

A real-time abnormal behavior detection model using YOLOv5 is proposed

Hoi-Min Park*, Jae-Woong Kim**, Joon-Yong Kim***

*Student, Dept. of Computer Science, Kongju National University, Cheonan, Korea

**Professor, School of Computer Science, Kongju National University, Cheonan, Korea

***Professor, School of IT Convergence Software, Seoul Theological University, Seoul, Korea

[Abstract]

In this paper, a system that provides fast and accurate object detection performance and detects abnormal behavior occurring in an indoor environment in real time using the YOLOv5 model, which is a model suitable for detecting abnormal behavior in real time, was proposed and implemented. This system receives real-time images from CCTV cameras or video files, and detects abnormal behavior by inputting each frame into the YOLOv5 model. The detected abnormal behavior is visualized with a bounding box and label and recorded in a log file together with the occurrence time. As a result of the experiment, the proposed system was able to detect abnormal behavior with a high accuracy of 93% in various indoor environments, and the performance was improved by reducing the IOU loss by about 0.12. Abnormal behavior detection is important in security and safety management. For example, in residential areas or hospitals, it is possible to detect and respond to intrusion or accidents early, thereby reducing human damage and enhancing safety. Therefore, the technology that detects abnormal behavior quickly and accurately in an indoor environment plays an important role in building a safe environment. This paper proposed the expansion of datasets and the improvement of model performance in the future.

▶ **Key words:** YOLOv5, Dataset, Deep learning, Object Detection

[요약]

이상행동 검출은 보안 및 안전 관리에서 중요하다. 예를 들어, 주거지나 병원에서는 침입이나 사고를 조기에 발견하고 대응할 수 있어 인명 피해를 줄이고 안전을 강화할 수 있다. 따라서 실내 환경에서 이상행동을 신속하고 정확하게 검출하는 기술은 안전한 환경 구축에 중요한 역할을 한다. 본 논문에서는 빠르고 정확한 객체 검출 성능을 제공하며, 실시간 이상행동 검출에 적합한 모델인 YOLOv5 모델을 활용하여 실내 환경에서 발생하는 이상행동을 실시간으로 검출하는 시스템을 제안하고 구현하였다. 본 시스템은 CCTV 카메라 또는 비디오 파일로부터 실시간으로 영상을 입력받아, 각 프레임을 YOLOv5 모델에 입력하여 이상행동을 검출한다. 검출된 이상행동은 바운딩 박스와 라벨로 시각화되며, 발생 시간과 함께 로그 파일에 기록된다. 실험 결과, 제안된 시스템은 다양한 실내 환경에서 93%의 높은 정확도로 이상행동을 검출할 수 있었으며, IOU loss가 약 0.12 감소하여 성능이 향상되었다. 본 논문은 향후 데이터 셋 확장과 모델 성능 향상을 제안하였다.

▶ **주제어:** YOLOv5, 데이터 셋, 딥러닝, 객체 탐지

- First Author: Hoi-Min Park, Corresponding Author: Jae-Woong Kim
- *Hoi-Min Park (hmxxo@naver.com), Dept. of Computer Science, Kongju National University
- **Jae-Woong Kim (jykim@kongju.ac.kr), School of Computer Science, Kongju National University
- ***Joon-Yong Kim (musimk@stu.ac.kr), School of IT Convergence Software, Seoul Theological University
- Received: 2024. 09. 27, Revised: 2025. 01. 22, Accepted: 2025. 01. 23.

I. Introduction

최근 들어 편의점, 슈퍼마켓, 대형 마트 등 다양한 실내 매장에서의 안전과 보안 문제가 더욱 중요시되고 있다. 특히, 도난, 폭력, 기물 파손, 비정상적인 행동 등 다양한 이상행동이 발생할 수 있으며, 이는 매장의 재산적 손실뿐만 아니라 고객과 직원의 안전에도 큰 위협이 된다. 이에 따라 많은 매장들이 CCTV를 설치하고 보안 인력을 배치하여 이러한 이상행동을 감시하고자 하지만, 현재의 시스템에는 다음과 같은 여러 가지 한계가 존재한다.

기존의 CCTV 시스템은 방대한 양의 영상을 저장하고 이를 실시간으로 모니터링하는 데 있어서 물리적 한계가 있으며, 사람의 눈으로 모든 영상을 감시하는 것은 비효율적이고 오류가 발생하기 쉽다. 또한, 이상행동이 발생한 후에 이를 확인하고 조치하는 방식은 이미 발생한 사건에 대한 사후 대응에 그치는 경우가 많다. 이러한 한계를 극복하기 위해 인공지능(AI)과 딥러닝 기술을 활용한 실시간 이상행동 검출 시스템에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다.

기존 관련 연구들은 주로 영상 처리와 객체 인식 기술을 활용하여 이상행동을 탐지하려 했으나, 대다수는 환경의 복잡성이나 다양한 동작에 대한 높은 민감도를 처리하는데 한계가 있었다. 예를 들어, 최근의 연구에서는 딥러닝 기반의 방법들을 활용하여 도난 탐지, 폭력 검출 등의 특정 이상행동을 분석하는 시스템을 제시하였으나, 종종 정확도나 처리 속도에서 한계를 보였다. YOLO(You Only Look Once)와 같은 객체 검출 모델은 높은 정확도와 빠른 속도로 인해 실시간 영상 분석에 적합한 기술로 주목받고 있으며, YOLOv5는 이전 버전들에 비해 더욱 경량화되고, 학습 속도와 성능이 향상되어 다양한 응용 분야에서 활용되고 있다. 기존 연구들과 달리, 본 연구에서는 YOLOv5를 활용하고, 데이터 증강을 통해 실내 매장에서 발생할 수 있는 다양한 이상행동을 실시간으로 검출할 수 있는 시스템을 제안함으로써, 정확도와 실시간 처리 성능을 크게 향상시킬 수 있었다.

특히, YOLO와 같은 객체 검출 모델은 높은 정확도와 빠른 속도로 인해 실시간 영상 분석에 적합한 기술로 주목받고 있다. YOLOv5는 이전 버전들에 비해 더욱 경량화되고, 학습 속도와 성능이 향상되어 다양한 응용 분야에서 활용되고 있다. 이러한 기술적 발전을 바탕으로 실내 매장에서의 이상행동을 실시간으로 검출하고 분석할 수 있는 시스템을 개발하는 것이 본 연구의 주요 목적이다.

본 연구를 통해 개발된 시스템은 실내 매장에서 발생할 수 있는 다양한 이상행동을 실시간으로 효과적으로 검출

하여 보안 수준을 크게 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다. 또한, 이를 통해 매장 내 사건 발생 시 신속하게 대응함으로써 고객과 직원의 안전을 보호하고, 재산적 손실을 최소화할 수 있다. 향후 연구에서는 더욱 다양한 이상행동 시나리오를 포함한 데이터 셋을 활용하고, 실제 매장 환경에서의 실시간 테스트를 통해 시스템을 최적화하고자 한다. 따라서 본 연구는 제2장에서 YOLO를 포함한 여러 객체 탐지 모델을 살펴보고, 제3장에서 데이터 셋 수집 과정과 모델 학습에 대해 알아본다. 제4장에서는 학습된 모델의 성능을 비교 분석한다.

II. Preliminaries

1. Related works

1.1 YOLOv5

빠르게 발전하는 객체 탐지 기술과 동시에 딥러닝 기술도 더불어 이루어졌다. YOLOv5는 YOLOv4에 비해 경량화된 구조와 더 빠른 처리 속도를 제공하며, PyTorch 기반으로 구현되어 사용자 친화적이고, 실시간 처리에 최적화된 성능을 발휘하는 반면, YOLOv3와 YOLOv4는 상대적으로 더 높은 계산 자원을 요구하고, Darknet 프레임워크에 의존하는 단점이 있어 본 연구에서 실시간 이상행동 검출 시스템에 적합한 모델로 선택하였다.

YOLOv5는 이러한 단점을 해결하기 위해 개발되었다. 대표적인 특징으로는 경량화 모델을 지원하여 모바일 기기와 같은 저 사양 환경에서도 객체 탐지를 수행할 수 있고, AutoML 기능을 적용하여 사용자가 모델을 쉽게 학습하고 배포할 수 있도록 한다. 이러한 특징들을 통해 이후 나오는 6, 7, 8 버전들의 기반이 되어 선택하였다.

2. Analysis of Abnormal Behavior

이상행동 분석은 주로 보안 감시 시스템에서 비정상적인 행동을 감지하고 식별하기 위해 사용된다. 이상행동은 도난, 폭력, 기물 파손, 비정상적인 움직임 등으로 정의될 수 있다. 기존 연구에서는 주로 CNN(Convolutional Neural Network)과 RNN(Recurrent Neural Network)을 사용하여 이상행동을 분석하였다. 그러나, 이러한 모델들은 실시간 처리에 한계가 있었다.

2.1 CNN-based Abnormal Behavior Analysis

CNN은 이미지 데이터에서 공간적 특징을 추출하는 데 강점을 가지며, 다양한 객체 인식 및 분류 작업에 사용된다. CNN을 활용한 연구에서는 주로 영상 프레임을 입력으

로 받아 이상행동을 분류하는 모델을 개발하였다. 그러나 이러한 모델들은 주로 정적인 이미지나 짧은 비디오 클립에서 이상행동을 검출하는 데 초점을 맞추었기 때문에 실시간 처리에 어려움이 있다.

2.2 RNN-based Abnormal Behavior Analysis

RNN은 시간적 데이터를 처리하는 데 적합한 구조로, 비디오 스트림과 같은 연속적인 데이터에서 이상행동을 검출하는 데 사용된다. LSTM(Long Short-Term Memory)과 GRU(Gated Recurrent Unit)와 같은 RNN 변형 모델들은 시간적 종속성을 잘 처리할 수 있어, 비디오 데이터에서 이상행동을 감지하는 데 효과적이다. 그러나 RNN 기반 모델은 계산 비용이 높고, 실시간 처리가 어렵다는 단점이 있다.

최근에는 CNN과 RNN을 결합한 모델들이 제안되기도 하였다. 이러한 모델들은 CNN을 통해 공간적 특징을 추출하고, RNN을 통해 시간적 특징을 분석하여 이상행동을 검출한다. 이러한 접근 방식은 보다 정교한 분석을 가능하게 하지만, 여전히 실시간 처리에는 어려움이 있다.

2.3 YOLOv5-based Abnormal Behavior Analysis

YOLOv5는 실시간 객체 검출 분야에서 큰 성공을 거둔 모델로, 이상행동 분석에도 효과적으로 적용될 수 있다. YOLOv5의 주요 장점은 다음과 같다:

YOLOv5는 객체 검출을 단일 단계로 처리하여 매우 빠른 속도를 자랑한다. 이는 실시간 이상행동 분석에 최적화되어 있어, 즉각적인 대응이 가능하다. 또한 CSPDarknet53 백본을 사용하여 다양한 객체를 높은 정확도로 검출할 수 있다. 이는 다양한 이상행동을 정확하게 식별하는 데 도움을 준다.

마지막으로 PANet 구조를 통해 다중 스케일의 피쳐맵을 통합하여 작은 객체도 효과적으로 검출할 수 있다. 이는 복잡한 실내 환경에서 발생하는 다양한 이상행동을 포착하는 데 유리하다.

YOLOv5는 경량화된 모델 구조를 채택하여, 상대적으로 낮은 연산 자원으로도 높은 성능을 발휘할 수 있다. 이는 실시간 이상행동 분석 시스템에 적합하다.

III. Preparing Dataset

1. Dataset

데이터 셋을 준비하는 과정은 다음 그림 1과 같다.

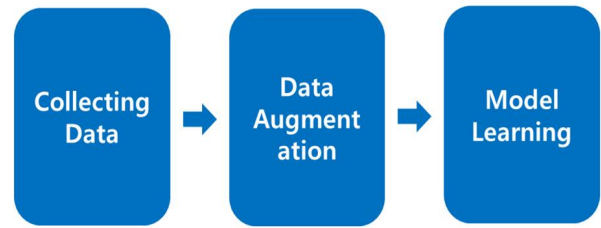


Fig. 1. Preparing Dataset

우선 데이터 셋을 수집하고, 데이터의 균형을 위해 데이터 증강을 수행한다. 이후 이상행동을 검출하기 위해 모델을 학습시킨다.

본 연구에서는 AI Hub에서 제공하는 실내 영상 데이터 셋을 사용하였다. 이 데이터 셋은 편의점, 슈퍼마켓, 대형마트 등 다양한 실내 환경에서 촬영된 영상으로, 절도, 방화, 파손 등 비정상적인 움직임과 같은 다양한 이상행동 시나리오가 포함되어 있다.

Table 1. Dataset

Data type	Video
Data format	MP4
Labeling type	Bounding Box
Labeling format	XML

위 표 1은 데이터 셋의 유형, 형식 그리고 라벨링에 대한 메타데이터 구조표이다.

AI Hub에서 제공하는 실내 영상 데이터 셋을 다운로드하였고, 이 데이터 셋은 총 6492개의 다양한 시간대와 조건에서 촬영된 영상을 포함한다. 각각 전도 807개, 파손 802개, 방화 815개, 흡연 858개, 유기 802개, 절도 801개, 폭행 802개, 이동약자 805개로 구성되어 있고, 각 영상은 라벨링되어 있다.

아래는 개발에 사용된 PC의 사양이다.

Table 2. Development Environment

OS, Specification	Windows 11 Home Intel(R) Core(TM) CPU 2.90 GHz RAM 32GB GTX 2060 6GB
Program	Jupyter Notebook
Language	Python
Web Browser	Chrome

이후 YOLOv5 모델의 입력 형식에 맞게 비디오 파일에서 각 프레임 추출하여 이미지 파일로 저장하였다. AI Hub에서 제공하는 라벨을 YOLOv5 형식에 맞게 변환하였고, 각 객체의 클래스와 바운딩 박스를 YOLOv5 모델에

맞게 조정하였다.

또한 다양한 조명 조건, 각도, 크기 변화를 적용하여 데이터 증강을 수행하였다. 이를 통해 모델의 일반화 성능을 향상시켰다.

2. Model Learning

YOLOv5 모델을 사용하여 실내 이상행동을 검출하기 위해 다음과 같은 학습 과정을 거쳤다

YOLOv5의 다양한 크기 모델(small, medium, large, x-large) 중 실내 환경에 가장 적합한 모델을 선택하였다. 본 연구에서는 속도와 정확도 간의 균형을 고려하여 YOLOv5-m 모델을 사용하였다.

```
hyperparameters = {
    'lr0': 0.01,
    'batch_size': 16,
    'epochs': 50,
}
.
.
.
def split_dataset(data_dir, train_ratio=0.7, val_ratio=0.2, test_ratio=0.1):
```

Fig. 2. Setting Parameters

위 그림 2와 같이 학습률, 배치 크기, 에폭 수 등 주요 하이퍼파라미터를 설정하였다. 초기 학습률은 0.01로 설정하고, 배치 크기는 16, 에폭 수는 50으로 설정하였다. 데이터 셋은 학습용(70%), 검증용(20%), 테스트용(10%)으로 분할하였다. 전처리된 데이터를 사용하여 YOLOv5 모델을 학습시켰다. GPU 환경에서 학습을 수행하여 학습 시간을 단축하였다. 학습 과정에서 검증 데이터의 성능을 모니터링하며, 모델의 과적합을 방지하고 최적의 성능을 도출하였다.

IV. Configuring Detection Model Systems

1. Real-time Abnormal Behavior Detection System Implemented

YOLOv5를 활용하여 실내 환경에서 발생하는 이상행동을 실시간으로 검출하고 분석하는 시스템을 다음과 같이 설계하고 구현하였다. 시스템의 주요 구성 요소는 그림 3과 같이 영상 입력 모듈, 객체 검출 모듈, 알림 모듈로 나뉜다.

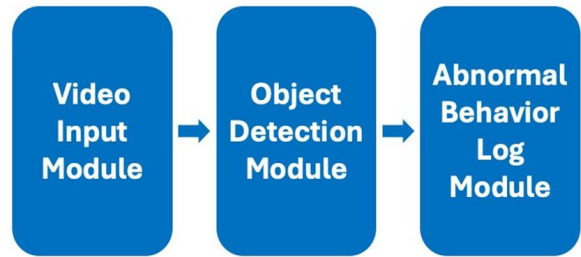


Fig. 3. System Components

YOLOv5 모델을 이용하여 실내 환경에서 발생하는 이상행동을 실시간 시스템에 적용 및 검출하기 위해 그림 4의 시스템을 구성하였다. 이 시스템은 실시간으로 영상을 입력받아 이상행동을 검출하고, 그 결과를 실시간으로 제공하여 관리자가 신속하게 대응할 수 있도록 설계하였다.

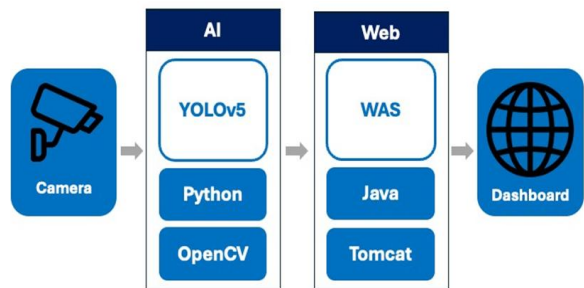


Fig. 4. System Architecture

첫 번째로, CCTV 카메라 또는 비디오 파일에서 실시간으로 영상을 입력받는다. OpenCV 라이브러리를 사용하여 CCTV 카메라와의 실시간 스트리밍한다. 이를 통해 시스템은 지속적으로 실시간 비디오 스트림을 받아오며, 이를 처리할 수 있다. 또한, 사전에 녹화된 비디오 파일을 입력으로 사용할 수 있도록 파일 입력 기능을 추가하여 시스템의 유연성을 높였다. 이러한 기능을 통해 다양한 실내 환경에서 시스템을 테스트하고 적용할 수 있다.

CCTV 카메라 또는 비디오 파일에서 실시간으로 영상을 입력받는 코드는 아래 그림 5와 같다.

```

def get_video_source(source_type, file_path=None):
    return cv2.VideoCapture(0) if source_type == 'camera'
    else cv2.VideoCapture(file_path)

def stream_video(cap):
    while cap.isOpened():
        ret, frame = cap.read()
        if not ret:
            break
        cv2.imshow('Live Video Stream', frame)
        if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord('q'):
            break
    cap.release()
    cv2.destroyAllWindows()

if __name__ == "__main__":
    source = input("Choose 'camera' or 'file': ")
    source = source.lower()
    path = input("Enter file path: ") if source == 'file' else None
    cap = get_video_source(source, path)
    stream_video(cap)

```

Fig. 5. Code to receive video input in real time

cv2.VideoCapture()를 사용하여 사용자가 camera 혹은 file을 선택하여 웹캠, 저장된 비디오가 입력 소스로 사용된다. 이후 isOpened(), read(), imshow() 등을 사용하여 비디오 스트림을 처리하고 화면에 프레임을 출력한다.

두 번째로, PyTorch를 사용하여 사전 학습된 YOLOv5 모델을 로드한다. YOLOv5 모델은 뛰어난 객체 검출 성능을 자랑하며, 특히 실시간 처리에 적합하다. 실시간으로 입력된 영상은 프레임 단위로 분할된다. 각 프레임은 전처리 과정을 거쳐 YOLOv5 모델에 입력된다. 모델은 각 프레임에서 이상행동을 포함하는 객체를 검출하고, 이 객체들의 위치를 바운딩 박스로 표시하며, 해당 객체의 종류를 라벨링한다. 이 과정에서 모델은 입력된 영상의 각 프레임을 신속하게 처리하여 실시간으로 결과를 제공할 수 있다.

아래 그림 6은 사전 학습된 YOLOv5 모델을 불러오고 바운딩 박스 표시와 객체 라벨링을 제공하는 코드이다.

```

model = torch.hub.load('ultralytics/yolov5', 'yolov5s',
    pretrained=True)

def process_and_detect(cap):
    while cap.isOpened():
        ret, frame = cap.read()
        if not ret:
            break
        results = model(frame)
        labels, coords = results.xyxy[0][:, -1],
        results.xyxy[0][:, :-1]
        for i, coord in enumerate(coords):
            if coord[4] >= 0.5:
                x1, y1, x2, y2 = (coord[:4] *
                    [frame.shape[1], frame.shape[0], frame.shape[1],
                    frame.shape[0]]).int()
                label = model.names[int(labels[i])]
                cv2.rectangle(frame, (x1, y1), (x2, y2), (0,
                    255, 0), 2)
                cv2.putText(frame, label, (x1, y1 - 10),
                    cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.9, (255, 255, 255), 2)
                cv2.imshow('YOLOv5 Detection', frame)
                if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord('q'):
                    break
        cap.release()
        cv2.destroyAllWindows()

if __name__ == "__main__":
    source_type = input("Choose source ('camera' or 'file': ")
    source_type = source_type.lower()
    cap = cv2.VideoCapture(0) if source_type == 'camera'
    else cv2.VideoCapture(input("Enter file path: "))
    process_and_detect(cap)

```

Fig. 6. Code to receive video input in real time

마지막으로, 이상행동이 검출되면 해당 내용을 로그 파일에 기록한다. 검출된 이상행동은 발생 시간과 함께 로그 파일에 저장되며, 이를 통해 나중에 발생한 사건을 추적하고 분석할 수 있다.

이와 같이, YOLOv5 모델을 기반으로 한 실시간 이상행동 검출 시스템은 실내 환경에서 발생하는 다양한 이상행동을 신속하고 정확하게 감지할 수 있도록 설계하였다.

다음 그림 7과 8은 각각 모델 적용 이전과 이후의 결과로 실내 환경에서 발생하는 이상행동 중 방화를 실시간으로 감지한 것이다.

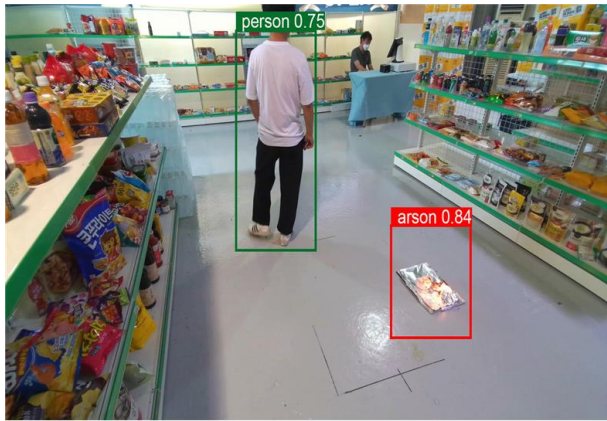


Fig. 7. Before applying the model(Arson)

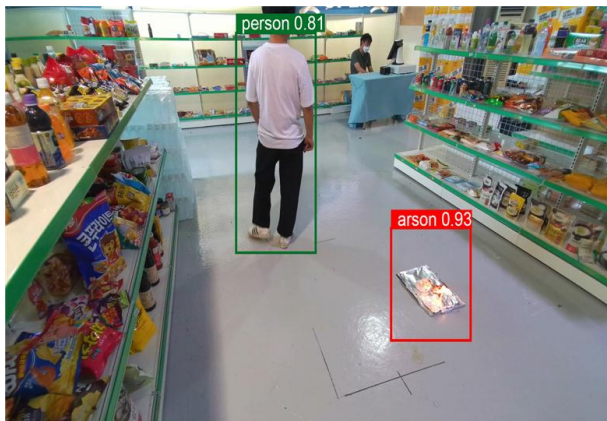


Fig. 8. After applying the model(Arson)

실험 결과 모델을 적용하기 전은 84%의 정확도가 나왔고, 모델을 적용한 후는 93%의 정확도가 나왔다. 제안된 시스템은 기존의 모델보다 약 9%의 정확도가 상승한 것을 확인할 수 있다.



Fig. 9. IOU loss(Arson)

다음 그림 9는 방화에 대한 IOU loss를 비교한 그래프이다. A, B는 각각 모델 적용 이전과 이후의 값이다. 모델 적용 이후의 손실 함수는 0.22로, 모델 적용 이전인 0.34보다 약

0.12 감소하여 성능이 더 향상된 것을 확인할 수 있다.

다음 그림 10, 11은 각각 모델 적용 이전과 이후의 결과로 실내 환경에서 발생하는 이상행동 중 이동약자를 실시간으로 감지한 것이다.



Fig. 10. Before applying the model(Mobility)



Fig. 11. After applying the model(Mobility)

실험 결과 모델을 적용하기 전은 79%의 정확도가 나왔고, 모델을 적용한 후는 92%의 정확도가 나왔다. 제안된 시스템은 기존의 모델보다 약 13%의 정확도가 상승한 것을 확인할 수 있다.

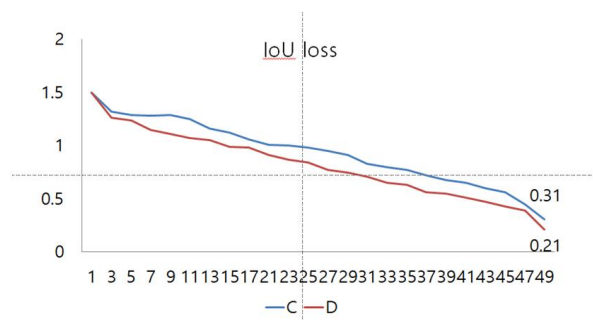


Fig. 12. IOU loss(Arson)

다음 그림 12는 방화에 대한 IOU loss를 비교한 그래프이다. C, D는 각각 모델 적용 이전과 이후의 값이다. 모델 적용 이후의 손실 함수는 0.21로, 모델 적용 이전인 0.31보다 약 0.1 감소하여 성능이 더 향상된 것을 확인할 수 있다.

V. Conclusions

본 연구에서는 YOLOv5 모델을 활용하여 실내 환경에서 발생하는 이상행동을 실시간으로 검출하는 시스템을 개발하고, 그 성능을 평가하였다. 평가 결과 요구사항인 85% 이상의 정확도가 93%의 정확도로 충족하였다. 본 시스템은 CCTV 카메라 또는 비디오 파일로부터 실시간으로 영상을 입력받아 프레임 단위로 분석하고, 이상행동을 신속하게 검출할 수 있도록 설계하였다. 이를 통해 실시간 이상행동 검출의 정확성과 효율성을 높여 신속한 대응을 가능하게 하였다. 또한 제안된 시스템은 다양한 실내 환경에서 발생할 수 있는 여러 유형의 이상행동을 93%의 높은 정확도로 검출하였으며, IOU loss 또한 약 0.12 감소하여 YOLOv5 모델의 우수한 성능을 바탕으로 실시간 처리 요구 사항을 충족하였다. 특히, 모델의 경량성과 효율적인 구조로 인해 실시간 분석에 적합한 응답 시간을 제공할 수 있었다.

향후 실내 환경 뿐만 아니라 더욱 다양한 환경에서 일어나는 이상행동의 패턴을 학습할 수 있는 데이터 셋을 확장하고, 딥러닝 모델의 성능을 더욱 향상시키는 방향으로 연구를 진행할 것이다. 또한, 시스템의 안정성과 확장성을 개선하여 실제 상업 환경에서의 적용 가능성을 높이는 연구도 진행할 계획이다.

REFERENCES

- [1] Pyeong Sun ho, and Kim Sang-Chul, "Trash Object detection and research through streaming images using Yolov5," Proceedings of Symposium of the Korean Institute of communications and Information Sciences, pp. 591-593, Gangwon, 2023.
- [2] Yoonho Hwang, Chanho Park, Sanghyeop Lee, Hyunsoo Jo, Junpyo Jo, and Hoki Baek, "Real-time Face Detection Performance Comparison of Yolov5 and DETR for Driver Status Analysis," Proceedings of KIIT Conference, pp. 706-708, Jeju, 2023.
- [3] Yoon Hyun Seok, and Eung Tae Kim, "Lightweight YOLOv5-based Attention Model for Real-Time Thermal Image Object Detection," Proceedings of Symposium of the Korean Institute of communications and Information Sciences, pp. 753-754, Gyeongbuk, 2023.
- [4] Jin-Gu Kim, Ji-Hun Kang, Kyoung-Cheol Choi, Woong-Ki Janga, Ho-Jin Ha, Kwang-Suk Lim, Byeong-Hee Kim, and Yong-Jai Park, "Development of a Normal/Abnormal RBC Detection Algorithm using YOLOv5," Journal of the Korean Society of Manufacturing Technology Engineers, Vol. 31, No. 2, pp. 94-100, 2022. DOI: 10.7735/ksmte.2022.31.2.94
- [5] Park Dae Han, and Lee Meong Hun, "Design of autonomous drone technology and YOLOv5-based farm canal inspection system," Proceedings of Symposium of the Korean Institute of communications and Information Sciences, pp. 16-17, Gyeongbuk, 2023.
- [6] Lee Joowon, Jeon Sukhwan, Hong Sungen, Bang Joonil, and Kim Hwajong, "A Study on Real-Time Mask Wearing Discrimination Model Using YOLOv5 Object Recognition Algorithm," Proceedings of Symposium of the Korean Institute of communications and Information Sciences, pp. 1012-1013, Gangwon, 2023.
- [7] Min-Ho Park, Jae-Hyuk Choi, and Won-Ju Lee, "Object detection for various types of vessels using the YOLO algorithm," Journal of Advanced Marine Engineering and Technology (JAMET), Vol. 48, No. 2, pp. 81-88, 2024. DOI: 10.5916/jamet.2024.48.2.81
- [8] JongSu Lee, YuJae Lee, JaeWook Lee, JongCheol Park, and MinSung Kim, "Design of Face Shape Customization Algorithm for Hairstyle Recommendation Using YOLOv5 Technology," Proceedings of KIIT Conference, pp. 508-510, Jeju, 2023.
- [9] Tae-Ju Park, and Teuk-Seob Song, "A Method of Companion Animal Breed Classification Using Deep Learning YOLOv5 Object Recognition," Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering, Vol. 27, No. 4, pp. 565-571, 2023. DOI: 10.6109/jkiice.2023.27.4.565
- [10] Ye Jin Kim, Yu-Jin Jeon, and Dae-hyun Jung, "Tomato GrowthParameters Detection and Monitoring Algorithm Based on YOLOv5," HORTICULTURE ABSTRACTS, pp. 164-165, Pyeongchang 2024.
- [11] Yeong Wook Lee, Na Rae Baek, and Hea Min Lee, "Real-time Apple stem Detection and Localization System Using YOLOv5 Segmentation Model," Proceedings of Symposium of the Korean Institute of communications and Information Sciences, pp. 674-675, Jeju 2024.
- [12] Park Jin Won, and Young-Jin Kim, "A Study on Deep Learning Performance Improvement Based on YOLOv5," Proceedings of Symposium of the Korean Institute of communications and Information Sciences, pp. 1592-1593, Jeju 2022.
- [13] Joo, Eun Oh, and Kim, Min Soo, "Development of efficient traffic light information recognition method based on Yolov5 model," Proceedings of Korean Society for Geospatial Information

Science, pp. 116-119, Seoul 2021.

- [14] Lee Hoo Myeong, Park Si Eun, and Lee Meong Hun, "A Study on Detecting Harmful Wildlife in the Open Field Using YOLOv5," Proceedings of Symposium of the Korean Institute of communications and Information Sciences, pp. 305-306, Jeju 2024.

Authors



Hoi-Min Park received the B.S. degrees in Computer Science Engineering from Kongju National University, Cheonan in 2020 respectively. He is currently pursuing a M.S. degree in Computer Science

Engineering from Kongju National University, Cheonan.

He is interested in artificial intelligence, various AI models, and algorithms.



Jae-Woong Kim received the bachelor's degree and the M.S. degree in the Department of Computer Engineering from the Jungang University in 1983 and 1988, respectively.

He received the Ph.D. degree in the Department of Computer Engineering from Daejun University in 2000. He has been a professor in the Department of Computer Engineering at Kongju National University since 1992. His current research interests include software engineering.



Joon-Yong Kim received the B.S. degrees in Civil Engineering from SungKyunKwan University, Korea, in 1985. Then received the M.S. and Ph.D. degrees in Computer Science and Engineering from Kongju National

University, Korea, in 2013 and 2018, respectively. Dr. Kim joined the faculty of the Department of IT Convergence Software at Seoul Theological University, Gyeonggi-do, Korea, in 2020. He is currently a Professor in the Department of IT Convergence Software, Seoul Theological University. He is interested in Machine Learning, Auto ML, and AI.