

자율주행 차량의 라이더 상태 진단을 위한 데이터 생성 및 딥러닝 기반 분류

성재호, 김태형, 김봉섭, 윤경수*

지능형자동차부품진흥원

wogh3569@kiapi.or.kr, thkim@kiapi.or.kr, bskim@kiapi.or.kr, kadbonow@kiapi.or.kr

Data Generation and Deep Learning based Classification System for Condition Diagnosis of Lidar in Autonomous Vehicles

Jaeho Seong, Taehyeong Kim, Bongseob Kim, Kyungsu Yun*

Korea Intelligent Automotive Parts Promotion Institute (KI-API)

요약

최근 자율주행 차량, 로봇, 보안 시스템 등에서 널리 사용되는 라이더는 주변 환경 감지를 위해 중요한 센서로 작용한다. 그러나 라이더의 복잡한 하드웨어는 고장 및 오작동 위험을 내포하며, 이는 자율주행의 신뢰성과 안전성에 영향을 미칠 수 있다. 이에 대응하기 위해 클라우드 기반의 원격지원 서비스가 제안되었으며, 센서의 이상 상태를 식별하기 위해 딥러닝 기술이 활용되고 있다. 그러나 기존 라이더 진단 방법은 학습 데이터를 구축하는 데 많은 비용이 소요되며, 다양한 이상 상태를 다루는 데 한계가 있다. 본 논문에서는 라이더의 상태 진단을 위해 정상적인 환경에서 수집된 점군 데이터를 기반으로 다양한 이상 상태에 대한 학습 데이터를 생성한다. 이를 통해 라이더의 상태를 진단하고 처리하기 위한 전처리 방법과 딥러닝 기반 시스템을 제안한다.

I. 서론

라이더(Lidar)는 자율주행 차량, 로봇, 보안 시스템 등 다양한 분야에서 활용되며, 고해상도의 3차원 지도를 생성하고 주변 환경을 감지하는 데 사용된다. 그러나 라이더의 하드웨어는 고도의 기술로 매우 정교하게 구현되며, 이는 고장 및 오작동 발생 가능성을 높인다. 이러한 오작동은 인지 기능에 심각한 문제를 초래할 수 있는 자율주행 한계 및 오류 상황 중 하나이며, 안전성 측면에서 센서의 고장 및 오작동을 파악하는 것은 매우 중요한 문제이다.

이러한 관점에서 자율주행 차량의 운행 중에 발생할 수 있는 오류 및 한계 상황을 진단하고, 안전을 확보하기 위한 클라우드 기반의 원격지원 서비스가 제안되었다[1]. 또한 센서 모듈의 오염을 라이더의 이상 상태로 설정하여 데이터를 수집하고, 딥러닝 학습을 통해 이상 여부를 판단하는 데 중점을 두었다[2]. 이러한 방법은 학습 데이터의 구축 과정에 많은 비용(시간, 인력)이 발생하며, 다양한 이상 상태 유형을 다루는 데 한계가 있다.

본 논문은 이러한 문제점에 착안하여 실제 환경에서 발생될 수 있는 다양한 이상 상태에 대한 학습 데이터를 생성하였다. 이를 기반으로 자율주행 차량의 라이더 상태 진단을 위한 전처리 방식 및 딥러닝 기반 시스템을 제안한다.

II. 본론

본 논문은 라이더(전방위 360도 회전형)의 상태 진단을 위한 학습 데이터를 생성한다. 정상적인 환경에서 수집된 점군 데이터를 가공하여 다양한 이상 상태에 대한 학습 데이터를 생성한다. 이상 상태 학습 데이터는 채널 고장, 폐색(전체 각도, 부분 각도)에 해당하는 3종이며, 전체 학습 데이터는 정상적인 환경에서 수집된 데이터를 포함하여 총 4종의 클래스로 구성된다.

첫 번째로 '채널 고장'은 라이더 채널의 일부가 소실되는 것을 의미하며,

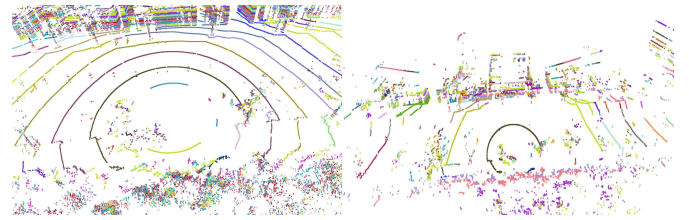


그림 1. 채널 고장 데이터 생성 예시 (좌): 정상, (우): 채널 고장

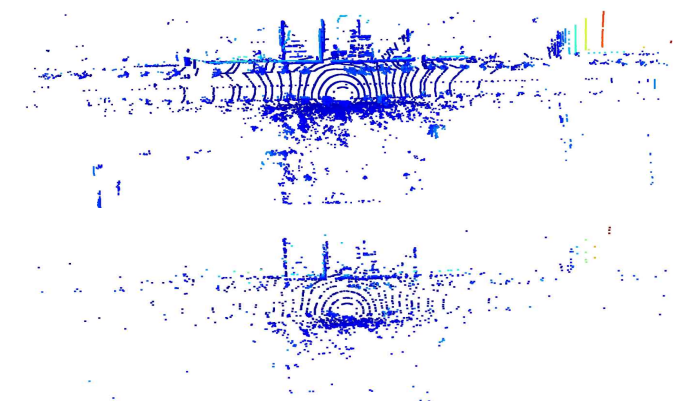


그림 2. 폐색 데이터 생성 예시 (좌): 정상, (우): 폐색

원인은 발광 다이오드의 결함이나 물리적 손상으로 인한 것으로 가정된다. 채널 고장 데이터는 정상적인 점군 데이터의 분포 특성에 따라 정해진 범위 내에서 z축을 기준으로 필터링할 공간을 두 곳으로 나눈다. 나뉜 공간 중 한 곳은 포인트 클라우드 z축만을 대상으로 K-Means 알고리즘을 통해 클러스터링되고, 나머지 다른 공간에서는 x, y, z 축 모두 고려하여 DBSCAN 알고리즘을 통해 클러스터링 후, 두 공간에서 생성된 클러스터가 결합된다. 지정된 비율로 클러스터를 무작위로 제거한다.

두 번째로 '전체 각도 폐색'은 라이더의 전방향에 대해 데이터의 일부가 소실되는 것을 의미하며, 이는 라이더에 흙, 먼지, 이슬, 눈 등의 물질에 의한 광범위한 오염이나 환경적 요인으로 인해 발생할 수 있다. 전체 각도 폐색 데이터는 정상적인 점군 데이터 중 지정된 비율로 점군을 무작위 제거하여 생성된다.

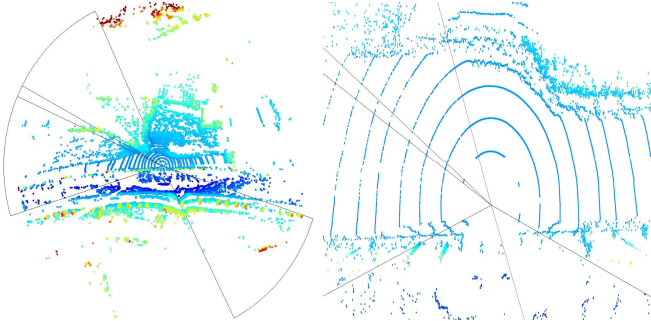


그림 3. 부분 폐색 데이터 생성 예시 (좌): 정상, (우): 부분 폐색

표 1. 샘플링 및 딥러닝 모델 간의 성능 비교

Model	Sampling	Acc. (%)	#params
CNN	NNS	67.34	3.32M
PointNet++	FPS	28.28	1.48M
PointNext	FPS	32.64	0.8M
3D-GCN	NNS	94.45	0.89M

세 번째로 '부분 각도 폐색'은 라이더의 일부 각도에 한하여 폐색이 발생하는 것을 의미한다. 이는 센서 모듈 일부분에서 환경적 요인이나 오염물질로 인해 점군이 소실되는 상황으로 가정한다. 부분 각도 폐색 데이터는 정상적인 점군 데이터의 좌표계를 직각 좌표계에서 원통 좌표계로 변환한다. 원통 좌표계 범위 내 점군에 대해 원통 좌표계 상의 각도 범위, z축 범위, 제거할 거리인 원통의 반지름, 무작위 삭제 비율을 지정하여 해당 범위 내의 점군을 무작위로 제거한다.

라이더 점군은 초당 수십에서 수백 만개의 매우 방대한 점으로 구성되므로 한정된 자원 안에서 인공지능 기반 모델을 학습하고 추론 하기 위해서는 원시 점군 데이터를 샘플링하여 연산량을 낮추는 전처리 과정이 필요하다. 기존의 딥러닝 기반 점군 분류 모델은 주로 특정 객체를 분류하기 위해 연구되었으며, 객체의 형상을 최대한 보존하면서 샘플링할 수 있는 FPS(Farthest Point Sampling)이 사용되었다[3-4]. 그러나 라이더 상태 분류는 객체의 형상이 아닌 점군의 밀도 변화를 고려해야 한다. 이는 라이더 이상 상태는 점군이 소실되는 특징이 있어 점군의 밀도가 작아지기 때문이다[5]. 다만 FPS 방식은 점군의 모든 객체의 형상을 유지하면서 부분적으로 샘플링하는데, 이는 라이더 이상 상태에 의해 점군이 소실되는 것과 유사한 데이터 형태를 보인다. 따라서, 라이더 이상 상태 데이터와 정상 데이터 간 차이의 구별이 어려워 딥러닝 모델이 상태 분류를 하지 못하는 문제가 발생한다. 본 논문은 이러한 문제점의 해결을 위하여 NNS(Nearest Neighbor Search) 방식을 적용한다. 이를 통해 라이더 좌표계의 원점을 기준으로 거리상 가까운 영역에 대한 점군을 샘플링한다.

일반적으로 딥러닝 기반의 점군 분류 모델로 지역적인 패턴이나 특징을 추출하는 데 뛰어난 CNN(Convolutional Neural Network)이 사용된다. 그러나 라이더 이상 상태 분류 데이터 셋은 지역적이거나 부분적인 객체의 특징이 아닌 점군의 밀도 차이로부터 상태를 판단하므로 정형화된 패

턴이 없다. 이 때, 점군의 인접한 포인트들 사이의 관계가 중요한 역할을 한다. 본 논문은 3D-GCN[6]을 사용하여 모델을 구성한다. 3D-GCN은 GCN(Graph Convolutional Network)을 사용하여 인접한 점 간 거리 및 방향성을 고려하여 학습하고 분류하므로 점 간 관계성을 학습할 수 있어 라이더 이상 상태 분류에 적합한 방법이다.

III. 결론

본 논문은 라이더 상태 진단을 위한 새로운 방법을 제안한다. 기존의 라이더 상태 진단 방법은 주로 수집된 데이터에 의존하고 있어 데이터 수집 비용이 높고 다양한 고장 유형을 다루기에 한계가 있다. 제안 방법은 라이더 이상 상태에서 발생하는 점군 분포의 패턴을 활용하여 라이더 상태 분류를 위한 학습 데이터를 생성하고, 이를 기반으로 라이더 상태 진단 시스템을 구축한다. 기존 방법에 비해 데이터 수집 비용을 크게 절감하면서 다양한 라이더 이상 상태 유형을 다룰 수 있다. 또한, 제안한 샘플링 방식을 통해 주변 환경에서 발생하는 점군의 밀도 변화를 고려하여 라이더 이상 상태 데이터의 특성을 반영할 수 있다.

향후 연구에서는 본 논문에서 제안된 방법을 보완하기 위한 알고리즘을 추가하고 다양한 라이더 이상 상태 유형을 다루기 위한 연구를 진행할 예정이다. 또한 실제 자율주행 차량에 적용하여 자율주행 오류 및 한계 상황 시 성능을 검증할 예정이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 논문은 정보통신기획평가원 자율주행 기술개발 혁신사업(과제번호: RS-2023-00229833)의 지원을 받아 수행된 연구임 (과제명: 클라우드 기반 자율주행 차량 오류 및 한계 상황 지능형 원격지원 기술 개발)

참고 문헌

- [1] 김봉섭, 김태형, 윤경수, "클라우드 기반 자율주행 차량 오류 및 한계상황 지능형 원격지원 기술을 위한 시나리오 개발에 관한 연구," 2023년도 한국통신학회 하계종합학술발표회논문집, 라마다프라자 제주호텔, 2023.
- [2] James, Jyothish K., et al., "Classification of lidar sensor contaminations with deep neural networks," Proceedings of the Computer Science in Cars Symposium (CSCS). 2018.
- [3] Qi, Charles Ruizhongtai, et al., "Pointnet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space," Advances in neural information processing systems, 30, 2017.
- [4] Qian, Guocheng, et al., "Pointnext: Revisiting pointnet++ with improved training and scaling strategies." Advances in Neural Information Processing Systems, 35, 2022.
- [5] Schlager, Birgit, et al., "Contaminations on LiDAR sensor covers: Performance degradation including fault detection and modeling as potential applications." IEEE Open Journal of Intelligent Transportation Systems, 3, 738-747, 2022.
- [6] Lin, Zhi-Hao, Sheng-Yu Huang, and Yu-Chiang Frank Wang. "Convolution in the cloud: Learning deformable kernels in 3d graph convolution networks for point cloud analysis." Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2020.