

OSM 3차원 도심 지도를 활용한 CMRNet 기반 도심 지역 자율주행차량의 위치 추정

김예진, 이하림, 황재희, 서지원*

연세대학교

yejin-kim@yonsei.ac.kr, halim.lee@yonsei.ac.kr, jaehui.hwang@yonsei.ac.kr, *jiwon.seo@yonsei.ac.kr

Urban Vehicular Navigation Based on CMRNet with an OSM 3D Map

Yejin Kim, Halim Lee, Jaehui Hwang, Jiwon Seo*

Yonsei University

요약

본 논문에서는 라이다 기반 3차원 정밀 도심 지도가 존재하지 않는 도심 지역에서의 자율주행차량 항법을 위해, 정밀도가 상대적으로 떨어지는 OSM(Open Street Map) 3차원 도심 지도와 CMRNet을 활용한 차량 위치 추정 프레임워크를 구현하였다. 또한, 라이다 기반 정밀 도심 지도를 차량 항법에 활용할 때와 비교하여, OSM 도심 지도를 활용할 경우 차량 위치 추정 성능이 어떻게 변화하는지 평가하였다. 실험 결과, OSM 도심 지도로 CMRNet을 학습할 경우, 130 cm 수준의 차량 위치 추정 정확도를 달성할 수 있음을 보였다.

I. 서론

차선 유지, 장애물 회피, 경로 계획 등 높은 수준의 차량 자율주행 기능을 구현하기 위해서는 차량의 위치를 정확하게 파악할 수 있어야 한다. 현재까지 개발된 항법시스템 중 GNSS(Global Navigation Satellite System)는 차량의 절대 위치를 파악하기 위해 가장 널리 사용되고 있는 시스템이다. 그러나, GNSS 기반 위치 추정 성능은 건물에 의한 신호 반사 및 차단이 빈번하게 발생하는 도심 지역에서 심각하게 저하된다는 문제점이 있다.[1] 따라서, 도심 지역에서 자율주행차량의 항법을 보조하기 위해 라이다(LiDAR, Light Detection And Ranging) 기반 3차원 정밀 도심 지도와 카메라 센서 등을 추가로 활용하기도 하는데, 대표적으로 Cattaneo et al.[2]은 라이다 기반 3차원 포인트 클라우드(point cloud)와 실시간 카메라 이미지를 활용하여 차량의 위치를 추정하는 기법인 CMRNet을 제안한 바 있다.

CMRNet[2]을 이용하여 높은 차량 위치 추정 정확도를 얻기 위해서는 정밀한 라이다 기반 3차원 도심 지도를 활용하는 것이 효과적이다. 그러나, 모든 도심에서 라이다 기반 3차원 정밀 지도를 구축하는 것은 현실적으로 매우 어렵다. 따라서, 라이다 기반 3차원 정밀 도심 지도의 확보가 어려운 지역에서는 정밀도는 다소 떨어지지만 쉽게 구할 수 있는 OSM(Open Street Map) 3차원 도심 지도[3] 등을 활용하여 차량의 위치를 추정할 수 있을 것이다.

본 논문에서는 OSM 3차원 도심 지도와 CMRNet을 이용한 도심 지역 차량 위치 추정 프레임워크를 구현하고, 정밀 도심 지도 대신 OSM 도심 지도를 활용할 경우, 차량 위치 추정 성능이 어떻게 변화하는지 평가하였다. 구체적으로는, Blender를 활용하여 OSM 3차원 도심 지도를 생성하고, 생성된 지도를 학습할 수 있도록 기존 CMRNet 코드를 개선하였다. 이후, 도커(Docker) 컨테이너를 활용해 기계 학습을 진행하고 성능을 평가하였다. 이렇게 구현한 도심 지역 차량 위치 추정 프레임워크를 도시하면 그림 1과 같다.

II. Blender를 활용한 OSM 3차원 도심 지도 생성

본 연구의 선행연구[4]에서 제시한 OSM 3차원 도심 지도 생성 방법을 활용하여 실험 지역에 맞는 메쉬(mesh) 형태의 OSM 3차원 도심 지도를 생성하였다. 먼저, Blender add-on을 활용하여 SRTM(Shuttle Radar Topography Mission) 지형 정보와 OSM 3차원 건물 정보 및 2차원 OSM 도로 정보 데이터베이스를 바탕으로 OSM 3차원 도심 지도를 제작하였다. 이후, 지도의 스케일(scale) 등을 실제 공간과 유사하게 맞추었다. 이렇게 생성된 OSM 3차원 도심 지도의 예시는 그림 1의 빨간색 부분과 같다. 더 자세한 지도 생성 과정은 선행논문[4]에 기술되어 있다.

III. OSM 3차원 도심 지도를 활용한 CMRNet 기반 차량 위치 추정

CMRNet[2]은 라이다 기반 3차원 포인트 클라우드를 가상 2차원 평면에 투영하여 얻은 라이다 2차원 이미지와 실시간 주행 시 카메라 센서로 얻은 RGB 이미지를 대응시켜 차량의 위치 및 자세 보정치를 학습하는 모델이다. 이때, 라이다 2차원 이미지를 얻기 위해 사용하는 가상 2차원 평면은 차량에 대한 대략적인 위치 및 자세 추정치를 기준으로 생성된다. 따라서, CMRNet을 통해서 차량의 대략적 위치 추정치(즉, 라이다 2차원 이미지를 생성한 위치) 대비 차량의 실제 위치(즉, RGB 이미지가 촬영된 위치)의 상대적 바이어스(bias)를 추정할 수 있으며, 이를 통해 차량의 위치 추정치를 보정할 수 있다.

본 논문에서는 선행연구[2]에서 사용한 정밀한 라이다 기반 3차원 포인트

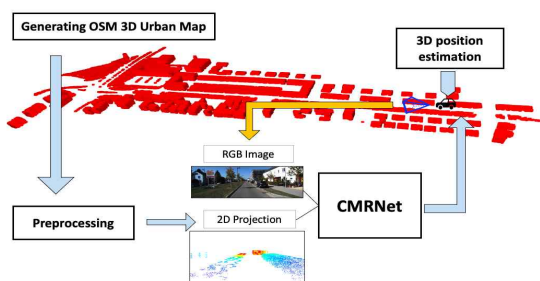


그림 1. 도심 지역 차량 위치 추정 프레임워크

트 클라우드 대신 메쉬 형태의 OSM 3차원 도심 지도를 CMRNet에 적용하였다. 이를 위해 OSM 3차원 도심 지도를 입력으로 넣을 수 있도록 CMRNet의 데이터 전처리 코드[2]를 변형하였다. 우선, open3D 모듈을 이용하여 메쉬 형태(.ply)의 OSM 3차원 도심 지도를 3차원 포인트 클라우드 형태(.pcd)로 변형하였다. 이때, 기존 라이다 3차원 포인트 클라우드와 동일한 밀도를 가지도록 OSM 3차원 포인트 클라우드를 복셀화(voxelize)하였다. 이후, 기존 KITTI Odometry Dataset[5]의 라이다 센서의 위치와 일치하도록 OSM 3차원 포인트 클라우드의 축을 선형 변환하였다. 이렇게 제작된 OSM 3차원 포인트 클라우드를 카메라 좌표계에 따른 2차원 평면에 투영하여 나타난 예시는 그림 2와 같다. 그림 2에서 기존 KITTI Odometry Dataset의 라이다 기반 포인트 클라우드는 건물뿐만 아니라 주변 차량이나 나무 등의 정보를 정밀하게 반영하는 반면, OSM 기반 포인트 클라우드는 건물과 보도 정보만을 포함하며, 정밀도가 다소 떨어지는 것을 관찰할 수 있다.

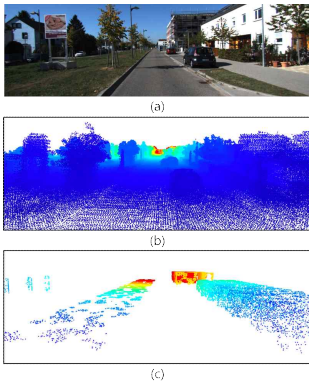


그림 2. (a) 카메라 RGB 이미지, (b) 라이다 기반 포인트 클라우드, (c) OSM 기반 포인트 클라우드 예시

IV. 코드 실행 환경 구축 및 실험 설계

실험에 사용된 서버 컴퓨터와 CMRNet 코드가 개발된 환경의 차이로 인해 CUDA, PyTorch 등의 버전 오류가 발생하는 것을 방지하기 위해 도커를 이용하여 코드 실행 환경을 구축하였다. 도커 컨테이너 상에서 CUDA와 PyTorch는 각각 11.3, 1.10.0 버전을 사용하였으며, pykitti 0.3.1 버전에 맞게 코드를 일부 수정하였다.

기존 KITTI Odometry Dataset[5]에서 제공하는 라이다 기반 3차원 포인트 클라우드 대신 OSM 3차원 도심 지도를 적용했을 때의 차량 위치 추정 결과를 확인하기 위하여 표 1에 정리한 세 가지 경우에 대해 실험을 진행하였다. 괄호 안의 숫자는 학습 및 평가시 사용한 데이터 시퀀스의 번호를 나타내며, 학습에 사용된 데이터와 평가에 사용된 데이터는 서로 다른 환경에서 수집된 것이다. 모든 케이스에서 카메라 이미지는 KITTI Odometry Dataset에서 제공하는 RGB 이미지를 사용하였다. CMRNet 학습 시, 모든 케이스에 대해 learning rate은 0.0001, epoch은 300으로 설정하였다. 또한, 차량의 대략적인 위치 및 자세 추정치의 범위를 줄여가며 네트워크를 여러 개 학습시킨 뒤, 학습된 네트워크를 차례로 통과시키는 iterative refinement 과정을 통해 CMRNet의 차량 위치 및 자세 추정 정확도를 점차 높였다. 본 논문에서는 선행연구[2]와 동일하게 총 2회의 iterative refinement를 수행하였다.

표 1. 각 실험 케이스별로 학습 및 평가에 사용한 3차원 지도 데이터셋

Case	Training Dataset	Test Dataset
1	라이다 포인트 클라우드(05)	라이다 포인트 클라우드(06)
2	라이다 포인트 클라우드(05)	OSM 3차원 도심 지도(06)
3	OSM 3차원 도심 지도(05)	OSM 3차원 도심 지도(06)

V. 실험 결과

표 2는 각 실험 케이스에 따른 차량 위치 추정 오차의 평균을 나타낸다. 실험 결과, 예상대로 OSM 지도를 사용할 경우 차량 위치 추정 성능이 라이다 기반 지도의 경우보다 전반적으로 저하되었다. 하지만, OSM 지도만 존재하는 환경에서 자율주행차량이 위치 추정을 하는 경우라면(즉, 케이스 2와 3의 경우) 라이다 지도를 이용하여 학습한 경우(189 cm 위치 오차)보다 OSM 지도를 이용하여 학습한 경우(130 cm 위치 오차)의 성능이 더 좋음을 알 수 있다. 예를 들어, 그림 2(a)의 카메라 이미지와 그림 2(b)의 라이다 지도로 학습한 모델을, OSM 지도만 존재하는 환경에서 사용하게 된다면, 두 지도의 상세함(주변 차량, 나무 등 포함 여부) 차이가 크기 때문에 성능이 떨어지는 것으로 보인다.

표 2. 실험 케이스에 따른 CMRNet 기반 차량 위치 추정 평균 오차

Case	Dataset		Iterative Refinement		
	Training	Test	0	1	2
1	라이다(05)	라이다(06)	75 cm	45 cm	20 cm
2	라이다(05)	OSM(06)	127 cm	154 cm	189 cm
3	OSM(05)	OSM(06)	131 cm	130 cm	130 cm

VI. 결론

본 논문에서는 라이다 기반 3차원 정밀 도심 지도가 존재하지 않는 도심 지역에서 자율주행차량의 항법을 위한 OSM 3차원 도심 지도 기반 차량 위치 추정 프레임워크를 구현하고 성능을 평가하였다. 이를 위해, OSM 3차원 도심 지도를 직접 제작하고, 이를 학습에 사용할 수 있도록 기존 CMRNet 코드를 개선하였다. 실험 결과, OSM 지도만 존재하는 도심 지역에서도 130 cm 수준의 위치 추정 정확도를 달성할 수 있음을 확인하였다. 일반적으로 도심에서 GNSS만을 사용한 경우의 위치 추정 정확도는 10 m 이상인 경우가 빈번하므로, 130 cm 수준의 정확도는 향후 도심 자율주행차량 운행에 유의미한 도움을 줄 수 있을 것이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부의 재원으로 한국연구재단, 무인이동체원천기술개발사업단의 지원을 받아 수행되었음 (2020M3C1C1A01086407). 또한, 본 논문은 2024년 과학기술정보통신부의 재원으로 한국연구재단 미래우주교육센터(2022M1A3C2074404, 미래우주항법 및 위성기술 연구센터)의 지원을 받아 수행된 연구임.

참고 문헌

- [1] H. Lee et al., "Urban road safety prediction: A satellite navigation perspective," *IEEE Intell. Transp. Syst. Mag.*, vol. 14, no. 6, pp. 94-106, 2022.
- [2] D. Cattaneo et al., "CMRNet: Camera to LiDAR-Map Registration," *Proc. ITSC*, pp. 1283-1289, 2019.
- [3] M. Haklay and P. Weber, "OpenStreetMap: User-Generated Street Maps," *IEEE Pervasive Comput.*, vol. 7, no. 4, pp. 12-18, 2008.
- [4] Y. Kim et al., "Processing OSM 3D Map into a Point Cloud Global Map for Urban Vehicular Navigation," *Proc. KICS Winter Conference 2024*, 2024.
- [5] A. Geiger et al., "Vision meets robotics: The KITTI dataset," *Int. J. Robotics Res.*, vol. 32, no. 11, pp. 1231-1237, 2013.