JKIICE Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering

한국정보통신학회논문지 Vol. 25, No. 1: 146~151, Jan. 2021

최적화된 차량 탑승인원 감지시스템 개발을 위한 딥러닝 모델 분석

이지원[1] · 이동진[1] · 장성진[2] · 최동규[3] · 장종욱[4*]

Analysis of Deep Learning Model for the Development of an Optimized Vehicle Occupancy Detection System

JiWon Lee[1] · DongJin Lee[1] · SungJin Jang[2] · DongGyu Choi[3] · JongWook Jang[4*]

[1]Undergraduate Student, Department of Computer Engineering, Dong-Eui University, Busan, 47340 Korea
[2]Assistant Professor, Department of Computer Engineering, Dong-Eui University, Busan, 47340 Korea
[3]Graduate Student, Department of Computer Engineering, Dong-Eui University, Busan, 47340 Korea
[4*]Professor, Department of Computer Engineering, Dong-Eui University, Busan, 47340 Korea

요 약

현재 국내외 여러 국가에서 한 가정의 차량의 수요가 증가하여 차량의 탑승 인원은 적어지고 도로의 차량 수는 증가하고 있는 추세이다. 이에 따른 문제점인 교통 체증을 해결하기 위해 이용 가능한 다인승 전용차로 제도가 시행되고 있다. 이 제도는 경찰들이 빠르게 움직이는 차량을 직접 눈으로 감시하여 불법 차량을 단속하는 실정이며, 이는 정확성이 낮고 사고의 위험성을 동반된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 도로 현장의 영상을 이용한 딥러닝 객체 인식 기술을 적용한다면 앞서 말한 문제점들이 해결될 것이다. 따라서, 본 논문에서는 기존의 딥러닝 모델의 성능을 비교·분석하여, 영상을 통해 실시간 차량 탑승 인원을 파악할 수 있는 딥러닝 모델을 선정하고 객체 인식 모델의 문제점을 보완한 차량 탑승 인원 감지 알고리즘을 제안한다.

ABSTRACT

Currently, the demand for vehicles from one family is increasing in many countries at home and abroad, reducing the number of people on the vehicle and increasing the number of vehicles on the road. The multi-passenger lane system, which is available to solve the problem of traffic congestion, is being implemented. The system allows police to monitor fast-moving vehicles with their own eyes to crack down on illegal vehicles, which is less accurate and accompanied by the risk of accidents. To address these problems, applying deep learning object recognition techniques using images from road sites will solve the aforementioned problems. Therefore, in this paper, we compare and analyze the performance of existing deep learning models, select a deep learning model that can identify real-time vehicle occupants through video, and propose a vehicle occupancy detection algorithm that complements the object-ident model's problems.

키워드 : 객체 인식, 다인승 전용차로, 딥러닝, 맞춤형 데이터셋

Keywords : Object detection, HOV lane, Deep learning, Custom dataset

Received 30 November 2020, **Revised** 16 December 2020, **Accepted** 28 December 2020

*** Corresponding Author** JongWook Jang(E-mail:jwjang@deu.ac.kr, Tel:+82-51-890-1709)
Professor, Department of Computer Engineering, Dong-Eui University, Busan, 47340 Korea

Open Access http://doi.org/10.6109/jkiice.2021.25.1.146 print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

ⓒThis is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(http://creativecommons.org/li-censes/by-nc/3.0/) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright Ⓒ The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

Ⅰ. 서 론

현재 대한민국 경제 성장과 가구의 생활 수준 향상으로 한 가정의 차량의 수요가 증가하여 차량의 탑승 인원은 적어지고 도로의 차량 수는 증가하는 추세다. 국토교통부가 운영하는 자동차 관리 정보 시스템에 따르면 자동차 등록 대수가 시간이 지날수록 점점 늘어가는 걸 확인할 수 있다.[1]

이러한 이유로 차량의 등록 대수가 늘어나는 만큼 도로의 차량은 많아지고 교통체증은 더욱 심해진다. 교통체증을 해결하기 위해 국내외에선 다인승 전용차로, HOV(High-occupancy vehicle) lane을 운영하고 있다. 이 차로의 이용조건은 9인승 이상 승용자동차 및 승합자동차에 6명 이상 탑승해 있어야만 이용이 가능하다.[2][3] 하지만 법규를 지키지 않고 이용하는 사람들이 계속 늘어나고 있다. 이에 따라 경찰은 암행순찰차, 무인 카메라, 드론 등으로 단속을 진행하고 있다. 그러나 경찰들이 위와 같은 방법으로 단속을 진행할 경우 정확성과 위험성이 동반하며 애로사항이 많다.[4][5][6]

이러한 정책들은 차량 내 탑승 인원에 따른 요금 부과 여부가 결정되기 때문에 탑승 인원을 감지하는 기술이 필요하며, 현재 국내외에서 차량 내 탑승 인원을 감지하는 기술에 관한 연구가 진행되고 있다.

따라서, 본 논문에서는 차량 탑승 인원 확인 시스템의 개발을 위해 딥러닝 모델을 분석하여 본 연구에 적용될 최적화 된 딥러닝 모델을 제시한다. 그리고 제시한 모델을 바탕으로 정확도 및 성능을 향상시키기 위한 방법 및 알고리즘을 제안한다.

Ⅱ. 관련 연구

2.1. 국내외 기술 현황

국토교통부의 연구에 따르면 미국은 차량 내 탑승 인원을 감지하고 사람으로 인지할 수 있는 기술의 정확도가 90% 이상에 달하고 있다. 하지만 현재 우리나라에 차량 내 탑승 인원수를 감지하는 상용화된 기술은 없으며 현재 경찰을 통한 육안으로의 단속이 이루어지고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서 최근 차량 탑승 인원 감지를 위한 연구가 국내외에서 사용 목적에 따라 다양하게 진행되고 있다.[7]

차량 탑승 인원 감지를 위한 관련 기술은 블루투스-와이파이 단말기를 이용한 탑승 인원 감지, 차량 내 센서를 이용한 탑승 인원 감지, 영상 수집을 이용한 방법이 있다. 블루투스-와이파이 단말기를 이용한 탑승 인원 감지시스템의 경우 차량 내 탑승자가 소지하고 있는 휴대 단말기의 블루투스 와이파이 신호를 감지하여 탑승 인원을 파악하여 교통정보를 수집하는 기술이다.[7][8]

차량 내 센서를 이용한 탑승 인원 감지 기술은 차량 내에 다양한 센서를 부착하여 탑승자를 감지한다. 차량 내 후방시트에 초음파 센서와 적외선 센서를 통해 탑승 인원 감지 시, 알람을 통해 영유아 또는 노약자가 차량에 방치되는 것을 예방하기 위한 탑승자 감지시스템이 있다.[9]

영상 수집을 이용한 방법은 탑승자의 얼굴이나 신체 부위의 특징을 추출하여 탑승 인원을 감지하는 방법이다. 많이 적용되는 딥러닝 모델은 Convolutional Neural Network(CNN)이며, 이 모델을 이용하여 탐지하는 방법이 가장 정확도가 높다. 현재 개발된 제품으로 미국 VODC사가 보유한 차량 탑승 인원 감지시스템이 있다. 그림 1은 VODC사의 차량 탑승 인원 감지시스템의 구성도이다. 카메라 장비와 레이저 트리거를 이용하여 차량 탑승 인원을 감지하는 기술을 보여준다.[7]

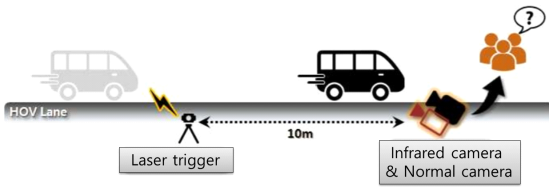

Fig. 1 System Configuration Diagram of a VODC Company[8]

2.2. 딥러닝 모델 기술

수집한 영상을 기반으로 딥러닝 기술을 통해 차량의 탑승인원을 검출한다. 딥러닝 모델은 크게 얼굴인식 모델에 특화된 모델과 객체 인식에 특화된 모델이 있다. 실제 차량 탑승 인원을 인식하기 위해서는 움직이는 차량 내부를 촬영한 경우 사람의 얼굴을 인식했을 경우 인식률이 굉장히 낮다.[10]

그림 2는 객체 인식모델의 한 종류인 Yolov3로 객체 인식을 한 결과이다. 사진에서 사람의 부분적인 모습만 보여도 사람임을 인식하는 결과를 보여준다. 차량 내부에서 사람이 특정 행동을 했을 경우 팔, 다리 및 얼굴 일

부만 촬영되더라도 사람을 모두 감지한다는 특징 때문에 얼굴인식 모델보단 객체 인식모델로 적용하는 것이 차량 탑승 인원 감지시스템에 적합한 모델임을 확인할 수 있다.

Fig. 2 Face Recognition of Yolov3[11]

본 연구에서는 현재 가장 많이 적용되는 CNN, EfficientDet과 Yolo, SSD 딥러닝 모델의 정확도와 성능을 분석한다. 이를 바탕으로 차량 탑승인원감지를 위한 최적화된 모델을 제시하고 차량 탑승인원 감지 시스템의 성능 향상을 위한 방법을 제시하고자 한다.

Ⅲ. EfficientDet과 Yolov5 성능분석

3.1. 객체 인식 모델 비교 분석

차량 탑승 인원 감지를 위해 다양한 객체 인식모델을 성능을 비교분석한다. 객체 인식모델은 종류는 매우 다양하며 현재 국내외에서 활발히 연구가 진행되고 있다. 현재 대표적으로 COCO test-dev Object AP 순위는 다음과 같다.

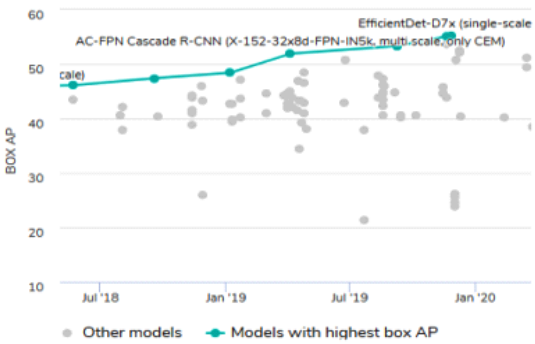

Fig. 3 COCO test-dev Object detection ranking[12]

그림 3은 COCO Dataset의 test-dev에서 보여주는 순위로서 EfficientDet-D7x모델이 가장 높은 AP를 보여주고 있다. EfficientDet 모델 같은 경우는 D0-D7x 모델이 있으며 각각 모델마다 AP 및 FPS가 다르다. EfficientDet 모델은 single-scale로 구성되어 있고 상대적으로 적은 연산량(FLOPS)으로 높은 AP를 보여준다.

Table. 1 Comparsion of Object Detection Model[12]

Model	BOX AP	AP50	AP75
EfficientDet-D7x	55.1	74.3	59.9
EfficientDet-D4	49.7	68.4	53.9
Mask R-CNN	46.1	60.5	44.1
EfficientDet-D0	34.6	53.0	37.1
Faster R-CNN	34.7	63.6	46.4
YOLOv3	43.9	64.1	49.2
SSD	28.8	48.5	30.3

표 1은 EfficientDet과 대표적인 다른 객체 인식 모델의 BOX AP 수치를 보여주고 있다. 표 1의 결과와 같이 EfficientDet 모델이 다른 SSD, Yolov3, Faster R-CNN과 같은 모델보다 높은 AP를 나타내는 것을 볼 수 있다.

3.2. EfficientDet의 한계점

그림 4는 EfficientDet 모델을 이용하여 영상을 직접 시뮬레이션 하여 최적화된 모델인지 판단하였다. EfficientDet-D7x의 시뮬레이션 결과 GPU RTX 2060인 환경에서 평균 FPS 1.5로 매우 느린 속도를 보였다. 이는 더 좋은 GPU 환경에서 실행한다고 해도 영상을 실시간 탐지하기엔 어려움이 있다.[13]

Fig. 4 EfficientDet-D7x test screen

3.3. EfficientDet과 Yolov5 비교

EfficientDet은 실시간으로 객체를 탐지하기에는 한계점이 있다. 따라서 차량 탑승 인원 인식 시스템을 구

축하기 위해 필요한 조건은 AP와 FPS 모두 좋은 성능을 요구하며 EfficientDet과 AP는 비슷하고 FPS는 더 높은 다양한 모델의 성능 분석이 필요하다.

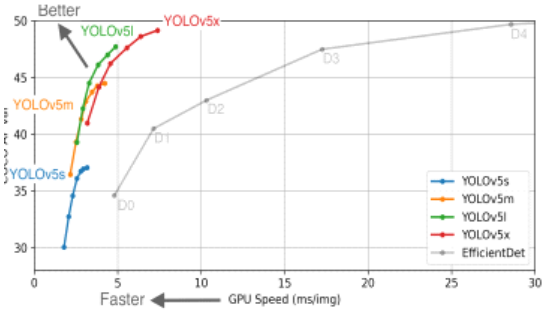

Fig. 5 Comparison of EfficientDet vs Yolov5[14]

그림 5는 EfficientDet-D4 모델과 Yolo(You Only Look Once)v5x 모델의 성능을 나타낸다. 그림 5의 결과와 같이 EfficientDet-D4 모델과 Yolo(You Only LookOnce) v5x 모델의 AP값이 비슷하거나 같지만 FPS 부분에서 Yolov5 모델이 약 5배 정도 빠른 성능을 보여준다.

3.4. EfficientDet-D4와 Yolov5-Yolov5x의 FPS 비교 분석

EfficientDet-D4와 Yolov5-Yolov5x의 AP 차이는 매우 근소하지만, FPS 성능의 정확한 비교분석을 위해 시뮬레이션을 실시하였다.

Fig. 6 EfficientDet-D4

그림 6과 그림 7은 GPU RTX 2060 환경을 기반으로 같은 영상을 EfficientDet-D4와 Yolov5-yolov5x에서 시뮬레이션을 진행하여 FPS 측정한 결과이다. EfficientDet-D4 모델은 평균 FPS 4.5가 나왔고 Yolov5-Yolov5x 모델은 평균 FPS 18 후반대의 성능을 보여주고 있다.

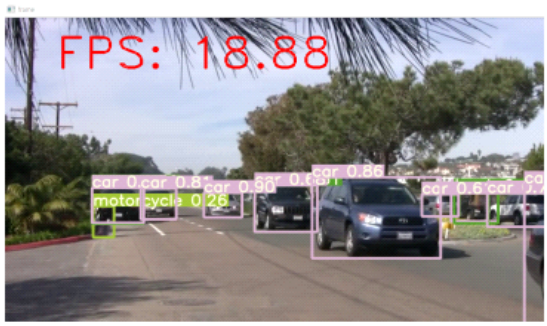

Fig. 7 Yolov5-Yolov5x

표 2는 GPU RTX 2060인 환경에서 EfficientDet과 Yolov5의 세부 모델들을 값으로 나타낸 표이다. EfficientDet-D7x가 가장 높은 mAP를 보였지만 FPS 부분이 1.5로 매우 낮음을 확인할 수 있다. Yolov5의 세부 모델의 경우 초당 프레임 수는 성능에 크게 영향을 미치지 않기 때문에 mAP가 높은 Yolov5-Yolov5x가 가장 좋은 성능을 보인다.

따라서 실시간으로 차량 탑승 인원을 검출할 때 Yolov5가 최적화된 딥러닝 모델임이 확인되었다.

Table. 2 Comparsion of EfficientDet vs Yolov5

MODEL	mAP	FPS
EfficientDet-D7x	53.7	1.5
Yolov5-Yolov5x	49.2	17.0
EfficientDet-D4	48.8	4.5
Yolov5-Yolov5l	47.7	20.0
Yolov5-Yolov5m	44.3	27.0
Yolov5-Yolov5s	37.0	30.0
EfficientDet-D0	33.1	9.0

3.5. Custom Data Training

Yolov5는 기본적으로 COCO Dataset 기반으로 학습하여 80개의 다양한 class를 가지고 객체 탐지를 한다. 하지만 차량 및 인원 탐지를 제외한 다른 클래스들은 차량 탑승 인원 인식 시스템에 알맞은 클래스가 아니므로 불필요 클래스가 된다. 데이터셋의 종류는 COCO Dataset 뿐만 아니라 여러 가지가 존재하는데 시스템 특성상 차량을 인식하고 그 안에 있는 사람을 인식해야 하는 과정에서 차량과 사람에 관련된 데이터들을 집중적으로 학습을 시킨다면 기존에 사용했던 Yolo모델로 탐지하는 것 이상의 정확도를 높일 수 있다.

Ⅳ. 차량 탑승 인원 감지 알고리즘 제안

Yolov5를 이용하여 차량을 탐지한 후 차량 탑승 인원을 탐지한다. Yolo 모델에서는 사람을 인식하고 그 사람에 Bounding Box가 생긴다. 이 때 차 안에 장애물이나 사람의 특정 행동으로 인해 올바른 탐지가 되지 않으면 객체를 감지하지 못하는 경우가 발생한다. 또한, Yolo 모델의 특성인 다수의 같은 객체의 bounding box가 일정 이상 겹치게 되면 하나의 객체로 인식하는 경우가 발생하여 사람의 인식률이 저하된다. 그래서 사람의 인식률을 높이기 위해 사람과 얼굴을 학습시킨 후 다음과 같은 알고리즘을 제안한다.

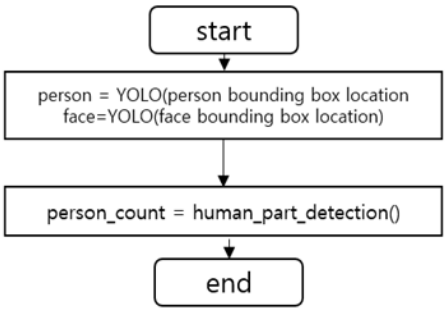

Fig. 8 Recognition of Face class

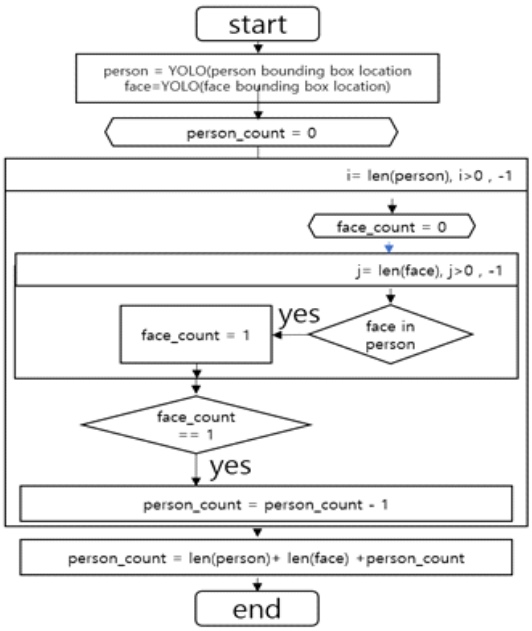

Fig. 9 Human_part_detection

그림 8은 Yolov5 모델을 이용하여 차량 객체 내의 이미지에서 객체에 대한 Bounding Box의 좌표를 얻어 person과 face에 사람과 얼굴의 Bounding Box의 좌표들을 저장한 후 human_part_detection이라는 알고리즘을 통하여 한 사람에 대한 중복 객체를 제거하여 차량 내의 사람의 수를 판별한다.

그림 9는 YOLO에서 얻어온 사람객체의 Bounding Box와 얼굴 객체의 Bounding Box를 통해 사람의 수를 어떻게 추출하는지 보여주는 알고리즘이다. 먼저 탐지한 사람객체의 좌표 내에서 얼굴의 객체가 있으면 그 사람객체는 세지 않고 만약 없다면 사람개체를 센다. 그리고 마지막에 탐지한 사람의 객체와 얼굴의 객체를 더한 후 사람객체 내의 얼굴이 있던 사람객체를 감소시켜 사람의 수를 추출한다.

Ⅴ. 결 론

차량 탑승 인원 탐지 시스템을 구축하기 위해 딥러닝 모델 중 얼굴인식에 특화된 모델보다 객체 인식 모델을 통해 사람의 다양한 모습까지 탐지할 수 있다. 대표적인 데이터셋인 COCO Dataset의 test-dev 순위를 참고하여 가장 AP가 좋은 모델인 EfficientDet을 이용하여 시스템에 적용하였다.

EfficientDet은 AP는 높지만, FPS가 낮다는 단점이 있어 실시간으로 영상을 처리하기에는 어려움이 있다. 이와 비슷하지만 초당 FPS 부분에서 월등히 높은 Yolov5 모델을 선정했다. 이후 Custom Data Training을 통해 필요 없는 Class를 제외하고 차량, 사람, 얼굴같이 시스템에 필요한 Class들만 따로 학습을 시키면 정확도를 향상하는 방법과 차 안에 인원을 감지할 때 Bounding Box의 중복으로 인한 미검출을 방지하기 위해 새로 알고리즘을 제안하였다. 본 논문에서 제안한 시스템은 영상을 수집하는 과정에서 차량 선팅을 투시할 수 있는 카메라를 이용하여 영상을 수신해야 한다.

현재, 제안된 알고리즘을 적용한 차량탑승 인원 감지 시스템의 개발이 진행 중이며 개발된 시스템의 성능 검증을 위해 실제 도로 현장에서의 시뮬레이션이 필요하다.

ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by Dong-eui University Grant(202003570001). Also, this paper was supported by the BB21+ project in 2020.

References

[1] 1 car per 2.1 Korean citizens [Internet]. Available: http://www.goodnews365.net/news/articleView.html?idxno=151618.

[2] Korea Expressway Corporation. Bus lane system of Korea [Internet]. Available: http://www.roadplus.co.kr/useguide/bus/busView.do.

[3] Issuein Korea. Increase in passenger car traffic per person [Internet]. Available: http://www.iikorea.co.kr/news/articleView.html?idxno=128.

[4] D. J. You, M. Y. Kim, and J. W. Jang, "The Implementation of Passenger Count Confirmation System for Bus Lane based on Embedded System," *Korea Institute of information and Communication Engineering*, pp. 199-202, Oct. 2019.

[5] M. Y. Kim and J. W. Jang, "A Study of The Unmanned System Design of Occupant Number Counter of Inside A Vehicle for High Occupancy Vehicle Lanes," *Procedings of the Korean Institute of Information and Commucation Sciences Conference*, pp. 49-51, Oct. 2018.

[6] K. P. Kumar, "ESTIMATION OF TRAFFIC MANAGEMENT AND ROAD SAFETY," *Asia-pacific Journal of Convergent Research Interchange, HSST*, ISSN : 2508-9080, vol. 3, no. 2, pp. 21-28, Jun. 2017.

[7] J. Y. Lee and S. C. Kang, "Final report on overseas advanced technology review seminars for future technology development that collect the number of people on board," *Ministry of Land, Land transportation technology promotion research project*, R&D 16CTAP-C110346-01-000000, pp. 12-24, 2017.

[8] D. Dubey and G. S. Tomar, "Echelon Based Pose Generalization of Facial Images Approaches," *Asia-pacific Journal of Convergent Research Interchange, HSST*, ISSN : 2508-9080, vol. 3, no. 1, pp. 63-75, Mar. 2017.

[9] G. Y. Jang, H. H. Hwang, and C. H. Lee, "Vehicle Occupant Detection System by Infrared Sensor," *Korea Automotive Engineering Association Autumn Conference and Exhibitione*, pp. 708, 2019.

[10] J. Deng, J. Guo, E. Ververas, I. Kotsia, and S. Zafeiriou, "RetinaFace: Single-Shot Multi-Level Face Localisation in the Wild," *2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Seattle, WA, USA, pp. 5202-5211, 2020. doi: 10.1109/CVPR42600.2020.00525.

[11] TensorFlow-2.x-YOLOv3 [Internet], Available: https://github.com/pythonlessons/TensorFlow-2.x-YOLOv3.

[12] Object Detection on COCO test-dev [Internet]. Available: https://paperswithcode.com/sota/object-detection-on-coco.

[13] M. Tan, R. Pang, and Q. V. Le, "EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection," *2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)*, Seattle, WA, USA, pp. 10778-10787, 2020. doi: 10.1109/ CVPR 42600.2020.01079.

[14] Github. Yolov5 [Internet] Available: https://github.com/ultralytics/yolov5.

이지원(JiWon Lee)

現, 동의대학교 컴퓨터공학과 학사과정
※관심분야 : 딥러닝, 영상처리,
클라우드 시스템, IoT

이동진(DongJin Lee)

現, 동의대학교 컴퓨터공학과 학사과정
※관심분야 : 딥러닝, 영상처리,
클라우드 시스템, IoT

장성진(SungJin Jang)

동의대학교 컴퓨터공학과 공학 박사
現, 동의대학교 컴퓨터공학과 조교수
※관심분야 : IT융합, 컴퓨터통신, 인공지능

최동규(DongGyu Choi)

동의대학교 소프트웨어융합학과 석사
現, 동의대학교 컴퓨터공학과 박사과정
※관심분야 : 딥러닝, 헬스케어,
의료 데이터분석, 영상처리

장종욱(JongWook Jang)

부산대학교 컴퓨터공학과 공학박사
한국전자통신연구소 연구원
現, 동의대학교 컴퓨터공학과 교수
※관심분야 : 유무선통신시스템, 자동차네트워크,
블록체인, 딥러닝