

# 참외 인공 수분 자동화를 위한 YOLOv8 기반 암꽃 인식 모델 개발

이기범, 박기수, 백자영, 김만중, 최인찬, 홍영기\*

\*국립농업과학원

keywii@korea.kr, kisupark@korea.kr, jayeong0919@korea.kr,

kmj0403@korea.kr, inchchoi@korea.kr, \*sanm70@korea.kr

## Development of a YOLOv8-Based Female Flower Detection Model for Automated Pollination of Korean Melons

Lee Ki-beom, Park Ki-su, Paek Jayeong, Kim Manjung, Choi Inchan, Hong Youngki\*

\*Department of Agricultural Engineering, National Institute of Agricultural Sciences

### 요약

최근 농촌 인구 감소와 노동력 문제로 인해 농작업 자동화에 대한 필요성이 증가하고 있으며, 이에 따라 참외와 같은 과채류의 인공 수분과 같은 농작업의 자동화가 요구되고 있다. 본 논문에서는 참외 작과제 처리 자동화를 위한 참외 암꽃 탐지 모델을 개발하고 성능평가 수행한다. 참외 암꽃 탐지 시스템 개발을 위하여 실시간 처리가 가능하고 높은 객체 탐지 성능을 제공하는 YOLO v8 모델을 활용하여 참외 암꽃 인식 모델을 개발하였다. 성능평가 결과 학습된 모델은 IOU 50에서 약 0.853의 높은 mAP 성능을 보여 참외 암꽃의 정밀한 탐지가 가능함을 확인하였다.

### I. 서론

최근 농촌인구의 감소로 인한 노동력 문제로 농작업 자동화에 대한 관심이 지속적으로 증가하고 있으며, 토마토, 오이 등 다양한 과채류를 대상으로 연구가 수행되고 있다.[1] 특히, 참외(*Cucumis melo* L. var. *makuwa*)는 한국, 일본, 중국에서 광범위하게 재배되고 있으며, 국내 시설 재배 면적은 2023년 기준 4,389ha로 과채류 중 5번째로 주로 토경 포복 재배 방식으로 재배되고 있다.[2] 온실에서 토양 재배를 통한 참외 재배는 벌과 같은 곤충이 없는 시기에 사람을 통한 인공 수분 과정이 필요하며, 이는 상당한 노동력을 요구하는 작업이다.

농업 자동화를 위해서는 작물의 위치와 상태를 영상 인식을 활용하는 것은 필수적으로 수행되어야 한다. 논문[3]에서는 토마토 적과를 위한 인식 시스템을 개발하였으며, 논문[4]에서는 인공지능 객체 탐지 기술 기반 토마토 병해충 탐지 시스템 설계하였다. 본 연구에서는 참외 인공 수분 자동화를 위하여 영상 및 인공지능 기반의 참외 암꽃 인식 모델을 개발하는 것을 목적으로 실시간 처리가 가능하고 객체 탐지 성능을 보이는 합성곱 신경망(CNN) 기반 객체 검출 모델인 YOLO (You Only Look Once) v8 모델을 사용한다.[5] 이를 통하여 작과제 처리 자동화 시스템 개발을 위한 참외 암꽃 검출 모델을 개발하여 참외 재배에서 인공 수분 과정을 자동화하기 위한 기초 단계로서의 연구를 수행한다.

### II. 학습 데이터 수집

참외 암꽃 인식을 위한 데이터 수집을 위하여 ZED mini 스테레오 비전 카메라를 활용하여 데이터를 수집하였다. 데이터 수집은 경상북도농업기술원의 성주참외과채류연구소에서 2월에 수집한 영상 데이터를 이용하였다. 영상 데이터는 참외 온실의 특성을 고려한 작과 자동화 시스템에서 사용할 영상과 비슷한 관점에서 영상 데이터 수집하기 위하여 온실 내부에 운반을 위한 레일에서 이동이 가능한 운반 기구에 카메라를 설치하여 온실을 이동하며 수집하였다. 영상 수집은 ZED mini 카메라의 영상 데이터를 ZED Explorer를 이용하여 스테레오 영상을 취득하였으며, 스테레오

비전 카메라로 촬영한 영상 데이터의 해상도는 가로 4416px, 세로 1242px로 15FPS로 촬영하였다. 수집된 동영상 데이터는 스테레오 영상으로 두 개의 카메라에서 촬영된 영상이 저장되며, 왼쪽 카메라에 촬영된 동영상을 OpenCV 라이브러리를 이용하여 15 프레임 단위로 2208\*1242 해상도의 이미지를 캡처하여 학습 데이터로 사용하였다. 그림 1은 데이터 수집 장치와 시설 참외 온실을 나타낸다.



그림 1. 참외 영상 데이터 취득

객체 검출을 위한 학습 데이터는 어노테이션 툴인 labelme를 활용하여 학습 데이터 라벨링 작업을 수행하였다. 그림 2와 같이 학습 데이터 라벨링은 박스 형태로 라벨링 하였으며, OF(Ovary Flower)와 FF(Female Flower)로 두 가지 클래스로 구분하였으며, OF는 수분이 진행되고 열매로 성장하는 자방과 꽃이 함께 보이는 상태의 객체로 정의하였다. FF는 자방은 보이지 않고 암꽃만 보이는 객체로 정의하여 꽃이 카메라를 정면을 바라보아 자방이 보이지 않는 경우에도 탐지할 수 있도록 하였다. 그림 3은 앞에서 정의한 OF와 FF 두 가지 클래스 객체를 나타내는 그림이다.

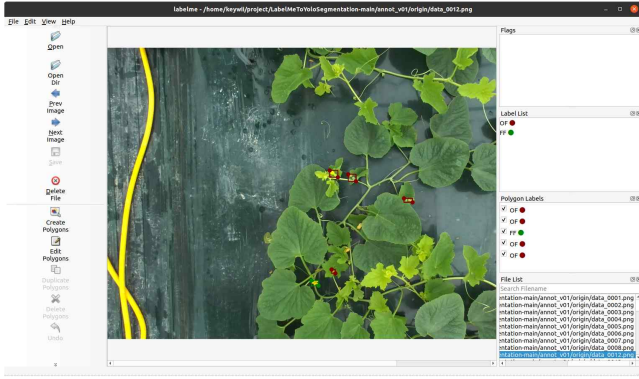


그림 2. 학습 데이터 라벨링



그림 3. 참외 암꽃 객체 클래스

학습에 사용된 데이터는 총 1,402장으로 객체가 포함된 데이터는 총 1,185장이며, 객체가 포함되지 않은 배경 데이터는 317장으로 구성되어 있다. 객체가 포함된 데이터에서 학습과 검증을 위하여 8 대 2의 비율로 나누어서 데이터셋을 구성하였으며, 학습에는 배경 이미지를 포함하여 총 1,185장이다. 학습 및 검증 데이터에 포함된 클래스별 객체는 표 1에 제시한 것과 같이 총 3,474개이다.

표 1. 학습 데이터셋 구성

데이터	영상 데이터		Class	
	객체영상	배경	OF	FF
<b>Train</b>	868	317	2470	301
<b>Validation</b>	217	-	621	82
<b>Total</b>	1085	317	3091	383

### III. 모델 학습 및 성능평가

객체 탐지 모델의 학습은 Ubuntu 20.04 운영체제에서 Intel(R) Core(TM) i9-14900K 3.20GHz CPU와 64GB RAM, NVIDIA RTX 4070 Ti SUPER 16GB GPU가 설치된 데스크톱에서 수행되었으며, CUDA는 12.1 버전을 사용하여 학습을 수행하였다. YOLO v8 모델은 빠른 학습을 위하여 전이학습을 지원하며 사전에 학습된 가중치에 구축한 데이터셋을 추가로 학습하여 빠르고 안정적인 학습이 가능한 장점이 있다. 따라서 본 논문에서는 YOLO v8 medium 모델을 전이학습을 통한 학습을 수행하였다. 학습 이미지에서 참외 암꽃 크기가 상대적으로 작아 객체 특징의 손실을 줄이기 위하여 학습에 사용된 이미지 크기는 1280px로 설정하였으며, 배치사이즈는 10, epoch은 100으로 설정하여 학습을 진행하였다.

그림 4는 학습된 모델의 F1-신뢰도 곡선으로 신뢰도가 0.435일 때 모든 클래스에 대해 F1 점수 0.79를 달성하였으며, 비교적 낮은 신뢰도에도 불구하고 높은 성능을 보여 모델의 예측이 전반적으로 안정적인 객체 탐지 성능을 확인할 수 있었다. 그림 5는 mAP 결과로 학습 과정에서의 모델의 정확도를 나타낸 그래프이다. 참외 암꽃 검출 모델의 검증을 수행한 결과는 표 2에 보이는 것과 같은 IOU 50에서 mAP 0.853을 50-95에서 0.578의 성능을 보였다. 또한, 검증 데이터로 사용된 217장에 이미지에 대해서

전처리 0.9ms, 추론 11.5ms, 후처리 1.9ms로 총 14.3ms로 약 70 FPS의 높은 처리 속도를 보이는 것을 확인하였다.

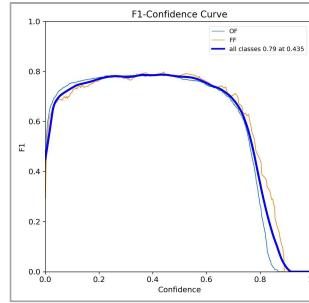


그림 4. F1-신뢰도 곡선

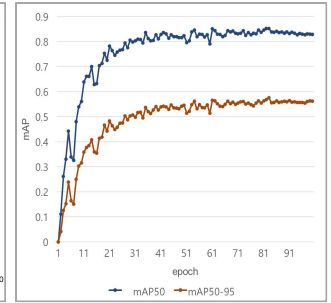


그림 5. mAP 성능평가

표 2. 참외 암꽃 검출 모델 성능평가 결과

Class	Images	Instances	Precision	Recall	mAP <sub>50</sub>	mAP <sub>50-95</sub>
<b>all</b>	217	703	0.839	0.738	0.853	0.578
<b>OF</b>	217	621	0.865	0.72	0.834	0.5
<b>FF</b>	217	82	0.814	0.756	0.873	0.657

### IV. 결론

본 연구에서는 참외 암꽃 인식을 위한 객체 탐지 모델을 개발하고, 실시간 처리 가능성과 높은 정확성을 확인하였다. YOLO v8 모델을 사용하여 학습된 모델은 약 0.435 낮은 신뢰도에도 불구하고 모든 클래스에 대해 0.79의 F1 점수를 달성하여 참외 암꽃의 정밀한 탐지에 매우 효과적임을 확인하였다. 또한, mAP 성능평가 결과에서도 높은 점수를 보여 참외 암꽃에 대한 높은 정밀도와 재현율을 달성하였다. 향후 연구에서는 작물의 성장에 따라 변화되는 환경 조건을 고려하기 위하여 시기별 작물의 성장을 고려한 학습 데이터셋을 구축하고 참외 암꽃 인식 모델의 범용성을 증가시켜 인공 수분 자동화 시스템 개발에 활용하고자 한다.

### ACKNOWLEDGMENT

본 논문은 농촌진흥청 연구사업(세부과제번호: PJ01742702)에서 지원하여 연구하였음.

### 참 고 문 헌

- [1] Yong-Hyun Kim et al., "The Study on Oriental Melon Detection System for Monitoring Robot in a Hydroponic greenhouse" in Proceedings of Institute of Control, Robotics and Systems, 2022, pp. 84-85.
- [2] Korean Statistical Information Service (KOSIS), Crop production survey, 2023. Available from: [https://kosis.kr/statHtml/statHtml.do?orgId=101&tblId=DT\\_1ET0027&conn\\_path=I2](https://kosis.kr/statHtml/statHtml.do?orgId=101&tblId=DT_1ET0027&conn_path=I2) (accessed May. 2, 2024)
- [3] Yong-Hyun Kim et al., "Comparative Study on Fruit Growth for Tomato Fruit Robot," The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences, vol. 47, no. 11, pp. 1990-1997, 2022, doi: 10.7840/kics.2022.47.11.1990
- [4] Kim Jae Heon and Lee Meong Hun, "Design of Tomato Pest Detection System based on Object Detection Technology," in Proceedings of Symposium of the Korean Institute of communications and Information Sciences, 2024, pp. 534-535.
- [5] Jocher, G., Chaurasia, A., & Qiu, J. (2023). Ultralytics YOLO (Version 8.0.0) [Software]. Ultralytics. <https://ultralytics.com>