

데이터 증강을 통한 안전모 착용 여부 확인 객체 탐지 모델 성능 향상 연구

조재호¹, 이현준¹, 전광휘², 오민택¹, 윤상범³

¹ 한양대학교 ERICA ICT융합학부 미디어테크놀로지전공 학부생

² 동국대학교 AI융합학부 컴퓨터공학전공 학부생

³ 브리지텍

ho8294@hanyang.ac.kr, abc2415@hanyang.ac.kr, 2018110406@dgu.ac.kr,

viva99@hanyang.ac.kr, speed047@gmail.com

A study on the improvement of Object Detection Model via Data Augmentation

Jae-Ho Cho¹, Hyun-Joon Lee¹, Gwang-Hwi Jeon², Min-Taek Oh¹, Sang-Bum Yoon³

¹ Division of Media, Culture, and Design Technology,
Hanyang University(ERICA)

² Dept. of Computer Engineering at College of AI Software Convergence,
Dongguk University

³ BridgeTec

요 약

안전모 착용 여부를 확인하는 객체 탐지 모델을 물류 현장에서 활용하기 위해서는 안전모를 착용한 경우와 착용하지 않은 경우를 정확하게 탐지해야 한다. 하지만 학습 데이터가 안전모를 착용한 클래스와 착용하지 않은 클래스 간 불균형이 존재하는 경우 해당 데이터만으로는 테스트에 맞게 학습이 됐다고 보긴 힘들다. 본 연구는 데이터 증강 기법 적용 시 임의의 데이터에 증강을 적용하는 대신 상대적으로 적은 안전모를 착용하지 않은 클래스를 포함하는 이미지에 대하여 데이터 증강 기법을 적용하였다. 여러 데이터 증강 기법 중 Rotation, Gaussian Noise, 객체를 기준으로 한 Crop을 직접 구현 및 적용하여 객체 탐지 모델인 YOLOv5의 성능을 효과적으로 높이며 더욱 강건한 모델을 개발하는 방법을 제안한다.

1. 서론

물류 현장에서 안전사고를 대비한 안전모 착용 여부를 선제적으로 확인하는 과정은 반드시 필요하다.

이에 본 논문에서는 안전모 착용 여부를 실시간으로 탐지하는 고성능 모델 개발을 목표로 한다. 활용 모델은 실시간 객체 탐지에 효과적인 YOLO(You Only Look Once) 모델을 이용한다.[1]

이를 위해서 우선 안전모 착용 여부 데이터를 확보한다. 하지만 확보한 데이터의 클래스가 불균형할 수 있다. 이는 모델이 학습하더라도 일반화된 모델을 개발했다고 볼 수 없다. 해결 방안으로는 적은 클래스에 해당하는 데이터를 추가하거나 데이터 증강 기법을 적용하여 확보한 데이터 안에서 해결하는 방법이 있다.

본 논문에서는 여러 데이터 증강 기법 중 기본적인 이미지 조작에 해당하는 180도 회전(Rotation), Gaussian Noise, 객체를 기준으로 한 Crop 총 3가지 데이터 증강 기법을 임의의 데이터가 아닌 상대적으로

로 적은 수의 클래스를 포함하는 이미지에 적용하여 클래스의 불균형을 최대한 해결하여 오버피팅을 방지하고 모델의 성능을 높이는 방안을 제안한다.[2]

2. 관련 연구

2.1. 데이터 증강(Data Augmentation)

데이터 증강(Data Augmentation)이란 하나의 데이터로 여러 개의 데이터를 만들어내는 기법이다. 데이터를 증강하는 방법은 크게 2가지로 나뉜다. 기본적인 이미지 조작을 통해 증강하는 방법과 딥러닝 기반 증강 방법이 있다. 기본적인 이미지를 조작하는 방법(Basic Image manipulation)에는 다음과 같은 방법이 있다.[2]

Rotation(회전): 이미지를 특정 각도로 회전시키는 방법이다.

Noise injection(노이즈 삽입): 이미지에 노이즈를 삽입하는 방법이다.

Cropping: 이미지의 특정 영역을 자르는 기법이다.

2.2. yolov5의 평가 metric

mAP(Mean Average Precision)는 객체 탐지에서 성능을 측정하는 중요한 지표 중 하나이다. 우선 AP(Average Precision)란 Precision-Recall 그래프에서 그래프 아래 면적의 값이다. AP값은 Precision과 Recall을 종합하여 단 하나의 숫자로 성능을 평가하는 값이며 높을수록 성능이 우수하다. mAP는 각 클래스 당 AP값을 구한 후 평균을 낸 값이다.

3. 실험 방법

3.1. 데이터 증강 적용

해당 데이터는 안전모를 착용한 경우의 객체가 6066개, 착용하지 않은 경우의 객체 수가 1914개이다. 안전모를 착용하지 않은 클래스를 포함하는 데이터에 180도 회전(Rotation), Gaussian Noise 추가, 객체를 포함한 Crop 총 3가지의 데이터 증강을 적용한다. 이때, 증강을 적용한 데이터에 대하여 bounding box를 확인해가며 데이터에 이상이 없는지 확인하면서 진행한다.

<그림 1>



<그림 1> 순서대로 180° 회전 적용, Gaussian Noise 적용, 객체를 기준으로 한 Cropping 적용

3.2. 학습

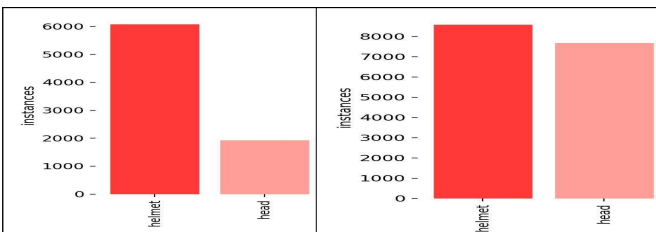
모델은 yolov5s이고 증강을 적용하지 않은 데이터셋, 증강을 적용한 데이터셋에 대하여 learning from scratch 방식으로 각각 50 epoch씩 학습을 진행한다.

4. 결과 및 향후 연구

4.1. 실험 결과

<그림 2>에 따르면 데이터 증강을 통해 안전모 착용한 경우와 안전모 미착용한 경우의 불균형을 최대한 해소했음을 볼 수 있다.

<그림 2>



<그림 3>에 따르면 실험 결과 데이터를 증강했을 때 증강 이전 대비 mAP(50, 50:95) 값이 전반적으로 상승했음을 확인할 수 있다. 특히 상대적으로 적은 안전모 미착용 클래스가 안전모 착용 클래스 대비 더 많은 상승 폭을 보인다.

평가 방식, 데이터	안전모 착용	안전모 미착용
mAP50, 원본 데이터	95.7%	92.6%
mAP50, 데이터 증강	95.8%	93.2%
mAP50:95, 원본 데이터	60.7%	59.2%
mAP50:95, 데이터 증강	61.2%	61.8%

<그림 3>

<그림 3> 안전모 미착용의 mAP50은 0.6% 상승, mAP50:95는 2.6% 상승을 보인다. 이는 mAP50 0.1% 상승, mAP50:95 0.5% 상승한 안전모 착용 클래스 대비 높은 상승률을 보인다.

<그림 4>



<그림 4> 증강 미적용, 증강 적용한 2가지 데이터로 각각 학습한 모델에 임의의 이미지에 대해 추론한 결과이다. 왼쪽의 결과는 증강을 적용하지 않은 데이터로 학습한 결과이며 오른쪽의 결과는 증강을 적용한 데이터로 학습한 결과이다. 증강을 적용한 경우가 정확한 예측을 수행하는 것을 볼 수 있다.

4.2. 결과 분석 및 향후 연구 계획

<그림 3>, <그림 4>의 실험 결과를 통해 상대적으로 적은 객체를 포함하는 이미지에 데이터 증강 기법을 적용하면 기본적인 증강 기법을 통해서도 성능 향상과 더불어 클래스 불균형을 해결하여 일반화된 결과를 얻을 수 있음을 알 수 있다.

향후 이외의 이미지 조작 데이터 증강 기법, GAN과 같은 딥러닝 기반의 데이터 증강 기법을 통해서도 고성능의 일반화된 모델을 개발할 예정이다.

참고문헌

[1] Joseph Redmon, Sanotsh Divvala, Ross Girshick & Ali Farhadi. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pages 779-788, 2016.
 [2] Suorong Yang, Weikang Xiao, Mengcheng Zhang, Suhan Guo, Jian Zhao & Furao Shen. Image Data Augmentation for Deep learning: A survey, arXiv preprint arXiv:2204.08610, 2022.

※ 본 논문은 해양수산부 실무형 해상물류 일자리 지원사업의 지원을 통해 수행한 ICT멘토링 프로젝트 결과물입니다.