

# YOLOv10 기반 실내 환경에서의 화재 및 연기 실시간 탐지 성능 평가

(Evaluation of real-time fire and smoke detection performance in indoor environments based on YOLOv10)

정도윤\*, 김남호\*\*

(DoYoon Jung, NamHo Kim)

## 요약

본 연구는 YOLOv10을 활용하여 실내 환경에서의 화재 및 연기 실시간 탐지 성능을 평가하는 것을 목적으로 한다. 실내 화재 및 연기 감지는 조기 경보 시스템 구축에 필수적이며, 다양한 조명과 복잡한 배경 환경에서의 정밀한 탐지가 요구된다. 이를 위해 Kaggle의 공개 데이터 세트와 AI-Hub의 화재 재난 안전 데이터 세트 일부를 결합하여 커스텀 데이터 세트를 구축하였으며, 이미지 라벨링을 통해 화재(fire)와 연기(smoke)로 객체를 구분하였다.

YOLOv10 모델을 학습시켜 실시간 탐지 성능을 평가한 결과, 정확도 83.9%, 재현율 68.8%, mAP@50 78.4%, mAP@50-95 52.7%의 성능을 기록하였다. 이는 실내 환경의 다양한 조명, 복잡한 배경, 연기와 불꽃의 형태 변화 등 복잡한 조건에서도 YOLO v10이 우수한 실시간 탐지 성능이 있음을 의미한다. 특히, 본 모델은 화재와 연기 객체를 효과적으로 구분하며, 다양한 실내 환경 조건에서도 견고한 탐지 성능을 나타냈다.

■ 중심어 : YOLO v10 ; 화재 탐지 ; 연기 탐지 ; 실내 환경 ; 객체 탐지

## Abstract

The purpose of this study is to evaluate the real-time detection performance of fire and smoke in indoor environments using YOLO v10. Indoor fire and smoke detection is essential for building an early warning system, and precise detection in various lighting and complex background environments is required. To this end, a custom dataset was built by combining Kaggle's public dataset and some of AI-Hub's fire disaster safety dataset, and objects were classified into fire and smoke through image labeling. As a result of evaluating the real-time detection performance by training the YOLO v10 model, the performance was 83.9% accuracy, 68.8% recall, 78.4% mAP@50, and 52.7% mAP@50-95. This means that YOLO v10 shows excellent real-time detection performance even under complex conditions such as various lighting in indoor environments, complex backgrounds, and changes in the shape of smoke and flames. In particular, this model effectively distinguishes fire and smoke objects and shows robust detection performance even under various indoor environmental conditions.

■ keywords : YOLO v10 ; Fire Detection ; Smoke Detection ; Indoor Environment ; Object Detection

## I. 서론

실내 화재는 심각한 인명 및 재산 피해를 초래하

는 대표적인 재난으로, 조기 탐지 및 신속한 대응의 중요성이 매우 크다. 그러나 기존의 센서 기반 감지 시스템은 조명 변화, 배경 잡음 등 복잡한 실내 환경 조건에 취약하여 오탐지 및 미탐지 문제를 내포하고

\* 준회원, 호남대학교 컴퓨터공학과 박사과정, \*\* 정회원, 호남대학교 컴퓨터공학과

본 연구는 2025년도 교육부 및 광주광역시의 재원으로 광주RISE센터의 지원을 받아 수행된 지역혁신중심 대학지원체계(RISE)의 결과입니다.(2025-RISE-05-016)

접수일자 : 2025년 08월 08일

수정일자 : 2025년 09월 01일

게재확정일 : 2025년 09월 10일

교신저자 : 김남호 e-mail : nhkim@honam.ac.kr

있다[1]. 이러한 한계를 극복하기 위해 영상 기반의 화재 및 연기 탐지 기술이 주목받고 있으며, 특히 딥러닝 기반 객체 탐지 모델은 문제 해결의 효과적인 대안으로 부상하였다. 그중 YOLO(You Only Look Once) 알고리즘은 단일 신경망을 통해 빠르고 정확한 탐지가 가능하여 실시간 응용 분야에 널리 활용되고 있으며, 최신 버전인 YOLOv10은 향상된 성능을 제공한다. 이에 본 연구에서는 최신 객체 탐지 모델인 YOLOv10을 적용하여, 복잡한 실내 환경에서의 화재 및 연기 실시간 탐지 성능을 심층적으로 평가하고자 하였다. 기존 연구가 산불 등 특정 환경에 집중하거나 여러 YOLO 모델의 일반적인 성능 비교에 그친 것과 달리, 본 연구는 조명 변화가 잦고, 가구, 구조물 등 복잡한 배경 요소를 포함하는 실내 환경에 특화하여 모델의 적용 가능성을 검증했다는 점에서 차별성을 갖는다. 이를 위해 Kaggle 및 AI-Hub의 공개 데이터셋 중 실내 환경 중심으로 데이터를 선별·결합하여 커스텀 데이터셋을 구축하였으며, 화재(fire)와 연기(smoke) 객체에 대한 정밀한 라벨링을 수행하였다[2,3].

본 연구는 YOLOv10 모델이 실제 주거 및 상업 공간의 지능형 화재 감시 시스템에 적용될 수 있는 높은 잠재력을 지니고 있음을 실증적으로 확인하였다. 나아가 데이터셋 구축 과정에 이미지 라벨링 자동화 기법을 도입하여 대규모 학습 데이터 확보의 효율성과 라벨링 품질을 제고하는 방안을 함께 모색하였으며, 이는 향후 실시간 화재 및 연기 탐지 시스템의 신뢰성과 확장성을 높이는 데 기여할 것으로 기대된다[4-6].

## II. 기존 연구

### 1. 화재실험을 통한 주택용 연기감지기 응답특성에 관한 연구

주택 화재는 전체 화재 중 약 25%를 차지하며, 인명 및 재산 피해가 매우 큰 것으로 보고되고 있다. 이러한 피해의 주요 원인은 주택 밀집 지역의 특성과 더불어, 자동화재탐지설비의 미설치로 인해 화재의

조기 발견이 어렵기 때문이다. 그림 1은 화재 감지기에 대한 광학 집중 측정 실험을 한 모습이다.

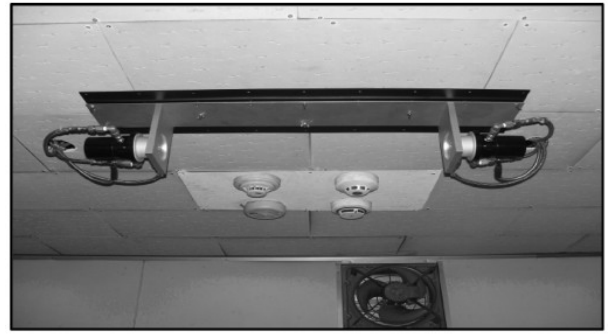


그림 1. Optical Focus Measurement for Fire Detectors

UL 268 기준을 응용한 화재 실험을 통해, 주택용 연기감지기의 화재 성상별(종이 화재, 인화성액체 화재) 응답 특성을 정량적으로 분석하였다. 이 연구에서는 광전식 연기감지기(우수제품/일반제품), 아날로그 연기감지기, 단독경보형 감지기를 대상으로, 각 감지기의 화재 감지 응답시간과 연기농도를 비교하였다. 실험 결과, 인화성액체 화재(헵탄+톨루엔 혼합)에서 모든 감지기의 응답시간이 종이 화재에 비해 빠르게 나타났으며, 연기농도 역시 더 높게 측정되었다. 이는 인화성액체 화재가 열기류와 함께 연기의 전파속도가 빠르고, 입자 크기와 밀도가 크기 때문으로 해석된다.

또한, 감지기 위치, 화재 성상, 가연물의 양에 따라 감지기의 응답 특성에 유의미한 차이가 발생함을 확인하였다. 이 연구는 주택 환경에서 연기감지기의 실효성 평가 및 성능 기준 설정의 근거를 제공하였으나, 실험 가연물의 종류가 제한적이라는 한계가 있다[7,8].

### 2. 공개된 화재 및 연기 데이터 세트를 활용한 화재 탐지 성능 평가

공개된 화재 및 연기 데이터 세트는 이미지 수, 장면 다양성, 해상도, 센서 종류, 환경(실내/실외/산불/도시/산업 등)에 따라 다양하게 구성되어 있다. Foggia 등의 데이터 세트(62,690장), Li 등의 데이터 세트(50,000장), Yar 등의 데이터 세트 등은 주로 지상 카메라 영상 기반이며, 일부는 악천후(안개, 비, 야간 등) 조건을 포함한다. 그림 2는 새로운

FireAndSmoke 데이터 세트를 생성하는 프로토콜을 보여준다. 여기에는 이미지 수집 및 합성, 전처리 단계, 그리고 어노테이션 절차가 포함된다. 마지막으로, YOLO 유형 객체 감지기 패밀리의 효율성을 기존 성능 지표를 사용하여 새로운 데이터 세트에서 평가한다.

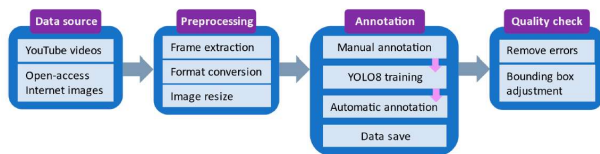


그림 2. Overview of the dataset generation protocol

최근에는 드론, 위성, 적외선 카메라 등 다양한 센서와 환경을 반영한 대규모 데이터 세트가 등장하고 있다. 하지만 많은 기존 데이터 세트가 특정 환경(예: 산불, 선박 화재 등)이나 단일 클래스(화재 또는 연기)에 집중되어 있어, 실제 상황에서 발생할 수 있는 다양한 오탐(예: 조명, 자동차 헤드라이트, 일출/일몰 등 비화재 요소)까지 포괄적으로 반영하는 데 한계가 있다. 기존 화재 및 연기 인식 연구는 크게 세 가지 접근으로 나뉜다: 분류(classification), 검출(detection), 분할(segmentation)이다.

분류는 이미지 전체에 화재/비 화재 여부를 판별하며, 검출은 화재/연기 존재 여부와 함께 위치(바운딩 박스)를 제공한다. 분할은 화재/연기 영역을 픽셀 단위로 정밀하게 구분한다. 전통적 방법은 색상, 텍스처, 움직임 등 수작업 특징 추출에 기반하며, 예를 들어 YCbCr 색공간, BoF 모델, 광류(optical flow), GLCM 기반 텍스처 분석, 슈퍼픽셀 기반 색상+텍스처 결합 등이 있다. 하지만 복잡한 환경, 낮은 화질, 악천후 등에서는 오탐 및 누락이 빈번하게 발생한다.

최근에는 딥러닝 기반 접근이 대세로 자리 잡았다. CNN, Faster R-CNN, YOLO 계열, 트랜스포머 기반 모델 등이 대표적이다. 이들은 이미지 내 다양한 변동(조명, 해상도, 배경 등)에 강인하며, 실시간 처리와 높은 정확도를 동시에 달성한다. 특히 YOLO 시리즈는 실시간 객체 검출 분야에서 속도와 정확도의 균형 면에서 우수한 성능을 보인다. YOLO(You Only Look Once) 계열은 이미지 전체를 그리드로 분

할해 객체의 위치와 클래스를 동시에 예측하는 실시간 검출 모델이다. YOLOv5는 CSPDarknet53 백본과 멀티스케일 피처 융합으로 성능을 개선했고, YOLOv7은 E-ELAN 구조로 속도와 정확도를 높였다.

YOLOv8은 앵커프리 탐지, 대형 피처맵, Distribution Focal Loss 등 최신 기법을 도입했다.

YOLOv9/10은 PGI, GELAN, NMS-free 학습 등 혁신적 구조를 추가해 정확도와 속도를 동시에 개선했다. YOLO-NAS는 신경망 구조 탐색(NAS)으로 최적화된 아키텍처를 제공한다. 실제 화재/연기 탐지 분야에서 YOLO 계열은 다양한 변형과 개선이 이루어졌다. 예를 들어, Park 등은 야간 도시 화재 탐지에 Elastic-YOLOv3를, Mukhiddinov 등은 드론 영상 기반 YOLOv5를, Dou 등은 YOLOv5에 CBAM, BiFPN, 전치 합성곱을 결합해 정확도를 높였다.

Du 등, Chen 등, Talaat 등, Zhang 등도 YOLOv7/8 구조를 다양한 환경에 맞게 개선해 적용했다.

Catargiu et al.(2024)은 22,000장 이상의 실제 화재/연기/비화재(Other) 이미지를 포함한 FireAndSmoke 데이터 세트를 새롭게 구축하고, YOLOv5~v10, YOLO-NAS 등 7개 YOLO 계열 모델을 정량적으로 비교하였다. 그 결과, YOLOv10이 mAP@50 91% 이상, 210fps의 실시간 처리 성능을 보였으며, 다양한 환경(실내/실외, 주야간, 저해상도 등)에서 우수한 신뢰도와 낮은 오탐률을 확인했다 [9-12].

### 3. 실시간 화재·연기 탐지를 위한 객체 인식 모델 발전과 한계

과거 화재 탐지 시스템은 주로 연기 감지기, 열 센서, 화염 센서 등 물리적 센서에 의존해 왔으나, 이들은 화재 발생 근처에 설치되어야 하며 대규모 야외 환경에서는 조기 경보에 한계가 있다. 이에 따라 컴퓨터 비전 기술을 활용한 영상 기반 화재 탐지 연구가 활발해졌다. 초기 영상 기반 방법은 주로 색상, 움직임, 형태와 같은 화재 및 연기의 시각적 특징을 수작업으로 추출하여 SVM, 결정 트리 등의 전통적 기

계학습 분류기에 적용하는 방식이었다. 그러나 이러한 방식은 조명 변화, 배경 잡음 등 환경 변화에 민감해 오탐률이 높다는 단점이 있었다. CNN(합성곱 신경망)의 등장으로 이미지 내 복잡한 특징을 자동으로 학습할 수 있게 되면서, 화재 탐지 정확도가 크게 향상되었다. 특히, Faster R-CNN, SSD, YOLO와 같은 실시간 객체 탐지 모델들이 화재 및 연기 탐지에 적용되며 높은 성능을 보였다. YOLO 계열은 단일 단계에서 객체 위치와 클래스를 동시에 예측하여 속도와 정확도의 균형이 뛰어나, 드론이나 감시 카메라 기반 실시간 화재 감지에 적합하다. 하지만 CNN 기반 모델들은 복잡한 장면에서 객체가 겹치거나 부분적으로 가려진 경우, 또는 화재가 작거나 분산된 경우 탐지 성능이 저하되는 한계가 있다. 최근 자연어 처리에서 성공을 거둔 트랜스포머의 셀프 어텐션(self-attention) 메커니즘이 컴퓨터 비전 분야에도 적용되면서, ViT(Vision Transformer)가 등장했다.

그림 3은 기존의 비전 트랜스포머 모델에 CNN 계열의 YOLOv5s 모델을 통합한 모델이다.

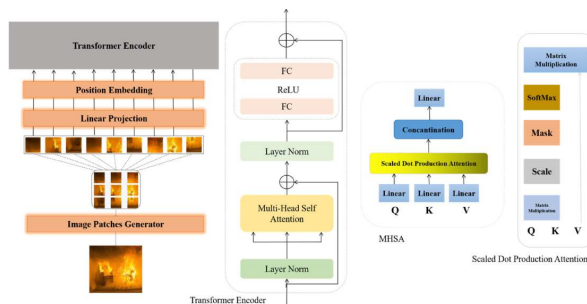


그림 3. YOLO v5s model integrated into the vision transformer

ViT는 이미지를 고정 크기 패치로 분할해 각 패치를 토큰으로 처리하며, 전역적 및 지역적 특징을 동시에 포착할 수 있어 복잡한 시각 패턴 인식에 강점을 가진다. 그러나 ViT는 대규모 데이터 세트에서 사전학습이 필수적이며, CNN에 내재된 공간적 편향이 없어 작은 데이터 세트에서는 성능이 제한될 수 있다. CNN과 ViT의 강점을 결합한 하이브리드 모델이 최근 연구의 주요 흐름이다. 예를 들어, YOLOv5의 CSPDarknet53 백본을 ViT로 대체하여, 실시간 탐지 속도를 유지하면서 복잡한 장면에서 탐지 정확도를 개선하는 시도가 있다. 이러한 접근법은 화재

및 연기처럼 크기와 분포가 다양하고 복잡한 객체 탐지에 특히 효과적이며, ViT의 주목 메커니즘이 부분 가림이나 배경 혼란을 극복하는 데 기여한다. ViT를 백본으로 사용하는 수정된 YOLOv5s 모델을 제안하여, 기존 YOLOv5 모델군 대비 정밀도, 재현율, mAP에서 우수한 성능을 입증했다. 특히 복잡한 환경과 다양한 조명 조건에서의 화재 및 연기 탐지에서 강점을 보였다. 다만, ViT 통합으로 인한 모델 복잡도 증가로 인해 추론 속도가 다소 감소하며, 저조도나 안개 등 환경적 노이즈에 의한 오탐 문제는 여전히 해결 과제로 남아있다[13,14].

### III. 제안

#### 1. 실내 건물 내 카메라 및 딥러닝 기술을 활용한 화재 및 연기 탐지 시스템

본 연구에서는 기존의 화재 감지기의 오작동 문제를 보완하기 위해 실내 건물 내 카메라를 활용하여 OpenCV와 YOLO v10을 통한 화재, 연기 탐지 시스템을 제안하고자 한다. 본 연구에서 제안하는 실내 환경 화재 및 연기 실시간 탐지 시스템의 전체적인 동작 절차는 그림 4의 흐름도와 같이 구성된다.

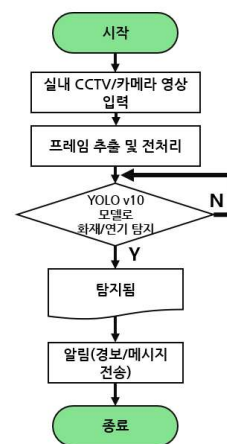


그림 4. Flowchart of real-time indoor fire/smoke detection system based on YOLO v10

첫 번째로 영상 입력 단계이다. 시스템은 실내에 설치된 CCTV 또는 카메라로부터 실시간 영상을 입력

받는다. 이 입력 영상은 화재 및 연기 탐지를 위한 원천 데이터로 활용된다. 두 번째로 프레임 추출 및 전처리이다. 입력된 영상 스트림에서 일정 간격으로 프레임을 추출하고, YOLO v10 모델의 입력 형식에 맞게 해상도 조정, 정규화 등 전처리 과정을 수행한다. 세 번째로 YOLO v10 기반 화재/연기 탐지이다. 전처리된 각 프레임은 YOLO v10 객체 탐지 모델에 입력되어, 화재 및 연기 객체의 존재 여부를 실시간으로 판별한다. 이때, 모델은 각 객체에 대해 신뢰도(confidence score)를 산출한다. 네 번째로 탐지 결과 판정 및 반복 처리이다.

YOLO v10 모델의 출력 결과를 바탕으로, 화재 또는 연기가 탐지되지 않은 경우(N) 다음 프레임으로 반복 처리한다. 반대로, 화재 또는 연기가 탐지된 경우(Y)에는 즉시 후속 조치를 수행한다. 다섯 번째로 경고 및 알림 전송이다. 화재 또는 연기가 탐지되면, 시스템은 관리자 또는 담당자에게 경고(예: 사이렌, 화면 경고)와 함께 실시간 메시지(예: 모바일 알림, SMS 등)를 전송한다. 이를 통해 신속한 초기 대응이 가능하다.

이와 같은 단계적 구조는 실시간성, 신뢰성, 자동화 측면에서 실내 환경 화재 감지 시스템의 효율성을 극대화하며, YOLO v10의 정확도 탐지 성능을 효과적으로 활용할 수 있도록 설계되었다.

#### IV. 실험 결과 및 분석

본 연구의 핵심 기여 중 하나는 실내 환경에 특화된 고품질의 학습 데이터셋을 구축한 것이다. 기존 공개 데이터셋이 특정 환경에 편중되어 있어 실내 환경의 복잡성을 충분히 반영하지 못하는 한계를 극복하고자, 총 43,146장의 이미지를 활용한 커스텀 데이터셋을 설계하였다. 데이터 소스는 Kaggle의 데이터 세트인 “Fire/Smoke Detection YOLO v9” 약 35,000장과, AI-Hub의 “화재 발생 예측 영상(고도화) - 영상 기반 화재 감시 및 발생 위치 탐지 데이터”라는 일부 이미지를 결합하여 구성하였다. 데이터 세트는 학습(Train), 검증(Validation), 시험(Test) 세

개의 subset으로 분할하였다. 구체적으로 학습용 35,997장, 검증용 4,893장, 시험용 2,256장으로 배분하였다. 분할은 동일한 화재 및 연기 현장 이미지가 중복되지 않도록 주제 단위로 랜덤하게 이루어져, 교차오염을 방지하였다. 라벨링 작업은 Labelimg 도구를 활용하여 이루어졌으며, 모든 이미지에 대하여 ‘fire(화재)’, ‘smoke(연기)’ 객체를 정확히 구분하여 바운딩 박스 형태로 주석을 부여하였다. 실내 현장 영상의 경우, 실제 화재 발생 환경에서 촬영된 동영상상을 프레임 단위로 추출한 후 라벨링을 진행하였다. 이처럼 구축된 데이터셋을 바탕으로 YOLO v10 모델의 실내 환경 화재 및 연기 탐지 성능을 체계적으로 평가하였다[3,4].

##### (1) 실험 환경

실험 환경은 표 1과 같으며, PyTorch 2.12를 사용하였으며, Cuda는 12.4버전을 사용하였다.

| 구분        | 내용                               |
|-----------|----------------------------------|
| OS        | Ubuntu Server 22.04 jammy        |
| Kernel    | X86_64 Linux 5.15.0-1018-nvidia  |
| CPU       | Intel Core i7 12세대 12700(3.2Ghz) |
| RAM       | 64GB(DDR5-5600)                  |
| GPU       | Geforce GTX 1070 (GDDR5 8GB)     |
| Disk      | SSD 1TB + HDD 2TB                |
| Python    | 3.11                             |
| Framework | PyTorch 2.12 + Cuda 12.4         |

표 1. Experimental environment (video and learning server)

##### (2) 실험 결과

본 실험에서는 AI-Hub의 “화재 발생 예측 영상(고도화) - 영상 기반 화재 감시 및 발생 위치 탐지 데이터” 중, 화재 영상 0001과 연기 영상 0034를 선정하여 객체 탐지 성능을 실험하였다.

그림 5는 화재 영상 0001을 활용한 본 시스템의 실시간 탐지 화면을 보여준다. 화면 중앙에는 입력 영상이 표시되며, YOLO v10 기반 객체 탐지 모델이 연기(smoke) 객체를 실시간으로 탐지한 결과가 시각적으로 표기된다. 각각의 연기 영역에는 초록색 경계



그림 5. Object detection using YOLOv10x model on smoke in outdoor fire scenes

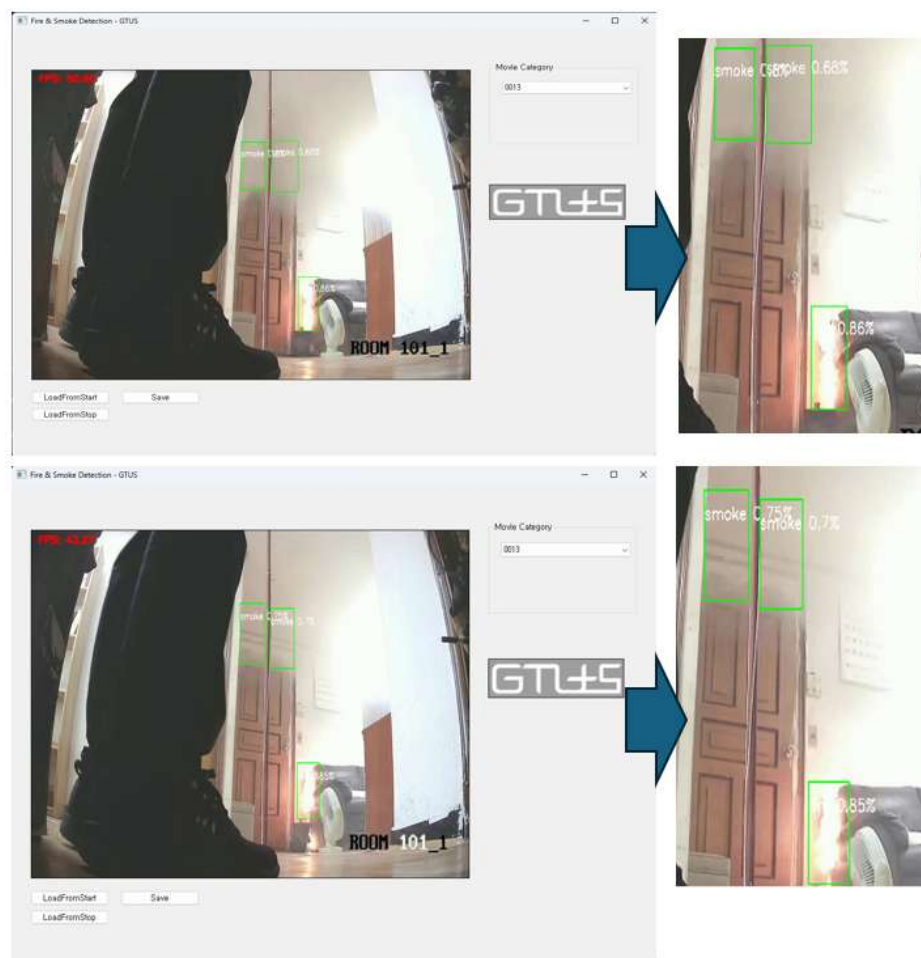


그림 6. Object detection using YOLOv10x model on smoke in indoor fire scenes

상자와 ‘smoke’ 레이블, 신뢰도(confidence score, 0.67~0.78)가 함께 표시되어 있으며, 본 예시에서는 총 4개의 연기 개체가 검출되었다. 좌측 상단에는 실시간 처리 속도(FPS, 39.44)가 붉은색으로 나타나 시스템의 실시간 탐지 가능성을 입증한다.

그림 6은 실내 환경에서 촬영된 입력 영상을 대상으로 한 YOLO v10 기반 화재 및 연기 실시간 탐지 예시이다. 문 근처 및 바닥 부근에서 발생하는 연기에 대하여 초록색 경계 상자와 ‘smoke’ 레이블, 각 신뢰도(0.68, 0.68, 0.86)가 영상 내에 표시되며, 총 3개의 연기 객체가 정확히 탐지된 것을 확인할 수 있다. 이때, 실시간 프레임 처리 속도(FPS, 50.99)가 좌측 상단에 붉은색으로 나타나 제안 시스템의 고속 처리 성능 역시 검증되었다.

### (3) YOLO 모델별 성능 비교 평가

YOLOv10의 객관적인 성능 우위를 입증하기 위해, 동일하게 구축된 커스텀 데이터셋을 사용하여 YOLOv8(x), YOLOv9(e), YOLOv10(x) 모델의 성능을 직접 비교하는 실험을 수행했다. 각 모델은 동일한 하이퍼파라미터 설정하에 학습되었으며, 성능 평가는 4,892장의 검증 데이터셋으로 표 2처럼 이루어졌다.

| Model     | Classes | Precision (P) | Recall (R) | mAP 50 | mAP 50-95 |
|-----------|---------|---------------|------------|--------|-----------|
| YOLOv8-x  | All     | 0.812         | 0.651      | 0.745  | 0.489     |
|           | Fire    | 0.805         | 0.715      | 0.782  | 0.471     |
|           | Smoke   | 0.819         | 0.587      | 0.708  | 0.507     |
| YOLOv9-e  | All     | 0.825         | 0.673      | 0.769  | 0.508     |
|           | Fire    | 0.821         | 0.738      | 0.801  | 0.492     |
|           | Smoke   | 0.829         | 0.608      | 0.737  | 0.524     |
| YOLOv10-x | All     | 0.839         | 0.688      | 0.784  | 0.527     |
|           | Fire    | 0.837         | 0.749      | 0.818  | 0.506     |
|           | Smoke   | 0.841         | 0.628      | 0.750  | 0.548     |

표 2. Performance metrics

비교 실험 결과, YOLOv10-x 모델이 모든 평가 지표에서 가장 우수한 성능을 보였다. 특히 모델의 전반적인 정확도를 나타내는 mAP@50-95 지표에서 52.7%를 기록하여, v9(50.8%)와 v8(48.9%) 대비 각각 약 3.7%, 7.8% 높은 성능을 달성했다. 또한, 추론 속도를 나타내는 FPS 역시 51.0으로 가장 빨라, 정확도와 속도 모두를 요구하는 실시간 탐지

환경에 가장 적합한 모델임을 실험적으로 증명하였다.

## V. 결 론

본 연구는 YOLO v10 기반의 객체 탐지 모델을 활용하여 실내 환경에서 화재 및 연기를 실시간으로 탐지하는 시스템의 성능을 평가하였다. 실험에는 AI-Hub의 "화재 발생 예측 영상(고도화) - 영상 기반 화재 감시 및 발생 위치 탐지 데이터" 데이터 세트를 활용하였으며, 다양한 실내 환경에서 화재와 연기 객체에 대한 탐지 정밀도, 재현율, mAP 등의 지표를 분석하였다. 실험 결과, YOLO v10 모델은 전체 데이터 세트에서 정밀도 0.839, 재현율 0.688, mAP50 0.784, mAP50-95 0.527의 성능을 기록하였으며, 특히 화재 클래스에서 높은 재현율과 mAP50을 보였다. 연기 클래스의 경우 정밀도는 우수하였으나, 재현율은 상대적으로 낮은 경향을 나타냈다. 이는 실내 환경에서 연기의 시각적 다양성과 데이터 불균형 등 실제적 요인에 기인한 것으로 판단된다. 또한, YOLO v10은 평균 23.2ms의 추론 속도를 보이며 실시간 영상 처리에 적합함을 확인하였다. YOLO v10은 기존 YOLO 계열 및 대표적인 객체 탐지 모델들과 비교하여 정확도와 예측 속도에서 우수한 균형을 보였으며, 특히 실내 환경에서의 다양한 화재 및 연기 상황에 효과적으로 대응할 수 있음을 실증하였다. 다만, 연기 탐지의 재현율 향상을 위해 데이터 증강, 클래스 불균형 보정, 저조도 환경 대응 등 추가적인 연구가 필요하다. 향후 연구에서는 다양한 실내외 환경, 복합 화재 상황, 실제 적용 사례 확대를 통해 모델의 일반화 성능을 검증하고, 정보 시스템과의 실시간 연동 및 오탐 방지 기능 고도화 등 실용적 측면의 개선 방안을 모색할 예정이다. 연기 탐지의 재현율 향상을 위해 데이터 증강 및 클래스 불균형 보정 등 추가 연구가 필요하다.

## REFERENCES

- [1] D. K. Shon, C. H. Kim, J. M. Kim, Implementation and Performance Evaluation of a Video-Equipped Real-Time Fire Detection Method at Different Resolutions using a GPU. *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, vol. 20, no 1, pp. 1-10, 2015.
- [2] C. S. Shon, T. M. Lee, Real-time AI Monitoring System for Wildfire using YOLO Model based on Deep-Learning. *Asia-pacific Journal of Convergent Research Interchange*, vol. 10, no 11, pp. 1-12, 2024.
- [3] Fire/Smoke Detection YOLO v9, (2025). <https://www.kaggle.com/datasets/roscoekerby/fire-smoke-detection-yolo-v9>, (accessed May., 05, 2025).
- [4] 데이터 찾기 - AI-Hub, (2025). <https://www.aihub.or.kr/aihubdata/data/view.do?currMenu=115&topMenu=100&srchDataRealmCode=REALM005&aihubDataSe=data&dataSetSn=71751>, (accessed May., 16, 2025).
- [5] S. H. Kim, N. H. Kim, A Study on the Development of Autonomous Mobile Environmental Sensors and Livestock Behavior Analysis for Situation Awareness in Smart Barns. *Smart Media Journal*, vol. 13, no 10, pp. 35-42, 2024.
- [6] B. H. Hwang, M. J. Noh, Comparative Analysis of Toxic Marine Organism Detection Performance Across YOLO Models and Exploration of Applications in Smart Aquaculture Technology. *Smart Media Journal*, vol. 13, no 11, pp. 22-29, 2024.
- [7] S. H. Sakong, S. K. Kim, C. Ha Lee, J. J. Jung, A Study on the Response Characteristics of the Residential Smoke Detector Depending on Controlled Fire Tests. *Journal of Korean Institute of Fire Sci & Eng*, vol. 23, no 4, pp. 98-103, 2024.
- [8] D. H. Kang, E. H. Hwang, H. B. Choi, S. E. Lee, D. M. Choi, Analysis of Domestic and Foreign Carbon Monoxide Fire Detector Test Standard. *Journal of Korean Institute of Fire Sci & Eng Conference*, vol. 2022, no 추계, pp. 144, 2022.
- [9] E. H. Alkhamash, A Comparative Analysis of YOLOv9, YOLOv10, YOLOv11 for Smoke and Fire Detection. *Fire*, vol. 8, no 1, pp. 2571-6255, 2025.
- [10] Y. Li, L. Nie, F. Zhou, Y. Liu, H. Fu, N. Chen, Q. Dai, L. Wang, Improving Fire and Smoke Detection with You Only Look Once 11 and Multi-Scale Convolutional Attention. *Fire*, vol. 8, no 5, pp. 165, 2025.
- [11] C. Catargiu, N. Cleju, I. B. Ciocoiu, A Comparative Performance Evaluation of YOLO-Type Detectors on a New Open Fire and Smoke Dataset. *Sensors*, vol. 24, no 17, pp. 5597, 2024.
- [12] H. J. Kwon, S. M. Suh, Effective Automatic Weed Detection With Improved YOLOv10. *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, vol. 29, no 11, pp. 89-96, 2024.
- [13] F. Safarov, S. Muksimova, M. Kamoliddin, Yongim Cho, Fire and Smoke Detection in Complex Environments. *Fire*, vol. 7, no 11, pp. 389, 2024.
- [14] A. Dewangan, Y. Pande, H. W. Braun, F. Vernon, I. Perez, I. Altintas, G. W. Cottrell, M. H. Nguyen, FlgLib & SmokeyNet: Dataset and Deep Learning Model for Real-Time Wildland Fire Smoke Detection. *Remote Sensing*, vol. 14, no 4, pp. 1007, 2022.

## 저 자 소 개



정도윤(준회원)

2025년 호남대학교 대학원  
컴퓨터공학과 석사 졸업

2025년 호남대학교 대학원  
컴퓨터공학과 박사과정

<주관심분야 : 컴퓨터비전, 자연어 처리, 인공지능>



김남호(정회원)

1997년 포항공과대학교 정보통신  
학과 석사 졸업

2013년 전남대학교 전산통계학과  
박사 졸업

1991년~1997 포스코DX(주) 선임

연구원

1998년~현재 호남대학교 컴퓨터공학과 부교수

<주관심분야 : AI에이전트, 사물인터넷, 인공지능, 응용SW, 스마트제조>