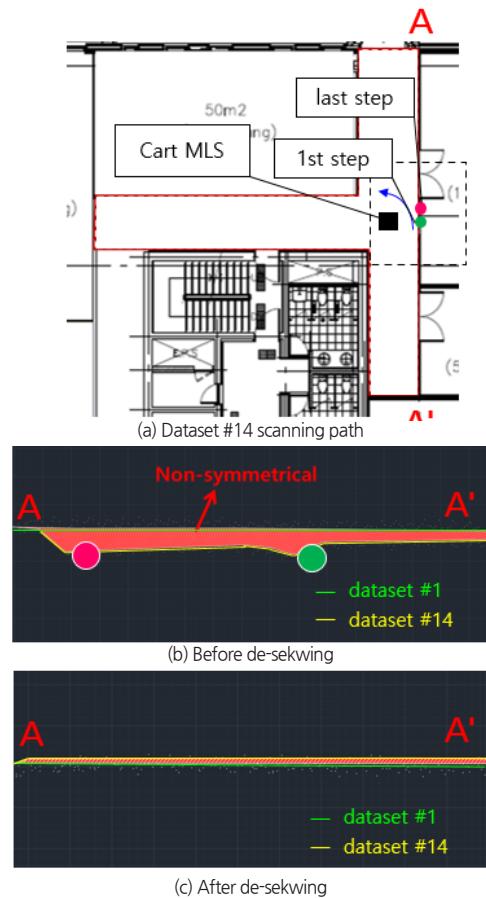


Fig. 9. Non-symmetric skewed-part of dataset #14

Table 5. Result of spin datasets

Dataset	Before de-skewing		After de-skewing		Rate of change (%)	Before de-skewing		After de-skewing		Reduction rate (%)
	Area (m ²)	Difference rate (%)	Area (m ²)	Difference rate (%)		Mismatch area (m ²)	Mismatch rate (%)	Mismatch area (m ²)	Mismatch rate (%)	
#14	39.32	1.01	38.95	0.05	-93.41	0.54	1.38	0.25	0.65	56.74
#15	39.31	0.96	38.93	0.01		0.47	1.20	0.18	0.47	
#16	39.25	0.82	38.94	0.03		0.55	1.41	0.24	0.61	
#17	39.33	1.02	38.92	0.03		0.49	1.26	0.20	0.51	
#18	39.34	1.05	38.95	0.05		0.52	1.34	0.23	0.60	
#19	39.30	0.95	38.94	0.03		0.47	1.21	0.21	0.54	
Average	39.31	0.97	38.94	0.04	-	0.51	1.30	0.22	0.56	-

은 보행 데이터셋, 카트 데이터셋의 경우와 달리, 기준 데이터셋의 외곽선에 대칭적이지 않은 skewed 된 부분으로 인해 기준 데이터셋과의 면적 차이 산정 시 서로 상쇄되는 왜곡 면적이 적어 면적 차이 비율이 높게 측정되었다. 이로 인해 알고리즘 적용 전·후의 면적 차이 변화율이 가장 높았다.

〈Table 5〉은 회전 데이터셋의 결과를 나타내며, 총 6회(데이터셋#14-#19) 측정결과의 평균값을 기반으로 분석하였다. 〈Table 5〉에 따르면, 회전 데이터셋과 기준 데이터셋의 면적 차이 비율은 알고리즘 적용 전 0.97%로 전체 데이터셋 평균인 0.55%에 비해 높았다. 알고리즘 적용 후 0.04%로 전체 데이터셋 평균인 0.18%보다 낮았으며 기준 데이터셋과 회전 데이터셋의 면적 차이 변화율은 -93.41%로 전체 데이터셋의 면적 차이 변화율 평균인 -49.53%보다 절댓값이 높았다. 알고리즘 적용 후 기준 데이터셋과 회전 데이터셋과 기준 데이터셋의 형상 비교 시 알고리즘 적용 전 불일치 면적 비율은 1.30%로 전체 데이터셋의 평균인 1.62%보다 낮은 것으로 나타났고 알고리즘 적용 후 0.56%로 전체 데이터셋의 평균인 0.83%에 비해 낮은 값을 보였으며, 알고리즘 적용 후 불일치 면적 평균 감소율은 56.74%로 전체 데이터셋 평균인 49.82%에 비해 높았다. 회전 데이터셋은 카트 데이터셋과 같이 스캐너를 카트에 장착하여 스캔을 진행하였기 때문에 상·하 운동이 완화된 이로 인한 왜곡이 적고, 제자리에서 회전하여 다른 데이터셋에 비해 이동 거리가 적어 이동 경로 이탈로 인한 왜곡 또한 적어 불일치 면적 감소율이 높게 측정되었다.

4.5 데이터셋 종합 분석

〈Table 6〉에 따르면, 각각의 데이터셋의 불일치 면적 평균 감소율과 평균 면적 차이 비율을 나타내고 있다. 보행 데이터셋, 카트 데이터셋, 회전 데이터셋의 불일치 면적 평균 감소율은 각각 38.84%, 53.88%, 56.74%이며, 모든 데이터셋에 대하여 기준 데이터셋 대비 평균 불일치 면적을 0.63m²에서 0.32m²로 오차를 49.82% 감소시키며 본 알고리즘을 통해 de-skewing이 가능함을 보였다.

Table 6. Results of all datasets

	Walk dataset	Cart dataset	Spin dataset	Average
Average mismatch area reduction rate(%)	38.84	53.88	56.74	49.82
Average area difference rate after de-skewing(%)	0.42	0.08	0.04	0.18

기존의 de-skewing의 성능을 정량적으로 검증한 연구에서는 관성측정장치 기반의 de-skewing 알고리즘 제시하였으며 손으로 MLS를 들고 습득한 PCD를 대상으로 skew로 인한 포인트 간의 거리의 RMSE (Root Mean Square Error)를 13.7% 감소시켰다(He, L. et al., 2020). 본 연구는 포인트 간의 거리를 기반으로 오차율을 산정한 해당 연구와 달리 결과값 도출이 빠르고, skew로 인한 오차를 직관적으로 파악할 수 있도록 데이터셋 간의 불일치 면적을 면적 오차로 설정하였다. 이러한 오차는 기존연구의 오차와 종류가 다르기 때문에 직접적인 연구 결과 비교는 어렵지만, 본 연구는 손으로 MLS를 들고 습득한 데이터셋의 면적 오차를 평균 38.84%로 약 3분의 1 감소시키기 때문에 유효하다고 판단된다. 본 알고리즘을 통해 보정된 PCD는 도면에 해당하는 데이터셋 1과의 불일치 면적 비율이 평균 0.18%로 건축법 제 26조¹⁾에서 규정한 건폐율 허용 오차 0.5%를 넘지 않기 때문에 해당 알고리즘을 활용하여 실제 도면 획득에 적합한 2차원 PCD 습득할 수 있다고 판단된다.

5. 결론

본 de-skewing 알고리즘은 카트 데이터셋의 불일치 면적을 평균 53.88%, 회전 데이터셋은 평균 56.74% 감소시킬 수 있었던 반면, 보행 데이터셋은 평균 38.84% 감소시키며 상

1) 건축법 제26조(허용 오차) 대지의 측량(「측량·수로조사 및 지적에 관한 법률」에 따른 지적측량은 제외한다)이나 건축물의 건축 과정에서 부득이하게 발생하는 오차는 이 법을 적용할 때 국토교통부령으로 정하는 범위에서 허용한다.

대적으로 낮은 오차감소율을 보였다. 해당 결과는 카트 MLS를 통해 습득하여 상·하 운동이 완화된 카트 데이터셋, 회전 데이터셋과 달리 보행 데이터셋은 데이터셋 습득 시 활용한 손에 쥐는 MLS의 불규칙한 움직임으로 인해 복잡한 skew가 발생하기 때문에 다른 데이터셋에 비해 불일치 면적 감소율이 낮은 것으로 판단된다. 하지만 건설현장에서는 계단과 같은 다양한 환경을 스캐닝하기 위해 손에 쥐는 형태의 MLS 사용이 필요하며, 본 연구는 이러한 손에 쥐는 형태의 MLS로 습득된 PCD의 오차를 38.84% 감소시키며 관성측정장치의 활용 없이 de-skewing이 가능함을 보였다.

본 연구에서 제시한 de-skewing 알고리즘은 건설산업에 다음과 같은 이점을 제공할 수 있다. 첫째, skew를 보정한 PCD는 정확한 실내 형상정보를 나타낼 수 있으므로 도면이 소실된 노후 건축물의 건축물 유지관리 및 리모델링에 도움이 될 것으로 기대된다. 본 De-skewing 알고리즘을 통해 보정된 PCD는 실내 형상과 PCD 간의 오차가 적기 때문에 실내의 형상정보를 정확하게 나타낼 수 있으며, 정확한 실측 도면을 획득하는 데에 활용될 수 있을 것으로 기대된다. 둘째, 본 알고리즘에서 사용한 2차원 PCD는 낮은 용량의 데이터를 활용하여 데이터 처리시간을 단축할 수 있으며 본 알고리즘을 통해 건설현장에 적용하여 작업 현황을 나타내는 도면을 획득할 수 있으며 파악된 작업 현황과 시공계획 간의 비교를 통해 공사 진척도를 빠르게 파악할 수 있어서 공정 관리에 도움이 될 것으로 기대된다. 또한, 획득한 도면과 설계도면을 비교하여 시공 오차 측정에 활용할 수 있어서 품질 관리에 소요하는 시간을 줄일 수 있을 것으로 기대된다. 셋째, 본 알고리즘은 부가적인 센서의 활용 없이 de-skewing이 가능하며, MLS를 사용할 수 있는 환경의 범위를 넓히는데 기여할 수 있다. 본 알고리즘을 통해 관성측정장치를 사용하지 않은 손에 쥐는 형태의 MLS와 카트 이동체상의 LiDAR를 통해 습득한 PCD를 대상으로 skew로 인한 오차를 줄이는 것이 가능하다. 이를 통해 본 알고리즘은 관성측정장치를 활용하기 어려운 환경이나 손에 쥐는 형태의 MLS와 같이 특정 이동체가 요구되는 환경에서도 정확도가 높은 PCD를 습득할 수 있음을 보이며, MLS로 정확한 형상정보를 획득할 수 있는 환경의 범위를 넓혀서 다양한 건설현장에서 MLS를 활용하는 데에 기여할 수 있을 것으로 기대된다. 하지만, 본 연구는 적용 가능한 데이터가 2차원 PCD로 한정되어 있으며 정확한 실내 3차원 형상정보 습득을 위해서는 3차원 PCD에 적합한 de-skewing 알고리즘 개발이 필요하다.

본 연구는 2차원 PCD를 대상으로 관성측정장치를 사용하지 않은 de-skewing 기법을 제시하였으며, 모든 데이터셋에 대해 기준 데이터셋 대비 불일치 면적을 평균 49.82% 감

소할 수 있었다. 하지만 본 알고리즘의 대상은 2차원 PCD로 한정되어 있으며 정확한 3차원 PCD 습득에 활용하기 어렵다. 이에 향후 연구에서는 3차원 실내 PCD에 적합한 de-skewing 알고리즘을 개발하여 건설현장과 노후 건축물과 같은 다양한 조건의 건축물 실내에 대한 MLS 활용 가능성을 확보하고자 한다.

감사의 글

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2018R1A4A1026027).

References

- Al-Nuaimi, A., Lopes, W., Zeller, P., Garcea, A., Lopes, C., and Steinbach, E. (2016). "Analyzing LiDAR scan skewing and its impact on scan matching." *In 2016 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)* (pp. 1-8). IEEE.
- Asadi, K., and Han, K. (2020). "An Integrated Aerial and Ground Vehicle (UAV-UGV) System for Automated Data Collection for Indoor Construction Sites." *In Construction Research Congress 2020: Computer Applications* (pp. 846-855). Reston, VA: American Society of Civil Engineers.
- Berrut, J.P., and Trefethen, L.N. (2004). "Barycentric lagrange interpolation." *SIAM review*, 46(3), pp. 501-517.
- Besl, P.J., and McKay, N.D. (1992). Method for registration of 3-D shapes. *In Sensor fusion IV: control paradigms and data structures* (Vol. 1611, pp. 586-606). International Society for Optics and Photonics.
- Che, E., Jung, J., and Olsen, M.J. (2019). "Object recognition, segmentation, and classification of mobile laser scanning point clouds: A state of the art review." *Sensors*, 19(4), p. 810.
- Di Filippo, A., Sánchez-Aparicio, L.J., Barba, S., Martín-Jiménez, J.A., Mora, R., and González Aguilera, D. (2018). "Use of a wearable mobile laser system in seamless indoor 3D mapping of a complex historical site." *Remote Sensing*, 10(12), p. 1897.
- Ding, Z., Liu, S., Liao, L., and Zhang, L. (2019). "A digital construction framework integrating building information modeling and reverse engineering technologies for renovation projects." *Automation in Construction*, 102, pp. 45-58.
- Elseicy, A., Nikoohemat, S., Peter, M., and Elberink, S.O.

- (2018). "Space subdivision of indoor mobile laser scanning data based on the scanner trajectory." *Remote sensing*, 10(11), p. 1815.
- Gankhuyag, U., and Han, J.H. (2020). "Automatic 2D Floorplan CAD Generation from 3D Point Clouds." *Applied Sciences*, 10(8), p. 2817.
- He, L., Jin, Z., and Gao, Z. (2020). "De-Skewing LiDAR Scan for Refinement of Local Mapping." *Sensors*, 20(7), p. 1846.
- Holmqvist, N. (2018). HANDHELD LIDAR ODOMETRY ESTIMATION AND MAPPING SYSTEM. MS thesis, Mälardalen University.
- Kim, C., Jo, K., Cho, S., and Sunwoo, M. (2017). "Optimal smoothing based mapping process of road surface marking in urban canyon environment." In *2017 14th Workshop on Positioning, Navigation and Communications (WPNC)* (pp. 1-6). IEEE.
- Kuramachi, R., Ohsato, A., Sasaki, Y., and Mizoguchi, H. (2015). "G-ICP SLAM: An odometry-free 3D mapping system with robust 6DoF pose estimation." In *2015 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)* (pp. 176-181). IEEE.
- Lau, L., Quan, Y., Wan, J., Zhou, N., Wen, C., Qian, N., and Jing, F. (2018). "An autonomous ultra-wide band-based attitude and position determination technique for indoor mobile laser scanning." *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(4), p. 155.
- Li, J., Zhong, R., Hu, Q., and Ai, M. (2016). "Feature-based laser scan matching and its application for indoor mapping." *Sensors*, 16(8), p. 1265.
- Lu, C., Uchiyama, H., Thomas, D., Shimada, A., and Taniguchi, R.I. (2019). "Indoor positioning system based on chest-mounted IMU." *Sensors*, 19(2), p. 420.
- Lu, F., and Milios, E. (1997). "Robot pose estimation in unknown environments by matching 2d range scans." *Journal of Intelligent and Robotic systems*, 18(3), pp. 249-275.
- Ministry of Land, Infrastructure and Transport (2020). *Statics on Buildings in 2019*.
- Moosmann, F., and Stiller, C. (2011). Velodyne slam. In *2011 IEEE intelligent vehicles symposium (iv)* (pp. 393-398). IEEE.
- Sauer, T., and Xu, Y. (1995). "On multivariate Lagrange interpolation." *Mathematics of computation*, 64(211), pp. 1147-1170.
- Wang, C., Hou, S., Wen, C., Gong, Z., Li, Q., Sun, X., and Li, J. (2018). "Semantic line framework-based indoor building modeling using backpacked laser scanning point cloud." *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 143, pp. 150-166.
- Wen, C., Pan, S., Wang, C., and Li, J. (2016). "An indoor backpack system for 2-D and 3-D mapping of building interiors." *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 13(7), pp. 992-996.
- Ye, H., Chen, Y., and Liu, M. (2019). "Tightly coupled 3d lidar inertial odometry and mapping." In *2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)* (pp. 3144-3150). IEEE.
- Vlaminck, M., Luong, H.Q., Goeman, W., Veelaert, P., and Philips, W. (2016). Towards online mobile mapping using inhomogeneous lidar data. In *2016 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)* (pp. 845-850). IEEE.

요약 : 실내 도면 획득을 위해 실내 형상정보를 습득할 수 있는 MLS (Mobile Laser Scanning)가 건설업에서 주목받고 있다. MLS의 특성상 스캐닝 중 LiDAR (Light Detection and Ranging)의 움직임 발생하며, 이로 인해 습득된 포인트가 왜곡되는 skew가 발생한다. 이러한 skew를 보정하고 정확한 형상정보를 획득하기 위해 관성측정장치를 활용한 de-skewing 기법에 관한 연구가 진행되고 있다. 하지만, 해당 연구들은 관성측정장치를 활용하기 어려운 환경에서 사용하기 어려운 한계점이 있다. 이에 본 연구에서는 MLS로 습득한 실내 2차원 PCD (Point Cloud Data)를 대상으로 관성측정장치를 사용하지 않은 de-skewing 기법을 제시하였다. 해당 알고리즘은 인접한 스캔 지점의 포인트 간의 스캔 매칭을 통해 skew를 보정하였다. TLS (Terrestrial Laser Scanning)로 습득한 기준 데이터와 본 알고리즘을 통해 de-skewing을 진행한 데이터를 비교하여 검증하였으며, 모든 조건에서 면적 오차를 평균 49.82% 감소하여 본 알고리즘을 통해 관성측정장치 없이 정확한 실내 도면 도출이 가능함을 보였다.

키워드 : 도면, Point Cloud Data, De-skewing, Mobile Laser Scanning, Light Detection and Ranging
