

화재 탐지 인공지능 모델 성능 개선 연구

Research on Improving Fire Detection Artificial Intelligence Model Performance

이정록* · 이대웅** · 정서현*** · 정상****

Lee, Jeong-Rok · Lee, Dae-Woong · Jeong, Sae-Hyun · Jung, Sang

요약

최근 화재 탐지 분야는 불꽃 연기의 특징과 인공지능 인식(Detection) 모델을 활용하여 탐지율을 높이려는 연구가 많이 진행되어 왔다. 기존 화재 탐지 정확도를 높이기 위한 모델 연구 이외에도 불꽃 연기의 특징을 다양한 방법으로 데이터 가공한 학습 데이터셋을 활용하는 연구들이 진행되고 있다. 본 논문에서는 화재 탐지시 불꽃/연기의 오탐지율이 높은 것을 확인하고 오탐지율을 낮추기 위해 화재 상황을 인식하여 분류하는 방법과 데이터셋을 제안한다. 제안한 모델은 동영상 학습데이터로 활용하여 화재 상황의 특징을 추출하여 분류모델에 적용하였다. 평가는 한국정보화진흥원(NIA)에서 진행하는 화재 데이터셋을 이용하여 Yolov8, Slowfast의 모델 성능을 비교 및 분석하였다.

Keywords : fire detection, fire situation recognition, fire training dataset

1. 서론

최근 기후재난 이슈와 더불어 캐나다 산불, 하와이 산불과 같은 화재로 인해 엄청난 재산과 인명피해가 발생하고 있다. 화재를 예방하기 위한 노력과 함께 피해를 최대한 줄일 수 있게 화재를 조기에 탐지하기 위한 연구가 진행되고 있다. 현재 소방분야에서는 화재를 탐지하기 위한 불꽃, 연기, 가스 등을 감지하는 센서를 설치하여 관리하고 있다. (Khan, 2022) 센서를 활용한 방식은 가격이 저렴하고 작동이 편리하여 건물 및 공장 등에 많이 설치되어 있다. 하지만 정확도가 낮아 오알람이 많다. 이를 보완하기 위해 딥러닝 인공지능 기술인 CNN, Transformer 등의 신경망을 이용한 화재 탐지 모델에 연구가 활발하다. (Na, 2020; Jin, 2023) 불꽃 및 연기 객체를 탐지하는 화재 탐지 모델은 입력 영상에서 클래스 정의한 객체의 특징을 추출하여 인식하는 기술로 실시간성을 확보하기 위해 모델을 경량화하는 쪽으로 연구가 계속되고 있다. 여러 CCTV를 동시에 분석할 수 있게 경량화된 모델은 CCTV 기반 화재 탐지 시스템에 적용되고 적은 비용으로 많은 공간을 넓게 모니터링할 수 있다. 또한 경량화로 인해 오탐지율이 높아 이를 개선하기 위한 연구 또한 활발하다. 오탐지율을 낮추기 위해 화재 상황 분류 모델과 학습데이터셋을 제안한다. 기존 탐지 모델과 학습방법에 대해 실험을 통해 비교, 평가해 제안방법의 우수성을 증명한다.

2. 본론

2.1 모델 사용

이미지 기반 모델은 실시간 탐지 프로그램에 적용할 수 있으며, 2023년을 기준으로 8번째 버전까지 고도화를 거쳐 정확도와 실용성을 모두 갖춘 YOLOv8 (Ioerger, 2023) 모델을 선정했으며, COCO(Microsoft Common Objects in Context) (Lin, 2014) 데이터를 사전 훈련한 모델에 대해 NIA 화재 데이터셋을 추가 학습했다.

동영상 기반 모델은 공간과 시간 축의 프레임 수를 달리하여 빠르게 변화하는 모션을 인지하는 네트워크와 느리게 변화하는 모션을 인지하는 네트워크로 구분하는 SlowFast(Feichtenhofer, 2019) 모델을 선정했으며, Kinetics-400 (Kay, 2017) 데이터를 사전 훈련한 모델에 대해 NIA 화재 데이터셋을 추가 학습했다.

* 에이아이리더 이사 rogi97@gmail.com

** 에이아이리더 대리 dw.lee@ai-leader.co.kr

*** 에이아이리더 연구원 jsh318900@ai-leader.co.kr

**** 중앙대학교 ICT융합안전전공 교수 safepeople@cau.ac.kr

2.2 데이터셋 구성

데이터는 한국정보화진흥원(NIA)에서 제공하는 데이터셋을 사용했으며, 데이터는 1920x1080과 1280x720 크기로 12초 길이의 30FPS 클립으로 구성되어 있다. 클래스는 “정상(NONE)”, “연기(SMOKE)”, “불꽃(FLAME)” 3개로 구분하였으며, 영상에는 불꽃과 연기 등이 다양하게 분포되어 있다.

2.3 성능평가

평가는 동영상 데이터에 대해 정상, 연기, 불꽃 클래스를 올바르게 분류했는지를 P(Precision), R(Recall), F(F1-Score)로 평가한다.

2.4 성능비교

테스트셋은 불꽃, 연기, 정상클래스별 각 30개의 클립을 사용하며, YOLO 후처리 별 성능은 표 3과 같고 두 모델에 대한 성능은 표 1, 클래스 별 성능은 표 2와 같다(YOLO, S_TH 0.6기준).

표 1. SlowFast, YOLO 모델 성능 (0-100 사이)

No	Model	Precision	Recall	F1-Score
1	SlowFast	74.44%	74.44%	74.44%
2	YOLOv8(0.6)	95.29%	95.29%	95.29%

표 2. 클래스 별 SlowFast, YOLO 모델 성능 (0-100 사이)

No	Model	class	Precision	Recall	F1-Score
1	SlowFast	NONE	72%	60%	65.45%
2		SM	64.7%	73.33%	68.75%
3		FL	87.09%	90%	88.52%
4	YOLOv8 (0.6)	NONE	89.28%	100%	94.33%
5		SM	96.66%	96.66%	96.66%
6		FL	100%	90%	94.73%

표 3. YOLO 후처리, S_TH 별 성능 (0-100 사이)

Score	S_TH									
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
F1 Score	94.11%	95.29%	95.29%	95.29%	95.29%	95.29%	92.94%	89.41%	85.88%	74.11%

3. 결론

화재탐지 분야에서 이미지 기반의 모델 YOLO와 동영상 기반의 모델 SlowFast 성능을 비교하여, 둘 중 어느 접근법이 화재탐지 분야에 더 유효한지 실험하였다. YOLO는 배경의 영향을 많이 받아 주변이 너무 밝거나 흐리면 탐지 성능이 급감하며, 화재의 규모가 너무 크거나 작을 때에도 화재를 제대로 감지하지 못했다. 이는 객체 탐지를 위해 레이블링 할 때 주변이 밝거나 흐린 경우 불꽃이나 연기의 형상을 일관되게 잡을 수 없기 때문으로 보이며, 이는 모델 학습 시 성능 저하가 더 가중된 것으로 판단된다. 동영상 기반 모델 SlowFast는 FastPath와 SlowPath를 이용하여 빠르게 변화하는 모션과 느리게 변화하는 모션을 인지하는 네트워크를 구분하여 학습하며, 동영상의 시간 축을 같이 학습하기 때문에 비정형 객체에 대해 주변이 흐리거나 밝아 형상을 명확하게 유추할 수 없는 상황에서도 우수하게 화재를 탐지하는 것을 확인했다.

참고문헌

김광주, 장인수, 임길택. (2021) 산불 연기 데이터셋 구축 및 심층 신경망기반 검출 기술 비교 분석. 한국통신학회 동계종합학술대회. pp.1172-1173.

김광주, 장인수, 임길택. 동영상 기반 산불 감지 학습 모델 분석. 한국통신학회 학술대회 논문집. pp.240-241.

Ang, G. et al. “A novel application for real-time arrhythmia detection using YOLOv8.” arXiv preprint arXiv:2305.16727.2023.