

온실 환경요소 및 이미지 데이터 활용 딥러닝 기반 팁번 발생 예측 연구

김현우, 여현*
*국립순천대학교

kimhw51793@naver.com, *yhyun@scnu.ac.kr

A Deep Learning-Based Study on Tip Burn Occurrence Prediction Using Greenhouse Environmental Factors and Image Data

Kim Hyeon Woo, Yoe Hyun*
*Sunchon National Univ.

요약

본 논문에서는 딥러닝 기반으로 온실 환경 요소 및 이미지 데이터를 함께 활용하여 팁번 발생을 예측하는 연구를 진행하였다. 기후변화로 인해 온실 내 환경 불안정성이 커지면서, 팁번과 같이 복합적 원인을 가진 생리장해가 빈번히 발생하고 있다. 기존 연구는 환경 또는 이미지 등 단일 데이터셋에 의존하여 팁번을 예측하는 데 한계가 존재한다. 이를 극복하기 위해 본 논문에서는 온실의 시계열 환경 데이터와 작물 이미지 데이터를 융합한 딥러닝 모델을 제시한다. 제안 모델은 단일 데이터를 사용한 모델에 비해 AUC의 점수가 0.95인 것을 보여주며 높은 예측 성능과 조기 예측의 효과를 입증하였다. 이는 복합적 원인의 생리장해 진단에는 다중 데이터 융합 접근이 매우 효과적임을 시사한다. 또한 본 연구를 통해 온실 농가가 데이터 기반의 선제적 대응을 통해 작물의 품질 안정성을 확보할 수 있는 기술적 기반을 마련할 수 있을 것으로 기대한다.

I. 서론

최근 스마트팜 온실 분야는 센서 기술, 자동화, AI의 도입으로 기술적으로 발전하고 있다. 온·습도, CO₂, 양액과 같은 다양한 환경 요소를 실시간으로 모니터링하고 사용자가 직접 제어할 수 있게 되면서, 온실 농가의 노동 부담 경감과 생산성이 향상되는 경향이 나타나고 있다.

하지만 최근 지구 온난화로 인한 고온 현상, 국지적 폭우로 인해 비교적 안전해 보이는 온실 농가 또한 피해를 보고, 재해 대비에 많은 자원을 투입하는 실정이다.[1] 이상 습도 패턴 및 고온의 내부 환경은 안정성을 위협받고 있으며, 이는 작물의 생육의 안정성 확보와도 직결되는 문제이다.

특히 엽채류를 비롯한 온실 작물에서 빈번히 발생하는 팁번은 대표적인 기후변화로 인한 생리장해 사례 중 하나이다. 팁번은 잎 가장자리의 괴사 현상으로, 칼슘 수송 불균형에 의해 발생하는데, 고온·다습 또는 저습과 같은 불균형한 환경 요인과 밀접하게 관련되어 있다.[2] 팁번이 발생하면 작물의 상품성이 저하되고, 수확량이 감소하여 농가에 직접적인 경제적 손실을 초래한다. 하지만 농가 현장에서는 대체로 팁번이 발생한 이후 사후처리 형식의 대응에 그치고 있어, 실질적인 예방책으로는 한계가 존재한다.

기존의 연구들은 주로 온실 환경 데이터를 활용한 통계적 분석이나 [3], 작물 잎 이미지 기반의 비전 기법을 통해 이상 증상을 탐지하는 데 [4] 초점을 맞추고 있다. 하지만 팁번은 단일 요인보다는 환경 요소, 그리고 생육 특성이 복합적으로 작용하여 발생하기 때문에 [5], 환경 데이터만 또는 이미지 데이터만을 활용한 접근 방식에는 근본적인 한계가 존재한다.

이에 본 연구에서는 온실 환경 데이터와 잎 이미지 데이터를 동시에 고려하여 학습하는 딥러닝 기반 팁번 예측 모델을 제안한다. 환경 데이터의 시계열 데이터 패턴과 이미지 데이터의 시각적 특징을 각각 추출하고 이를 결합하여, 팁번 발생 가능성을 기존보다 정밀하게 예측하는 모델을 설계한다. 본 연구는 기후변화로 인한 불안정한 온실 환경 속에서도 작물의 생육 안정성을 확보하고, 농가가 팁번 발생 위험을 사전에 인지하여 신속하게 대응할 수 있는 기술적인 기반 제공이 목표이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 데이터 수집 및 전처리 방법, 그리고 팁번 AI 모델 설계 및 학습에 대해 설명하고, 3절에서는

학습된 모델을 테스트하고 성능을 평가한다. 4절에서는 결론 및 기대효과를 기술한다.

II. 연구 방법

II.1. 데이터 수집 및 전처리

본 연구에서는 AI 허브를 통해 시설 작물 생육 데이터와 시설 작물 환경 데이터를 활용하였다.

먼저 이미지 데이터셋은 온실 환경에서 재배되는 엽채류의 생육 과정을 단계별로 촬영한 RGB 이미지를 포함하고 있으며, 팁번 발생 여부에 따라 이미지가 구분되어 있다. 이미지 전처리 과정은 다음과 같다. 먼저 원본 이미지는 입력 크기를 모델 학습에 적합하도록 224 X 224 픽셀로 정규화하였다. 이어서 데이터 균형을 맞추기 위해 회전, 좌우 반전 등의 데이터 증강 기법을 적용하였다. 이후 팁번 발생 여부를 기준으로 정상(0)과 발생(1)의 이진 라벨을 부여하였다.

환경 데이터는 온실 내부 센서를 통해 시간의 흐름에 따라 수집된 시계열 정보로, 본 연구에서는 온도, 상대습도, 이산화탄소 농도, 전기전도도, 근권 온도를 주요 변수로 선별하였다. 결측값은 선형 보간법으로 보정하였으며, 변수 간의 스케일 차이를 줄이기 위해 Min-Max 정규화를 수행하여 모든 데이터를 [0,1] 구간으로 변환하였다. 이후 일정 구간(24~72시간)의 연속 데이터를 윈도우 단위로 구성하여 LSTM 모델의 입력으로 활용하였다.

표 1. 온실 환경 데이터 구성 및 전처리 요소
Table 1 Greenhouse Environmental Data Configuration and Preprocessing Elements

구분	내용
주요 변수	온도, 상대습도, CO ₂ 농도, 전기전도도(EC), 근권온도
데이터 형태	시간 단위 시계열 데이터
결측치 처리	선형 보간법
정규화 방식	Min-Max 정규화 - [0,1] 구간 변환
입력 구성	24~72시간 연속 구간 - 윈도우 단위 분할

II.2. 딥변 AI 모델 설계

본 연구에서 제안하는 딥변 예측 모델은 다중 데이터 융합 구조를 기반으로 한다. 전체 아키텍처는 이미지 데이터와 환경 데이터를 각각 독립적으로 처리한 후, 추출된 특징 벡터를 결합하여 최종예측을 수행하는 방식이다.

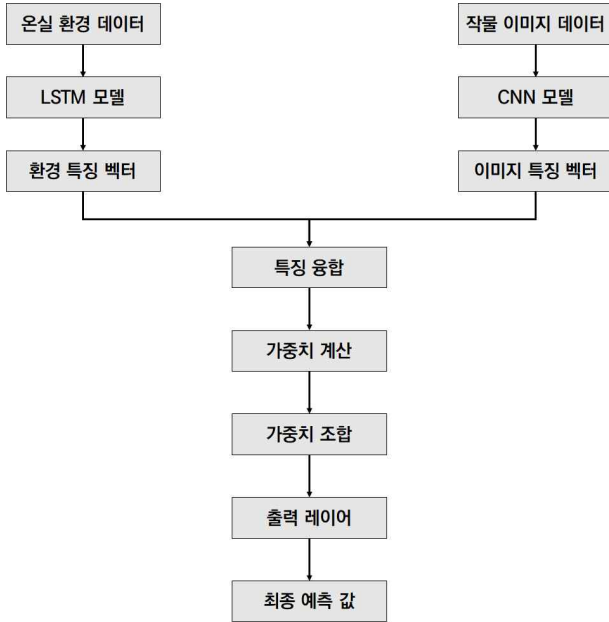


그림 1. 모델 작동 플로우 차트

Figure1. Model Operation Flowchart

우선 RGB 이미지는 CNN을 통해 처리하여 틱번 발생에 관한 시각적 특징을 추출하였다. 잎의 색상 변화, 가장자리 괴사 패턴과 같은 공간적 특징을 학습할 수 있도록 설계되었다. 시계열 환경 데이터는 순환 신경망 구조인 LSTM 모델을 통해 분석했다. 이를 통해 최근 24~72시간 동안의 온·습도, CO₂, EC, 근권 온도 변화 패턴을 학습하고, 틱번 발생과의 관계를 반영할 수 있도록 하였다.

그 후 CNN에서 추출된 이미지 특징 벡터와 LSTM에서 추출된 환경 데이터 특징 벡터를 연결하여 하나의 융합 벡터를 생성하였다. 이 벡터는 Fully Connected Layer를 거쳐 최종적으로 틱번 발생 확률을 출력하도록 설계되었다.

III. 모델 테스트 및 성능 평가

본 연구에서는 제안한 모델의 성능을 검증하기 위해 TensorFlow/Keras 환경에서 모델을 구현했다. 학습 과정은 GPU 환경에서 수행되었다.

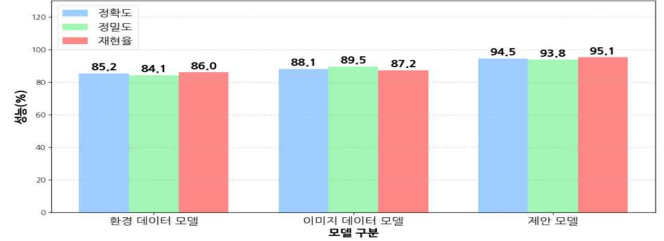
성능 검증은 제안한 모델과 비교 대상으로 설정한 환경 데이터만 학습한 모델, 이미지 데이터만 학습한 모델의 결과를 비교하는 방식으로 진행하였다. 평가 지표로는 정확도, 정밀도, 재현율, AUC를 사용하였다. 성능 비교 수치는 아래 표 2 및 그림 2와 같다.

표 2. 모델별 성능 비교도

Table 2 Model Performance Comparison Chart

모델 구분	정확도(%)	정밀도(%)	재현율(%)	AUC
환경 데이터 모델	85.2	84.1	86.0	0.85
이미지 데이터 모델	88.1	89.5	87.2	0.88
제안 모델	94.5	93.8	95.1	0.95

모델별 예측 성능 비교 (정확도, 정밀도, 재현율)



모델별 예측 AUC 비교

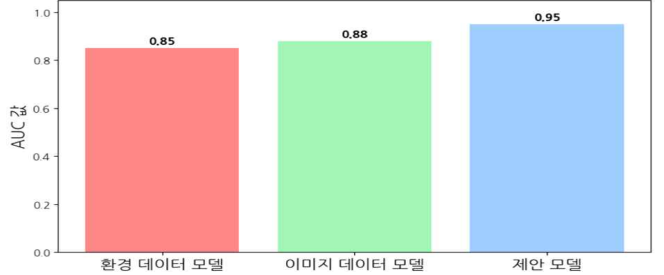


그림 2. 모델 성능 비교 그래프

Figure2. Model Performance Comparison Graph

iv. 결론

본 연구는 딥러닝 기반으로 온실 환경요소 및 이미지 데이터를 활용하여 틱번 발생을 예측하는 연구를 진행하였다. TensorFlow/Keras 환경에서 모델 테스트 및 성능 평가를 진행한 결과, 정확도(94.5), 정밀도(93.8), 재현율(95.1), AUC(0.95)로 모든 측면에서 융합하지 않고 따로 사용했던 환경 데이터 모델 및 이미지 데이터 모델보다 본 연구에서 제안한 모델이 더 좋은 결과를 보여주어 그 성능을 검증했다. 본 연구는 틱번과 같이 복합적인 원인을 가진 생리 장애는 다양한 종류의 데이터를 융합하여 분석하는 것이 기존의 단일 데이터 모델과 비교했을 때 더 효과적임을 입증했다. 또한 개발된 예측 모델은 농가의 경험 및 육안 관찰에 의존하던 기존의 사후 대응 방식에서 벗어나, 데이터에 기반한 비교적 선제적 조치를 취할 수 있는 기술적 기반을 제공할 것으로 기대한다.

다만 본 연구는 특정 온실 환경의 공개 데이터셋에만 기반하여 다양한 데이터셋을 활용하지 못한 것에 한계가 존재한다. 향후 더 다양한 환경과 품종의 데이터를 추가로 학습하여 모델의 일반화 성능을 높이는 연구가 필수적이며, 본 제안 모델이 예측한 위험도에 따라 온실의 환경 요소를 제어하고 자동화 시스템으로 발전시키는 후속 연구를 기대한다.

ACKNOWLEDGMENT

“이 논문은 정부(과기기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 지역저능화혁신인재양성사업임(ITP-2025-RS-2020-II201489)”

참 고 문 헌

- [1] Heeryong Ryu 외, “Damage index estimation by analysis of meteorological disasters on film plastic greenhouses.” International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2019, 12:58-63.
- [2] Yoichi Yamato외, “Several Factors Involved in the Development of Tipburn in Lettuce Grown under Controlled Conditions.” 한국원예학회, 2006. pp.185-186.
- [3] 윤효인 외, “고온 시 토양수분에 따른 배추의 틱번 발생률과 생육지표 간의 상관분석.” 한국원예학회 학술발표요지, 2024, pp.76-77.
- [4] K.P.S. Kumaratenna, & Young-Yeol Cho, “Detection of Tipburn Stress on Lettuce Grown in a Plant Factory using Artificial Intelligence (AI) Models.” Horticultural Science and Technology, 2024, 711-724.
- [5] K. H. Kim 외, “Genotype-Dependent Tipburn Severity during Lettuce Hydroponic Culture,” Agronomy, 2021, 11(4):616.