딥러닝 기반 개인 보호장비 검출에 관한 연구

*박종화 **전소연 ***전지혜 ****김재희

㈜스탠스

*jhpark@stans.co.kr

A Study on Deep Learning Based Personal Protective Equipment Detection

*Park, Jong-Hwa **Jeon, So-Yeon ***Jeon, Ji-Hye ****Kim, Jae-Hee

STans, Inc.

요약

본 논문은 YOLO v4 알고리즘을 이용하여 산업 현장에서 근로자의 개인 보호장비를 검출하는 방법을 제시한다. 학습데이터 주석은 사람 영역, 안전모, 안전 조끼 혹은 벨트 영역을 검출하도록 처리하였으며, 학습데이터 2,198개, 검증데이터 275개를 학습하는 데 이용하였다. 실험 결과 학습 반복 수 10,000번을 기준으로 81.81%의 mAP가 나옴을 확인하였다. 추후 정확도 개선을 위해 학습데이터 구축 및 전·후처리 알고리즘 관련 연구를 수행할 예정이다.

1. 서론

각종 사고가 발생하는 산업 현장에서 보호장비는 선택이 아닌 필수다. 보호장비는 사고가 발생하는 것을 막아줄 수는 없지만, 그로 인한 피해를 줄일 수 있다[1]. 이와 관련하여, 산업 현장에서 사업주가 보호장비를 지급하지 않으면 징역 혹은 벌금을 부과하고, 근로자가 보호장비를 착용하지 않으면 과태료를 부과하는 산업안정보건법 규정이 있다. 그런데도 일부 현장에서는 보호장비를 미착용하고 작업하는 근로자가 있어, 안전관리자가 점검하고 있다. 그러나 관리자가 근로 시간 내내 모든 근로자를 동시에 감시하기에는 한계가 있다.

이에 본 논문은 산업 현장에서 근로자의 보호장비 착용 여부를 확인하는 방법을 연구하였다. 딥러닝 알고리즘을 이용하여 실시간으로 영상 내 근로자의 보호장비를 인식함으로써, 관리자가 직접 감시하는 데 드는 시간적, 인적 노력을 줄일 수 있다.

본 논문은 총 네 장으로 구성된다. 2장에서는 딥러닝 학습방식, 3장에서는 실험 결과에 대해 논하며, 4장에서 결론을 맺는다.

2. 딥러닝 학습 방법

본 논문은 보호장비 검출 알고리즘으로 YOLO(You Only Look Once) v4를 사용하였으며[2], 학습데이터 2,198개, 검증데이터 275개로 총 2,743개의 이미지를 학습에 이용하였다. 검출하고자 하는 클래스는 5개로, worker, helmet on, helmet off, vest_on, belt_on으로 구성하였다[2].

각 클래스에 대한 주석 처리(annotation) 방법은 그림 1과 같다. worker는 영상 내 사람의 영역을 의미하고, 머리 영역은 안전모 착용 여부에 따라 helmet on, off로 지정한다. 또한, 안전 조끼나 벨트를 착용한 경우 해당 영역을 인식하도록 한다.

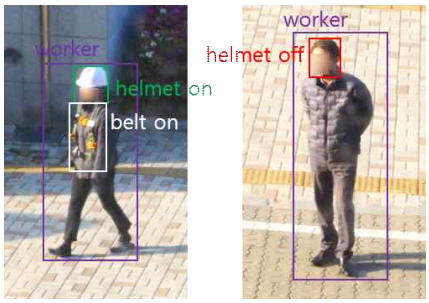


그림 1. 데이터 주석 처리 방법

입력 영상 크기는 608 × 608로, 학습률은 0.001로 설정하였다. 최대 학습 반복 수는 10,000으로 하였으며, 그림 2의 그래프를 통해 반복 수에 따른 손실(loss)을 확인하였다. 그림 2를 보면 반복 수 9,000과 10,000의 학습 손실 차가 크지 않기 때문에, 두 반복 수의 정확도를 비교함으로써 최적화된 학습 반복 수를 도출하고자 하였다.

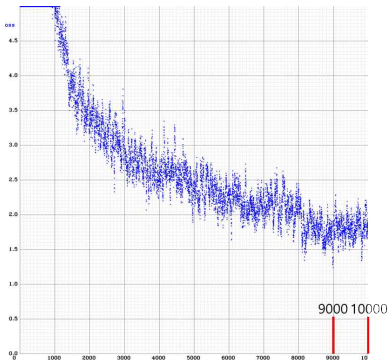


그림 2. 학습 반복 수에 따른 손실

3. 실험 및 결과

정확도를 평가하기 위한 테스트 데이터는 259장으로 구성하였다. 실제 영역(ground truth)과 예측 영역의 IoU(Intersection of Union)를 구하여 mAP(mean Average Precision)를 계산하였다[3, 4]. IoU를 구하는 식은 다음과 같다.

$$IoU = (B_{gt} \cap B_p)/(B_{gt} \cup B_p) \quad \cdots(1)$$

식 (1)에서 B_{gt}는 실제 영역, B_p는 예측 영역을 의미한다. 두 영역의 교집합을 합집합으로 나눔으로써 얼마나 겹치는지를 확인하고, 특정 기준 이상일 경우 옳게, 이하일 경우 틀리게 검출했다고 판별한다.

표 1. mAP 비교

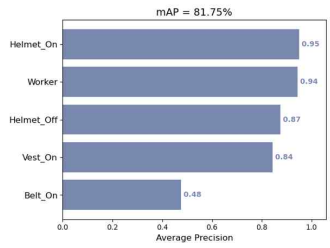
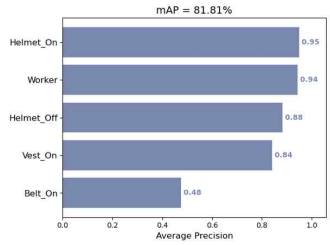
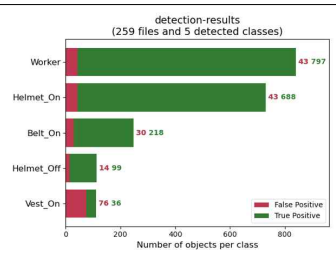
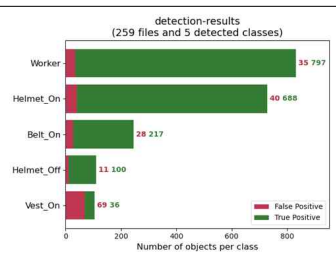
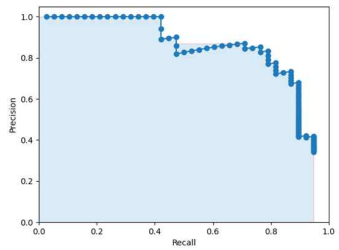
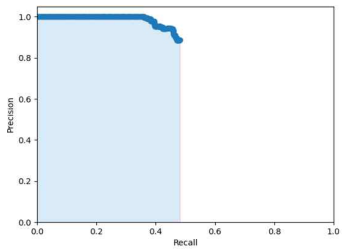
mAP	9000	
	10000	
Precision	9000	
	10000	

표 1은 학습 반복 수 9,000, 10,000의 mAP와 정밀도(precision)을 비교한 것이다. 큰 차이는 없으나, 반복 수 10,000의 mAP와 정밀도가 더 높음을 알 수 있다. 또한, 클래스 vest_on과 belt_on을 비교할 때 vest_on의 mAP가 더 높으나, 정밀도는 낮음을 보아 belt_on의 재현율(recall)이 낮다는 것을 확인할 수 있었다. 이는 안전 조끼가 아님에도 안전 조끼라고 인식하는 경우와, 안전 벨트인데도 인식하지 못하는 경우가 많다는 것을 의미한다. 두 클래스의 정밀도와 재현율은 표 2에서 보인다.

표 2. Vest_on, belt_on의 정밀도 및 재현율

Class	Precision / Recall (Iteration : 10000)
Vest_on	
Belt_on	

4. 결론

본 논문은 딥러닝 알고리즘을 이용하여 근로자의 개인 보호장비를 검출하는 방법을 제시하고, 실험을 통해 학습 반복 수에 따른 각 클래스의 정확도를 확인하였다. 이는 실시간으로 영상 내 개인 보호장비를 검출함으로써, 산업 현장에서 안전관리자가 모든 근로자의 안전을 비대면으로 쉽게 관리할 수 있다는 장점을 가진다.

실험 결과 안전 조끼의 정밀도와 안전 벨트의 재현율이 다른 클래스에 비해 낮았다. 추후 학습데이터를 추가로 구축함으로써 개선할 수 있지만, 안전 조끼의 경우 주석 상태를 다시 확인하는 방법도 고려할 수 있다. 추후 안전 조끼와 벨트의 정확도를 개선하는 방향으로 학습데이터를 보완 및 개선하고, 나아가 전체적인 성능 개선을 위해 전·후처리 알고리즘과 관련된 연구를 진행할 예정이다.

참고 문헌

[1] 조규준, “산업재해율 추이 및 현황”, 노동리뷰, pp.93-95, 2019.
[2] Alexey Bochkovskiy, Chien-Yao Wang, Hong-Yuan Mark Liao, “YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection”, arXivpreprint arXiv:2004.10934, 2020.
[3] 이오석, 문태욱, 이덕기, “Deep Learning 기반의 YOLO를 활용한 실시간 안전장비 착용 감지”, 대한전자공학회 학술대회, pp.829-830, 2019.
[4] F. Zhafran, E. S. Ningrum, M. N. Tamara and E. Kusumawati, "Computer Vision System Based for Personal Protective Equipment Detection, by Using Convolutional Neural Network," 2019 International Electronics Symposium (IES), Surabaya, Indonesia, 2019, pp. 516-521, doi: 10.1109/ELECSYM.2019.8901664.