

토마토 스마트온실 빅데이터 활용 생산성 향상 모델 개발 및 플랫폼 서비스

류수현¹, 이혜림², 심준용³

^{1,3}농촌진흥청 스마트농업팀 농업연구사, ²농촌진흥청 스마트농업팀 농업연구관

Development of a Productivity Enhancement Model and Platform Service Utilizing Big Data in Tomato Greenhouses

Suhyun Ryu¹, Hyerim Lee², and Joon Yong Shim³

^{1,3}Researcher, Smart Agriculture Team, Rural Development Administration

²Senior Researcher, Smart Agriculture Team, Rural Development Administration

¹Corresponding author: tngus4228@korea.kr

Received May 23, 2024; Revised July 23, 2024; Accepted July 29, 2024

ABSTRACT

스마트온실의 도입으로 빅데이터 축적 및 작물의 생산성 향상에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다. 본 연구에서는 2016년부터 2022년까지 6년간 수집된 토마토 스마트온실 내 환경, 생육, 수량 데이터를 활용하여 토마토 생산성 향상 모델을 개발하였다. 총 93농가의 데이터를 수집 및 표준화하였고 수량을 기준으로 우수농가(상위 20%)와 일반농가(하위 80%)로 구분하여 각각의 환경, 생육 요인을 비교하였다. 농가 현장 환경에 맞는 최적환경 서비스를 위해 일사량, 외기기온을 기준으로 환경을 12구간으로 나누었고, 구간별 최대 수량에 해당하는 최적환경을 표출하였다. 누적일사량, 야간 기온, 관수량 등 환경 요인과 생장길이, 엽수, 줄기굵기, 화방높이 등 생육 요인이 수량과 높은 관련성을 나타내었고, 생육단계별로 수량과 가장 높은 상관관계를 보이는 기간의 평균 값을 최적환경 및 적정 생육 값으로 제시하였다. 개발된 모델은 웹페이지(<https://smartfarm.rda.go.kr>)를 통해 대국민 서비스하고 있으며, 농가의 생육단계, 현재 환경에 적합한 최적환경을 제공받을 수 있다.

The introduction of smart greenhouses has enabled the accumulation of big data, leading to extensive research on enhancing crop productivity. In this study, we developed models for improving tomato productivity using environmental, growth, and yield data collected from tomato smart greenhouses over a six-year period from 2016 to 2022. Data from 93 farms were collected and standardized, then categorized into leading (top 20%) and normal farms (bottom 80%) based on yield. Environmental factors such as solar radiation, nighttime temperatures, and irrigation amounts, and growth factors such as growth length, number of leaves, thickness of stem, and stem length from the growing tip to the first inflorescence, showed a strong correlation with yield. We presented the average values of periods showing the highest correlation with yield for each growth stage as the optimal environment and suitable growth conditions. To provide optimal environment services tailored to farm conditions, we divided the environment into 12 zones based on solar radiation and outside temperature, and expressed the optimal environment corresponding to the maximum yield for each zone. The developed model is accessible to the public through a website (<https://smartfarm.rda.go.kr>), offering information on growth stages and optimal environments suitable for current conditions to farmers.

Keywords: Environment variables, Growth variables, Optimal environment, Smartfarm, Statistical model



1. 서론

스마트온실은 온실 내 정보통신기술을 접목하여 환경을 실시간으로 계측, 조절이 가능한 형태의 시설을 의미하며, 스마트온실의 도입으로 시설원에 분야의 빅데이터 축적이 가능해지면서 생산성 향상을 위한 연구가 활발하게 이루어지고 있다^[1,2,3]. 주로 생산성에 영향을 미치는 요인 분석^[4,5], 생산성 향상을 위한 환경관리 방법을 개발하여 농가에서 서비스하는 연구가 이루어지고 있는데^[6], 실제로 같은 시설을 활용함에도 불구하고 환경 조절 방법, 그에 따른 적정 생육 관리 등 농가의 영농 경력에 따라 수량 차이가 크게 발생한다^[7]. 농가의 스마트온실 도입에 영향을 미치는 요인을 분석한 연구 결과에 의하면, 다양한 요인 중 순이익의 증가가 유일하게 스마트온실을 도입할 확률 증가에 양의 영향을 미쳤다^[8]. 이는 그만큼 농가가 시설 투자에 부담을 느끼고 있다는 것을 의미하며, 생산성 향상을 위한 재배 관리방법에 대한 수요가 높은 원인 중의 하나다.

작물의 생육모델은 예측하고자 하는 수량, 생육 등에 영향을 미치는 변수를 찾아 변수들 간의 수학적 함수식으로 목표 값을 표현한 것을 의미한다^[9]. 일반적으로 수량 예측 모델을 구성하는 모듈로는 기온, 상대습도, 일사량, 강우 등의 기상과 광합성, 호흡, 증발산 모델 등이 있으며 기본 잠재적 생육 모델을 개발하고 난 뒤, 물, 양액 등 공급에 의한 수량 제한, 잡초, 병해충 등 다른 생물적인 영향 등을 하나씩 추가하면서 정확도를 높이는 과정을 거친다^[10]. 현재까지 개발된 토마토 생육 모델로는 TOMSIM^[11]과 TOMGRO^[12]가 있으며, 두 가지 모두 광합성 효율을 이용한 잠재적인 생육 모델이다.

TOMSIM은 잎 면적을 활용하여 작물의 성장과 일일 작물 총 흡수율 등을 산출하여 건물 분포를 계산하는 모델이다. 개별 과 일별로 발달 단계에 따라 sink 강도를 달리 적용하여 개별 과일의 수확을 시뮬레이션 하였다. 실제 온실에서 검증한 결과, 정식 후 첫 달의 성장 속도가 52% 과대 추정되었는데, 이는 엽면적 지수가 부정확하게 시뮬레이션 되었기 때문으로 판단하였다^[11]. TOMGRO는 초기에 69개의 변수, 정확도를 높이기 위해서 기능개선 후 574개의 변수를 활용하여 토마토의 생육을 추정하였으며, 각 과일의 발달을 군락 내 위치에 따라 상세하게 시뮬레이션 할 수 있다는 장점이 있다^[13]. 간소화된 버전으로 줄기의 마디 수, 엽면적 지수, 총 식물 무게, 과일 무게, 성숙 과일의 무게 5가지의 변수만 활용하여 예측하는 모델이 개발되었으며, 이 모델은 여러 기후대의 온실에서 토마토의 성장과 수확을 높은 정확도로 예측하였다^[14].

광합성 기반 잠재적 생육 모델은 완벽하게 개발된다면 작물 발달을 정확하게 예측할 수 있고, 변수와 수량 간의 인과관계를 설명할 수 있다는 장점이 있지만, 다양한 온실 재배 조건, 환경 변화 등으로 인해 수량 예측 정확도가 높지 않다는 문제점이 있다. 또한, 생육 모델 적용을 위해 주기적으로 파피조사가 이루어져야 하는 부분이 있어 수익을 창출해야 하는 농가에는 적용하기가 어렵다. 이러한 한계점을 극복하고자 본 연구에서는 통계 모델 접근 방식을 이용하였다. 스마트온실에서 생성되는 빅데이터는 크게 센서에서 자동으로 측정되는 환경 데이터, 사람이 직접 측정하는 작물의 생육 및 일별 판매량이 기록된 생산량 데이터로 구분된다. 변수들 간의 연관성을 도출하는 통계적 기법을 통해 데이터를 분석하여 중요 변수를 찾고, 최대의 수량을 생산했던 농가의 중요 변수들의 값을 제시하는 방식으로 생산성 향상 모델을 개발하였다. 개발된 모델은 플랫폼 기반 대국민 서비스를 통해 농가 현장에 적용함으로써 농가 생산성 향상을 도모하고자 하였다.

2. 관련 연구

2.1 국외 스마트온실 빅데이터 활용 모델 개발 연구 현황

최근 스마트 농업은 플랫폼을 기반으로 실시간 데이터 수집, 분석, 의사결정을 지원하며 경영 문제를 개선하는 방향으로 연구가 진행되고 있다^[2]. 호주에서는 SmartFarmNet이라는 IoT기반 플랫폼을 개발하였고, 환경, 관수, 비료 등의 다량의 데이터를 실시간으로 수집하여 처리하는 시도를 하였다^[15]. 네덜란드의 Let's grow 사에서는 데이터 분석 전문가, 프로그래머, 식물생리

학자가 모여 스마트팜 농가의 생산성 예측, 병해 발생 예측 등의 알고리즘을 개발하여 농가에 유상으로 컨설팅을 지원하고 있다. 호겐도른, 프리바 등 같은 복합환경제어 시스템을 활용하는 농가 간에 수집한 데이터를 공유하며 그룹 간 협업하여 작물 재배에 대한 문제점을 개선해 나가는 방식으로 운영된다. 온라인 플랫폼을 통해 토마토, 고추, 오이, 딸기, 화훼 등 대부분의 시설원에 작물에 대해서 서비스를 진행하고 있으며, 해당 의사결정 솔루션은 연 50~80만원 정도로 판매되고 있다. 미국 역시 농무성 및 기업들을 중심으로 작물의 생산성을 향상시키기 위한 기상정보 제공, 의사결정 지원 등에 관한 연구를 진행하고 있으며, 스마트팜보다는 대규모의 농경지에서 얻어지는 빅데이터를 활용하여 식량 작물의 생산성을 향상시키는데 초점을 맞추고 있다. 대표적인 예로 Granular사에서는 클라우드 기반의 농장관리 소프트웨어(FMS)를 개발하였고, FMS를 통해 토양정보, 작물의 생육상태, 농산물 유통 상황 등의 정보를 농장주에게 제공하여 농장주가 보다 안정적으로 수익을 창출할 수 있도록 돕는 서비스를 진행 중이다^{16,17)}. 이렇게 빅데이터를 활용하여 실시간으로 농장 운영의 의사결정을 지원하는 연구는 북미와 유럽을 중심으로 활발하게 이루어지고 있으며, 향후 스마트온실 경영에 대해서도 확대될 전망이다⁶⁾.

수집된 빅데이터는 기존 생육모델의 계산 방식을 개선하거나, 수집된 데이터의 연관성을 분석하여 통계적인 방법으로 수량 및 생육을 예측하는 모델을 개발하는 연구에 활용되고 있다. 일본에서는 파괴적인 조사 없이 잎 수, 엽면적 지수, 광, CO₂ 농도 등의 데이터를 수집하여 토마토의 건물중을 예측하는 모델을 개발하였으며, 개발된 모델을 활용하여 실제 온실 내 수량을 연간 50kg/m² 이상으로 증가시켰다¹⁸⁾. 영국에서는 생육모델이 아닌 시간적 컨볼루션 네트워크(TCN)와 반복 신경망(RNN)을 결합하여 환경데이터로 토마토 수량을 예측하는 새로운 형태의 모델을 개발하는 시도를 하였다¹⁹⁾. 온실 내 온도, 수분부족분, 상대 습도, 일사량, CO₂ 농도 등의 환경 데이터와 주차별 수량 데이터를 활용하였고, 개발된 모델은 RMSE가 10g/m² 수준으로 매우 정확한 예측 성능을 보였다.

2.2 국내 스마트온실 빅데이터 활용 모델 개발 연구 현황

국내에서도 시설원에 주요 작물에 대해 생육관리 목적의 온라인 컨설팅 및 의사결정을 지원해주는 플랫폼을 개발하기 위한 연구가 활발히 이루어지고 있다²⁰⁾. 주로 적정 생육을 위한 온실 내부 환경관리 및 제어 조건에 초점을 맞춰 연구가 진행되고 있으며, 개발된 기술에 대한 실증을 마친 후 비대면 서비스가 이루어질 예정이다.

다양한 연구들이 수량 예측, 적정 생육 관리의 같은 목표를 갖고 있지만 접근하는 방식은 다르다. 일반적으로 데이터의 수집은 공공 기관을 중심으로 현장 농가 혹은 연구소 내의 테스트베드에서 이루어지고 있으며, 대학 내 연구실에서 수집된 데이터를 활용하여 모델을 개발한다. 개발된 모델은 기업체가 제작한 플랫폼에 탑재되어 서비스되는 방식으로 연구가 진행되고 있다. 여기서 차이가 발생하는 부분은 모델에 대한 개념인데, 실제 정밀한 파괴조사가 가능한 연구체에서는 작물 생육 모델을 개발하는 쪽으로 진행하고 있으며²¹⁾, 반대로 파괴조사 없이 수집 데이터의 빈도를 늘리는 것이 예측 정확도를 높일 수 있다고 판단하는 쪽에서는 통계적 모델을 개발하는 쪽으로 연구를 진행하고 있다^{22,23)}. 모델 개발의 접근 방식은 현재 수집할 수 있는 데이터, 한계점 등에 따라 달라질 수 있는데, Kim(2017) 등은 작물 생육 모델이 변수들 간의 인과관계를 설명할 수 있기 때문에 더 강력한 방법이나 작물에 대한 이해, 사전 지식의 습득이 선행되지 않으면 정확도가 떨어질 수 있다고 하였다²⁴⁾. 그러나 통계적인 접근 방식은 작물 생육 모델과 달리 시스템에 대한 이상적인 가정과 제약 조건 없이도 보정을 통해 정확도 높은 모델을 개발할 수 있기 때문에, 온실 내부의 환경을 조절하는 모델은 통계적인 접근 방식으로 개발하는 것이 더 적절하다고 하였다.

Venkatesan 등(2022)은 온실 내 에너지 부하를 예측하기 위해 파프리카 재배 온실에서 3년 동안 온도, 습도, 광량, 이슬점 등 11개 변수의 데이터를 수집하였다²⁵⁾. 다양한 머신러닝 기법을 활용하여 예측 모델을 개발하였고 그 중에서 랜덤포레스트 방식으로 개발된 모델이 92%의 높은 예측 정확도를 보여 스마트온실 자동 환경조절 프로그램으로의 적용 가능성을 보여주었다. 나명환 등(2017)은 실제 토마토 온실에서 수집된 환경 데이터와 수량 간의 연관성 분석을 하였고, 단계적 회귀분석을 통해 수확 7

주 전의 일사량, 양액 pH 농도, 5주 전의 관수량, 1주전의 평균 온도로 토마토의 수확량을 설명할 수 있다고 하였다⁴⁾. 노희선과 이윤숙(2020)은 생육데이터로부터 수량을 예측하기 위해 각 생육변수들과 수량 간의 연관성 분석을 하였으며, 초장, 생장길이, 엽수, 엽길이, 줄기굵기, 화방높이의 6가지의 변수가 토마토 수확량에 유의한 영향을 미친다고 보고하였다²⁶⁾.

3. 분석 방법 및 결과

3.1 분석 자료

토마토의 수량 증대를 위한 생산성 향상 모델을 개발하기 위하여 농촌진흥청 빅데이터 수집사업에서 2016년부터 2022년까지 6작기 동안 전북, 전남, 경남 지역 가을 작형 토마토 농가로부터 수집한 환경, 생육, 생산량 자료를 이용하였다. 온실의 유형을 비닐과 유리로 구분하여 수집하였고, 비닐 80곳, 유리 13곳 농가의 데이터를 활용하여 모델을 개발하였다. 비닐온실 농가는 주로 국산 복합환경제어기(그린씨에스 등)를 이용하여 환경을 제어하였고, 평균 재식주수는 평당 7.4~8.4주였다. 유리온실 농가는 주로 외산 복합환경제어기(프리바, 홀티맥스)를 이용하여 환경을 제어하였고, 평균 재식주수는 평당 8.5~9.8주로 비닐보다 더 밀식하는 경향이였다. 비닐, 유리온실 농가 모두 데프니스, TY레드250 등 30 여종의 유럽계 품종으로 코코피트 배지에 심어 수정재배 하였으며, 당해연도 8~9월에 주로 정식하여 이듬해 6~7월까지 수확하였다.

환경 데이터는 각 농가별 정식일부터 수확이 완전히 종료되는 날까지의 누적일사량, 온도, 습도, 잔존CO₂, 관수량, 양액 EC, 양액 pH 등을 활용하였다. 온도, 습도, 잔존CO₂ 등의 환경 변수는 수량과의 명확한 인과관계 도출을 위해 일 평균값이 아닌 주야간 구분, 일출 전 2시간 등의 시간대의 데이터로 변환하여 분석에 활용하였다. 생육데이터는 각 농가별 정식 한달 후부터 수확 중

Table 1. Data description for productivity enhancement modelling

구분	변수명	변수 정의	측정 단위
환경	일 평균기온	일일 24시간 평균 기온	℃
	주간 기온	일출부터 일몰 전까지의 평균 기온	℃
	야간 기온	일몰부터 그 이튿날 일출 전까지의 평균 기온	℃
	새벽 기온	일출 2시간 전부터 일출까지의 평균 기온	℃
	주간 습도	일출부터 일몰 전까지의 평균 습도	%
	주간 잔존 CO ₂ 농도	일출부터 일몰 전까지의 평균 잔존 CO ₂ 농도	ppm
	외기 기온	일일 24시간 평균 외부 기온	℃
	누적일사량	일일 누적 일사량	J/cm ²
	양액 EC	공급 양액의 평균 EC 농도	dS/m
	양액 pH	공급 양액의 평균 pH	-
	일 관수량	일일 식물체(주)당 양액 공급량	cc
	일 관수 횟수	일일 식물체(주)당 양액 공급 횟수	회
생육	생장길이	지난주 생장점에서 금주 생장점까지의 길이	cm
	엽수	개화화방 아래의 모든 잎의 수	개
	엽장	개화화방에서 3번째 해당하는 잎의 세로 길이	cm
	엽폭	개화화방에서 3번째 해당하는 잎의 가로 폭	cm
	화방높이	개화화방에서 생장점까지의 거리	cm
	줄기굵기	개화화방 2cm 아래 가장 굵은 줄기굵기	mm
수량	수량	단위 면적(평) 당 토마토 수량	kg/3.3m ²

료까지 일주일 간격으로 수집된 초장, 생장길이, 엽수, 엽장, 엽폭, 줄기굵기, 화방높이 데이터를 활용하였고, 생산량 데이터는 각 농가별 출하 시작일부터 종료일까지 1일 간격으로 수집된 출하처 판매, 농장 내 원장 기록 등을 평당 수량으로 환산하였다. 본 연구에서 사용된 변수의 세부적인 설명은 Table 1과 같다. 전처리 및 주차별 데이터 변환을 통해 환경-생육-수량의 데이터셋을 제작하였고, 단위면적당 주차 수량이 최대가 되는 생육 및 환경 값을 탐색하였다.

3.2 핵심 변수 추출 및 모델 구조 설계

수량 우수농가의 환경, 생육 관리 면에서 차이를 보이는 변수를 탐색하기 위해, 데이터 수집 농가들 중 단위면적 당 수량이 전체 중 상위 20%에 해당하는 농가를 우수농가, 나머지 80%를 일반농가로 구분하여 그룹 간 생육기별 환경, 생육의 변화를 비교하였다. 비닐온실 전체 80개 농가들의 평균 수량은 작기 당 75.5kg/3.3m²였고, 이 중에서 상위 20%에 해당하는 16개 우수농가는 평균 112.4kg, 나머지 일반농가들은 평균 66.7kg로 같은 시설을 사용함에도 불구하고 40kg 이상 차이가 발생하였다. 이러한 수량의 차이를 가져왔던 환경, 생육관리 방법을 찾기 위해 그룹 간의 환경을 비교한 결과, 우수농가가 일반농가에 비해 봄, 여름철 주간습도를 1~4% 높게 관리하였으며(Fig. 1), 주당 일일 관수량이 일반농가에 비해 100~500cc 많은 경향이였다(Fig. 2). 생육 요인 중에서는 우수농가의 화방높이가 일반농가에 비해 1.5~4.5cm 길었고, 줄기 굵기도 우수농가가 일반농가에 비해 전 생육기에 걸쳐 약 0.6mm 더 두꺼운 경향을 보였다(Fig. 3).

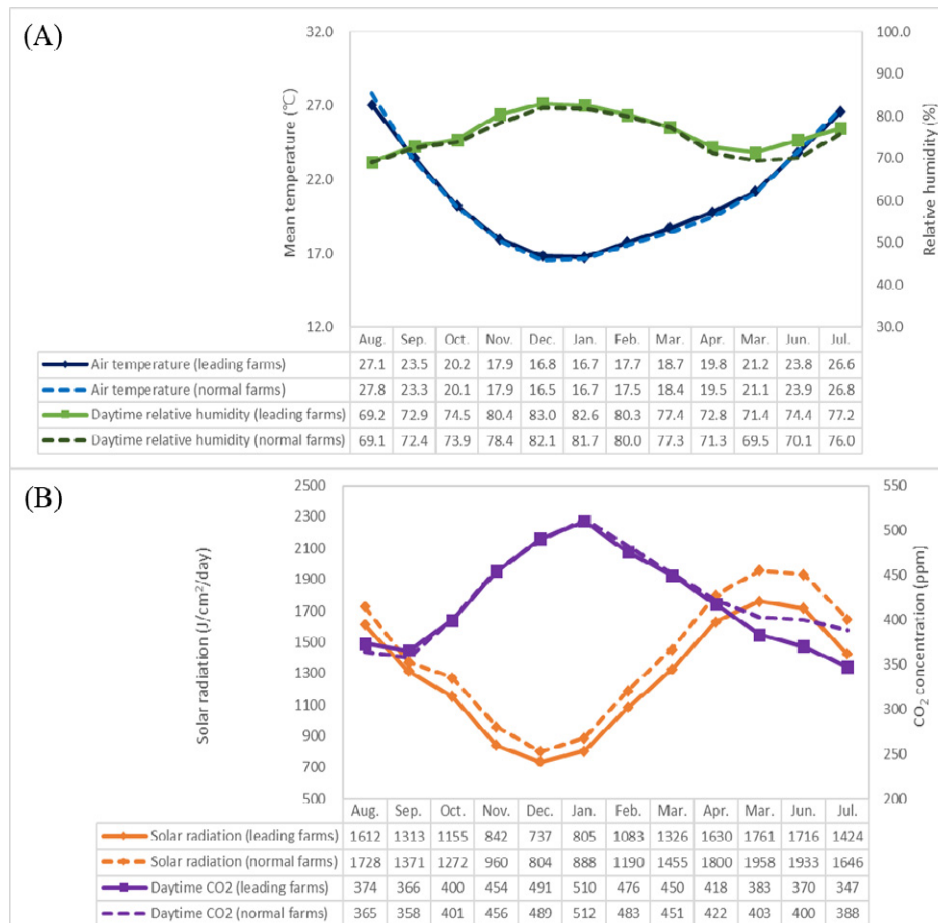


Fig. 1. Changes in environmental factors (temperature and relative humidity (A), solar radiation and CO₂ concentration (B)) in leading (top 20% tomato quantity) and normal farms for plastic house tomatoes. Daytime, from sunrise to sunset

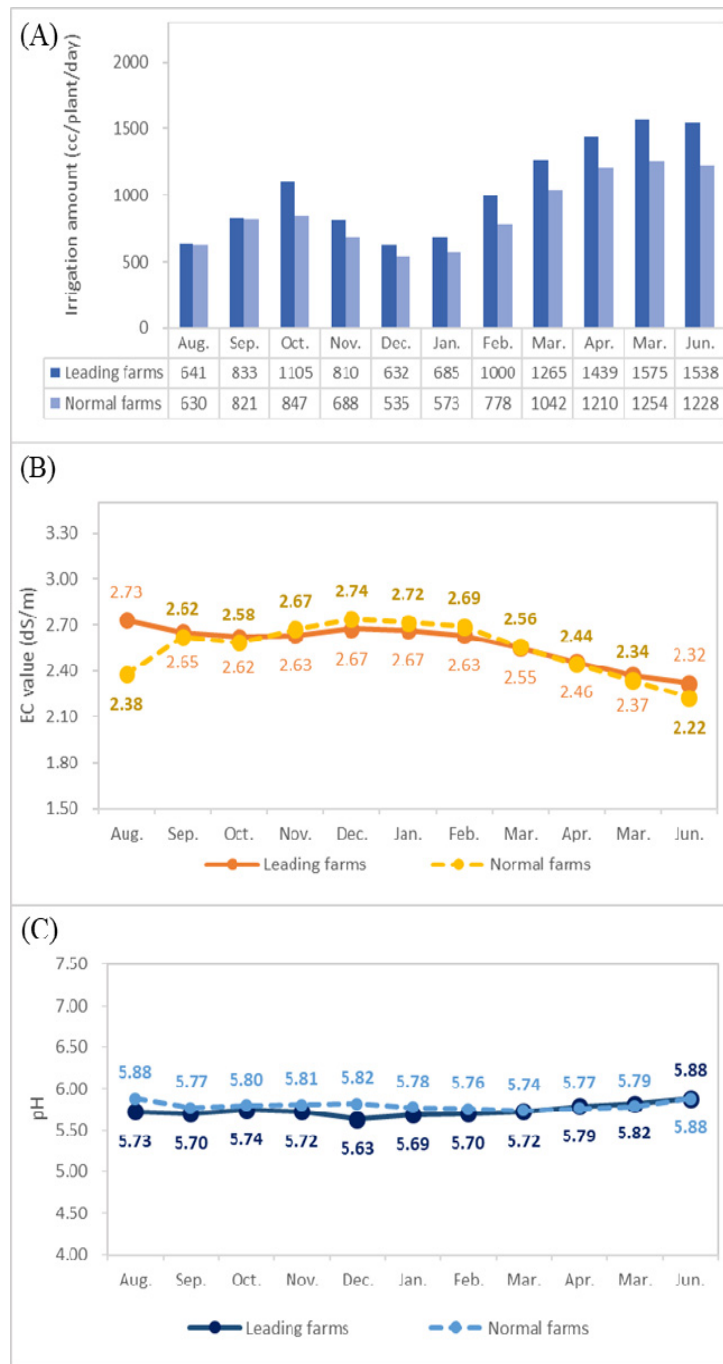


Fig. 2. Changes in irrigational environmental factors (irrigation amount (A), EC value (B), and pH value (C)) in leading (top 20% tomato quantity) and normal farms for plastic house tomatoes

최종적으로 모델에 활용될 변수를 선정하기 위해 상관분석, 회귀분석을 이용하여 각 변수들이 실제로 수량에 영향을 미치는 정도를 비교하였다. 토마토는 개화부터 수확까지 평균적으로 약 8주가 소요되는데^[27], 이러한 작물 생육 특성을 반영하여 현재로부터 과거 8주 기간의 누적 평균 환경값으로 만든 파생변수를 활용하여 수량간의 회귀분석을 실시하였다(Table 2). 분석 결과, 전 생육기에 대해 누적일사량, 일 평균기온, 새벽, 주간, 야간, 외기기온, 주간 잔존 CO₂ 농도, 양액 pH, 일 관수량이 수량과 높은 연관성을 보였다. 따라서 수량과 연관성을 보이는 모든 환경 변수들로 최적환경을 정의하되, 겨울작형 토마토의 기온, 누적 일사

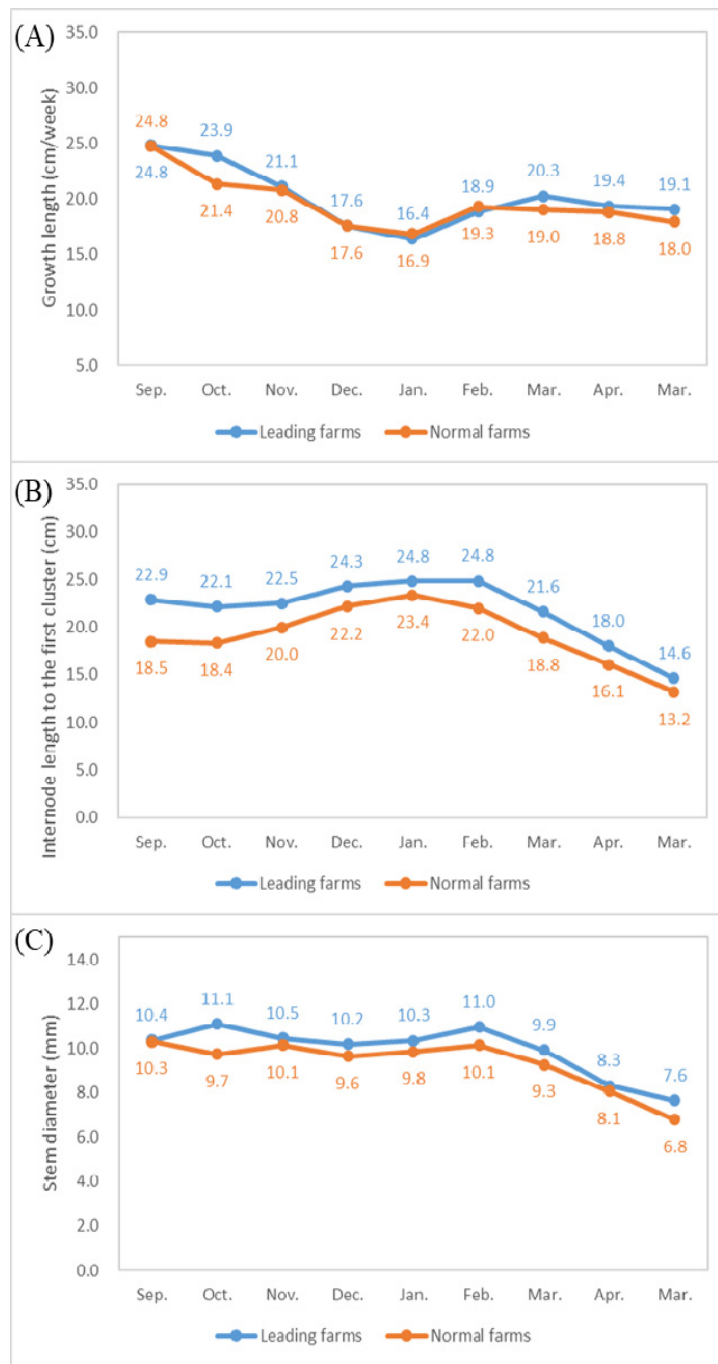


Fig. 3. Changes in growth parameters (growth length (A), internode length to the first cluster (B), and stem diameter (C)) in leading (top 20% tomato quantity) and normal farms for plastic house tomatoes

량 등 연간 재배환경 변화를 감안하여 생육단계별로 최적환경을 구분하여 제시하였다. 본 연구에서 개발한 토마토 모델의 생육 단계는 정식시기와 화방 전개 속도를 고려하여 생육초기(정식~8월), 생육중기(4단계, 9~10월, 11~12월, 1~2월, 3~6월), 생육말기(7~8월)의 총 6단계로 구분하였다. 생육단계별로 누적 일사량, 기온 등 외부 환경에 따라 개화부터 수확까지 걸리는 기간이 달라지기 때문에^[28], 각 생육단계별로 수량과 주차별 누적평균 환경 값의 상관분석을 통해 가장 높은 연관성을 보이는 기간의 누적 환경을 활용하여 최적환경 값을 도출하였다(Table 3).

Table 2. The results of regression analysis using environmental and production data for plastic house tomatoes. * is significant at p-value<0.05

환경 변수(8주 누적)	비표준화계수(표준오차)	표준화계수	t-value (p-value)
상수(절편)	4.95(0.75)	-	6.64*(<.0001)
누적 일사량	0.00(0.00)	0.28	5.96*(<.0001)
내부 평균기온(24h)	0.44(0.18)	0.88	2.42*(0.02)
새벽 기온	0.22(0.06)	0.37	3.85*(0.00)
주간 기온	-0.28(0.10)	-0.56	-2.80*(0.01)
야간 기온	-0.44(0.11)	-0.76	-3.85*(0.00)
외기 기온	-0.03(0.01)	-0.15	-2.89*(0.00)
주간 습도	0.00(0.00)	0.02	0.54(0.59)
주간 잔존 CO ₂ 농도	0.00(0.00)	0.05	1.84(0.07)
양액 EC	-0.01(0.12)	-0.00	-0.06(0.95)
양액 pH	-0.57(0.08)	-0.18	-7.01*(<.0001)
관수 횟수(일)	0.01(0.01)	0.05	1.22(0.22)
관수량(일)	0.00(0.00)	0.28	8.63*(<.0001)

Table 3. The duration utilized for calculating optimal environmental conditions for tomato each growth stage

생육단계	시기	최적환경 도출 기간
생육초기	정식~8월	5주
생육중기	9~10월	7주
	11~12월	8주
	1~2월	10주
	3~6월	8주
생육말기	7~8월	8주

생육단계별 외부 환경에 따른 최적환경을 제시하기 위해 일반적으로 농업인이 시설 내부 환경을 조절하는 기준으로 활용하는 누적일사량, 외부기온에 따른 내부 온도, 수량을 비교하였다(Table 4). 전체 작기의 평균 누적일사량이 많은 '17~'18작기, '18~'19작기의 경우 수량도 다른 작기에 비해 많은 경향이였다. 하지만 비슷한 누적일사량 조건에도 불구하고 '18~'19작기의 수량이 '17~'18작기 수량에 비해 많았다. 누적 일사량별 환경과 수량의 변화를 분석한 결과, 외기 기온의 변화에 의한 농가의 내부 기온 관리 및 수량의 차이가 더 뚜렷하게 나타났다(Table 5). 900J/cm² 미만, 1,672J/cm² 이상의 높은 일사량 구간에서 외부기온이 높을수록 내부 기온 및 수량이 증가하는 경향이였다. 이는 광합성 효율을 기준으로 토마토의 생육적온이 16~25℃ 범위에 있으며^[29], 수집 데이터의 내부기온 범위 내에서는 온도가 높을수록 토마토 수량이 증가했을 것으로 판단되었다. 따라서 모델의 최적환경설정 선택 기준으로 누적일사량과 외기기온의 두가지 변수를 활용하였고, 누적일사량 4단계, 외기기온 3단계로 생육 단계별 총 12구간으로 세분화하여 구간별 최적환경을 도출하였다.

환경뿐만 아니라 최적환경설정에 따른 적절한 생육값을 제공하기 위해 수량과 높은 관련성을 갖는 생육 변수를 탐색하였다(Table 6). 환경과 마찬가지로 현재의 생육보다는 1~2주 과거 생육 값이 현재의 수량에 더 큰 영향을 미치기 때문에, 현재부터 과거 2주 지연 생육 값을 활용하여 수량과의 상관분석을 실시하였다. 분석 결과, 생장길이, 엽수, 엽장, 엽폭, 줄기굵기, 화방높이가 모두 수량과 높은 관련성이 나타났으며, 이는 다중공선성 문제를 해결하기 위해 능형회귀분석을 이용한 연구와 일치하는 결과

Table 4. Changes in solar radiation, temperature, and tomato production during data collection period

구 분	누적 일사량(J/cm ²)	외부 기온(°C)	내부 기온(°C)	수량(kg/3.3m ² /주)
'17~'18 작기	1321 a*	11.8 a	20.0 a	2.2 b
'18~'19 작기	1311 a	11.0 a	19.8 a	2.6 a
'19~'20 작기	1243 b	11.7 a	19.6 a	2.0 c
'20~'21 작기	1295 a	11.8 a	19.7 a	2.1 bc
'21~'22 작기	1223 b	11.4 a	20.0 a	2.1 bc

* significant at 0.05 level

Table 5. Changes in temperature and tomato production according to solar radiation during data collection period

누적 일사량(J/cm ²)	작기 구분	외부 기온(°C)	내부 기온(°C)	수량(kg/3.3m ² /주)
900 미만(1단계)	'17~'18 작기	5.9 bc	17.9 b	2.1 ab
	'18~'19 작기	4.8 c	17.7 b	2.2 a
	'19~'20 작기	9.5 a	18.6 a	1.8 b
	'20~'21 작기	7.5 b	17.9 b	2.0 ab
	'21~'22 작기	9.7 a	19.1 a	2.0 ab
900-1,118(2단계)	'17~'18 작기	3.2 d	16.5 c	1.9 c
	'18~'19 작기	5.2 bc	17.6 b	2.3 ab
	'19~'20 작기	6.0 b	16.8 c	1.5 d
	'20~'21 작기	3.7 cd	17.9 b	2.2 bc
	'21~'22 작기	8.5 a	19.5 a	2.5 a
1,118-1,358(3단계)	'17~'18 작기	10.7 c	19.7 b	2.2 ab
	'18~'19 작기	12.4 bc	20.5 a	2.3 a
	'19~'20 작기	15.6 a	21.2 a	2.0 ab
	'20~'21 작기	11.6 bc	19.3 b	1.9 b
	'21~'22 작기	13.3 b	20.7 a	1.9 b
1,358-1,672(4단계)	'17~'18 작기	18.8 a*	22.6 a	2.7 ab
	'18~'19 작기	18.6 a	22.5 a	2.9 a
	'19~'20 작기	15.2 b	21.1 b	2.9 a
	'20~'21 작기	18.3 a	22.1 a	2.4 b
	'21~'22 작기	16.0 b	21.1 b	1.9 c
1,672 이상(5단계)	'17~'18 작기	16.6 a	21.8 a	2.5 b
	'18~'19 작기	12.3 b	20.4 b	3.2 a
	'19~'20 작기	15.1 a	21.6 a	2.5 b
	'20~'21 작기	16.6 a	21.3 ab	2.0 b
	'21~'22 작기	7.6 c	18.0 c	2.1 b

* significant at 0.05 level

였다²⁶⁾. 따라서 수집한 6개의 생육변수 중에서 농업인들이 작물의 생육 상태를 확인하기 위해서 주로 관찰하는 생장길이, 줄기 굵기, 화방높이를 적정생육 기준 변수로 선정하였다. 적정 생육 값은 토마토의 생육 특성상 최적환경 의사결정에 가장 적절하다고 알려진 2주 지연 값을 활용하였다³⁰⁾.

Table 6. The correlation coefficient between growth variables and quantities

생육 변수	현재 생육		1주 지연 생육		2주 지연 생육	
	상관계수	p-value	상관계수	p-value	상관계수	p-value
생장길이	0.042	0.029	0.039	0.038	0.026	0.158
엽수	0.186	0.000	0.196	0.000	0.193	0.000
엽장	-0.025	0.172	-0.025	0.177	-0.035	0.054
엽폭	-0.042	0.024	-0.036	0.044	-0.034	0.058
줄기굵기	-0.050	0.007	-0.031	0.089	-0.015	0.407
화방높이	-0.035	0.072	-0.026	0.173	-0.028	0.137

4. 최적환경설정 제시 및 플랫폼 서비스

4.1 생산성 향상모델을 통한 최적 환경설정 제시

본 연구에서 개발한 생산성 향상 모델에 근거한 작기 당 최대 생산량은 Table 7과 같다. 생육단계별 최적환경으로 관리하여 재배하는 경우 비닐온실은 평당 152.4kg, 유리온실은 비닐온실보다 높은 210.4kg의 토마토를 생산할 수 있을 것으로 기대된다. 이는 2022년 농산물소득자료집의 축성재배 시설토마토 평균 수량인 120kg에 비해서 약 30% 높은 수준이다. 각 생육단계별 최적환경은 일사량, 외기기온의 구간별로 세분화되어 있으며, 비닐온실 생육 5단계(3~6월)의 구간별 최적환경은 Table 8과 같다. 각각의 구간별로 주차별 최대 수량을 생산한 상위 3개 농가의 주간, 야간기온, 주간 습도, 주간 CO₂ 농도, 일 관수량, 양액 pH, 양액 EC 값을 최적환경으로 제시하였고, 구간 내 목표 수량에 따라 온도, 습도, 관수 등 환경 조절 방법이 달라진다. 누적일사량이 높은 구간일수록 시설 내부 주야간 온도가 낮은 경향이었으며, 이는 3~5월의 월평균 누적일사량에 비해 6월의 일사량이 장마로 인해 크게 감소하는 계절의 영향이 반영된 것으로 판단되었다. 같은 일사량 구간 내에서는 외기기온이 낮을수록 시설 내부 온도를 낮게 관리하는 경향이었다.

Table 7. The maximum quantity per growth stage of the developed productivity enhancement model

구분	최대생산량(kg/3.3m ² /작기)						
	합 계	생육초기	생육중기				생육말기
		8월	9~10월	11~12월	1~2월	3~6월	7~8월
비닐 온실	152.4	0.5	9.0	21.0	24.8	84.8	11.4
유리 온실	210.4	2.3	12.0	29.4	38.7	108.8	19.2

4.2 플랫폼 서비스

개발된 모델을 농민이 현재 본인의 온실과 실시간으로 비교할 수 있도록 농촌진흥청 웹페이지(<https://smartfarm.rda.go.kr>)로 개발하여 서비스 중이다(Fig. 4). 본 웹페이지는 정부 프레임워크 기반으로 설계되었으며, 온실 내 사용을 고려하여 모바일에서도 안정적으로 활용할 수 있도록 개발되었다. 플랫폼의 웹구성은 Fig. 5와 같으며, 최적환경 모델값 서비스 외에도, 모델 개발에 활용된 데이터 명세서, 수량이 많은 우수농가의 월별 환경, 생육관리 방법 등 농민들에게 수요가 많은 정보를 함께 게시하여 수요자 맞춤형 서비스를 제공하고자 하였다. 예를 들어, 홈페이지의 모델 참여농가 현황을 통해 개발된 모델에 본인의 경작지역 데이터가 포함되었는지 확인 가능하며, 본인이 속한 지역의 지난 6년간 평균 누적일사량, 시설 내 온·습도 등 환경 변화에 대한

Table 8. Optimal conditions and maximum quantity per solar radiation and outdoor temperature for the 5 growth stage

누적일사량 (J/cm ²)	외기 기온 (°C)	평당 수량 (kg/주)	주간 기온 (°C)	야간 기온 (°C)	주간 습도 (%)	주간 잔존 CO ₂ 농도 (ppm)	관수량 (cc/일)	양액 pH	양액 EC (dS/m)
1,810~2,771	14.2~22.3	2.9	21.0~25.2	21.1~25.2	77.9~90.0	-	-	5.97~6.18	2.06~2.21
		1.4	26.4~27.1	20.4~21.1	71.6~75.2	383~413	-	5.97~6.18	2.06~2.21
		0.7	25.9~26.4	20.4~21.1	75.2~77.9	413~470	-	-	-
	6.5~14.2	3.3	25.2~25.9	15.4~18.9	53.4~68.0	-	1,060~1,428	5.33~5.63	2.21~2.33
		3.1	21.0~25.2	21.1~25.2	77.9~90.0	-	-	5.97~6.18	2.06~2.21
		2.5	25.9~26.4	19.6~20.4	75.2~77.9	-	121~825	5.63~5.80	1.82~2.06
	1.7~6.5	4.4	21.0~25.2	15.4~18.9	68.0~71.6	413~470	-	5.63~5.80	2.33~2.49
		4.3	26.4~27.1	15.4~18.9	68.0~71.6	383~413	1,753~2,305	6.18~6.64	2.06~2.21
		4.1	25.2~25.9	15.4~18.9	68.0~71.6	-	1,428~1,753	-	2.49~2.69
1,538~1,810	14.2~22.3	3.3	25.9~26.4	20.4~21.1	71.6~75.2	-	825~1,060	5.80~5.97	2.06~2.21
		2.5	26.4~27.1	21.1~25.2	71.6~75.2	-	825~1,060	5.80~5.97	2.06~2.21
		2.1	25.9~26.4	20.4~21.1	77.9~90.0	-	-	-	-
	6.5~14.2	3.5	27.1~32.3	18.9~19.6	68.0~71.6	383~413	1,753~2,305	6.18~6.64	2.06~2.21
		3.3	26.4~27.1	19.6~20.4	68.0~71.6	-	1,753~2,305	-	2.21~2.33
		3.1	25.9~26.4	19.6~20.4	68.0~71.6	-	825~1,060	5.63~5.80	2.06~2.21
	1.7~6.5	4.0	25.2~25.9	18.9~19.6	68.0~71.6	-	1,753~2,305	-	2.06~2.21
		3.7	25.9~26.4	18.9~19.6	77.9~90.0	-	1,753~2,305	-	-
		3.3	21.0~25.2	15.4~18.9	71.6~75.2	-	1,753~2,305	5.97~6.18	2.33~2.49
1,254~1,538	14.2~22.3	3.9	25.9~26.4	18.9~19.6	53.4~68.0	470~664	1,060~1,428	6.18~6.64	2.49~2.69
		3.2	21.0~25.2	15.4~18.9	53.4~68.0	470~664	1,060~1,428	6.18~6.64	2.49~2.69
		2.6	27.1~32.3	20.4~21.1	75.2~77.9	330~383	825~1,060	5.80~5.97	2.49~2.69
	6.5~14.2	3.9	25.9~26.4	15.4~18.9	68.0~71.6	383~413	-	5.63~5.80	2.33~2.49
		3.6	25.9~26.4	19.6~20.4	77.9~90.0	-	1,753~2,305	-	-
		3.6	25.9~26.4	20.4~21.1	77.9~90.0	-	1,753~2,305	-	-
	1.7~6.5	4.5	21.0~25.2	19.6~20.4	77.9~90.0	-	-	-	-
		2.3	21.0~25.2	15.4~18.9	77.9~90.0	-	825~1,060	5.80~5.97	2.06~2.21
		1.8	25.9~26.4	18.9~19.6	71.6~75.2	383~413	-	-	-
552~1,254	14.2~22.3	3.7	26.4~27.1	20.4~21.1	71.6~75.2	383~413	-	-	-
		2.1	27.1~32.3	20.4~21.1	71.6~75.2	470~664	1,060~1,428	5.33~5.63	2.49~2.69
		1.8	27.1~32.3	21.1~25.2	77.9~90.0	-	1,428~1,753	-	-
	6.5~14.2	3.3	21.0~25.2	20.4~21.1	71.6~75.2	-	-	-	-
		3.2	25.2~25.9	18.9~19.6	53.4~68.0	470~664	121~825	-	2.21~2.33
		3.2	26.4~27.1	20.4~21.1	71.6~75.2	383~413	-	-	-
	1.7~6.5	3.4	21.0~25.2	18.9~19.6	75.2~77.9	-	1,428~1,753	6.18~6.64	2.33~2.49
		3.3	21.0~25.2	15.4~18.9	75.2~77.9	-	1,428~1,753	6.18~6.64	2.33~2.49
		2.8	21.0~25.2	19.6~20.4	71.6~75.2	330~383	-	-	-

정보를 얻을 수 있다. 또한, 우수농가 비교 서비스를 통해 우수농가의 평당 생산량이 월별로 어떤 분포를 보이는지, 본인 밭의 수량과 어떠한 차이를 보이는지 스스로 비교 분석하는 등 수요자가 원하는 형태로 데이터를 제공하고자 하였다.

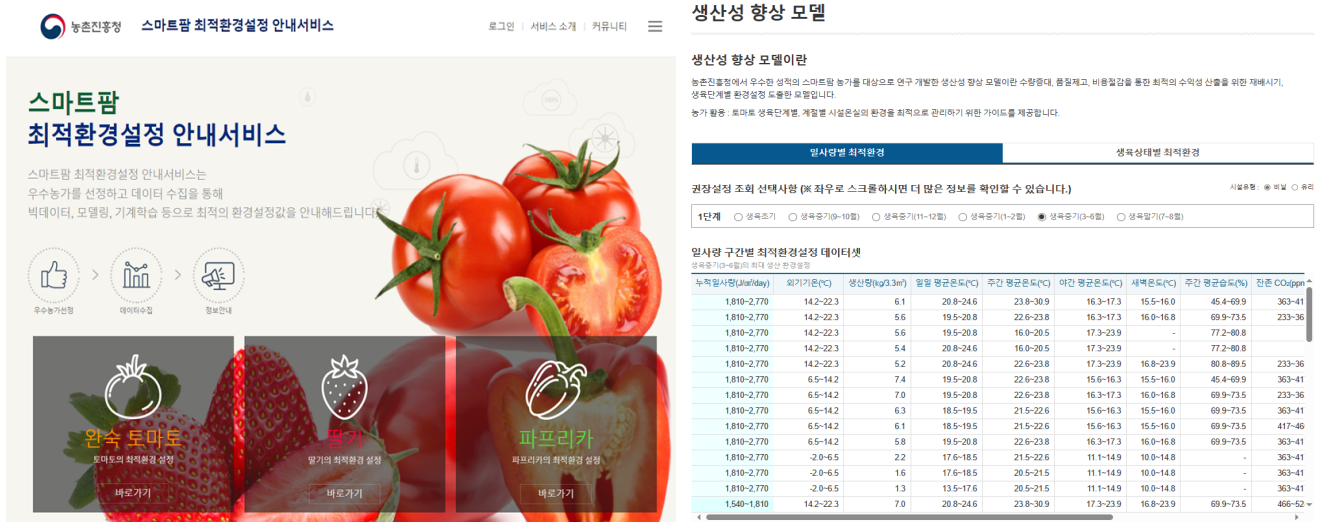


Fig. 4. Web configuration screen

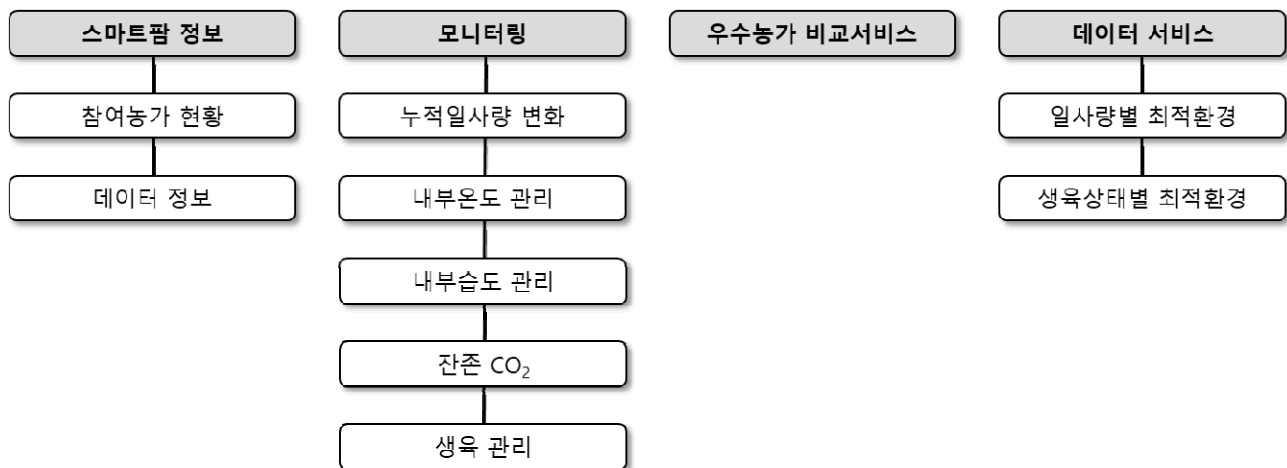


Fig. 5. Web platform components

5. 결론

본 연구에서는 남부지역 가을작형 토마토 농가에서 수집한 환경, 생육, 수량 데이터를 활용하여 주차별 최대 수량을 생산하기 위한 최적환경을 정의하였고, 누적일사량과 외기기온을 고려하여 농가의 현재 환경에 가장 적합한 최적환경 설정값을 제시하는 통계적인 모델을 개발하였다. 토마토 최대 수량을 생산하기 위한 최적환경을 내부 평균기온, 주간 습도, 주간 잔존 CO₂농도, 양액 EC를 포함한 10개의 변수로 표현하였고, 6개의 생육단계별로 각각의 최대 수량을 생산했던 최적환경 설정값을 제시하였다. 개발된 모델은 온실의 유형(비닐, 유리), 생육단계별로 환경 조절 방법, 적정생육 값 등을 제시하고 있으며, 농가가 현장에서 실시간으로 비교 가능하도록 웹페이지를 개발하여 플랫폼 기반으로 서비스하고 있다. 본 연구의 생산성 향상 모델은 우수농가의 현장 빅데이터를 기반으로 개발되었기 때문에 작물 생육모델에 비해 적정 설정값 범위 내에서 안정적으로 환경조절을 할 수 있다는 장점이 있다. 해당 서비스를 통해 초기 진입 농가들의 생산성을 빠르게 향상시킬 수 있을 것으로 기대하며, 2세대 스마트온

실의 확산을 앞당길 수 있을 것이라 예상한다. 또한 토마토 뿐만 아니라 우리나라 스마트온실 내 품목에 대한 생산성 향상 모델 개발 및 서비스를 통하여 지속적인 데이터기반 스마트온실 관리로 농업인의 소득을 증대할 수 있는 방안이 필요할 것으로 판단된다.

Acknowledgement

※ 본 연구는 농촌진흥청 농업과학기술개발 연구과제(과제번호: PJ01700101)의 지원에 의해 이루어진 것임.

References

1. 이재경, 설병문, “지능형 스마트 팜 활용과 생산성에 관한 연구: 토마토 농가 사례를 중심으로”, 벤처창업연구, 제14권 제3호, pp. 185-199, 2019.
2. M. Amiri-Zarandi, M. H. Fard, S. Yousefinaghani, M. Kaviani, and R. Dara, “A platform approach to smart farm information processing”, Agriculture, Vol. 12, 838, 2022.
3. H. Li, H. Liu, X. Gong, S. Li, J. Pang, Z. Chen, and J. Sun, “Optimizing irrigation and nitrogen management strategy to trade off yield, crop water productivity, nitrogen use efficiency and fruit quality of greenhouse grown tomato”, Agricultural Water Management, Vol. 245, 106570, 2021.
4. 나명환, 박유하, 조완현, “스마트팜 데이터를 이용한 토마토 최적인자에 관한 연구”, 한국데이터정보과학회지, 제28권 제6호, pp. 1427-1435, 2017.
5. 이승호, 박윤선, 권오상, “토마토 스마트팜의 생육함수 추정과 수익 최적화 모형 구축”, 한국데이터정보과학회지, 제31권 제4호, pp. 619-635, 2020.
6. S. Wolfert, L. Ge, C. Verdouw, and M. J. Bogaardt, “Big data in smart farming – a review”, Agricultural Systems, Vol. 153, pp. 69-80, 2017.
7. 최경이, 임미영, 김소희, 노미영, “장기 수경재배에서 급액량의 차이가 토마토 생육과 수량 특성에 미치는 영향”, 생물환경조절학회지, 제31권 제4호, pp. 444-451, 2022.
8. 노희선, 이운숙, “파프리카 스마트팜 도입에 영향을 미치는 요인 분석: 강원도 지역을 중심으로”, 지역발전연구, 제31권 제1호, pp. 79-90, 2022.
9. 임준택, 이변우, 윤진일, 신진철, 신재훈, 이충근, 문경환, 이강오, “작물 생육 모델링의 이론과 실제”, 선진 출판사, 익산, 2009.
10. M. K. van Ittersum, P. A. Leffelaar, H. van Keulen, M. J. Kropff, L. Bastiaans, and J. Goudriaan, “On approaches and applications of the Wageningen cropmodels”, European Journal of Agronomy, Vol. 18, pp. 201-234, 2003.
11. E. Heuvelink, “Evaluation of a dynamic simulation model for tomato crop growth and development”, Annals of Botany, Vol. 83, pp. 413-422, 1999.
12. J. W. Jones, E. Dayan, L. H. Allen, H. Van Keulen, and H. Challa, “A dynamic tomato growth and yield model (TOMGRO)”, Transactions of the ASAE, Vol. 34, pp. 663-672, 1991.
13. A. Kenig, and J. W. Jones, “TOMGRO V3. 0: A dynamic model of tomato growth and yield, Ch. II-5. Optimal environmental control for indeterminate greenhouse crops”, BARD Research Report No. IS-1995-91RC. Haifa, Isreal: Agricultural Engineering Dept., Technion.
14. A. Ramírez-Arias, F. Rodríguez, J. L. Guzmán, and M. Berenguel, “Multiobjective hierarchical control architecture for greenhouse crop growth”, Automatica, Vol. 48, pp. 490-498, 2012.
15. P. P. Jayaraman, A. Yavari, D. Georgakopoulos, A. Morshed, and A. Zaslavsky, “Internet of things platform for smart farming: experiences and lessons learnt”, Sensors, Vol. 16, 1884, 2016.
16. V. Saiz-Rubio, and F. Rovira-Mas, “From smart farming towards agriculture 5.0: a review on crop data management”, Agromony,

Vol. 10, 207, 2020.

17. 한국농수산식품유통공사, “미국 스마트농업 및 IT 시스템을 활용한 농작물 재배현황 및 관리”, 한국농수산식품유통공사, pp. 77-80, 2019.
18. T. Saito, Y. Kawasaki, D. H. Ahn, A. Ohyama, and T. Higashide, “Prediction and improvement of yield and dry matter production based on modeling and non-destructive measurement in year-round greenhouse tomatoes”, *The Horticulture Journal*, Vol. 89, pp. 425-431, 2020.
19. L. Gong, M. Yu, S. Jiang, V. Cutsuridis, and S. Pearson, “Deep learning based prediction on greenhouse crop yield combined TCN and RNN”, *Sensors*, Vol. 21, 4537, 2021.
20. 백정현, 허정욱, 김현환, 홍영신, 이재수, “클라우드 기반 한국형 스마트온실 연구 플랫폼 설계 방안”, *시설원예식물공장*, 제27권 제1호, pp. 27-33, 2018.
21. H. S. Sim, D. S. Kim, M. G. Ahn, S. R. Ahn, and S. K. Kim, “Prediction of strawberry growth and fruit yield based on environmental and growth data in a greenhouse for soil cultivation with applied autonomous facilities”, *Horticultural Science and Technology*, Vol. 38, pp. 840-849, 2020.
22. S. H. Han, H. Mutahira, and H. S. Jang, “Prediction of sensor data in a greenhouse for cultivation of paprika plants using a stacking ensemble for smart farms”, *Applied Sciences*, Vol. 13, 10464, 2023.
23. D. H. Jung, H. S. Kim, C. Jhin, H. J. Kim, and S. H. Park, “Time-serial analysis of deep neural network models for prediction of climatic conditions inside a greenhouse”, *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 173, 105402, 2020.
24. B. S. Kim, B. G. Kang, S. H. Choi, and T. G. Kim, “Data modeling versus simulation modeling in the big data era: case study of a greenhouse control system”, *Simulation*, Vol. 93, pp. 579-594, 2017.
25. S. Venkatesan, J. Lim, H. Ko, and Y. Cho, “A machine learning based model for energy usage peak prediction in smart farms”, *Simulation*, Vol. 11, 218, 2022.
26. 노희선, 이윤숙, “토마토 스마트팜 생육데이터와 수확량의 연관성 분석”, *융복합지식학회논문지*, 제8권 제3호, pp. 17-25, 2020.
27. 최영하, 조정래, 이한철, 박동금, 권준국, 이재한, “모모타로-요쿠 토마토 하계 육묘시 용기 크기와 묘령이 정식 후 생육 및 수량에 미치는 영향”, *시설원예·식물공장*, 제11권 제1호, pp. 12-17, 2002.
28. H. P. Klaring, and A. Krumbein, “The Effect of constraining the intensity of solar radiation on the photosynthesis, growth, yield and product quality of tomato”, *Journal of Agronomy and Crop Science*, Vol. 199, pp. 351-359, 2013.
29. J. H. Venema, F. Posthumus, and van P. R. Hasselt, “Impact of suboptimal temperature on growth, photosynthesis, leaf pigments and carbohydrates of domestic and high-altitude wild *Lycopersicon* species”, *Journal of Plant Physiology*, Vol. 155, pp. 711-718, 1999.
30. K. Johansen, M. J. L. Morton, Y. Malbeteau, B. Aragon, S. Al-Mashharawi, M. G. Ziliani, Y. Angel, G. Fiene, S. Negrao, M. A. A. Mousa, M. A. Tester, and M. F. McCabe, “Predicting biomass and yield in a tomato phenotyping experiment using UAV imagery and random forest”, *Frontiers in Artificial Intelligence*, Vol. 3, 28, 2020.