

앵커 라인을 활용한 라이다 기반 차선 인식 네트워크

김동인, 백동희, 선민혁, 공승현*
한국과학기술원

dongin.kim@kaist.ac.kr, donghee.paek@kaist.ac.kr, hyeok0809@kaist.ac.kr, *skong@kaist.ac.kr

A Lidar based Lane Detection Network using Anchor Line

Dong-In Kim, Dong-Hee Paek, Min-Hyeok Sun, Seung-Hyun Kong*
Korea Advanced Institute of Science and Technology

요 약

라이다 기반 차선 인식은 다양한 주행 환경에 강인한 성능을 보여 안정적인 자율주행을 위한 핵심적인 기술 중 하나이다. 독립된 픽셀 단위로 차선을 인식하는 세그멘테이션 방식을 활용한 기존 라이다 기반 차선 인식은 모든 픽셀에 대한 독립적인 공유 다중 퍼셉트론(Shared MLP) 연산으로 큰 연산량을 요구하고 픽셀 단위의 차선 인식으로 차선이 가려진 환경에서의 차선 인식 정확도가 떨어지는 단점이 있다. 본 연구에서는 위 단점을 개선하고자 연산량을 줄이면서 차선이 가려진 환경에서도 차선 인식 성능이 우수한 앵커 방식의 라이다 기반 차선 인식 네트워크를 제안한다.

I. 서론

차선 인식 기술은 자율 주행 자동차에서 빠질 수 없는 핵심적인 기술 중 하나이다. 안정적인 자율 주행을 위해서는 낮, 밤, 고속도로 그리고 도심과 같이 다양한 주행 환경에서 일괄된 검출 성능과 연속된 여러 데이터에 대해 적은 연산량으로 처리하는 차선 인식 기술이 중요하다. 최근 연구에서 라이다 포인트 클라우드와 세그멘테이션 네트워크를 활용한 차선 인식 연구[1]가 진행되고 있으며, 카메라 기반 차선 인식보다 다양한 주행 환경에 대해 강인한 성능을 보임이 증명되었다. 하지만 프레임 당 데이터 용량이 큰 라이다 포인트 클라우드를 BEV 로 변환하여 픽셀 단위의 공유 다중 퍼셉트론(Shared MLP) 연산을 활용하는 세그멘테이션 방식으로 처리하면 차선 인식 네트워크는 많은 연산량이 요구되며 차선이 주변 차량에 의해 가려졌을 때 차선 인식 정확도가 떨어진다는 단점이 있다. 따라서 본 연구에서는 라이다 차선 인식 네트워크의 연산량을 줄이면서 차선이 가려진 환경에서도 차선을 강인하게 인식할 수 있는 앵커 방식의 라이다 차선 인식 네트워크를 제안하고자 한다.

II. 본론

1) 세그멘테이션 방식과 앵커 방식 비교

인공지능을 응용한 차선 인식 연구는 대부분 세그멘테이션 방식의 네트워크를 활용한다. 세그멘테이션 방식의 네트워크는 입력 이미지로부터 여러 층의 합성곱 연산을 걸쳐 특성을 추출한 다음 해당 특성을 바탕으로 각 픽셀 별로 해당 픽셀이 어느 범주(차선, 배경 등)에 속해 있는지 판별하는 네트워크이다. 세그멘테이션 방식의 차선 인식 네트워크는 모든 픽셀들에 대해 범주를 분류하기 때문에 네트워크의 연산량이 많고 주변 차량에 의해 차선이 가려지면 해당 픽셀을 제대로 분류하지 못하여 차선 인식 결과가 부정확해지는 단점이 있다. 하지만 차선 인식 네트워크의 연산량을 줄이고 차선이 가려진 상황에서의 차선 인식 정확도를 높이는

것은 실제 도심이나 고속도로 환경에서 자율주행 차량의 안전과 직결되어 매우 중요하다.

앵커 방식의 차선 인식은 미리 정의된 여러 앵커 라인을 바탕으로 차선을 인식하는 방법으로, [2]에서 처음 카메라 이미지 기반 차선 인식 기술로 제안되었다. 앵커 방식의 차선 인식은 합성곱 층으로부터 출력된 특성 맵을 활용하여 미리 지정된 앵커 라인과 정답 차선과의 차이(offset)를 예측하는 방식으로 차선을 인식한다. 이로 인해 앵커 방식은 입력 이미지에 대해 픽셀 단위로 차선을 분별하지 않기 때문에 연산량이 상대적으로 적으며 미리 지정한 직선 모양의 앵커 라인의 도움을 받아 차선을 인식하므로 차선이 가려진 환경에서 세그멘테이션 방식과 비교했을 때 차선 인식 정확도가 높은 특징이 있다.

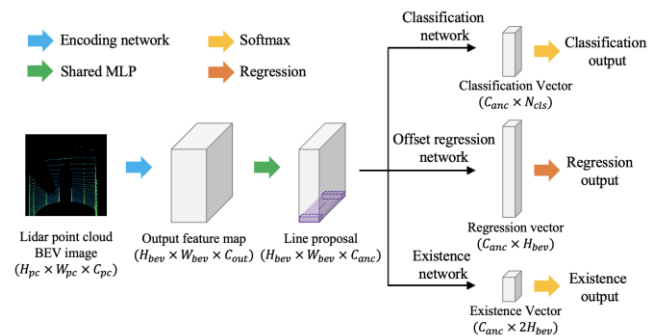


그림 1. 앵커 기반 라이다 차선 인식 네트워크 구조

2) 앵커 기반 라이다 차선 인식 네트워크

제안하는 앵커 방식의 라이다 차선 인식 네트워크는 그림 1 과 같다. 제안하는 네트워크는 라이다 포인트 클라우드 BEV 이미지를 입력 데이터로 받고 합성곱 연산을 통해 차선 인식을 위한 특성 맵을 생성한다. 이후 특성 맵은 공유 다중 퍼셉트론에 입력되며 앵커 라인 생성 후 최종 특성 맵을 추출한다. 앵커 라인 생성과정은 그림 2 와 같으며 특성 맵의 가장 아래쪽 픽셀에서 서로 다른 각도의 여러 직선들을 생성한다. 본 연구에서는 다섯 개의 다른 각도의 직선을 활용하여 앵커 라인(그림 2 의 $L_1 \sim L_5$)을 지정하였다. 마지막으로 추출된 특성

맵은 미리 지정한 특정 y 좌표 값에서(행) 앵커 라인과 정답 차선의 x 좌표 값(열) 차이를 예측하는 차이 회귀 네트워크(offset regression network), 몇 번째 차선인지 분류하는 차선 번호 분류 네트워크(classification network) 그리고 해당 앵커 라인이 픽셀에서 실제 차선인지 판별하는 차선 판별 네트워크(existence network)를 통과하고 출력된 각 특성 벡터들을 바탕으로 차선을 인식한다.

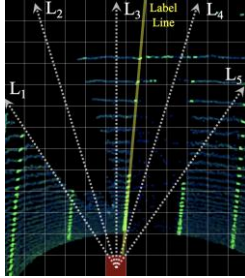


그림 2. 앵커 라인 생성과정

3) 차선 인식 성능 비교

본 연구에서는 도심, 고속도로 등 다양한 환경에서 라이다 포인트 클라우드와 정답 차선 정보를 포함하고 있는 라이다 차선 인식 공용 데이터 셋인 K-Lane 을 활용하였으며, 제공하는 데이터 안에서 낮, 밤, 고속도로 그리고 여러 차량들로 인해 차선이 많이 가려지는 도심의 데이터를 샘플링하여 실험을 진행하였다. 세그먼테이션 방식과 앵커 방식의 성능과 연산량을 비교한 결과는 아래 표 1 과 같다. 차선 인식 성능 비교를 위한 평가 지표는 F1-score 를, 연산량 비교를 위한 평가 지표는 GFLOPs 을 사용하였다. 표 1 의 Occ4~6 은 주변 차량에 의해 차선이 4 개 ~ 6 개 가려진 환경에서의 차선 인식 성능을 나타낸 결과이다.

네트워크	GFLOPs	Occ4~6
세그먼테이션	558.08	72.34
앵커	391.06	74.38

표 1. 세그먼테이션 방식과 앵커 방식 성능비교

표 1 에 따르면 실제로 앵커 방식의 연산량이 391.06(GFLOPs), 세그먼테이션 방식의 연산량이 558.08(GFLOPs)로 앵커 방식의 연산량이 더 적은 것을 확인할 수 있다. 또한 차선이 가려진 환경에서 앵커 방식의 차선 인식 성능이 74.38, 세그먼테이션 방식의 차선 인식 성능이 72.34 로 앵커 방식의 차선 인식 성능이 더 높은 것을 확인할 수 있다. 그림 3 은 앵커 방식의 네트워크가 실제로 차선이 가려진 환경에서 세그먼테이션 방식의 네트워크 보다 차선 인식을 더 잘 수행하는지 보여주는 예시 장면이다. 구체적으로 그림 3 의 a 와 b 는 차선이 가려진 서로 다른 두 주행 예시 장면이며, 각 장면마다 전방 이미지, 정답 차선, 세그먼테이션 방식 차선 인식 결과 그리고 앵커 방식 차선 인식 결과를 보여준다. 정답 차선과 예측 결과로 출력된 서로 다른 색(빨간색~보라색)의 선들은 각각 다른 차선을 의미하며 자기 차선(ego lane)의 좌측은 노란색, 우측은 초록색으로 표현되어 있다. 그림 3 의 a 와 b 를 보면 세그먼테이션 방식은 주변 차량에 의해 차선이 가려졌을 때 차선을 정확히 인식하지 못하지만 앵커 방식은 해당 차선들을 정확히 인식하는 것을 확인할 수 있다. 이는 제안한 앵커 방식이 기존 세그먼테이션 방식과 비교했을 때 차선이 가려진 환경에서 차선 인식 성능이 우수하다는 것을 보여준다.

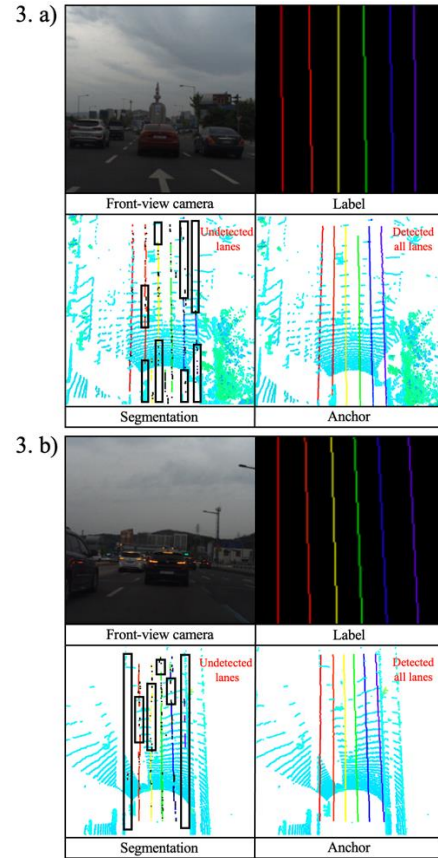


그림 3. 차선이 가려진 상황에서의 세그먼테이션 방식과 앵커 방식 차선 인식 결과 비교

III. 결론

본 논문은 기존의 세그먼테이션 방식 라이다 차선 인식 네트워크보다 연산량이 적고 차선이 가려진 환경에서 보다 나은 차선 인식 성능을 가진 앵커 방식의 라이다 차선 인식 네트워크를 제안하였다. 제안하는 앵커 방식은 기존 세그먼테이션 방식 대비 연산량이 줄어들고 차선이 가려진 환경에서 차선 인식 성능이 향상된 것을 실험을 통해 수치적으로 증명하였으며, 동일한 주행 장면에 대해 각 방식의 차선 인식 결과를 시각화하여 비교하였다. 본 연구를 통해 앵커 방식의 라이다 차선 인식 네트워크가 자율 주행 자동차에 적합함을 보였고 앵커 방식의 라이다 차선 인식과 관련된 연구가 지속적으로 진행될 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2021 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원 (2021R1A2C3008370)을 받아 수행된 연구결과임

참 고 문 헌

- [1] Paek, D. H., Kong, S. H., & Wijaya, K. T. (2022). K-Lane: Lidar Lane Dataset and Benchmark for Urban Roads and Highways. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 4450-4459).
- [2] Li, X., Li, J., Hu, X., & Yang, J. (2019). Line-cnn: End-to-end traffic line detection with line proposal unit. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 21(1), 248-258.