

YOLOv7 알고리즘 기반 대형폐기물 검출 및 분류

김시웅¹, 고준혁¹, 박정현¹, 문남미²

¹호서대학교 컴퓨터공학과 석사과정

²호서대학교 컴퓨터공학부 교수

kimsiung990811@gmail.com, junhyeok970306@gmail.com,

jh.park970609@gmail.com, nammee.moon@gmail.com

Detection and classification of Bulky Waste based on YOLOv7 algorithm

Siung Kim, Junhyeok Go, Jeonghyeon Park, Nammee Moon
Dept. of Computer Science and Engineering, Hoseo University

요약

가정에서 대형 폐기물을 배출하고 수거하는 과정에서 폐기물을 수동적으로 분류를 하는 것은 시간이 많이 소요되는 작업이다. 본 논문에서는 YOLOv4, 5, 7 모델을 비교하여 실생활에 사용가능한 대형 폐기물 탐지에 가장 적합한 모델을 찾는다. 이미지 증강 전 결과는 YOLOv7이 가장 좋은 성능을 보였다. 배출자가 촬영하는 각도나 위치, 시간 등의 변수를 고려하고자 증강을 시도하였고 증강 후 탐지 결과도 YOLOv7이 F1-score 93 %, mAP 96.6% 로 다른 모델보다 전체적으로 더 좋은 성능을 보였다.

1. 서론

가정에서 대형 폐기물을 배출 할 때, 버릴 대형 폐기물에 해당하는 수수료 가격표를 확인 및 수수료에 해당하는 스티커 구매 후 폐기물에 부착한다. 이때, 배출자는 폐기물에 해당하는 수수료 가격표를 직접 확인한 다음 그에 맞는 스티커를 구매해야 하는 불편한 과정을 거치게 된다. 이 불편한 과정을 개선하고자 인공지능 학습을 통한 대형 폐기물 탐지 모델을 제안한다. 폐기물을 탐지하는 연구 중 건설 폐기물 탐지 연구에서는 개선된 YOLO(You Only Look Once)v5를 사용하여 mAP(mean Average Precision) 94.8%로 다른 객체감지 알고리즘 중 가장 높은 성능을 달성하였다[1]. 폐기물을 증강하는 연구 중 생활 폐기물 증강 연구는 데이터를 vertical Flip, horizontal Flip 증강하고 YOLOv3을 사용하여 mAP 92.12%를 달성하였다[2]. 그러나 클래스의 수가 적기 때문에 실제 환경 적용에 어려움이 있다. 또한 대형 폐기물 객체를 탐지하는데 추론 속도도 중요한 요소 중 하나로 간주 된다. 배출자가 촬영한 사진의 결과를 실시간으로 전송해야하기 때문에 객체 탐지 알고리즘 중 가장 추론 속도가 빠른 YOLO 시리즈를 사용하여 객체 탐지를 진행한다[3]. YOLO의 성능을 비교하는 연구 중 해양생물 탐지 연구에

서는 YOLOv5가 F1-score 80%, mAP 80%로 YOLOv3, YOLOv7보다 좋은 성능을 달성하였다[4]. 사과 꽃봉오리 탐지 연구에서는 stereo image dataset과 mobile images dataset 모두 YOLOv4가 mAP 95.3%, 98.37%로 YOLOv5, YOLOv7 보다 좋은 성능을 달성하였다[5]. 데이터의 형태나 특성에 따라 모델의 성능이 변화할 수 있기 때문에 대형 폐기물의 탐지에 가장 적합한 모델을 찾고자 한다.

본 논문에서는 실제 환경에서 보다 정확하고 빠른 대형 폐기물 탐지를 위해 175개의 클래스로 구성된 데이터 셋에 3가지 증강기법을 적용하여 학습을 진행하고 각각의 모델의 예측 성능을 비교하였다.

2. 본론

2.1 데이터 세트

실험에 사용한 데이터 셋은 크롤링, 모바일 촬영 등의 클라우드소싱을 통해 수집된 폐기물 데이터 91,647장으로 구성되어 있다. 데이터는 TV, 냉장고, 에어컨 등 175종류의 클래스로 이루어져 있다. 각 클래스당 이미지의 개수는 약 100~800장으로 구성되어있는 불균형한 데이터 셋이다. 데이터 셋의 불균형 해소와 폐기물 데이터의 특성을 반영하고자 이미지 증강을 시도하였다.

2.2 데이터 증강

이미지의 증강방법은 데이터의 불균형, 과적합 완화 및 데이터 다양성을 높여 모델의 성능을 향상시키는 방법이다[6]. 이미지의 증강 방법은 뒤집기(Flip), 이동(Shift), 혼합(Mixup) 등 다양하게 존재하며 데이터의 특성에 따라 적합한 증강 방법을 선택해야 한다. 배출자가 폐기물을 촬영하는 각도, 시간, 위치 등의 변수를 반영하고자 회전(Rotation), 자르기(Crop), 밝기조절(Brightness) 증강을 진행하였다. 증강된 이미지는 아래 (그림 1) 과 같으며, 각 이미지 증강은 30%확률로 진행하였다. 증강된 이미지는 Crop 17,607장, Rotation 17,385장, Brightness 17,107장으로 구성되어 있다.



(그림 1) 원본 이미지와 증강된 이미지

2.3 실험 결과

본 논문은 AMD Ryzen 9 5950X 16-Core Processor, Geforce RTX 3090 환경에서 실험을 진행하였다. 동일한 조건을 맞추기 위해 데이터는 train, val, test를 8:1:1로 나누었으며, 학습 파라미터 img 256, batch size 128, epochs 50 으로 진행하였다. 각각의 모델은 YOLO에서 제공하는 사전학습 모델을 사용하여 학습을 진행하였다. <표 1> 의 모델 실험 결과표를 통해 증강을 적용하기 전 결과는 YOLOv7이 mAP 95.5%, F1-score 91%로 가장 높은 성능을 보였다. 이후, 3가지 증강을 진행한 결과 마찬가지로 YOLOv7이 mAP 96.6%, F1-score 93%로 가장 우수한 성능을 보였다. 이를 통해 증강을 시도한 모델이 증강을 하지 않은 모델보다 성능이 더 좋다는 것을 확인하였다. 그러나 거울, 공기청정기와 같은 특정 데이터는 다른 클래스에 비해 성능이 좋지 않았다. 거울은 반사 및 투과되는 특성, 공기청정기는 학습된 형태가 다양하게 존재하는 특성을 가지기 때문에 성능이 낮게 나온 것으로 판단된다.

< 표 1 > 모델 실험 결과표

Methods	aug	mAP (%)	F1-score (%)
YOLOv4	X	94.6	91
	O	95.3	92
YOLOv5	X	88.8	81
	O	89.7	83
YOLOv7	X	95.5	91
	O	96.6	93

3. 결론

본 논문에서는 대형폐기물 탐지 성능을 확인하기 위해 데이터를 증강하여 객체 탐지 모델인 YOLO 모델로 학습하고 비교하였다. 이미지의 형태가 큰 단일대형 객체인 데이터의 실험에서 YOLOv7 모델을 사용하여 증강을 진행했을 때, 가장 높은 성능을 얻을 수 있었다. 이를 통해 대형 폐기물을 탐지하는데 가장 적합한 모델은 YOLOv7 이라는 것을 확인하였다.

논문에서 실험한 방법을 통해 학습한 폐기물 데이터 모델을 모바일 기기에 이식 후, 클래스와 수수료 정보를 매치하여 어플리케이션에서 동작 가능하게 시스템을 구축한다면, 기존의 대형 폐기물 배출 시 발생하는 불편한 과정을 해소하여 편의성이 향상될 수 있을 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGEMENT

이 논문은 2023년도 정부(산업통상자원부)의재원으로 공공혁신수요기반신기술사업단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. G02P18960001202)

참고문헌

- [1] Zhou, Q., Liu, H., Qiu, Y., & Zheng, W. "Object Detection for Construction Waste Based on an Improved YOLOv5 Model." Sustainability, 15(1), 2022, pp. 681.
- [2] Mao, W. L., Chen, W. C., Fathurrahman, H. I. K., & Lin, Y. H. "Deep learning networks for real-time regional domestic waste detection." Journal of Cleaner Production, 2022, pp. 344.
- [3] Wang, C. Y., Bochkovskiy, A., &Liao, H. Y. M. "YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors." In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern

Recognition, 2023, pp. 7464–7475.

- [4] Shankar, R., & Muthulakshmi, M. “Comparing YOLOV3, YOLOV5 & YOLOV7 Architectures for Underwater Marine Creatures Detection.” In 2023 International Conference on Computational Intelligence and Knowledge Economy (ICCIKE), 2023, pp. 25–30.
- [5] Sahu, R., & He, L. “Real-Time Bud Detection Using YOLOv4 for Automatic Apple Flower Bud Thinning.” In 2023 ASABE Annual International Meeting American Society of Agricultural and Biological Engineers. 2023.
- [6] Xu, M., Yoon, S., Fuentes, A., & Park, D. S. “A comprehensive survey of image augmentation techniques for deep learning.” Pattern Recognition, 2023.