

신속한 수송지원을 위한 효율적인 긴급자동차 인식 시스템

이현섭*
백석대학교 컴퓨터공학부 교수

An Efficient Emergency Vehicle Detection System for Rapid Transportation Assistance

Hyun-Seob Lee*
Professor, Division of Computer Engineering, Baekseok University

요약 긴급자동차는 본래의 긴급한 용도로 사용되는 차량으로, 긴급하고 부득이한 상황에서는 신호에 정지하지 않고 주행할 수 있는 권리를 가진다. 그러나 이러한 권리에도 불구하고 긴급자동차와 관련된 사고는 여전히 빈번하게 발생하며, 특히 긴급자동차가 정차 신호를 무시하고 교차로에 진입할 때 교차 차선 차량과의 사고가 자주 일어난다. 이에 본 논문에서는 교차로에 설치된 카메라를 통해 차량의 경광등 상태를 실시간으로 확인하고, 인공지능이 학습한 데이터를 기반으로 긴급자동차 여부를 자동으로 판단하는 시스템을 제안한다. 긴급자동차로 판별된 경우에만 신호를 제어하도록 설계하였다. 실험 결과, 제안된 시스템은 차량의 경광등 상태를 93% 이상의 정확도로 인식하였다. 결과적으로 본 논문에서 제안한 객체 탐지 기술은 긴급자동차의 교차로 사고 위험을 크게 줄이고 교차로 통과 시간 또한 단축할 수 있을 것으로 기대된다.

주제어 : 긴급자동차, 교통사고, 영상처리, 사물 인식, 사물인터넷

Abstract An emergency vehicle, as defined in Article 2, Clause 22 of the Road Traffic Act, refers to a vehicle used for its original urgent purposes. According to Clause 2 of Article 29 of the same Act, emergency vehicles may proceed without stopping in urgent and unavoidable circumstances. Despite this regulation, accidents involving emergency vehicles frequently occur, particularly when they enter intersections while disregarding traffic signals, resulting in collisions with vehicles traveling on crossing lanes. To address this issue, this paper proposes a novel traffic signal system that uses cameras installed at intersections to monitor the real-time status of vehicle warning lights. The captured footage is automatically analyzed using artificial intelligence trained with relevant data, allowing the system to determine the presence of emergency vehicles. Traffic signals are then adjusted only when an emergency vehicle is detected. Experimental results showed that the proposed system recognized vehicle warning lights with an accuracy of over 93%. Consequently, the proposed signal system can significantly reduce the risk of intersection accidents involving emergency vehicles and also decrease the time required for these vehicles to pass through intersections.

Key Words : Emergency Vehicle, Traffic Accident, Image Processing, Object Recognition, IoT

1. 서론

긴급자동차[1]는 소방차, 구급차, 혈액 공급차량 등과 같이 긴급한 상황에서 사용되는 특수 목적의 차량으로, 신속한 이동과 우선 통행이 필수적이다. 그러나 실제 도로 상황에서는 긴급자동차의 존재를 적시에 인지하지 못해 주행 경로를 확보하지 못하거나, 운전자들이 신호 상황을 정확히 인지하지 못하여 사고가 자주 발생하고 있다[2]. 이는 긴급자동차의 현장 도착을 지연시키고 본연의 임무 수행에도 심각한 방해 요소로 작용하고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 기존에는 주로 현장제어 방식이나 중앙관제 방식 등을 사용하였으나[3, 4], 정확성 및 자동화 측면에서 한계가 있었다. 따라서 본 연구는 객체 탐지 모델[5]을 활용하여 경광등 상태와 차량 종류를 정확하게 탐지하고, 이를 바탕으로 긴급차량 여부를 판별하는 시스템을 제안한다. 이 시스템은 경광등 상태와 긴급차량 정보를 동시에 고려하여, 실시간으로 긴급차량을 탐지할 수 있도록 설계되었다. 또한, 교차로 통과 시간을 단축하고 교차로 사고 위험을 효과적으로 감소시킬 것으로 기대된다.

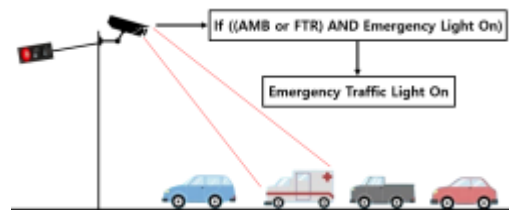
2. 관련연구

영상에서 특정 객체의 위치와 종류를 찾아내기 위해 사용되는 객체 탐지 기술[6]은 자율주행, 교통 감시 등 다양한 분야에 적용되고 있다. 특히 최근에는 실시간 객체 탐지에 최적화된 딥러닝 모델을 사용하여 빠른 속도와 정확도를 보이는 실시간 객체 탐지 알고리즘[7]이 주목받고 있다. 최근 연구된 긴급차량을 탐지하기 위한 연구는 HSV 색상 분할 기법을 활용하여 긴급차량의 경광등을 실시간으로 인식하고 분류하는 시스템을 제안하였다[8-10]. 이 연구에서는 HSV 색상 공간을 이용해 경광등의 색상을 추출하고, 이를 바탕으로 소방차와 구급차를 구별하며, 다양한 조명 조건에서도 신뢰성 있는 탐지가 가능함을 보여주었다. HSV 색상 공간은 RGB 색상 공간보다 조명 변화에 덜 민감하여, 다양한 환경에서 성능을 유지할 수 있는 장점이 있다. 하지만 기존의 연구는 경광등의 색상 정보만을 이용한 단순한 색상 분할 기법에 의존하였다. 이에 따라 정확도와 탐지 속도에 제한이 있었다. 예를 들어, 경광등의 상태를 ON과 OFF로만 구분하고, 차량 종류에 대한 추가적인 정보 없이 색상만을 기반으로 판단하는 방식은, 경광등 상태를 정확히 탐지

하는 데 한계가 있었다. 반면, 본 연구는 객체 탐지 모델을 활용하여 경광등 상태와 차량 종류를 동시에 고려하는 복합적인 방식을 적용하였다. 이 모델은 이미지 내에서 경광등과 차량을 동시에 인식하며, 경광등이 켜진 긴급차량만을 정확히 탐지할 수 있도록 설계되었다. 기존 연구는 HSV 색상 분할 기법을 통해 긴급차량 탐지에 효율적인 방법을 제공했지만, 단순한 색상 기반 방식에 한정되어 있었다. 이 방식은 다양한 차량 종류나 경광등 상태를 정확하게 분류하는 데 한계가 있었다. 본 연구는 객체 탐지 모델을 통해 경광등이 켜진 소방차와 구급차를 구분하고, 경광등 상태(ON/OFF)에 따라 긴급차량 여부를 판단함으로써 정확도와 효율성을 크게 향상시킬 수 있었다. 따라서 본 연구는 기존 연구의 한계를 극복하고, 긴급차량 탐지 시스템을 효율적으로 개선하는 방법을 제시한다. 객체 탐지 모델을 활용한 경광등 상태와 차량 종류에 대한 동시 탐지는 정확한 예측을 가능하게 하고, 실시간 적용에서 성능 개선을 보장할 수 있다.

3. 긴급자동차 인식 시스템

3.1 핵심 아이디어



[Fig. 1] Emergency Vehicle Detection

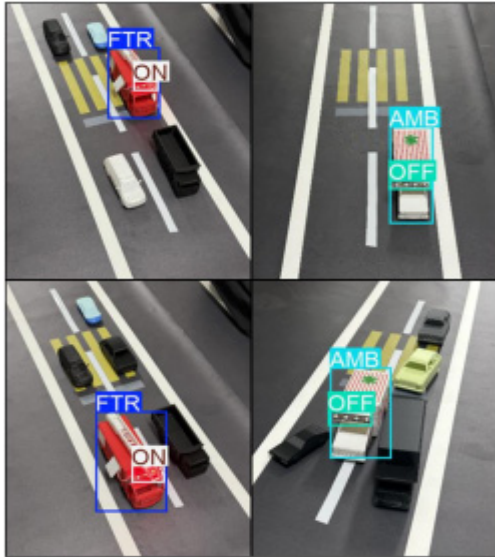
Fig. 1은 제안하는 긴급자동차 인식 시스템의 핵심 아이디어를 보여주고 있다. 그림과 같이 신호등 높이에 고정된 카메라를 설치하여 도로를 모니터링하고, 탐지 모델이 영상 내에서 경광등을 인식하는 방식을 적용하였다. 또한, 주간과 야간, 다양한 거리에서도 경광등을 인식하는 방법을 적용하였다. 이 방법은 기존의 차량 전체를 인식하는 방식과 달리, 경광등 자체를 주요 탐지 대상으로 설정하여 긴급자동차를 정밀하게 구별할 수 있도록 구성하였다. 이 모델은 이미지 내 객체를 동시에 분석하여 경광등이 켜진 긴급차량을 빠르게 탐지한다. 이미지를 그리드 셀로 분할하고, 각 셀에서 객체의 위치와 클래스를 동시에 예측한다. 이 방식은 슬라이딩 윈도우나 후처리 과정을 최소화하여 빠른 탐지가 가능하다. 본 논문

에서 긴급자동차는 소방차(FTR, Fire Truck)와 구급차(AMB, Ambulance)로 구분하였으며, 경광등의 점등 여부와 함께 객체 분류에 반영하였다. 이러한 설계를 통해 긴급자동차가 교차로에 접근할 때 신속하게 탐지할 수 있는 시스템을 구축하였으며, 교통 흐름의 효율적인 관리와 긴급차량의 원활한 이동을 지원할 수 있을 것으로 기대된다.

3.2 경광등 탐지 및 분류 정책

객체 탐지 모델을 활용하여 긴급자동차의 경광등을 실시간으로 탐지하고 ON/OFF 상태를 분류하기 위해, 신호등 높이에 설치된 카메라를 통해 영상을 입력받고 모델이 영상 내에서 경광등이 있는 영역을 탐지한 후 점등 여부를 판별하는 방식을 적용하였다. 이를 위해 주간과 야간, 다양한 거리(근거리, 중거리, 원거리)에서 촬영한 데이터를 수집하여 학습을 진행하였다[11]. 또한 학습 과정에서는 Bounding Box를 설정하여 경광등의 위치를 인식하였다. 그리고, "경광등_ON"과 "경광등_OFF" 두 개의 클래스를 구분할 수 있도록 하였다. 이러한 방식은 긴급자동차가 교차로에 접근할 때 긴급차량 여부를 정확하게 탐지할 수 있다.

3.3 학습데이터 구축 및 라벨링 정책



[Fig. 2] Labeled Dataset

Fig. 2는 실험 데이터셋에 라벨을 적용한 결과를 보여주고 있다. 경광등의 점등 여부와 차량 종류를 정확하게

분류하기 위해 다양한 환경에서 촬영된 이미지 데이터를 수집하였고, 주간과 야간, 근거리부터 원거리까지 다양한 거리 조건을 반영하여 긴급자동차가 포함된 영상을 확보하였다. 그 중 경광등이 명확하게 식별 가능한 프레임들을 중심으로 데이터셋을 구성하였다. 수집된 이미지는 Bounding Box 기반 라벨링 작업을 통해 "경광등_ON", "경광등_OFF", "FTR", "AMB" 네 가지 클래스로 분류하였다. 이미지에서 객체의 위치를 정확히 지정하고 클래스별 구분이 명확하게 이루어지도록 라벨링을 설정하였다[12]. 최종적으로 구성된 데이터셋은 객체 탐지 모델의 학습에 활용되며, 네가지 경광등의 상태와 차량 종류를 구분할 수 있도록 설계하였다.

3.4 긴급차량 탐지 알고리즘

```

Algorithm 1: Emergency Vehicle Detection Flow


---


Input: Real-time camera video frame
Output: Traffic light control signal
1 foreach frame do
2   Resize image to parameter;
3   Normalize pixel values;
4   Run object detection model;
5   foreach detected object do
6     if Class == "FTR" or class == "AMB" then
7       Check emergency light status;
8       if Light_ON then
9         Mark as emergency vehicle;
10      else
11        Ignore;
12    else
13      Ignore;

```

[Fig. 3] Emergency Vehicle Detection Algorithm

Fig.3은 긴급차량 탐지 알고리즘을 보여주고 있다. 알고리즘에서 분류하는 클래스는 "경광등_ON", "경광등_OFF", "FTR"(소방차), "AMB"(구급차) 네가지 이다. 전체 탐지 과정은 실시간으로 입력되는 영상 프레임을 전처리하고, 객체 탐지 모델을 통해 차량과 경광등을 인식한 뒤, 클래스에 따라 긴급자동차 여부를 판단하는 방식으로 진행된다. 모델의 탐지 과정은 Line 1에서는 모델이 실시간으로 입력되는 각 영상 프레임을 처리하며, 각 프레임에 대해 객체 탐지가 수행된다. Line 2에서 모델은 각 프레임을 입력받은 수치의 크기로 변경하고, Line 3에서 픽셀 값을 정규화하여 모델에 적합한 형태로 변환한다. 이 과정은 모델이 일관된 형태의 입력 데이터를 처리할 수 있도록 도와준다. Line 4에서 객체 탐지 모델을 실행하여 경광등이 켜진 긴급차량과 일반 차량을 구별한다. 모델은 경광등 상태와 차량 종류라는 두 가지 주요

조건을 기반으로 긴급차량 여부를 판단한다. Line 5에서 탐지된 객체들에 대해 각각 처리를 시작하고, Line 6에서 소방차(FTR) 또는 구급차(AMB)가 탐지되었는지를 확인한다. 이 조건에서 경광등 상태가 ON일 경우에만 긴급차량으로 판단한다. Line 7에서 모델은 경광등 상태를 확인하고, Line 8에서 경광등이 켜져 있는지 여부를 판별한다. 경광등이 켜진 경우 Line 9에서 해당 차량을 긴급차량으로 마킹한다. 반면, Line 10에서 경광등이 꺼진 경우 해당 차량을 무시한다. 또한 Line 12에서 긴급차량이 아닌 객체나 미탐지된 객체는 Line 13에서 무시된다. 이를 통해 일반 차량이나 경광등이 꺼진 긴급차량은 제외하고, 실제로 출동 중인 차량만을 실시간으로 정확하게 식별할 수 있다.

4. 성능 평가

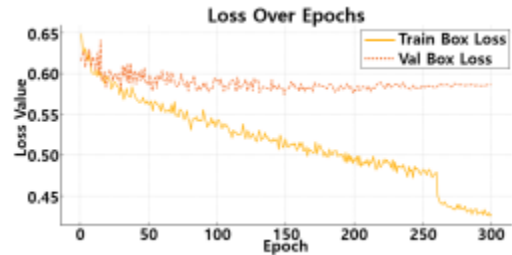
4.1 학습 성능 평가

성능 평가는 차량 모형 이미지 데이터셋 2,214장을 활용하여 수행되었으며, 그 중 1,772장은 테스트 세트로, 나머지 442장은 검증 세트로 분할하여 실험을 진행했다. 실험은 Intel i7-12700K, 32GB RAM, NVIDIA RTX 3080Ti의 PC 환경에서 진행되었다.



[Fig. 4] Accuracy over epochs

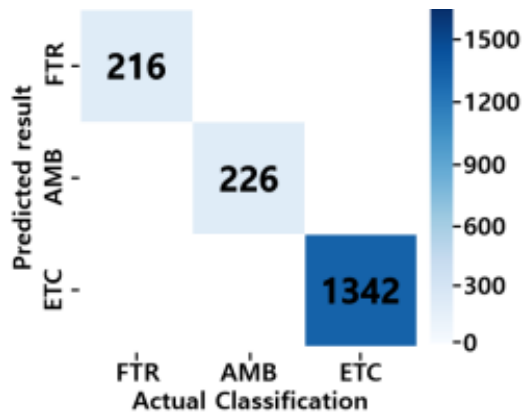
Fig. 4는 측정된 정확도를 보여주고 있다. 그림의 x축은 반복된 학습의 수이고, y축은 mAP(mean Average Precision)[13]을 의미한다. mAP50과 mAP50:95은 모델이 예측한 객체와 실제 객체 간의 겹침 정도(IoU, Intersection over Union)이 각각 0.5와 0.5에서 0.95에서 평가한 결과를 의미한다. mAP50은 평균적으로 0.99 수준을 유지하였고, mAP50:95은 약 0.87로 수렴하였다. 이 두 지표는 모델이 경광등 상태와 차량 종류를 정확하게 구분하고 있음을 의미한다.



[Fig. 5] Loss over epochs

Fig. 5는 손실 함수의 변화를 보여주고 있다. x축은 학습이 반복된 횟수이고, y축은 손실 값이다. Train box loss와 Validation box loss는 학습이 진행됨에 따라 점진적으로 감소하였고, 이는 모델이 점차적으로 객체의 경계 상자(bounding box)를 정확하게 예측하고 있음을 나타낸다. 특히, Train box loss는 초기에 다소 높은 값을 보였으나 점차적으로 감소하면서 모델이 학습 데이터에서 점점 더 정확한 예측을 수행하고 있음을 확인할 수 있다. Validation box loss 역시 점진적으로 감소하였으며, 이는 모델이 검증 데이터에서도 효과적인 일반화가 이루어졌음을 보여준다. 검증 데이터에서 손실 값이 지속적으로 감소하는 것은 과적합 없이 안정적인 학습을 통해 일반화가 진행되었음을 의미한다. 이 결과는 모델이 실제 환경에서도 잘 동작할 수 있음을 의미한다.

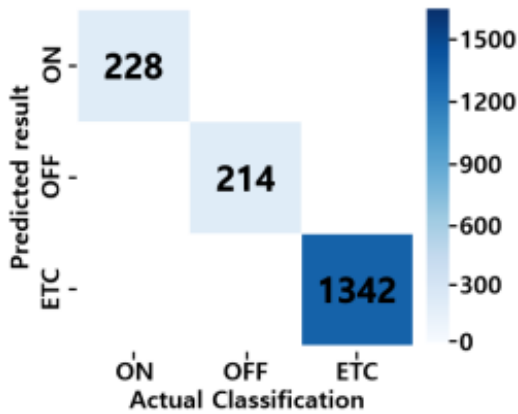
4.2 예측 결과 분석



[Fig. 6] Detection result of emergency vehicle

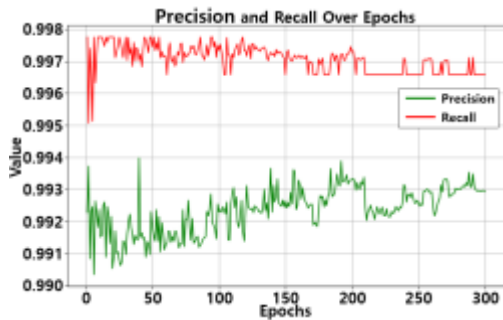
Fig. 6은 FTR(소방차), AMB(구급차), ETC 클래스 예측 결과에 대한 혼동행렬[14, 15]을 보여준다. 행렬의 결과와 같이 FTR과 AMB 클래스는 각각 216개와 226개 모두 정확하게 탐지되었다. ETC 클래스는 배경 객체나 미탐지 객체를 의미하며 타 클래스와 혼동 없이 1,342장

모두 탐지되었다.



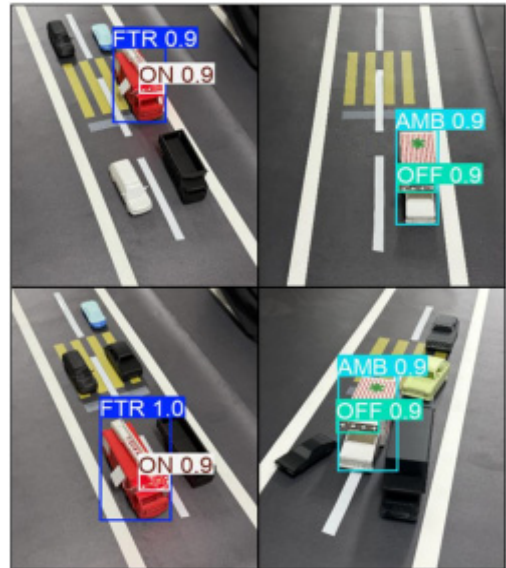
[Fig. 7] Confusion Matrix

Fig. 7은 ON(경광등 점등 상태), OFF(경광등 꺼짐 상태), ETC 클래스에 대한 예측 결과를 보여준다. ON 클래스에서는 228개, OFF 클래스는 214개가 각각 예측되었다. ETC 클래스에서는 긴급차량이 아닌 일반 차량이며 1,342대가 예측되었다.



[Fig. 8] Precision and recall over epochs

Fig. 8은 모델의 전체 성능을 평가하기 위해 Precision과 Recall의 관계를 시각적으로 나타낸다. Precision은 모델이 긴급차량을 예측한 것 중에서 실제 정확한 예측의 비율을 나타내며, Recall은 모델이 긴급차량을 놓치지 않고 탐지한 비율을 의미한다. 이 그래프는 전체 모델에 대한 정밀도와 재현율이 높은 수준으로 유지되고 있음을 보여준다. 특히, Precision과 Recall 값이 0.99 이상으로 나타나, 모델이 긴급차량 탐지에서 균형 잡힌 성능을 유지하고 있음을 확인할 수 있다. 이는 모델이 정확도와 재현율 간의 Trade-Off를 잘 처리하고 있음을 나타낸다.



[Fig. 9] Prediction result visualization

Fig. 9는 예측한 경광등 상태 및 차량 종류를 실제 테스트 이미지에 시각적으로 오버레이하여 예측 결과를 시각적으로 보여주었다. 그림과 같이 예측이 정확하게 이루어진 경우와 그렇지 않은 경우를 비교하여, 모델이 경광등이 켜진 차량을 정확히 예측한 경우와 일반 차량을 잘못 예측한 경우를 구별할 수 있었다. 예측 이미지에는 예측된 클래스와 실제 클래스를 함께 표시하여, 모델의 정확도를 직관적으로 확인할 수 있었다.

5. 결론

본 연구에서는 객체 탐지 모델을 활용하여 경광등 점등 여부와 긴급자동차를 실시간으로 탐지하는 시스템을 제안하고 성능 평가를 진행하였다. 실험 결과, 제안된 모델은 mAP50이 0.99를 기록하며 매우 높은 정확도를 보였다. 이는 모델이 경광등이 켜진 긴급차량을 정확하게 예측하는 능력을 입증하며, 특히 FTR과 AMB 클래스에서 높은 성능을 보였다. 또한, mAP50은 0.99, mAP50:95는 0.87로, 다양한 조건에서의 성능을 고려한 모델의 신뢰성을 높이는 데 중요한 지표가 되었다. 마지막으로, 경광등이 켜진 긴급차량에 대한 예측 성능은 우수했으며, Precision과 Recall에서도 안정적인 값을 유지했다. 제안된 모델은 응급차량에 대한 실제 응급 상황여부를 식별할 수 있어서 실시간 긴급차량 탐지 및 신호 체계 제어

시스템에 적용하면 긴급차량이 교차로에 접근할 때, 경광등 상태에 따라 신속하게 신호를 조정함으로써, 교차로 통과 시간을 단축시키고 교차로 사고 위험을 감소시킬 수 있을 것이다. 그러나, 실험에서 사용한 데이터는 차량 이미지 셋이 아니고, 자동차 모형의 데이터 셋이며 실험실 내부에서 진행하여 외부 날씨와 시간대에 따른 조도의 변화가 반영되지 않았다. 향후 실제 교차로 환경의 자동차 데이터를 수집하여 실제 환경에 적용 가능여부를 검토할 예정이다.

REFERENCES

- [1] National Assembly of the Republic of Korea, "Road Traffic Act," Act No. 16254, Article 2(22), 2020.
- [2] Road Safety Data, "Road Safety Country Profiles Korea 2023," International Transport Forum, 2023.
- [3] J.Paľo and O.Stopka, "On-site traffic management evaluation and proposals to improve safety of access to workplaces," Communications-Scientific Letters of the University of Zilina, Vol.23, No.3, pp. 125-136, 2021.
- [4] L.Zhong and Y.Chen, "A novel real-time traffic signal control strategy for emergency vehicles," IEEE Access, vol. 10, pp. 19481-19492, 2022.
- [5] K.Yu, X.Qi, T.Sato, S.H.Myint, Z.Wen and Y.Katsuyama, "Design and performance evaluation of an AI-based W-band suspicious object detection system for moving persons in the IoT paradigm," IEEE Access, Vol.8, pp.81378-81393, 2020.
- [6] M.Humayun, M.F.Almufareh, and N.Z.Jhanjhi, "Autonomous traffic system for emergency vehicles," Electronics, Vol.11, No.4, 2022.
- [7] T.Diwan, G.Anirudh, and J.V. Tembhurne, "Object detection using YOLO: Challenges, architectural successors, datasets and applications," Multimedia Tools and Applications, Vol.82, No.6, pp.9243-9275, 2023.
- [8] P.Maleki, A.Ramazani, H.Khotanlou, S.Ojaghi, M.Mousavi and A.Kalinin, "Object detection for vehicles with YOLO," 2024 IEEE 22nd World Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics (SAMI), IEEE, 2024.
- [9] A.Kherraki and R.ElOuazzani, "Deep convolutional neural networks architecture for an efficient emergency vehicle classification in real-time traffic monitoring," IAES International Journal of Artificial Intelligence, Vol.11, No.1, 2022.
- [10] I.Park and S.Kim, "Performance indicator survey for object detection," 2020 20th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS), IEEE, 2020.
- [11] M.Ahmed, K.A.Hashmi, A.Pagani, M.Liwicki, D.Stricker and M.Z.Afzal, "Survey and performance analysis of deep learning based object detection in challenging environments," Sensors, Vol.21, No.15, 2021.
- [12] Y.Xu, L.Zhu, Y.Yang and F.Wu, "Training robust object detectors from noisy category labels and imprecise bounding boxes," IEEE Transactions on Image Processing, Vol.30, pp.5782-5792, 2021.
- [13] X.Sun, N.Wang, C.Chen, J.Ni, A.Agrawal, X.Cui, S.Venkataramani, K.E.Maghraoui, V.Srinivasan and K.Gopalakrishnan, "Ultra-low precision 4-bit training of deep neural networks," Advances in Neural Information Processing Systems, Vol.33, pp.1796-1807, 2020.
- [14] M.Heydarian, T.E.Doyle and R.Samavi, "MLCM: Multi-label confusion matrix," IEEE Access, Vol.10, pp.19083-19095, 2022.
- [15] S.Goswami, "False detection (positives and negatives) in object detection," In Computer Vision and Pattern Recognition, 2020.

이 현 섭(Hyun-Seob Lee)

[종신회원]



- 2013년 2월 : 한양대학교 컴퓨터공학과 (공학 박사)
- 2012년 3월 ~ 2021년 2월 : 삼성전자 책임연구원
- 2021년 3월 ~ 현재 : 백석대학교 컴퓨터공학부 조교수

<관심분야>

인공지능, 저장시스템, 임베디드 시스템