

NDVI를 활용한 AI기반 양파 병해탐지 시스템 연구

박대한, 송기웅, 이명훈*

국립순천대학교, 국립순천대학교, *국립순천대학교

jumpgate97@gmail.com sibyk2@naver.com *leemh777@scnu.ac.kr

Research on AI-Based Onion Disease Detection System Using NDVI

Park Dae Han, Song Ki Woung, Lee Meong Hun*

*Sunchon National University

요약

양파는 대표적인 노지 채소로 경제적 가치가 크지만, 병해와 기상 스트레스에 취약하여 수확량 감소와 품질 저하가 빈번하게 발생한다. 따라서 병해를 조기에 탐지하여 적절한 방제를 실시하는 것이 생산성과 농가 수익성 향상에 중요한 요인으로 작용한다. 기존의 육안 검사는 작업자의 경험과 숙련도에 따라 정확도가 달라지고, 넓은 재배 면적을 지속적으로 모니터링하기에 인력과 시간이 과도하게 소요된다는 한계가 있다. 본 연구에서는 드론을 통해 양파밭을 촬영하여 데이터를 확보하고 NDVI를 기반으로 한 병해 탐지 모델을 구현하여 평가하였다. 향후 모델의 경량화 및 운용 가이드라인을 통한 농업 종사자들의 의사결정 지원과 노동력 절감, 농업 디지털 전환에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

I. 서론

양파는 대표적인 노지 채소로 국내외에서 중요한 경제적 가치를 지닌다. 그러나 노지 재배 특성상 병해충과 기상 스트레스에 취약하여 수확량 감소나 품질 저하 등 심각한 피해를 겪고 있다 [1]. 이러한 병해를 조기에 발견하여 적절한 시기에 방제하는 것이 생산성과 농가 수익 증대에 핵심적인 요소로 작용한다. 기존에는 농업인의 경험과 육안을 통한 검진에 의존하여 병해 징후를 판단하였으나, 이는 작업자의 숙련도와 환경요건에 따라 정확성이 크게 달라지고 넓은 면적을 지속적으로 조사하기에는 인력과 시간낭비가 심각하다는 단점이 있다. 근래에 스마트농업기술과 인공지능의 발전으로 이러한 문제점을 해결할 수 있는 기술이 등장하고 있다. NDVI(Normalized Difference Vegetation Index)는 식물의 생리적 건강 상태를 정량적으로 나타내는 지수로서, 적색(Red)과 근적외선(NIR) 밴드의 반사율 차이를 통해 병해나 스트레스 여부를 판단한다[2]. 건강한 식물은 광합성에 필요한 적색광을 많이 흡수하고 근적외선을 강하게 반사하는 반면, 스트레스를 심하게 받은 식물은 적색광 반사율이 높아지고 근적외선 반사율이 낮아진다. NDVI 값은 -1에서 1사이의 값을 가지며, 값이 높을수록 건강함을 의미한다. NDVI 기술은 넓은 지역의 식생 상태를 신속하게 파악할 수 있기 때문에 육안으로 병해 증상이 나타나기전에 작물의 초기 스트레스를 탐지할 수 있는 지표로 안정되어 왔다. 최근에는 드론과 다중분광 센서를 활용하여 농경지의 NDVI를 측정하여 병해 발생 지역을 정밀하게 관리하려는 연구가 활발하다[3]. 본 연구에서는 드론을 활용해 양파 이미지를 수집하여 딥러닝 및 NDVI 분석을 위한 YOLO기반 양파 병해 판별 알고리즘을 설계하여 정확도와 실용성을 검증하는 것을 목표로 하였다.

II. 본론

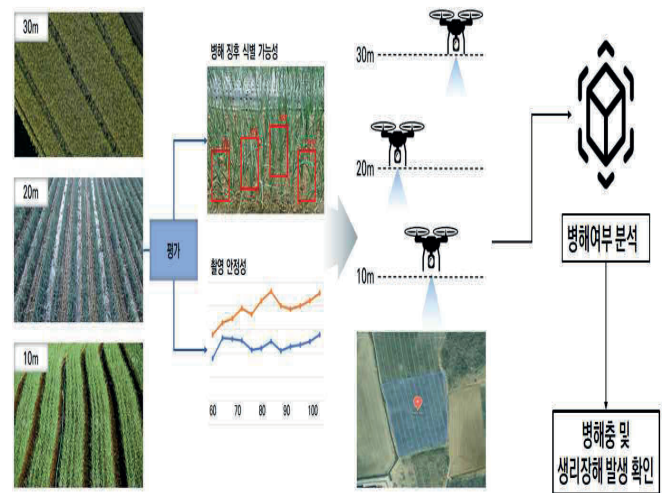


그림 1. 양파 병해탐지 시스템 구조도

Fig. 1. Onion Disease Detection System Structure Diagram

그림1은 본 연구의 전체적인 구조를 시각화한 것이다. 고해상도 영상 취득을 위해 본 연구에서는 최적의 드론 비행고도를 분석하였으며, 다양한 고도에서 반복 비행을 통해 얻은 영상 데이터를 평가하고 촬영 안정성을 비교하였다. 본 연구에서는 데이터수집을 위해 10m, 20, 30m별 각 고도에서 양파밭을 촬영하여 RGB+NIR 다중분광 데이터를 확보하였다. 양파의 병해가 가장 발생하기 쉬운 육묘기의 60일동안 데이터수집을 진행하였으며, 현장조사와 병해 병정확인을 통해 병해 구역과 정상구역을 구분하여 촬영을 진행하였다.

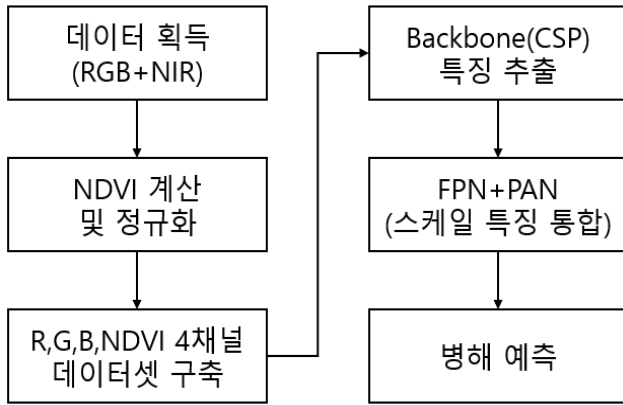


그림 2. 딥러닝기반 병해 예측 흐름도

Fig. 2. Deep Learning-Based Disease Prediction Flowchart

그림2는 NDVI를 입력 변수로 활용하는 YOLO 기반 병해 판별 알고리즘의 설계구조이다. 본 연구에서는 NDVI를 포함한 4채널 데이터셋 구축을 통해 식생 스트레스 정보를 모델에 직접 전달하는 구조로 설계하였다. YOLOv8을 기반으로 한 경량화 네트워크를 사용하되, Backbone 단계에서 CSP(Cross Stage Partial)구조를 적용하여 연산량을 줄이고 특징 추출의 효율을 높였다. 또한 FPN(Feature Pyramid Network), PAN(Path Aggregation Network)를 결합한 구조를 통해 다양한 스케일의 특징을 통합하였다. 학습에는 병해별 라벨링된 5,000여장의 타일이미지를 사용하였으며, 검증은 훈련 데이터의 20%를 무작위로 분할하여 사용하였다.

III. 결론

데이터수집을 위해 10m, 20m, 30m의 서로 다른 고도에서 드론을 반복 비행하여 영상을 획득하고 영상 해상도와 안정성을 비교 분석한 결과, 20m이상의 고도에서는 넓은 범위를 촬영할 수 있으나, 개체 식별력이 떨어지는 문제점이 발생하였다. 반면에, 10m에서는 고고도에 비해 개체 식별이 용이하였으며, NDVI기반 드론이미지와 YOLO 알고리즘을 결합한 양과 병해 탐지 모델이 기존의 NDVI로 스트레스를 탐지하여 병해를 감지하던 기존 방법보다 높은 정확도와 실용성을 제공하였다.

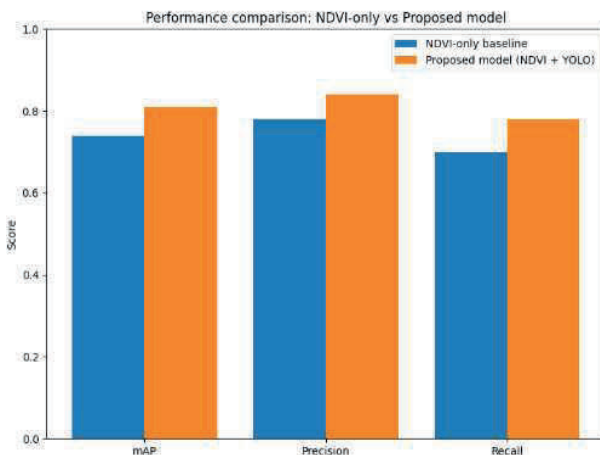


그림 3. NDVI만 사용한 모델과 제안한 모델의 성능비교

Fig. 3. Performance Comparison Between the Model Using NDVI and the Proposed Model

모델 성능평가는 정밀도, 재현율, 평균 정밀도의 세가지 지표를 기준으로 이루어졌으며, 위 그래프와 같이 mAP 0.81, 정밀도 0.84, 재현율 0.78을 기록하며, NDVI만을 사용한 모델보다 평균 6% 이상의 성능 향상을 보였다. 향후 연구에서는 딥러닝 모델의 경량화를 통해 드론 현장 실시간 탐지 시스템을 구현하고, 운용 가이드라인을 제작하여 농업 종사자들의 의사결정 지원과 노동력 절감, 농업의 디지털 전환에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

“이 논문은 2025학년도 국립순천대학교 글로벌대학 사업비의 지원을 받아 연구되었음”

참 고 문 헌

- [1] 김태현, "Plant Disease Generative Adversarial Network 데이터 증강 기법을 활용한 딥러닝 기반 작물 병해진단 성능 향상 연구," 2024.
- [2] 류재현, 안호용, 나상일, 이병모, and 이경도, "드론 영상을 이용한 Sentinel-2, Landsat-8 위성 NDVI 평가: 벼 병해 발생 지역을 대상으로," 대한원격탐사학회지, vol. 38, no. 6, pp. 1231-1244, 2022. (<https://doi.org/10.7780/kjrs.2022.38.6.1.19>)
- [3] 나상일, 박찬원, 소규호, 박재문, and 이경도, "MODIS NDVI와 기상 요인을 고려한 마늘·양파 주산단지 단수예측 모형 개발," 대한원격탐사학회지, vol. 33, no. 5, pp. 647-659, 2017.