

수직농장 광환경 조건에 따른 피노믹스 기반 생육 데이터 수집 및 전처리 기법 연구

전진호, 이명훈*

*국립순천대학교

jjhyo94@gmail.com, *leemh777@scnu.ac.kr

A Study on Phenomics-Based Growth Data Collection and Preprocessing Techniques According to Light Environment Conditions in Vertical Farms

Jin hyo Jeon, Meong Hun Lee*

*Sunchon National Univ.

요 약

본 논문은 수직농장 환경에서 작물 생육 데이터를 정량적으로 기록하기 위한 피노믹스 기반 데이터 수집 및 전처리 기법을 다룬다. 기존 연구의 한계였던 제한된 데이터 수집과 비표준화된 기록 방식을 극복하고자, 다양한 광환경 조건(조도, 파장, 조사 시간)에 따른 작물의 생육 반응을 체계적으로 수집했다. 이를 위해 RGB와 열화상 카메라를 융합하여 멀티모달 데이터셋을 구축했으며, 히스토그램 평활화, U-Net 기반 세그멘테이션 등 체계적인 전처리 기법을 적용해 데이터 품질과 일관성을 확보했다. 이 연구는 신뢰성 있는 피노믹스 데이터셋을 구축하는 효과적인 방법론을 제시하며, 향후 AI 기반 최적 광 레시피 도출 및 작물 생산성 향상을 위한 기초 인프라로 활용될 것으로 기대된다.

I. 서론

스마트 농업의 확산과 함께 수직농장은 한정된 공간에서 안정적인 작물 생산을 가능하게 하는 차세대 농업 모델로 주목받고 있다[1]. 특히 광환경은 작물의 생육과 품질에 직접적인 영향을 미치는 핵심 요인이나[2], 기존 연구들은 제한된 데이터 수집이나 경험적 접근에 의존하여 정량적, 체계적 분석 기반이 미비한 실정이다.

피노믹스(Phenomics)는 작물의 형질을 대규모로 정량화하여 수집·분석하는 연구 접근법으로, 복잡한 생육 패턴을 이해하고 최적 재배 전략을 수립하는 데 핵심적인 역할을 한다[3]. 영상 기반 피노믹스는 RGB 영상을 통해 시각적 특성을 기록하고, 열화상 영상을 통해 수분 스트레스 및 기공 반응을 분석해 다차원적인 생육 데이터를 얻는 데 유리하다[4]. 하지만 기존 연구는 단일 센서 기반 데이터 수집에 국한되거나, 촬영 및 기록 방식이 표준화되지 않아 연구 간 비교와 재현성 확보에 한계가 있었다.

본 연구는 이러한 한계를 극복하기 위하여, 수직농장 광환경 조건에 따른 피노믹스 기반 생육 데이터 수집 및 전처리 기법을 개발하고자 한다. 다양한 광환경 조건의 조합을 적용하고, RGB 및 열화상 영상을 융합한 멀티모달 데이터셋을 구축하며, 촬영 프로토콜과 메타데이터 구조를 표준화하여 재현성을 확보하는 것을 목표로 한다. 본 연구의 결과는 향후 AI 기반 생육 분석과 최적 광 레시피 도출을 위한 기초 자료로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

II. 연구 방법

본 연구는 수직농장 환경에서 다양한 광조건을 적용하여 작물의 생육 반응을 정량적으로 기록하고, 이를 피노믹스 데이터셋으로 구축하는 방식으로 수행되었다. 이를 위해 수직농장에서 재배 사례가 많고 광환경에 따라 잎 면적, 색 변화, 생육 속도 등 특성이 뚜렷하게 달라지는 딸기(*Fragaria* × *ananassa*)를 실험 대상 작물로 선정하였다[5]. 초기 정식 시 균일한 생육 단계를 가진 개체를 선별하여 실험에 사용하였다.

실험은 모의 수직농장 환경에서 진행되었으며, 광조건 변화의 효과를 명확히 분석하기 위해 내부 온도는 $25\pm2^{\circ}\text{C}$, 상대습도는 $60\pm5\%$ 로 일정하게 유지 하였다. 또한, 다양한 광환경 조건을 체계적으로 분석하고자 아래 표와 같이 세 가지 주요 변수(조도 PPFD 100/200/300 $\mu\text{mol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$, 파장 R/G/B/RB/WRB, 조사시간 8/12/16 h) 조합으로 총 45 시나리오를 구성 하였다. 각 시나리오별로 동일한 생육 단계의 개체를 배치하여 반복 실험을 수행하였다.

영상 데이터 수집을 위해 RGB 카메라(Raspberry Pi Camera Module 3, 4056×3040 해상도)와 열화상 카메라(MLX90640, 32×24 해상도)를 메인보드(Raspberry Pi 4)에 연동하여 운용했다. 두 카메라는 단일 시점에 RGB 영상과 열화상 영상을 동시에 획득하도록 병렬 구조의 프레임에 나란히 배치되었다. RGB 영상은 잎의 면적, 색상 등 시각적 특성을 기록하는 데 활용되었고, 열화상 영상은 잎 표면 온도를 측정하여 수분 스트레스 및 기공 반응을 간접 추정하는 데 사용되었다. 촬영은 하루 두 차례 고정된 지지대와 표준화된 각도를 통해 수행되었으며, 모든 데이터는 촬영 시각, 광조건, 생육 단계 등 메타데이터와 함께 저장되었다.

수집된 데이터는 메타데이터와 연동하여 관리되었다. 본 연구에서는 효과적인 데이터 관리를 위해 메타데이터 구조를 직접 설계하였으며, 그 세부 항목은 아래와 같다.

표 1 메타데이터 구조 표

조사항목	JSON Key	측정단위	데이터 유형	분류
촬영 일시	timestamp	ISO 8601	string	공통
식물 ID	plant_id	-	string	공통
엽면적	leaf_area	cm ²	float	RGB
엽색 평균	leaf_color_avg	RGB(0~255)	array[int]	RGB
생장 높이	plant_height	cm	float	RGB
줄기 직경	stem_thickness	mm	float	RGB

평균 온도	avg_temp_th	°C	float	열화상
최대 온도	max_temp_th	°C	float	열화상
생육 스트레스 지표	stress_idx	-	float	열화상
엽면적 변화량	delta_leaf_area	cm ² /주	float	추론값
온도 반응 민감도	temp_sensitivity	-	float	추론값
촬영 시점	frame_time_sec	초	int	공통

이러한 구조는 JSON 포맷을 기반으로 정의되어 데이터의 일관성과 확장성을 확보하였다.

수집된 원본 영상은 분석 및 AI 학습에 용이하도록 전처리 과정을 거쳐 표준화되었다. 다양한 광환경 조건과 식물 높이 변화로 발생하는 이미지의 밝기 차이와 정반사 현상을 해결하기 위해 노이즈 제거, 조도 보정, 객체 분리에 대한 연구를 수행하였다. 먼저, 센서 잡음 제거와 데이터 일관성 확보를 위해 Gaussian 필터와 히스토그램 평활화를 적용하였다. 다음으로, 기존 방식의 한계를 극복하고 잎 영역을 정밀하게 추출하기 위해 U-Net 기반의 딥러닝 세그멘테이션 기법을 사용하였다. 세그멘테이션은 U-Net(encoder-decoder, skip connection) 구조를 사용했으며, LED 환경 데이터로 파인튜닝해 R+B 캐스트에서의 경계 손실을 완화하였다. 이는 이후 엽면적 등 핵심 지표를 정량화하는 데 필수적이다. 마지막으로, RGB와 열화상 영상을 동일 좌표계로 정렬하고 메타데이터와 연계하여 시각적 정보와 온도 기반 스트레스 정보를 동시에 분석할 수 있는 멀티모달 데이터셋으로 통합하였다. 모든 영상은 1024x1024 해상도로 정규화되었으며, 최종 데이터셋은 조건별·시간별로 체계적으로 관리되도록 구성되었다. 데이터 수집 및 전처리 과정의 전체적인 파이프라인은 다음 그림과 같다.

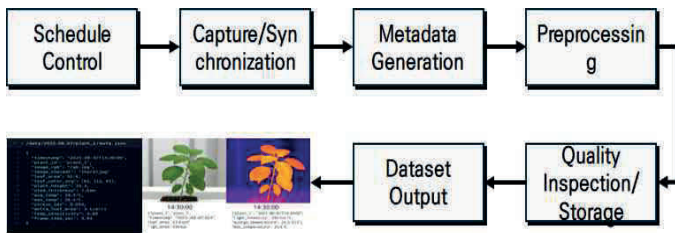


그림 1 데이터 수집 및 전처리 파이프라인

III. 결과 및 고찰

본 연구는 피노믹스 기반의 데이터 수집 및 전처리 기법 연구를 통해 수직농장 광환경 조건에 따른 작물 생육 반응을 정량적으로 기록할 수 있는 데이터셋을 성공적으로 구축하였다. 총 45개 시나리오의 반복 실험을 통해 최종적으로 1,000건의 RGB 및 열화상 피노타이핑 영상 데이터셋을 확보하였다.

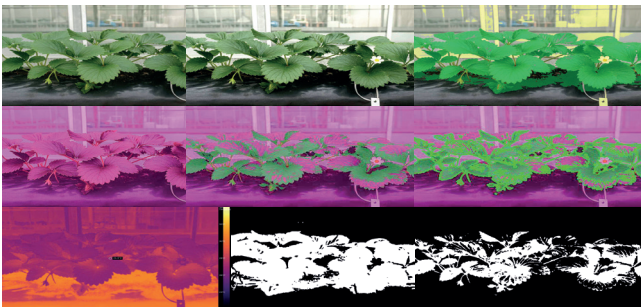


그림 2 RGB 및 열화상 피노타이핑 데이터셋

제안된 전처리 및 표준화 기법은 데이터 품질을 크게 향상시켰다. 히스토그램 평활화로 다양한 광조건의 밝기 편차를 줄여 데이터 일관성을 확보했으며, U-Net 기반 세그멘테이션으로 잎 영역을 정밀하게 추출해 엽면적 등 핵심 지표를 정량화했다. 또한, RGB와 열화상 데이터를 동일 좌표계로 정렬하고

메타데이터와 연계하여 시각 및 온도 정보를 동시에 분석할 수 있는 멀티모달 데이터셋을 구축했다.

특히, R+B 혼합광 환경에서 발생하는 조명 의존성 문제를 해결하기 위해 화이트밸런스 및 Retinex 보정으로 컬러 캐스트를 완화하고, LED 환경 데이터로 파인튜닝된 U-Net 모델을 사용해 세그멘테이션 안정성을 높였다. RGB-열화상 결합은 조명 변화에 둔감한 열 패턴을 보조 신호로 활용함으로써 불리한 광조건에서도 안정적인 세그멘테이션 성능을 유지하는 데 기여했다.

이러한 방법론은 기존 연구들이 주로 단일 센서에 의존하고 비표준화된 방식으로 데이터를 기록했던 한계를 극복한 점에서 의의가 크다. 본 연구에서 구축한 멀티모달 데이터셋과 표준화된 프로토콜은 향후 AI 기반 생육 분석 및 최적 광 레시피 도출 연구를 위한 신뢰성 있는 기초 자료로 활용될 가치가 있다.

IV. 결론

본 연구는 수직농장 환경에서 광환경 조건에 따른 작물의 생육 반응을 정량적으로 기록하기 위한 피노믹스 기반 데이터 수집 및 전처리 기법을 제안하였다. 딸기를 대상으로 다양한 조도, 파장, 조사 시간 조합에 대한 데이터를 확보하였으며, RGB와 열화상 영상의 융합을 통해 멀티모달 데이터셋을 성공적으로 구축하였다. 또한, 센서 잡음 제거를 위한 Gaussian 필터, 조도 보정을 위한 히스토그램 평활화, 그리고 잎 영역을 정밀하게 분리하기 위한 U-Net 기반 세그멘테이션 기법 등 체계적인 전처리 과정을 적용하여 데이터의 품질과 일관성을 확보하였다.

본 연구는 신뢰성 있는 피노믹스 데이터셋을 구축하고 가공하는 효과적인 방법론을 제시했다는 점에서 학술적인 의의를 갖는다. 궁극적으로 구축된 데이터셋은 AI 기반의 최적 광 레시피 도출 및 작물의 생산성, 품질 향상을 위한 기초 인프라로 활용될 것으로 기대된다. 향후 연구에서는 본 논문에서 제안한 방법론을 기반으로 작물의 생육 상태와 스트레스 변화를 예측하는 AI 모델 개발 및 다양한 작물에 대한 데이터셋 확장 연구가 필요하다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2025학년도 국립순천대학교 글로벌대학 사업비의 지원을 받아 연구되었음

참고 문헌

- [1] H. J. Cho and C. H. Kang, "A study on the architectural planning of vertical smart farm," Proc. Korean Institute of Architects Conference, Seoul, Apr. 2019.
- [2] H. An, J. W. Nam, W. I. Kim, H. S. Yun, and Y. G. Kim, "Effects of LED Light Quality, Light Intensity for the Growth of the Strawberry 'Sulhyang' in a Vertical Farm," HORTICULTURE ABSTRACTS, Gyeongnam, Nov. 2024.
- [3] 박관익 외, "스마트팜 피노믹스 시스템에서의 식물 질병 검출 알고리즘," 한국방송통신대학교 학회 하계학술대회, pp. 150-153, 2022.
- [4] S. I. Hwang, S. Y. Joo, and J. M. Ju, "A study of smart farm factory phenomics system using video information of plant growth," Proc. of the Korean Institute of communications and Information Sciences Conference, Gangwon, Jan. 2016.
- [5] 김은완 외, "스마트팜 이미지 데이터를 이용한 딸기의 생육 단계 분류 모델 개발에 관한 연구," 한국통신학회 학술대회논문집, pp. 1002-1003, 2022.