

리스크 예측을 위한 객체 증강 기반 탐지 고도화

박건¹, 강예연², 전병욱³, 백지원⁴, 김민정⁵, 정경용^{6*}

*경기대학교^{1,2,3,4,5,6}

qkrrjs0408@naver.com¹, bboya0517@kyonggi.ac.kr², jebuk97@kyonggi.ac.kr³,
jwbaek@kyonggi.ac.kr⁴, minjeog0513@kyonggi.ac.kr⁵, *dragonhci@gmail.com⁶

Object Augmentation-based Detection Advancement for Risk Prediction

Geon Park¹, Ye-Yeon Kang², Byeong-Uk Jeon³, Ji-Won Baek⁴, Min-Jeong Kim⁵, Kyungyong Chung^{6*}

*Kyonggi Univ.^{1,2,3,4,5,6}

요약

타이어 파편, 화물차 판 스프링, 차량 낙하물과 같은 도로 내 위험 물체는 도로에서 사고를 발생시키는 주된 원인이 된다. 또한 위험 물체로 인한 사고가 발생하는 경우 교통 정체가 발생하는 등 2차 피해로 이어져 교통 질서 혼란을 야기한다. 이처럼 도로 내 위험 물체의 수는 계속해서 증가하고 있으며 이에 따라 발생하는 사고는 온전하게 운전자의 책임이 되므로 사전에 위험 물체를 판단해야 한다. 기존 성능이 높은 객체 탐지를 위해 수 천장 이상의 대량 이미지 데이터가 필요하지만 실제 도로 내 위험 물체 이미지 데이터는 부족하다는 한계가 존재한다. 이러한 한계로 인해 도로 내 물체를 탐지 못하거나 성능이 낮아진다. 이에 본 논문에서는 도로 내 위험 예측을 위한 데이터 증강을 이용한 객체 탐지 알고리즘 모델 개선을 제안한다. 제안하는 방법은 데이터 증강을 이용하여 본래 이미지 데이터셋 보다 구체적인 다양한 방향에서 제약 없이 학습이 가능하도록 한다. 이를 통해 위험 물체를 정확한 탐지가 가능한 모델로 구성하고 늘어나는 위험 물체에 대비하여 운전자의 사고를 예방 가능하게 한다.

I. 서론

타이어 파편, 화물차 판 스프링, 차량 낙하물 등 도로 내 위험 물체들은 주행자에게 있어 도로 위의 흉기라는 별칭을 가질만큼 대형 사고의 원인이 된다. 한국도로공사에서 발표한 2017년부터 2022년까지 5년 간의 기록에서는 고속도로 판 스프링 사고는 총 8건, 낙하물 사고는 총 199건 발생하였다. 그뿐만 아니라 잠재적인 위험을 지닌 차량 낙하물들은 동일 5년간 총 126만 건의 신고가 접수되었다. 한국도로공사에서 해당 사고 예방을 위하여 시행한 적체 불량 단속 실적은 매년 증가하는 추세를 보이며 2021년에는 그 수가 10만을 넘겼다[1]. 이처럼 도로 내 위험 물체는 계속해서 증가하고 있으며 물체로 인해 교통 정체가 발생하는 등 2차 피해로 이어져 교통 질서 혼란을 야기한다.

도로 내 위험 물체로 인한 사고가 발생하는 경우 그 책임은 사고의 피해자인 운전자에게 있다. 이는 일차적인 책임이 낙하물의 차량 주인에게 있지만 가해 차량을 추적하기 어렵기 때문이다. 실제로 2017년부터 2021년까지 발생한 판 스프링으로 인한 사고 발생의 가해 차량을 특정할 사례가 없다. 이에 위험을 인식하지 못한 운전자의 책임으로 넘어가기 때문에 운전자는 주행 중 도로 내 위험 물체를 판단하고 예방해야 할 필요성이 존재한다. 그러나 도로 위험 물체는 일반적으로 신고로 영상이 수집되나 그 양이 매우 적어 영상 데이터가 부족한 한계가 존재한다. 모델의 효과적인 학습 및 우수한 분석 결과를 도출하기 위해서 충분한 데이터를 확보하기 위한 방법이 필요하다. 따라서 본 연구에서는 도로 내 위험 예측을 위한 데이터 증강을 이용한 객체 탐지 알고리즘 개선을 제안한다. 이는 객체 탐지 모델을 학습하기 위한 데이터를 생성하기 위해 데이터 증강을 이용한 방법이다. 따라서 제안하는 방법을 통해 도로 내 물체를 탐지하기 위한 과정에서 모델 학습을 위한 이미지 데이터셋을 증가한다. 또한 원본 이미지 데이터보다 증강으로 대량의 데이터를 통해 객체 탐지 모델의 성능을 향상

시킬 수 있다. 이는 개선된 객체 탐지 모델을 이용하여 도로 내 위험 물체를 실시간 판단이 가능하고 위험 물체로 인해 발생할 수 있는 사고를 사전에 예방이 가능하다.

II. 관련 연구

2.1. 데이터 증강 기법

데이터 증강이란 주어진 데이터를 변형시켜 데이터를 생성하는 기법을 말한다. 적은 양의 데이터는 학습 과정에서 모델의 과적합을 유발할 가능성이 존재한다. 과적합은 모델 학습에 사용된 데이터에 영향을 많이 받을 수 있다. 이에 따라 주어진 원본 데이터와 방향이 달라지거나 크기가 달라지는 경우 모델의 성능이 저하된다. 따라서 데이터 증강 기법은 원본 데이터를 이용하여 학습을 위한 데이터의 양을 증가시켜 과적합을 방지하는 것에 목적이 있다[2]. 이를 위해 데이터를 증강할 때 회전과 크기 조절, 확대와 축소 등의 방법을 적용한다. 데이터 증강을 통해 학습을 위한 데이터 부족 문제를 해결하여 모델의 일반화 성능을 높일 뿐만 아니라 학습한 모델의 정확도 향상이 가능하다.

2.2. 단일 단계 방식의 객체 탐지

객체 탐지는 하나의 이미지에 존재하는 다수의 물체를 구분하고 물체의 위치 정보와 클래스의 정보를 얻는 작업을 의미한다. 그러나 물체의 개수와 크기는 사전에 알 수 없다는 특징을 가지고 있다. 객체 탐지는 물체를 탐지하는 것과 물체의 위치를 제한하는 것을 한 번에 하는지 또는 두 번에 나누어 진행하는지에 따라 One Stage와 Two Stage로 구분한다[4]. One Stage Detector의 대표로 알려진 YOLO는 2015년에 처음 제안되었다. YOLO는 일정한 수준의 정확도와 속도를 보인다. YOLO는 단 한 번만 이미지를 보고 객체 탐지를 진행하며, 단 하나의 인공 신경망을 사용한다.

또한 Two Stage Object Detector와 달리 실시간으로 객체 탐지를 진행한다는 특징을 가진다.

III. 본 론

3.1. YOLOv5를 이용한 도로 내 물체 탐지

도로 내 위험 물체를 탐지하기 위해 데이터셋을 이용하여 객체 탐지 모델을 학습하는 과정을 거친다. 도로 내 위험 물체는 자동차가 주행 중인 경우가 많아 실시간으로 판단이 가능해야 하므로 One Stage Object Detector를 이용한다. Object Detector 중 속도와 정확도가 우수하여 많이 상용화가 된 YOLOv5를 이용한다. YOLOv5은 Regional Proposal와 Classification을 한 번에 하는 특징을 가지고 있으며 실시간 탐지에 특화되어 있다. YOLOv5의 Backbone Network로 CSPNet을 사용하며 그 특징으로 기존 객체 탐지 모델에서 Network가 최적화하는 과정에서 연산 중복을 없애 경량화하여 속도 측면을 강화한 모델이다[5]. 그림 1은 YOLOv5 모델 구조를 나타낸다.

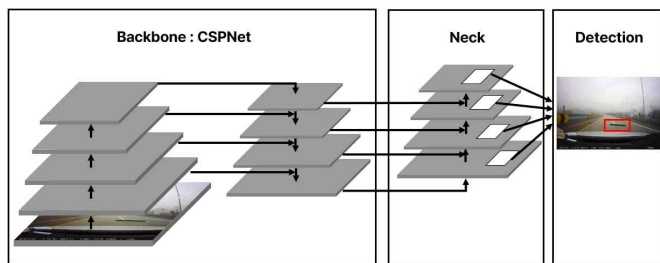


그림 1. YOLOv5 모델 구조

기본적으로 객체 탐지 모델을 학습시키기 위해 이미지 데이터를 모아놓은 데이터셋이 필요하다. YOLOv5의 사전 학습에 이용한 데이터는 COCO Dataset를 이용하며 도로 내 위험 물체 이미지를 통해 추가 학습을 진행한다. COCO Dataset의 각각 클래스마다 수 천장 이상의 대량으로 학습 이미지를 가지고 있다. 그러나 도로 내 위험 물체 탐지를 위한 데이터는 학습하기에 양이 부족하기 때문에 학습된 모델이 물체를 탐지 못하거나 클래스 구분을 못해 성능이 낮은 한계가 존재한다. 이러한 한계를 극복하기 위해 원본 위험 물체 이미지에서 데이터 증강 기법을 이용하여 각각의 물체 클래스마다 학습 이미지 데이터를 증가시킬 필요가 있다.

3.2 객체 탐지 성능 향상을 위한 데이터 증강

본 논문에서 타이어, 판 스프링 등 도로 내 위험 물체에 대한 데이터를 수집한다. 이는 웹 크롤링을 통해 물체마다 각각 300장의 이미지 데이터를 수집한다. 그러나 수집한 이미지의 데이터 양으로 성능 높은 객체 탐지 모델을 학습하기에는 부족하여 모델의 탐지 정확도를 높이기 위해 데이터 증강을 진행한다. 본 논문에서 사용하는 데이터 증강 기법은 Crop, Filp, Random Bright를 이용한다. 원본 이미지에는 위험 물체인 파이프 뿐만 아니라 불필요한 배경 부분까지 포함되어있는 한계가 존재하여 Crop을 통해 위험 물체 위치 좌표를 이용하여 위험 물체 부분만 잘라낸다. 이를 통해 불필요한 부분을 제거하여 전체 넓은 화면 뿐만 아니라 위험 물체만 학습이 가능하도록 한다. 다음으로 도로 내 위험 물체는 도로 어느 방향에 물체가 있을지 알 수 없는 한계가 존재하고 Filp을 통해 학습 이미지에 대한 좌우 반전을 진행한다. Filp을 이용하여 기존 위험 물체의 위치 뿐만 아니라 도로 내 어느 방향이든 탐지가 가능하도록 한다. 실제 주행을 할 때는 주간에 햇빛에 의한 시야 제약이 존재한다. 그러나 원본 이미지 데이터에서는 평상시 도로 내 위험 물체에 대한 야간 이미지 데이터는 부족하다는 한계가 존재하여 Random Bright를 이용한다. Random Brightness

는 이미지 픽셀 색을 나타내는 방법 중 밝기를 임의로 변경하는 방법으로 원본 이미지의 밝기를 60% 향상하여 주간에 햇빛으로 인해 물체가 밝아지는 경우에도 위험 물체 탐지가 가능하도록 한다. 그림 2는 데이터 증강 기법을 이용한 이미지 데이터를 나타낸다.



그림 2. 데이터 증강 기법을 이용한 이미지 데이터

IV. 결 론

본 논문에서는 도로 내 위험 예측을 위한 데이터 증강을 이용한 객체 탐지 알고리즘 모델 개선을 제안한다. 기존 성능이 높은 객체 탐지 모델을 위해 학습하는 이미지 데이터셋은 수 천장 이상의 대량의 데이터가 필요하다는 한계가 존재한다. 이에 따라 학습 이미지 데이터가 부족한 경우 탐지를 못하거나 낮은 정확도를 보인다. 제안하는 방법은 데이터 증강을 이용하여 부족한 학습 이미지 데이터의 수를 증가하여 과적합 한계를 극복하고 객체 탐지 모델 학습이 가능하다. 따라서 원본 이미지 데이터셋을 이용하여 학습한 객체 탐지 모델에 비해 높은 성능과 정확한 탐지가 가능하다.

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by the GRRC program of Gyeonggi province. [GRRC KGU 2020-B03, Industry Statistics and Data Mining Research]

참 고 문 헌

- [1] Open Government Data Portal, "Performance of cracking down on loading defects", 2022, (https://www.data.go.kr/data/15043791/fileData.do#/layer_data_information)
- [2] Shorten C., and Khoshgoftaar T. M., "A survey on image data augmentation for deep learning," Journal of big data, pp. 1-48.
- [3] Zou, Z., Shi, Z., Guo, Y., and Ye, J., "Object detection in 20 years: A survey," arXiv preprint arXiv:1905.05055
- [4] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., and Farhadi, A., "You only look once: Unified, real-time object detection," Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp. 779-788.
- [5] Wang, C. Y., Liao, H. Y. M., Wu, Y. H., Chen, P. Y., Hsieh, J. W., & Yeh, I. H. "CSPNet: A new backbone that can enhance learning capability of CNN," In Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition workshops, pp. 390-391, 2020.