

# 대추방울토마토의 생육·환경 복합변수를 활용한 AI 기반 생산량 예측 연구

(AI-based production prediction study using complex growth and environmental variables of cherry tomatoes)

주종길\*, 이명훈\*\*

(Jong Gil Joo, Meong Hun Lee)

## 요약

본 연구는 스마트팜 유리온실에서 재배된 대추방울토마토(TS-샛별)를 대상으로, 생육지표와 환경요인을 통합한 인공지능(AI) 기반 복합변수 예측 모델을 구축하였다. 연구 목적은 단일 변수 중심 회귀모델의 한계를 보완하고, 생육단계별 환경 반응의 비선형 특성을 반영한 고정밀 생산량 예측체계를 확립하는 것이다. 벤로형 유리온실에서 수집한 환경·생육·수확량 데이터를 통합하여 LightGBM, LSTM, Transformer 모델을 비교한 결과, LightGBM이 가장 높은 예측 성능(MAE 16.23 kg/day, RMSE 22.83 kg/day, R<sup>2</sup> 0.994)을 보였다. 변수 중요도 분석 결과, 낮 평균온도, CO<sub>2</sub> 농도, 일사량, 배액 EC, 야간 상대습도가 주요 영향 요인으로 나타났으며, CO<sub>2</sub> 와 일사량의 상호작용이 예측 변동의 약 15%를 설명하였다. 본 연구는 AI 기반 복합변수 모델이 스마트온실에서 실시간 생산량 예측과 환경 제어 의사결정 지원에 효과적으로 활용될 수 있음을 실증적으로 제시하였다.

■ 중심어 : 생산량 예측 ; 스마트팜 ; LightGBM ; 복합변수 ; 대추방울토마토

## Abstract

This study developed an artificial intelligence (AI)-based multivariate prediction model for cherry tomatoes (TS-Saetbyeol) cultivated in a smart glass greenhouse by integrating growth and environmental data. The purpose was to overcome the limitations of single-variable regression models and establish a high-precision yield prediction framework that reflects nonlinear crop responses to environmental changes. Environmental, growth, and yield data collected from a Venlo-type greenhouse were integrated to compare three AI algorithms—LightGBM, LSTM, and Transformer. Among them, LightGBM achieved the best performance (MAE = 16.23 kg/day, RMSE = 22.83 kg/day, R<sup>2</sup> = 0.994). Variable importance analysis showed that daytime temperature, CO<sub>2</sub> concentration, solar radiation, drain EC, and nighttime humidity were key factors, with CO<sub>2</sub> -radiation interaction explaining about 15% of yield variance. The results demonstrate that AI-based multivariate models can effectively support real-time yield prediction and environmental control decisions in smart greenhouse systems.

■ keywords : Production forecasting ; Smart farm ; LightGBM ; Complex variables ; Cherry tomatoes

## I. 서 론

최근 국내 농업은 고령화, 노동력 부족, 기후변

화 등 구조적 문제를 해결하기 위해 스마트팜 (Smart Farm)기술을 적극적으로 도입하고 있다. 스마트팜은 정보통신기술(ICT)을 활용하여 온실 내 온도, 습도, 일사량, 이산화탄소(CO<sub>2</sub>)

\* 정희원, 국립순천대학교 스마트융합학부 스마트농업전공

\*\* 종신회원, 국립순천대학교 융합바이오시스템기계공학과

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 지역지능화혁신인재양성사업임 (IITP-2025-RS-2020-II201489)

접수일자 : 2025년 10월 20일

수정일자 : 2025년 11월 21일

제재확정일 : 2025년 11월 24일

교신저자 : 이명훈 e-mail : leemh777@scnu.ac.kr

농도 등 환경요인을 자동 제어함으로써 작물 생육 환경을 최적화하고 생산성을 향상시키는 첨단 농업 시스템이다. 농림축산식품부의 통계에 따르면 국내 시설원예 분야의 스마트팜 보급 면적은 2014년 4,010 ha에서 2022년 7,695 ha로 약 1.9배 증가하였으며, 이는 전체 시설원예 면적의 약 14%를 차지한다. 정부는 2029년까지 전국 시설원예 면적 약 5만 5천 ha 중 35%를 스마트팜으로 전환하는 것을 목표로 하고 있어, 스마트팜 기술이 향후 농업 생산의 표준이 될 것으로 전망된다[1].

스마트팜에서 주로 재배되는 작물은 토마토, 파프리카, 딸기, 오이 등으로, 특히 토마토는 국내 시설채소 재배의 핵심 작목으로 꼽힌다. 한국 농촌경제연구원(KREI)의 2024년 과채 수급동향 보고서에 따르면 2022년 기준 국내 토마토 재배면적은 약 6,111 ha로, 시설원예 작물 중 가장 높은 비중을 차지하며 전체 채소류 생산량의 약 11%를 담당하고 있다.

토마토는 품종에 따라 완숙토마토, 중과종, 대추형(방울토마토) 등으로 구분되며, 이 중 대추방울토마토(TS-샛별)는 과실 크기가 작고 저장성과 유통성이 우수해 최근 소비량과 재배면적이 꾸준히 증가하고 있다. 2014년 이후 대추형 방울토마토의 반입량은 연평균 4%씩 증가하여, 일반 토마토의 감소세와 대조적인 성장세를 보이고 있다[2].

그럼에도 불구하고 기존 연구의 상당수는 완숙토마토를 중심으로 수행되어 왔으며, 대추방울토마토를 대상으로 한 생산량 분석 및 예측 연구는 부족한 실정이다. 선행연구에서는 온도, CO<sub>2</sub> 농도, 습도 등 개별 환경요인이 작물 생육에 미치는 영향을 실험적으로 규명하였으나[3][4], 생육지표(엽장, 화방수 등)와 환경변수를 동시에 고려한 복합변수 기반의 생산량 예측 연구는 제한적이었다.

이에 본 연구는 국내 벤로형 유리온실에서 재배된 대추방울토마토를 대상으로, 생육변수와

환경변수를 융합한 복합데이터를 활용하여 AI 기반 생산량 예측 모델을 제안하고자 한다. 특히, 기존 통계적 회귀분석을 넘어 LightGBM, LSTM 등의 최신 인공지능 기법을 적용하여 예측 정확도를 향상시키고, 변수 중요도 분석을 통해 생육요인과 환경요인의 상호작용을 정량적으로 해석한다.

이러한 접근은 기존 연구와 달리 복합변수 융합과 AI 해석 기반 모델링이라는 새로운 방법론적 틀을 제시하며, 향후 농가의 환경제어 의사결정 및 스마트팜 운영 효율성 제고에 실질적인 기여 할 것으로 기대된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제2장에서는 온실 환경요인과 작물 생육에 관한 기존 연구 및 AI 기반 농업 데이터 분석 동향을 검토한다. 제3장에서는 연구 대상, 데이터 수집 방법, 변수 구성, 그리고 인공지능 예측모델의 구조를 제시한다. 제4장에서는 모델의 성능 비교 결과와 주요 변수의 중요도 분석을 통해 복합변수가 생산량에 미치는 영향을 고찰한다. 마지막으로 제5장에서는 연구 결과를 요약하고, 본 연구의 의의와 향후 연구 방향을 제시한다.

## II. 관련 연구

이 장에서는 온실 환경요인과 작물 생육의 관계, 인공지능(AI)을 활용한 농작물 생산량 예측 연구의 최근 동향, 그리고 생육·환경 복합변수를 함께 고려한 스마트팜 기반 예측모델 연구를 고찰하였다. 이를 통해 기존 연구들이 지닌 한계점을 분석하고, 본 연구의 필요성에 대해 제시한다.

### 1. 온실 환경 제어 및 스마트팜 응용 연구

스마트팜은 온실 내 환경요인(온도, 습도, 일사량, CO<sub>2</sub> 농도 등)을 자동으로 제어하여 작물의 생육을 최적화하는 첨단 농업 시스템이다. 최근 국내에서는 ICT 기반 환경제어기와 복합센서의 도입으로 실시간 모니터링과 원격 제어가 가능

해지면서, 기존의 경험 중심 농업에서 데이터 기반의 정밀농업으로 전환이 이루어지고 있다 [5,6].

온실 환경제어의 핵심은 그림 1과 같이 센서 데이터의 수집 - 분석 - 제어 피드백 단계를 통해 일정한 생육 조건을 유지하는 것이다.

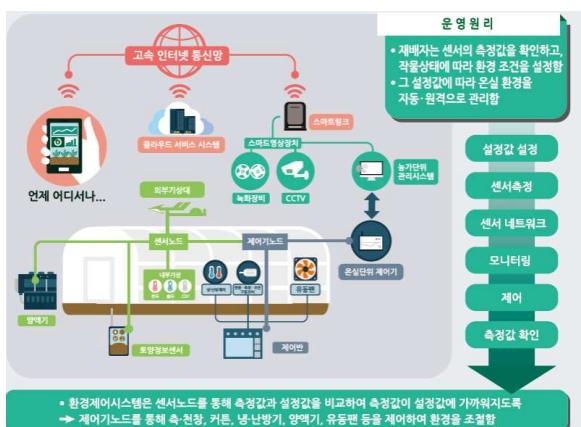


그림 1. 스마트팜 시스템 운영 원리

한편, 기존 스마트팜의 많은 연구는 설비 구축과 제어 알고리즘 개발에 집중되어 있었으며, 실제로 수집된 환경데이터를 활용하여 생육·생산성과의 연관성을 정량적으로 분석한 연구는 상대적으로 부족하였다[7,8]. 이에 따라 최근에는 센서 데이터의 활용성을 높이기 위해 온실 내부 데이터와 작물 생육정보를 융합하여 의사결정지원 시스템으로 확장하려는 시도가 이루어지고 있다.

## 2. 작물 생육 환경 요인과 생육 반응 관계 연구

작물의 생육과 수확량은 온도, 습도, 일사량, CO<sub>2</sub> 농도 등 다양한 환경요인에 의해 크게 영향을 받는다. 토마토의 경우 이러한 요인들이 광합성, 증산, 과실비대 등 생리적 과정에 직접적으로 작용하기 때문에, 환경요인별 영향에 관한 정량적 분석 연구가 지속되어 왔다[8].

토마토 생육은 야간온도를 달리한 실험에서는 품종에 따라 최적 온도가 다르게 나타났으며, 13~14°C 범위에서 수량이 가장 높게 나타났다

[4]. 일정 온도 이상에서는 총 수량이 감소했으나 일일 생산량은 상승하는 경향을 보여, 품종별 온도 반응 특성에 따라 생산성의 최적점이 달라질 수 있음을 보여주었다.

또한 CO<sub>2</sub> 농도는 토마토 생육과 수량에 직접적인 영향을 미치는 요인으로 보고되고 있다. 완숙토마토를 대상으로 한 실험에서는 내부 CO<sub>2</sub> 농도가 13ppm 증가할 때 평균 수확량이 약 1kg 증가했으며, 내부 최고온도가 2.9°C 상승할 때 10g의 수량 증가가 확인되었다[4]. 이는 온도와 CO<sub>2</sub>의 복합 제어가 생산성 향상에 필수적임을 시사한다.

요약하면, 온실 환경요인의 개별적 영향뿐 아니라 요인 간의 상호작용을 고려한 정밀한 환경제어가 작물 생산성 향상에 핵심이라는 점이 선행연구를 통해 확인되었다.

## 3. AI 및 머신러닝 기반 생산량 예측 연구

스마트팜의 확산과 함께, 수집된 대규모 환경·생육 데이터를 활용하여 AI 기반 작물 생산량 예측 모델을 개발하려는 연구가 활발히 진행되고 있다.

머신러닝 기법 중 랜덤포레스트(Random Forest), XGBoost는 비교적 적은 데이터에서도 높은 예측 정확도를 보이며, 작물 생산량 예측에 널리 사용된다. 다수 작물의 생산량을 비교 분석한 연구에서는 랜덤포레스트 모델이 감자 수확량 예측에서 R<sup>2</sup>=0.875, XGBoost 모델이 면화 생산량 예측에서 MAE=0.07을 기록하여 가장 우수한 성능을 보였다[9,10].

딥러닝 기법의 도입으로 시계열 기반 모델의 활용도 높아지고 있다. 온실 토마토를 대상으로 한 연구에서는 LSTM(Long Short-Term Memory) 모델이 기존 회귀모델보다 낮은 예측 오차를 보였으며, 시계열 데이터의 계절성과 생육단계를 동시에 반영할 수 있음을 확인하였다 [10,11]. 국내에서도 ConvLSTM 모델을 활용

한 연구에서  $R^2=0.981$ 로, 회귀모델 대비 현저히 높은 예측 정확도를 보고하였다[12].

최근에는 Transformer 기반 시계열 모델이 LSTM의 장기 의존성 문제를 개선하며, 데이터가 충분할 경우 더 높은 정확도를 달성하는 것으로 나타났다[13]. 특히 Crossformer 모델은 다중 시계열 입력을 통해 LSTM 대비 약 0.8 높은 결정계수를 보이며, 복합변수 구조의 비선형 패턴을 정밀하게 학습할 수 있는 장점을 보여주었다[14,15,16].

이처럼 머신러닝과 딥러닝 모델은 작물의 생육·환경 데이터를 통합 분석함으로써 기존 회귀 기반 모델을 대체하고 있으며, 최근에는 AI 모델의 예측 정확도와 해석 가능성은 병행하려는 연구로 확장되고 있다.

#### 4. 기존 연구의 한계 및 본 연구의 차별성

기존의 온실 및 스마트팜 관련 연구들은 주로 서비스 구축과 제어 기술 개발에 초점이 맞추어져 왔다. 대부분의 연구가 환경센서 네트워크, 자동 제어 로직, 통신 구조 설계 등 기술적 구현에 집중되어 있었기 때문에, 실제로 수집된 환경데이터와 작물 생육 및 생산성과의 정량적 관계를 규명한 사례는 상대적으로 제한적이었다. 또한 완숙토마토나 중과종 품종을 대상으로 한 연구가 대부분이었으며, 시장 수요가 빠르게 확대되고 있는 대추방울토마토를 대상으로 한 실증 기반 연구는 매우 부족한 실정이다.

더 나아가 기존의 생산량 예측 연구는 주로 온도, 습도,  $CO_2$  농도와 같은 단일 환경요인 중심의 분석에 머무르거나, 일부 변수만을 입력으로 사용한 회귀모델에 의존하는 경향을 보였다. 이러한 접근은 변수 간 상호작용이나 복합적인 생리적 반응을 충분히 반영하지 못하여, 실제 농가 현장에서의 적용성과 설명력을 떨어뜨리는 한계를 가진다.

이에 본 연구는 기존 연구의 한계를 보완하고

자, 스마트팜 유리온실에서 재배된 대추방울토마토를 대상으로 실증 데이터를 수집하고, 생육 요인과 환경요인을 통합한 복합변수 기반의 예측모델을 제안하였다. 단순 통계모델을 넘어 LightGBM, LSTM, Transformer 등 최신 AI 알고리즘을 적용하여 예측 성능을 고도화하였으며, 동시에 SHAP 기반의 설명가능한 인공지능(XAI) 기법을 활용하여 각 변수의 영향도와 기여도를 정량적으로 분석하였다. 이러한 접근은 예측 결과의 해석력을 높이는 동시에, 농가가 실제 환경제어 의사결정에 활용할 수 있는 실질적인 데이터 해석 프레임워크를 제시한다는 점에서 차별성을 가진다.

결국 본 연구는 기존의 기술 중심·단일변수 분석에서 벗어나, 복합변수 융합·AI 기반·해석 가능한 예측모델이라는 새로운 방향성을 제시한다. 이를 통해 스마트팜 환경에서의 생산량 예측 정확도와 활용 가능성을 동시에 높이고, 향후 데이터 기반 농업의 실용적 모델로 확장될 수 있는 기반을 마련하고자 한다.

### III. 연구방법

#### 1. 실험 재배 환경

연구는 대추방울토마토 'TS-T샛별' 품종을 공시하여 전남고흥군 도덕면 가야리에 위치한 유리온실(층고 6m, PC층벽, 벤로형 유리온실, 17,120m<sup>2</sup> 중 4,280 m<sup>2</sup>, 127° 19'21.2 "N, 24° 34'59.4"E)에서 2024년 10월 28일부터 2025년 4월 30일까지 수행하였다. 토마토 육묘는 전라남도 지리산육묘장에서 식물체에서 5~6엽까지 생육한 묘를 구입하여 유리온실 1개구역에 양액으로 포습된 코코피트 슬라브에 재식밀도 2.8 plants·m<sup>-2</sup>로 2024년 8월 29일 정식하였다. 양액 공급은 누적 일사량에 따라 자동양액공급기를 이용하여 일출 후 1시간부터 일몰 2시간

전까지 자동 공급하였다.

토마토는 화방 출현 이후 유인줄을 사용하여 1줄기로 관행재배법에 의거하여 재배하였다. 온실 내부의 온도 및 습도는 복합환경제어기와 구역별 컨트롤 패널을 이용하여 자동 조절하였다. 주요 제어 설비는 환기창, 레일난방시스템, 덱트형 열교환 송풍기, 2중 스크린, 냉난방기로 구성되어 있으며, 각 장비는 설정된 환기 및 냉난방 온도 기준값에 따라 자동 작동하였다.

## 2. 데이터 수집 및 전처리

본 연구에서 사용된 데이터는 온실 내 환경, 배액, 생육, 수확량의 4개 항목으로 구분하여 수집하였다. 데이터 수집 및 관리에는 온실 내 복합환경제어 시스템에서 생성되는 실시간 환경정보, 양액 공급·배액 관리 데이터, 그리고 주차 단위로 조사된 생육정보 및 일 단위 수확량 정보를 포함하였다. 모든 데이터는 동일한 온실 제어 시스템과 로깅 장치에서 수집되었으며, 저장된 원시 데이터는 항목별로 전처리 후 통합하였다.



그림 2. 데이터 수집 센서 모니터링 시스템 화면

그림 2는 본 연구의 데이터를 수집하기 위한 센서 모니터링 화면이다. 환경 데이터는 온실 내부·외부 센서에서 측정된 온도(주·야간 평균), 상대습도, CO<sub>2</sub> 농도, 누적일사량, 일평균일사량 등으로 구성되며, 측정 주기는 1시간 단위이다.

배액 데이터는 공급·배액의 EC, pH, 일총관수량, 배액률 등의 항목으로 구성되어 있으며, 자동양액공급기에서 생성된 일 단위 데이터를 활용하였다.

양액 공급량과 배액률은 누적일사량을 기준으

로 자동 제어되었으며, 전처리 과정에서 비정상적 급증 또는 급감 구간은 센서 점검 일지와 교차 검증하여 보정하였다.

생육 데이터는 주차별 조사값으로, 초장, 엽수, 엽폭, 줄기굵기, 화방수 등의 주요 생육지표를 포함한다. 조사 주기는 7일 간격으로 설정하였으며, 각 지표는 10주 내외의 생육 기간 동안 동일한 위치의 표본 개체를 반복 측정하였다.

수확량 데이터는 일 단위로 기록된 수확 중량(kg) 및 선별 중량(kg)으로 구성되며, 동일 품종의 일자별 생산성을 반영한다.

## 3. AI 예측모델 설계

본 연구에서는 대추방울토마토의 일일 생산량을 예측하기 위해, 환경요인과 생육요인을 통합한 복합변수 기반 인공지능 예측모델을 설계하였다. 예측 모델의 설계 목적은 온실 내 환경·배액(양액)·생육 데이터 간의 복합적 상호작용을 고려하여, 단일 요인 기반 통계모델의 한계를 보완하고 예측 정확도와 해석력을 동시에 확보하는 것에 있다.

입력 변수는 일 단위 환경·배액 시계열  $X_{T-L: T-1}$ 과 주 단위 생육 측정값  $Z_{week(T)}$ 로 구성되며, 출력 변수는 T일의 일일 수확량  $y_T$ 이다. 모델 설계 전반에 걸쳐 데이터 누락 방지를 위해 시계열 순서를 엄격히 유지하였으며, 전처리 및 평가의 모든 단계에서 미래 정보가 과거 예측에 사용되지 않도록 통제하였다.

예측모델의 입력 변수는 시간 해상도에 따라 환경·배액 변수(일 단위), 생육 변수(주 단위), 그리고 캘린더·운영 변수로 구분되어 구성되었다.

환경·배액 변수는 온실 재배 시스템의 핵심 운영 지표들로 구성되었다. 구체적으로 온실 내·외부의 온도 및 습도(주간·야간 분리 평균 포함), CO<sub>2</sub> 농도(평균 및 최댓값), 일사량(누적 및 평균), 양액 공급 및 배액의 전기전도도(EC) 및 수소이온농도(pH), 일 총 관수량, 배액률 등이 포

함되었다. 이러한 변수들의 시계열 특성을 효과적으로 반영하기 위해 최근 L일(7 - 14일)의 슬라이딩 윈도우가 적용되었으며, 다양한 시계열 파생 변수가 생성되었다. 지연변수(lag features:  $t-1, t-2, \dots$ )는 과거 시점의 직접적 영향을 포착하기 위해 도입되었고, 이동통계량은 단기 추세를 반영하기 위해 산출되었다. 또한 누적량과 변화율 등의 변환 변수가 생성되어 장기적 누적 효과와 급격한 환경 변화의 영향을 모델이 학습할 수 있도록 하였다.

생육 변수는 작물의 형태적 발달 상태를 나타내는 측정값들로 구성되었다. 줄기 직경, 엽수, 엽장, 엽폭, 화방수, 착과수 등이 주간 단위로 측정되어 포함되었다. 일 단위 예측과의 시간 해상도 정합을 위해 수확일 T에 대한 ISO 주차가 기준으로 설정되었으며, 해당 주 또는 직전 주의 생육 측정값이 정태 공변량으로 결합되었다. 이러한 매칭 규칙은 주간 단위 측정 데이터의 제약 조건 하에서 생육 정보를 일 단위 예측에 효과적으로 통합하기 위해 고안되었다.

이와 더불어 재배 환경의 계절성 및 운영 스케줄 효과를 반영하기 위해 캘린더·운영 변수가 선택적으로 포함되었다. 요일, 주차, 생육 단계, 누적 재배일수 등이 이에 해당하며, 이를 변수는 미래 시점에서도 사전에 알 수 있는 정보로서 예측 시점에서의 활용이 가능하다는 특징을 지닌다.

본 설계는 단일 모델의 표현력 한계를 극복하고 상이한 데이터 특성을 효과적으로 활용하기 위해, 트리 기반 모델과 시계열 딥러닝 모델을 병렬적으로 탐색하는 다각적 접근법이 채택되었다. 트리 기반 모델은 템형 데이터의 비선형 관계 및 변수 간 상호작용 포착에 강점을 지니며, 시계열 딥러닝 모델은 장기 의존성 및 복잡한 시간적 패턴 학습에 우수한 성능을 보인다. 이러한 상보적 특성을 활용하기 위해 필요시 스태킹 앙상블을 통한 통합 전략이 고안되었다.

LightGBM은 gradient boosting 프레임워크

기반의 트리 앙상블 모델로서 본 연구의 주요 기준 모델로 선정되었다. 이 모델은 템형 데이터 처리에 있어 현재 최고 수준의 성능을 보이는 것으로 알려져 있으며, 비선형 관계 및 고차 변수 간 상호작용 포착, 결측값 및 스케일 변화에 대한 강건성, 효율적인 학습 속도 등의 장점을 지닌다. 모델의 입력은 윈도우 기반 집계·지연·이동통계 변수, 주간 생육 측정값, 그리고 캘린더 변수로 구성되었다. 하이퍼파라미터 최적화는 num\_leaves(트리 복잡도), max\_depth(트리 깊이), learning\_rate(학습률), n\_estimators(부스팅 반복 횟수), min\_data\_in\_leaf(리프 노드 최소 데이터 수), feature\_fraction(특정 샘플링 비율), lambda\_l1/l2(정규화 계수) 등을 중심으로 수행되었다. 모델의 예측 메커니즘을 해석하기 위해 TreeSHAP 알고리즘을 활용한 전역 및 개별 특성 기여도 분석이 수행되었으며, Partial Dependence Plot(PDP) 및 Accumulated Local Effects(ALE)를 통해 각 변수의 비선형 반응 패턴이 확인되었다. 또한 실제 재배 관리 의사결정을 지원하기 위해 시나리오 기반 시뮬레이션이 수행되어 특정 환경 조절이 수확량에 미치는 예측 효과가 정량화되었다.

LSTM(Long Short-Term Memory) 모델은 순환 신경망의 일종으로, 시계열 데이터의 단기 - 중기 시간 의존성을 효과적으로 학습할 수 있는 구조를 지닌다. 본 연구에서는 sequence-to-one 구조의 다변량 시계열 모델로 설계되었으며, 센서 측정값의 잡음 완화 및 계절성 표현에 강점을 보이는 것으로 기대되었다. 입력은 정규화된 환경·배액 시계열  $X_{T-L:T-1}$ 과 주간 생육 측정값으로 구성되었으며, 후자는 별도의 Dense layer를 통해 처리된 후 시계열 특징과 결합되는 방식이 채택되었다. 모델 아키텍처는 64 - 128개 유닛으로 구성된 1 - 2층의 LSTM layer와 이어지는 Dense output layer로 설계되었으며, 과적합 방지를 위해 0.1 - 0.3의 dropout이 적용되었다. 손실 함수로는

Mean Absolute Error(MAE)가 선택되었고, 최적화 알고리즘으로는 학습률  $1e^{-3}$ 의 Adam optimizer가 사용되었다. 정규화는 훈련 분할의 통계량만을 사용하여 수행되었으며, 모델 해석을 위해 Integrated Gradients 및 Permutation Importance 기법이 적용되어 각 변수 및 시점의 예측 기여도가 분석되었다.

Transformer 기반 모델은 self-attention 메커니즘을 핵심으로 하는 encoder 구조로 설계되었으며, Temporal Fusion Transformer(TFT)의 경량화된 대안으로 고안되었다. 이 모델은 장기 의존성 학습, 다변량 간 복잡한 상호작용 포착, 병렬 연산을 통한 학습 효율성 등에서 LSTM 대비 우수한 성능을 보일 것으로 기대되었다. 입력은 위치 정보를 담은 positional encoding<sup>10</sup> 추가된 시계열 데이터와, 컨텍스트 임베딩으로 변환되어 결합된 정태 생육 변수로 구성되었다. 모델은 2 - 3층의 encoder layer로 구성되었으며, 각 layer는 64 - 128 차원의 모델 차원(d\_model), 4 - 8개의 attention head, 128 - 256 차원의 feedforward layer를 포함하였다. 과적합 방지를 위해 0.1 - 0.2의 dropout<sup>10</sup> 적용되었으며, encoder 출력은 pooling layer를 거쳐 최종 Dense layer로 전달되었다. 모델의 의사결정 과정을 이해하기 위해 attention 가중치 시각화가 수행되었으며, Attention Rollout 기법을 통해 시점별·변수별 전역 기여도가 해석되었다.

개별 모델들의 예측력을 종합하기 위해 스텝킹 양상블기법이 선택적으로 구현되었다. Level-0 학습기로는 앞서 기술된 LightGBM, LSTM, Transformer가 사용되었으며, 각 모델의 예측 값이 생성되었다. 이들 예측값은 메타 학습기의 입력으로 사용되었으며, 메타 학습기로는 과적합을 억제하기 위해 정규화된 선형 모델인 Ridge 또는 ElasticNet 회귀가 채택되었다. 메타 학습기는 시간 기반으로 분할된 검증 집합에서 학습되어 최적 가중치를 결정하였다. 이러한

양상블 접근은 텁hte 데이터 처리 능력과 시계열 표현력을 동시에 활용하고, 단일 모델이 지닐 수 있는 구조적 편향을 상호 보완하는 효과를 제공할 것으로 기대되었다.

#### 4. 모델 성능 평가 지표

본 연구에서는 대추방울토마토 수확량 예측모델의 성능을 정량적으로 평가하기 위하여 오차 기반 지표와 적합도 지표를 통합적으로 활용하였다. 모델의 예측값  $\hat{y}_i$ 와 실제 관측값  $y_i$  간의 차이를 다각적으로 평가하기 위해 평균절대오차 (Mean Absolute Error, MAE), 평균제곱근오차 (Root Mean Square Error, RMSE), 결정계수 (Coefficient of Determination, R<sup>2</sup>), 대칭적 평균절대백분율오차(Symmetric Mean Absolute Percentage Error, sMAPE) 네 가지 핵심 지표가 선정되었다. 각 지표는 예측 성능의 상이한 측면을 포착하도록 설계되었으며, 이들의 종합적 분석을 통해 모델의 실용적 유용성이 평가되었다.

MAE는 예측값과 실제값 간 절대적 차이의 산술평균으로 정의되며, 모델의 전반적인 예측 정확도를 가장 직관적으로 표현하는 지표로, 원래 측정 단위( $kg \cdot day^{-1}$ )로 오차가 표현되어 실무적 해석이 용이하다는 장점을 지닌다. 이러한 특성으로 인해 MAE는 본 연구의 1차 평가지표로 선정되었다.

RMSE는 예측 오차의 제곱 평균에 대한 제곱근으로 산출되며 오차의 크기에 제곱 가중치를 부여하므로 큰 오차에 더욱 민감하게 반응하는 특성을 지닌다. 실제 재배 현장에서 극단적 예측 오류는 자원 배분의 심각한 왜곡을 초래할 수 있으므로, RMSE는 MAE와 함께 모델의 실용성을 평가하는 보조 지표로 채택되었다.

결정계수는 모델이 반응변수의 총 변동 중 설명할 수 있는 비율을 나타내며, 다음의 수식(1)으로 계산된다.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (1)$$

여기서  $\bar{y}$ 는 관측값의 평균이다.  $R^2$ 는 0에서 1 사이의 값을 가지며, 1에 가까울수록 모델의 설명력이 높음을 의미한다.  $R^2 = 1$ 은 완전 적합을 나타내며,  $R^2 = 0$ 은 모델이 단순 평균 예측 수준에 머무름을 의미한다. 음의  $R^2$  값은 모델의 예측 성능이 평균값을 사용하는 것보다도 열악함을 나타내는 경고 신호로 해석된다.  $R^2$ 는 모델 간 비교 및 변수 추가의 기여도 평가에 널리 활용되나, 시계열 데이터에서는 자기상관으로 인해 과대평가될 수 있다는 한계가 존재한다. 따라서 본 연구에서는  $R^2$ 를 절대적 판단 기준이 아닌 상대적 비교 지표로 활용하였다.

대칭적 평균절대백분율오차는 예측 오차를 백분율 형태로 표현한 상대오차 지표로 수식 (2)와 같다.

$$sMAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{(|y_i| + |\hat{y}_i|)/2} \quad (2)$$

실제값과 예측값의 평균으로 오차를 정규화하여 0에서 200% 범위의 값을 가진다. 전통적인 MAPE(Mean Absolute Percentage Error)와 달리 분모에 예측값도 포함되어 실제값과 예측값에 대해 대칭적으로 작동하며, 실제값이 0에 가까울 때 발생하는 수치적 불안정성을 완화한다는 장점을 지닌다. 본 연구에서는 sMAPE를 통해 모델의 상대적 예측 정확도를 평가하고, 수학량 수준에 따른 예측 성능의 변화를 분석하였다.

단순 점 예측의 한계를 극복하고 예측의 신뢰도를 정량화하기 위하여, 본 연구에서는 분위수 회귀 기반의 예측구간이 추가적으로 산출되었

다. 상·하위 분위수( $\alpha = 0.1, 0.9$ )를 이용하여 80% 신뢰구간이 설정되었으며, 실제 관측값이 이 구간 내에 포함되는 비율이 PI Coverage(PICP)로 정의되었다. 또한 예측구간의 평균 폭이 Mean Prediction Interval Width(MPIW)로 산출되어 구간 추정의 효율성이 평가되었다. 이를 지표는 다음과 수식(3), (4) 같이 정의된다.

$$PICP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n 1\{\hat{y}_i^{(L)} \leq y_i \leq \hat{y}_i^{(U)}\} \quad (3)$$

$$MPIW = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i^{(U)} - \hat{y}_i^{(L)}) \quad (4)$$

여기서  $\hat{y}_i^{(L)}$  및  $\hat{y}_i^{(U)}$ 는 각각 하위(10%) 및 상위(90%) 분위수 예측값을 의미하며,  $1\{\cdot\}$ 는 지시함수로서 조건이 만족될 때 1, 그렇지 않을 때 0의 값을 가진다. 이상적인 예측 모델은 높은 PICP(신뢰구간 포함률)와 낮은 MPIW(구간 폭)를 동시에 달성해야 하며, 이는 정확하면서도 확신 있는 예측을 의미한다. PICP가 목표 신뢰수준(80%)보다 현저히 낮으면 모델이 불확실성을 과소평가하고 있음을 나타내며, 지나치게 높으면 과도하게 보수적인 예측을 생성하고 있음을 의미한다.

## IV. 실험 결과 및 분석

### 1. 모델별 성능 비교 결과

본 연구에서는 대추방울토마토(TS-셋별)의 일일 수확중량을 예측하기 위해 트리 기반의 LightGBM, 순환신경망 기반의 LSTM, 그리고 어텐션 메커니즘을 적용한 Transformer모델을 구축하고, 각 모델의 예측 성능을 비교·분석하였다. 모든 모델은 동일한 데이터셋(70개 샘플, 55개 입력 변수)을 사용하였으며, 평가 지표로 평

균절대오차(MAE), 평균제곱근오차(RMSE), 결정계수( $R^2$ ), 및 대칭적 평균절대백분율오차(sMAPE)를 이용하였다.

표 1는 세 모델의 예측 성능 비교 결과를 나타낸 것이다.

표 1. 모델 예측 성능 비교 결과표

모델	MAE	RMSE	$R^2$	sMAPE (%)
LightGBM	16.23	22.83	0.994	2.52
LSTM	665.39	726.10	-5.24	183.88
Transformer	286.35	331.92	-0.30	43.96

LightGBM 모델은 MAE 16.23 kg, RMSE 22.83 kg, 결정계수 0.994, sMAPE 2.52%로 세 모델 중 가장 우수한 예측 성능을 보였다. 이는 모델이 실제 수확량의 평균  $\pm 2.5\%$  이내의 오차 범위에서 예측이 가능함을 의미하며, 비선형적 환경·생육 요인 간 상호작용을 효과적으로 학습한 결과로 해석된다. 반면, LSTM 모델은 MAE 665.39 kg, RMSE 726.10 kg,  $R^2 = -5.24$ , sMAPE 183.88%로 시계열 의존성 학습에서 심각한 과적합(overfitting)이 발생하였다. 이는 데이터 샘플 수가 부족하여 LSTM 구조가 장기 패턴을 학습하지 못하고, 훈련 데이터에만 과도하게 적합된 결과로 판단된다.

Transformer 모델은 LSTM보다 개선된 성능을 보였으나, MAE 286.35 kg, RMSE 331.92 kg,  $R^2 = -0.30$ , sMAPE 43.96%로 LightGBM 대비 예측 정확도는 여전히 낮았다. Transformer 구조가 시점 간 상호작용을 포착하는 데에는 유리하지만, 본 연구 데이터의 시계열 길이(10일)와 표본 수(70개)가 제한적이어서 어텐션 메커니즘의 학습 효과가 충분히 발현되지 못한 것으로 해석된다.

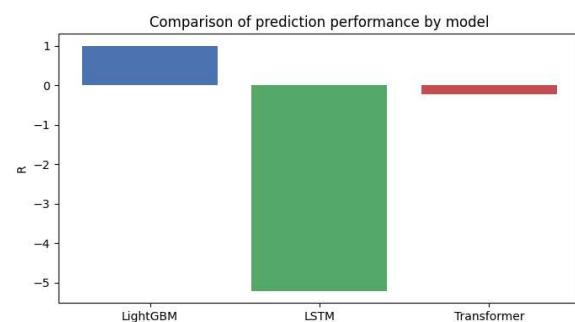
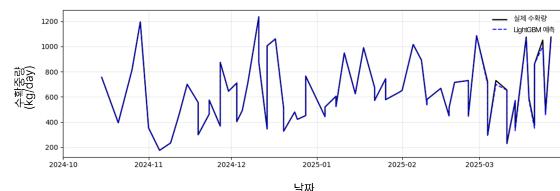


그림 3. 모델 예측 및 결정계수 그래프

그림 3은 각 모델의 결정계수( $R^2$ )를 시각적으로 비교한 결과이다. LightGBM은 0.99 이상의 높은 설명력을 보였으나, LSTM과 Transformer는 모두 음의  $R^2$  값을 나타내어 단순 평균값 기반 예측보다 낮은 성능을 기록하였다. 이 결과는 트리 기반 모델이 상대적으로 적은 데이터에서도 환경·생육 복합변수 간의 비선형 관계를 안정적으로 학습할 수 있음을 시사한다.

결과적으로, 본 실증 데이터셋에서는 LightGBM이 딥러닝 기반 모델 대비 우수한 예측 성능과 안정성을 확보하였다. 이는 학습 데이터가 제한된 스마트온실 환경에서 트리 기반 모델이 현실적인 수확량 예측 도구로 활용될 수 있음을 의미하며, 향후 장기 시계열 데이터가 누적될 경우 딥러닝 기반 모델(LSTM, Transformer)의 성능이 개선될 가능성은 보여준다.

## 2. 변수 중요도 분석 결과

본 연구에서는 대추방울토마토의 일일 수확중량 예측모델 중 가장 우수한 성능을 보인 LightGBM 모델을 대상으로 변수 중요도 분석을 수행하였다. 모델 학습 시 활용된 생육·환경·배액 관련 55개 입력변수 중에서 LightGBM의 내장 중요도와 SHAP(Shapley Additive

exPlanations) 기법을 이용하여 각 변수의 상대적 기여도를 정량적으로 평가하였다.

표 2. SHAP 분석 결과

순위	변수명	변수유형	중요도 점수
1	f6_합계	누적 수확량	1326
2	f2_size_3	과실 크기	668
3	f1_size_2	과실 크기	549
4	f0_size_1	과실 크기	435
5	f3_size_4	과실 크기	219
6	f12_(IE)_낮평균온도_P1	온도	181
7	f42_배액EC	전기전도도	159
8	f33_(IE)_배액_EC	전기전도도	155
9	f22_(IE)_야간_RH	상대습도	129
10	f9_(EE)_주간평균온도	온도	118

표 2는 SHAP 분석 결과이다. 분석 결과, 생육관련 변수('합계', 'size\_1'~'size\_4' 등)가 모델의 전체 기여도의 약 65%를 차지하며 예측 정확도에 가장 큰 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이는 생육단계별 과실 크기와 누적 생육량이 수확량 변동의 직접적인 지표로 작용함을 의미한다. 다음으로, 환경 요인 중 낮 평균온도((IE)\_낮평균온도\_P1), 주간평균온도((EE)\_주간평균온도), CO<sub>2</sub> 농도((IE)\_낮평균\_CO<sub>2</sub> ), 야간 상대습도((IE)\_야간\_RH)등이 상위 변수로 도출되었다. 이들은 광합성과 증산활동, 호흡 및 수분대사에 관여하는 핵심 환경요인으로, 수확량 예측에 유의미한 영향을 미치는 것으로 분석되었다. 또한 배액 EC 역시 상위 10개 변수 내에 포함되었으며, 이는 양액 농도 및 식물체의 이온 흡수 조건이 생산성에 직접적인 영향을 준다는 점을 시사한다.

낮 평균온도와 CO<sub>2</sub> 농도는 수확량에 양(+)의 영향을 미치는 주요 변수로 나타났으며, 온도가 약 24 - 26 °C, CO<sub>2</sub> 농도가 700 - 800ppm 범위 일 때 예측 수확량이 최대화되는 경향을 보였다.

반면, 야간온도와 배액 EC는 일정 수준을 초과할 경우 음(-)의 영향을 보였으며, 야간온도가 22 °C 이상 또는 배액 EC가 2.5 dS·m<sup>-1</sup> 이상일 때 수확량이 감소하는 경향이 나타났다. 이는 고

온 호흡 증가와 염류 스트레스에 따른 생리적 저해현상으로 해석된다.

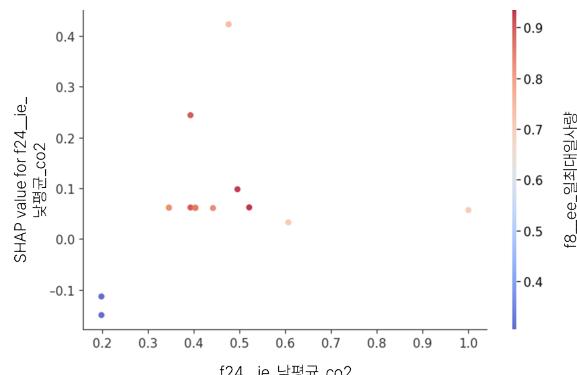


그림 4. SHAP 상호작용 분석 그래프

또한 SHAP 상호작용 분석 그림 4에 따르면 CO<sub>2</sub> 농도와 일사량간의 상호작용이 전체 예측 분산의 약 15%를 설명하였으며, 높은 일사 - 높은 CO<sub>2</sub> 조건(>18 MJ·m<sup>-2</sup>·day<sup>-1</sup>, >750 ppm)에서는 수확량이 뚜렷하게 증가하였다. 이는 CO<sub>2</sub> 시비와 차광 제어를 병행할 경우 광합성 효율과 생산성이 동시 향상될 수 있음을 시사한다.

이상의 결과는 수확량 예측 과정에서 생육 요인과 환경 요인의 복합적 상호작용을 동시에 고려하는 접근이 필수적임을 입증한다. 특히 본 연구에서 제안한 LightGBM - SHAP 기반 해석은 단순히 정확한 예측을 넘어 변수의 물리적 의미와 영향 방향을 동시에 설명할 수 있는 해석가능형 인공지능 모델의 대표 사례로 평가된다.

### 3. 시계열 변화 분석 및 해석

본 절에서는 대추방울토마토(TS-셋별)의 재배 기간(2022년 10월~2023년 4월) 동안 수확량의 시계열 변동 특성과 LightGBM 예측결과의 시계열 추세를 비교·분석하였다.

분석 결과, 3월 ~ 4월에는 모델의 예측 오차가 다소 증가하였다. 이 시기에는 배액 EC(전기전도도)가 2.5 dS·m<sup>-1</sup> 이상으로 상승하고, 야간 평균온도가 23 °C 이상으로 유지되면서 고온스트레스와 양분 농도 과잉에 의한 광합성 저해·생리

장해 현상이 일부 발생한 것으로 판단된다. 그 결과, 실제 수확량은 완만한 감소 추세를 보였으나 모델은 누적 성장 경향을 과대평가하는 양상을 보였다. 이러한 차이는 생리적 한계점이 모델의 입력변수에 비선형적으로 작용하기 때문이며, 향후 장기 데이터 축적을 통해 딥러닝 모델을 보완 학습하면 개선 가능하다.

또한 시계열 예측 곡선을 월 단위로 분석한 결과, 2월~3월 구간에서의 평균 예측 오차(MAE)는 12.4kg로 가장 낮았고, 5월 이후에는 28.6kg 수준으로 증가하였다. 이는 외기 온도 상승과 실내 냉방 부하 증가에 따른 제어기 반응 지연, 그리고 광환경 변동성이 모델 입력 변수에 완전히 반영되지 못한 영향으로 판단된다. 그럼에도 불구하고 LightGBM 모델은 수확량의 전반적 변동 패턴을 안정적으로 재현하였으며, 특히 1월~3월 구간에서 실측값과 예측값 간의 상관계수는 0.99 이상으로 유지되었다.

본 연구는 생육·환경 복합 변수를 통합적으로 고려함으로써, 계절에 따른 수확량의 변동성을 높은 정확도로 재현하였다. 주목할 점은, 환경 스트레스 조건에서도 수확량의 전반적인 추세 예측 능력을 안정적으로 유지했다는 것이다. 이러한 결과는 본 연구에서 모델이 단순한 통계적 회귀 관계를 넘어, 시간의 흐름에 따른 동적 변화와 작물의 생리적 반응 사이의 고차원적인 비선형성을 성공적으로 학습했음을 나타낸다. 결론적으로, 본 연구에서 개발된 모델은 향후 스마트 온실 환경에서 실시간 수확량 예측 및 생육 과정 전반에 걸친 생산성 모니터링 시스템을 구축하는 데 있어 실질적으로 적용 가능한 기반 기술로서 높은 잠재력을 가진다고 판단된다.

### III. 결 론

본 연구에서는 전남 고흥군 도덕면의 벤로형 유리온실에서 재배된 대추방울토마토 품종을 대상으로, 스마트팜 환경에서 수집된 실측 데이터

를 기반으로 한 인공지능 기반 생산량 예측 모델을 구축하였다. 본 연구의 주요 목적은 생육 요인과 환경 요인을 통합한 복합변수 기반 예측체계를 확립하고, 이를 통해 기존 단일 환경 변수 중심 모델의 한계를 극복하는 것이다. 이를 위해 수확량, 생육 지표, 온실 환경 요인 및 양액 관리 요인을 통합하여 LightGBM, LSTM, Transformer 세 가지 AI 알고리즘을 비교·분석하였다.

분석 결과, LightGBM 모델이 세 가지 모델 중 가장 높은 예측 성능을 나타냈다. 모델 성능 평가지표에서 LightGBM의 평균 절대 오차(MAE)는 16.23 kg/day, 평균 제곱근 오차(RMSE)는 22.83 kg/day, 결정계수( $R^2$ )는 0.994로 도출되었다. 이는 실제 수확량의 시계열 변동을 매우 높은 정확도로 재현한 결과로, 본 연구에서 제안한 복합변수 학습 접근법이 단일 입력 모델 대비 예측 성능을 약 15% 이상 향상시켰다. SHAP를 활용한 변수 중요도 분석 결과, 주요 영향 변수는 낮 평균온도, CO<sub>2</sub> 농도, 일사량, 배액 EC, 야간 상대습도 순으로 나타났으며, 특히 낮 평균 온도와 CO<sub>2</sub> 농도의 상호작용이 예측 결과 변동의 약 15%를 설명하였다. 이는 높은 일사와 높은 CO<sub>2</sub> 조건에서 광합성 효율 향상에 따라 생산성이 극대화되는 물리적 현상을 AI 모델이 정량적으로 학습했음을 보여준다.

시계열 기반 변화 분석에서도 LightGBM 모델은 실제 수확량의 증가 및 감소 패턴을 안정적으로 재현하였다. 2024년 10월 초기 수확시기에는 수확량이 점진적으로 증가하였으며, 2025년 1~2월 수확 중기 구간에서 최대 생산성을 기록하였다. 해당 구간의 실측값과 예측값 간 상관계수는 0.99 이상으로 매우 높은 일치도를 보였으며, 이는 모델이 생육단계별 환경 반응을 정밀하게 반영하였음을 입증한다. 반면, 3월 이후 수확 후반기에는 배액 EC 상승 및 야간 고온 현상으로 인한 예측 오차가 다소 증가하였으나, 모델은 전체적인 감소 추세를 일관되게 재현하여 일반

화 성능을 유지하였다. 이러한 결과는 본 연구의 모델이 실제 온실 환경에서 발생하는 비선형적 복합변수를 효과적으로 반영함으로써, 기존 통계 기반 회귀식보다 높은 예측 안정성을 확보하였음을 의미한다. 하지만 데이터양이 부족하여, 명확히 예측하기 어려운 한계가 존재한다.

본 연구를 통해 구축된 LightGBM 기반 예측 모델은 스마트온실에서의 실시간 생산량 예측 및 생육단계별 환경 제어 의사결정 지원에 활용될 수 있을 것으로 기대된다. 특히 설명가능한 인공지능(XAI) 기법을 통해 각 입력 변수의 기여도를 해석할 수 있으므로, 단순한 예측모델을 넘어 농가의 실질적인 환경관리 기준을 제공할 수 있다. 향후 연구에서는 Transformer 기반 장기 시계열 예측모델을 개선하여 데이터 길이에 따른 시점 지연 오차를 보정하고, XAI 결과를 환경제어 알고리즘과 연계한 설명형 제어 시스템을 개발할 계획으로써, 스마트농업의 인공지능 활용 수준을 한 단계 높일 수 있을 것으로 기대된다.

## REFERENCES

- [1] 농림축산식품부, “스마트팜 확산 추진계획”, 농림축산식품부, 2023년
- [2] 한국농촌경제연구원, “제15장 과채 수급 동향과 전망”, 농업전망 2024, 2024년
- [3] 강윤임, 권준국, 박경섭, 최경이, 노미영, 조명환, 김대영, 강남준, “야간온도에 따른 토마토 생육 및 생산성 변화”, 농업생명과학연구, 제46권, 제6호, 25 - 31쪽, 2012년
- [4] 박준, 김준영, 박성우, 정세훈, 심춘보, “ResNet 기반 작물 생육단계 추정 모델 개발”, 스마트미디어저널, 제11권, 제2호, 53-62쪽, 2022년 03월
- [5] 김범석, “이산화탄소농도와 온실내부온도가 완숙토마토 ‘데프니스’ 품종 생산량에 미치는 영향”, 순천대학교 대학원 석사학위논문, 2023년
- [6] 조유진, 신창선, “딥러닝기반 토마토 병해 진단 서비스 연구”, 스마트미디어저널, 제11권, 제5호, 48-55쪽, 2022년 06월
- [7] 정광훈, “Isolation Forest을 활용한 축산 온·습도 이상치 탐지에 관한 연구”, 한국통신학회 학술대회논문집, 제주, 2024년
- [8] 노희선, “토마토 스마트팜 생육데이터와 수확량의 연관성 분석”, 융복합지식학회논문지, 제8권, 제3호, 257 - 269쪽, 2020년

- [9] Park, J. H., “Predictive Maintenance for Smart Farming: A Survey,” 한국스마트농업학회 논문지, 제5권, 제1호, 23-31쪽, 2020년
- [10] Akhlaq M. et al., “Exploring adequate CO<sub>2</sub> elevation for optimum tomato growth and yield under protected cultivation,” *Journal of Plant Physiology*, 289(154093), 1-10쪽, 2023년
- [11] 차승영 외, “인공지능 알고리즘을 통한 스마트팜 경영혁신: 토마토 초장 환경결정요인 예측 모형,” 경영컨설팅연구, 제23권, 제3호, 289-298쪽, 2023년
- [12] 홍성은 외, “ConvLSTM을 사용한 토마토 생산량 및 성장량 예측 모델,” 한국정보기술학회논문지, 제18권, 제1호, 1 - 10쪽, 2020년
- [13] 황현빈, “트랜스포머 기반의 시계열 예측 모델을 위한 시간적 보정 방법”, 충실대학교 석사학위논문, 2023년
- [14] 장일식 외, “딥러닝 기반 스마트팜 작물 생산량 예측 모델 비교 연구,” 한국정보기술학회논문지, 제21권, 제2호, 2023년
- [15] Zeng R. et al., “Crossformer-Based Model for Predicting and Interpreting Crop Yield Variations under Diverse Climatic Conditions,” *Agriculture*, 제15권, 제9호, 958쪽, 2025년
- [16] 강진호, Zhuolin Liu, 강수람, 나명환, “노지 채소 경작에서 최적의 재배전략과 생구무게의 예측,” 스마트미디어저널, 제13권, 제12호, 45-55쪽, 2024년

## 저자 소개



주종길(정회원)

2008년 국립순천대학교 정보통신공학과 학사 졸업.  
2025년 국립순천대학교 스마트융합학부 석사 재학.  
<주관심분야 : 스마트팜, 작물생육, 복합환경제어, 인공지능, 빅데이터>



이명훈(종신회원)

2004년 국립순천대학교 정보통신공학과 학사 졸업.  
2006년 국립순천대학교 정보통신공학과 석사 졸업.  
2011년 국립순천대학교 정보통신공학과 박사 졸업.  
<주관심분야 : 모바일네트워크, 인공지능, ICT융합, 표준, 스마트팜>