

# Depth 카메라와 거리 보정 기법을 활용한 멜론 과실 크기 추정에 관한 연구

양광호, 장경민, 이명훈\*

\*국립순천대학교

yg8686@naver.com, jangkm0625@scnu.ac.kr, \*leemh777@scnu.ac.kr

## A Study on Melon Fruit Size Estimation Using Depth Camera and Distance Compensation Method

Yang Kwang Ho, Jang Kyeong Min, Lee Meong Hun\*

\*Sunchon National Univ.

### 요약

본 연구는 Depth 카메라를 활용하여 작물 생육 정보를 비접촉 방식으로 수집하고, 다양한 거리 조건에서 촬영된 영상으로부터 실제 작물 크기를 정량적으로 추정하는 기법을 제안하였다. 실험실 환경에서 다양한 거리에서 멜론 이미지를 촬영하고, 영상 기반 거리 보정 수식을 통해 실제 직경을 계산하였다. 본 기법은 실험실 수준에서 작물 크기 추정 도구로 활용 가능성이 높으며, 향후 객체 탐지 알고리즘 개선, 카메라 보정, 현장 조건 확대 등의 보완을 통해 스마트팜 환경에서 실시간 생육 모니터링 기술로 발전할 수 있을 것으로 기대된다.

### I. 서 론

최근 농업 분야에서는 스마트팜 기술의 확산과 함께, 작물 생육 정보를 자동으로 수집하고 분석할 수 있는 비접촉 기반 기술에 대한 관심이 높아지고 있다. 특히 영상 기반 분석 기법은 작물 손상 없이 생육 상태를 모니터링할 수 있으며, 인력 절감과 자동화 측면에서 높은 실용성과 확장성을 가진다[1-2].

기존에는 RGB 카메라를 이용한 2D 영상 분석을 통해 작물의 크기나 면적 등을 추정하는 방식이 주로 사용되었으나, 촬영 거리나 각도에 따라 영상 내 크기가 달라지는 한계가 있다. 이를 보완하기 위해, 거리 정보를 포함하는 Depth 카메라를 활용한 정량적 생육 분석 기법이 주목받고 있다.

Depth 카메라는 각 픽셀에 대응되는 거리 정보를 제공함으로써, 촬영 조건에 따른 왜곡을 수학적으로 보정하고 작물의 실제 크기를 정밀하게 추정할 수 있다. 또한 자동화된 환경에서도 지속적인 생육 모니터링이 가능하여 스마트팜에 적합한 기술로 평가된다[3-4].

본 연구에서는 다양한 거리에서 촬영된 멜론 영상을 바탕으로 Depth 카메라의 거리 보정 기법을 적용하여 실제 직경을 추정하고, 그 정확도를 분석함으로써 작물 생육 모니터링 시스템 개발을 위한 기초 데이터를 확보하고자 하였다.

### II. 실험 장비 및 환경

본 연구에서는 다양한 거리와 조건에서 촬영된 멜론 이미지를 바탕으로 크기 추정 실험을 수행하였다. 실험 대상은 후숙기에 접어든 멜론이며, 동일 개체 또는 유사 생육 단계의 개체를 대상으로 반복 촬영을 실시하였다. 촬영은 라즈베리파이 5에 연결된 Intel RealSense D435i Depth 카메라를 이용하여 수행되었으며, RGB와 Depth 영상이 동시에 저장되도록 시스템을 표 1과 같이 구성하였다.

수집된 전체 영상 데이터는 후속 분석 과정에서 전처리, 윤곽선 추출, 크기 계산 등의 과정을 거쳐 실제 크기와의 오차 분석에 활용되었다.

### 표 1. 실험 시스템 환경 구성

Table 1. Experimental System Configuration

항목	사양 및 설명
운영체제	Ubuntu 22.04 LTS (64bit, ARM)
프로세서	Raspberry Pi 5 (ARM Cortex-A76, 4-core)
카메라	Intel RealSense D435i
이미지 해상도	640 × 480 (RGB & Depth)
수평 시야각 (HFOV)	약 86도 (RealSense D435i 기준)
Depth 단위	16-bit PNG (단위: mm)
영상 저장 구조	/captures/rgb/, /captures/depth/
프로그래밍 언어	Python 3.11
주요 라이브러리	OpenCV, NumPy, pyrealsense2
실행 환경	가상환경(venv) 기반 실행 환경 구축
자동제어 방식	Python 스크립트 기반 자동 촬영 및 저장 스케줄링

### III. 촬영 조건 및 데이터 수집

카메라는 삼각대를 이용하여 고정하였고, 작물과의 거리 및 각도를 일정하게 유지하며 다양한 거리 조건에서 촬영을 진행하였다. 거리 구간은 실제 재배 환경에서 발생할 수 있는 관측 거리의 범위를 반영한 것이며, 그림 1과 같이 각 거리마다 최소 5장 이상의 영상 데이터를 확보하였다. 또한 실험의 신뢰도를 높이기 위해 촬영 조건(조명, 배경, 작물 정렬 등)을 일부 변화시켜 반복 실험을 실시하였다.

촬영된 데이터는 RGB 영상과 Depth 영상으로 각각 저장되며, 이후 분석 시 RGB - Depth 쌍이 자동 매칭되도록 구성되었다. Depth 영상은 거리 정보를 유지하기 위해 16bit PNG 형식으로 저장되며, 단위는 mm이다.

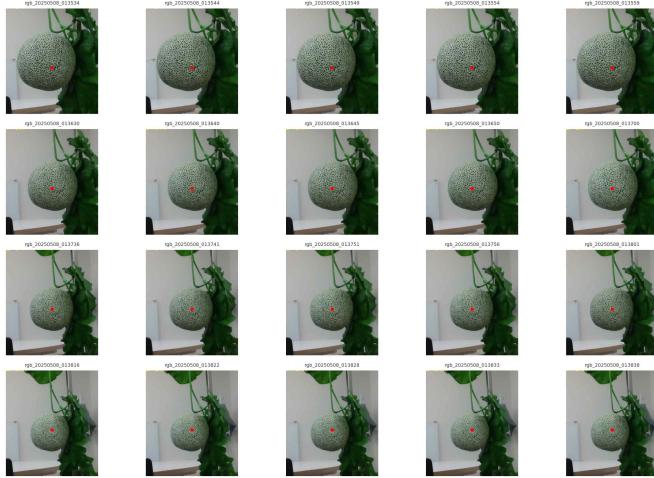


그림 1. 거리별로 촬영한 멜론 이미지

Figure 1. Melon Images Captured at Different Distances

#### IV. 영상 처리 및 실제 크기 환산

수집된 RGB 및 Depth 영상에 대해 작물의 실제 크기를 정량적으로 추정하기 위해 영상 전처리, 객체 탐지, 거리 보정 기반 크기 환산 과정을 수행하였다. 전체 프로세스는 Python 기반으로 구현되었으며, OpenCV 라이브러리를 중심으로 영상 분석을 진행하였다.

RGB 영상은 우선 그레이스케일 변환 및 가우시안 블러링을 통해 노이즈를 감소시킨 후, Otsu 이진화를 적용하여 명확한 객체 분리를 수행하였다. 이진화된 영상에서는 외곽선(Contour)을 검출하고, 그 중 면적이 가장 큰 윤곽선을 작물로 간주하여 해당 영역의 bounding box를 추출하였다.

bounding box의 가로 길이( $w$ )가 촬영 거리( $d$ )에 따라 달라지는 시각적 왜곡을 보정하기 위해, 다음의 수식(1)을 활용하여 실제 크기(cm) 단위로 변환하였다.

$$Width_{cm} = 2 \times d \times \tan\left(\frac{\theta}{2}\right) \times \frac{w}{W} \quad (1)[5]$$

- $d$ : 작물과 카메라 간 거리 (cm)
- $\theta$ : 카메라의 수평 시야각(HFOV, 약 86도)
- $w$ : bounding box의 픽셀 너비 (px)
- $W$ : 전체 영상의 가로 해상도 (640px)

위 공식은 Depth 카메라가 촬영한 영상의 시야각과 거리 정보를 활용하여, 단일 이미지 내의 픽셀 값을 실제 거리 기준의 물리적 크기로 환산하는 방식이다. 해당 방식은 별도의 보정 장치 없이도 거리 변화에 따른 객체 크기의 왜곡을 수학적으로 보정할 수 있는 장점이 있다.

실험에 사용된 그림 1 멜론의 직경은 17.8cm로 측정되었으며, 영상 기반으로 추정된 크기와의 차이를 통해 오차율을 계산하였다.

#### V. 결과 및 결론

본 연구에서는 Depth 카메라 기반의 거리 보정 기법을 적용하여 다양한 거리에서 촬영된 멜론 이미지를 분석하고, 영상 기반으로 추정된 직경과 실제 측정값(17.8cm)을 비교함으로써 거리 기반 크기 추정의 타당성을 증명하였다.

실험은 실제 재배지(온실)가 아닌 실험실 환경에서 진행되었으며, 외부

환경 변수(자연광, 다중 개체 간 간섭 등)를 통제할 수 있는 조건에서 수행되었다. 이러한 환경은 영상 처리의 정밀도를 높이는 데 유리하나, 실제 농업 환경에서 발생할 수 있는 다양한 요인을 반영하기에는 한계가 있다.

촬영 거리에 따라 보정된 멜론 직경 추정값은 아래 표2와 같으며, 오차율은 평균적으로 5~13% 수준으로 나타났다.

표 2. 거리 구간별 멜론 직경 추정 결과

Table 2. Estimated Melon Diameter by Distance Group

거리(cm)	평균 추정값(cm)	절대 오차(cm)	오차율(%)
50	18.5	0.7	3.9
60	18.9	1.1	6.2
70	19.7	1.9	10.7
80	20.1	2.3	12.9

분석 결과, 50cm 및 60cm 거리에서는 실제 직경과 유사한 값을 안정적으로 추정할 수 있었으며, 70cm 이상에서는 상대적으로 오차율이 증가하였다. 이는 거리 증가에 따라 영상 내에서 멜론이 차지하는 비율이 감소하고, 배경 간섭 및 영상 해상도의 영향이 커지는 현상 때문으로 해석된다.

또한, 현재 사용된 객체 인식 방식은 윤곽선 기반의 단순 bounding box 추출에 의존하고 있어, 작물 이외의 주변 물체가 일부 포함되어 크기 추정에 영향을 주었을 가능성이 있다.

본 연구에서 제안한 Depth 카메라 기반 거리 보정 기법은 실험실 환경에서 평균 5~13%의 오차율로 실제 작물 크기를 극 đo하게 예측할 수 있어, 정밀 생육 분석 도구로서의 활용 가능성을 확인하였다.

다만, 실제 온실 환경에 적용하기 위해서는 복잡한 배경에서도 작물을 정확히 인식할 수 있는 객체 탐지 모델의 도입, 카메라 보정 및 해상도 향상, 다양한 환경 조건에서의 반복 실험 등이 필요하다. 향후 이러한 개선이 이루어진다면, 본 기법은 스마트팜 환경에서 실시간 생육 모니터링을 위한 핵심 기술로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

#### ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원-대학ICT연구센터(ITRC)의 지원을 받아 수행된 연구임(IITP-2025-RS-2023-00259703, 100)

#### 참 고 문 헌

- [1] 한민희, 김진현, 방지웅, 이재한, 정현우, “스마트팜 우수농가 빅데이터를 이용한 딸기 온실 일간 환경관리 전략 및 작물 생육 지표 분석”, 생물환경조절학회지, 33(4), 491-497, 2024.
- [2] 허경용, 최은영, 김지홍, “영상 분석을 통한 작물의 생육 정도 측정”, 한국정보통신학회 종합학술대회 논문집, 26(1), 657-659, 2022.
- [3] 서명철, 상완규, 조정일, 김준환, 백재경, 권동원, “옥수수 포장에서 깊이센서 카메라를 활용한 생육측정기술 개발”, 한국토양비료학회 학술 발표회 초록집, 101-101, 2021.
- [4] 권동원, 장성율, 반호영, 박혁진, 상완규, 백재경, 서명철, 조정일, 조재일, “3차원 영상 데이터를 활용한 콩 생육 측정 방법 평가” 농업생명과학연구, 57(1), 107-118, 2023.
- [5] Jinlong F, Jing Z, Stephen J. Maybank, Dacheng T, “Wide-angle Image Rectification: A Survey”, arXiv:2011.12108v2, 2021, (<https://arxiv.org/abs/2011.12108>).