

YOLOv8 알고리즘 기반의 주행 가능한 도로 영역 인식과 실시간 추적 기법에 관한 연구

서정희*

Research on Drivable Road Area Recognition and Real-Time Tracking Techniques
Based on YOLOv8 Algorithm

Jung-Hee Seo*

요 약

본 논문은 운전자의 운행 보조 역할로 주행 가능한 차선 영역을 인식하고 추적하는 방법을 제안한다. 주요 주제는 차량 내부의 앞 유리 중앙에 설치된 카메라를 통해 실시간으로 획득한 영상을 기반으로 컴퓨터 비전과 딥 러닝 기술을 활용하여 주행 가능한 도로 영역을 예측하는 심층 기반 네트워크를 설계한다. 본 연구는 YOLOv8 알고리즘을 이용하여 카메라에서 직접 획득한 데이터로 훈련한 새로운 모델을 개발하는 것을 목표로 한다. 실제 도로에서 자신의 차량의 정확한 위치를 실제 영상과 일치하게 시각화하여 주행 가능한 차선 영역을 표시 및 추적함으로써 운전자 운행의 보조하는 역할을 기대한다. 실험 결과, 대부분 주행 가능한 도로 영역의 추적이 가능했으나 밤에 비가 심하게 오는 경우와 같은 악천후에서 차선이 정확하게 인식되지 않는 경우가 발생하여 이를 해결하기 위한 모델의 성능 개선이 필요하다.

ABSTRACT

This paper proposes a method to recognize and track drivable lane areas to assist the driver. The main topic is designing a deep-based network that predicts drivable road areas using computer vision and deep learning technology based on images acquired in real time through a camera installed in the center of the windshield inside the vehicle. This study aims to develop a new model trained with data directly obtained from cameras using the YOLO algorithm. It is expected to play a role in assisting the driver's driving by visualizing the exact location of the vehicle on the actual road consistent with the actual image and displaying and tracking the drivable lane area. As a result of the experiment, it was possible to track the drivable road area in most cases, but in bad weather such as heavy rain at night, there were cases where lanes were not accurately recognized, so improvement in model performance is needed to solve this problem.

키워드

Lane Detection, Drivable Road Area Recognition, Deep Learning, Visual Representation, YOLOv8
차선 추출, 주행 가능 도로 영역 인식, 딥 러닝, 시각적 표현, YOLOv8

* 교신저자 : 동명대학교 컴퓨터공학과
• 접수일 : 2024. 04. 12
• 수정완료일 : 2024. 05. 12
• 게재확정일 : 2024. 06. 12

• Received : Apr. 12, 2024, Revised : May. 12, 2024, Accepted : Jun. 12, 2024
• Corresponding Author : Jung-Hee Seo
Dept. of Computer Engineering, Tongmyong University
Email : jhseo@tu.ac.kr

1. 서론

전 세계적으로 차량의 수는 매년 증가하고 있고, 이로 인해 자동차 사고율도 계속 증가하고 있다. 특히 비나 눈과 같은 기후변화로 인해 차량 교통 환경이 더욱 나빠지면 사고율은 더 증가하고, 운전자도 차선이 잘 보이지 않거나 도로의 상태를 인지하기 어렵다.

이런 문제점을 해결하기 위해서 차선이나 교통 표지판을 감지하기 위해 딥러닝 기술이 활용되면서 자율 주행 시스템, 첨단 운전자 지원 시스템(ADAS) 등의 개발이 가속화되고 있고[1], 심층 신경망을 이용한 의미 분할 기반의 도로 검출[2]에 대한 연구로 인해 지능형 차량의 개발로 이어지고 있다.

ADAS는 차선 이탈 경고(LDW)[1], 차선 표시 감지(Lane Marking Detection:LMD)[3, 4]와 차선 유지(Lane Keeping Assist)[5] 등 다양한 분야에 적용되고 있다. 이런 분야에서 차선 인식은 중요한 요소가 된다.

차선 검출 기술은 컴퓨터 비전 기반의 특징 기반 검출(Feature-based Detection)과 모델 기반 검출(Model-based Detection)로 구분할 수 있다[1, 2, 5, 6, 7, 8, 9].

특징 기반 기술은 Hough Transform 기반 알고리즘을 사용하여 차선을 표시하거나 검출한다. 그러나 다양한 조명, 그림자와 같은 도로에서의 동적인 변화, 노면의 차선이 흐리거나 비, 안개, 눈 등 기후변화로 인해 차선 감지의 정확도가 낮아져서 운전할 수 있는 도로 추정어 어려워지지만 계산 비용은 낮다.

모델 기반 기술은 차선이 흐릿하거나 가시성이 낮은 상황에 적합하다. 학습 기반 기술을 사용하여 카메라의 캡처된 이미지를 실제 도로에 맞는 모델로 생성하여 차선 추출의 정확도를 향상한다. 그러나 모델링 과정에서 많은 양의 데이터와 높은 계산 비용이 발생한다.

그리고 모델 기반 기술은 한 장면에 대해 구성된 모델이 다른 장면에서는 실패할 수 있으므로 이러한 방법에서 적응력이 떨어지므로 실시간 요구 사항 및 차선 추적 시스템에 적합하지 않을 수도

있다[9].

그러나, 최근에는 딥러닝 기반의 객체 탐지에서 뛰어난 성능을 입증하고 있고, 도로의 차선 검출과 같은 실시간 응용 프로그램에 대한 모델 개발로 관심이 집중되고 있다.

딥러닝 기술을 활용한 알고리즘은 GoogLeNet[2], EDIS-Net[3], YOLO[10, 11]와 VGG16[12], SSD, MobileNet[13], Line-CNN[14] 등이 활용되고 있다. SSD와 YOLO는 윈스텝 방법의 대표적인 것으로 카테고리 분류와 지역화 회귀를 동기식으로 결합한다. 이후 이를 기반으로 FSSD, YOLO9000, YOLOv3이 지속해서 발표되면서 객체 탐지의 기술 발전에 기여하고 있다[12].

이러한 기술을 적용한 자율 주행과 첨단 운전자 지원 시스템은 사람이 단독으로 운전하는 것보다 사고 발생의 가능성을 낮추어 준다는 것에 일부 동의할 것이다.

그러나 컴퓨터 비전과 딥러닝 기술을 사용하여 차선 표시를 감지하는 효율적인 알고리즘이 발전하고 있음에도 불구하고 빛, 장애물, 그림자, 곡선 차선 등의 복잡한 환경적 영향으로 인해 차선 표시를 감지하는 데 어려움을 겪는다[3, 15].

따라서 환경 조건으로 인해 차선 표시를 감지할 수 없는 경우 오감지율이 높아지고, 그로 인해 해결해야 할 중요하고 어려운 문제가 여전히 남아 있다.

차선 표시의 낮은 감지율과 실시간 성능 문제를 해결하기 위해 Tesla의 우수한 하드웨어 및 소프트웨어 기능 덕분에 충돌 방지가 가능하고, 자동 크루즈 컨트롤 시스템을 갖춘 자동차는 운전자의 피로를 상당한 수준으로 줄일 수 있다. 그러나 값비싼 하드웨어에 의존해야 한다는 문제가 남아있다[6].

따라서 기존의 차선 인식과 관련된 많은 연구에도 불구하고 다양한 환경에서의 차선 인식률의 정확도를 높일 필요성이 있고, 아직은 사용자가 자율 주행 기술을 누리기에는 비용뿐만 아니라 기술적인 부분에서 현실적인 어려움이 많다.

본 논문은 주행 가능한 도로 영역을 추출하고 실시간으로 추적하여 시각적으로 표현하기 위해 딥러닝 기법을 기반으로 한 YOLOv8 알고리즘을 사

용하여 모델을 개발한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절은 차선 인식을 위한 기존의 방법들에 대해서 논하고, 3절은 차선을 포함한 주행 가능한 도로 영역의 인식 및 추적하는 기법에 대해서 논한다. 4절은 구현 결과 및 분석, 마지막으로 5절은 결론을 기술한다.

II. 관련 연구

차선 인식과 관련된 기존 연구는 컴퓨터 비전을 기반으로 발전을 이루었다.

현재는 YOLO, SSD, MobileNet과 같은 경량화된 모델 개발로 기존 아키텍처를 결합하거나 수정하여 새로운 애플리케이션의 특화된 모델을 개발하는 추세이다[13].

Kortli 외 등 [1]은 CNN Encoder-Decoder 및 Long Short-Term Memory(LSTM) 네트워크를 기반으로 한 실시간 차선 감지 시스템을 제안하였다.

Komori 외 등 [2]는 도로변의 잔디, 벽과 같은 다양한 객체들로 인해 단일 알고리즘으로는 차선 표시를 포함한 모든 종류의 도로 경계를 감지하기가 어려우므로 단일 영상에서 도로 경계 상황을 인식하여 주행 차선을 검출하는 방법을 제안하고 있으며, CNN을 활용한 다양한 도로 경계 클래스 분류와 이에 따른 차선 감지 방법의 변화를 통해 다양한 도로 환경에서의 효과성을 입증하였다.

Mamun 외 등 [3]은 빛, 장애물, 그림자, 곡선 차선의 변화 등 환경적 요인으로 인해 LMD에 어려움을 겪는 문제에 대한 한계를 극복하기 위해 다양한 환경 상황에서 신뢰할 수 있는 정확도로 차선 표시를 감지하기 위한 딥러닝 기반의 EDIS-Net(Encode-Decode Instant Segmentation Network)을 제시하였다.

Arianto 외 등 [4]는 데이터는 비디오 카메라의 입력을 통해 이루어지며, 왜곡을 줄이고 수신 프레임을 보정하기 위해 사전 처리 수행을 위한 추적 프로세스와 도로 표시 추적 방법인 Mask R-CNN(Mask Regional-based Convolutional Neural Networks)를 사용한 탐지 프로세스를 구현하였다.

Gajjar 외 등 [6]은 자율 주행 자동차에 컴퓨터 비전이 어떻게 사용되고 있는지에 대한 연구와 보다 예산 친화적이면서 효과적인 옵션을 사용하면서 자동차의 수직 및 측면 이동에 중점을 두고, 컴퓨터 비전 알고리즘을 사용하여 자동차가 차선을 감지하고 차선에 묶여 있도록 자동차를 조향하는 방법을 제시하고 있다.

Bisht 외 등 [7]은 색 공간 변환, 관심 영역(ROI), 가장자리 검출, Hough 변환(HT), 경사 필터링 및 프레임 간 클러스터링으로 구성된 프레임 워크를 사용하여 비전 기반의 차선 감지 및 추적 알고리즘을 제안한다.

Liu 외 등 [9]는 LSD(Line Segment Detector)와 칼만 필터(Kalman filter)를 융합한 효과적인 차선 검출 및 추적 시스템을 제시한다.

Guerrieri 외 등 [10]은 저가형 감지 장치를 이용한 컴퓨터 비전, 딥러닝 접근 방식 및 YOLOv3 알고리즘을 통해 기존 유연포장과 석재포장의 주요 파손을 분류하고 측정할 수 있는 실시간 저비용 자동화 방법을 제안한다.

Qian 외 등 [12]는 자율주행차를 위한 주행 가능 영역, 차선, 그리고 교통 객체의 동시 감지를 위해 통합된 신경망 DLT-Net을 제안하였다.

Qiao 외 등 [14]은 LaneNet에 차선 분류 작업을 추가하는 LaneNet+VGG(Visual Geometry Group Network)의 차선 인식 방법과 Line-CNN을 수정하는 Line-CNN+분류 알고리즘의 두 가지 차선 인식 방법을 제안한다.

Zhang 외 등 [15]는 자율 주행을 위한 차선 감지의 정확성과 효율성을 향상시키기 위해 수직 공간 컨볼루션과 효율적인 잔차 모듈을 사용하는 새로운 차선 감지 모델을 제안하고 있으며, TuSimple과 CULane 데이터셋에서 제안된 모델의 성능과 견고성을 검증하였다.

Shukla 외 등 [16]은 운전 작업을 돕기 위해 컴퓨터 비전 기반의 도로 표지판 인식 및 차선 분석을 목표로 도로 분석을 제시하였다. 완전히 자동화하지는 않더라도 이러한 운전 작업을 지원하기 위해 도입되었다.

Lu 외 등 [17]은 평행, 비평행(병합 또는 분할), 다양한 차선폭, 부분적으로 막힌 차선 표시를 강력

하게 감지하기 위한 새로운 그래프 내장 알고리즘을 제안한다. 계층적 의미론적 분할 네트워크로 장면의 특징을 추출하고 새로운 그래프 구조를 사용하여 차선의 특징을 표현하였다.

YOLO 알고리즘 기반 객체 탐지를 이용한 해양 쓰레기 탐지와 변화량 분석[19], 교내 유동인구 분석[20], 교통법규위반 검출[21] 등의 연구가 이루어졌다.

III. 차선을 포함한 주행 가능 도로 영역 인식 및 추적 기법

기존의 차선 인식과 관련한 연구는 대부분 도로의 여러 차선을 다양한 상황에서 인식하는 것을 목표로 한다. 또한, 실제 환경에서의 배포는 차선 병합 및 분할 또는 고속도로 램프 입구의 감지 실패 또는 느린 감지와 같은 복잡한 시나리오의 문제가 드러나고 있다[17].

내비게이션과 같은 길찾기 앱은 운전자에게 많은 도움을 주는 애플리케이션으로 그 종류도 다양하다. 운전 중에 사용되는 대부분의 내비게이션 앱들은 도로의 경로를 그래픽으로 표현하여 실제 영상과는 많은 차이가 난다.

본 논문은 운전자의 운행 보조 역할로 주행 가능한 차선 영역을 검출하고 추적을 제안한다. 주요 주제는 차량 내부의 앞 유리 중앙에 설치된 카메라를 통해 실시간으로 획득한 영상을 기반으로 컴퓨터 비전과 딥 러닝 기술을 활용하여 주행 가능한 도로 영역을 예측하는 심층 기반 네트워크를 설계한다. 본 연구는 카메라에서 직접 획득한 데이터로 훈련한 새로운 모델을 개발하는 것이다.

3.1 데이터셋 및 처리 과정

차선이 포함된 운전 가능 영역 감지는 YOLOv8 모델을 기반으로 전이 학습을 사용하고, 사전 훈련된 모델을 활용하여 학습한다.

그림 1은 본 연구에서의 시스템 절차를 나타내고 있다. 학습 데이터는 Berkely DeepDrive의 이미지(BDD 100K 데이터 세트)와 Drivable Area 데이터, 커스텀 데이터를 사용한다(Image Data

Acquisition). 커스텀 데이터는 차량 내부의 앞 유리 중앙에 위치한 카메라에서 캡처된 영상을 정지 이미지로 변환한 후 새로운 모델을 훈련하는데 사용한다. 또한, 훈련된 모델의 성능과 견고성을 더욱 높이기 위해 도로 면에서의 동적인 그림자와 낮과 밤에 비가 오는 상황과 같은 다양한 데이터를 추가하였다. 그리고 차량이 차선을 변경할 때 새로운 주행 가능 영역을 실시간 영상으로 보여주는 시각적인 표현에 중점을 둔다. 학습 데이터는 차선이 포함된 주행 가능한 영역에 대해 라벨링(Image Labelling)을 수행한다. 도로의 다양한 객체로부터 여러 종류의 차선이 포함된 주행 가능한 영역을 분리하기 위해 이미지의 각 픽셀에 클래스 레이블을 수동으로 할당한다. 라벨링된 이미지를 세그멘테이션과 마스크 처리한다(Image Segmentation and Masking).

마스크된 이미지 파일은 텍스트 파일로 변환한 후 학습 데이터로 사용한다(Convert annotated images to text). 그리고 학습에 사용될 데이터베이스를 구성(Database Configuration)하고, YOLOv8 알고리즘을 사용하여 학습을 수행(Detect and Recognition)한 후 실시간 영상에서 주행 가능한 도로 영역을 추적한다(Video Tracking).

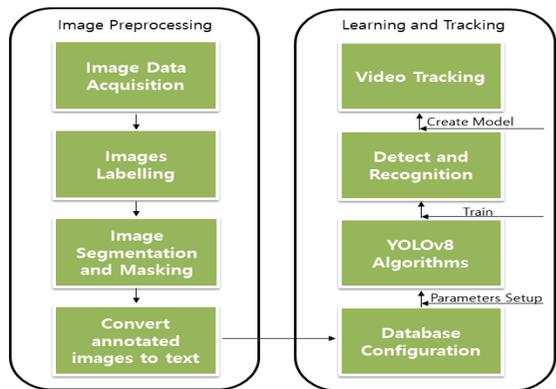


그림 1. 시스템 절차
Fig. 1 System Procedure

3.2 모델 및 학습

객체 감지는 기본적으로 이미지 분류 작업을 수행한다. 경계 상자를 사용하여 관심 객체를 식별하

고 감지된 객체에 클래스를 할당하는 것이다. 객체 검출을 위해 가장 많이 사용되는 알고리즘은 YOLO(You Only Look Once), SSD(single-shot detector), 여러 객체가 포함된 이미지에서도 관심 객체를 검출하고 분류할 수 있는 Faster R-CNN 등이 있다[10].

분류는 의미론적 분할 작업으로 빠르게 전환되었다. 이 작업에는 세분화와 분류가 모두 포함되므로 핵심 질문은 두 작업을 결합하는 방법이다[18].

YOLO 알고리즘은 단 한 단계로 객체를 분류하고 위치를 찾아 출력 계층에서 직접 객체 위치를 파악하고 분류하는 컨볼루션 신경망 모델이다. 우리는 사전 훈련된 YOLOv8 알고리즘을 사용하여 의미론적 분할 작업에 적용하도록 파라미터를 미세 조정한다.

IV. 구현 결과 및 분석

본 연구의 실험 데이터는 Berkely DeepDrive의 이미지와 Drivable Area 데이터, 자체 수집한 커스텀 데이터를 사용하여 주행 가능한 도로 영역의 실시간 감지에 적용하였다. 학습하기 전의 2000건의 데이터는 주석을 수동으로 추가하고, 주석이 포함된 파일을 텍스트 형태로 변환하는 전처리 과정을 수행하였다. 또한, 딥 러닝 모델의 성능은 학습에 사용된 데이터에 많은 영향을 받기 때문에 도로에서의 그림자, 실선, 점선, 비가 오는 날과 같은 다양한 차선 표시와 같은 주행 가능 영역을 인식하는데 영향을 미치는 요소들의 데이터를 추가하여 정확도를 높였다.



그림 2. 주행 가능한 도로 영역 추출 결과
Fig. 2 Drivable Road Area Extraction Results

그림 2는 학습 모델을 평가하기 위해 동영상에서 차선을 추적한 결과로 차선이 포함된 도로 영역 추출을 보라색으로 나타냈다. 일반적으로 낮에 맑은 날씨(a)와 흐린 날씨(b, c), 밤에 맑은 날씨(d)에서는 주행 가능한 도로의 영역 추출의 정확도가 높게 나타났다.

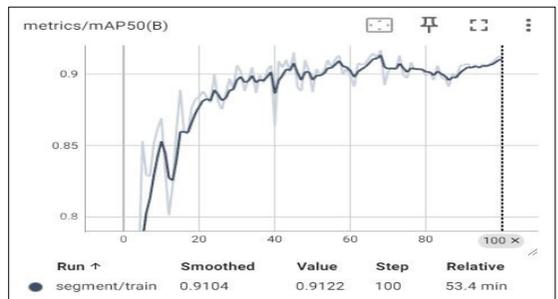


그림 3. 평균 평균 정밀도(50%)
Fig. 3 mAP50(B)

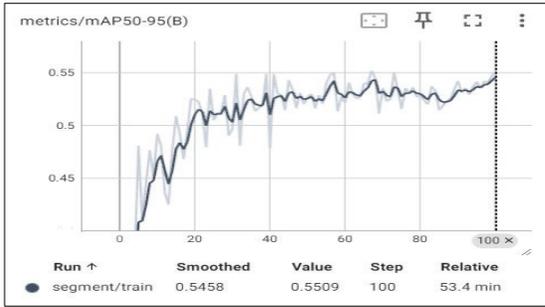


그림 4. 평균 평균 정밀도(50% ~ 95%)
Fig. 4 mAP50-95(B)

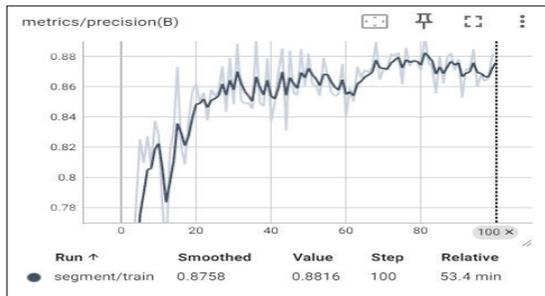


그림 5. 정확도
Fig. 5 Precision(B)

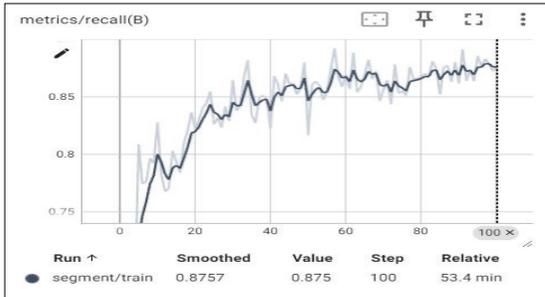


그림 6. 회수율
Fig. 6 Recall(B)

그러나 밤에 비가 오는 날씨는 그림 (e)에 비해 그림(f)에서 주행 가능한 도로 영역 추출의 정확도가 떨어진다.

그림 3 ~ 그림 6에서 mAP50(B)는 0.9122, mAP50-95(B)는 0.5509, precision(B)는 0.8816, recall(B)는 0.875의 결과로 나타났다. 결론적으로

학습된 모델은 도로 영역과 같은 큰 객체에 대해 높은 정밀도와 재현율을 가지며, 특히 IoU 임계값이 50%일 때 매우 높은 성능을 나타낸다. 그러나 IoU 임계값이 증가할수록(mAP50-95(B)) 성능이 저하되므로, 매우 정밀한 객체 탐지에는 성능이 낮아질 수 있다. 따라서 학습된 모델은 도로 영역과 같은 큰 객체 탐지에서 우수한 성능을 보이나, 더 높은 IoU 임계값에서의 성능 향상을 위한 추가적인 최적화가 필요하다.

V. 결론

컴퓨터 비전과 딥러닝 기술을 기반으로 한 차선 표시를 감지하는 효율적인 알고리즘의 발전에도 불구하고 다양한 차선들, 날씨와 같은 환경 조건으로 인해 차선 표시를 감지할 수 없는 경우가 발생하고, 그로 인해 해결해야 할 문제가 여전히 남아있다.

본 논문은 딥러닝 기법을 기반으로 한 YOLOv8 알고리즘을 사용하여 주행 가능한 도로 영역을 인식하고 실시간으로 추적하여 시각적으로 표현하기 위한 모델을 개발하였고, 도로에서 실시간 저비용의 차선을 포함한 주행 가능한 영역을 인식하고 추적하였다. 우리는 실제 도로에서 차량의 정확한 위치를 실제 영상과 일치하게 시각화하는 것이 목표다. 따라서 주행 가능한 차선 영역을 실시간의 시각적으로 표시 및 추적함으로써 운전자 운행의 보조하는 역할을 기대한다. 그러나 실험 결과의 개선 사항은 밤에 비가 많이 오는 경우와 같은 악천후에서 차선이 정확하게 인식되지 않는 경우가 발생하여 운전자의 안전 운전을 확보하기 어렵고, 주행 가능 차선의 영역을 추적하기 힘들다. 이를 해결하기 위한 모델의 성능 개선이 필요하다.

References

- [1] Y. Kortli, S. Gabsi, L. F. C. L. Y. Voon, M. Jridi, M. Merzougui, and M. Atri, "Deep embedded hybrid CNN-LSTM network for lane detection on NVIDIA Jetson Xavier NX," *Knowledge-Based Systems*, vol. 240, 2022, pp. 1-17.

- [2] H. Komori and K. Onoguchi, "Driving Lane Detection based on Recognition of Road Boundary Situation," *2018 Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA)*, Canberra, ACT, Australia, Dec. 2018, pp. 1-8.
- [3] A. A. Mamun, P. P. Em, M. J. Hossen, B. Jahan, and A. Tahabilder, "A deep learning approach for lane marking detection applying encode-decode instant segmentation network," *Heliyon*, vol. 9, no. 3, Mar. 2023, pp. 1-19.
- [4] I. Ramadani A., Eko M. Yuniarno, and R. F. Rachmadi, "Lane Departure Warning based on Road Marking Detection using Mask Region-based Convolutional Neural Networks," *2022 International Conference on Electrical Engineering, Computer and Information Technology*, Jember, Indonesia, Nov. 2022, pp. 60-64.
- [5] Y.-C. Chan, Y.-C. Lin, and P.-C. Chen, "Lane Mark and Drivable Area Detection Using a Novel Instance Segmentation Scheme," *Proceedings of the 2019 IEEE/SICE International Symposium on System Integration*, Paris, France, Jan. 2019, pp. 502-506.
- [6] H. Gajjar, S. Sanyal, and M. Shah, "A comprehensive study on lane detecting autonomous car using computer vision," *Expert Systems With Applications*, vol. 233, no. 15, Dec. 2023, pp. 1-15.
- [7] S. Bisht, N. Sukumar, and P. Sumathi, "Integration of Hough Transform and Inter-Frame Clustering for Road Lane Detection and Tracking," *2022 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)*, Ottawa, ON, Canada, May 2022, pp. 1-6.
- [8] A. Istiningrum, U. Salamah, and N. P. T. Prakisy, "Lane Detection With Conditions of Rain and Night Illumination Using Hough Transform," *2022 5th International Conference on Information and Communications Technology (ICOIACT)*, Yogyakarta, Indonesia, 2022, pp. 429-434.
- [9] S. Liu, L. Lu, X. Zhong, and J. Zeng, "Effective Road Lane Detection and Tracking Method Using Line Segment Detector," *Proceedings of the 37th Chinese Control Conference*, Wuhan, China, July 2018, pp. 5222-5227.
- [10] M. Guerrieri and G. Parla, "Flexible and stone pavements distress detection and measurement by deep learning and low-cost detection devices," *Engineering Failure Analysis*, vol. 141, Nov. 2022, pp. 1-18.
- [11] M. Singh, G. Jagyasi, H. Pachar, and S. Kingsly, "High Accuracy Lane Line Detection System using Enhanced Yolo V3," *2023 IEEE World Conference on Applied Intelligence and Computing (AIC)*, Sonbhadra, India, July 2023, pp. 675-680.
- [12] Y. Qian, J. M. Dolan, and M. Yang, "DLT-Net: Joint Detection of Drivable Areas, Lane Lines, and Traffic Objects," *IEEE Transactions On Intelligent Transportation Systems*, vol. 21, no. 11, Nov. 2020, pp. 4670-4679.
- [13] V. Kamath and R. A., "Deep learning based object detection for resource constrained devices: Systematic review, future trends and challenges ahead," *Neurocomputing*, vol. 531, 2023, pp. 34-60.
- [14] D. Qiao, X. Wu, and T. Wang, "A Lane Recognition Based on Line-CNN Network," *2020 Asia-Pacific Conference on Image Processing, Electronics and Computers (IPEC)*, Dalian, China, Apr. 2020, pp. 96-100.
- [15] J. Zhang, F. Yan, W. Liu, and T. Deng, "A Robust Lane Detection Model via Vertical Spatial Convolutions," *2021 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, Indianapolis, USA, Sept. 2021, pp. 2835-2840.
- [16] U. Shukla, A. Mishra, S. G. Jasmine, V. Vaidehi, and S. Ganesan, "A Deep Neural Network Framework for Road Side Analysis and Lane Detection," *Procedia Computer Science*, vol. 165, 2019, pp. 252-258.
- [17] P. Lu, S. Xu, and H. Peng, "Graph-Embedded Lane Detection," *IEEE Transactions On Image*

- Processing*, vol. 30, Feb. 2021, pp. 2977-2988.
- [18] L.-C. Chen, G. Papandreou, I. Kokkinos, K. Murphy, and A. L. Yuille, "DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 40, no. 4, Apr. 2018, pp. 834-848.
- [19] B. Kim, M. Park, J. Kim, Y. Do, S. Oh, and H. Yoon, "Analysis Temporal Variations Marine Debris by using Raspberry Pi and YOLOv5," *J. of The Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 17, no. 6, 2022, pp. 1249-1258.
- [20] B. Kim, Y. Im, S. Shin, J. Lee, and S. Chu, "Analysis of Floating Population in Schools Using Open Source Hardware and Deep Learning-Based Object Detection Algorithm," *J. of The Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 17, no. 1, 2022, pp. 91-98.
- [21] M. Choi and M. Moon, "Analysis System for Public Interest Report Video of Traffic Law Violation based on Deep Learning Algorithms," *J. of The Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 18, no. 1, 2023, pp. 63-70.

저자 소개



서정희(Jung-Hee Seo)

1994년 신라대학교 전자계산학과
졸업(이학사)

1997년 경성대학교 대학원 전산
통계학과 졸업(이학석사)

2006년 부경대학교 대학원 전자상거래시스템전공
졸업(공학박사)

현재 동명대학교 컴퓨터공학과 조교수

※ 관심분야 : 멀티미디어 응용, 정보보호, 모바일