

# 노지 페로몬트랩 기반 해충 포집·인식 및 환경데이터 연계 요인 분석

(Analysis of Correlated Factors Between Pest Capture and Environmental Data Using Open-Field  
Pheromone Trap Recognition System)

정주원\*, 고경일\*, 이명훈\*\*

(Jeong Joo Won\*, Hyun Jun Kim\*, Meong Hun Lee\*\*)

## 요약

본 연구는 노지 재배 환경에서 발생하는 주요 해충의 포집·인식 데이터를 환경 요인과 연계하여 병해충 발생의 상관 요인을 분석하고, 데이터 기반 예측 체계를 구축하기 위한 기초 연구이다. 이를 위해 노지 시험포장에 페로몬트랩을 설치하고, 트랩 내 해충 포집 이미지와 환경데이터(온도, 습도, 조도, 풍속 등)를 동기화하여 수집하였다. 수집된 이미지 데이터는 해충 종별·발육단계별로 라벨링하여 데이터셋을 구축하였고, 환경데이터는 표준화된 포맷(JSON/CSV)으로 저장하였다. 해충 인식은 촬영 이미지의 전처리 과정을 거쳐 분류 모델에 적용하였으며, 시점별 환경데이터와의 상관분석을 통해 해충 발생 밀도에 영향을 미치는 주요 요인을 도출하였다. 분석 결과, 포집된 개체 수는 평균 온도와 습도 변화에 민감하게 반응하였으며, 야간 조도 조건 및 풍속이 특정 해충군의 포집 효율에 영향을 미치는 것으로 확인되었다. 본 연구는 노지 환경에서 페로몬트랩 기반 자동 예측 데이터를 활용하여 병해충 발생과 환경요인 간의 상관성을 규명함으로써, 향후 데이터 기반 방제 의사결정 체계 구축에 활용될 수 있는 기반을 마련하였다.

■ 중심어 : 노지 스마트농업 ; 페로몬트랩 ; 해충 인식 ; 환경데이터 ; 상관분석

## Abstract

This study aims to analyze the correlation between pest capture and environmental conditions in open-field crop environments by integrating pheromone trap-based image recognition data with environmental sensor measurements. Pheromone traps were installed at an open-field test site to collect synchronous image and environmental data, including temperature, humidity, illuminance, and wind speed. Captured pest images were labeled by species and developmental stage to construct an image dataset, while environmental data were stored in standardized JSON/CSV formats. Pest recognition was performed using preprocessed image inputs, and correlation analysis between pest population density and environmental factors was conducted. The results revealed that pest capture counts were highly sensitive to fluctuations in temperature and humidity, while light intensity and wind speed significantly affected the trapping efficiency of certain species. This study establishes a foundational framework for data-driven pest monitoring and prediction systems in open-field smart agriculture environments.

■ keywords : Open-field Smart Agriculture ; Pheromone Trap ; Pest Recognition ; Environmental Data ; Correlation Analysis

## I. 서론

최근 기후변화로 인한 지구 평균기온의 상승, 강수 패턴의 불규칙화, 극단적 기상 현상의 증가로 인해 농업 생태계 불균형이 극대화되고 있다. 이러한 기후 요인은 작물 생육뿐만 아니라 병해충의

발생 시기와 밀도 변동성에도 직접적인 영향을 미치며, 농가의 예측 불확실성을 높이는 주요 요인으로 작용하고 있다. 기상청에 따르면, 지난 30년간 국내 연평균 기온은 1.6°C 이상 상승하였으며, 연간 강수량의 편차 역시 15% 이상 증가하였다. 이러한 환경 변화로 인해 병해충의 서식 지역이 북상하고, 월동 가능 기간이 연장되며, 그 결과 병해충 발생 주기의 불규칙화 및 피해 범위의 확산이 관찰되고 있다[1].

\* 준회원, 국립순천대학교 스마트농업공학과

\* 준회원, 국립순천대학교 스마트농업전공

\*\* 정회원, 국립순천대학교 융합바이오시스템기계공학과

본 과제는 2025년도 교육부 및 전라남도의 재원으로 전라남도RISE센터의 지원을 받아 수행된 지역혁신중심 대학지원체계(RISE)의 결과입니다.(2025-RISE-14-003)

접수일자 : 2025년 10월 17일

수정일자 : 2025년 11월 14일

게재확정일 : 2025년 11월 24일

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

UN 인구기금(UNFPA)이 발표한 세계 인구 전망에 따르면, 2023년 기준 전 세계 인구는 약 80억 명에 달하며, 2057년에는 약 100억 명에 이를 것으로 예측된다. 또한, UN 식량농업기구(FAO)의 GAP Report(2020)에서는 인구 증가에 따른 식량 수요가 현재 대비 약 50% 이상 증가할 것으로 전망하고 있다[3].

이러한 세계적 식량 수요 증가는 농업의 생산 효율성 향상뿐만 아니라, 병해충 피해에 의한 생산 손실을 최소화할 수 있는 정밀 예찰 및 예측 기술의 고도화를 필수적으로 요구하고 있다.

그러나 국내외 대부분의 농가에서는 여전히 수동 조사와 육안 관찰에 기반한 병해충 예찰 방식을 활용하고 있으며, 이로 인해 발생 초기 대응이 늦어지고 농약 사용량이 증가하는 악순환이 반복되고 있다. 전통적인 예찰 방식은 노동집약적 구조와 공간·시간 제약성으로 인해 대표성이 낮고, 데이터의 연속성이 확보되지 않는다는 근본적인 한계를 갖는다.

특히 노지재배 환경은 기후 요인의 변동성이 크고, 자동화 기반 인프라 구축이 어려워 실시간 예찰체계 도입이 더욱 제한적인 상황이다.

최근 들어 이러한 한계를 극복하기 위해 ICT 및 AI 기술을 접목한 병해충 자동 탐지 및 환경 분석 연구가 활발히 진행되고 있다[5]. 특히, 페로몬트랩과 같은 유인형 예찰 장치는 해충의 발생 밀도와 시기를 정량적으로 측정할 수 있는 도구로 주목받고 있으며[9], 이를 카메라·센서와 연계한 자동 포집·인식 시스템으로 확장하는 시도가 이루어지고 있다[12]. 그러나 현재 개발된 대부분의 자동 예찰 기술은 온실·실내 재배 환경 중심의 시스템 구조로 설계되어 있어[9], 외부 기후변동과 노이즈가 큰 노지 환경에는 적용이 제한적이다. 이에 본 연구에서는 노지 환경에 최적화된 페로몬트랩 기반 해충 포집·인식 및 환경데이터 연계 분석 체계를 제안하고자 한다.

본 연구는 이를 달성하기 위해 다음과 같은 단계로 구성된다. 제2장에서는 노지형 페로몬트랩의 적용 요구사항을 분석하고, 시스템 구성과 데이터 수집 및 표준화 절차를 제시한다. 제3장에서는 구축된 해충 이미지 및 환경데이터를 활용하여 포집 패턴과 주요 환경 요인 간의 상관관계를 분석하며, 제4장에서는 분석 결과를 바탕으로 노지형 자동 예찰 체계의 적용 가능성 및 기술적 한계를 논의하고 결론을 제시한다.

## II. 시스템 구성 및 연구 방법

### 1. 노지형 스마트 페로몬트랩 적용 요구사항 사전 분석

본 연구에서는 노지 환경에서의 자동화된 해충 예찰을 실현하기 위해 스마트 페로몬트랩 시스템의 적용 요구사항을 사전에 분석하였다. 기존 온실 기반의 자동 예찰 시스템은 온도·조도 등 환경이 상대적으로 안정적인 조건에서 운용되므로, 노지와 같은 개방형 환경에서는 장비 내구성, 전원 안정성, 통신 품질 등의 조건을 새롭게 고려해야 한다.

#### 1-1. 노지 환경의 특성과 적용 한계

노지 재배지는 기온과 습도 변동이 크고, 강수 풍속 조도 등 외부기후의 영향을 직접 받는 개방형 환경으로, 자동 예찰 장치의 설치 및 데이터 신뢰도 확보에 제약이 발생한다. 특히, 강우 시 장비 내 센서의 오작동, 일조량 변화에 따른 카메라 노출 불균형, 통신 모듈의 신호 불안정 등이 빈번히 발생한다.

이러한 요인은 데이터 연속성에 직접적인 영향을 미치므로, 하드웨어 보호 구조와 신뢰성 있는 데이터 송신 구조를 동시에 확보해야 한다. 또한, 노지 포장은 농기계 이동 및 인력 작업이 잦기 때문에 트랩의 위치와 구조적 안정성 또한 중요한 요소로 작용한다. 트랩이 작물 생육 단계에 따라 높이와 방향을 조절할 수 있도록 설계되어야 하며, 유지관리 편의를 위해 모듈형 구조를 갖추는 것이 필요하다.

#### 1-2. 주요 해충 및 작물별 적용성 검토

표 1. 작물별 주요 해충 및 포집 특성

작물	주요 해충	포집 특성	유인제 반응성
배추	과밤나방, 배추좀나방	야간 활동성 강함	높음
고추	담배나방, 총채벌레	광량 낮을 때 활동 증가	높음
벼	흑명나방, 벼멸구	풍속 및 기온에 민감	중간
토마토	담배나방, 과밤나방	온도 상승 구간에서 발생 증가	높음
사과	복숭아순나방, 잎말이나방	일조량 낮을 때 포집률 증가	높음

본 연구에서는 현장 적용성을 확보하기 위해 노지

대표 작물(배추, 고추, 벼, 토마토, 사과)을 대상으로 주요 피해 해충을 선별하였다. 작물별로 발생 주기, 피해 부위, 포집 효율이 상이하므로, 각 해충의 생태적 특성을 고려한 유인제(페로몬제) 선택과 트랩 배치가 필요하며, 이러한 작물별 주요 해충과 포집 특성은 표1에 제시하였다.

### 1-3. 트랩 설치 및 운영 조건 분석

노지형 페로몬트랩의 설치 환경은 데이터 품질과 해충 포집 효율에 직접적인 영향을 미친다. 본 연구에서는 기존 문헌과 노지 재배 환경의 특성을 종합적으로 검토하여, 데이터 수집 효율과 인식 정확도를 향상시킬 수 있는 설치 및 운영 조건을 체계적으로 도출하였다. 이를 통해 노지 환경에서 안정적인 해충 포집과 환경데이터의 연속적 확보가 가능하도록 하는 구조적 요인을 분석하였다.

표2에 제시한 바와 같이 분석 결과, 트랩의 구조 설계와 설치 시에는 기후 조건(강수량, 풍속, 일조량), 작물 생육 단계, 관리 접근성, 전원 공급 및 통신 안정성 등 복합적인 요소를 고려해야 하는 것으로 나타났다. 특히 노지 환경은 온실과 달리 외부 기상 요인의 영향을 직접적으로 받기 때문에, 데이터의 연속성과 품질을 보장하기 위한 물리적 안정성과 통신구조의 신뢰성이 중요한 요인으로 분석되었다.

표 2. 노지형 트랩 설치 조건 및 고려 요소

고려 요소	세부 내용	기술적 목적
강수량/습도	방수·방진 구조, 통풍구 적용	빗물 유입 방지 및 센서 안정성 확보
풍속	철제 지지대, 앵커 고정	전도·파손 방지, 장기 설치 안정성
일조량	UV 차단 커버, 광량 조절	카메라 노출 방지, 인식 정확도 향상
작물 높이	생육단계별 트랩 높이 조정	포집 대표성 확보
접근성	경계지·통로 주변 설치	유지관리 및 점검 용이성 확보
전원 공급	태양광 패널 및 보조배터리 병행	전원 지속성 보장
통신안정성	LoRa/MQTT 모듈 활용	원거리 데이터 송신 신뢰성 확보

노지 작물군의 생육 특성과 해충의 비행 패턴을

종합적으로 분석한 결과, 트랩 설치 높이는 지표면으로부터 약 30~50cm 범위가 데이터 대표성과 포집 효율 측면에서 적절한 것으로 평가되었다. 이 기준은 다양한 작물군(채소류·곡류·과채류)에 대한 생육단계별 구조적 특성과, 주요 해충의 활동 높이를 비교·검토하여 도출된 결과이다.

또한 해충의 주요 비행 경로(남서 - 북동)를 고려하여 트랩의 카메라 및 센서 방향을 설정하는 것이 인식 정확도를 향상시키는 것으로 분석되었으며, 전원 공급은 태양광 패널과 보조배터리를 병행하는 구조가 장기적인 데이터 수집에 적합한 것으로 나타났다. LoRa 및 MQTT는 저전력 장거리 통신에 최적화된 경량 프로토콜로 알려져 있으며[4], 본 연구에서도 이를 적용하여 노지 환경에서 안정적인 데이터 송수신이 가능함을 확인하였다. 이와 같은 설치 및 운영 조건에 대한 분석은 노지 환경에서의 해충 포집과 환경데이터 연계 분석의 전제조건으로 활용되며, 이후 3장에서 제시되는 포집 패턴 및 환경요인 상관 분석의 기초 자료로 사용된다.

### 1-4. 데이터 품질 확보를 위한 요구사항

노지 환경에서는 강우나 풍속 등 외부 요인으로 인해 센서 신호 손실이나 데이터 불연속이 발생할 가능성이 높다. 이러한 특성은 해충 포집 및 인식 시스템의 신뢰성을 저하시킬 수 있으므로, 안정적인 데이터 관리 체계의 구축이 필수적이다. 이에 본 연구에서는 데이터 품질(Data Quality)을 확보하기 위한 세 가지 기술적 요구사항을 정의하였다.

첫째, 해충 포집 이미지와 환경 센서 데이터 간의 시간 동기화(Synchronization)를 유지하여 동일 시점의 분석이 가능하도록 하였다. 데이터의 시점 불일치는 환경요인과 해충 발생 간의 상관관계 분석 결과를 왜곡시킬 수 있으므로, 정밀한 타임스탬프 기준이 필요하다.

둘째, 네트워크 지연이나 통신 장애와 같은 외부 요인으로 인한 데이터 누락을 방지하기 위해 버퍼링 기반의 연속성 확보 방안을 적용하였다. 이는 장시간 관측이 필요한 노지 환경에서 데이터 손실 없이 안정

적인 수집이 이루어지도록 하는 핵심 요소이다.

셋째, 다수의 트랩에서 발생하는 데이터를 일관된 구조로 관리하기 위해 JSON 기반의 표준화 체계를 도입하였다. 이를 통해 각 트랩의 위치 정보, 포집 개체 수, 환경요소 등의 항목을 동일한 형식으로 기록함으로써 데이터의 상호 운용성과 분석 효율성을 확보하였다.

이러한 품질관리 기준은 본 연구의 후속 분석 단계에서 데이터 신뢰성 검증의 핵심 지표로 활용되며, 향후 플랫폼 통합 및 환경데이터 연계 분석 구조의 기반이 된다.

## 2. 해충 이미지 수집 및 분류 데이터셋 구축

본 연구에서는 노지 페로몬트랩을 활용하여 해충 이미지를 체계적으로 수집하고, 이를 학습 가능한 형태의 데이터셋으로 구축하기 위한 방법론을 제시한다. 특히 포집 이미지와 환경 센서 데이터를 연계하여 병해충 발생의 시공간적 요인을 분석할 수 있도록, 데이터의 표준화·정규화·라벨링 과정을 포함한 데이터셋 구축 절차를 상세히 기술한다.

### 2-1. 대상 작물 및 해충 선정

본 연구는 노지 재배 면적이 넓고 병해충 피해가 빈번하게 발생하는 채소류를 중심으로 실험 대상을 설정하였다. 대표 작물로는 배추(*Brassica rapa*)와 고추(*Capsicum annuum*)를 선정하였으며, 각 작물별로 발생 빈도와 경제적 피해가 높은 주요 해충을 대상으로 하였다. 배추 포장에서는 과밤나방(*Spodoptera litura*), 고추 포장에서는 담배나방(*Helicoverpa armigera*)을 대표 해충으로 지정하였다. 그림 1에 제시한 바와 같이 두 종은 모두 성충 단계에서 페로몬에 대한 반응성이 높고, 작물의 잎과 과실을 직접적으로 가해하여 상품성을 저하시킨다.

대상 해충의 선정은 페로몬트랩 기반 자동 예찰 기술의 적용 가능성을 검증하기 위한 실질적 기준으로 활용되었으며, 향후 AI 기반 병해충 발생 예측 모델 구축을 위한 대표 학습 데이터 확보를 목표로 하였다.



그림 1. 대표 해충(파밤나방과 담배나방)

### 2-2. 해충 이미지 수집 시스템 구성

해충 이미지는 노지 환경에 설치된 스마트 페로몬트랩을 통해 자동으로 수집되었다. 트랩 내부에는 고해상도 카메라 모듈(1920×1080px)과 온도·습도·조도 센서가 내장되어 있으며, 센서 노드와 카메라가 하나의 제어 보드에 연결되어 주기적으로 데이터를 취득하도록 구성하였다. 촬영 주기는 10분 간격으로 설정하였고, 광량 변화에 따라 자동 노출 보정이 이루어져 주·야간 환경 모두에서 일정한 수준의 영상 품질을 확보하였다. 트랩 내부에는 성페로몬 유인제가 장착되어 표적 해충(파밤나방, 담배나방 등)이 유입되면 카메라가 이를 자동 인식하고 촬영하도록 설계하였다. 모든 데이터는 트랩에 부착된 통신 모듈을 통해 MQTT 프로토콜로 전송되며, 환경데이터와 이미지가 동일한 타임스탬프 기준으로 저장되도록 하였다. 통신 불안정에 따른 데이터 손실을 방지하기 위해 Ahmed et al.(2024)[8]에서 제안한 로컬 버퍼 기반 안정적 데이터 수집 방식을 참고하여 로컬 버퍼링 구조를 적용하였으며, 네트워크 복구 시 자동 업로드가 이루어지도록 하였다. 수집된 원본 이미지는 서버에 저장된 후 해상도와 초점 품질 기준으로 1차 필터링을 수행하였으며, 초점 불량이나 흔들림이 발생한 이미지는 제거하여 AI 학습용으로 적합한 데이터만을 후속 전처리에 활용하였다.

### 2-3. 이미지 전처리 및 라벨링

수집된 해충 이미지는 다양한 촬영 조건으로 인해 밝기, 해상도, 배경 차이가 존재하므로, AI 모델 학습에 앞서 정규화(Normalization) 및 데이터 증강과정을 수행하였다. 모든 이미지는 640×640 픽셀 크기로

통일하였으며, 조명 편차를 완화하기 위해 대비와 밝기를 조정하였다. 데이터의 다양성을 확보하기 위해 좌우 반전, 회전( $\pm 10^\circ$ ), 임의 자르기(Random Cropping) 등의 증강 기법을 적용하였다.

이후 각 이미지에는 해충의 종, 발육단계, 포집 위치, 촬영 시각을 구분하여 라벨을 부여하였으며, 라벨링 포맷은 COCO JSON 형식을 기반으로 하였다. 각 항목에는 트랩 고유 ID와 GPS 좌표가 포함되도록 정의하였다. 품질관리(QA) 단계에서는 라벨링 오류 및 중복 이미지를 제거하였고, 수작업 검증을 통해 라벨 정확도 95% 이상을 확보하였다.

최종적으로 파밤나방과 담배나방 각각 약 1,000장 이상의 이미지를 확보하였으며, 전체 데이터는 학습(80%)과 테스트(20%) 세트로 구분하여 인식 모델의 성능 평가에 활용하였다. 이를 통해 데이터의 일반화 성능을 검증하고, 향후 환경요인 분석 및 자동 예찰 시스템의 기초자료로 사용하였다.

#### 2-4. 데이터셋 표준화 및 관리 구조

본 연구에서 구축된 데이터셋은 노지형 페로몬트랩별 고유 식별자(ID)를 기준으로 관리되며, 해충 포집 이미지와 환경 센서 데이터가 동일한 타임스탬프를 기준으로 매핑되도록 구성하였다. 이러한 구조는 해충 인식 결과와 환경데이터 간의 시공간적 일관성을 확보하기 위한 기반으로 활용된다. 그림 2에 제시한 바와 같이, 데이터는 트랩 노드에서 로컬 버퍼(Local Buffer)에 임시 저장된 후 MQTT(Message Queuing Telemetry Transport) 프로토콜을 통해 서버로 전송된다. 통신 불안정 시에는 로컬 버퍼링 구조를 통해 데이터 손실을 최소화하였으며, 서버 측에서는 수집된 데이터를 항목별로 분류·저장하고 품질 검증 절차를 통해 무결성과 연속성을 확보하였다.

이러한 데이터 관리 구조는 후속 분석 단계에서 포집 패턴 및 환경요인 간의 상관성을 검증하는 기초 자료로 활용되며, 향후 다중 트랩 간 비교 및 자동 분석 체계로 확장 가능한 기반을 제공한다.

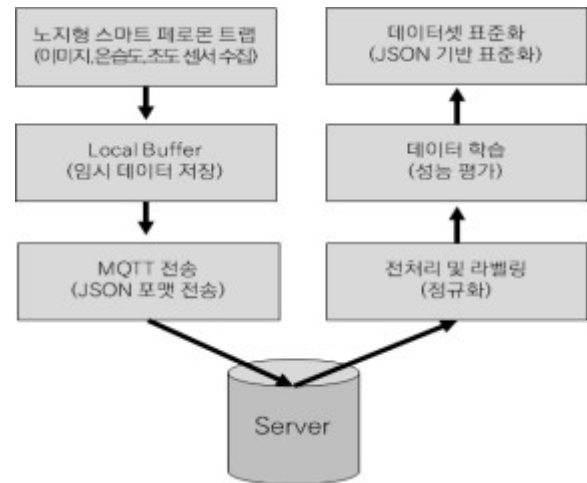


그림 2. 노지 페로몬트랩 기반 해충 이미지 데이터 처리 흐름도

### III. 실험 결과 및 분석

#### 1. 해충 포집 및 환경요인 분석

본 절에서는 노지 페로몬트랩을 통해 수집된 해충 포집 데이터와 환경데이터를 기반으로, 해충 발생 밀도와 주요 환경요인 간의 상관관계를 분석하였다. 데이터셋은 파밤나방(*Spodoptera litura*)과 담배나방(*Helicoverpa armigera*)의 포집 이미지를 중심으로 구성되었으며, 동일 시점의 온도·습도·조도(광량) 정보를 포함하였다.

해충 발생 밀도와 환경요인 간의 관계를 검증하기 위해 피어슨 상관분석(Pearson's correlation analysis)을 수행하였다[7]. 분석에 사용된 표본 수는  $n = 360$ (3개월간 일일 관측 데이터)이며, 유의수준 95%에서 검증하였다. 그 결과, 파밤나방의 상관계수는  $r = 0.78$  ( $p < 0.01$ , 95% 신뢰구간 [0.65, 0.86]), 담배나방은  $r = 0.73$  ( $p < 0.05$ , 95% 신뢰구간 [0.58, 0.80])으로 나타나 두 종 모두 통계적으로 유의한 양의 상관관계를 보였다. 이러한 결과는 온도 및 습도의 변동이 해충의 활동성과 포집률에 실질적인 영향을 미친다는 점을 통계적으로 확인한 것이다.

두 종 모두 일평균기온  $25 \sim 30^\circ\text{C}$  구간에서 포집 빈도가 가장 높게 나타났다[1]. 이는 기존 농업기상 자료에서 보고된 두 종의 최적 생육온도 범위와 일치하며, 고온기에 활동성이 증가함을 시사한다. 또한 그림 3에 제시한 바와 같이, 포집 개체 수와 평균 온도 간의 관계는 뚜렷한 양의 상관 경향을 보였으며, 상대습도  $65 \sim 75\%$  구간에서 포집 빈도가 증가하는 경향을 나타냈다. 반면, 조도(광량)의 경우  $300 \text{ lx}$  이하의 낮은 광량

조건에서 포집률이 현저히 높게 나타났으며[6], 이는 두 종이 모두 야행성 해충으로서 일몰 이후 페로몬 유인 효과가 극대화되는 특성과 일치한다.

상관분석은 전체 일일 데이터( $n = 360$ )를 기반으로 수행하였으며, 그림 3은 온도 구간별 평균값을 대표 포인트로 시각화한 결과로, 실제 표본 수보다 적은 점이 표시되었다. 이는 시각적 명료성을 위해 데이터의 구간 평균을 사용한 것으로, 전체 분석 경향과 일관된 패턴을 보인다.

이상의 결과를 종합하면, 해충의 활동성과 포집률은 온도·습도·조도 등 주요 환경요인에 의해 복합적으로 영향을 받는 것으로 나타났으며[10], 포집 데이터와 환경데이터의 동시 분석을 통해 향후 병해충 발생 예측 모델의 입력 변수 선정과 가중치 설계에 활용 가능한 정량적 근거를 제시할 수 있다.

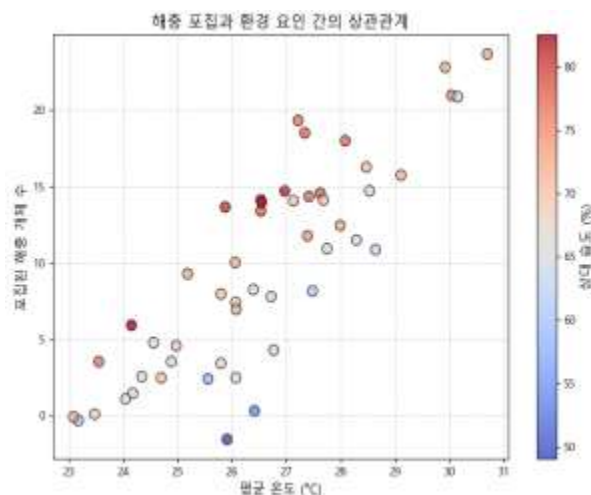


그림 3. 해충 포집 환경데이터 상관관계 시각화

## 2. 포집·인식 시스템 성능평가

본 절에서는 구축된 해충 이미지 데이터셋을 이용하여 자동 인식 시스템의 성능을 평가하였다. 인식 모델은 노지 환경에서 수집된 저해상도·고노이즈 이미지를 안정적으로 분류하기 위해 경량 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN) 기반 구조를 적용하였다. CNN은 영상 내 공간적 패턴을 자동으로 추출하고, 해충의 채색·무늬·형태적 특징을 학습할 수 있어, 조도 변화나 배경 복잡도가 큰 노지 환경에 적합하다. 본 연구에서는 MobileNetV2 아키텍처를 채택하여 Depthwise Separable Convolution을 통해 연산량을 최소화하면서도 인식 정확도를 유지하도록 설계하였다[6].

MobileNetV2는 파라미터 효율이 높아 저전력 환경 및 엣지 기반 장치에서도 실시간 추론이 가능하며, 입력 해상도 224×224로 표준화하여 학습 효율을 높였다. 모델 구성은 입력 계층 - 특징 추출 계층 - Bottleneck 블록(17개) - Global Average Pooling - Fully Connected Layer(Softmax)로 구성된다[3]. 모델 학습 시 ImageNet 사전학습 가중치를 초기값으로 적용하였으며, Dropout(0.3)과 Batch Normalization을 병행하여 과적합을 방지하였다. 이러한 구조는 학습 데이터의 다양성 확보(Augmentation)와 함께 모델의 일반화 성능을 향상시키는 데 기여하였으며[12], 실제 필드 환경에서의 실시간 인식 응용 가능성을 확인하였다.

모델의 학습은 100 epoch 동안 수행되었고, Adam 옵티마이저를 사용하였으며 학습률은 0.001로 설정하였다. 성능 평가는 Precision, Recall, F1-score, mAP(mean Average Precision) 지표를 기준으로 수행하였다.

표 3. 해충 인식 모델의 성능 평가 결과

구분	Precision	Recall	F1-score	mAP(0.5)
파밤나방	0.93	0.89	0.91	0.92
담배나방	0.91	0.87	0.89	0.90
평균	0.92	0.88	0.90	0.91

표 3에 제시된 결과에서 볼 수 있듯이, 모델의 평균 인식 정확도는 약 90 % 수준으로 나타났으며, 파밤나방의 경우 채색과 날개 무늬가 뚜렷해 인식률이 높았다. 반면, 담배나방은 배경 대비가 낮은 이미지나 조도 불균일 구간에서 오인식률이 다소 높았다. 이러한 결과는 다양한 조도·배경 조건을 포함한 이미지에서도 정규화(Normalization) 및 증강(Augmentation) 과정을 통해 모델의 일반화 성능을 확보할 수 있음을 보여준다. 따라서, 본 연구에서 구축한 해충 이미지 데이터셋은 노지 환경에서 발생할 수 있는 다양한 조건에서도 높은 인식 정확도를 유지하는 데이터 품질을 확보하였음을 확인하였다.

## 3. 데이터 흐름 검증

데이터 품질 확보를 위한 요구사항(동기화, 연속성, 표준화)의 실효성을 검증하기 위해, MQTT 프로토콜 기반 통신 환경에서

데이터 전송 안정성과 시간 동기화 정확도를 평가하였다.

노지 환경을 가정한 실험에서는 10분 간격으로 데이터를 전송하는 시뮬레이션을 수행하였으며, 총 3일간 각 트랩 노드에서 432개의 메시지를 전송하였다. 평균 전송 성공률은 99.2% 평균 전송 지연시간은 1.4 초로 측정되었다. 통신 불안정 구간(전송 실패율 0.8%에서는 로컬 버퍼링이 정상 작동하여 데이터 누락 없이 서버 업로드가 이루어졌다. 또한 이미지데이터와 환경 데이터의 타임스탬프 차이를 분석한 결과, 평균 오차 범위는  $\pm 0.3$  초로 나타나 시간 동기화의 정확도가 높은 것으로 확인되었다. 이러한 결과는 제안된 데이터 관리 구조가 노지 환경의 불안정한 통신 조건에서도 신뢰성 있는 데이터 흐름을 유지할 수 있음을 의미한다[5,9].

#### IV. 결론

본 연구는 노지 환경에서 페로몬트랩을 활용하여 해충을 포집·인식하고, 이를 환경데이터와 연계하여 병해충 발생 요인을 분석하기 위한 체계를 제안하였다. 노지 조건에서 수집된 데이터의 품질을 보장하기 위해 시간 동기화, 데이터 연속성, 표준화 요구사항을 정의하였으며, 이를 기반으로 구축된 데이터셋의 품질과 시스템의 안정성을 검증하였다.

해충 포집 결과, 파밤나방과 담배나방의 발생 밀도는 기온과 습도에 높은 상관성을 보였으며, 조도가 낮은 구간에서 포집률이 증가하였다. 인식 모델의 평균 정확도는 90% 이상으로 나타나 페로몬트랩 기반 자동 인식 체계의 실효성을 확인하였다. 또한 MQTT 기반의 데이터 전송 구조를 통해 노지 환경에서도 안정적인 데이터 흐름이 확보됨을 검증하였다.

이러한 결과는 향후 AI 기반 병해충 예측 모델 개발, 노지 예찰 자동화 시스템의 고도화, 그리고 데이터 표준화 기반 스마트농업 플랫폼 구축에 활용될 수 있다. 특히 본 연구에서 제안한 데이터 연계 구조와 품질관리 기준은 향후 다양한 작물 및 지역 단위의 확장 연구에도 적용 가능하며, 기후변화 대응형 농업 데이터 분석 체계의 핵심 기반 기술로 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

#### REFERENCES

- [1] 이중섭, 방지웅, 이재한, 장혜숙, “토마토 재배지 성페로몬 및 LED 유인 트랩을 이용한 파밤나방 (Spodoptera exigua)과 담배거세미나방(Spodoptera litura) 대량 포획,” *생물환경조절학회지*, 제31권, 제1호, 22 - 27쪽, 2022년
- [2] Lee, Jeang-Oon, Goh, Heun-Gwan, Kim, Yong-Heon, Kim, Jeung-Han, and Park, Chan-Heung, “Evaluation of Microencapsulated Formulation of Pheromone as a Control Agent for the Striped Rice Borer, *Chilo suppressalis* (Lepidoptera: Pyralidae),” *한국곤충학회지*, vol. 12, no. 2, pp. 25 - 28, 1982.
- [3] Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO), The GAP Report 2020: Productivity Growth for Sustainable Agricultural Development, Rome: FAO, 2020.
- [4] Kang, Y. S., Lee, E. K., and Ho, Y. S., “Multi-Depth Camera System for 3D Video Generation,” *Proc. of International Workshop on Advanced Image Technology (IWAIT)*, pp. 1 - 6, 2010.
- [5] Kiobia, D. O., Mwebaze, E., and Okello, J., “A Review of Successes and Impeding Challenges of IoT-Based Insect Pest Detection Systems,” *Sensors*, vol. 23, no. 7, 3256, 2023.
- [6] 손문휘, “페로몬트랩을 이용한 관행 및 친환경 사과원의 나방류 해충 발생동태 비교 분석,” *석사학위논문, 경북대학교 대학원*, 대구, 2014년.
- [7] 김태우, 조태경, “페로몬 트랩 영상에서 해충 검출을 위한 객체 분할,” *한국산학기술학회 논문지*, 제 18권, 제12호, 157 - 163쪽, 2017년
- [8] Lee, S., and Yun, C. M., “A Deep Learning Model for Predicting Risks of Crop Pests and Diseases from Sequential Environmental Data,” *Plant Methods*, vol. 19, no. 145, pp. 1 - 8, 2023.
- [9] Ahmed, S., Khan, M., Rauf, A., Rahman, A., and Ali, Z., “IoT-Based Intelligent Pest Management System for Precision Agriculture,” *Scientific Reports*, vol. 14, no. 2315, pp. 1 - 12, 2024.
- [10] Zahoor, S., Tariq, A., Hussain, M., Naveed, M., Rehman, A., et al., “Advancing Integrated Pest Management: Utilizing Pheromone Traps for Population Monitoring of *Plutella xylostella* in Cole Crops,” *International Journal of Environment and Climate Change*, vol. 13, no. 10, pp. 3121 - 3130, 2023.
- [11] Kumar, N., Naveen, G., Padhan, S., Hembram, S., Rathore, T., Mohanta, S., and Mani, A., “Pheromone Traps in Insect Pest Management: A Comprehensive Review of Their Applications, Efficacy and Future Directions in Integrated Pest Management,” *Plant Archives*, vol. 25, no. 1, pp. 1349 - 1364, 2025.
- [12] Li, G., Liu, Z., Feng, Z., Lyu, J., Li, B., Chen, G., and Yao, Q., “Research on a Machine



Vision-Based Electro-Killing Pheromone-Baited Intelligent Agricultural Pest Monitoring Method," *Frontiers in Plant Science*, vol. 16, 1521594, 2025.

- [13] 김서정, 김형석, "Multi-Tasking U-net 기반 파프리카 병해충 진단," *스마트미디어저널*, 제9권, 제1호, 16 - 22쪽, 2020년 3월
- [14] 조유진, 신창선, "딥러닝기반 토마토 병해 진단 서비스 연구," *스마트미디어저널*, 제11권, 제5호, 48 - 55쪽, 2022년 6월
- [15] 정세연, 김상철, "LSTM 오토인코더를 활용한 축산 환경 시계열 데이터의 이상치 탐지: 경계값 설정에 따른 성능 비교," *스마트미디어저널*, 제13권, 제4호, 48 - 56쪽, 2024년 4월

### 저 자 소 개



#### 정주원(준회원)

2025년 ~ 국립순천대학교 스마트농업공학과 석사과정 재학

<주관심분야: 스마트 온실, 스마트 농업, 인공지능, IoT>



#### 고경일(준회원)

2021년 국립순천대학교 정보통신공학과 졸업

2024년 국립순천대학교 정보통신공학 전공 석사과정 졸업

2024년 ~ 국립순천대학교 스마트농업 전공 박사과정 재학

<주관심분야: 스마트온실 환경제어, 빅데이터 활용, 스마트 농업, IoT, 빅데이터>



#### 이명훈(정회원)

2006년 국립순천대학교 정보통신공학과 석사 졸업

2011년 국립순천대학교 정보통신공학과 박사 졸업

2010년 ~ 2013년 한국전자통신연구원 선임연구원

2017년 ~ 2021년 국립농업과학원 연구사

2021년 ~ 현재 : 국립순천대학교 융합바이오시스템기계 공학과 교수

<주관심분야: 빅데이터 활용, 스마트 농업, 인공지능, 진파 응용 기술, 표준화 >