

오이 재배에서 생육 균일성 분석을 위한 시각적 데이터 수집 기법 연구

이지은, 이명훈*

*국립순천대학교

eunicejlee03@gmail.com, *leemh777@scnu.ac.kr

Visual data collection techniques for analyzing growth uniformity in cucumber cultivation

Lee Ji Eun, Lee Meong Hun*

*Sunchon National Univ.

요약

본 연구는 오이 재배 환경에서 생육 균일성을 정량적으로 분석하기 위해 RGB 영상 기반의 데이터 수집 및 분석 기법을 제안하였다. 스마트온실 내 고정형 카메라로 30일간 반복 촬영을 수행하고, YOLOv8 기반 객체 검출을 통해 엽면적과 색상을 중심으로 생육 지표를 자동 추출하였다. 줄기 길이는 중첩 및 형상 인식의 한계로 보조 지표로만 활용하였다. 분석 결과, 엽면적은 1주차 94.7cm²에서 4주차 278.5cm²로 증가하였고, 색상은 108.2에서 124.6으로 증가하였다. 엽면적의 변동계수는 25.3%에서 14.9%로 감소하여 생육 균일성 향상을 시사하였다. 본 연구는 영상 기반 생육 균일성 평가의 실효성을 검토하였으며, 향후 스마트팜 생육 모니터링 시스템 개발의 기초 자료로 활용될 수 있다.

I. 서론

시설원에 작물인 오이는 생육 속도가 빠르고 환경 조건에 민감하여, 균일한 생육은 재배 효율성과 품질 확보에 있어 핵심적인 요소이다. 생육 균일성이 낮을 경우 수확 시기 분산, 상품성 저하, 노동력 증가 등의 문제가 발생할 수 있다. 그러나 현재까지의 생육 평가 방식은 주로 사람의 시각적 판단이나 수작업 측정에 의존하고 있어, 객관성과 반복성 측면에서 한계를 지닌다[1].

최근 영상처리 기술과 인공지능 알고리즘의 발전으로 작물 생육 상태를 이미지 기반으로 정량화하려는 시도가 활발해지고 있다. RGB 영상, 다중분광 영상, 3D 스캔 기술 등을 활용하면 작물의 크기, 색상, 형태 등의 정보를 정밀하게 추출할 수 있으며[2], YOLO, Faster R-CNN 등의 딥러닝 기반 객체 인식 알고리즘은 복잡한 배경에서도 자동 분석이 가능하다[3].

스마트팜 분야에서는 이러한 시각 정보를 센서 네트워크, 자동 관수·환기 시스템과 연동하여 작물 생육을 실시간으로 관리하려는 기술이 발전 중이다[4]. 그러나 대부분의 기존 연구는 엽록소 농도나 병해 탐지 등 개별 생육 지표에 집중되어 있으며, 작물 간 생육 균일성 자체를 정량적으로 평가하려는 연구는 상대적으로 드물다[5].

이에 본 연구는 오이 재배 과정에서 영상 기반으로 생육 정보를 수집하고, 이를 활용해 엽면적과 색상(RGB 채널 기반) 중심으로 생육 균일성을 정량 분석하는 기법을 제안한다. 줄기 길이 분석은 보조 지표로 시도되었으며, 실제 온실 환경에서의 적용을 통해 해당 기술의 실효성을 검토하고, 향후 자동화 생육 관리 시스템으로 확장하기 위한 기초 자료를 제공하는 것을 목표로 한다.

II. 연구 방법

II.1 실험 환경 및 대상

본 연구는 경상북도 상주시에 위치한 농촌진흥청 국립원예특작과학원 스마트온실에서 수행되었으며, 실험 작물로는 백다다기계 오이를

선택하였다. 시험 구역은 2개 구역으로 나누어, 총 40주를 대상으로 30일간 관측하였다. 환경 조건은 온도 24±2℃, 상대습도 60~70%, 광량 350~500 $\mu\text{mol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ 수준을 유지하였다.

II.2 시각적 데이터 수집

그림 1과 같이 시스템 온실 내에는 고정형 RGB 카메라(1920×1080 해상도)를 천장형 브래킷에 설치하였으며, 촬영 각도는 지면 기준 45도로 고정하였다. 카메라는 하루 2회(오전 9시, 오후 3시) 자동 촬영되도록 설정하였다. 동일한 위치의 개체를 반복 촬영하기 위해 마커 기반 식별 시스템을 병행 사용하였다. 총 40주를 대상으로 30일간 촬영을 수행하였으며, 하루 2회 촬영 기준으로 약 2,400장의 생육 이미지를 수집하였다. 이는 생육 추이 분석과 개체 간 비교에 충분한 데이터 양을 확보한 것으로 평가된다.

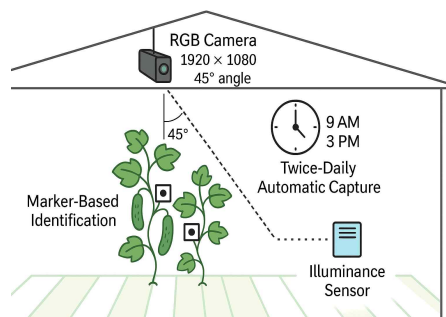


그림 1. 온실 내 시각적 생육 데이터 수집 시스템 개요

Fig. 1. Visual growth data acquisition system in greenhouse.

II.3 영상 분석 및 생육 지표 추출

수집된 이미지는 Python의 OpenCV 라이브러리와 YOLOv8 기반 모델을 활용하여 전처리 후 객체 검출을 수행하였다. 본 연구에서는 엽면적과 색상 분석을 주된 생육 지표로 설정하였으며, 줄기 길이 측정은 보조

지표로 병행하였다. 엽면적은 객체 인식 후 윤곽선 추출과 픽셀 면적 계산을 통해 산출하였으며, 색상 분석은 RGB 분포 중 G채널 값을 중심으로 엽록소 농도의 간접 평가에 활용하였다. 줄기 길이 분석은 이미지 내 기준점 간 거리 측정을 통해 시도되었으나, 잎과 줄기의 겹침 등 구조적 제한으로 인해 분석 정확도 확보에 한계가 있어 결과 해석 시 참고 지표로만 활용하였다. 생육 지표별 측정 방법은 표 1과 같다.

표 1. 생육지표 및 측정 방법
Table 1. Growth metrics and measurement techniques

생육 지표	측정 방법
줄기 길이	이미지 내 기준점 간 거리 측정
엽면적	윤곽선 추출 및 픽셀 면적 계산
색상 분석	RGB 분포 기반의 엽록소 간접 측정

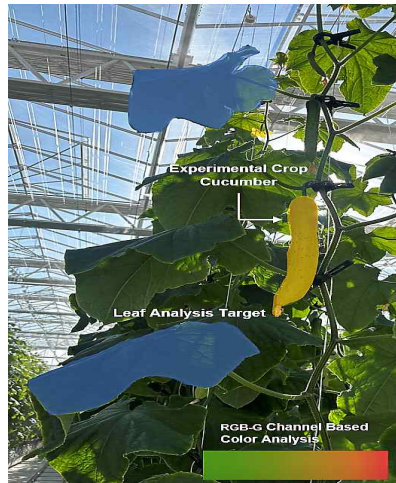


그림 2. 엽면적 및 색상 분석 대상 오이 식물의 시각적 식별 예시
Fig. 2. Visual identification of the cucumber sample used for leaf and color analysis.

모든 영상 분석은 Python 3.9 환경에서 수행되었으며, 통계 분석에는 R 프로그램을 사용하였다. 시계열 생육 변화와 CV 추세를 시각화하여 비교하였다.

III. 분석 결과

엽면적은 1주차 평균 94.7cm²에서 4주차 278.5cm²로 증가하였으며, 색상 분석 결과 G 채널 평균값은 108.2에서 124.6으로 증가하여 생육에 따른 엽록소 함량의 증가를 간접적으로 보여주었다. 줄기 길이는 17.4cm에서 52.3cm로 증가하는 추세를 보였으나, 분석 정확도의 제약으로 주요 지표 보다는 보조 지표로 활용하였다.

개체 간 생육 균일성을 정량적으로 평가하기 위해 각 지표별 변동계수를 산출한 결과, 엽면적의 CV는 1주차 25.3%에서 4주차 14.9%로 감소하였으며, 색상(G 채널)의 CV는 실험 기간 동안 6~7% 수준에서 안정적으로 유지되었다. 줄기 길이의 CV도 21.5%에서 11.2%로 감소하는 경향을 보였으나, 측정 한계로 인해 정량 해석에는 보조적으로 사용되었다. 이러한 결과는 생육이 진행될수록 환경 조건이 균일하게 유지되고 개체 생육 편차가 감소했음을 시사한다.

표 2 생육 지표별 주차별 평균 및 CV 요약
Table 2 Weekly Averages and CV Summary of Growth Metrics

지표	1주차 평균	1주차 CV	4주차 평균	4주차 CV
줄기 길이	17.4 cm	21.5%	52.3 cm	11.2%
엽면적	94.7 cm ²	25.3%	278.5 cm ²	14.9%
G 채널값	108.2	6.7%	124.6	7.2%

IV. 결론

본 연구는 오이 재배 과정에서 생육 균일성을 정량적으로 평가하기 위한 영상 기반 데이터 수집 및 분석 기법을 제안하고, 이를 실제 스마트온실 환경에 적용하여 그 가능성을 검토하였다. RGB 카메라, 마커 기반 식별 시스템, 조도 센서 등을 포함한 시각적 수집 프레임워크를 통해 안정적이고 반복 가능한 생육 이미지 데이터를 확보하였으며, YOLOv8 기반 영상 분석 모델은 Precision 92.8%, Recall 90.1% 수준의 정확도를 기록하였다. 엽면적 추정 오차는 ±5.7% 이내로 나타나 실용적인 분석 성능을 확인할 수 있었다.

엽면적과 색상(G 채널)을 중심으로 분석한 결과, 생육이 진행됨에 따라 평균값이 증가하고 개체 간 변동계수는 감소하는 경향을 보였다. 이는 온실 환경의 균일성과 생육 안정화를 반영하는 결과로 해석된다. 줄기 길이 분석은 시도되었으나 구조적 겹침과 영상 해상도 한계로 인해 보조 지표로만 활용되었다.

본 연구는 기존 수기 측정 중심의 생육 평가 방식을 영상 기반으로 대체하거나 보완할 가능성을 제시하며, 정밀농업 및 자동화 생육 관리 시스템 개발에 활용할 수 있는 기초자료를 제공하였다. 향후에는 Depth 카메라나 다중분광 영상 기법을 통해 생육 분석의 정밀도를 높이고, 객체 추적이나 생육 예측 알고리즘과 연계함으로써 영상 기반 생육 관리 시스템의 고도화를 기대할 수 있다.

다만 본 실험은 백다다기게 오이에 국한되었고, 촬영 주기, 영상 해상도, 조도 등의 제한이 있었다. 또한 실시간 처리를 지원하지 않는 분석 환경으로 인해, 현장 자동화 적용을 위해서는 처리 속도 향상과 알고리즘 경량화에 대한 추가 연구가 필요하다.

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] 윤병술, 양광호, 이명훈. (2022). 오이의 품질별 자동 분류 시스템 개발. 한국지식정보기술학회 논문지, 17(6), 1099-1108.

[2] 권동원, 장성울, 반호영, 박혁진, 상완규, 백재경, 서명철, 조정일, 조제일. (2023). 3차원 영상 데이터를 활용한 콩 생육 측정 방법 평가. 농업생명과학연구, 57(1), 107-118.

[3] 방지현, 박준, 박성욱, 김준영, 정세훈, 심준보. (2022). 딥러닝 기반의 객체 탐지 모델을 활용한 과수 생육 단계 판별 시스템. 스마트미디어저널, 11(4), 9-18.

[4] 김미진, 김지호, 이동현, 한정훈. (2022). 다중 원격 제어와 딥러닝 생장 진단 기능을 가지는 스마트 팜. 한국컴퓨터정보학회논문지, 27(9), 49-57.

[5] 권오준. (2019). 스마트폰을 기반한 농작물 잎의 엽록소 측정 센서 개발. 석사학위논문, 경북대학교.