

스마트 온실 환경을 위한 YOLO 기반 이물 탐지 시스템 배포 구조 설계

정주원, 여현*

*국립순천대학교

fock9320@daum.net, yhyun@scnu.ac.kr

Design of a YOLO-Based Foreign Object Detection Deployment Architecture for Smart Greenhouse Environments

Jeong Joo Won, Yoe Hyun*

*Sunchon National Univ

요약

스마트 온실 환경에서 배지 내 이물질의 조기 탐지는 작물 생육 안정성과 자동화 설비의 효율적 운영에 있어 중요한 요소로 작용한다. 본 연구는 YOLO 계열의 경량 객체 인식 모델을 활용하여, 낙엽, 장갑, 플라스틱 조각 등 비작물성 이물질을 실시간으로 탐지할 수 있는 엣지 기반 인식 시스템을 설계하였다. 시스템은 Jetson Nano와 같은 저전력 디바이스에서 ONNX 변환 및 TensorRT 최적화를 통해 경량화된 YOLO 모델을 실행하며, 영상 수집부터 탐지, 경고 출력까지의 흐름을 포함한다. 제안된 구조는 고가의 GPU 서버 없이도 독립적인 탐지 처리가 가능하도록 구성되었으며, 스마트 온실 내 자동화 수준을 높이고 작물 생육 환경의 청정도를 유지하는 데 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

I. 서론

스마트 온실은 온도, 습도, 조도 등 다양한 환경 인자를 자동으로 제어하여 작물 생육을 최적화하고 노동력을 절감하는 차세대 농업 시스템으로 주목받고 있다. 그러나 자동화가 구현된 환경 내에서도 사람이 직접 개입해야 하는 사각지대가 존재하며, 대표적으로 배지 내 이물질 탐지가 이에 해당한다. 비닐, 낙엽, 장갑 등 비작물성 이물질은 작물 생육을 방해하거나 기기 오작동의 원인이 되며, 형태나 색상이 일정하지 않아 센서 기반 탐지에는 한계가 있다. 이러한 문제를 해결하기 위한 영상 기반 객체 인식 기술이 주목받고 있으며, 특히 YOLO 계열 알고리즘은 실시간성과 정확도 측면에서 높은 활용 가능성을 보이고 있다. 다만, 대부분의 YOLO 모델은 GPU 기반 연산을 전제로 하여, 엣지 디바이스 환경에서는 성능 저하 및 전력 소비 문제가 발생한다. 이에 따라 최근에는 YOLOv5n, YOLOv8n과 같은 경량 모델을 ONNX로 변환하고 TensorRT를 통해 최적화하여, Jetson Nano 등 엣지 디바이스에서도 실시간 추론이 가능하도록 하는 구조가 제안되고 있다. 본 연구에서는 이러한 경량 모델 기반 구조를 활용하여, 스마트 온실 환경에 실시간 이물 탐지가 가능한 객체 인식 시스템을 설계하고자 한다. YOLO 추론 기반의 탐지 흐름과 시스템 처리 구조를 정량적으로 구성하고, 엣지 환경에서의 실현 가능성을 중심으로 분석한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 YOLO 계열 모델의 경량화 구조와 ONNX, TensorRT 기반 최적화 기술에 대해 설명한다. 3장에서는 본 연구에서 제안하는 엣지 기반 이물 탐지 시스템의 구성 요소와 처리 흐름을 설계 관점에서 제시한다. 마지막으로 IV장에서는 본 시스템의 기대 효과와 한계점, 향후 개선 방향에 대해 논의한다.

II. 관련 연구

스마트 온실에서의 환경 제어는 센서 기반 자동화 기술의 도입으로 고도화되고 있으며, 영상 기반 기술을 활용한 생육 상태 모니터링, 병해 탐지, 이물질 감지 등의 연구도 점차 확장되고 있다. 특히 객체 인식 분야에서는 YOLO(You Only Look Once) 계열 모델이 실시간성과 정확도를 동시에 갖춘 알고리즘으로 활용되며, 농업 현장에 적합한 경량화 모델로의 접근이

지속적으로 시도되어 왔다 [1]. 한편, 기존 연구에서는 대부분의 YOLO 모델이 GPU 기반 서버 환경을 전제로 하고 있어, 실시간성이 요구되는 엣지 단말 환경에서는 적용이 제한적이었다. 이를 보완하기 위해 ONNX 형식에서의 모델 변환 및 TensorRT 기반 최적화 기법을 활용한 추론 속도 향상 연구가 진행되었으며, Jetson Nano 등 엣지 디바이스에서도 일정 수준 이상의 성능을 확보할 수 있음이 보고되었다 [2][3]. 실제로 이러한 경량 구조는 산불 연기 감지 [4], 비전 기반 교통 분석 등 다양한 분야에서 실증적으로 적용된 바 있다. 그러나 기존 연구들은 특정 객체(예: 연기, 토마토, 차량 등)에 대한 탐지 성능 비교나 추론 속도 분석에 초점을 두고 있으며, 이를 스마트 온실 내 이물 탐지라는 특수한 농업 환경에 실질적으로 적용한 사례는 드물다. 이에 본 연구에서는 앞선 연구들의 모델 구조 및 최적화 방법을 바탕으로, 스마트 온실 배지 내 이물질 탐지를 위한 YOLO 기반 경량 객체 인식 시스템을 엣지 환경에 실현 가능한 형태로 설계하고자 한다.

II. 관련 기술 및 최적화 기반 시스템 구조

스마트 온실 환경에서 이물질의 실시간 자동 탐지를 구현하기 위해서는, 객체 인식 알고리즘의 경량화뿐만 아니라 저전력 연산 장치에서 안정적으로 동작할 수 있는 최적화된 배포 구조가 필수적이다. 본 장에서는 본 연구에서 적용한 YOLO 계열 경량 모델과 이를 엣지 디바이스 환경에 효율적으로 적용하기 위한 모델 최적화 기법 및 시스템 구성 요소에 대해 기술한다.

II-I. YOLO 계열 경량 객체 탐지 모델

YOLO(You Only Look Once)는 영상 내 객체의 위치와 종류를 단일 연산 경로를 통해 동시에 예측할 수 있는 one-stage 객체 인식 모델로, 실시간성이 요구되는 응용 환경에서 널리 활용되고 있다. 기존 YOLO 모델은 상대적으로 높은 정확도를 제공하였으나, 연산량이 많아 엣지 디바이스와 같은 자원 제한 환경에서는 직접 적용이 어렵다는 한계가 있었다. 이러한 한계를 극복하기 위해 YOLOv5n, YOLOv8n 등 경량화된 모델이 제시되었으며, 이들 모델은 수 MB 내외의 크기와 수백만 개 수준의 파라미터로 구성되어 있어 연산 자원이 제한된 환경에서도 적용이 가능하다.

YOLOv8은 기존 버전 대비 구조적 효율성이 향상된 모델로, anchor-free 탐지 방식을 채택하고 있으며, SPPF(Spatial Pyramid Pooling Fast), C2f(Concatenate-Conv-Fuse) 블록 등을 포함한 경량 백본 구조를 기반으로 설계되었다. 이러한 구성은 연산 속도를 유지하면서도 객체 탐지 정확도를 손상시키지 않도록 돕는다. 본 연구에서는 YOLOv5n과 YOLOv8n 모델을 비교하여 실제 배치 환경에서의 적용 가능성을 분석하였다.

항목	YOLOv5n	YOLOv8n
모델 구조	CNN 기반	C2f 기반
모델 크기(MB)	1.9	3.2
파라미터 수	1.8M	3.2M
Anchor 구조	Anchor-based	Anchor-free
특징 모듈	SPP, PANet	SPPF, C2f
실행 가능 환경	GPU / 일부 Edge	GPU, Edge 최적화

표 1. YOLOv5n, YOLOv8n 모델의 구조 및 실행 특성 비교

Table 1. Comparison of the Architecture and Execution Characteristics of YOLOv5n and YOLOv8n Models

II-II. 모델 변환 및 추론 최적화 기법

YOLO 모델은 일반적으로 PyTorch 환경에서 학습되므로, 이를 Jetson Nano 등의 엣지 디바이스에서 효율적으로 실행하기 위해서는 ONNX(Open Neural Network Exchange) 형식으로의 변환 과정이 요구된다.

ONNX는 다양한 딥러닝 프레임워크 간 모델 호환을 지원하는 중간 표현 방식으로, ONNX 형식으로 변환된 모델은 TensorRT 등 고속 추론 엔진과 연계하여 성능을 극대화할 수 있다.

TensorRT는 NVIDIA 기반 하드웨어에서 딥러닝 모델을 고속으로 실행하기 위한 라이브러리로, INT8 양자화, 레이어 통합, 다이내믹 텐서 할당 등의 기법을 통해 추론 속도 및 연산 효율을 향상시킨다.

본 연구에서는 PyTorch 기반 YOLOv5n 및 YOLOv8n 모델을 ONNX 형식으로 변환한 후 TensorRT 최적화를 수행하여, 엣지 디바이스 환경에서 실시간 이물 탐지가 가능한 구조를 구현하였다. 최적화된 모델은 메모리 사용량이 적고 추론 시간이 짧아, 실제 배치 환경에서 반복적으로 수집되는 영상에 대해 실시간으로 탐지 결과를 반환할 수 있으며, 이물질이 탐지될 경우 경고 출력 등 후속 처리와의 연계도 지연 없이 수행된다.

III. YOLO 경량 모델을 활용한 스마트 온실 이물 탐지 시스템 설계

제안하는 이물 탐지 시스템은 영상 수집, 전처리, 객체 탐지, 결과 처리의 네 단계로 구성되며, 각 모듈은 엣지 디바이스 상에서 독립적으로 동작하도록 설계되었다.

영상 수집은 온실 배치 상부에 설치된 USB 카메라를 통해 수행되며, 해상도는 연산 효율을 고려해 320×320 또는 416×416으로 설정된다. 수집된 영상은 전처리 모듈에서 채널 정규화 및 리사이징을 거쳐 YOLO 모델 입력 형식에 맞춰 변환된다.

객체 탐지는 TensorRT로 최적화된 YOLOv5n 또는 YOLOv8n 모델을 통해 수행되며, 신뢰도 임계값(예: 0.6)을 기준으로 이물질로 분류된다. 탐지 대상은 포장재, 장갑, 낙엽 등 사전 정의된 클래스에 한정된다.

탐지 결과는 Bounding Box로 시각화되며, 로컬 로그 저장 또는 MQTT 기반 전송을 통해 사용자에게 전달된다. 시스템은 LED 점등, GUI 팝업 등 다양한 방식으로 경고를 출력할 수 있도록 구성되어 있으며, 서버 없이 엣지 단독 운용이 가능하다.

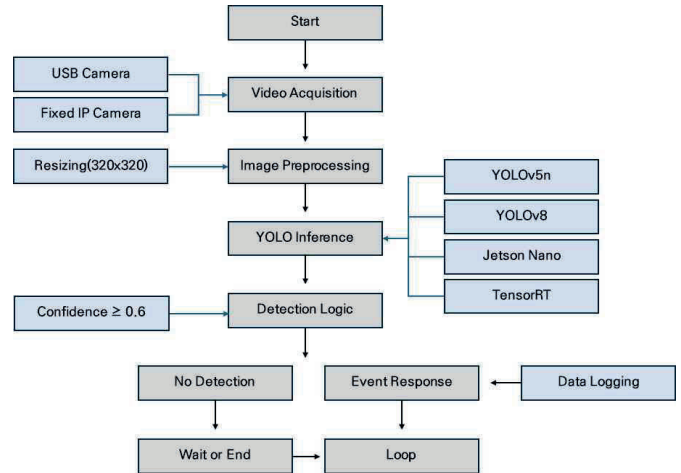


그림 1 스마트 온실 내 YOLO 기반 이물질 탐지 시스템 구성도

Fig 1. YOLO-Based Foreign Object Detection System Architecture in Smart Greenhouse

IV. 결론

본 연구에서는 스마트 온실의 배치 환경에서 발생할 수 있는 이물질을 실시간으로 탐지하기 위해, YOLO 계열의 경량 객체 인식 모델을 활용한 엣지 기반 탐지 시스템의 설계 방안을 제안하였다. 제안 시스템은 영상 수집, 전처리, 추론, 결과 처리의 네 단계로 구성되며, 모델의 경량화 및 ONNX 기반 변환, TensorRT 최적화 기법을 통해 Jetson Nano와 같은 연산 자원이 제한된 엣지 디바이스에서도 실시간 처리가 가능하도록 구성되었다. YOLOv5n 및 YOLOv8n은 각각 경량화된 구조를 갖추고 있으며, 객체 인식 성능을 유지하면서도 낮은 메모리 사용량과 빠른 추론 속도를 구현할 수 있다는 점에서 스마트 온실과 같은 제한된 환경에 적합한 모델로 판단된다. 또한, 본 시스템은 클라우드 연동 없이도 현장에서의 탐지 및 반응 처리가 가능하므로, 설치 비용 절감과 네트워크 부하 감소 측면에서도 우수한 적용성을 가진다. 향후 연구에서는 실제 온실 환경을 기반으로 다양한 조도 및 배경 조건에서의 탐지 성능 검증이 필요하며, 이물질의 형태나 색상 변화에 대한 인식 정밀도를 향상시키기 위한 데이터셋 고도화 및 후처리 알고리즘 개선이 요구된다. 또한 YOLO 외의 경량화 모델(EfficientDet-Lite, MobileNet-SSD 등)과의 비교 분석을 통해 모델 선택의 유연성을 확보하고, 최적 탐지 구조의 일반화 가능성을 검토할 수 있을 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

“본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 지역지능화혁신인재양성 (Grand ICT연구센터) 사업의 연구결과로 수행되었음” IITP-2025-2020-0-01489)

참 고 문 헌

- [1] 임윤정, 송규원, 조민상, 김예빈. (2024). Edge AI 환경에서 실시간 산 불연기 감지를 위한 딥러닝 모델 경량화 성능 분석. 정보과학회 컴퓨팅의 실제 논문지, 30(10), 525-530. 10.5626/KTCP.2024.30.10.525
- [2] 황영준, 송진하, 남종호. (2020-07-02). FFMPEG과 TensorRT를 통한 젯슨 나노 기반 스마트 CCTV 플랫폼 아키텍처 설계. 한국정보과학회 학술발표논문집, 서울.
- [3] 김현열, 김준수, 이인환, 이훈. (2021-02-03). TensorRT를 활용한 저 복잡도 인공지능 자율 주행 기술. 한국통신학회 학술대회논문집, 강원.
- [4] 최민성, 문미경. (2023). 딥러닝 알고리즘 기반 교통법규 위반 공익신고 영상 분석 시스템. 한국전자통신학회 논문지, 18(1), 63-70.