

토마토 적과로봇을 위한 토마토 인식 모델 개발

김 용 현*, 조 병 효*, 이 기 범*, 김 만 중*, 김 원 경*, 홍 영 기*, 김 경 철*

Comparative Study on Fruit Growth for Tomato Fruit Robot

Yong-Hyun Kim*, Byeong-Hyo Cho*, Ki-Beom Lee*, Man-Jung Kim*,
 Won-Kyung Kim*, Youngki Hong*, Kyoung-Chul Kim*

요 약

작물을 재배하는 데 있어 적과는 중요한 작업 중 하나이며, 적과를 제시기에 하지 않으면, 상품성 있는 고품위 과실을 얻지 못한다. 최근에 농업에 인공지능을 적용한 연구가 많아지고 있음에도 불구하고, 적과 관련 자동화 연구는 아직 미비한 상태이다. 따라서 본 연구에서는 적과 자동화를 위한 기초실험으로 로봇을 이용한 적과 방식과 기존의 관행적 적과 방식이 과실 성장에 미치는 영향을 비교하기 위한 연구를 수행하였다. 로봇적과로 토마토를 인식하기 위해 YOLOv3 객체 인식 알고리즘을 활용해서 토마토를 학습하였다. 모델의 최고 정확도는 92.23%를 얻었다. 로봇 적과는 먼저 인식되는 토마토와 인식 정확도에 따라 과실 2개를 제거하였으며, 기존 관행 적과 방법은 줄기의 가장 안쪽과 바깥쪽 과실을 제거하였다. 화방은 각각 10화방씩 선정하였으며 남은 과실의 둘레 측정을 통해 성장차이를 비교하는 실험을 진행하였다. 측정은 각 과실의 색 변화가 될 때까지 진행하였다. 결과적으로 색 변화 시점의 두 실험의 크기를 T-검정 등분산 검정을 통해 비교했을 때, 두 집단의 분산은 다르다고 볼 수 없음을, 유의수준 0.05에서 차이가 없음을 확인하였다.

키워드 : 객체인식, 적과, 수확 로봇, 수경재배 온실, 참외

Key Words : Object Detection, Fruit Thinning, Harvesting Robot, Hydroponic Greenhouse, Oriental Melon

ABSTRACT

Fruit thinning is one of the most important tasks in cultivating crops and if we do not fruit thinning on time, we will not be able to get high-quality fruit. Recently, despite the growing number of studies on the application of AI (Artificial Intelligence) to agriculture, research on fruit thinning related automation is still insufficient. Therefore, a study was conducted to compare the effects of the robot-based fruit thinning method and the traditional fruit thinning method on fruit growth as a basic experiment for fruit thinning automation. To recognize tomatoes as a robot, the tomato was learned using the YOLOv3 object recognition algorithm. The highest accuracy of the model was obtained 92.23%. Robotic fruit thinning method removed two fruit according to the recognition accuracy and recognized first, and the traditional method removed the innermost and outermost fruit of the stem. 10 flower clusters were selected for each, and then measurements were continued until there was color change for each. In result when the size of the two experiments at the time of color change was compared through the T-test equal variance test, the variance of the two groups was not considered to be different at the significance level of 0.05.

* 본 연구는 농림축산식품부 및 과학기술정보통신부, 농촌진흥청의 재원으로 농림식품기술기획평가원과 재단법인 스마트팜연구개발사업단의 스마트팜다부처패키지혁신기술개발사업의 지원을 받아 수행되었습니다(421031-04).

♦ First Author : National Institute of Agricultural Sciences, Jeonju, Korea, kyh39612@korea.kr, 정희원

° Corresponding Author : National Institute of Agricultural Sciences, Jeonju, Korea, kkcmmole@korea.kr, 정희원

* National Institute of Agricultural Sciences, Jeonju, Korea

논문번호 : 202207-139-0-SE, Received July 18, 2022; Revised September 5, 2022; Accepted September 13, 2022

I. 서 론

토마토는 우리나라뿐만 아니라 전 세계적으로 널리 재배되어 소비되고 있는 과채류이며, 국내의 경우 2021년 기준 전체 시설재배면적의 7.3% 정도를 차지할 정도로 소비가 많다^[1]. 그러나 농업인구의 고령화 및 감소와 COVID-19 등에 인한 고용노동력 감소 등의 문제로 토마토 생산에 어려움을 겪고 있다. 특히, 토마토 재배는 인력이 필요한 작업들이 많으며, 이로 인하여 2018년부터 토마토 재배면적과 생산량 또한 감소하는 추세이다^[2].

토마토의 경우 상품성 있는 고품위 과실을 얻기 위해서 재배과정에서 적과 작업이 큰 비중을 차지한다. 적과란 과실을 제거하는 것을 의미하는데, 한 화방에서 3개 이상의 과실을 재배할 경우 영양분이 분산되어 과실에 영향을 끼칠 뿐 아니라, 다른 화방에까지 영향을 미치기 때문에 필수적인 작업이다. 토마토 적과의 경우에는 한 화방의 모든 과실이 열린 후에 3-4개의 과실만을 남기고 행하는 것이 일반적이며, 본 연구에서도 이와 동일한 방법으로 적과하였다. 특히 토마토는 유인 줄을 타고 8m 이상 자라는 덩굴식물이기 때문에 리프트를 타고 이동하며 작업을 해야 하는 위험성이 따른다. 이러한 이유로, 토마토 재배부터 수확까지 자동화 전환을 위한 농업용 로봇 관련 연구가 활발히 진행되고 있지만^[2], 주로 인공지능을 활용한 모니터링 및 수확 로봇 관련 연구로^[3,4] 적과 관련 자동화 연구는 부족한 실정이다.

따라서 본 연구에서는 로봇 관점에서 One-stage 기반 객체 인식 인공지능 알고리즘인 YOLO를 활용해서 적과한 화방이 기존 관행에 따라 적과한 화방과 과실의 성장 차이가 있는지를 분석하는 실험을 진행하고자 하였다^[6]. 기존의 적과 방법은 줄기의 가장 안쪽 과실과 바깥쪽 과실을 적과하는 방식으로 진행된다. 그러나 인식 인공지능 모델을 사용해서 가장 안쪽과 바깥쪽을 인식하는 것은 가려짐 및 불규칙적인 성장으로 어려움이 있기 때문에 인식되는 순서와 인식정확도순으로 적과를 진행한 후, 과실의 성장을 측정하면서 비교하는 실험을 진행하였다. 따라서 기존 관행에 따라 적과한 10개의 화방과, 단일 객체 인식 알고리즘인 YOLOv3를 활용한 모니터링 로봇으로 인식되는 토마토를 적과한 10개의 화방의 토마토의 성장과 병들을 일주일에 2번씩 관찰 및 돌려측정을 통해 두 집단의 비교분석 실험을 진행하였다.

II. 재료 및 방법

2.1 적과 인식 시스템 구현 방법

본 연구에서는 수경재배 온실에서 토마토 재배를 위해 필수적인 작업인 적과 방법에 따른 과실의 생장을 비교하고자 하였으며, 기존 관행에 따른 적과 방법과 로봇 관점에서 토마토 인식을 위한 인공지능 모델을 활용한 적과 방법 사이의 성장 비교 실험을 진행하였다. 실험은 그림 1에 나타난 바와 같이 국립농업과학원(전라북도 완주군)에 위치한 수경재배 온실에서 진행하였으며, 적과 방법에 따라 실험구간을 따로 선정하여 실험을 진행하였다.

로봇 적과는 그림 2와 같이 서버 컴퓨터에서 토마토 데이터 셋을 활용해서 YOLO알고리즘 기반으로 학습을 진행하여 토마토 인식 인공지능 모델을 얻었으며, 모델을 로봇에 부착된 휴대용 컴퓨터에서 카메라를 활용해서 적과 대상 토마토를 인식하는 과정을 통해 진행이 된다. 그림 3은 본 연구에서 이용한 로봇



그림 1. 수경재배 온실 이미지
Fig. 1. Hydroponic greenhouse image

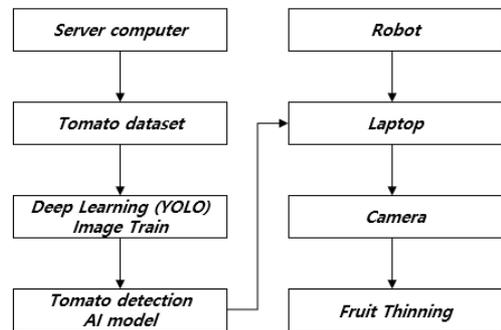


그림 2. 적과 로봇 시스템 흐름
Fig. 2. Fruit thinning robot system flow



그림 3. 적과 용 모니터링 로봇
Fig. 3. Monitoring robot for fruit thinning

시스템을 나타낸 것이며, 배지 사이의 온수 배관 레일 위로 주행이 가능한 모바일 로봇에 영상 취득을 위한 카메라(Shenzhen Ailipu Technology Co.,Ltd, China)와 토마토 인식 인공지능 모델을 탑재하기 위한 컴퓨터(CPU: 11th Gen Intel® Core™ i5-11300H @3.10GHz, GPU: NVIDIA Geforce RTX 3060 Laptop GPU)를 설치하였다. 본 시스템을 이용하여 인식된 토마토 과실의 순서로 적과를 진행하였다.

로봇 관점에서 토마토를 인식하고 적과하기 위해서는 토마토를 인식할 수 있는 인공지능 모델이 필요하다. 따라서 본 연구에서는 토마토 인공지능 인식 모델의 학습과 검증을 위해 Kaggle에서 제공하는 토마토 데이터 셋을 사용하였다. 이미지 데이터는 그림 4에서 확인할 수 있듯이 다양한 촬영 각도와 과실의 속도를 고려한 이미지가 총 895장 있으며, 라벨링 되어 좌푯



그림 4. Kaggle 토마토 이미지 데이터 셋[7]
Fig. 4. Tomato image dataset on Kaggle[7]

표 1. 학습과 검증에 사용된 데이터 비율
Table 1. Training-testing data split ratio

	Number of image	Number of labeling
Train	805	4,368
Test	90	562

값을 알 수 있는 토마토는 총 4,930개다⁷⁾.

데이터 셋은 표 1에서 보이는 것과 같은 비율로 나누어서 학습을 진행하였다. 본 연구에서는 객체 인식을 위해 많이 사용되고 있는 YOLO 기반 알고리즘을 이용하여 로봇 적과를 위한 실시간 토마토 인식 인공지능 모델의 학습을 진행하였다.

객체를 인식하는 알고리즘은 크게 2가지로 나눌 수 있는데, 첫 번째는 Two-stage 기반의 알고리즘이 있다. 대표적으로는 R-CNN 계열의 Fast R-CNN, Faster R-CNN 등의 알고리즘이 있으며, 정확도는 비교적 One-stage보다 높지만, 계산 과정에서 특징을 한번 추출한 후 인식단계를 거치는 Region Proposal Network (RPN)단계 때문에 많은 컴퓨터 자원을 사용해서 FPS (Frame Per Second)가 낮다는 단점이 있다 [8][9]. 두 번째는 One-stage 기반의 알고리즘이 있으며 대표적으로 많이 사용하는 알고리즘으로는 YOLO, SSD 등이 있다¹⁰⁾. One-stage 기반의 알고리즘은 Two-stage 기반 알고리즘의 특징영역 검출단계인 Region Proposal Network (RPN)작업을 거치지 않고, 이미지 전체에서 한 번에 특징을 추출하는 단일네트워크 구조 때문에 인식 속도가 빠르다는 장점이 있다. 반면에, 픽셀 크기가 작은 객체에서는 특징을 찾지 못해 Two-stage 기반 알고리즘에 비해 정확도가 낮다.

본 연구에서는 토마토 이미지의 픽셀 크기가 작지 않고, 빠른 이미지 처리 속도 때문에 One-stage 기반의 YOLOv3를 활용해서 적과를 위한 인식 모델을 개발하였다¹¹⁾. 2016년 처음 발표된 YOLO 알고리즘은 실시간 객체 인식을 할 수 있다는 장점으로 다양한 분야에서 주목을 받았으며, 지속적으로 연구 및 개선되고 있어 농업 분야에서도 많이 쓰이고 있다¹²⁾. 그림 5는 YOLO의 객체 인식을 위한 과정을 나타낸 것이다. 이러한 이유로, 본 연구에서는 실시간으로 적과 대상 토마토를 인식하기 위해 YOLOv3 알고리즘 기반으로 토마토 데이터 셋의 학습을 진행하였다.

학습에 적용된 파라미터는 표 2에 나열했으며, 학습에 사용된 컴퓨터의 CPU는 Intel Core i9-7920X, GPU는 NVIDIA Geforce RTX 2080Ti, RAM 32GB 로 컴퓨터 사양을 고려해서 GPU 메모리에 적절한 입

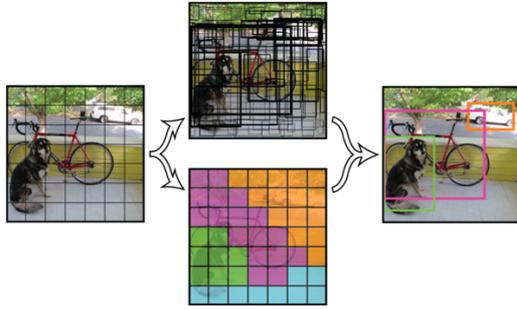


그림 5. YOLO 알고리즘 구조[6]
Fig. 5. YOLO algorithm architecture[6]

표 2. YOLO학습 파라미터
Table 2. YOLO train parameter

Model	Image Size	Batch size	Mini batch	Learning rate
YOLOv3	416×416	48	8	0.001

력 이미지 사이즈와 배치 사이즈를 선정하였다.

2.2 적과 및 생육 데이터 취득 방법

실험군 선정은 그림 6에서 보는 바와 같이 착과 된 후 과실이 5개씩 맺혀있는 화방만을 선정하였으며, 관행 및 로봇 적과를 위해 각각 10 화방씩 총 20 화방을 대상으로 실험을 진행하였다. 관행 적과의 경우 줄기 가장 안쪽과실과 바깥쪽 과실을 제거하였다. 로봇 적과의 경우에는 그림 7과 같이 인공지능 모델을 활용해서 먼저 인식되는 토마토를 적과하였으며, 여러 개의 과실이 인식될 때는 출력되는 인식 정확도가 높은 순서에 따라 2개의 과실을 잘라내었다.

적과 후에는 그림 8과 같이 줄자를 이용하여 일주일에 2번(매주 월요일, 목요일 오전) 과실의 둘레를 측정하였으며, 실험은 2022년 2월 14일부터 3월 28일까지 진행하였다. 또한, 실험이 진행되는 동안 병과나 저 품위 과실 발생 여부를 확인하였다. 토마토의 둘레



그림 6. 적과 전 선정된 화방
Fig. 6. Flower cluster before fruit thinning



그림 7. 적과 대상 토마토 인식 이미지
Fig. 7. Tomato detection image for fruit thinning



그림 8. 토마토 둘레 측정
Fig. 8. Tomato round measurement

는 그림 8과 같이 줄자를 사용하여 측정하였으며, 토마토 중심부의 최대둘레를 측정하여 나타내었다. 실험은 각 과실의 색이 변화될 때까지 진행하였으며, 색 변화의 기준은 Turning을 기준으로 수확하였다^[13].

III. 결과 및 고찰

3.1 토마토 인식 모델 학습 결과

본 연구에서는 YOLOv3를 활용하여 실시간 토마토 인식 인공지능 모델을 학습하였다. 그림 9에서 확인할 수 있듯이 x축은 학습 반복 횟수를 나타내고, 좌측 y 값은 정확도, 우측 y 값은 loss 값을 나타낸다. 학습은 loss가 수렴할 때까지 진행하였고, 최고 mAP (mean Average Precision)는 IoU (Intersection over Union) 0.5에서 92.23% 정도로 나타났다. 학습된 인공지능 모델의 정확도는 비교적 높게 나왔다고 판단된다^[14]. 수경재배 환경에서의 적과를 위한 토마토 인식 또한 인식률이 높아서 실험을 진행하는데 착오가 없었다.

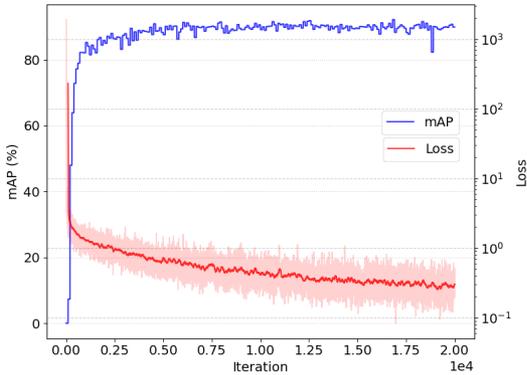


그림 9. YOLOv3 mAP&Loss 그래프
Fig. 9. YOLOv3 mAP&Loss graph

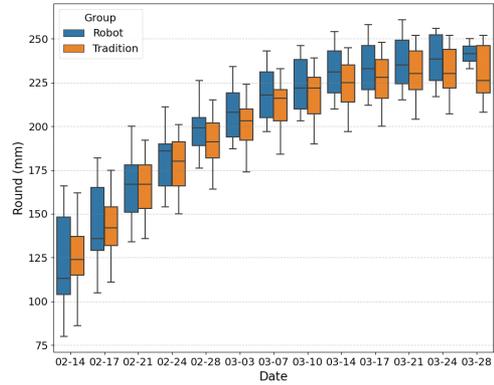


그림 10. 적과 방법에 따른 토마토 과실의 생장 비교
Fig. 10. The comparison of tomato fruit growth according to fruit thinning

3.2 적과 후 과실 생장 데이터 비교

관행 및 로봇인식에 따른 적과를 진행한 후, 토마토 과실의 생장 변화를 시계열 데이터로 취득하였으며, 그 결과는 그림 10에 나타내었다. 그림 10은 관행 및 로봇인식 적과 후 남은 과실의 평균 둘레와 표준편차를 나타낸 것이며, x축은 데이터를 취득한 날짜, y축은 과실의 둘레를 나타낸다. 관행 및 로봇인식 적과와 관계없이 토마토의 둘레는 점차적으로 증가하였으며, 3월 28일의 경우 약간 감소하는 경향을 나타내었다. 이는 토마토 둘레를 측정하면서 색이 변한 과실을 수확했기 때문에 실험이 길어질수록 토마토의 개체수가 줄었으며, 큰 토마토의 경우 먼저 수확되었기 때문으로 판단된다. 표 3에는 시기별 수확된 토마토 양을 나타내었다. 그림 10의 사분위편차 그래프를 봤을 때, 두 집단의 평균값과 분산을 비교했을 때, 큰 차이가 없다고 사료된다.

그림 11은 두 집단의 시작 시점과 색 변화 시점의 토마토 둘레에 대한 분포도를 시작 시점의 두 집단의 분포는 색 변화 시점보다 분포도가 넓고, 상관관계가 비교적 적은 것을 볼 수 있는데, 그 이유는 시작 시점의 모든 화방이 같은 날 착과 된 것이 아니기 때문으로 판단된다. 그러나 끝 시점의 분포는 각 과실마다

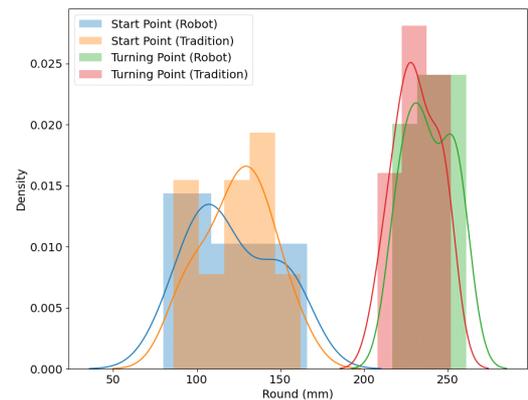


그림 11. 두 집단의 실험 시작과 색 변화 시점의 분포도
Fig. 11. Distribution graph of two groups about start of experiment and time of color change

표 3. 시기별 텃밭 시기에 수확된 토마토 과실의 개수
Table 3. Number of tomato fruits harvested at the turning by season

Date	Robot	Tradition
3/17	4	5
3/21	8	7
3/24	3	4
3/28	2	1

색 변화 시점의 크기를 대상으로 나타낸 그래프이므로 비교적 두 집단의 분포 그래프가 상관관계를 나타내는 것을 볼 수 있다.

그러나 두 집단의 개체수가 적기 때문에 정규성 검증을 진행하였다. 토마토가 색 변화된 시기의 토마토 둘레에 대한 각각 두 집단의 자크베라 검정 (Jarque-Bera Test)을 진행하였으며 표 4는 로봇 적과 후 남은 17개 과실의 집단과 관행에 따른 적과 후 남은 17개의 과실 집단의 정규성 검증분석을 나타낸다 [15]. 두 집단 모두 p 값이 0.523, 0.692로 유의수준 0.05보다 크므로 두 집단 모두 정규분포가 아니라는 통계적 근거가 없다고 판단된다.

또한 두 집단의 분산이 같다는 것을 검증하기 위해 F-검정을 시행하였으며, 결과는 표 5에 나타냈다. 초깃값 P가 0.443으로 유의수준 0.05보다 크므로 두 집

표 4. 자크베라 검정
Table 4. Jarque-Bera Test

	Robot	Tradition
degree of freedom	17	17
sample skewness	0.040	0.074
sample kurtosis	-1.350	-1.009
JB test statistic	1.295	0.737
p value	0.523	0.692

표 5. F-검정 두 집단 분산 분석
Table 5. F-test two groups analysis

	Robot	Tradition
Average	238.529	229.647
variance	192.890	179.368
number of observations	17	17
degree of freedom	16	16
F ratio	1.075	
P (F<=f) one-sided test	0.443	
F critical value: one-sided test	2.333	

단의 분산은 같다고 할 수 있다. 따라서 등분산 검정을 하기 위해 표 6에 나타낸 바와 같이 T-검정 등분산 검정을 진행했다. P 양측검정(P (T<=t) two-sided test) 값이 0.067이며, 이는 유의수준 0.05보다 크기 때문에 두 집단이 같다는 가설을 기각할 수 없다. 따라서 두 집단 사이에 유의한 차이가 없음을 확인하였

표 6. T-검정 두 집단 등분산 통계분석
Table 6. T-test two groups analysis of equal variance

	Robot	Tradition
Average	238.529	229.647
variance	192.890	179.368
number of observations	17	17
pooled variance	186.129	
hypothesis mean difference	0	
degree of freedom	32	
t statistic	1.898	
P (T<=t) one-sided test	0.033	
t critical value one-sided test	1.694	
P (T<=t) two-sided test	0.067	
t critical value: two-sided test	2.037	

다. 또한, t 통계량(t statistic) 값도 1.898로 t 기각치 양측검정 값(t critical value two-sided test)인 2.03보다 작으므로 두 집단의 차이가 없다고 할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 위의 통계분석을 바탕으로 수경재배 환경에서의 토마토 적과 작업을 기존 관행에 따른 방법 대신 로봇을 이용해서 적과를 해도 토마토의 성장에는 큰 차이가 없는 것으로 판단되며, 본 연구가 적과 작업을 자동화할 수 있는 기초자료로 사용될 수 있을 것이라고 판단된다.

IV. 결 론

본 연구에서는 기존 관행에 따라 적과한 화방과 로봇 관점에서 토마토 인식 인공지능 모델을 활용해서 적과한 화방 내 과실의 생장 비교 실험을 진행하였다. 토마토를 유인하는 과정, 방제 과정과 같은 재배과정에서 낙과 및 병과가 발생할 것을 예상하여 10화방씩 선정해서 연구를 진행하였다. 총 30개의 실험 대상 중 13개씩 낙과가 발생하여 최종적으로 각각 17개의 과실을 비교분석에 사용했으며, T-검정 등분산 검정을 통해 두 집단 사이에 생육 차이가 없음을 확인하였다. 본 연구는 토마토 적과 로봇 개발과 관련된 연구를 위한 유용한 기초자료로 활용될 수 있을 것이라 판단되며, 추후에는 더 많은 화방을 선정하여 추가적인 실험을 진행할 예정이다.

References

- [1] Korean Statistical Information Service (KOSIS), *Crop production survey*, 2021. Available from: https://kosis.kr/statHtml/statHtml.do?orgId=101&tblId=DT_1ET0027&conn_path=I2 (accessed Sep. 18, 2021)
- [2] L. Zhang, J. Jia, G. Gui, X. Hao, W. Gao, and M. Wang, "Deep learning based improved classification system for designing tomato harvesting robot," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 67940-67950, 2018. (<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2879324>)
- [3] D. Seo, B. H. Cho, and K. Kim, "Development of monitoring robot system for tomato fruits in hydroponic greenhouses," *Agronomy*, vol. 11, no. 11, p. 2211, Oct. 2021. (<https://doi.org/10.3390/agronomy11112211>)
- [4] H. Yaguchi, K. Nagahama, T. Hasegawa, and

- M. Inaba, "Development of an autonomous tomato harvesting robot with rotational plucking gripper," *IEEE/RSJ Int. Conf. IROS*, pp. 652-657, 2016.
(<https://doi.org/10.1109/IROS.2016.7759122>)
- [5] H. J. Kweon and D. H. Sagong, "Influence of time of hand-thinning on bitter pit incidence and fruit quality in 'gamhong'/m.9 apple trees," *J. Bio-Environ. Contr.*, vol. 30, no. 4, pp. 342-350, 2021.
(<https://doi.org/10.12791/KSBEC.2021.30.4.342>)
- [6] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You only look once: Unified, real-time object detection," in *Proc. IEEE Conf. CVPR*, pp. 779-788, 2016.
(<https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>)
- [7] Larxel, *Tomato detection*, Kaggle, 2020, Available from: <https://www.kaggle.com/andrewmvd/tomato-detection> (accessed Aug. 23, 2021)
- [8] R. Girshick, "Fast r-cnn," in *Proc. IEEE ICCV*, pp. 1440-1448, 2015.
(<https://doi.org/10.1109/ICCV.2015.169>)
- [9] S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun, "Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks," *IEEE Trans. Pattern Anal. and Mach. Intell.*, vol. 39, no. 6, pp. 1137-1149, Jun. 2017.
(<https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2577031>)
- [10] W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy, S. Reed, C. Y. Fu, and A. C. Berg, "Ssd: single shot multibox detector," in *Eur. Conf. Comput. Vision*, pp. 21-37, 2016.
(https://doi.org/10.1007/978-3-319-46448-0_2)
- [11] J. Redmon and A. Farhadi, "Yolov3: An incremental improvement," arXiv preprint arXiv:1804.02767, 2018.
(<https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.02767>)
- [12] G. Liu, J. C. Nouaze, P. L. Touko Mbouembe, and J. H. Kim, "Yolo-tomato: A robust algorithm for tomato detection based on yolov3," *Sensors*, vol. 20, no. 7, p. 2145, 2020.
(<https://doi.org/10.3390/s20072145>)
- [13] H. Y. Song, B. H. Cho, Y. H. Kim, and K. C. Kim, "Development of a classification model for tomato maturity using hyperspectral imagery," *KJOAS*, vol. 49, no. 1, pp. 129-136, 2022.
(<https://doi.org/10.7744/KJOAS.20220010>)
- [14] S. M. Saranya, R. R. Rajalaxmi, R. Prabavathi, T. Suganya, S. Mohanapriya, and T. Tamilselvi, "Deep learning techniques in tomato plant - a review," in *J. Physics: Conf. Series*, vol. 1767, no. 1, p. 012010, 2021.
(<https://doi.org/10.1088/1742-6596/1767/1/012010>)
- [15] B. Yazici and S. Yolacan, "A comparison of various tests of normality," *J. Statistical Computation and Simulation*, vol. 77, no. 2, pp. 175-183, 2007.
(<https://doi.org/10.1080/10629360600678310>)

김 용 현 (Yong-Hyun Kim)



2021년 2월 : 성균관대학교 바이오메카트로닉스학과 석사
2021년 7월~현재 : 국립농업과학원 스마트팜개발과 전문연구원
2022년 3월~현재 : 충남대학교 바이오시스템기계공학과 박사과정

<관심분야> 인공지능, 컴퓨터비전, 스마트농업
[ORCID:0000-0003-4774-2354]

조 병 호 (Byeong-Hyo Cho)



2017년 8월 : 충북대학교 바이오시스템공학과 석사
2021년 3월 : 호카이도대학 농학원 공생기반학전공 박사
2021년 7월~현재 : 국립농업과학원 스마트팜개발과 박사후연구원

<관심분야> 영상처리, 농업 인공지능, 비파괴 분석
[ORCID:0000-0001-7276-5617]

이 기 범 (Ki-Beom Lee)



2014년 8월: 전북대학교 컴퓨터공학과 석사
2021년 2월: 전북대학교 컴퓨터공학과 박사
2022년 1월~현재: 국립농업과학원 스마트팜개발과 박사후연구원

<관심분야> 강화학습, 객체 인식, 디지털트윈
[ORCID:0000-0002-7251-0953]

홍 영 기 (Youngki Hong)



2004년 3월: 일본 동경농업대 생물환경조절학전공 박사
2007년 3월~2021년2월 : 국립농업과학원 농업연구사
2021년 3월~현재: 국립농업과학원 스마트팜개발과 연구관

<관심분야> 영상처리, 기계학습, 인공지능
[ORCID:0000-0002-9772-9820]

김 만 중 (Man-Jung Kim)



2019년 2월: 전북대학교 기계시스템공학과 석사
2022년 2월: 전북대학교 기계시스템공학과 박사
2022년 3월~현재: 국립농업과학원 스마트팜개발과 박사후연구원

<관심분야> 농업 로봇, 농업자동화, 자동화시스템
[ORCID:0000-0003-0600-489X]

김 경 철 (Kyoung-Chul Kim)



2015년 8월: 전북대학교 정밀기계공학과 박사
2016년 7월~2019년 1월: 농업기술실용화재단 연구원
2019년 2월~현재: 국립농업과학원 스마트팜개발과 연구사
<관심분야> 농업로봇, 농업인공지능

[ORCID:0000-0001-6699-881x]

김 원 경 (Won-Kyung Kim)



2014년 2월: 서울대학교 바이오시스템·소재학부 석사
2022년 8월: 부산대학교 바이오산업기계공학과 박사
2021년 7월~현재: 국립농업과학원 스마트팜개발과 박사후연구원

<관심분야> 스마트농업, 온실환경센서, IoT
[ORCID:0000-0003-4774-2354]