

라이다 및 레이더 센서 융합을 이용한 원거리 객체 검출

이지현, 김양중*

한국공학대학교 소프트웨어융합공학과
{2023611527, *zeroplus}@tukorea.ac.kr

Long-Range Object Detection using LiDAR and Radar-based Sensor Fusion

Jihyun Lee, Yangjung Kim*
Tech University of Korea

요약

자율주행 시스템의 안전성 확보를 위해서는 특히 원거리 객체에 대한 정확하고 강인한 3D 인지 능력이 필수적이다. 따라서, 라이다(LiDAR)와 레이더(Radar) 두 센서의 상호 보완적인 특성을 활용하여 원거리 객체 탐지 성능을 향상시키는 적응형 라이다-레이더 결합 레벨 융합 프레임워크가 요구되며, 레이더 데이터의 고유한 노이즈를 완화하고 위치 정확도를 개선하기 위한 딥러닝 기반 포인트 클라우드 정제 기법과 각 센서의 탐지 결과를 입력으로 받아, 거리, 객체 크기 그리고 센서 신뢰도 등을 고려하여 동적으로 융합 가중치를 결정하는 적응형 결합 융합 모듈을 고려해 설계되어야 한다.

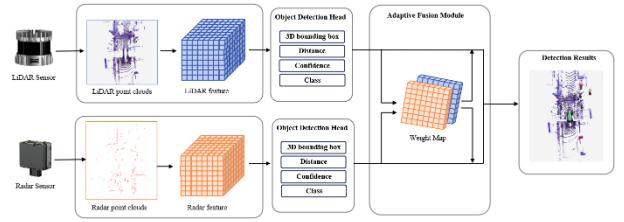
I. 서 론

자율주행 기술의 발전은 인간 운전자 수준 이상의 인지 능력을 요구하며, 이는 주변 환경에 대한 정확하고 신뢰성 높은 3D 객체 탐지를 기반으로 한다. 현재 자율주행 시스템에서 가장 널리 사용되는 3D 인지 센서인 라이다(LiDAR)는 레이저 펄스를 이용하여 주변 환경을 정밀하게 스캔하고 3 차원 포인트 클라우드를 생성한다. 그러나 라이다는 거리가 멀어질수록 레이저 빔의 발산과 반사 신호 약화로 인해 포인트 클라우드가 매우 희소해져 작은 객체나 원거리 객체의 탐지가 어려워진다. 또한 눈, 비, 안개와 같은 악천후 조건에서는 레이저 빔이 산란돼 흡수되면서 성능이 현저히 저하된다. 반면, 레이더(Radar)는 전파를 사용하여 물체를 탐지하기 때문에 악천후 조건에서도 비교적 안정적인 성능을 유지하며, 라이다보다 훨씬 원거리의 객체까지 탐지할 수 있다. 그러나 레이더는 낮은 각도 분해 등으로 인해, 객체의 정확한 형태나 크기를 파악하기 어렵고, 특히 높이 정보가 부족하거나 부정확하여 3D 공간에서의 정밀한 위치 파악에 한계가 있다.

따라서, 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여, 라이다-레이더 센서 퓨전 기반의 원거리 객체 검출 성능을 향상시키는 적응형 라이다-레이더 융합 프레임워크를 제안한다.

II. 본 론

라이다 기반 3D 객체 탐지 후에 레이더 데이터 전처리 및 3D 포인트 클라우드 정제 및 레이더 기반 3D 객체 탐지를 진행한다. 라이다와 레이더에서 검출된 바운딩 박스 간 3D IoU(Intersection over Union) 임계값을 기반으로 하여 객체를 매칭한 후에 동적 가중치 및 신뢰도를 계산하여 매칭된 박스들의 평균을 융합하여 퓨전된 3D 객체 탐지 결과를 출력한다. 제안하는 전반적인 센서 융합의 시스템 개요는 다음과 같다.



<그림 1. 센서 융합 시스템의 개요>

1. 레이더 데이터 전처리 및 포인트 클라우드 정제 방안

레이더 데이터의 잡음을 효과적으로 제거하고, 좌표 변환 및 지면 정제를 통해 객체 인식에 적합한 포인트 클라우드를 생성하는 메커니즘이 요구되며, 이에 필요한 차량에 탑재된 레이더 센서를 통해 수집된 원시 데이터(Raw data)는 다음과 같다.

- 거리 r
- 방위각 ϕ
- 고도각 θ
- 반사강도(RCS)
- 도플러 속도 v

이러한 데이터들은 CAN 통신을 통해 주기적으로 수집되며, 전처리의 첫단계에서는 CFAR(Constant False Alarm Rate) 알고리즘[1]을 적용하여 배경 잡음을 제거한다. CFAR은 슬라이딩 윈도우 기반으로 주변 셀의 평균 잡음 에너지를 추정하고, 중심 셀의 신호가 신호대잡음비(Signal-to-Noise Ratio, SNR) 임계값(일반적으로 1.5~3)을 초과할 경우 해당 셀을 타겟으로 판별한다. 탐지된 타겟의 극좌표(r, ϕ, θ)는 차량 기준의 3 차원 직교 좌표계(x, y, z)로 변환된다. 변환된 포인트들은 통계 기반 필터링 기법을 통해 노이즈 제거를 수행한다. 무엇보다도, 통계적 이상치 제거 기법(Statistical Outlier Removal, SOR)[2]을 적용하여 이웃 밀도가 낮은 외란 포인트를 제거하며, 이후 반사강도와 도플러 속도 일관성을 기준으로 동적 반경 기반 필터링(Dynamic Radius Neighborhood

Analysis, DRNA)[3]을 수행하여 신뢰도가 낮은 포인트를 추가적으로 배제한다. 이후 지면 추정을 위해 RANSAC(Random Sample Consensus)[4] 기반의 지면 평면 추정을 수행한다. 최종적으로 RANSAC 기반 지면 평면 추정을 통해 z 축 오차를 보정한다. 지면으로 분류된 포인트의 중앙값(Median)을 기준으로 오프셋을 계산하여 잔여 노이즈를 제거함으로써, 초기 포인트 클라우드의 위치 정확도를 확보한다. 지면에 해당하는 포인트를 제거한 후 남은 포인트들은 객체 인식 및 군집화 알고리즘에 적합한 형태로 포인트 클라우드가 최종 생성된다.

2. 적응형 결정 레벨 융합 모듈

제안하는 적응형 결정 레벨 융합 모듈은 각 센서로부터 도출된 객체 탐지 결과를 단순히 결합하는 것이 아니라, 객체까지의 거리, 라이다 포인트 밀도와 레이더 반사 신호 특성 등 다양한 정보를 기반으로 각 센서 결과의 신뢰도를 동적으로 평가하고 가중치를 부여하여 최종 탐지 결과를 생성한다. 이 프로세스는 크게 객체 연관, 동적 가중치 계산 및 융합 규칙 적용의 세 단계로 구성된다.

이에, 라이다와 레이더에서 탐지된 객체들 간의 연관성을 분석하기 위해, 3D 바운딩 박스 간의 IoU 와 중심점 간의 거리를 기준으로 연관 행렬을 계산한다. 두 센서에서 탐지된 객체들 간의 최적 매칭을 위해 Hungarian 알고리즘[5] 을 적용하며, IoU 가 설정된 임계값(ex, 0.1) 이상인 경우에만 매칭이 성립한다. 또한, 레이더에서 획득한 속도 정보와 연속적인 프레임에서의 라이다 객체 추적 결과를 비교하여 매칭 정확도를 더욱 향상시킨다. 라이다와 레이더 탐지 결과의 신뢰도를 거리, 센서 특성, 환경 조건 등 다양한 요소에 기반하여 평가한다. 제안하는 방법에서는 거리에 따른 적응형 가중치 함수를 정의한다. 거리에 따른 라이다 가중치 $w_{LiDAR}(d)$ 는

다음 시그모이드 함수로 정의된다:

$$w_{LiDAR}(d) = \frac{1}{1 + e^{-k(d-d_0)}} \quad \text{식(1)}$$

여기서 d 는 객체까지의 거리, d_0 는 라이다와 레이더의 성능이 교차하는 변곡점 거리(ex, 50m), 그리고 k 는 가중치 변화 기울기를 조절하는 파라미터이다. 이 함수는 가까운 거리에서는 라이다는 높은 가중치를 부여하고, 거리가 멀어질수록 레이더의 가중치를 점진적으로 증가시킨다. 추가로, 라이다 탐지 결과의 신뢰도는 객체 내 포인트 수와 포인트 밀도에 따라 보정된다. 라이다 포인트 수가 특정 임계값(예: 10 개) 미만인 경우, 추가적인 가중치 감소를 적용한다. 반면, 레이더 탐지 결과의 신뢰도는 RCS 값과 속도 추정의 일관성을 기반으로 평가한다. 매칭된 객체 쌍의 경우, 계산된 가중치를 기반으로 두 센서의 탐지 결과를 융합한다. 위치(중심 좌표), 크기(길이, 너비, 높이) 및 방향(yaw 각도)에 대해 가중 평균을 적용한다.

$$B_{fusion} = w_{LiDAR} \cdot B_{LiDAR} + (1 - w_{LiDAR}) \cdot B_{Radar} \quad \text{식(2)}$$

여기서 B_{fusion} , B_{LiDAR} 및 B_{Radar} 는 각각 융합된 바운딩 박스, 라이다 바운딩 박스 및 레이더 바운딩 박스를 나타낸다.

매칭되지 않은 객체의 경우, 센서별 신뢰도 점수가 특정 임계값을 초과할 때만 최종 결과에 포함시킨다.

특히 원거리에서 레이더만으로 탐지된 객체의 경우, 속도 정보와 연속 프레임에서의 탐지 일관성을 추가로 검증하여 허위 양성(False Positive)을 줄인다.

3. 실험 및 결과

<표. 1>은 KITTI[6] 검증 데이터셋과 nuScenes[7] 테스트 데이터셋에서의 3D 객체 탐지 성능(mAP, %)을 비교한 결과이다. 제안된 적응형 결정 레벨 융합 방법은 모든 데이터셋과 객체 클래스에서 라이다 단독 방법보다 우수한 성능을 보였으며, 특히, nuScenes 데이터셋에서 6.8%p 의 성능 향상을 확인할 수 있다.

<표 1. KITTI 및 nuScenes 데이터셋에서의 3D 객체 탐지 성능 비교(mAP, %)>

Method	KITTI	nuScenes
LiDAR-only	78.5	70.3
Radar-only	42.3	45.6
Bi-LRFusion[8]	82.4	73.5
Ours	83.2	77.1

III. 결론

본 논문에서는, 라이다(LiDAR)와 레이더(Radar) 두 센서의 상호 보완적인 특성을 활용하여 원거리 객체 탐지 성능을 향상시키는 적응형 라이다-레이더 결정 레벨 융합 프레임워크를 제안하였으며, 카메라 센서까지 포함하는 다중 모달리티(Multi-modal) 융합으로 확장하여 인지 성능을 높이는 방법과 제안된 프레임워크를 End-to-End 방식으로 학습하여 융합 성능을 최적화 방안에 대해서 추가 연구를 진행할 것이며 경량화 모델을 통해 실시간 처리성을 높이고 다양한 환경에서도 시스템 안정성 및 신뢰도를 높이는 방안에 대해 연구를 집중해 자율주행 시스템 완성도를 높이고자 한다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 고용노동부 및 한국산업인력관리공단의 '고속령 마이스터 사업(2025)'의 지원을 받음.

참고 문헌

- [1] Christina Katzlberger, "Object Detection with Automotive Radar Sensors using CFAR-Algorithms," Bachelor Thesis, Institute of Signal Processing, Johannes Kepler University Linz, 2018.
- [2] Rusu, R. B., & Cousins, S. (2011). "3D is here: Point Cloud Library (PCL)." In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), pp. 1-4.
- [3] Zhong, Y., Wang, C., Wang, R., & Wang, C. (2022). "Filter methods for removing falling snow from light detection and ranging." ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 191, 66-81.
- [4] Zhang, Y., Wang, J., Wang, X., & Li, J. (2014). "Robust Ground Plane Detection with RANSAC in 3D Point Clouds for Autonomous Vehicles." Information Technology Journal, 13(9), 1729-1735.
- [5] Tang, J., Cai, Z., Yu, H., Luo, G., Chen, D., & Cheng, L. (2023). "Sensor Fusion-Based Vehicle Detection and Tracking Using a Combined Camera and Radar for Intelligent Traffic Systems." Sensors, 23(10), 4789.
- [6] A. Geiger, P. Lenz, C. Stiller, and R. Urtasun, "Vision meets robotics: The KITTI dataset," International

Journal of Robotics Research, vol. 32, no. 11, pp. 1231–1237, 2013.

- [7] Caesar, H., Bankiti, V., Lang, A. H., Vora, S., Liong, V. E., Xu, Q., Krishnan, A., Pan, Y., Baldan, G., & Beijbom, O. (2019). nuScenes: A multimodal dataset for autonomous driving. arXiv preprint arXiv:1903.11027.
- [8] Y. Wang, J. Deng, Y. Li, J. Hu, C. Liu, Y. Zhang, J. Ji, W. Ouyang, and Y. Zhang, "Bi-LRFusion: Bi-Directional LiDAR-Radar Fusion for 3D Dynamic Object Detection," in Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2023.