

딥러닝을 활용한 환경특장차 후방 위험 감지 모니터링 시스템

김서정, 임광진, 김동훈, 조연호, 정성환
한국전자기술연구원

e-mail:{scott3554, kjlim, clickmiss123, geijin0821, shjeong}@keti.re.kr

Detecting the Danger behind Garbage Truck using Deep Learning Monitoring System

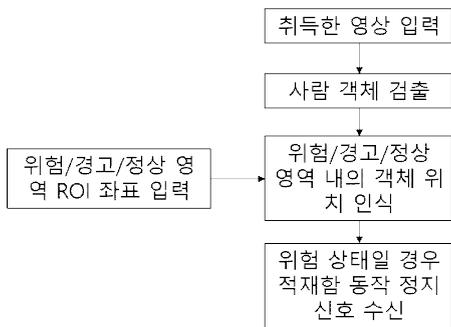
Seojeong Kim, Kwangjin Lim, Donghoon Kim,
Yeonho Jo, Shunghwan Jeong
Korea Electronics Technology Institute

요약

본 논문에서는 객체 검출의 방법론 중에 하나인 YOLOv4 모델을 이용하여 환경특장차 운용에 있어 위험요소 들을 판단 하는 연구를 수행한다. 주로 운전자가 인지하기 힘든 환경특장차 후방의 사람 및 차량 객체를 검출하는 것을 목표로 하며, 학습 데이터는 공용 데이터 집합인 COCO 데이터 집합을 사용하고 환경 특장차 주변에서 직접 취득한 데이터를 통해 실험을 진행하였다. 학습된 모델로 실험한 결과 95% 이상의 객체 인식 정확도를 실험 환경 내에서 보여줬다.

1. 서론

환경특장차 운용 시에 운전자가 적재함의 쓰레기 및 이물 질을 관리하는 작업자를 인지하지 못하고 적재함을 동작시켜 작업자가 적재함에 끼이는 사고가 빈번히 발생하고 있다. 본 연구는 환경특장차 후방에 부착된 카메라를 통해 환경특장차 후방의 객체를 인식하고 위험 범위 안에 객체가 들어오면 적 재함 제어 시스템에 신호를 보내 적재함이 멈추도록 하는 시 스템을 제안한다. 그림 1은 제안한 시스템의 모식도이다.



[그림 1] 제안한 시스템의 모식도

2. 객체인식 딥러닝 모델

객체 인식 딥러닝 알고리즘은 객체 후보영역을 검출하고 해당 영역에서 객체 유무 및 객체의 종류를 분류하는 방식이다. 객체 인식 딥러닝 알고리즘은 크게 1차 객체 인식 알고리즘과 2차 객체인식 알고리즘으로 나뉜다. 1차 객체 인식 알고

리즘으로는 YOLO, SSD등이 있으며, 한 번에 영역제안 및 객체의 종류를 분류하여 2차 객체 인식 알고리즘의 비해 정확도는 낮은 편이지만 객체 인식 속도가 빠르다. 2차 객체 인식 알고리즘은 영상에서 객체가 있을 것으로 보이는 영역을 먼저 찾고 해당 영역 안에서 객체의 종류를 분류하는 알고리즘으로 속도는 느리지만 정확도는 높은 객체 인식 알고리즘으로 Faster-RCNN, EfficientNet 등이 있다[1][2]. 본 논문에서는 실시간으로 객체를 인식해야 함으로 1차 객체 알고리즘의 모델중 하나인 YOLOv4를 사용하였다.

3. 환경특장차 후방 위험 감지 모니터링

환경특장차 후방 위험 감지 모니터링을 위한 영상 취득 장치로 170도의 시야를 가진 어안렌즈 카메라를 환경특장차 적재함 상단에 부착하였다. 취득된 영상에서 위험 영역에 해당하는 영역과 경고, 정상 영역에 해당하는 영역의 관심 영역 좌표를 지정하고 객체 인식을 진행한다. 인식된 객체의 바운딩 박스 하단의 양 좌표(보통 차량의 바퀴 부분 또는 사람의 발이 인식되는 부분)의 중간지점의 좌표가 위험/경고/정상 영역 중 어디에 있는가를 판단하여 객체의 위험 여부 상태를 판단한다. 위험 영역에 객체가 들어온다고 판단하면 메인 제어 시스템에 와이파이 기반 TCP/IP 통신을 이용하여 위험 신호를 송신하여 적재함의 동작이 멈출 수 있도록 모니터링 시스템을 설계하였다[3].

4. 실험 및 결과

본 연구는 YOLOv4 객체 검출 딥러닝 모델을 사용하여 객체 검출을 수행한다. 학습데이터로는 공용 데이터 집합인 COCO 데이터 집합을 사용하여 학습을 진행하였다. COCO 데이터 집합은 본 연구에 검출 목표인 사람 및 차량 등을 포함해 총 118,000여장의 학습 영상과 41,000여장의 테스트 영상을 보유하는 데이터 집합이다. 모델의 적합성을 검증하기 위한 방법으로는 환경특장차 후방에 부착한 영상 취득 장치로부터 동영상을 직접 취득하고 객체 검출 딥러닝 모델이 해당 동영상 내에서 객체를 인식하는 실험을 진행하여, 객체 인식 정확도를 계산하였다. 객체 인식 정확도는 수식 (1)을 따른다.

$$OB_{ACC} = \frac{OB_{DET}}{OB_{TOTAL}} \times 100(\%) \quad (1)$$

OB_{ACC} : 객체 인식 정확도, OB_{DET} : 프레임에서 객체를 정확히 인식한 수, OB_{TOTAL} : 프레임에 나타난 전체 객체의 수

취득한 동영상의 수는 총 4개로 환경 특장차 주행 및 쓰레기 수거 시에 주변에 지나가는 차량 및 사람 중 정확히 인식한 객체의 수를 기준으로 정확도를 측정하였다. 표 1과 같이 전체(위험/경고/정상 영역 내의) 사람은 96.56%의 객체 인식 정확도를 보이고 전체 차량은 95.71%의 객체 인식 정확도를 보여주며 위험 영역 내에서의 사람은 97.18%의 객체 인식 정확도를 보였다.

[표 1] 객체별 객체 인식 정확도

객체 종류	정확히 인식된 객체의 수	인식해야 하는 객체의 수	객체 인식 정확도(%)
전체 사람	647	670	96.56
전체 차량	201	210	95.71
위험 영역 내의 사람	311	320	97.18

영상에서 위험/경고/정상 영역 설정은 그림 2와 같다. 적재함 동작 시에 사람이 있으면 위험 할 수 있는 영역인 빨간 영역을 위험 영역으로 가정하고 노란 영역을 경고, 녹색 영역을 정상 영역으로 설정하였다.



[그림 2] 영상에 위험/경고/정상 영역 설정 예시



[그림 3] 각 상황에 따른 결과 영상 예시

그림3은 본 연구의 결과 영상의 예시이다. 차량의 이동 중인 상황에서 작업자들이 차량을 향해 움직이고 있는 영상과 차량이 멈춰 있는 상황에서 작업자들이 작업을 수행하는 영상을 실험 영상으로 활용하였다.

5. 결론

본 연구는 환경특장차에서 운전자가 후방의 위험요소를 감지하는 것이 어려운 문제를 후방 주변 감시 모니터링 시스템을 통해 안전 문제를 해결할 수 있도록 제안하였다. 본 연구의 실험에서 97% 이상의 정확도로 위험 영역 내에 사람 객체를 감지하였다.

ACKNOWLEDGMENT

이 연구는 2022년도 산업통상자원부 및 산업기술평가관리원(KEIT) 연구비 지원에 의한 연구임(‘20018906’)

참고문헌

- [1] K. Patil, M. Kulkarni, A. Sriraman, and S. Karande, "Deep learning based car damage classification," 16th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications, 2017.
- [2] Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, and Jian Sun. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks. In Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS), pages 91 - 99, 2015.
- [3] H. S. Malik, M. Dwivedi, S. N. Omakar, S. R. Samal, A. Rathi, E. B. Monis, B. Khanna, and A. Tiwari, "Deep learning based car damage classification and detection," EasyChair preprints, 2020.