

## 딥러닝 기반의 강인한 차선 검출 방법

성재호, 한동석\*

경북대학교 미래자동차 IT·융합학과, \*전자전기공학부

wogh3569@knu.ac.kr, \*dshan@knu.ac.kr

## Deep Learning based on Robust Lane Detection Method

Jaeho Seong, Dong Seog Han\*

Kyungpook National Univ.

## 요약

본 논문은 컴퓨터 비전 기반의 차선 검출은 자율주행차의 핵심 기술 중 하나이다. 현대의 딥러닝 방법은 차선 검출에서 고성능을 달성하지만 혼잡한 도로 환경과 극단적인 조도 환경에서 차선을 정확히 감지하는 것은 여전히 어려운 과제이다. 본 논문에서는 이러한 두 모델 간의 단점을 상쇄시키고 지역적, 전역적 특징을 동시에 추출하기 위해 서로 다른 차원의 입력을 융합하여 합성곱 신경망과 비전 트랜스포머를 결합한 모델을 제안한다. 제안된 모델은 차선 검출 출력 외에 2 개의 서로 다른 임의의 모듈을 통해 추론 시간을 늘리지 않고 기존 모델의 성능을 향상시킨다. TuSimple 과 CULane 차선 검출 데이터 셋을 통해 검증하였다.

## I. 서론

인공지능 기술의 발전으로 자율주행과 첨단 운전지원 시스템(ADAS)의 활용이 증가하고 있다. 자율주행의 필수 기술 요소 중 하나인 차선 검출은 차량의 위치, 경로 계획, 차선 유지 지원 및 적응형 크루즈 컨트롤과 같은 응용 프로그램에서 중요한 역할을 한다. 기존의 차선 검출은 일반적으로 허프 변환과 RANSAC 과 알고리즘을 통해 차선을 검출한다[1]. 그러나 이러한 방식은 자율주행 시나리오에서 차선 라인의 다양성을 고려할 수 없으므로 차선 검출에 한계가 있다. 최근에는 합성곱 신경망을 활용한 의미론적 분할 기법을 사용하여 차선 검출 영역에서 큰 성공을 거두고 있다.

합성곱 신경망은 주로 지역 특징을 중점적으로 추출하며, 이는 차선 검출에서 매우 강력한 성능을 보인다. 그러나 합성곱 신경망은 종종 폐색으로 인해 중요한 시각적 요소 간의 관계와 같은 전역 표현을 포착하는 데 어려움을 겪는다. 이러한 특성 때문에 합성곱 신경망으로 구성된 모델은 실제 응용 프로그램에서 차선을 검출하는 것이 쉽지 않다. 기존 합성곱 신경망의 단점을 해결하기 위해 전역 특징을 추출하는 비전 트랜스포머를 사용하면 전역 특징을 추출하는데 용이하다[2]. 비전 트랜스포머는 셀프-어텐션과 다층 퍼셉트론 구조 덕분에 전역 표현을 구성하는 복잡한 공간 변환 및 전역적 특징을 반영할 수 있다. 그러나 비전 트랜스포머는 배경과 전경 사이의 식별 가능성을 감소시키는 국부적 특징 세부 사항을 무시하는 것으로 알려져 있다.

이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 지역 특징과 전역 표현을 상호 작용을 통해 차선 검출

성능을 높이기 위한 합성곱 신경망과 비전 트랜스포머를 결합한 모델 구조를 제안한다. 제안된 모델은 차선의 전역적 특징을 추출하고 추론 시간을 늘리지 않고 모델을 향상시키기 위한 방법으로 차선 검출을 위한 출력단 외에 2 개의 서로 다른 임의의 출력단을 통해 모델을 학습시킨다. 일반적으로 많이 사용되는 의미론적 분할 기법 대신 모델의 추론 속도를 가속화하기 위해 행 앵커 기반의 차선 검출 방식을 모델의 최종 출력으로 채택하였다[3]. TuSimple 과 CULane 차선 검출 데이터 셋을 통해 제안된 모델을 학습하고 성능을 검증하였다.

## II. 본론

제안된 모델은 ResNet 의 잔차 모듈과 비전 트랜스포머 구조의 결합한 구조를 사용한다. 합성곱 신경망의 특징 정보들이 비전 트랜스포머의 입력단 전에 이미지 텐서를 이미지 패치 형태로 변환한다. 결합된 모델은 비전 트랜스포머를 단독으로 사용했을 때와 비교하면 합성곱 신경망에서 추출한 지역적 정보를 제공하기 때문에 지역적 특징 정보가 손실되는 것을 방지한다. 트랜스포머는 기존 구조와 유사하게 멀티-헤드 셀프 어텐션과 다층 퍼셉트론 구조의 조합으로 구성되며 기존 트랜스포머 구조에서 인코더 구조만을 사용하여 구성한다. 전체 손실함수는 식(1)과 같다.

$$\mathcal{L}_{total} = \mathcal{L}_{cls} + \theta \mathcal{L}_{aux1} + \mathcal{B} \mathcal{L}_{aux2} \quad (1)$$

여기서  $\mathcal{L}_{cls}$ 은 행 앵커 기반의 차선 검출 손실함수를 나타내며,  $\mathcal{L}_{aux1}$ 와  $\mathcal{L}_{aux2}$ 는 각각 ESA 모듈에 대한 출력에 대한 손실 함수, 합성곱 신경망과 비전 트랜스포머의 출력에 대한 손실 함수이다.  $\theta$ 와  $\mathcal{B}$ 는 두 개의 임의의 모듈에 대한 손실 계수 값을 나타낸다.

학습 시 모델의 성능을 높이기 위해 2 개의 임의의 출력단이 사용된다. 첫 번째 임의의 출력단은

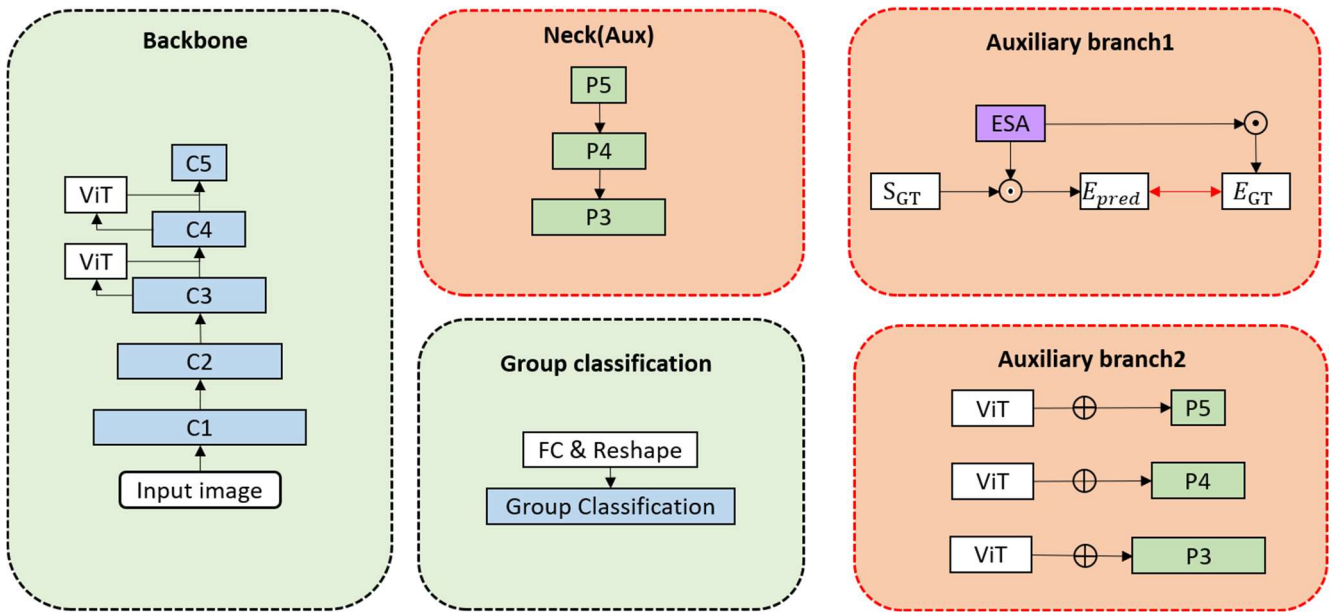


그림 1. 제안된 모델의 아키텍처

ESA(Expanded Self Attention) 모듈에 영감을 받아 차선의 기하학적 구조에서 수평과 수직 방향에서 차선에 대한 신뢰도를 예측하여 전역적 맥락을 추출한다[3]. 두 번째 임의의 출력단에서는 비전 트랜스포머와 합성곱 신경망을 조합을 통해 전역적 특징을 추출한다. 두 개의 임의의 모듈은 모델 학습에 사용되며 추론시에는 제거되어 예측 속도를 높일 수 있다.

본 논문에서는 TuSimple 과 CULane 차선 검출 데이터 셋을 사용하여 성능을 평가하였다. 두 데이터 셋에서 Baseline 모델은 ResNet18 모델을 사용하였다.

표 1. TuSimple 데이터 셋 실험결과

Baseline	ViT	AUX1	AUX2	Accuracy
√				95.60
√	√			96.84(+1.24)
√	√	√	√	96.88(+1.26)

ViT 는 비전 트랜스포머를 추가했을 때 성능을 의미하며 AUX1 과 AUX2 는 2 개의 임의의 모듈을 의미한다. 단일 합성곱 신경망과 비교했을 때 제안된 방법을 추가한 모델이 약 1.26% 더 높은 성능을 보였다. TuSimple 데이터 셋의 경우 정형화된 고속도로 환경의 이미지로 구성되어 AUX1 과 AUX2 에서 성능 변화가 미미한 것을 알 수 있다.

표 2. CULane 데이터 셋 실험결과

Baseline	ViT	AUX1	AUX2	Accuracy
√				68.41
√	√			70.02(+1.61)
√	√	√	√	70.53(+2.12)

표 2 에서는 제안된 방식을 추가했을 때 약 2.12% 성능 향상을 보였다. TuSimple 데이터 셋과 달리 CULane 데이터 셋은 혼잡한 도로와 극단적인 조명 환경이 포함되어 있으므로 전역 특징에 더욱 큰 폭으로 성능이 향상되었다.

### III. 결론

본 논문에서는 합성곱 신경망과 비전 트랜스포머를 결합하고 두 개의 임의의 모듈을 추가한 모델을 제안하였다. 제안된 방식을 통해 지역 특징과 전역 특징을 추출 및 융합함으로써 단일 합성곱 신경망이 가지는 한계를 극복하여 성능개선을 이루었다.

### ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학 ICT 연구센터지원사업의 연구결과로 수행되었음 (IITP-2022-2020-0-01808)

### 참 고 문 헌

- [1] Liu, Guoliang, Florentin Wörgötter, and Irene Markelić. "Combining statistical hough transform and particle filter for robust lane detection and tracking." 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. IEEE, 2010.
- [2] Dosovitskiy, Alexey, et al. "An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale." arXiv preprint arXiv:2010.11929 (2020).
- [3] Lee, Minhyeok, et al. "Robust lane detection via expanded self attention." Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision. 2022.