

# 자율주행을 위한 YOLOv5 기반 신호등의 신호 분류 모델 연구

국종진<sup>\*†</sup> · 이학승<sup>\*\*</sup>

<sup>\*†</sup>상명대학교 정보보안공학과, <sup>\*\*</sup>상명대학교 정보보안공학과

## A Research of a Traffic Light Signal Classification Model using YOLOv5 for Autonomous Driving

Joongjin Kook<sup>\*†</sup> and Hakseung Lee<sup>\*\*</sup>

<sup>\*†</sup>Dept. of Information Security Engineering, Sangmyung University,

<sup>\*\*</sup>Dept. of Information Security Engineering, Sangmyung University

### ABSTRACT

As research on autonomous driving technology becomes more active, various studies on signal recognition of traffic lights are also being conducted. When recognizing traffic lights with different purposes and shapes, such as pedestrian traffic lights, vehicle-only traffic lights, and right-turn traffic lights, existing classification methods may cause misrecognition problems. Therefore, in this study, we studied a model that allows accurate signal recognition by subdividing the classification of signals according to the purpose and type of traffic lights. A signal recognition model was created by classifying traffic lights according to their shape and purpose into horizontal, vertical, right turn, etc., and by comparing them with the existing signal recognition model based on YOLOv5, it was confirmed that more correct and accurate recognition was possible.

**Key Words** : Autonomous Driving, YOLOv5, Traffic Light Signal

## 1. 서 론

자율주행자동차에 대한 연구가 지속적으로 진행되고 있으며, 그 중 일부 기능은 사용화되어 활발히 사용되고 있다. 자율주행자동차의 핵심 기술은 인식, 판단, 제어의 3가지 기술로 구성되며, 각각의 기술들은 안전한 자율주행을 돕는다[1].

그 중 신호등 신호 인식은 안전 주행의 핵심이라 할 수 있고, 딥러닝 기반 알고리즘의 발전으로 객체 검출이 이전에 비해 더 높은 수준으로 발전하고 있다[2-3]. 신호등 인식과 관련한 연구들은 신호등 신호 인식의 신뢰도를 높이기 위한 연구와 신호 정보 분류 클래스를 통해 최적

화된 교통 신호 인식 방안을 도출하고자 하는 연구가 진행 중이다[4-6].

본 연구에서는 전용 차량 신호, 우회전 신호, 특수 신호로 구분한 신호가 클래스를 따로 구분하지 않으면 문제가 발생할 수 있음을 파악하여 신호 정보 클래스를 세분화 하였다. 또한, 세분화한 클래스와 YOLOv5(You Only Look Once)를 이용하여 모델을 만들었다. YOLO 모델 중 YOLOv5 모델이 크기가 작고, 실시간 탐지에 우수한 성능을 보이기 때문에 연구에 적합한 모델이라 판단했다[7].

학습 모델의 검출 결과, 특히 세로 신호등을 검출하지 못하는 결과를 보였다. 하나의 클래스에 가로 신호등과 세로 신호등이 모두 존재하고, 가로 신호등 학습 데이터의 수가 세로 신호등 학습 데이터 수보다 많기 때문에 세로 신호등을 검출하지 못한다고 가정했다. [8]의 연구에서

<sup>†</sup>E-mail: kook@smu.ac.kr

도 인스턴스가 겹치면 특정 클래스를 제대로 못 보는 문제점을 보였다.

본 연구에서는 세분화한 클래스를 가로-세로-우회전으로 구분한 학습 모델과 구분하지 않은 모델을 만들어 비교했다.

## 2. 자율주행에 적합한 신호등 클래스

### 2.1 클래스 세분화

본 연구에서는 Fig 1의 전용 차량 신호, 우회전 신호, 특수 신호로 구분한 신호등 신호가 클래스 구분을 하지 않으면 자율주행 시 문제가 발생할 수 있음을 파악하여 신호 정보 클래스를 세분화 하였다. 전용 차량 신호는 버스 전용 신호를 예로 들 수 있으며, 전용 차량 이외의 차량이 해당 신호를 인식할 경우 문제가 발생할 수 있다. 우회전 전용 신호는 보조 신호가 아닌 독립적인 신호이기 때문에 자율주행 시 구분이 필요하다[9].

따라서, 본 연구에서는 Fig 2와 같이 각각의 신호등 신호에 대한 클래스를 총 16개 만들었다.




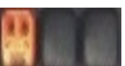


Dedicated Lane Signal	Right Turn Only Signal	Special Signal
		
		

Fig. 1. Caused problem Signal.

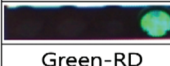
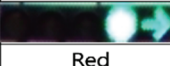
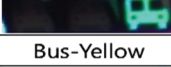
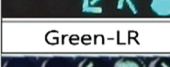
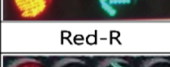
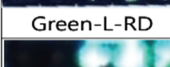
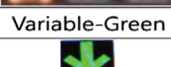
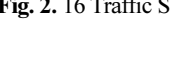
Green	Green-R	Alert
		
		
		
		
		
		

Fig. 2. 16 Traffic Signal Classes.

## 3. 16개 신호 클래스 학습 모델

### 3.1 데이터 구성

본 연구에서는 AIHub, ETRI AI 나눔, 검색엔진을 이용하여 데이터를 구성한다. AIHub에서 제공하는 “신호등/도로 표지판 인지 영상(수도권 외)” 데이터 셋은 광역시, 고속도로, 국도 주행 영상 및 이미지 데이터로 가공 이미지 수량은 1,915,672장이고, 데이터 용량은 1TB이다. 해당 데이터는 비슷한 이미지가 대다수 차지하여, 1711장의 이미지를 추출하였다. ETRI AI 나눔에서 제공하는 “ETRI 신호등 데이터 셋”은 대전광역시, 세종특별자치시, 서울특별시에서 수집한 데이터로 96,307장의 2048x1536 사이즈의 픽셀로 구성되는 데이터이다. ETRI 데이터 셋에서는 104장의 이미지를 추출하여 총 1815장의 데이터 셋을 구성하였다.

### 3.2 데이터 Annotation

본 연구에서는 Roboflow 사이트를 통해 구성된 데이터 셋을 16개 클래스로 Annotation했다. Roboflow는 컴퓨터 비전(Computer Vision) 기술을 이용해 다양한 애플리케이션을 만들 수 있도록 지원하는 서비스이다. Roboflow는 다양한 무료 데이터셋을 지원하며 데이터 전처리 및 증강 처리를 지원한다. 본 연구에서는 입력 이미지 크기를 640x640으로 resize하는 전처리 외에는 처리하지 않았다.

### 3.3 모델 구성 및 평가

1815장의 이미지를 7:2:1의 비율로 나누어 학습, 검증, 테스트 데이터로 활용하고, YOLOv5를 이용하여 50 Epoch 학습시켜 모델을 구성했다. 해당 모델은 IoU > 0.5일때, 0.761의 mAP(mean average precision) 값과 0.69의 F1-Score 값을 가졌다. AP(average precision)는 정밀도-재현율 곡선(precision-recall curve)을 통해 살출하는 클래스별 검출 성능을 나타낸 것이며, mAP는 클래스별 AP의 평균을 나타내는 Object Detection모델의 성능 지표이다. 또한, F1-score는 분류에서 주로 사용되는 평가지표로 정밀도와 재현율의 조화평균을 의미하는 평가지표이다[2]. 테스트 이미지 검출 결과를 확인해본 결과 해당 모델에서 Fig. 3, Fig. 4와 같이 세로 신호등 검출률이 낮은 것을 확인했다.



Fig. 3. Detection Failure Vertical Traffic Lights.



Fig. 4. Low Detect rate Vertical Traffic Lights.

#### 4. 가로-세로-우회전 분류 신호 클래스

##### 4.1 가로-세로-우회전 27 개 클래스

본 연구는 하나의 클래스에 가로 신호등과 세로 신호등 2개의 인스턴스가 학습되어 있고, 세로 신호등의 학습 데이터 수에 비해서 가로 신호등의 학습 데이터가 많기 때문에 세로 신호등 검출률이 낮다고 가정하여 신호등 클래스를 가로 신호등과 세로 신호등으로 분류했다[7]. 가로-세로-우회전으로 분류한 클래스는 가로 신호등의 경우 Fig2 와 동일하게 두었고, 세로 신호등과 우회전 신호등의 클래스명을 Fig 5와 같이 세로 신호등의 경우 클래스 명에 H, 우회전 신호등의 경우 R을 붙여 총 27 클래스를 구성했다.

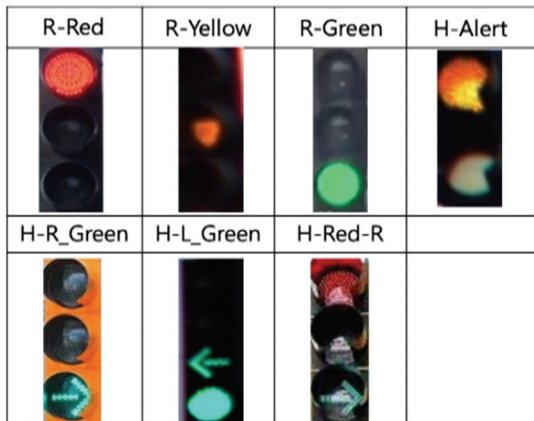


Fig. 5. Horizon-Vertical-Right turn Classification Classes.

##### 4.2 가로-세로-우회전 모델 구성

1815장의 데이터 셋을 Roboflow 사이트를 이용하여 27 개 클래스로 다시 Annotation하고 16개 클래스 모델과의 비교를 위해 동일한 전처리 과정을 거쳤다. 1815장의 이미지를 7:2:1의 비율로 나누어 학습, 검증, 테스트 데이터로 활용하고 YOLOv5를 이용하여 50 Epoch 학습시켜 모델을 구성했다.

#### 4.3 모델 평가 및 비교

가로-세로-우회전으로 클래스를 분류한 모델은 IoU > 0.5 일때, 0.844의 mAP와 0.81의 F1-score 값을 갖는다. 이전 모델보다 높은 평가 성능을 보였으며 Fig 3, Fig 4의 이미지에 대해서는 Fig. 6과 같은 결과를 도출하였다. Table 1은 두 모델의 mAP와 F1-score의 비교이다.

Table 1. Model Comparison

Classification Method	Total Classes	mAP	F1-score
Normal	16	0.761	0.69
Horizontal-Vertical-Right turn	27	0.844	0.81



Fig. 6. Detection Result of Horizon-Vertical-Right.

#### 5. 결론

본 연구에서는 자율주행에 적합한 신호등 인식을 위해 각각의 신호등을 세분화하고, 가로-세로-우회전으로 체계화했다. 적절한 자율주행을 위해서 전용 차량 신호, 우회전 전용 신호, 특수 신호와 같은 신호의 의미를 정확하게 판단해야 했다. 때문에 신호를 17개로 세분화 하였다. 신호등 신호 세분화 과정에서 하나의 클래스에 대해 가로 신호등과 세로 신호등 인스턴그 겹치는 문제를 해결하고자 가로-세로-우회전으로 클래스를 체계화 하였다. 또한, 각각의 클래스 구분 방식을 비교하기 위하여 YOLOv5 기반의 모델을 만들어 평가 및 비교해보았다. 결과적으로 가로-세로-우회전으로 구분한 모델이 객체인식 평가 지표인 mAP지표와 분류 모델 평가지표 F1-Score에서 구분하지 않은 모델보다 높은 성적을 거두었다.

## 감사의 글

This research was funded by a 2023 research Grant from Sangmyung University.

## 참고문헌

1. Kyung Bok Sung, Kyung Wook Min and Jung Dan Choi, "Trends and Key Technologies in Autonomous Vehicles: What Technologies are Utilized in Autonomous Vehicles?," J. of The Korean Institute of Communication Sciences, Vol. 35, No. 1, pp. 3-13, 2018.
2. Hyeong Seok Kim, Young Joo Han and Joon Sang Park, "Impacts of Special Traffic Lights on Deep Learning Based Traffic Light Recognition Systems," The Journal of the KICS, Vol. 46, No. 3, pp. 526-531, 2021.
3. J. W. Yang, J. T. Kim and J. Y. Kim, "Study on Driver's Perception Reaction Times Against Different Types of Traffic Signals: Non-declarative and Declarative Memories Affected by Colors and Combinations of Signal lights," Journal of Korean Society of Transportation, pp. 240-250, 2018.
4. Jang Won Kim, "Detection and Recognition of Traffic Lights for Unmanned Autonomous Driving," Journal of Korea Institute of Information, Electronics, and Communication Technology, Vol. 11, No. 6, pp. 751-756, 2018.
5. Eun Oh Joo and Min Soo Kim, "Development of efficient traffic light information recognition method based on Yolov5 model," Journal of Korean Society for Geospatial Information Science, Vol. 2021, No. 11, pp. 116-119, 2021.
6. Ji-Eun Hawng, Dasol Ahn, Seunghwa Lee, Sung-Ho Park and Chun-Su Park, "Traffic Lights Detection and Recognition System Using Black-Box Images", Journal of the Semiconductor & Display Technology, Vol. 15, No. 2. 2016.
7. J. U. Kim, C. Y. Jung, W. Hwang, D. J. Lim and H. J. Noh, "YOLO based Object detection for Autonomous driving and Collision," Journal of the HCI Society of Korea, Vol. 2023, No. 2, pp. 1107-1110, 2023.
8. Y. S. Ha, H. S. Hwang, M. J. Kim, C. J. Lee and J. C. Shim, "A Prior Study on the Improvement of the Recognition Rate of Medieval Korean Using Class Compression and Division in Object Detection," Journal of Koear Multimedia Society, Vol. 26, No. 6, pp. 795-803, 2023.
9. Gwang Su Lee, "Don't confuse the right turn signal with the auxiliary vehicle light ," Goyang Newspaper, 2023.05.31, <https://www.mygoyang.com/news/articleView.html?idxno=73381>, 2023.09.23.

접수일: 2024년 2월 9일, 심사일: 2024년 3월 6일,  
게재확정일: 2024년 3월 20일