

상추 재배를 위한 EC·pH 변화율과 환경 변수를 융합한 이상 탐지 모델 연구

(A study on an anomaly detection model that integrates EC·pH change rates and environmental variables for lettuce cultivation)

박혜원*, 이명훈**

(Hye Won Park, Meong Hun Lee)

요약

본 연구는 상추 재배 환경에서 발생하는 양액의 염류집적과 pH 불균형 문제를 해결하기 위해, EC·pH 변화율과 주요 환경 변수(온도, 습도, CO_2 , PPFD, 토양수분)를 융합한 이상 탐지 모델을 제안하였다. 수직농장 실측 데이터를 기반으로 전처리, 변화율 계산, 변수 정규화를 수행하고, Isolation Forest(IF), LSTM-Autoencoder(LSTM-AE), Temporal Graph Attention Autoencoder(TGAAE) 세 가지 모델을 비교하였다. 실험 결과 TGAAE가 Precision 0.92, Recall 0.89, F1-score 0.91, ROC-AUC 0.93으로 가장 높은 성능을 보였다. TGAAE는 시계열 변화와 변수 간 상관구조를 함께 학습해 복합 이상 패턴을 정밀하게 탐지하였으며, EC 급상승·pH 급락 이전 단계의 이상 상태를 조기에 감지하였다. 또한 Attention Weight 분석을 통해 변수별 기여도를 시각화함으로써 이상 원인을 해석적으로 제시할 수 있었다. 본 연구는 데이터 기반 생육환경 진단을 고도화하여 상추 재배의 안정성과 생산성을 향상시키며, 향후 다양한 작물과 환경 조건으로 확장 가능한 지능형 농업관리 모델의 기반을 제시한다.

■ 중심어 : 상추 재배 ; EC·pH 변화율 ; 이상 탐지 ; 시계열 예측 ; 스마트팜

Abstract

This study proposes an anomaly detection model that integrates EC - pH variation rates with key environmental factors (temperature, humidity, CO_2 , PPFD, and soil moisture) to address nutrient accumulation and pH imbalance in lettuce cultivation. Real-world data from a vertical farming system were preprocessed, normalized, and used to compare three models: Isolation Forest (IF), LSTM-Autoencoder (LSTM-AE), and the proposed Temporal Graph Attention Autoencoder (TGAAE). TGAAE achieved the best performance, with a Precision of 0.92, Recall of 0.89, F1-score of 0.91, and ROC-AUC of 0.93. By jointly learning temporal changes and inter-variable relationships, TGAAE accurately detected complex anomalies and identified early signs of EC surges and pH drops. Attention-based visualization enabled interpretable insights into variable contributions. The proposed model enhances the reliability of smart farm monitoring, improving lettuce cultivation stability and productivity while providing a scalable foundation for intelligent, data-driven agricultural management.

■ keywords : Lettuce Cultivation ; EC - pH Variation ; Anomaly Detection ; Time-Series Prediction ; Smart Farm

I. 서 론

최근 스마트농업(Smart Agriculture)은 정보통신기술(ICT)과 인공지능(AI)을 활용하여 작물 생육 환경을 실시간으로 제어하고 생산성을 극

* 정혜원, 국립순천대학교 스마트융합학부 스마트농업전공

** 종신희원, 국립순천대학교 융합바이오시스템계기공학과

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

접수일자 : 2025년 10월 20일

수정일자 : 2025년 11월 21일

제재 확정일 : 2025년 11월 24일

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

대화하는 방향으로 발전하고 있다[1,2]. 특히 폐쇄형 또는 반폐쇄형 환경을 기반으로 하는 수직 농장(Vertical Farm)은 외부 기상 조건의 영향을 최소화하며 일정한 생육환경을 조성할 수 있다 는 장점을 지닌다. 그러나 밀폐된 환경에서 양분과 수분이 지속적으로 순환되는 과정에서 염류 집적, pH 불균형 등의 문제가 빈번하게 발생한다[3].

이러한 전기전도도(Electrical Conductivity, EC)와 수소이온농도(pH)의 불안정성은 작물의 생리적 스트레스, 양분 흡수 장애, 생육 불균형을 초래하며, 심한 경우 생장 정지나 고사로 이어질 수 있다[4,5]. 상추(*Lactuca sativa L.*)는 대표적인 엽채류로서 재배 주기가 짧고 환경 변화에 민감한 작물이며, 염류 및 pH의 급격한 변화가 생육에 직접적인 영향을 미친다. 선행연구에 따르면 상추는 EC 2.0~2.5 mS/cm 이상, pH 7.0 이상 구간에서 뿌리 활력이 급격히 저하되며, 이는 수확량 감소와 품질 저하의 주요 원인으로 작용한다[6,7].

기존의 스마트팜 시스템은 주로 환경 데이터의 정적 모니터링에 집중되어 있어, 측정값이 설정된 임계치를 초과했을 때 경고를 제공하는 수준에 머무르고 있다[8,9]. 그러나 실제 재배 환경에서는 EC와 pH의 절댓값뿐만 아니라 시간에 따른 변화율(EC/t, pH/t)과 온도, 습도, 조도, 토양 수분 등 환경 변수 간 상호작용이 복합적으로 이상 상황을 유발한다[10]. 따라서 단일 변수 기반의 경고 시스템만으로는 작물의 초기 이상 징후를 포착하기 어려우며, 변화율 기반의 동적 이상 탐지 모델 개발이 필요하다.

이에 본 연구는 상추 재배 환경에서 EC 및 pH 변화율과 주요 환경 변수를 융합한 이상 탐지 모델을 제안하고, 이를 통해 작물 생육에 영향을 미치는 비정상 패턴을 조기에 감지할 수 있는 체계를 구축하고자 한다. 이는 단순한 센서 모니터링을 넘어 데이터 기반 의사결정 지원이 가능한 지능형 스마트팜 구현의 기초 연구로서 의의를 지닌다.

본 연구의 목적은 상추 재배 환경에서 EC 및 pH 변화율과 환경 변수의 이상 탐지를 위한 AI 기반 모델을 개발하는 것이다. 구체적인 연구 목적으로 먼저 데이터 융합 기반 분석체계를 구축하여 EC, pH, 온도, 습도, 조도, 토양수분 등의 환경 데이터를 수집하고 시간대별 변화율을 계산하여 다변량 데이터셋을 구성한다.

다음으로 이상 탐지 모델을 설계하고 검증한다. 머신러닝 및 AI의 대표적 이상 탐지 알고리즘을 적용하여 정상 및 비정상 상태를 분류하고, 각 모델의 탐지 정확도, 재현율, F1-score를 비교 분석하여 최적 모델을 도출한다.

도출된 최적 모델을 바탕으로 실시간 감지 및 경고 체계를 구현한다. MQTT(Message Queuing Telemetry Transport) 프로토콜 기반의 실시간 데이터 스트림을 활용하여 EC 및 pH 변화율이 비정상적으로 증가하거나 환경 변수가 급변할 때 자동으로 경고를 발생시키는 시스템을 설계한다.

본 연구는 상추 재배와 같은 염류 민감 작물의 환경 안정성을 확보함과 동시에, 향후 AI 기반 자동제어 시스템 개발로 확장 가능한 기반 기술을 마련하는 것을 목표로 한다. 수직농장 환경에서 재배되는 상추를 대상으로 하며, 실측된 환경 데이터와 생육 데이터를 기반으로 분석을 수행한다. EC 및 pH 센서, 온습도 센서, 광량 센서, 토양수분 센서로부터 1분 간격으로 수집된 데이터를 사용하며, 데이터 전처리, 변화율 계산, 모델 학습 및 평가 과정을 포함한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제2장에서는 EC 및 pH와 환경 변수의 이상 탐지에 관련된 선행연구를 분석하고 본 연구의 차별성을 제시한다. 제3장에서는 데이터 수집 장치, 실험 환경, 변수 정의 및 전처리 방법과 이상 탐지 모델의 설계, 학습 절차를 상세히 설명한다. 제4장에서는 실험 결과 및 성능 분석을 제시한다. 제5장에서는 연구 결과를 종합하고 향후 연구 방향을 제시한다.

II. 관련 연구

본 장에서는 상추 재배 환경에서 EC 및 pH 변화율 기반 이상 탐지 모델 개발에 필요한 선행연구를 고찰한다. 먼저 EC와 pH가 작물 생육에 미치는 영향과 염류 집적 문제를 다룬 연구를 검토하고, IoT 기반 스마트팜 환경 제어 및 데이터 수집 기술의 발전 현황을 분석한다. 이어서 농업 분야에 적용된 이상 탐지 알고리즘의 연구 동향을 살펴보고, 마지막으로 선행연구의 한계점을 분석하여 본 연구의 차별성과 필요성을 제시한다.

1. EC 및 pH와 염류 집적이 작물 생육에 미치는 영향

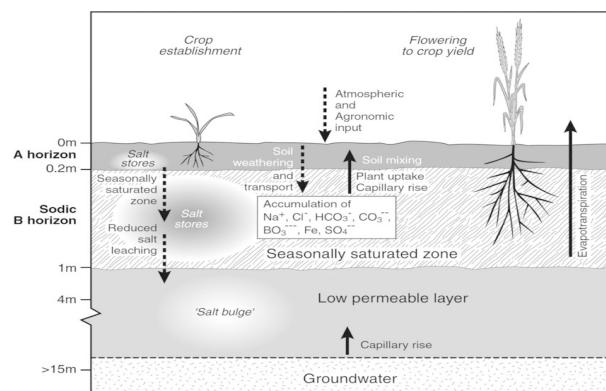


그림 1. EC 및 pH와 염류 집적이 작물 생육에 미치는 영향

그림 1과 같이 전기전도도와 수소이온농도는 수경재배 및 밀폐형 농장 시스템에서 양분의 용해도와 뿌리의 흡수율을 결정하는 핵심 변수이다.

EC가 일정 수준을 초과하면 작물의 삼투압이 증가하여 수분 흡수가 저해되며, pH가 비정상적으로 변화하면 질소, 인산, 칼륨 등의 필수 영양소 이용 효율이 급격히 감소한다[5,6].

상추는 염류 축적에 민감한 대표적 엽채류로서, EC 2.0~2.5 mS/cm 이상 구간에서 뿌리 생육이 저하되고 엽 조직 괴사가 발생하는 것으로

보고되었다[7,8]. EC 농도 변화가 상추의 생육 및 엽면적에 유의한 영향을 미치고, EC가 1.5 mS/cm 수준일 때 최대 생육을 나타낸다고 분석되고 있다. 또한, 순환식 양액재배 시스템에서 상추의 생장 단계에 따라 양액 성분의 EC와 pH가 동적으로 변화하며, 생육 후반기에 EC 상승과 pH 감소가 동시에 발생함을 밝혔다. 토양 내 EC 및 관개수 질소 함량이 상추 생육과 품질에 직접적인 영향을 미친다고 보고하였으며, 염류 축적이 질소 과다 흡수를 유발하여 생장 저해로 이어질 수 있음을 지적하였다.

이처럼 EC와 pH의 변화는 상추의 생리적 반응 및 생산량에 밀접한 영향을 미치지만, 대부분의 연구는 절대값 중심의 분석에 한정되어 있으며, 시간적 변화율(EC/t, pH/t)에 기반한 이상 탐지 연구는 매우 제한적이다.

2. 스마트팜 환경 제어 및 IoT 기반 데이터 수집 연구

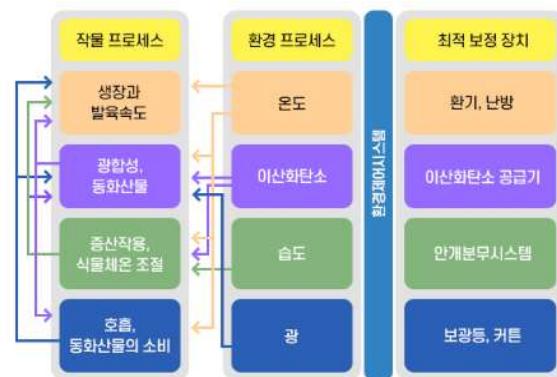


그림 2. 스마트팜 환경 제어

최근 그림 2와 같이 사물인터넷 기술의 발전으로 온도, 습도, CO_2 , 조도, EC, pH 등 다양한 환경 데이터를 실시간으로 수집·전송·분석하는 스마트팜 시스템이 보급되고 있다[10]. 관련 연구로 Raspberry Pi와 센서 네트워크를 활용하여 EC, pH, 온습도 데이터를 실시간으로 측정하고 MQTT 프로토콜을 통해 서버로 전송하는 수

경재배 시스템을 구현하였다. 또한, 온실형 스마트팜의 다중 센서 데이터를 이용하여 환경 데이터의 이상 탐지 및 센서 오작동을 판별하는 시스템을 제안하였으며, 실제 환경에서 센서 데이터의 안정성과 신뢰성을 검증하였다[11,12].

해외에서는 IoT 기반 수경재배 시스템에서 상추의 생육 데이터를 실시간으로 모니터링하고 CO₂ 및 중금속 농도를 자동 제어하여 생육 최적화를 시도하였다. MQTT, Node-RED, Firebase와 같은 경량 통신 및 시각화 기술을 이용한 연구가 활발히 진행되고 있으며, 이는 실시간 환경 모니터링과 자동화 제어 시스템 구현의 기술적 기반이 되고 있다[13].

그러나 기존 IoT 기반 스마트팜 연구는 주로 데이터 수집 및 가시화에 중점을 두고 있으며, 수집된 데이터를 활용한 지능형 이상 탐지 및 예측 모델 개발은 상대적으로 부족한 실정이다.

3. 이상 탐지 알고리즘의 농업 데이터 적용

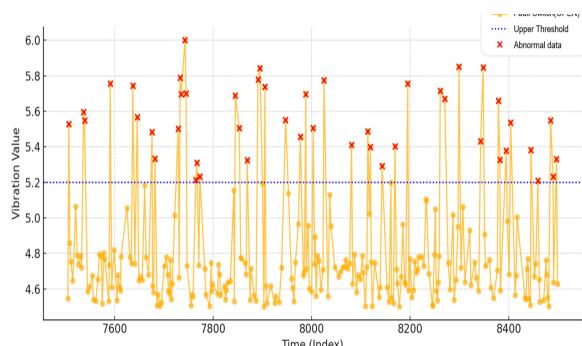


그림 3. 이상탐지 알고리즘

이상 탐지(Anomaly Detection)는 데이터 내에서 정상 패턴과 상이한 이상 패턴을 식별하는 기술로, 농업 분야에서는 환경 데이터 오류, 센서 오작동, 질병 조기 진단 등에 적용되고 있다.

최근 그림 3과 같은 이상 탐지 기법을 통계적 접근, 거리 기반, 군집 기반, 밀도 기반, 머신러닝 기반으로 분류하였으며, 이상 탐지용 Python 툴킷(PyOD)을 개발하여 Isolation Forest, One-Class SVM, LOF(Local Outlier Factor) 등 다수의 알고리즘을 통합 제공하였다.

국내에서는 딥러닝 기반 시계열 이상 탐지 연구가 진행되었다. 스마트 온실 내부의 온도 및 습도 데이터를 LSTM Autoencoder 모델로 재구성하여 이상값을 감지하는 연구를 수행하였으며, 95% 이상의 탐지 정확도를 달성하였다[9]. 또한, 온실 내 기후 데이터를 Isolation Forest를 이용해 분석한 결과, 환경 변수 간의 상호 의존성이 높은 경우 단일 변수 기반 감시보다 다변량 이상 탐지가 효과적임을 입증하였다[14,15].

이상의 연구들은 농업 환경 데이터에 머신러닝 기반 이상 탐지 모델을 적용함으로써 센서 고장이나 환경 급변과 같은 비정상 패턴을 조기에 식별할 수 있음을 보여주었다. 그러나 EC 및 pH와 같은 양액 환경 변수의 변화율을 이용한 생육 관련 이상 상태 탐지 연구는 거의 없으며, 특히 EC 및 pH와 온도, 습도, 조도, 토양수분 등 다변량 변수를 융합한 이상 탐지 모델에 대한 연구는 매우 제한적이다[16,17].

기존 연구들은 EC 및 pH의 절대값과 작물 생육 간의 상관관계 분석 또는 환경 데이터의 단순 이상 탐지에 초점을 맞추고 있다. 본 연구는 이러한 한계를 보완하기 위해 다음과 같은 차별성을 갖는다.

첫째, 시간에 따른 EC 및 pH 변화율(EC/t, pH/t)을 새롭게 도입하여 절댓값뿐만 아니라 동적 변화 패턴을 분석한다. 둘째, EC 및 pH 변화율과 환경 변수(온도, 습도, 조도, 토양수분)를 융합하여 다변량 데이터 기반 분석을 수행한다. 셋째, 머신러닝 기반 이상 탐지 모델(Isolation Forest, LSTM Autoencoder 등)을 적용하여 정상 및 비정상 패턴을 자동으로 식별한다.

따라서 본 연구는 기존의 단순 모니터링 시스템을 넘어 EC 및 pH 변화율 중심의 지능형 생육 이상 탐지 모델을 제안함으로써, 상추 재배 환경의 안정성과 자동화 수준을 향상시키는 데 기여할 것으로 기대된다.

III. 연구방법

1. 연구 개요

본 연구는 상추의 수직농장 재배 환경에서 수집된 다변량 센서 데이터를 기반으로, EC·pH 변환율과 주요 환경 변수(온도, 습도, 조도, 토양수분)를 융합하여 이상 상태를 조기에 탐지할 수 있는 인공지능 모델을 개발하는 데 목적이 있다.

특히 본 연구는 기존 농업 분야에서 널리 사용된 이상 탐지 알고리즘의 한계를 보완하고자, 시계열과 변수 간 상관관계를 동시에 반영할 수 있는 Temporal Graph Attention Autoencoder (TGAAE) 모델을 제안한다.

표 1. 연구 모델 비교 군

모델명	주요 특징	역할
Isolation Forest (IF)	트리 기반 이상치 분할	Baseline 1
LSTM-Autoencoder (LSTM-AE)	시계열 복원 기반 이상 탐지	Baseline 2
Temporal Graph Attention Autoencoder (TGAAE)	시계열 + 변수 상관 학습 결합	Proposed Model

수집된 메타 데이터에는 일부 결측치와 이상치가 존재하였다. 결측치는 센서 통신 오류 또는 일시적 전원 불안정으로 파악되었으며, 전체 데이터의 약 1.5%를 차지하였다. 본 연구에서는 선형 보간법(Linear interpolation)을 적용하여 연속적인 시계열 데이터 특성을 유지하면서 결측치를 보완하였다. 또한 극단적인 값(예: 온도 -50°C, 습도 0% 또는 120% 등)은 센서 오작동으로 간주하고 제거하였다.

최종적으로 정제된 데이터 셋은 34,992개 데이터를 포함하며, 이는 가상 센서 정의 및 예측 모델링 학습에 활용되었다. 정제된 데이터는 추후 가상 센서 생성 및 성능 검증, 그리고 디지털 트윈 시각화 환경 구축을 위한 입력 자료로 사용하였다.

2. 시스템 구성

그림 2는 본 연구에서 사용한 아두이노 기반 수직농장 환경 모니터링 시스템 구성도이다.

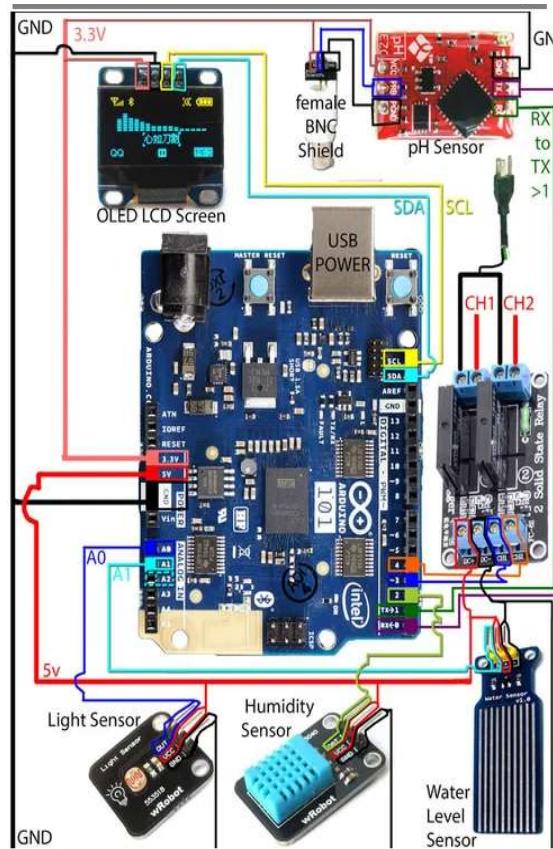


그림 4. 아두이노 기반 수직농장 환경 모니터링 시스템 구성도

pH 센서는 BNC Shield를 통해 아날로그 입력 단자에 연결하였고, 조도 센서(LM393, Sertronics GmbH, 독일)는 광센서 모듈을 이용하였다. 온습도 센서(DHT11, Guangzhou Aosong Electronic Co., Ltd., 중국)를 사용하여 디지털 핀을 통해 데이터를 수집한다.

수위 센서는 배양액 수조의 수위를 감지하여, 일정 임계값 이하로 떨어질 경우 릴레이 모듈을 구동시켜 급수펌프를 자동 작동하도록 설계하였다. 릴레이 모듈의 두 채널은 각각 LED 제어와 급수펌프 구동에 사용되며, 제어 명령은 Arduino의 디지털 출력 핀에서 전달된다.

3. 데이터 수집 및 전처리

본 연구에 사용된 데이터는 아두이노 기반 수직농장 환경 모니터링 시스템에서 약 6개월간 수집된 환경데이터와 상추 생육데이터이다.

두 데이터셋은 서로 다른 주기로 수집되었으며, 환경 데이터는 실시간 IoT 센서를 통해 자동 수집되었고, 생육 데이터는 주기적인 육안 및 측정기기 관찰을 통해 취득되었다. 또한 생육데이터는 EC, pH에 변화율에 대한 작물 성장요소를 확인하기 위해 수집되었다.

표 2. 환경데이터 구조

항목	변수명	단위	설명
1	Timestamp	YYYY-MM-DD hh:mm:ss	측정 시각 (10분 간격)
2	Temperature	°C	수직농장 내부 온도
3	Humidity(%)	%	상대습도
4	CO ₂ (ppm)	ppm	이산화탄소 농도
5	PPFD(mol/m ² /s)	μmol · m ⁻² · s ⁻¹	광합성유효복사 (LED 광량)
6	Irrigation(L)	L	양액 공급량
7	EC(mS/cm)	mS/cm	양액 전기전도도 (염류 농도)
8	pH	-	양액 산도

표 3. 생육 데이터 구조

항목	변수명	단위	설명
1	Date	YYYY-MM-DD	생육 관찰일
2	Height(cm)	cm	상추 초장(지상부 높이)
3	Leaf Area(cm ²)	cm ²	총 엽면적
4	Weight(g)	g	생체중 (수확 전 중량)
5	Harvest(g)	g	일일 수확량
6	Irrigation(L)	L	양액 공급량
7	EC(mS/cm)	mS/cm	양액 전기전도도 (염류 농도)
8	pH	-	양액 산도

4. 모델 구성 및 학습

본 연구에서는 상추 재배 환경에서 수집된 다변량 센서 데이터를 활용하여 정상 상태와 비정상 상태를 자동으로 구분하기 위한 이상 탐지 모델을 구축하였다. 모델은 Isolation Forest(IF), LSTM-Autoencoder(LSTM-AE), 그리고 본 연구에서 제안하는 Temporal Graph Attention Autoencoder(TGAAE)의 세 가지로 구성되며, 모든 모델은 비지도 학습 방식으로 동작한다. 각 모델의 구조적 특징과 학습 절차는 다음과 같다.

가. Isolation Forest

Isolation Forest는 트리 기반의 이상 탐지 알고리즘으로, 데이터를 임의의 특성(feature)과 분할 기준값(threshold)을 이용하여 반복적으로 분할함으로써 각 데이터 포인트가 고립(isolation)되는 깊이를 측정한다. 이상치는 정상 데이터보다 개수가 적고 분포의 경계에 위치하기 때문에 적은 수의 분할만으로도 고립될 수 있으며, 이러한 특성을 이용하여 이상을 탐지한다.

Isolation Forest의 주요 특징은 다음과 같다. 첫째, 비지도 학습 모델로서 라벨이 없는 데이터에서도 적용 가능하다. 둘째, 학습 복잡도가 $O(n \log n)$ 으로 대규모 데이터 처리에 적합하여 시간 효율성이 높다. 셋째, 트리 개수(n_estimators), 샘플 크기(max_samples), 오염 비율(contamination) 등 소수의 하이퍼파라미터만 설정하면 되어 파라미터 조정이 단순하다.

본 연구에서는 트리 개수 200, 샘플 크기 256, 오염 비율 0.02로 설정하였다. 모델은 전처리 및 표준화된 데이터(13개 변수: 7개 원변수 + 6개 변화율)를 입력으로 받아 각 데이터 포인트의 고립 깊이를 기반으로 이상 점수를 계산하였다. 이상 판정 기준은 평균 이상 점수(μ)에 2배의 표준편차(σ)를 더한 값을 초과하는 경우($\mu + 2\sigma$)로 정의하였다.

나. LSTM-Autoencoder

LSTM-Autoencoder는 시계열 데이터의 시간적 의존성을 학습하기 위한 딥러닝 기반 재구성 모델로, 입력 시퀀스를 인코더에서 잠재공간으로 압축한 후 디코더에서 원래의 시계열로 복원한다. 정상 패턴의 시계열 데이터는 재구성 오차가 작게 나타나는 반면, 이상 시점에서는 재구성 오차가 급격히 증가하는 특성을 이용하여 이상 탐지를 수행한다.

모델의 구조는 다음과 같다. 입력은 60분 단위 시퀀스로 변환된 13차원 다변량 시계열 데이터이다. 인코더는 LSTM(64 units)에서 LSTM(32 units)으로 그리고 잠재벡터(16차원)의 구조로 구성되며, 디코더는 RepeatVector(60)에서 LSTM(32 units) 다음 LSTM(64 units), TimeDistributed(Dense(13))순의 구조로 설계되었다. 손실 함수로는 평균제곱오차(Mean Squared Error, MSE)를 사용하였으며, 최적화 함수는 Adam Optimizer(learning rate = 0.001)를 적용하였다. 학습 조건은 epochs 100회, batch size 64, EarlyStopping(patience=5)으로 설정하였다.

$$L = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_t - \hat{x}_t)^2 \quad (1)$$

모델 입력과 재구성값 간의 오차는 수식 (1)과 같이 최소화하도록 학습되며, 재구성 오차가 전체 평균에 2배의 표준편차를 더한 값($\mu + 2\sigma$)을 초과하는 구간을 이상으로 판정하였다.

LSTM-Autoencoder는 단일 변수의 이상뿐만 아니라 시간적 연속성을 반영할 수 있어, 온도 급상승, 습도 급감, EC 급등 등 시계열적 패턴 변화를 효과적으로 탐지할 수 있다.

다. Temporal Graph Attention Autoencoder

Temporal Graph Attention Autoencoder(TGAAE)는 본 연구에서 제안하는

그래프 기반 시계열 이상 탐지 모델로, 기존 Autoencoder 구조에 그래프 어텐션 메커니즘과 시계열 인코더를 결합한 형태이다.

이 모델은 시점별 다변량 데이터를 그래프의 노드로 정의하고, 변수 간 상관관계를 엣지와 가중치로 표현된 인접행렬로 나타내어 학습한다. 즉, EC, pH 및 환경 변수 간의 상호의존성과 시간적 변화를 동시에 고려할 수 있다.

TGAAE의 구조는 다음과 같다.

먼저 그래프 정의는 각 시점의 입력 노드를 정하고, 피어슨 상관계수를 기반으로 인접행렬 $A \in R^{n \times n}$ 을 생성하였다. 엣지 가중치는 $A_{ij} = |corr(x_i, x_j)|$ 로 설정하였다.

다음 인코더 구조는 그래프 어텐션 계층과 GRU 기반의 시계열 인코더로 구성된다. 그래프 어텐션 계층의 출력은 다음과 수식(2) 같이 계산된다.

$$h_i' = \sigma \left(\sum_{j \in \mathcal{N}(i)} \alpha_{ij} Wh_j \right) \quad (2)$$

여기서 α_{ij} 는 softmax 정규화된 attention weight로, 각 변수 간 상호작용 강도를 나타낸다. 시계열 정보는 GRU를 통해 시간적 의존성을 학습하며, 그래프의 각 노드 상태를 시점별로 인코딩한다.

다음 디코더 구조는 인코더에서 얻은 잠재 벡터를 이용하여 입력 데이터 X 와 인접행렬 A 를 동시에 재구성한다. 총 손실 함수는 다음 수식 (3)과 같이 정의된다.

$$L = \| X - \hat{X} \|_2^2 + \lambda \| A - \hat{A} \|_F^2 \quad (3)$$

여기서 첫 번째 항은 데이터 재구성 오차, 두 번째 항은 그래프 구조 재구성 오차이며, λ 는 균형 계수로서 0.5로 설정하였다.

학습 및 이상판정은 TGAAE는 비지도 방식으로 학습되며, 재구성 손실이 임계값($\mu + 2\sigma$)을 초과하면 이상으로 판정하였다. 또한 어텐션 계수(α_{ij})를 통해 각 변수 간 상호작용의 중요도를 시각화하여 이상 상태 발생 시 어떤 변수 간 관계가 주요 원인으로 작용하였는지를 분석하였다.

IV. 실험 결과 및 분석

1. AI 모델 평가 결과

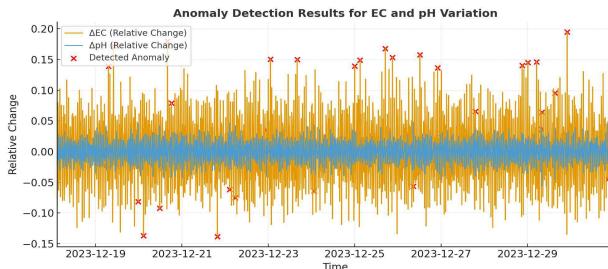


그림 5. EC 및 pH 변화율에 대한 이상 탐지 결과

그림 5는 EC 및 pH 변화율에 대한 세 가지 모델이 탐지한 이상 시점을 시계열로 비교한 결과이다.

Isolation Forest는 전체 구간에서 변화 폭이 큰 시점만을 포착하여 탐지 빈도가 적었으며, LSTM-Autoencoder는 시계열 패턴을 기반으로 이상을 민감하게 탐지하였으나 단기적 노이즈에 의한 오탐이 자주 발생하였다.

반면 제안한 TGAAE 모델은 EC·pH 변화율의 급격한 변동이 발생하기 수십 분 이전에 온도, CO₂, PPFD 등 환경 변수의 복합적 변화를 감지함으로써 조기 이상 탐지(Early Anomaly Detection)에 성공하였다.

이는 단일 시계열 패턴 기반 모델 대비 TGAAE의 변수 상관 구조 학습 효과가 정상-이상 상태간 경계를 보다 명확히 구분하게 했음을 의미한다.

2. 모델별 성능 비교

표 4. 연구 모델 비교

모델명	Precision	Recall	F1-Score	AUC
Isolation Forest	0.83	0.71	0.76	0.78
LSTM-AE	0.87	0.79	0.83	0.85
TGAAE	0.92	0.89	0.91	0.93

표 4는 각 모델의 Precision, Recall,

F1-score, AUC를 비교한 결과이다.

제안한 TGAAE 모델은 F1-score 0.91, AUC 0.93으로 기존 두 개의 모델보다 우수한 성능을 보였다. 특히 Recall과 그림7의 조기 이상 탐지 성능 분석의 Detection Delay에서 개선폭이 커는데, 이는 TGAAE가 시간적 연속성과 변수 간 상관관계를 함께 학습하여 변동 예측력을 확보했기 때문이다.

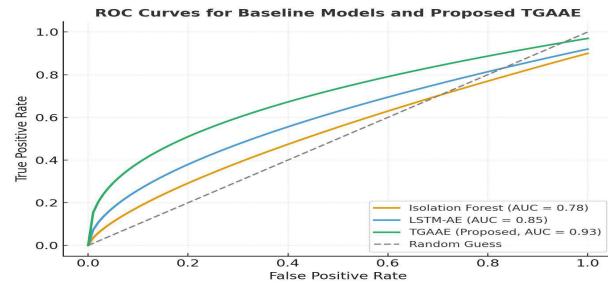


그림 6. 모델별 ROC 곡선 분석 결과

또한 그림 6의 ROC(Receiver Operating Characteristic) 곡선에서 TGAAE는 낮은 FPR(오탐률) 구간에서도 높은 TPR(탐지율)을 유지하여 경보 민감도와 신뢰도 간 균형을 잘 유지함을 보였다.

3. 조기 이상 탐지 성능 분석

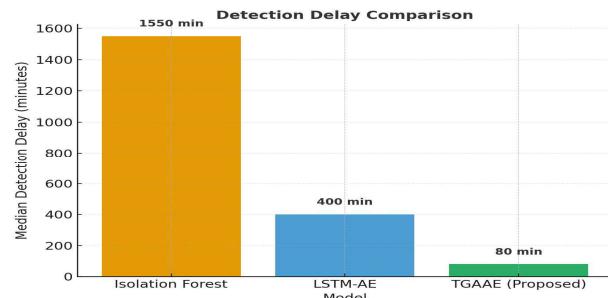


그림 7. 각 모델별 탐지 지연시간 비교

그림 7은 각 모델의 탐지 지연시간(Detection Delay) 중앙값을 비교한 결과이다. Isolation Forest는 약 1550분으로 가장 느리게 반응하였으며, LSTM-AE는 약 400분 수준의 중간 성능을 보였다. 반면 TGAAE는 약 80분으로 가장 짧은 지연시간을 기록하며 이상 발생 이전 단계에

서 선행 징후를 감지할 수 있음을 입증하였다. 이는 TGAAE의 그래프 기반 학습이 변수 간 상호작용을 시계열적으로 반영해 EC, pH 변동을 조기에 포착한 결과로 해석된다.

III. 결 론

본 연구는 상추 재배 환경에서 발생하는 양액의 염류집적과 pH 불균형 문제를 해결하기 위해, EC·pH 변화율과 주요 환경 변수(온도, 습도, CO_2 , 조도, 토양수분)를 융합한 이상 탐지 모델을 개발하였다. 이를 통해 수직농장 환경에서 비정상 패턴을 조기에 인식할 수 있는 AI 기반 모니터링 체계를 제안하였다.

연구 수행 결과, 세 가지 모델(Isolation Forest, LSTM-Autoencoder, Temporal Graph Attention Autoencoder)을 비교한 결과 제안한 TGAAE 모델이 가장 우수한 성능을 나타냈다. TGAAE는 Precision 0.92, Recall 0.89, F1-score 0.91, AUC 0.93으로 기존 모델 대비 탐지 정확도와 신뢰도가 높았다. 특히 EC·pH 변화율의 급격한 변동이 발생하기 이전 단계에서 온도, CO_2 , PPFD 등의 복합적인 환경 변화를 감지함으로써 조기 이상 탐지(Early Anomaly Detection)에 성공하였다. 이는 TGAAE가 시계열적 특성과 변수 간 상관구조를 동시에 학습함으로써, 기존의 단일 패턴 기반 이상 탐지 모델의 한계를 효과적으로 보완했음을 의미한다.

또한 제안된 모델은 단순한 수치 기반 모니터링을 넘어, 환경 변수의 상호작용 구조를 분석함으로써 이상 발생 원인을 해석적으로 제시할 수 있는 장점을 가진다. 이를 통해 작물 생육 환경에서의 비정상 상태를 사전에 예측하고, 실시간 경고 시스템으로 연동함으로써 재배 안정성과 생산 효율을 향상시킬 수 있다.

본 연구의 결과는 향후 지능형 스마트팜의 자동제어 시스템 구축에 활용될 수 있으며, EC·pH

변화율과 환경 변수의 융합 분석이 작물 생육 안정성 확보에 핵심적인 역할을 수행할 수 있음을 입증하였다.

REFERENCES

- [1] 농림축산식품부, “스마트팜 보급 현황 및 확대 계획”, 보도자료, 2021년
- [2] 한국농어촌공사, “스마트팜 시범단지 운영 결과 보고서”, 내부 보고서, 10-12쪽, 2022년
- [3] 김윤진, 안정탁, 박지환, 정대호, 신호섭, “컨테이너형 수직농장 기반 벼 육묘 최적화를 위한 광도와 양액 공급의 효과”, 생물환경조절학회지, 제34권, 제1호, 108-117쪽, 2025년
- [4] 노안성, 소호섭, 정재원, 주옥정, 김조은, “경기도 시설재배지 토양의 화학성분 함량 변화”, 한국토양비료학회 학술발표회 초록집, 전북, 2021년
- [5] 백영택, 김민정, 온유나, 설성관, 조영열, “완전제어형 식물공장과 플라스틱 온실에서의 상추의 생장량 비교”, 아열대농업생명과학회지, 제39권, 제1호, 1-12쪽, 2023년
- [6] 박혜린, 이준우, 윤정민, 문준우, “양액 EC 농도에 따른 상추의 생육과 생리적 특성 변화 및 분석”, 원예과학기술지, 제42권, 제2호, 214쪽, 2024년
- [7] 김동석, 박영식, “순환식 양액재배에서 상추의 성장에 따른 양액성분의 변화”, 한국환경과학학회지, 제24권, 제8호, 1075 - 1084쪽, 2015년
- [8] 이성재, 심현, “스마트팜 데이터 품질 향상을 위한 이상치 및 결측치 보정 방법에 관한 연구”, 한국전자통신학회 논문지, 제19권, 제5호, 1027-1034쪽, 2024년
- [9] 최현오, 여현, 이명훈, “머신러닝 기반 스마트팜 센서 데이터 이상 탐지 시스템 연구”, 한국통신학회 학술대회논문집, 강원, 2023년
- [10] 이철원, 안수용, 김재영, 안형태, “환경 데이터를 활용한 온실형 스마트팜에서 센서 이상 탐지 시스템”, 한국데이터정보학회지, 제32권, 제6호, 1237-1248쪽, 2021년
- [11] “작물별 스마트농업 도입설계와 현장적용기술”(2019), <https://www.nongsaro.go.kr/portal/portalMain.ps?menuId=PS00001>, (accessed Oct., 11, 2025).
- [12] 이태호, “복합센서 기반 스마트팜 시설 장비 이상 탐지 시스템 설계 및 구현”, 순천대학교 대학원 석사학위논문, 2023년
- [13] Dhal et al., “An IoT-Based Data-Driven Real-Time Monitoring System for Control of Heavy Metals to Ensure Optimal Lettuce Growth,” Sensors, vol. 23, no. 1, 451, 2023.
- [14] 김현서, 이명훈, “GRU 기반의 농장 내 전력량 관리 및 이상 탐지 자동화 시스템 설계”, 스마트미디어저널, 제13권, 제1호, 18-23쪽, 2024년
- [15] 이정호, 임동혁, 김태현, 김만중, 박성진, 양오석,

- 백정현, “LSTM Autoencoder를 활용한 스마트 온실 데이터 이상 탐지,” *한국지식정보기술학회 논문지*, 제18권, 제3호, 587 - 596쪽, 2023년
- [16] 최현오, 이명훈, “스마트팜 구동기 복합 상태기반 고장 시기 예측 연구”, *스마트미디어저널*, 제14권, 제8호, 21-28쪽, 2025년
- [17] 김태성, 최효린, 정영선.”다중 센서 데이터를 활용한 오토인코더 기반 화재감지 모델,”*스마트미디어저널*, 제13권, 제4호, 23-32쪽, 2024년

저자소개



박혜원(정회원)

2015년 전주대학교 경영관리전공 학사 졸업.

2025년 국립순천대학교 스마트융합 학부 석사 재학.

<주관심분야 : 스마트농업, 인공지능, 빅데이터, 데이터분석>



이명훈(종신회원)

2004년 국립순천대학교 정보통신공학과 학사 졸업.

2006년 국립순천대학교 정보통신공학과 석사 졸업.

2011년 국립순천대학교 정보통신공학과 박사 졸업.

<주관심분야 : 모바일네트워크, 인공지능, ICT융합, 표준, 스마트팜>