

YOLOv5를 이용한 딸기 병해 판별 모델 연구

양진환¹, 주형식¹, 신보경¹, 방진숙²¹호서대학교 컴퓨터 공학 학부생,²호서대학교 컴퓨터 공학 교수

yjh970706@naver.com, 20171284@vision.hoseo.edu,

sbk2977@naver.com, bluegony@vision.hoseo.edu

A Study on the Model for Determining Strawberry Disease Using YOLOv5

Jinhwan Yang, Hyungsik Joo, Bokyung Shin, Jinsuk Bang
Dept. of Computer Engineering, Hoseo University

요 약

최근 농가 인구의 고령화 심화로 인한 농업 인력 감소로 농업 지속 가능성이 위협받고 있다. 국내 농가의 주요 형태인 시설 재배지에서는 병해에 의한 연쇄 피해가 발생할 수 있으므로 농업 생산성 증대를 위해 병해의 조기 진단이 필요하다. 본 논문에서는 병해의 조기 진단과 대처를 위해 YOLOv5를 이용한 딸기 병해 진단 모델을 제작, 데이터셋과 학습 세부사항에 변화를 주며 실험하였다. 실험 결과 데이터셋과 epochs 증량은 모델 성능에 영향을 주지만 임계점에 다다르면 성능 향상에 도움이 되지 않는 것을 알 수 있었다. 한편 학습한 모델 중 가장 좋은 성능을 가진 모델의 경우 F1 Score 0.98, mAP 0.99를 나타내 높은 정확도로 딸기의 병해 여부 진단이 가능하였다.

1. 서론

현재 국내 경영주가 60세 이상인 농가 비율이 77.3%이고 경영주 평균 연령은 67.2세이다. 농가 인구의 고령화율은 46.8%에 이른다. 저출산 고령화로 인해 농업 인력이 부족하고, 그로 인해 농촌지방소멸 위기가 농업의 지속 가능성 악화로 이어지는 악순환이 우려되는 상황이다[1]. 국내 농가의 주요 형태인 시설 재배지에서는 병충해에 의한 연쇄 피해가 발생할 수 있기 때문에 병해의 조기 진단 및 대처는 농업 생산성을 향상시키기 위한 중요한 문제이다. 본 논문에서는 인공지능을 활용한 병해 진단 앱 개발을 위한 초석으로 AIhub에서 제공하는 데이터셋을 활용해 YOLOv5 딥러닝에 기반한 병해 진단 모델을 구축하고 데이터셋과 학습 세부사항 등에 변화를 주며 실험해 병해 인식 정확도를 높였다.

2. 관련 연구

객체 인식은 이미지나 영상 속의 객체를 식별하는 컴퓨터 비전 기술이다. 사람은 사진, 영상, 장면을 볼 때, 객체의 세부사항을 쉽게 인식하고 해석할 수 있듯이 컴퓨터 또한 머신러닝을 통해 객체 인식 기능을 구현할 수 있다. YOLOv5(You Only Look Once v5)는 객체 탐지 분야에서 많이 알려진 모델

YOLO의 다섯 번째 버전이다. YOLOv5는 모델 탐지의 정확도가 높고, 연산 속도가 매우 빠른 장점이 있다[2].

3. 데이터셋

본 연구에 사용된 식물 병해 이미지 데이터셋은 AIhub에서 제공하는 “식물 병 유발 통합 데이터”를 사용한 것으로 각 작물이 병해에 감염된 사진과 정상 사진으로 구성되어 있다. 해당 이미지들은 모두 같은 제목의 텍스트 파일과 한 쌍으로 구성되어 있다. 텍스트 파일에는 이미지에 대한 기본 정보, 객체 바운딩 박스 좌표 정보, 작물 부위 코드, 질병 피해 정도 코드 등으로 구성되어 있다[3].

<표 1> 딸기 데이터셋 분포표

	정상	딸기 잿빛곰팡이병	딸기 흰가루병
이미지 수	55,424	17,871	12,277

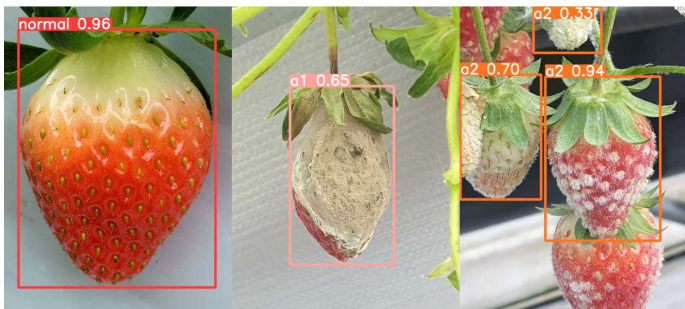
4. 모델 학습 및 성능 평가

모델의 성능평가에는 전체 데이터셋에서 클래스별 이미지 250장, 총 750장을 무작위로 사용하였다.

<표 2> 모델 실험표

	병해피해정도	데이터셋 양	epochs	F1 Score	mAP
test1	무작위	각 클래스당 200장	10	0.93	0.945
test2	피해정도 3	각 클래스당 200장	10	0.92	0.937
test3	균등하게 활용	각 클래스당 200장	10	0.92	0.967
test4	무작위	각 클래스당 400장	10	0.97	0.984
test5	무작위	각 클래스당 400장	50	0.98	0.99
test6	무작위	각 클래스당 1000장	50	0.97	0.985

<표2>는 데이터셋과 epochs에 변화를 주며 학습한 결과를 기록한 표이다. test1은 각 클래스당 200장을 사용하여 학습하였으며 F1 Score 0.93, mAP 0.945의 성능을 보였다. test2는 병해 피해 정도가 3인 데이터만 주려서 학습하였으나 F1 Score 0.92, mAP 0.93으로 큰 성능 차이가 없었다. test3는 클래스별 이미지를 균등하게 사용하여 학습하였고, F1 Score는 0.92로 변함없었으나, mAP가 0.967로 조금 나아진 성능을 보였다. test4와 test5는 각 클래스당 400장으로 데이터셋 양을 두 배 늘렸고 epochs 차이를 두었다. 10 epochs 학습한 test4는 F1 Score 0.97, mAP 0.984, 50 epochs 학습한 test5는 F1 Score 0.98, mAP 0.99의 성능을 보였다. 학습 데이터셋 양을 늘린 결과 성능이 많이 개선된 것으로 보였고 epochs를 늘린 경우 약간의 성능 개선을 보였다. 이후 test6는 각 클래스당 1000장으로 데이터셋 양을 늘렸으나 F1 Score 0.97, mAP 0.985로 큰 성능차이를 보이지 않았다.



(그림 1) Detect 시험 결과

(그림 1)은 제일 좋은 결과를 보였던 t5의 모델을 이용해 실제 딸기와 병해에 감염된 딸기를 진단한 것이다. normal은 정상, a1은 딸기 잿빛곰팡이병, a2는 딸기 흰가루병을 나타낸다. 셋 모두 0.5 이상의 Confidence로 정확하게 판별한 것을 확인할 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 이미지를 통해 딸기의 병해를 진단하기 위하여 객체 인식 알고리즘인 YOLOv5를 사용하였고 AIhub에서 제공하는 식물 병 통합 데이터를 학습에 사용하였다. 학습 환경에 변화를 주며 실험한 결과 가장 성능이 좋은 모델의 경우 F1 Score 0.98, mAP 0.99로 높은 성능을 보여주었다.

실험 내용을 보면 데이터셋의 양과 epochs가 실험 결과에 큰 영향을 끼치지만, 어느 임계점에 다다른 큰 변화를 보이지 않기 때문에 무조건적인 데이터셋과 epochs의 증량은 불필요함을 알 수 있다.

추후 병해 진단 앱에 탑재하거나 스마트팜 드론에 탑재할 수 있도록 다른 작물들을 추가로 학습시키고 실시간 영상을 통해 병해를 진단할 수 있는 모델을 개발할 예정이다.

사사문구

본 연구는 2019년 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW중심대학사업의 연구결과로 수행되었음(2019-0-01834)

참고문헌

- [1] 편지은, “농가 인구구조 변화에 따른 주요 대응 정책과 향후과제-농업 인력 부족과 농촌 지방소멸 위기 대응을 중심으로-” 국회입법조사처, 2022년 6월29일
<https://www.nars.go.kr/report/view.do?cmsCode=CM0043&brdSeq=39547>
- [2] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A., “You only look once: Unified, real-time object detection”, The IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2016, pp. 779-788
- [3] 팜한농, “식물 병 유발 통합 데이터”, AIhub, 2022
<https://aihub.or.kr/aihubdata/data/view.do?currMenu=115&topMenu=100>