

OpenCV Canny Edge 검출을 활용한 YOLO v8 위해물품 엑스레이 이미지 분류 성능 개선 연구

권순환

한남대학교 (HANNAM UNIVERSITY)

mytoop@naver.com

A Study on the Impact of Canny Edge Detection Preprocessing on YOLO v8 Object Detection Systems

Kwon soon hwan*

Hannam Univ.

Abstract

최근 해외여행의 증가와 함께 공항 및 주요 시설에서의 보안 검사의 중요성이 그 어느 때보다 커지고 있다. 특히, 위해 물품을 탐지하고 차단하는 기술의 발전은 대중의 안전을 보장하는데 필수가 되었다. 하지만 보안검사의 업무는 여전히 쉽지 않으며 검사 장비가 발전했음에도 불구하고 위해 물품 탐지에 대한 실패가 빈번한 상황이다. 본 연구의 목적은 공항 보안 검사에서 사용되는 엑스레이 이미지의 객체 탐지 성능을 향상시키기 위해, OpenCV 기반의 Canny Edge의 전처리 기법을 도입하여 YOLO v8 모델을 학습시키는 방법을 제안한다. 본 연구는 YOLO v8 모델을 이용하여 39 개의 위해 물품을 분류하였고, 데이터 셋은 총 167,174 개이며, 트레이닝 109,931 개, 검증 27,484 개, 테스트 29,759 개를 이용하였다. 객체 검출 기술의 성능 지표인 mAP (Mean Average Precision at IoU 0.5)는 0.972 recall 값은 0.942 로 높은 성능을 보였다.

I. 서론

공항 보안 검색 시스템은 대량의 승객과 수하물을 신속하게 처리해야 하는 상황에 놓여 있다. 엑스레이 이미지로 위해물품을 분석하는 기술은 점점 발전하고 있지만 여전히 탐지 정확도와 처리 속도 사이의 균형을 맞추는 것이 큰 도전 과제가 되고 있다. 다량의 이미지가 한정된 공간과 많은 승객들 사이에서 짧은 시간 내에 분석되어야 하므로, 탐지 정확도를 높이기 위한 다양한 시도가 이루어지고 있으나, 여전히 오탐지와 미탐지의 문제는 완전히 해결되고 있지 않은 상태이다. 특히 사람이 많이 몰리는 김포공항의 경우 2020년부터 2023년 9월까지 발생한 위해물품 보안사고 건수는 66 건으로 집계되었고 사람이 가장 많은 김포공항이 19 건으로 가장 많았다. 특히 실탄과 공포탄을 적발하지 못한 중대 보안 사고도 12 번 발생했다. 여기에 더불어 보안 인력 또한 계속 줄고 있는데 김포공항의 경우 정원대비 106 명이 적어 보안 요원 미달률이 16%나 발생하여 기술을 통한 보안 검색의 강화가 더욱 중요한 시점이 되었다.[1]

기존의 객체 탐지 모델은 일반적으로 원본 이미지를 사용하여 학습되지만 이러한 이미지에는 복잡한 배경과 노이즈가 포함되어 있어 모델이 중요한 특징을 효과적으로 학습하는 데 한계가 있었다. 이러한 문제는 위해물품 탐지의 신뢰성을 떨어뜨릴 수 있으며, 이를 개선하기 위한 새로운 전처리 기법의 도입이 시급한 상황이다.

최근 4년간 중대 보안사고 발생현황 (단위: 건)

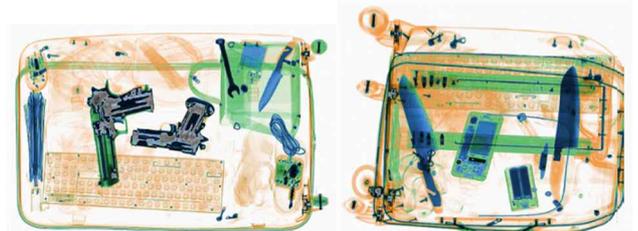
구분	공항명	발생연시	사고내용
2023년	김 해	23.07.02	실탄 미적발
	김 포	22.12.27	실탄 미적발
	김 포	22.06.03	공포탄 미적발
2022년	김 포	22.05.13	공포탄 미적발
	광 주	22.03.27	공포탄 미적발
	대 구	22.02.11	공포탄 미적발
	사 천	22.01.30	실탄 미적발
2021년	김 포	21.11.20	공포탄 미적발
	대 구	21.06.07	실탄 미적발
	김 포	21.06.06	실탄 미적발
2020년	김 포	21.05.27	실탄 미적발
	대 구	20.07.20	공포탄 미적발

<그림 1> 최근 중대 보안사고 발생현황(2023)[1]

II. 본론

2.1 데이터 구성

데이터 세트는 AI HUB에서 제공된 위해물품 엑스레이 이미지이다. 본 데이터의 이미지는 여러 물품을 분류하기 위해서 위해 물품과 다른 물품이 섞여 있는 이미지 구성이다. 트레이닝용 167,174장 검증용 27,484장, 테스트용 28,759장을 사용하였다. 클래스는 [송곳, 도끼, 야구 배트, 탄약, 끌, 총, 총기 부품, 칼,ライター, 액체, 성냥, 금속 파이프, 톱, 가위, 드라이버 등등]으로 위해물품 32개 품목과 저장매체 7개 품목이다. 테스트 데이터 셋에서 20%만을 검증 데이터로 사용하였다.



<그림 2> 데이터의 구성 이미지

2.2 OpenCV (Canny Edge Detection)

Canny Edge Detection은 Gaussian 블러링을 통해 노이즈를 제거한 후, 그레이디언트를 계산하여 이미지에서 밝기 변화가 큰 부분을 엣지로 탐지한다. 이어서 비최대 억제제를 통해 엣지를 얇게 만들고, 이중 임계 값을 적용하여 강한 엣지와 약한 엣지를 구분하여 엣지 연결 과정을 통해 신뢰할 수 있는 엣지만을 남기게 된다.[2] 본 연구에서는 객체의 윤곽을 강조하기 위해 Canny Edge 검출 알고리즘을 원본 이미지와 blending 하였다.

Gaussian 과 그레이디언트는 다음과 같이 계산한다.

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

<공식 1> Gaussian 블러링

$$G = \sqrt{G_X^2 + G_Y^2}$$

<공식 2> 그레이디언트 크기

이와 같은 전처리 과정을 통해 위해물품의 경계선이 강조되어, YOLO v8 모델이 더 정확하게 객체를 분류할 수 있도록 돕는다.



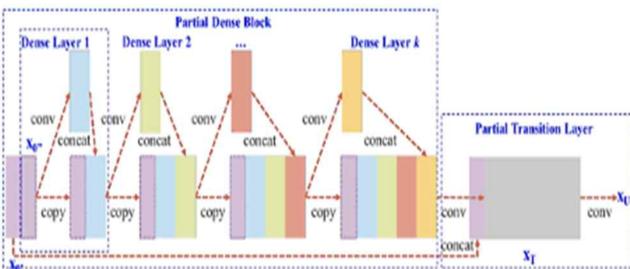
<그림 3> Open CV Canny Edge 적용 이미지 예

2.3 YOLO v8

YOLOv8은 YOLO 시리즈의 최신 모델로, 실시간 객체 탐지에 최적화된 CNN 모델 중 하나이다. YOLOv8은 이전 버전들에 비해 경량화되었으며, 정확도와 속도 모두에서 개선된 성능을 보인다. YOLOv8 모델은 CSPNet 구조[3]를 활용하여 네트워크의 연산량을 줄이면서도 중요한 특징 정보의 손실을 최소화하도록 설계되었다.

YOLOv8은 다양한 크기의 객체를 탐지할 수 있도록 멀티 스케일 특징 추출 방식을 채택하고 있으며, 특히 복잡한 장면에서도 정확한 객체 탐지가 가능하도록 설계되었다.

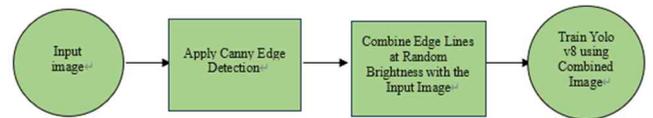
그림 4을 보면 CSPNet (Cross Stage Partial Network) 구성을 알 수 있다.



<그림 4> CSPNet 구성[3]

2.4 연구결과

본 연구에서는 캐니 엣지(Canny Edge) 기반 전처리 기법을 적용하여 YOLO v8 모델을 사용해 성능을 평가하였다. 객체의 윤곽을 강조하기 위해 Canny Edge 검출 알고리즘을 원본 이미지와 블렌딩(blending)하여 사용하였으며, 학습 과정에서 캐니 엣지 전처리는 랜덤한 비율로 적용되어, 모델이 다양한 조건에서 객체를 인식하고 분류할 수 있도록 학습하였다. 모델의 최적화를 위해 AdamW 옵티마이저를 사용하였고, 학습률은 초기값 0.005에서 점진적으로 감소하도록 설정하였다. 모델의 정밀도 (Precision)은 0.965로 매우 높은 값을 보였다. 모델의 재현율 (Recall)은 0.942로 나왔다. 실제 존재하는 객체 중 모델이 올바르게 탐지한 객체의 비율이 94.2%에 달한다. 또한 객체 검출 기술의 성능 지표인 mAP (Mean Average Precision at IoU 0.5)는 0.972로 매우 우수한 성능을 보여주었다. 이는 모델이 다양한 클래스에 대해 전반적으로 정확하게 탐지한다는 것을 보여준다. 캐니 엣지(Canny Edge)를 적용하지 않고 학습한 모델의 성능 Precision (정밀도) 0.948, Recall (재현율) 0.911, mAP 0.943보다도 더 우수한 성능을 보여주었다. 이 결과는 캐니 엣지 (Canny Edge)로 전처리 기법이 윤곽선을 강조하여 모델이 더 정확하게 객체를 인식하고 분류하는 데 도움을 주었음을 의미한다.



<그림 5> 학습 흐름도

III. 결론

본 연구는 공항 보안 검색에서 위해물품의 탐지 정확도를 향상시키기 위해서 캐니 엣지(Canny Edge) 전처리 기법을 적용한 YOLO v8 모델을 연구하였다. 데이터 셋은 총 167,174 개이고 그중 트레이닝 이미지 137,415 개 중 20%를 검증 데이터로 사용하여 train 이미지 109,931 개 val 이미지 27,484 개의 test 29,759 개의 이미지를 이용하였다. 모델의 정밀도 (Precision)은 0.965, 모델의 재현율 (Recall)은 0.942, mAP(Mean Average Precision at IoU 0.5)는 0.972로 매우 우수한 성능을 나타냈으며 캐니 엣지(Canny Edge)를 적용하지 않고 학습한 모델의 성능 Precision (정밀도) 0.948, Recall (재현율) 0.911, mAP 0.943보다 더 높은 성능을 보였다. 이 기법은 윤곽선을 강조함으로써 물품을 더 정확하게 분류할 수 있도록 지원하며, 보안 요원 인력이 점점 줄어들고 있는 현대의 공항 보안의 문제점에 대해 연구에서 제안된 전처리 기법을 활용한 자동화된 탐지 시스템은 기존의 인력의 부담을 줄이고 보안 검색의 정확도와 효율성을 유지할 수 있도록 도울 수 있을 것으로 기대된다.

참고 문헌

- [1] The Office of National Assembly Member CHOIHNO www.assembly.go.kr/members/21st/CHOIHNO
- [2] OpenCV Development Team. (2024). *OpenCV Documentation*. Available at: <https://docs.opencv.org/master/index.html> (Accessed: 25 August 2024).
- [3] Wang, C.Y., Mark, L.Y., & Von, D.J. (2020). *CSPNet: A New Backbone that can Enhance Learning Capability of*.