



YOLO기반의 객체인식을 통한 딸기 수확 로봇 시스템에 대한 연구

이승원^a, 유경현^a, 강영균^a, 김종민^b, 이철수^{b*}

Strawberry-harvesting Robot System with Object Detection Based on YOLO

Seung-won Lee^a, Kyung-hyun Yoo^a, Yeong-gyun Kang^a, Jong-min Kim^b, Cheol-soo Lee^{b*}^a Department of Mechanical Engineering, Graduate School, Sogang University^b Department of Mechanical Engineering, Sogang University

ARTICLE INFO

Article history:

Received	2	December	2022
Revised	5	April	2023
Accepted	10	April	2023

Keywords:

Agricultural robot
 RGB-depth camera
 YOLO
 Object detection
 Strawberry harvesting

ABSTRACT

Recently, interest in intelligent agricultural robots has surged due to the aging of rural workers, leading to active research on agricultural automation. We designed a strawberry harvesting robot that moves along a rail, equipped with a 3-axis linear actuator, an RGB-Depth camera for object detection, and a rotary gripper for branch cutting. Our research focused on developing algorithms for strawberry maturity classification using an AI vision system, calculating cutting points for fruit acquisition, and implementing these algorithms in a robot. A convolutional neural network based on YOLO was employed for object detection, and representation learning was used to determine the picking point with an ROI(Region Of Interest) image derived from object detection. Our strawberry harvesting robot system boasts an average harvesting success rate of 90% for ripe fruits.

1. 서론

최근 한국에서 농촌 일력의 고령화로 인해 지능형 농업 로봇에 대한 관심이 높아지고 있다. 따라서 농업의 자동화 및 무인화에 대한 연구가 활발하게 수행된다. 지능형 농업 로봇의 기능은 농작물 재배와 관리, 개체 인식 및 수확, 성숙도 등에 따른 상품성 평가 및 분류 등으로 구분된다. 그 중 개체 인식 및 수확 로봇에는 개체에 대한 인식 기술과 로봇제어 기술이 필요하다.

자동 개체 수확의 성공률을 높이기 위해 과수에 대한 탐색과 인식이 중요하다. 개체 탐색 및 인식방법으로 개체의 특징을 이용한 방법이 연구되었다. 과육과 꼭지의 색상 값(pixel value)을 구별하여 외각선을 추출하는 방법^[1], 색상 값으로 구분된 개체에 골격 트리를 생성하여 개체의 중심과 방향을 얻는 방법 등이 연구되었

다^[2]. 이러한 개체의 특징을 이용한 방법은 단일 개체에 대한 빠른 인식을 보이지만 여러 개체가 겹쳐진 상황에서 인식률이 하락한다. 이러한 단점을 극복하고자 인공지능을 이용한 개체 인식이 연구되고 있다. 이러한 연구로 파프리카 개체 인식과 수확방법에 대한 연구^[3], 딥 러닝과 확률모델을 이용한 토마토 개체 추적 연구, YOLO 모델을 이용한 사과인식 및 검출 등이 연구되었다. 수확 자동화를 위한 시스템에서 객체 검출을 통해 인식된 과수를 잡는 위치와 수확 방법도 중요하다. Dimeas 등 은 색을 통해 과육 부분과 꼭지 부분으로 분리하였고 분리된 영역의 외각선의 특징점들을 추출하여 개체의 크기와 꼭지의 방향을 얻었다. 얻어낸 방향 정보로 꼭지 위치를 추측하고 이 지점을 파지점으로 하였다^[4]. Yu 등은 6축 로봇과 개체인식 인공지능에 기울어진 정도를 학습하여 딸기 객체와 검출 상자의 회전 정보를 얻었다^[5]. 이러한 과육의 꼭지 방

* Corresponding author. Tel.: +82-2-705-8646

E-mail address: cscam@sogang.ac.kr (Cheol-soo Lee).

향을 찾는 연구는 6축 이상의 로봇 시스템이 요구되어 제어요소가 증가되고 과육의 방향과 줄기의 방향이 다른 경우 수확 확률이 낮아진다. 이러한 이유로 그리퍼의 회전 없이 꼭지점 추출 방식 또한 연구되었다.

자동 수확 시스템을 개발하여 다양한 환경에서 수확 시스템을 평가하는 연구 또한 진행되었다. Xiong 등은 재배환경에서 발생하는 수확개체가 겹치는 상황 등을 여러 경우로 나누고 각 상황에 맞게 수확 가능한 그리퍼를 개발하였다. 새로운 형태의 그리퍼 개발을 통해 다양한 개체 분포 상황에서 과수 획득이 가능하게 하였다^[6,7,8]. Hayashi 등은 색상 정보를 통해 딸기를 구분하고 기하정보를 이용하여 꼭지점 위치를 얻어 수확하는 로봇 시스템에 대한 연구를 진행하였다^[9,10].

최근 스마트 팜(smart farm) 구축을 위해 Fig. 1과 같이 벤치 형태의 재배 시스템이 도입되고 있다. 벤치 형태 재배는 특정 높이 구간안에 작물이 위치하게 구성된다. 이러한 벤치 형태는 중력으로 인해 작물의 성장방향이 연직아래 이므로 수확 위치가 일정하다. 또한 기존 수확의 낮은 작업 위치에 비해 재배 위치가 높아 자동화 라인 구축에 용이하다. 따라서 수확 시스템은 해당 높이 범위내에서 수확이 가능하게 구성해야 한다. 이러한 벤치 재배환경을 고려한 로봇 시스템이 연구되고 있다. Feng 등은 벤치 시스템에서 수확이 가능한 모바일 로봇을 제안하였으며^[11], Han 등은 국내 벤치 환경에 맞는 수확로봇을 제안하여 그 수확 성능을 평가하였다^[12].

본 논문에서는 딸기가 자라는 환경과 유사하게 구성된 공간에서 YOLO(you only look once) 기반의 객체인식 알고리즘을 통해 딸기를 검출 후, 이 객체 정보를 이용하여 딸기의 성숙도를 판단한다. 추가로 특징 학습을 통해 꼭지점을 얻는다. 이를 RGB-D카메라의 왜곡을 고려하여 실제 좌표로 변환하고, 3축 선형 모터와 회전형 가지 절단 그리퍼로 구성된 딸기 수확 로봇의 제어를 통해 목표하는 딸기 개체를 수확하는 로봇 시스템의 개발에 대한 결과를 기술하고자 한다.

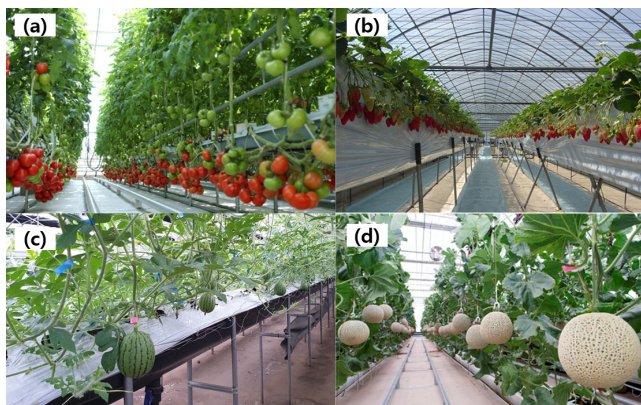


Fig. 1 Cultivating crops in bench system for various crops (a) tomato (b) strawberry (c) watermelon (d) melon

2. 딥러닝 기반 실시간 개체 추적 알고리즘

2.1 YOLO 기반의 객체 인식

실제 농작물을 재배하는 환경에서 객체 별로 속성도, 형태, 크기, 줄기와 연결된 방향 등은 일정하지 않다. 이러한 환경에서 로봇이 적절한 속성도의 개체를 찾고 해당 개체의 위치를 알기 위해서는 수확 대상을 탐지할 수 있어야 한다. 이러한 탐지방법으로 탐지대상의 색상, 형태와 같은 특징을 이미지 내에서 찾아 객체를 인식하는 방법이 연구되었다.

하지만 사용된 YOLO 기반의 객체인식 프로그램은 여러 개체가 겹쳐진 상황, 특정 형태에서 벗어난 형태 등을 제대로 인식 못하는 문제가 발생하였다. 이러한 문제를 해결하고자 딥 러닝을 활용한 객체인식기법들을 통해 연구가 진행 중이다. 본 논문에서는 딥 러닝을 이용한 객체인식 기법 중 하나인 YOLO 기반의 객체인식 알고리즘을 구상하였다

YOLO는 CNN 기반의 객체 검출 알고리즘이다. Fig. 2는 YOLO를 사용한 딸기 검출 과정을 표현한 것이다. 카메라를 통해 들어온 이미지를 S×S크기의 grid cell로 나눈다. 각 cell에서 cell을 중심으로 하는 크기가 다른 바운딩 박스(bounding boxes)를 생성한다. 각 바운딩 박스의 이미지가 416×416 크기의 이미지로

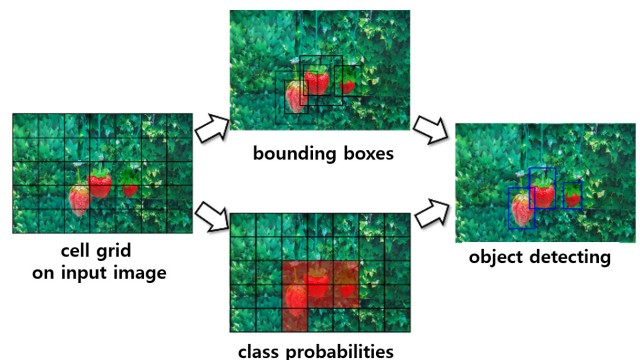


Fig. 2 Schematic of YOLO detection

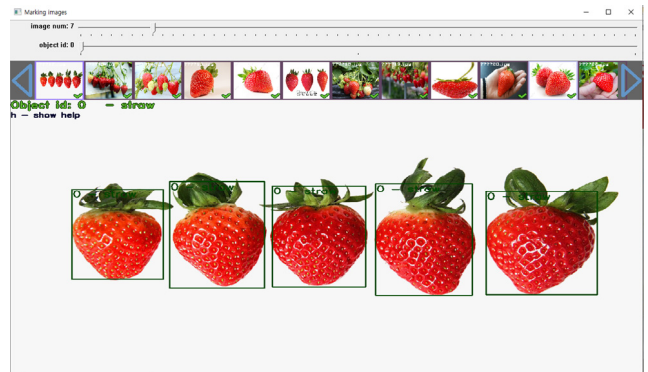


Fig. 3 The program of labeling strawberry for YOLO

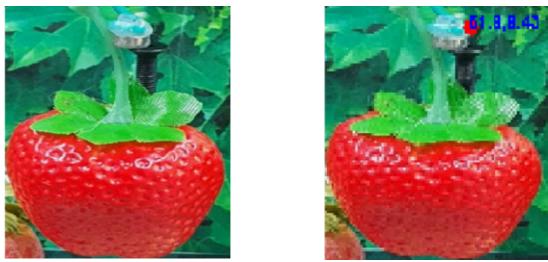


Fig. 4 Labeling of representation learning input and the result

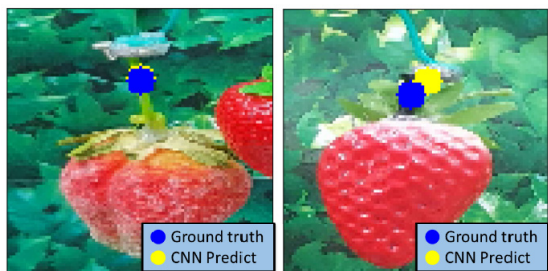


Fig. 5 Ground truth and prediction of pick point representation

전 처리되어 인공지능망에 대입된다. 이 결과 바운딩 박스에 대한 각 class로 분류되는 확률로 표현된 $S \times S \times 3 \times (4+1+2)$ 크기의 텐서(tensor)를 얻는다. 이 텐서는 바운딩 박스에 대한 위치와 박스 크

기 정보인 (t_x, t_y, c_x, c_y) 물체 존재 여부(objectness), 해당 box의 객체 점수, 2개의 class로 구성되어 있다. 이에 사용되는 인공지능망 구조는 다음 Table 1과 같다. 이는 YOLOV3를 간략하여 딸기 인식위해 수정된 구조이다. 각 층은 컨벌루션층(convolutional layer)과 맥스 풀 층(maxpool layer)로 구성되어 있으며 leaky rectified linear activation 함수를 사용하였다.

본 논문에서는 속성도에 따라 수확 여부를 분류하기 위해서 속성도가 높은 딸기와 속성도가 낮은 딸기의 2개의 class로 구분하였다. 판단 기준은 개체의 표면적 중 RGB 픽셀의 R값이 120이상인 면적이 70% 이상일때 속성이라 판단하였다. 딸기의 속성도 구분은 원활한 학습을 위해 총 100장의 이미지를 학습 데이터로 사용하였다. 또한 객체가 접치는 환경을 고려하여 학습 데이터에 객체가 접친 이미지를 포함하였다.

2.2 파지점 추출 방법

그리퍼로 개체를 수확하고자 할 때 상품성을 위해 개체의 과육에 영향을 주지 않으면서 수확하는 방법이 필요하다. 과육에 영향 없이 수확하는 방법으로 그리퍼의 형태를 변형시키는 방법과 개체의 꼭지 및 줄기를 검출하여 수확하는 방법이 연구되었다. 그리퍼 변형 연구로 개체의 과육 부분을 잡을 수 있는 소프트 액츄에이터 그리퍼를 개발하거나, 흡입을 통해 과육을 고정하고 수확하는 방법 등이 연구되었다^[13]. 하지만 그리퍼의 변형 방법은 특정 작물에 맞춰 개발된 형태가 주를 이루어 일반적인 작물에 적용이 어렵다. 이러한 이유로 개체의 꼭지 및 줄기를 기하적으로 찾아 수확하는 방법이 가장 많이 연구되었다. 본 연구에서는 여러 작물에도 적용 가능하게 2-핑거 그리퍼를 사용하여 파지 하는 방법을 기술한다.

2.3 파지점 검출 모델

본 연구는 그리퍼의 파지점(pick point)을 CNN기반의 인공지능

Table 1 Layers of object detection with YOLO

Layer	Type	Filters	Size/Stride	Output
1	Convolutional Maxpool	16	3×3 2×2/2	416×416×16
2	Convolutional Maxpool	32	3×3 2×2/2	208×208×32
3	Convolutional Maxpool	64	3×3 2×2/2	104×104×64
4	Convolutional Maxpool	128	3×3 2×2/2	52×52×128
5	Convolutional Maxpool	256	3×3 2×2/2	26×26×256
6	Convolutional Maxpool	512	3×3 2×2/1	13×13×512
7	Convolutional	1024		13×13×1024
8	Convolutional	21		13×13×21
9				13×13×3×(4+1+2)

Table 2 Layers of pick point representation

Layer	Type	Filters	Size	Output
1	Convolutional Maxpool	32	5×5 2×2	48×48×32
2	Convolutional Maxpool	64	5×5 2×2	24×24×64
3	Convolutional Maxpool	128	5×5 2×2	24×12×128
4	Convolutional Maxpool	64	5×5 2×2	24×12×128
5	Convolutional Maxpool	32	5×5 2×2	24×12×128
6	Dense	32		(x, y)

경망을 이용하여 찾고자 한다. 이러한 파지점을 결정하는데 있어 개체 이미지를 CNN 기반의 심층망을 이용하여 파지점을 학습한다. 앞서 개체인식을 통해 구별된 개체에 대한 영역을 얻을 수 있다. 구별된 영역을 학습된 심층망의 입력 이미지로 사용하여 파지점을 얻는다. 해당 심층망 구조는 Table 2에 나타났다. 각 층은 convolutional layer와 maxpool layer로 구성되어 있으며 activation 함수로 relu함수를 사용했다. 해당 인공지능망은 $96 \times 96 \times 3$ 크기의 이미지를 입력을 받아 최종 layer에서 파지점에 해당하는 좌표 (x, y) 의 출력을 갖는다.

해당 인공지능망의 학습을 위하여 Fig. 4와 같이 실험 환경의 딸기 모형 이미지와 YOLO학습에 사용하였던 딸기 이미지 사진을 사용하였다. 파지점은 과육부위와 꼭지 부위의 경계점으로부터 30 mm위치로 정하여 표시하였다.

Fig. 5는 해당 인공지능망을 통해 수확 개체 이미지가 주어졌을 때 ground true와 예측된 pick point를 표시한 것이다.

2.4 RGB-D 카메라를 이용한 좌표 변환 및 보정

카메라 영상에서 객체 인식을 통해 얻은 수확 개체의 크기와 좌표는 픽셀 좌표계에서 표현된다. 이러한 픽셀좌표를 깊이 정보를 이용하여 실제 카메라와 수확 개체와의 실제 거리로 변환이 가능하다. 시스템의 구동부에 주어져야 하는 명령 거리는 그리퍼와 수확 개체의 상대벡터로 표현된다. 카메라의 화각 (F.O.V)은 이미지의 폭, 넓이 방향의 보이는 시야이다. 이는 실제 대상물이 존재하는 이미지 평면과 픽셀 평면의 중심과 경계가 이루는 각도를 의미한다. 이는 폭 방향 화각 θ_h 와 길이방향 화각 θ_v 로 표현되고 이는 카메라의 고유정보이다. 이미지 평면과 픽셀 평면의 관계는 다음 식 (1)의 camera transform으로 정의될 수 있다.

$$Z_c \begin{pmatrix} x_{\pi xel} \\ y_{\pi xel} \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{real} \\ y_{real} \\ z_{real} \end{pmatrix} \quad (1)$$

이 때 f_x, f_y 는 초점 파라미터, c_x, c_y 는 pixel 파라미터 Z_c 는 깊이이다. Camera transform에서 x_{real} 과 y_{real} 로 식을 정리하면 식 (2), (3)으로 표현할 수 있다. c_x 는 수평 방향 pixel resolution인 w 의 절반, c_y 는 수직 방향 pixel resolution h 의 절반이다. 또한 Fig. 9의 기하 관계를 이용하면 camera transform의 파라미터 f_x, f_y, c_x, c_y 를 화 각과 이미지 크기로 표현하여 식 (4), (5)와 같이 나타낼 수 있다.

$$x_{real} = \left(\frac{x_{\pi xel} - c_x}{f_x} \right) z_{real} \quad (2)$$

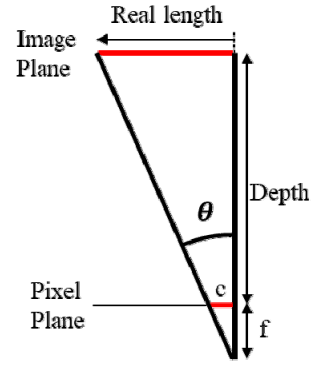


Fig. 6 Relation between pixel and image plane in section

$$y_{real} = \left(\frac{y_{\pi xel} - c_y}{f_y} \right) z_{real} \quad (3)$$

$$c_x = \frac{W}{2}, c_y = \frac{h}{2} \quad (4)$$

$$\frac{c_x}{f_x} = \tan(\theta_v), \frac{c_y}{f_y} = \tan(\theta_h) \quad (5)$$

식 (4), (5)를 식 (2), (3)에 대입하여 카메라와 수확 개체의 벡터 성분을 식 (6), (7)로 나타낼 수 있다. 이때 d 는 depth센서를 통해 측정된 깊이 정보로 z_{real} 과 동일하다.

$$x_{real} = \left(\frac{x_{\pi xel} - \frac{W}{2}}{\frac{W}{2}} \right) \times d \times \tan(\theta_h) \quad (6)$$

$$y_{real} = \left(\frac{y_{\pi xel} - \frac{h}{2}}{\frac{h}{2}} \right) \times d \times \tan(\theta_v) \quad (7)$$

깊이 정보는 딸기 개체를 원통형으로 가정하여 폭 방향의 길이를 고려하여 폭방향의 실제 길이만큼 더해준다. 해당 변환은 개체물과 카메라 중심까지의 좌표 변환이다. 동작의 명령목표는 그리퍼의 움직임이 개체물에 도달하여 수확하는 것이므로 카메라 중심과 그리퍼의 상대적인 좌표가 필요하다. 이를 식 (8)과 같이 α, β, γ 로 정의한다.

$$D_{relative} = (\alpha, \beta, \gamma) \quad (8)$$

따라서 픽셀좌표에서 그리퍼의 동작 명령까지의 변환은 다음 식 (9), (10), (11)로 표현된다.

Table 3 Layers of strawberry detecting

System size (mm)	
Target height (mm)	450 ~ 750
Gripper working space (mm)	L480×W400×H600
Bench interval (mm)	900 ~ 1000
Rail width (mm)	600

$$x_{real} = \frac{(x_{pixel} - \frac{W}{2})}{\frac{W}{2}} \times d \times \tan(\frac{\theta_w}{2}) + \alpha \quad (9)$$

$$y_{real} = \frac{(y_{pixel} - \frac{h}{2})}{\frac{h}{2}} \times d \times \tan(\frac{\theta_h}{2}) + \beta \quad (10)$$

$$z_{real} = (\frac{(x_{pixel} - \frac{h}{2})}{\frac{W}{2}} \times \tan(\frac{\theta_w}{2}) + 1) \times d + \gamma \quad (11)$$

RGB-D 카메라에서 RGB 센서와 depth 센서는 동일 위치에 존재할 수 없어 각 센서의 시야에 차이가 존재한다. 시야의 차이로 인해 RGB 이미지와 depth 이미지를 결합 시 오차가 발생한다. 해당 모델을 1차식으로 근사 하여 다음 (11), (12), (13)식과 같이 표현하였다.

$$x^* = a_x(x_{real} + b_x) \quad (12)$$

$$y^* = a_y(y_{real} + b_y) \quad (13)$$

$$z^* = a_z(z_{real} + b_z) \quad (14)$$

보정된 변환식을 통신 시스템을 통해 각 축의 구동기에 전달하여 수확 작업을 진행한다.

3. 시스템 구현 및 검증

3.1 자동 수확을 위한 로봇 시스템 개발

3.1.1 로봇 시스템 구성

본 연구에서 수확 로봇 시스템은 Fig. 7과 같은 4축 직교 로봇 시스템을 구성하였다. Table 1은 벤치 시스템의 작업 범위와 로봇 시스템의 크기이다. 전체 시스템은 4개의 구동기로 연결되어 있는

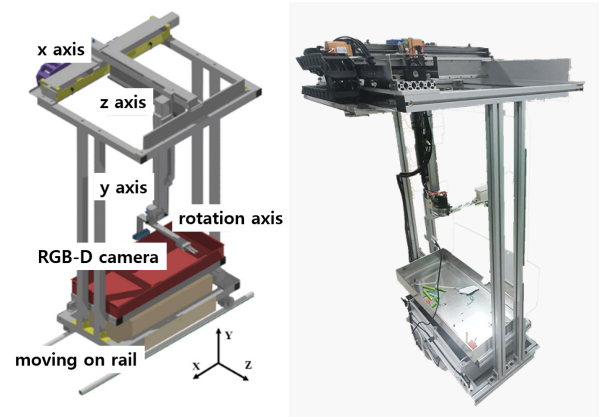


Fig. 7 System of strawberry harvesting robot

직교로봇이다. 로봇은 X, Y, Z 3축의 선형 구동기와 객체를 검출하는 카메라와 그리퍼를 포함한 회전축으로 구성된다. 또한 연속적인 수확 작업을 위해 전체 시스템이 레일을 따라 움직일 수 있게 엔코더가 연결된 DC 서보 모터와 연결된 레일축이 존재한다.

로봇의 엔드 이펙터는 개체 인식과 위치측정을 위한 RGB-D 카메라와 수확여부 판별을 위한 초음파 거리 센서를 포함한다. 카메라의 방향을 고려하여 픽셀 좌표와 동일한 방향으로 X, Y 축을 수확물 높이방향으로 Z축을 설정한다.

로봇의 제어 시스템은 Fig. 8과 같이 CAN 통신을 이용하여 축을 제어한다. 원점 센서의 신호, 그리퍼와 레일 축의 DC 모터 제어를 위해 로봇 내부에 MCU를 두고, control board로 구성하였다. CAN 통신으로 먼저 움직임 신호를 주어 X, Y, Z축과 회전축의 모터를 제어하고, control board와 신호를 주고받아 나머지 시스템을 제어한다.

3.1.2 자동 수확 알고리즘

구성된 로봇 시스템은 레일의 끝에서부터 시작하여 수확을 진행한다. 레일의 양쪽 끝에 원점 스위치 센서를 설치하여 레일 진행의 시작점으로 설정하고 각 축에 원점 센서를 설치해 초기화를

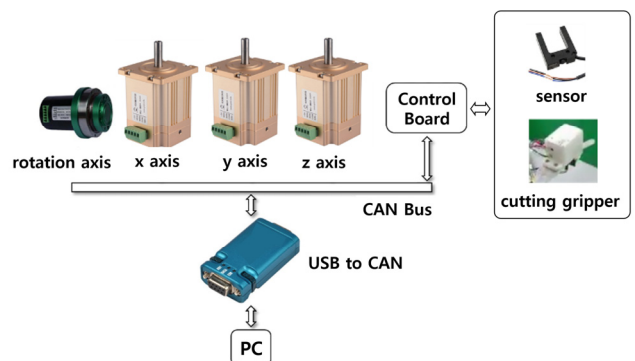


Fig. 8 The diagram of system control

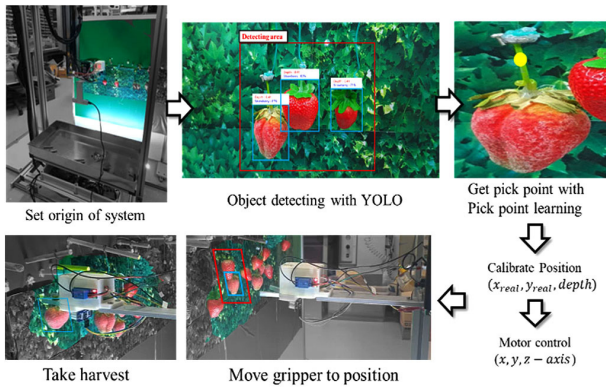


Fig. 9 System of strawberry harvesting robot

진행한다. 전체 프레임 시스템을 30 mm/s 속도로 이송하며 실시간으로 수확물을 탐색한다. 수확 물 탐색 시 카메라는 1920×1080 크기로 영상을 얻어 수확물에 대한 실시간 검출을 진행한다. 영상 중심부에 500×500 pixel 크기의 탐지 영역(detecting zone)을 설정한다. 탐지 영역의 왼쪽 경계에 수확물이 인식되면 시스템 이송을 정지한다. 정지 후 탐지 범위 내의 인식된 개체의 수 i 를 계산하여 해당 횟수만큼 수확 횟수를 설정한다. 인식된 수확물의 중심 좌표 중 가장 왼쪽에 위치한 수확물부터 수확을 시도한다.

수확 과정은 Fig. 9와 같은 과정으로 진행된다. 실시간 검출에서 얻은 수확물의 중심 좌표와 박스의 크기를 이용하여 수확물에 대한 ROI(region of interesting)를 설정한다. 해당 ROI를 파지점 학습의 대입 이미지로 하여 파지점을 얻고 해당 좌표를 실제 모터 명령으로 변환한다. 변환된 명령을 이용하여 그리퍼를 해당 좌표로 이동하여 수확을 시도한다. 수확 시도 후 초음파 센서를 통해 수확 여부를 판단하고 수확 실패 시 원점으로 복귀하여 해당 수확물의 영상을 재촬영하고 위치를 계산 후 수확을 시도한다. 재 반복 과정을 최대 2회로 설정하고 2회차 시도에 실패 시 해당 개체 수확을 실패로 하여 수확 대상에서 제외한다. Fig. 10은 전체 수확 알고리즘에 대한 플로우 차트를 나타낸다.

3.2 딸기 수확 로봇을 이용한 수확률 분석

실험 환경은 딸기 줄기 이미지를 배경으로 만들어 실제 수확 환경과 유사하게 조성하였다. 또한 벤치 수확 환경에 가깝게 하기 위해 딸기 과육 벤치높이에 맞게 딸기 개체를 위치하였다. 성숙도와 딸기 개체의 분포 정도에 따라 Fig. 11과 같이 4가지 경우로 구분하였다. Fig. 11(a)는 90% 이상의 영역이 성숙된 단일 개체 (b)는 70% ~ 90% 사이 영역이 성숙된 단일 개체로 구분하였다. Fig. 10(c), (d)는 2개 이상의 개체가 서로 겹쳐있는 경우와 구분되어 있는 경우로 구성했다.

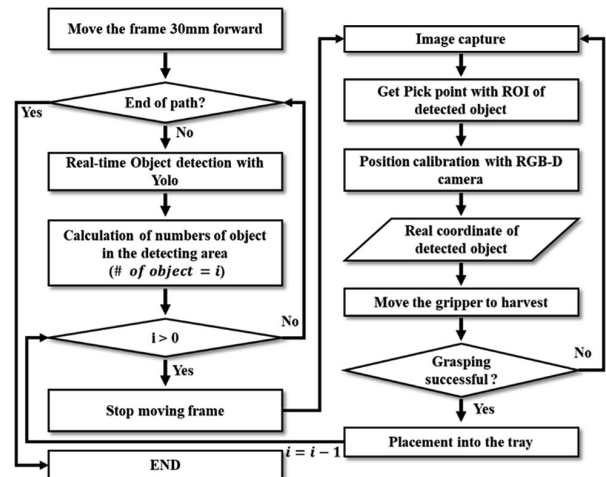


Fig. 10 Flow chart of strawberry harvesting system

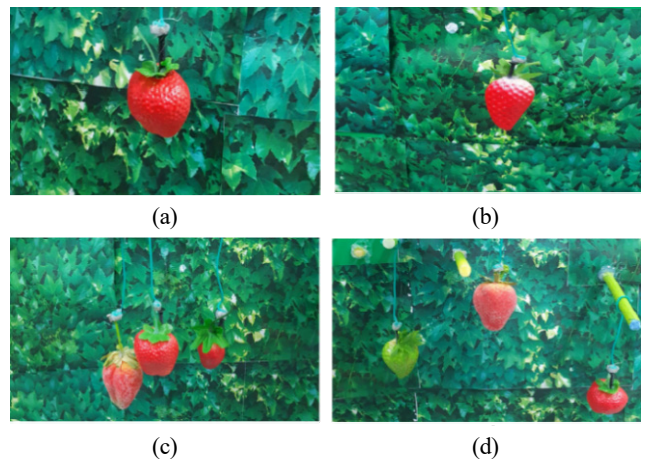


Fig. 11 Various cases of strawberry environment (a) - well matured (more than 90%), (b) middle matured (50%~90%) (c) - more than two gathered objects, (d) - separated strawberries with un-matured objects

Table 4 Success rate compared to different situations

Case	Number of fruits	Success of detect	Success of pick	Success rate of pick (%)
a	20	20	20	100
b	21	18	18	85.4
c	19	19	17	89
d	20	18	17	85

3.2.1 상황 별 인식률 및 수확률 비교

앞서 나눈 개체 상황에 따른 인식률과 수확 확률을 비교하여 Table 4에 나타냈다. 잘 숙성된 개체(a)는 덜 숙성된 개체(b) 보다 높은 숙성도의 과육 면적이 많이 존재한다. 이로 인해 객체 인식 시 개체에 대한 인식률과 개체의 바운딩 박스 위치에 대한 정확도가 증가한다. 바운딩 박스 위치가 정확 할수록 파지점 추측 위치의 정확 해졌고 이로 인해 수확 성공률이 증가했다.

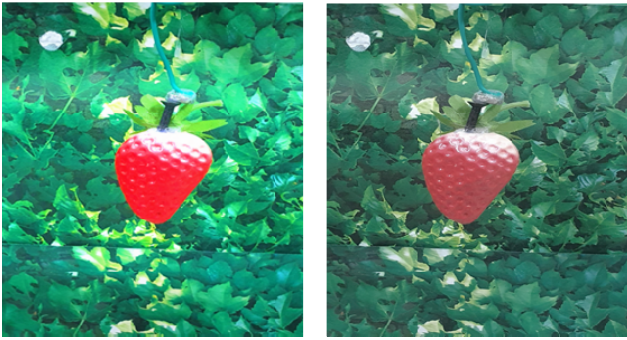


Fig. 12 Same image with light intensity

Table 5 Difference in recognition success rate depending on lighting

Test number	Number of fruits	Detected fruit in YOLO without light	Detected fruit in YOLO with light
1	20	16	20
2	21	16	20
3	19	17	19
4	20	17	19
5	22	18	21

3.2.2 추가 조명에 따른 인식을 비교

외부 광원에 영향이 없는 인식을 갖기 위해 시스템에 거리 30 cm를 5000 lx 밝기의 LED 광원을 설치하여 일정한 밝기를 갖도록 하였다. 추가 조명에 의해 Fig. 12와 같이 이미지 상에서 밝기 차이가 존재한다. 밝기 차이에 따른 인식을 비교하여 Table 5에 나타냈다. 이 결과 성숙도에 관계없이 추가 광원이 존재할 때 인식이 증가했다.

4. 결론

본 연구에서는 딸기가 자라는 환경과 유사하게 구성된 공간에서 YOLO기반의 인공지능망을 통해 딸기 개체를 인식하고, 딸기를 채취하기 위해서 파지점 검출 모델을 통해 딸기 줄기의 파지점을 얻었고, RGB-depth 카메라를 통해 얻은 깊이 정보를 이용하여 픽셀 평면상의 파지점 정보를 바탕으로 채취를 위한 실제 이동 정보로 이동 후, 절단 그리퍼를 이용하여 딸기를 채취하는 자동 딸기 수확 로봇 시스템 개발하였다. 추가적으로 객체인식시 주변 환경의 영향을 줄이기 위해 추가적인 광원을 설치하여, 수확물이 일정한 밝기를 가지게 하여 이미지를 획득하고, 수확 성능을 개선하였다.

해당 시스템의 성능 평가를 위해 개체의 다양한 재배 상황을 구성하고 각 상황 별 인식확률과 수확률을 비교했다. 밀집도가 높은 경우 각각의 인식이 100% 확률로 각 개체를 잘 구별하여 탐지했지만, 가지 절단 그리퍼를 이용한 수확 시도에 평균 80%의 수확

확률을 보였다.

또한, 밝기에 따른 인식률의 차이를 비교하기 위해 추가 LED광원을 시스템 하부에 부착하여 수확물의 이미지 획득 시 수확물이 일정한 밝기를 가지도록 구성할 경우 70~80%로 인식되던 수확물이 90% 이상으로 인식 확률이 올라가는 결과를 얻었다.

References

- [1] Oo, L.M., Aung, N. Z., 2018, A Simple and Efficient Method for Automatic Strawberry Shape and Size Estimation and Classification, *Biosyst. Eng.*, 170 96-107, <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2018.04.004>.
- [2] Leonard, K., Strawbridge, R., Lindsay, D., Barata, R., Dawson, M., Averion, L., 2013, Minimal Geometric Representation and Strawberry Stem Detection, 13th International Conference on Computational Science and Its Applications, 13971859, <https://doi.org/10.1109/ICCSA.2013.29>.
- [3] Arad, B., Balendonck, J., Barth, R., Ben-Shahar, O., Edan, Y., Hellstrom, T., Hemming, J., Kurtser, P., Ringdahl, O., Tielens, T., Tuijl, B., 2020, Development of a Sweet Pepper Harvesting Robot, *J. Field Robot.*, 37:6 1027-1039, <https://doi.org/10.1002/rob.21937>.
- [4] Dimeas, F., Sako, D. V., Moulitanitis, V. C., Aspragatho, N. A., 2013, Towards Designing a Robot Gripper for Efficient Strawberry Harvesting, *Proceedings of 22nd International Workshop on Robotics in Alpe-Adria-Danube Region*, 220-226.
- [5] Yu, Y., Zhang, K., Liu, H., Yang, L., Zhang, D., 2020, Real-time Visual Localization of the Picking Points for a Ridge-planting Strawberry Harvesting Robot, *IEEE Access*, 8 116556-116568, <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3003034>.
- [6] Hayashi, S., Shigematsu, K., Yamamoto, S., Kobayashi, K., Kohno, Y., Kamata, J., Kurita, M., 2010, Evaluation of a Strawberry-harvesting Robot in a Field Test, *Biosyst. Eng.*, 105:2 160-171, <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2009.09.011>.
- [7] Xiong, Y., From, P. J., Isler, V., 2018, Design and Evaluation of a Novel Cable-driven Gripper with Perception Capabilities for Strawberry Picking Robots, 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), <https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.09771>.
- [8] Xiong, Y., Ge, Y., Grimstad, L., From, P. J., 2020, An Autonomous Strawberry-Harvesting Robot: Design, Development, Integration, and Field Evaluation, *J. Field Robot.*,

37:2 202-224, <https://doi.org/10.1002/rob.21889>.

- [9] Xiong, Y., Peng, C., Grimstad, L., From, P. J., Isler, V., 2019, Development and Field Evaluation of a Strawberry Harvesting Robot with a Cable-driven Gripper, *Comput. Electron. Agric.*, 157 392-402, <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.01.009>.
- [10] Tian, Y., Yang, G., Wang, Z., Wang, H., Li, E., Liang, Z., Apple Detection during Different Growth Stages in Orchards using the Improved YOLO-V3 Model, *Comput. Electron. Agric.*, 157 417-426, <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.01.012>.
- [11] Feng, Q. C., Wang, X., Zheng, W. G., Qiu, Q., Jiang, K 2012, New Strawberry Harvesting Robot for Elevated-trough Culture, *Int. J. Agric. & Biol. Eng.*, 5:2 1-8.
- [12] Han, K., Kim, S., Lee, Y., Im, D., Hwang, H., 2012, Strawberry Harvesting Robot for Bench-type Cultivation, *Biosyst. Eng.*, 37:1 65-74, <https://doi.org/10.5307/JBE.2012.37.1.065>.
- [13] Choi, D. S., Moon, S. Y., Hwang, M. J., 2020, Improved Design for Enhanced Grip Stability of the Flexible Gripper in Harvesting Robot, *J. Korea Robot. Soc.*, 15:2 107-114, <https://doi.org/10.7746/jkros.2020.12.107>.



Seung-won Lee

Master Course in the Department of Mechanical Engineering, Sogang University.
His research interest is Robotics.
Email: seungwon426@naver.com



Kyung-hyun Yoo

Master Course in the Department of Mechanical Engineering, Sogang University.
His research interest is Mobile robot, ROS.
Email: bggh9395@naver.com



Yeong-gyun Kang

Master in the Department of Mechanical Engineering, Sogang University.
His research interest is Robotics, Mechanical Design, Machine Learning.
E-mail: kyk6230@naver.com



Jong-min Kim

Research Professor in the Department of Mechanical Engineering, Sogang University.
His research interests are Robot System and Control and Radiopharmaceutical Automatic Manufacturing System.
E-mail: griffon0@gmail.com



Cheol-soo Lee

Professor in the Department of Mechanical Engineering, Sogang University.
His research interests are Geometric Modeling and Computer aided Manufacturing and Design of Machine Tools and Medical Device Development and Manufacturing.
E-mail: cscam@sogang.ac.kr