

스마트팜 구동기 복합 상태기반 고장 시기 예측 연구

(Study on smart farm actuator complex state-based failure timing prediction)

최현오*, 이명훈**

(Hyeon O Choe, Meong Hun Lee)

요약

본 논문은 스마트팜 구동기(개폐기·펌프·팬 등)의 오작동이 농업 생산성에 큰 영향을 미친다는 점에 주목하여, 구동기 고장을 사전에 감지하고 유지보수 시점을 최적화하기 위한 상태기반 고장 시기 예측을 제안한다. 먼저, 구동기 동작 상태(OPEN, CLOSE)에 따른 전압·전류·진동·소음·열온도 데이터를 수집하기 위해 직접 측정 보드와 프로그램을 개발하여 정상·비정상 데이터를 확보했다. 고장 임계점 설정에는 통계 기법인 IQR와 Z-Score를 적용한 뒤, Isolation Forest 알고리즘을 결합한 하이브리드 방식을 도입했다. 이를 통해 이상 치를 효율적으로 탐지하고, 모드별(OPEN, CLOSE) 센서 특성을 구분하여 임계값 기반 고장 시기를 예측할 수 있었다. 본 연구의 알고리즘은 다양한 구동기와 환경 변화에서도 활용 가능성을 갖추고 있으며, 추후 데이터 다양성 확대와 분산형 아키텍처 적용을 통해 안정적인 예지보전 솔루션으로 발전할 수 있을 것으로 기대된다.

■ 중심어 : 스마트팜 ; 구동기 ; 복합센서 ; 고장시기 ; 인공지능

Abstract

This paper focuses on the fact that malfunctions in smart farm actuators (such as openers, pumps, and fans) significantly impact agricultural productivity. It proposes a condition-based fault timing prediction method to detect faults in advance and optimize maintenance schedules. First, dedicated measuring boards and software were developed to collect normal and abnormal data for voltage, current, vibration, noise, and temperature under different actuator operating states (OPEN and CLOSE). Next, statistical techniques (IQR and Z-Score) were combined with the Isolation Forest algorithm in a hybrid approach to effectively detect anomalies. By distinguishing sensor characteristics based on each operating mode (OPEN or CLOSE), the method enables accurate fault-time prediction using threshold values. The proposed algorithm can be applied to a variety of actuators and environmental conditions, and through further expansion of data diversity and adoption of a distributed architecture, it has the potential to evolve into a robust predictive maintenance solution.

■ keywords : Smart Farm ; Actuator ; Complex Sensor ; Failure Time ; Artificial Intelligence

I. 서론

전 세계적으로 식량 수요가 지속적으로 증가하고 있으며, 이에 발맞추어 농업 전반에 정보통신 기술(ICT)을 접목한 스마트팜이 각광을 받고 있

다. 실제로 식량농업기구(FAO)는 2050년까지 전 세계 식량 수요가 현재보다 약 70% 증가할 것으로 전망하고 있으며, 이를 효율적으로 충족하기 위해서는 농업 생산성을 극대화하는 동시에 자원 사용 효율을 높일 필요가 있다[1].

스마트팜 시장 규모 역시 빠르게 확대되고 있

* 정회원, 국립순천대학교 저탄소농업 기반 스마트유통연구센터

** 종신회원, 국립순천대학교 융합바이오시스템계기공학과

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원-대학ICT연구센터(ITRC)의 지원을 받아 수행된 연구임 (IITP-2025-RS-2023-00259703)

접수일자 : 2025년 03월 10일

수정일자 : 2025년 03월 27일

게재확정일 : 2025년 05월 30일

교신저자 : 이명훈 e-mail : leemh77@snu.ac.kr

다. 농림축산식품부가 2021년 기준 약 6,000ha 규모의 시설원에 밋 축산 분야에 스마트팜 보급을 완료했으며, 2027년까지 7,000ha 이상 확대를 목표로 하고 있다[2]. 이러한 적극적인 보급 정책으로 스마트팜 기술 도입을 통한 농가 소득이 증가되고 있다. 특정 지역의 스마트팜 시범단지에서는 동일 면적 대비 생산량이 최대 30% 증가하고 인건비는 평균 15% 이상 절감되는 결과를 보였다[3].

이처럼 스마트팜 도입에 따른 생산성 향상과 비용 절감 효과가 입증되면서, 점차 많은 농가와 대규모 농업법인이 스마트팜 모델을 채택하고 있다[4]. 그러나 스마트팜 환경이 복잡해짐에 따라 다양한 센서와 구동기(actuator)의 안정적인 동작 여부가 농업 생산성에 직접적인 영향을 미치고 있다. 온도·습도·조도·양액 공급 등 작물 생육에 필수적인 요소를 제어하는 구동기가 오작동하거나 고장 날 경우, 연간 생산량이 10% 이상 감소하거나 재배 환경 복구에 상당한 시간이 소요되어 에너지·자재 비용이 20~30% 추가로 증가한다[5]. 이는 곧 농업 현장에서 구동기의 신뢰성을 확보하는 것이 매우 중요하다.

스마트팜 구동기의 오작동은 시스템 전체의 안정성과 생산성을 저하시켜 예기치 않은 손실을 초래할 수 있다. 전통적으로 농업 현장에서는 구동기에 이상이 발생하면 바로 교체하거나 수리하는 사후 유지보수(reactive maintenance)방식이 주로 적용되어 왔다[6]. 하지만 이러한 방식은 고장 발생 시점에 즉시 대응하기 어려울 뿐만 아니라, 이미 고장이 발생한 이후에는 평균 1~2주에 달하는 정밀제어 방법을 수행하지 못한다. 이에 따라, 고장 징후를 미리 감지하고 신속하게 대응할 수 있는 예지보전(predictive maintenance)기법이 점차 주목받고 있다[7].

본 연구에서는 스마트팜 구동기의 상태 데이터를 수집하는 시스템을 구성하고, AI를 기반으로 고장 발생의 임계점을 파악하는 것을 목표로 하는 상태기반 건전성 관리 알고리즘을 제안한다.

이를 통해 스마트팜 농가는 구동기의 이상이 포착되는 즉시 유지보수 일정을 계획할 수 있고, 그 결과 설비 가동 중단 시간을 단축시키고 구동기 수명을 연장할 수 있을 것으로 기대한다.

본 논문의 2장에서는 스마트팜 구동기에 대한 상태 모니터링 및 예지보전과 관련된 선행연구를 살펴보고, 구동기 데이터 분석에 활용될 머신러닝 기법을 설명한다. 3장에서는 스마트팜 구동기 상태 데이터 수집 시스템을 구성하고, 데이터 수집 전처리를 진행한다. 4장에서는 고장 시기를 예측하기 위해 고장 예측 임계점을 도출하는 결과를 제시한다. 마지막으로 5장에서는 본 연구의 결론과 향후 과제를 제시함으로써 스마트팜 분야에서의 구동기 예지보전 가능성과 발전 방향을 논의한다.

II. 관련 연구

이 장에서는 건전성 예측 관리 기술 및 스마트팜 구동기 모니터링 시스템을 기술하였으며, 스마트팜 시스템의 구성과 고장 예측 사례에 대해 알아보고, 장비 고장시기 예측을 위한 임계점 도출 모델에 대해 살펴본다. 이를 바탕으로 본 논문에서 제안하는 복합 상태기반 고장 시기 예측 연구의 요구사항을 얻는다.

1. 상태 기반 건전성 관리

상태기반 건전성 관리(CBM, Condition-based Maintenance)는 설비나 기기의 상태를 주기적으로 모니터링하고, 측정된 데이터에 근거하여 적절한 시점에 유지보수를 수행하는 방식이다. 스마트팜 분야에서는 센서 기술 및 통신 인프라의 발달로 구동기의 동작 데이터를 실시간으로 수집할 수 있었으며, 이 데이터를 활용하여 이상 징후를 미리 파악함으로써 관리 비용을 절감하고 장비의 활용도를 높이는 연구가 활발히 진행되고 있다[8].

2. 스마트팜 구동기 모니터링 및 진단 기술

스마트팜의 구동기(펌프, 팬, 밸브, 모터 등)는 온도나 습도, 양액 농도 등 다양한 지표를 제어하므로, 그 동작 특성이 복잡하고 고장 원인도 다양하다. 이에 따라 실시간 진단 및 예측을 위해서 구동기의 전류, 전압, 진동, 소음, 온도 데이터를 종합적으로 분석하는 연구가 진행되고 있다. 또한 최근에는 IoT 플랫폼과 연결된 클라우드 서버에 데이터를 저장하고, 머신러닝 혹은 딥러닝 알고리즘으로 고장을 예측하거나 이상 상태를 판별하는 시스템 아키텍처가 다수 제안되고 있다[9].

3. 스마트팜 구동기 모니터링 및 진단 기술

예지보전(Predictive Maintenance)은 정상 동작 중인 구동기의 데이터를 실시간으로 분석하여 고장 발생 시점을 예측하고, 미리 유지보수를 계획하는 기법이다. 기존에는 지도학습기반 모델로 과거 고장 이력을 학습해 고장을 분류·예측하는 방법이 주로 활용되었다[10]. 그러나 스마트팜 환경에서는 정상·비정상 데이터를 충분히 라벨링하기 어려운 경우가 많아, 비지도학습방식이 최근 주목받고 있다.

특히 Isolation Forest는 결정트리 구조를 이용하여 정상 데이터 분포 밖의 이상치를 효율적으로 고립시키는 알고리즘으로, 라벨링 없이도 다변량·고차원 데이터에서 고장 징후를 비교적 정확하게 포착한다[11,12]. 무작위 샘플링과 공간 분할 과정을 통해 노이즈가 많은 농업 환경에서도 높은 이상 탐지 성능을 보이는 것이 장점이다. 실제 적용 시에는 충분한 기간 동안 정상 데이터를 수집해 모델을 학습하고, 운영 중에도 주기적 재학습을 수행해야 실시간 예지보전 효과를 극대화할 수 있다[13]. 또한, 모델이 도출하는 이상 점수를 해석하기 위한 도메인 지식(예: 팬 진동 기준, 펌프 운전 온도 범위 등)과의 결합

도 필수적이다. One-Class SVM, LOF, DBSCAN과 같은 모델보다 대규모 데이터에도 빠르게 적용 가능하고, 확률분포나 거리 계산 불필요 파라미터가 적어 본 시스템의 모델로 선정하였다.

III. 스마트팜 구동기 상태 데이터 수집 시스템

1. 스마트팜 구동기 데이터 수집 방법

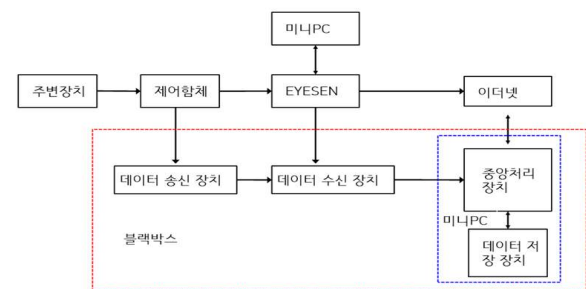


그림 1. 스마트팜 구동기 데이터 수집 시스템의 구성도

기존 스마트팜 시스템에 구동기 데이터를 수집하는 업체는 찾기 어려워 직접 구동기 데이터 수집 시스템을 구축하였다. 다음 <그림 1>은 스마트팜 구동기 데이터 수집 시스템 구성도이다. 구동기 데이터 수집 시스템은 (주)나라트랜드와 공동 연구를 통해 시스템 개발을 진행하였다[14]. 먼저 구동기 장비 중 개폐기의 상태를 진단하기 위한 데이터로 다음 <표 1>을 도출하였다.

표 1. 개폐기 상태 센서 데이터

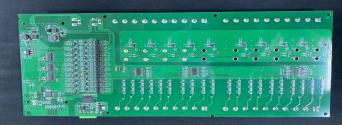
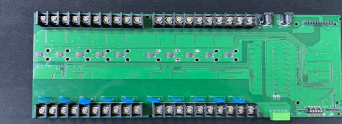
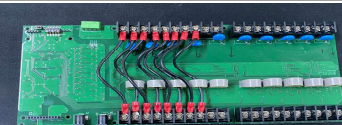
조사항목	표준단어	측정단위	데이터 종류
개폐기 전압	Voltage	V	메타데이터
개폐기 전류	Electric current	A	메타데이터
개폐기 진동값	Vibration	mm/s	메타데이터
개폐기 소음	Noise	dB	메타데이터
개폐기 열온도	Heat temperature	℃	메타데이터

표 2. 실험 개폐기 스펙[15]

구동기	분류	스펙
	DC 모터 WSM-40 35	비닐, 부직포, 보온덮개, 수평커튼 개폐기용 사용전압 24VDC 2~12.5A, 열람, 정지, 닫힘

<표 2>는 실험에 사용된 개폐기 스펙을 보여 준다. 진동, 소음, 열온도와 데이터는 시중에 개발된 센서를 부착하여 사용하였고, 전압/전류 데이터는 수집시스템 개발을 통해 수집하였다.

표 3. 전압/전류 데이터 측정 보드

제품 사진	제품 설명
	DC 12V 전류 측정 보드 사용 구동기: 천, 측창, 개폐기
	AC 220V 전류 측정 보드 사용 구동기: 관수 펌프, 팬
	AC 380V 전류 측정 보드 사용 구동기: 수평 커튼 및 보온커튼

<표 3>은 전압/전류 데이터를 수집하기 위한 측정 보드이다. 총 3개의 보드를 개발하였고, 구동기의 종류에 맞게 구성하였다. 본 논문에서는 DC 12V의 개폐기를 이용하기에 DC 12V 전압/전류 측정 보드를 시스템에 구성하였다.

또한 측정 데이터를 수집하기 위한 프로그램을 개발하여 전압/전류 측정 테스트를 진행하였다. <그림 2, 3>은 개폐기 전압/전류 측정 테스트 프로그램 및 실제 설치 모습이다. 개발된 보드에 측정하고자 하는 구동기를 선택하여 하드웨어적으로 연결한다.

연결된 보드와 메인보드 서버 통신 설정을 맞추고, 구동기를 동작시키면, 구동기 동작에 따라 전류 값이 달라지며, 평소보다 과도한 부하를 받게 되면 전류 값이 상승 폭을 보인다.

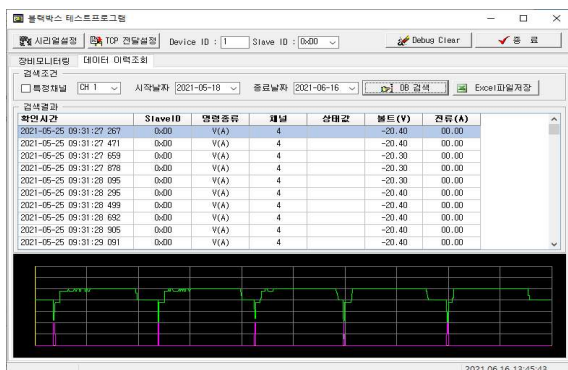


그림 2. 개폐기 동작에 따른 전압 동작 화면

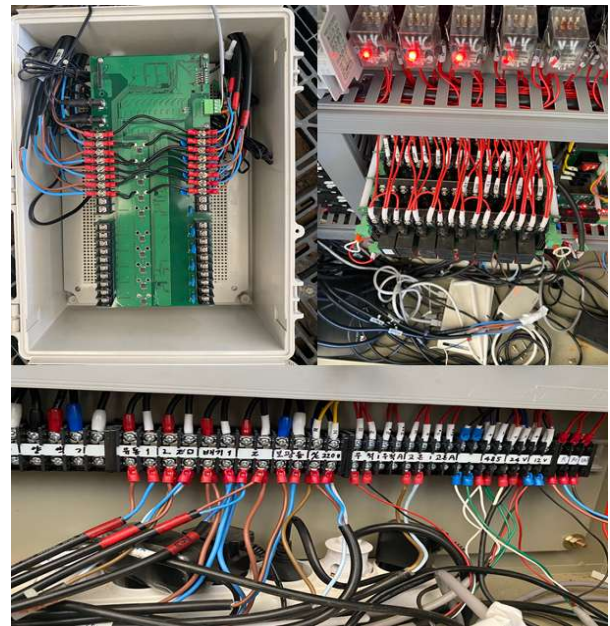


그림 3. 테스트베드 설치 모습

2. 스마트팜 구동기 데이터 전처리

구동기 데이터의 경우 정상 개폐기와 비정상 개폐기의 진동 데이터, 소음 데이터, 전압 데이터, 열온도 데이터로 구성되어 분석을 위해 정리를 진행하였다. 불필요한 헤더 행을 제거하고, 빠진 값을 제거 하는 작업을 진행하였다. 또한 열, 진동, 소음 및 전압 데이터를 타임스탬프 열이 있는 단일 데이터 세트에 결합하였다.

데이터 셋의 더 쉬운 분석과 잠재적인 시간 기반 추세를 위해 '날짜' 열이 '날짜/시간' 형식으로 변환하고, 전체 데이터 동작을 이해하기 위해 숫자 열에 대한 기본 통계(평균, 표준 편차, 최소, 최대)를 계산하여 <표 5, 6>에 나타냈다.

표 5. 개폐기 정상 데이터

구분	Vibration value	Noise	Voltage	Heat temperature
count	20,946	20,946	20,946	20,946
mean	1.944169	33.10464	24.47733	13.33905
std	1.920376	28.22889	24.94726	4.209443
min	0	0	0	0.63
25%	0.025225	5.1	0	10.54
50%	3.49765	48.9625	34.17	13.92
75%	3.84665	60.6	47.9	16.25
max	4.218	74.9045	79.21775	32.24

표 6. 개폐기 비정상 데이터

구분	Vibration value	Noise	Voltage	Heat temperature
count	20,946	20,946	20,946	20,946
mean	1.944169	33.10464	24.47733	13.33905
std	1.920376	28.22889	24.94726	4.209443
min	0	0	0	0.63
25%	0.025225	5.1	0	10.54
50%	3.49765	48.9625	34.17	13.92
75%	3.84665	60.6	47.9	16.25
max	4.218	74.9045	79.21775	32.24

히스토그램을 이용하여 정상 데이터와 비정상 데이터의 주요 특징('진동값', '소음', '전압', '열 온도')의 분포를 비교했다.

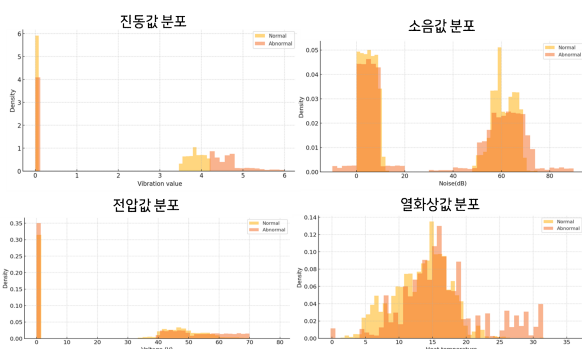


그림 4. 개폐기 상태(정상/비정상) 값 분포 그래프

<그림 4>의 진동 데이터 비교를 보면 정상 데이터의 진동 값은 낮은 범위에 집중되는 경향이 있고, 비정상 데이터의 값의 범위가 넓어져 잠재적으로 불규칙한 동작을 나타낸다. 비정상적인 개폐기는 진동의 변동성이 더 높은 거로 판단된다.

<그림 4>의 소음 데이터를 비교하면 정상 데이터의 소음 수준은 일반적으로 낮게 운집되어 있고, 비정상 데이터는 더 높은 범위와 소음의 불일치를 나타낸다. 소음은 비정상적인 작동을 나타내는 중요한 지표로 보여진다.

<그림 4>의 전압 데이터 비교는 정상 데이터의 경우 대부분 전압 관독값은 낮은 수준에 집중되어 있고, 비정상적인 데이터는 분산이 더 높고 가끔 극단적인 값이 나타낸다. 비정상적인 작동에는 전압 불규칙성 또는 스파이크가 발생하여 데이터가 일정하지 않은 것으로 볼 수 있다.

<그림 4>의 열 온도 데이터는 정상 데이터의 경우 일반적으로 평균값 근처에 약간의 집중이

있는 것과 일치하고, 비정상 데이터의 경우 온도 상승이 더 많이 확산하는 것으로 보이나 개폐기의 경우 환경 온도에 따른 변화를 고려하여 특성별 상관관계를 분석하였다.

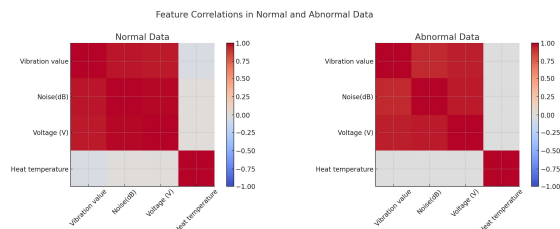


그림 5. 개폐기 상태 진단 센서 상관 관계

<그림 5>은 개폐기 상태를 진단하는 센서들의 상관관계 매트릭스를 나타낸다. 진동값 및 소음(0.96), 소음 및 전압(0.99)은 강한 양의 상관관계를 보인다. 하지만 열 온도는 다른 특성과 강한 상관관계를 보이지 않았다. 일부 기능 간의 높은 상관관계는 예측 모델링의 잠재적인 중복성을 암시한다. 열온도의 정상 및 비정상 열 온도 모두 외부 온도의 추세를 따르는 경우가 많아 이상 데이터를 탐지하기에 비효율적으로 보인다.

다음 <표 7>은 각 센서 데이터별 정상데이터와 이상데이터의 평균, 표준잔차 값을 보여준다.

표 7 정상 및 비정상 데이터의 평균 및 표준 잔차 값

구분	진동		소음		전압		열온도	
	정상	비정상	정상	비정상	정상	비정상	정상	비정상
평균	0.44	0.87	33.37	34.07	23.93	27.15	13.34	16.46
표준 잔차	0.44	0.86	28.57	29.30	24.18	27.43	4.21	6.04

IV. 스마트팜 구동기 고장 임계점 도출 및 건전성 관리 알고리즘 개발

1. 스마트팜 구동기 고장 임계점 도출

구동기의 이상데이터 탐지를 위해 임계값은 통계적 지표와 머신 러닝 기술을 기반으로 정상 및 비정상 데이터를 구분하였다. 이 방식은 통계적 방법(IQR 및 Z-Score)과 AI 기반 이상 탐지 모델(Isolation Forest)을 결합한 하이브리드 방식

으로 이 조합은 두 방법론의 장점을 활용하여 견고하고 적응적인 이상 탐지를 할 수 있다.

통계적인 방법으로 IQR(사분위 범위) 방식을 사용하여 계산하였다. 먼저 정상 데이터 세트의 각 기능에 대한 Q1과 Q3를 $IQR = Q3 - Q1$ 계산한다. 상한과 하한을 정의하기 위해 상한 $Q3 + 1.5 \times IQR$ 으로 정의하고, 하한은 $Q1 - 1.5 \times IQR$ 정의하였다. 이는 정규 데이터 분포에서 상당히 벗어난 값을 식별한다.

타 통계적 방법과 비교를 위해 Z-Score 방법도 적용하였다. Z-Score는 수식 (1)과 같이 표준 편차(σ) 측면에서 값이 평균(μ)으로부터 얼마나 떨어져 있는지를 측정한다.

$$Z = \frac{(X - \mu)}{\sigma} \quad (1)$$

여기서

X : 관측값

μ : 데이터 세트의 평균

σ : 데이터의 표준편차

수식 (1)을 통해 도출된 임계값 범위를 벗어난 데이터 포인트는 이상치로 플래그가 지정되도록 하였다. 다음 <표 8>은 통계 기법만 적용했을 때의 정상 데이터에서 임계값 결과를 나타냈다.

표 8 통계 기법을 이용한 정상 데이터 임계값 결과

기능	IQR 하한	IQR 상한	Z-Score 하한	Z-Score 상한
진동값	-5.71	9.85	-3.82	7.71
소음	-78.15	143.85	-51.58	117.79
전압	-71.85	119.75	-50.36	99.32

통계적 기법의 임계값을 기반으로 인공지능 모델을 이용하여 복합적으로 분석하였다. 사용된 알고리즘은 Isolation Forest이며, 이상 탐지를 위해 설계된 앙상블 기반 머신러닝 알고리즘이다. 데이터 공간을 재귀적으로 나누어 이상치를 격리하고, 격리하기 쉬운 점은 이상치일 가능성

을 높게 예측한다.

정규화된 정규 데이터에서 모델 학습을 진행한다. 다음 <그림 6>은 정규화부터 모델 학습 이후 이상 점수 분포를 확인하는 코드다.

```

11 normal_data_normalized = normal_data_features.apply(lambda x: (x - x.mean()) / x.std())
12
13 iso_forest = IsolationForest(contamination=0.05, random_state=42)
14 iso_forest.fit(normal_data_normalized)
15
16 normal_scores = iso_forest.decision_function(normal_data_normalized)
17
18 import matplotlib.pyplot as plt # type: ignore
19 plt.hist(normal_scores, bins=50, alpha=0.7)
20 plt.title('Anomaly Scores Distribution (Normal Data)')
21 plt.xlabel('Anomaly Score')
22 plt.ylabel('Frequency')
23 plt.show()
24
25 threshold = np.percentile(normal_scores, 5)
26
27 print(f"Anomaly score threshold: {threshold}")

```

그림 6. 모델 학습 후 이상적 점수 분포 코드

하이브리드 기법을 도출하여 정상개폐기와 고장 개폐기에 대한 임계값을 도출하였다. 다음 <표 9>는 하이브리드 기법을 적용한 개폐기 임계값이다.

표 9 하이브리드 기술을 적용한 개폐기 임계값

구분	정상개폐기		고장 개폐기	
	OPEN	CLOSE	OPEN	CLOSE
진동	5.2	5.2	5.2	5.2
소음	72	72	72	72
전압	63	49	63	49

개폐기 동작 중 ‘STOP’은 대부분의 값이 0을 유지했으며, 고장 개폐기와도 크게 차이를 보이지 않아 제외하고 ‘OPEN’과 ‘CLOSE’ 값을 도출했다. 본 연구에서 사용된 데이터를 기반으로 하이브리드 기법을 적용했을 때 도출한 임계값으로 타 데이터 적용 시 값의 변화가 있을 수 있다. 진동과 소음의 경우 ‘OPEN’, ‘CLOSE’ 값이 동일하게 설정되었고, 전압은 ‘OPEN’ 63, ‘CLOSE’ 49로 다르게 설정되었다. 이는 전압의 경우 개폐기의 동작에 부하가 가해지면 토크값이 변하며, 전압소비가 증가되어 이러한 현상을 보이는 것으로 판단된다. 다음 <그림 7>은 임계값을 적용하여 데이터를 1,000개만 추출하여 그래프화하였다. 그래프를 기반으로 구동기 데이터 임계값을 확인하고, 개폐기 유효 잔여 수명을 예측이 가능하다.

III. 결 론

본 연구에서는 스마트팜 구동기의 고장을 사전에 감지하고 유지보수 시점을 최적화하기 위한 복합상태기반 고장 시기 예측을 연구하였다. 이를 위해 먼저 스마트팜 환경에서 구동기가 동작하는 다양한 상태(OPEN, CLOSE 등)를 실시간 모니터링하기 위한 데이터 수집 시스템을 직접 구축하고, 전압·전류·진동·소음·온도 등의 센서 데이터를 안정적으로 확보할 수 있도록 하였다. 이후 수집된 데이터를 전처리하여 정상/비정상 상태의 특성 분포를 분석하고, 통계적 방법인 IQR·Z-Score와 Isolation Forest 결합한 하이브리드 기법을 통해 고장 임계값을 도출하였다. 본 연구를 통해 구동기의 이상을 탐지하는 정확도가 향상되고, 통계적 방법과 병행하여 하이브리드 방식으로 임계값을 도출함으로써, 단순 수치 기반 한계를 보완하고 구동기 동작 특성을 더욱 정교하게 반영하였다. 또한 구동기 동작 특성별 임계값을 설정하여 전압·진동·소음 등 주요 센서 값에 따라 정상 범위와 고장 가능 범위를 구분해냈으며, 구동기의 작동 모드(OPEN, CLOSE)에 따라 서로 다른 임계값을 설정함으로써 보다 현실적인 고장 예측을 가능케 하였다.

이를 통해 설비 가동 중단 시간(downtime)수리·교체 비용을 줄일 수 있으며, 결과적으로 농업 생산성을 높이고 운영상 리스크를 최소화할 수 있다. 앞으로는 다양한 구동기·환경 데이터 확장으로 본 연구에서는 특정 환경의 개폐기를 중심으로 실험하였으나, 펌프·팬·밸브 등 다른 구동기나 고온·저온·습도 변동이 큰 조건에서도 활용할 수 있도록 데이터 다양성을 확대하고자 한다.

결론적으로, 본 논문에서 제안한 스마트팜 구동기 상태기반 건전성 관리 알고리즘은 고장 위험을 조기에 진단하고 운영 효율을 제고하는 데 유의미한 성과를 보였다. 하지만 스마트팜 현장에는 많은 ICT기자재가 존재하며, 고장에 대한 위험이 있으므로 향후에는 보다 폭넓은 센서·구

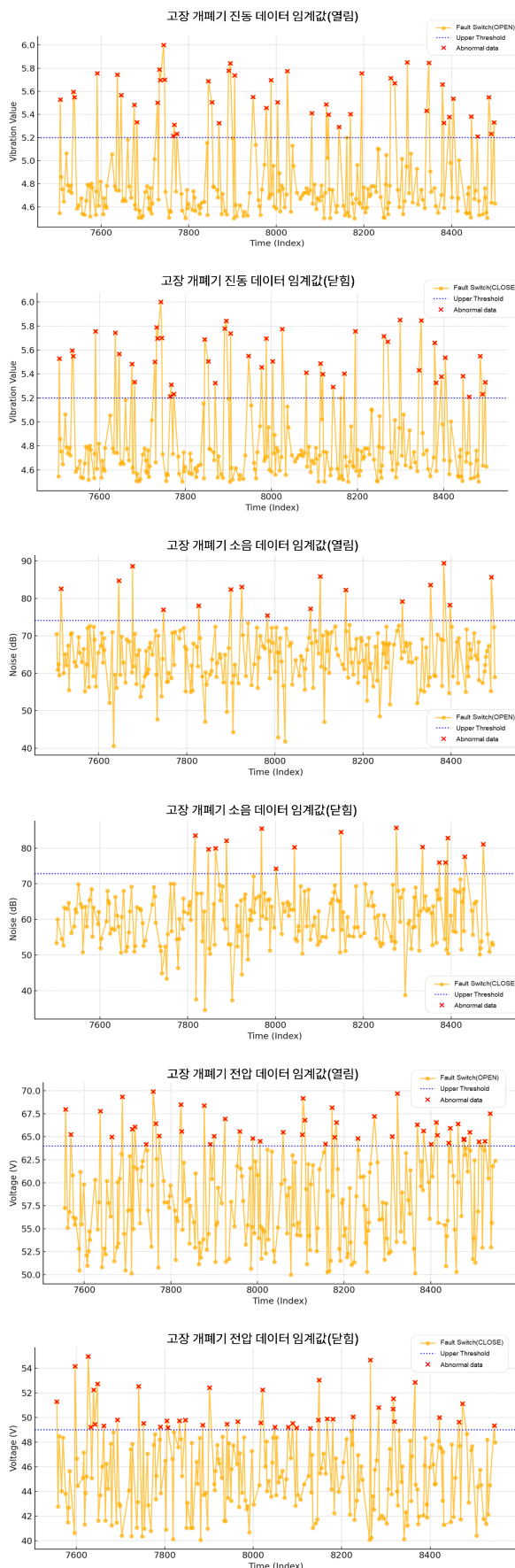


그림 7. 고장 개폐기 상태별 데이터 임계값

동기 데이터를 반영하고, 분산형·확장형 아키텍처를 적용하고자 한다. 다양한 작물 및 시설 환경에서 안정적인 예지보전 솔루션으로 발전시키는 것이 가능할 것으로 기대된다.

REFERENCES

- [1] 식량농업기구(FAO), How to Feed the World in 2050, 출판처(또는 보고서명), 1-35쪽, 2009년
- [2] 농림축산식품부, 스마트팜 보급 현황 및 확대 계획, 보도자료, 2021년
- [3] 한국농어촌공사, 스마트팜 시범단지 운영 결과 보고서, 내부 보고서, 10-12쪽, 2022년
- [4] 김동현, “스마트팜 기술 보급 확대에 따른 경제적 효과 분석,” 농업기술연구, 제27권, 제4호, 55-64쪽, 2020년
- [5] 이석우, “스마트팜 구동기 고장 시 농업 생산성 및 비용 영향,” 전자신문, 2021년
- [6] Kwon, S. Y., “A Review on Reactive Maintenance in Agricultural Machinery,” *Journal of Farm Mechanics*, vol. 15, no. 2, pp. 81-89, 2019.
- [7] Park, J. H., “Predictive Maintenance for Smart Farming: A Survey,” *한국스마트농업학회 논문지*, 제5권, 제1호, 23-31쪽, 2020년
- [8] Kim, J. H., “Condition-Based Maintenance Implementation in Greenhouse Actuator Systems,” *제어·자동화학회지*, 제26권, 제3호, 105-114쪽, 2021년
- [9] Shin, H. et al., “Cloud-Based Machine Learning Architecture for Smart Farm Actuator Monitoring,” *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 182, pp. 104-115, 2021.
- [10] Xie, W. et al., “Fault Diagnosis in Agricultural Pumping System using Machine Learning Techniques,” *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 164, 2019, 104905.
- [11] Liu, F. T., Ting, K. M., and Zhou, Z. H., “Isolation Forest,” *IEEE International Conference on Data Mining*, pp. 413-422, Miami, USA, Dec. 2008.
- [12] 정광훈, 여현, “Isolation Forest을 활용한 축산 온·습도 이상치 탐지에 관한 연구,” *한국통신학회 학술대회논문집*, 제주, 2024년
- [13] Chang, K. W., “Real-Time Model Retraining for Anomaly Detection in Smart Greenhouses,” 석사학위논문, 서울대학교, 2021년
- [14] (주)나래트랜드(2025). <http://www.xspark.co.kr/>(accessed Mar., 09, 2025).

- [15] (주)유성하이텍(2025). <https://www.shcokr/verticord2.html>(accessed Mar., 09, 2025).

저자 소개



최현오(정회원)

2017년 국립순천대학교 정보통신공학과 학사 졸업.
2019년 국립순천대학교 정보통신공학과 석사 졸업.
2025년 국립순천대학교 정보통신공학과 박사 졸업.

<주관심분야 : 스마트팜, 인공지능, IoT, 고장예지, 네트워크>



이명훈(종신회원)

2004년 국립순천대학교 정보통신공학과 학사 졸업.
2006년 국립순천대학교 정보통신공학과 석사 졸업.
2011년 국립순천대학교 정보통신공학과 박사 졸업.

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