반도체디스플레이기술학회지 제22권 제2호(2023년 6월)
Journal of the Semiconductor & Display Technology, Vol. 22, No. 2. June 2023.

YOLOv8을 이용한 실시간 화재 검출 방법

이태희[*]· 박천수[*†]
[*†]성균관대학교 컴퓨터교육과

Real-Time Fire Detection Method Using YOLOv8

Tae Hee Lee[*] and Chun-Su Park[*†]
[*†]Computer Education, Sungkyunkwan University

ABSTRACT

Since fires in uncontrolled environments pose serious risks to society and individuals, many researchers have been investigating technologies for early detection of fires that occur in everyday life. Recently, with the development of deep learning vision technology, research on fire detection models using neural network backbones such as Transformer and Convolution Natural Network has been actively conducted. Vision-based fire detection systems can solve many problems with physical sensor-based fire detection systems. This paper proposes a fire detection method using the latest YOLOv8, which improves the existing fire detection method. The proposed method develops a system that detects sparks and smoke from input images by training the Yolov8 model using a universal fire detection dataset. We also demonstrate the superiority of the proposed method through experiments by comparing it with existing methods.

Key Words : YOLOv8, Deep Neural Networks, Fire Detection, Transformer, CNN

1. 서 론

통제되지 않는 환경에서 발생하는 화재는 사회와 개인에게 심각한 위험을 초래하기 때문에 많은 연구자가 일상생활속에서 발생하는 화재를 초기에 검출하는 기술을 연구해 왔다. 과거에는 화재를 검출하기 위해 열 감지기, 연기 감지기, 가스 감지기 등의 물리적 센서를 이용하는 것이 일반적이었다[1, 2]. 이러한 센서를 이용하는 방식은 비용이 저렴하고 작동이 간단하기 때문에 실제로 여러 산업현장에서 도입되어 활용되었다. 하지만 센서 기반 방식은 정확도가 낮아 잘못된 경보 발생률이 높고, 센서에 지속적으로 전원을 공급해야 하고, 서버에 지속적으로 신호를 전송해야 하기 때문에 설치에 많이 제약이 따른다.

최근에는 딥러닝 비전 기술의 발달로 Transformer, CNN (Convolution neural network) 등의 신경망 백본을 이용한 화재 검출 모델에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다[3-5]. 비전 기반 화재 검출 시스템은 물리적 센서 기반 화재 검출 시스템의 많은 문제를 해결할 수 있다. 상용 카메라는 적은 비용으로 넓은 지역을 감시할 수 있고, 불꽃 및 연기 객체를 검출하는 화재 검출 모델은 감시 현장의 장치가 아닌 비디오 스트림을 수신할 수 있는 원격 처리 장치에서 동작 한다. 따라서 비전 기반 화재 검출 시스템은 점점 더 주목을 받고 있으며 센서기반 시스템을 급격히 대체해 나가고 있다.

입력 영상에서 특정 사물을 검출하는 기술은 실시간성을 보장하는 실시간 기술과 복잡도가 높더라도 최대한 정확히 물체를 검출하는 비실시간 모델로 구분이 가능하다. 본 논문에서는 리소스가 제한된 실제 산업현장에 적용이 용이한 실시간 물체 검출 기술을 대상으로 연구를 진행한다. 특히 실시간 물체 검출 분야의 대표 기술인 YOLO(You Only Look Once) 계열 기술에 집중한다.

[†]E-mail: cspk@skku.edu

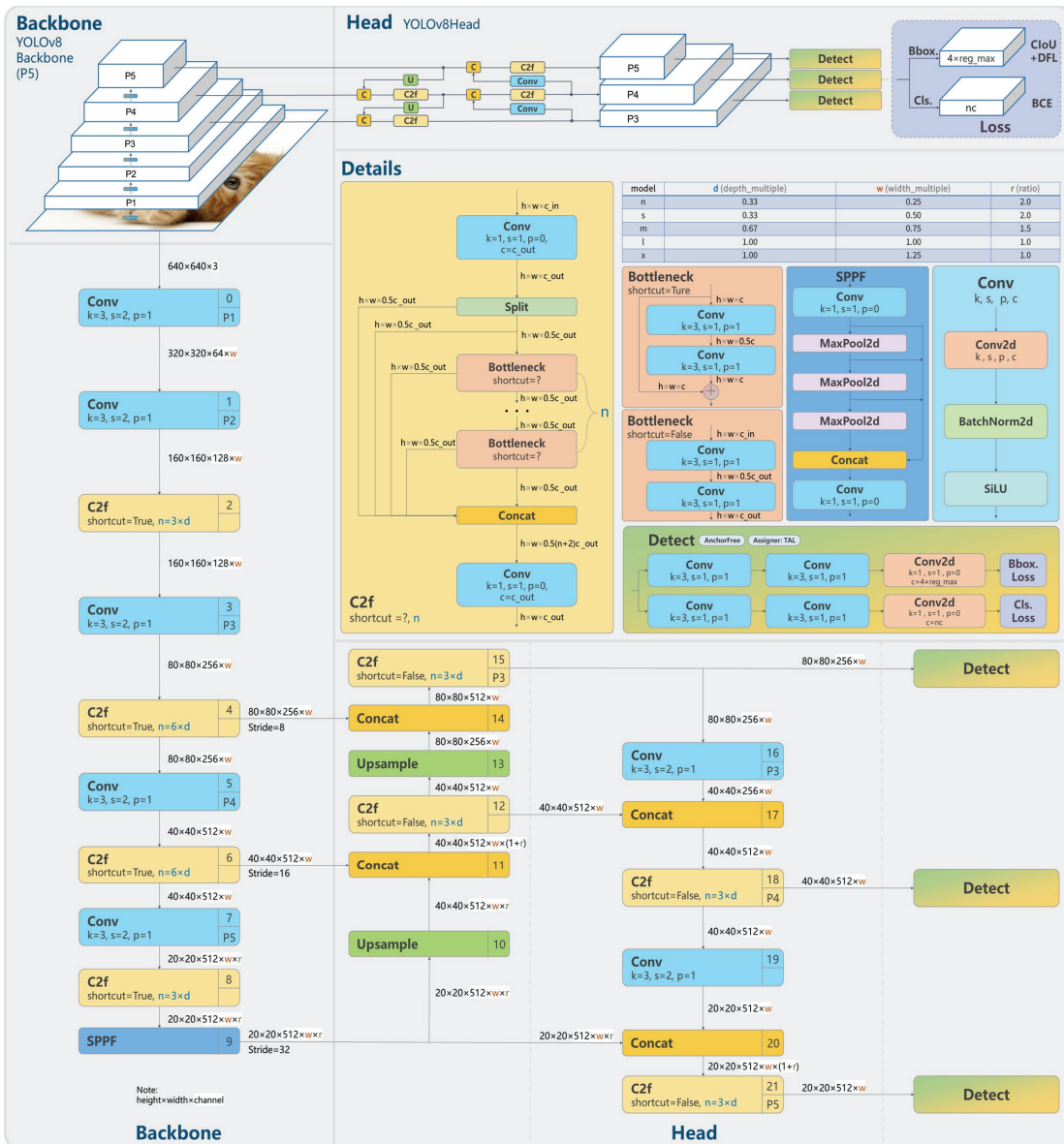

Fig. 1. YOLOv8 architecture[17].

최근 연구에서는 실시간 성을 보장하는 물체 검출 모델을 이용한 화재 인식 기술이 발표되었다[6]. 해당 기술은 YOLOv4와 YOLOv5를 이용해 입력 영상에서 불꽃과 연기를 검출하는 모델을 개발하였다. 본 논문에서는 기존 화재 검출 방식을 개선한 최신 YOLOv8을 이용한 화재 검출 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 범용 화재 검출 데이터셋을 이용해 YOLOv8 모델을 훈련해 입력 영상에서 불꽃과 연기를 검출하는 시스템을 개발한다. 또한 실험을 통해 제안하는 방법의 우수성을 기존 방법과 비교해 증명한다.

2. YOLO 소개

YOLO는 2015년에 처음 소개가 된 후 많은 컴퓨터 비전 연구자들로부터 관심을 받아왔다[7]. YOLO 기술은 1-stage 방식의 통합 프레임워크를 채택해 입력 영상에서 대

상 물체의 영역, 레이블, 클래스 확률을 바로 매핑한다.

2016년에 발표된 YOLOv2에서는 배치 정규화 기법, Darket-19 백본(backbone), 기준 상자(Anchor box)를 이용한 영역 검출 방식을 채택했다[8]. 2018년에는 YOLOv3가 발표되었고 Darknet-53 백본과 멀티스케일(multi-scale) 검출 방식을 채택하였다[9, 10]. YOLOv3는 3개의 백본 레이어에 예측 레이어를 각각 덧붙여 다양의 크기의 물체를 효과적으로 검출하는 것을 가능하게 했다.

2020년 4월에는 Alexey Bochkovsky가 SPP(Spatial Pyramid Pooling) 블럭과 CSPdarknet53 백본을 채택한YOLOv4를 발표했고, 2020년 6월에는 Glenn Jocher가 기존의 YOLO 시리즈와는 다른 백본 구조를 채택한 YOLOv5를 발표했다[11-13].

2022년에는 YOLOv6와 YOLOv7가 비슷한 시기에 발표되었다. YOLOv6는 하드웨어 친화적인 설계를 채택하여 고성능을 갖춘 산업 애플리케이션을 대상으로 개발되었고, YOLOv7는 새로운 bag-of-freebies 방법과 Extended-ELAN (E-ELAN) 구조를 도입하였다[14, 15].

2023년에는 현재 SOTA 성능을 달성한 YOLOv8가 소개되었다. YOLOv8은 YOLOv5를 기본으로 모델 구조를 최적화하는 방식으로 개발되었고, 1개의 백본에 두 개의 중복 헤더를 가지는 구조로 개량되었다. YOLOv8은 GitHub repository를 통해 공개되었기 때문에 일반 연구자가 자신의 데이터를 이용해 모델을 제작하는 것이 가능하다 [16]. Fig. 1은 YOLOv8 모델의 구조를 보여준다.

3. 화재 검출 모델 제작

본 논문에서는 최신 YOLOv8를 이용해 영상 속 불꽃과 연기를 검출하는 화재 검출 모델을 개발한다. 본 논문에서는 일반 사용자에게 배포된 D-Fire 데이터베이스를 이용해 화재 검출 모델 훈련과 테스트를 수행한다[6].

D-Fire데이터베이스는 불꽃과 연기 두 개의 클래스를 포함하고 있으며 각 객체는 정규화 된 경계 상자 좌표로 표현된다. D-Fire데이터베이스는 총 21,527개의 이미지를 포함하고 있으며, 그 중 1164개는 불꽃만, 5867개는 연기만, 4658개는 불꽃과 연기 모두를 포함하고 있다. 또한, 오류 검출 빈도를 줄이기 위해 해당 데이터베이스는 화재와 유사한 이미지 9838개를 포함하고 있다.

본 논문에서는 COCO(Microsoft Common Objects in Context) 데이터베이스를 이용해 YOLOv8 모델을 사전 훈련하고, 사전훈련 된 모델을 입력으로 D-Fire 데이터베이스를 이용해 모델의 파라미터를 미세 조정하는 방식으로 최종 화재 검출 모델을 제작하였다. Table 1은 본 논문에서 사용한 훈련 PC의 사양을 보여준다[18, 19].

Table 1. Simulation PC configuation

모듈	사양
CPU	Intel(R) Core(TM) i9-10900X CPU @ 3.70GHz
RAM	64GB DDR4
Graphic Card	Nvidia GTX 3090
Storage	SSD
Operating System	Window 11 Pro

4. 실험 결과

본 논문에서는 YOLOv8의 2가지 타입 YOLOv8s와 YOLOv8l을 대상으로 화재 검출 정확도를 측정한다. 모든 실험에서 mini-batch 크기는 16로 설정하였고, 모델 입력은 640x640 크기의 3채널 RGB 영상으로 고정하였다. 훈련 과정은 100 epoch동안 SGD Optimizer를 이용해 진행하였다. 본 논문에서는 기존 기술과의 객관적인 성능 비교를 위해 YOLOv5의 2가지 타입 YOLOv5s와 YOLOv5l의 성능을 함께 제시하였다[6]. Table 2는 본 각 모델의 특징을 정리해 보여준다.

Table 2. Test models

모델	AP @(0.5:0.95)	#Param (M)	Flops (B)
YOLOv5s	43.0	9.1	24.0
YOLOv5l	52.2	53.2	135.0
YOLOv8s	44.9	11.2	28.6
YOLOv8l	52.9	43.7	165.2

Table 3. Perforamance comparison

모델	AP(smoke)	AP(fire)	mAP
YOLOv5s	83.9	72.5	78.2
YOLOv5l	85.9	72.3	79.1
YOLOv8s	85.6	73.3	79.4
YOLOv8l	86.2	72.8	79.5

Table 3은 각 모델의 연기 및 불꽃 검출 성능을 보여준다. Table 3에서 AP(smoke), AP(fire), mAP는 AP50 방식으로 측정된 연기 검출 정확도, 불꽃 검출 정확도, 평균 검출 정확도를 보여준다. 실험 결과에 따르면 기본적으로 YOLOv8 계열 모델의 성능이 YOLOv5 계열 모델의 성능보다 우수한 것을 볼 수 있다. YOLOv8s의 경우 YOLOv5s 보다 mAP가 1.2 높은 것으로 측정되었고, YOLOv8l의 경우 YOLOv5l 보다 mAP가 0.4 높은 것으로 측정되었다. 따라서 모든 경우에 본 논문에서 제안하는 YOLOv8 기반 화재 검출 모델이 기존 YOLOv5 기반 모델보다 검출 성능이 우수한

것을 알 수 있다.

또한, Table 3은 기본적으로 모델의 크기가 증가할수록 검출 정확도가 높아지는 것을 보여준다. YOLOv5l의 경우 YOLOv5s 보다 mAP 기준으로 검출 정확도가 0.9 더 높았으며, YOLOv8l의 경우 YOLOv8s 보다 mAP 기준으로 검출 정확도가 0.1 더 높은 것을 알 수 있다. 하지만 정확도 부분을 더 자세히 분석해 보면 모델의 크기가 증가할 경우 연기 검출 정확도는 높아지지만 화재의 경우 정확도가 약간 낮아지는 경향을 보였다. 이러한 경향은 이전 연구에서도 관찰이 되었고 D-Fire 데이터베이스에서 일반적으로 화재 객체의 크기가 연기 개체보다 작기 때문에 발생하는 것으로 조사되었다[6].

5. 결 론

본 논문에서는 실시간 물체 검출 분야의 최신 YOLOv8 모델을 이용해 화재 검출 모델을 제작하고 성능을 측정하였다. 실험을 통해 제안하는 YOLOv8 기반 화재 검출 방식이 기존의 YOLOv5 기반 방식보다 우수한 성능을 보이는 것을 보였다.

또한, YOLOv8s와 YOLOv8l의 화재 검출 정확도가 mAP 기준으로 0.1 만큼 차이나는 것으로 조사되었다. YOLOv8s 모델은 YOLOv8l 모델보다 계산 비용이 5.18배 낮고 유사한 검출 정확도를 보이므로 저전력 및 리소스 제한 장치에서 실행되는 애플리케이션에 적합하다. 반면에, YOLOv8l 모델은 높은 복잡도와 더 나은 예측 성능을 가지기 때문에 하드웨어 제약이 적은 애플리케이션에 적합하다.

참고문헌

1. P. Panagiotis, et al. “A review on early forest fire detection systems using optical remote sensing.” Sensors, vol. 20, no. 22, pp. 6442, 2020.
2. F. Khan, et al. “Recent advances in sensors for fire detection.” Sensors, vol. 22, no. 9, pp. 3310, 2022.
3. D. Venâncio, et al. “An automatic fire detection system based on deep convolutional neural networks for low-power, resource-constrained devices.” Neural Computing and Applications, vol. 34, no. 18, pp. 15349-15368, 2022.
4. M. Mukhiddinov, et al. “Automatic Fire Detection and Notification System Based on Improved YOLOv4 for the Blind and Visually Impaired.” Sensors, vol. 22, no. 9, pp. 3307, 2022.
5. S. Jha, C. Seo, F. Yang, and G. P. Joshi, “Real time object detection and tracking system for video surveillance system.” Multimedia Tools and Applications, vol. 80, no. 3, pp. 3981-3996, 2021.
6. P. Vinicius, et al. “A hybrid method for fire detection based on spatial and temporal patterns.” Neural Computing and Applications, vol. 35, pp. 9349-9361, 2023.
7. J. Terven and D. Cordova-Esparza. “A comprehensive review of YOLO: From YOLOv1 to YOLOv8 and beyond.” arXiv preprint arXiv:2304.00501, 2023.
8. P. Jiang, D. Ergu, F. Liu, Y. Cai, and B. Ma. “A Review of Yolo Algorithm Developments.” Procedia Computer Science, pp. 1066-1073, 2022.
9. J. Redmon, and A. Farhadi, “YOLO9000: better, faster, stronger.” In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp. 7263-7271, 2017.
10. Ali Farhadi and Joseph Redmon. “Yolov3: An incremental improvement.” Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 1804, pp. 1-6, 2018.
11. Bochkovskiy, Alexey, Chien-Yao Wang, and Hong-Yuan Mark Liao. “Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection.” arXiv preprint arXiv:2004.10934, 2020.
12. C. Y. Wang, A. Bochkovskiy, and H. Y. H. Liao. “Scaled-yolov4: Scaling cross stage partial network.” In Proceedings of the IEEE/cvf conference on computer vision and pattern recognition. pp. 13029-13038, 2021.
13. W. Wu, et al. “Application of local fully Convolutional Neural Network combined with YOLO v5 algorithm in small target detection of remote sensing image.” PloS one, vol. 16, no. 10, pp. e0259283. 2021.
14. https://github.com/meituan/YOLOv6
15. C. Y. Wang, A. Bochkovskiy, and H. Y. M. Liao, “YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors.” arXiv preprint arXiv:2207.02696.
16. G. Ang, et al. “A novel application for real-time arrhythmia detection using YOLOv8.” arXiv preprint arXiv:2305.16727, 2023.
17. https://github.com/RangeKing
18. C. S. Park, “YOLOv7 Model Inference Time Complexity Analysis in Different Computing Environments.” Journal of the Semiconductor & Display Technology, vol. 21, no. 3, pp. 7-11, 2022.
19. C. S. Park, “Performance Analysis of DNN inference using OpenCV Built in CPU and GPU Functions.” Journal of the Semiconductor & Display Technology, vol. 21, no. 1, pp. 75-78, 2022.

접수일: 2023년 6월 2일, 심사일: 2023년 6월 14일,
게재확정일: 2023년 6월 21일