

YOLOv5를 이용한 항공 영상에서 폐경지 후보지 탐지*

최호연** · 홍지화*** · 김용현**** · 송지숙***** · 박은수*****

Detection of Abandoned Fields in Aerial Images using Deep Learning (YOLOv5)*

Hoyeon Choi** · Jeehwa Hong*** · Yonghyun Kim**** · Jisook Song***** · Eunsoo Park*****

요약 : 농림축산식품부는 농업의 공익기능 증진과 농가 소득 안정을 위해 공익직불제를 운영하며, 보조금(공익직불금) 지급 대상은 농업경영체에 등록된 농지로, '농업농촌공익직불법'에 따라 농지의 형상과 기능이 유지되어야 한다. 직불금 관리는 항공영상으로 폐경지(농지로 이용이 불가능하게 농지 형상이 변한 농경지)를 검토한 뒤 현장 확인을 통해 검증하며, 이는 많은 시간과 노동력이 소요된다. 본 연구는 항공영상을 기반으로 영상의 객체인식(Object Detection) 분야에서 효과적인 성능을 발휘하는 You Only Look Once Version 5(YOLOv5) 모델을 활용하여 다양한 농지의 폐경지 후보지를 탐지하고자 하였다. 대상을 농지에서 폐경지로 많이 나타나는 건물, 묘지, 온실, 태양광 시설과 같은 4가지를 대상으로 다양한 지역의 항공영상을 수집하였다. 항공영상의 실제 크기에서 1024x1024 해상도 크기로 분할한 후 라벨링(box annotation)을 수행하였다. 분석 결과, 평균 재현율(Average Recall, AR)이 약 0.739로 준수한 결과가 나타났다. 개발된 모델을 활용한다면, 직불 업무 중 항공 영상에서 폐경지 후보지 확인 단계에서 효율적으로 활용할 수 있을 것이라 판단된다. 또한 지속적으로 폐경지 후보 유형을 추가하고, GIS와 연계한다면, 정확도 향상과 자동 판단을 통한 업무 자동화가 이루어질 것이라 예상된다.

주요어 : 공익직불금, 폐경지, 항공영상, 객체인식, YOLOv5

Abstract : The Ministry of Agriculture, Food and Rural Affairs operates Public Direct Payment Program that provides subsidies to farmers who create public interest functions through agriculture activities, thereby encouraging the production, maintenance, and expansion of public interest values. The domestic Agriculture Business Entities management work verifies whether there are abandoned fields (If not operated as farmland, direct payments will be reduced.) based on aerial images, and then verifies whether there is abandoned field through on-site inspection. This study aimed to detect abandoned fields in various agricultural lands by utilizing 'The you only look once version 5(YOLOv5)' model, which is effective in object detection of images based on aerial images. We collected aerial images of various areas targeting four objects that frequently appear in

*이 연구는 국립농산물품질관리원 시험연구사업(세부과제명: 커팅및초분광드론을이용한작물관독기술고도화)의 지원을 받아 수행된 연구임.

**국립농산물품질관리원 시험연구소 품질조사과 보조원(Research Assistant, Quality Examination Division, Experiment Research Institute, National Agricultural Products Quality Management Service, chyangi10@naver.com)

***국립농산물품질관리원 시험연구소 품질조사과 연구사(Researcher, Quality Examination Division, Experiment Research Institute, National Agricultural Products Quality Management Service, hongjh19@korea.kr)

****국립농산물품질관리원 시험연구소 품질조사과 과장(Director of Quality Examination Division, Quality Examination Division, Experiment Research Institute, National Agricultural Products Quality Management Service, kyh2406@korea.kr)

*****국립농산물품질관리원 시험연구소 소장(Director of General of Experiment Research Institute, Experiment Research Institute, National Agricultural Products Quality Management Service, jssong@korea.kr)

*****국립농산물품질관리원 시험연구소 품질조사과 연구사(Researcher, Quality Examination Division, Experiment Research Institute, National Agricultural Products Quality Management Service, besoo12@korea.kr)

agricultural lands: graves, solar panels, buildings, and greenhouses. After cropping the aerial images into 1024x1024 resolution sizes from their actual sizes, labeling (box annotation) was performed. The analysis results showed an acceptable average recall (AP) of approximately 0.739, and further precision improvement is expected if additional data is collected. If abandoned fields are detected through connection with the land register map in the future, it is expected that direct payment work can be performed efficiently.

Key Words : Public direct payment, Abandoned fields, Aerial images, Object detection, YOLOv5

I. 서론

우리나라의 농림축산식품부는 농업활동을 통해 공익 기능(환경보전, 농촌유지, 식목안전 등)을 창출하는 농업인에게 보조금(공익직불금)을 지원하는 공익직불제를 운영하고 있다(「농업·농촌 공익기능 증진 직접지불제도 운영에 관한 법률」 [시행 2023.4.19.] [법률 제18995호, 2022.10.18., 일부개정]공익직불제의 목표는 ‘소득 안정’, ‘공익 증진’으로 안정된 농가소득을 토대로 농업구조를 개선하고 더 나아가 ‘공익’ 기능을 강화해 사회적 요구에 부응하자는 취지이다. 공익직불금 지급 대상은 「농어업 경영체 육성 및 지원에 관한 법률」(이하 ‘농어업경영체육성법’) 제4조제1항제1호에 따라 등록된 농지(「농지법」 제2조제1호에 따른 토지)여야 한다. 농지 형상 및 기능의 유지는 농업경영체에 등록된 농지 면적에 농사를 짓고 있음을 의미한다(Ministry of Agriculture, Food and Rural Affairs, 2023). 하지만 공익직불금 신청 대상이라도 농지의 형상 및 기능이 유지되지 않는 폐경지(주차장, 묘지, 창고, 농막 등 농지로 이용이 불가능하게 농지 형상이 변한 농경지)를 제외하고 신청해야 한다. 만일 폐경지를 제외하지 않고 직불금을 신청할 경우, 직불금이 감액되거나 법적으로 제재될 수 있다(Lee, 2023). 국내 폐경지는 노동력 부족, 영농조건 불량, 재배 작물의 채산성 저하, 부재지주(땅을 소유하고 있지만, 실질적으로 거주하지 않는 사람) 소유 등의 이유로 발생하고 있다. 현재 국립농산물품질관리원(이하 농관원)의 공익직불금 관리 업무는 국토교통부(이하 국토부)의 국토지리정보원의 항공영상(도시지역은 매년, 비도시지역은 2년 주기)을 기반으로 폐경지 후보지 유무를 확인한 후, 현장 방문을 통해 폐경지 여부를 검증한다. 현장방문 조사 시 농지에 방문 및 실제 경작 유무를 확인하는데, 이는 많은 시간과 노동력을 필요로 한다.

최근 무인항공기(Unmanned Aerial Vehicle)가 널리 보급되면서 고해상도 영상을 촬영하여 데이터를 수집하고

목표 대상체를 자동 탐지하기 위해 딥러닝 기법(Convolutional Neural Network, CNN)이 개발되어 이를 활용하고 있다(박강현 등, 2022). 폐경지 후보지와 유사한 대상체를 탐지한 사례로는 태양광 패널과 비닐하우스를 탐지한 사례가 있다. Parhar *et al.* (2022)은 항공 사진으로부터 HyperionSolarNet 모델을 활용하여 태양광 패널을 자동으로 감지하는 기술을 제안했다. Xu *et al.* (2018)과 Yoo *et al.* (2022)은 고해상도의 위성영상 내 건물을 탐지하기 위하여 U-net 기반의 딥러닝을 활용하였고, Yoon *et al.* (2023)은 의미론적 분할(semantic segmentation)에 사용되는 대표적인 딥러닝 모델인 Fully convolutional densely connected convolutional network(FC-DenseNet)를 기반으로 항공영상 내 존재하는 비닐하우스를 추출하여 이에 대한 결과를 정량적으로 평가하였다.

한편, 딥러닝의 객체 인식(Object Detection) 분야에서는 You Only Look Once (YOLO) 알고리즘이 개발되면서 동영상 내 객체를 실시간으로 검출할 수 있을 정도로 처리 속도가 증가하였다. YOLO는 기존의 CNN보다 빠른 속도로 객체를 탐지할 수 있으며, 다양한 영상 데이터에 적용 가능하다는 장점이 있다(Shreyas Dixit *et al.*, 2019). 김하영 등(2022)은 항공 촬영 데이터를 활용하여 태양광 패널을 자동으로 탐지하는 기술을 개발하고자 YOLOv2 모델을 적용하였고 Droguett and Sanchez(n.d.)은 Faster R-CNN부터 최신 YOLOv10까지 여러 객체 탐지 모델을 사용해 태양광 패널 탐지 성능을 비교하며 각 모델의 장단점을 평가하고 성능을 최적화하는 연구를 진행했다. Kim and Hong(2021)은 UAV 영상에 YOLO 모델을 활용하여 건물 8종의 탐지를 위한 연구를 수행하였고, Park and Jung(2022)은 효율적인 도심 수목을 탐지하기 위하여 YOLOv5 모델을 적용하였다.

이러한 선행 연구들은 항공영상과 딥러닝 모델(특히 YOLO)을 활용하여 농경지 내 폐경지 후보지 탐지 및 높은 정확도가 기대됨을 확인할 수 있다. 그러므로 본 연구에서는 농지내 폐경지 후보지를 탐지하기 위하여 항공영

상 및 YOLOv5 모델을 이용하였다. 국토부에서 배포하는 항공영상 내 주요 폐경지(건물, 묘지, 온실, 태양광 시설)를 중심으로 데이터를 수집하였다. 개발된 모델을 기반으로 농지내 폐경지 탐색 가능성을 평가하고 공익직불제 업무 활용 가능성을 검토하였다.

라 및 경상북도는 다른 시도에 비해 상대적으로 넓은 경지면적을 보유하여 폐경지 데이터 수집에 유리하다 판단되었다. 각 지역의 항공영상은 국토지리정보원(국토정보플랫폼)에서 제공되는 22년도 항공영상을 활용하였다(표 1).

II. 재료 및 방법

1. 연구지역

본 연구는 경작지가 많이 분포된 전라남도, 전라북도, 경상북도를 중심으로 연구 지역을 선정하였다. 2022년 통계청 경지면적조사에 따르면, 시도별 경지(논과 밭) 면적은 전라남도 227천 ha(18.1%), 경상북도 246천 ha(16.1%), 충청남도 216천 ha(14.1%) 순으로 넓게 분포하는 것으로 나타났다(Statistics Korea, 2023:8). 선정된 전

2. 데이터 전처리

항공영상의 지상기준해상도(Ground Sample Distance, GSD)는 0.2m이고 각 지역의 크기는 표 1과 같다. YOLOv5에 적용하기 위하여 각 원본의 크기를 1024 × 1024 크기로 분할하여 라벨링을 실시하였다. 분할 크기 미만의 사진은 그림 1의 a, b와 같이 검은색 바탕으로 여백 처리(Padding) 하였다. 패딩(Padding)은 합성곱 연산 처리 중의 영상 축소 문제를 방지하기 위해 경계를 덧대는 방식으로 윤곽 자리의 영상 정보를 보존하기 위해 활용하였다(Alrasheedi *et al.*, 2023).

표 1. 데이터 규격

항공영상		지역	영상 크기(pixel)
영상 유형	정사사진	경북 봉화군 상운면	7680 × 13824
		전남 고흥군 점암면	7004 × 12349
		전남 무안군 운남면	11310 × 17310
지상기준해상도(GSD)	0.2m	전북 김제시 봉남면	11310 × 17310
		전북 김제시 상동동	11310 × 17310
		전북 부안군 백산면	11310 × 17310
영상 파장	R, G, B	전북 부안군 보안면	11310 × 17310
		전북 부안군 줄포면	11310 × 17310
		전북 장수군 천천면	11310 × 17310

* 국토정보플랫폼 GSD 0.2m 지역별 항공영상을 기반으로 영상 사이즈를 정리하였다.

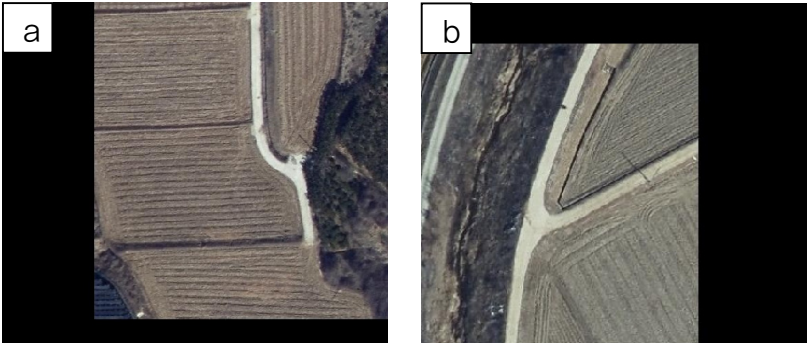


그림 1. 패딩된 샘플들

* 검은색 여백이 패딩이 적용된 부분이며 패딩은 데이터의 크기를 조정하거나 특징 추출 과정에서 경계 정보가 손실되지 않도록 하기 위해 사용되었다.

3. 모델 선정

본 연구에서 사용한 딥러닝 모델은 객체 탐지에 강점이 있는 YOLO시리즈이다. YOLO는 물체의 분류(classification)와 위치(localization)를 동시에 수행하는 방식(1-stage detector)을 실현한다(Redmon *et al.*, 2016). 기존 객체 탐지 분야에 가장 먼저 등장한 R-CNN은 영상 내 객체에 바운딩 박스를 먼저 생성하여 위치(localization)를 찾고 이를 CNN에 전달하여 분류(classification)를 수행하는 방식(2-stage detector)을 사용한다(Girshick *et al.*, 2014). YOLO 모델 구조는 탐지 속도와 정확도 개선에 장점이 있어, 객체 탐지 분야에 주로 활용된다(임윤교 *et al.*, 2023). PyTorch 기반인 YOLOv5(2020년 6월)는 모델의 복잡도에 따라 YOLOv5n, YOLOv5s, YOLOv5m, YOLOv5l, YOLOv5x 등을 포함한다(GitHub, 2020). 본 연구에서는 YOLOv5n부터 YOLOv5x까지 모델을 사용하여 탐지 성능을 비교 평가하였다.

4. 검출 대상 및 라벨링 방법

검출 대상은 주로 경작지 주변에 분포되어 있는 건물, 묘지, 온실, 태양광 시설을 대상으로 그림 2와 같이 라벨링을 수행하였다. 묘지의 경우 봉분(시신 위로 흙을 높게 덮은 것)을 기준으로 라벨링 할 경우, 봉분과 비슷한 형태의 나무(위에서 본 영상) 또는 농지의 흙더미 등을 모은 토양을 봉분으로 인식하여 묘지로 오검출 할 확률이 높았다. 최근에는 화장으로 인한 평장(화장한 유골을 땅속에 봉분 없이 평평한 상태로 매장, 그림 3)이 늘고 있어 각각의 봉분, 평장보다는 무덤 영역의 전체를 대상으로 라벨링하였다(그림 2a). 태양광 시설은 형태가 건물 옥상이나 지붕에 단독으로 있는 경우와(그림 2b), 순수 태양광 시설만 모아 설치되어 있거나 항공영상 측정 상황에 따라 겹쳐 보이는 영상으로 분류하여 라벨링하였다. 건물은 일반 주택, 컨테이너 창고, 축사, 정자 등을 대상으로 라벨링하였다(그림 2c). 온실은 그림 2d와 같이 흰색 반투명 또는 검은색 차단막의 아치형태를 대상으로 라벨링하였다.

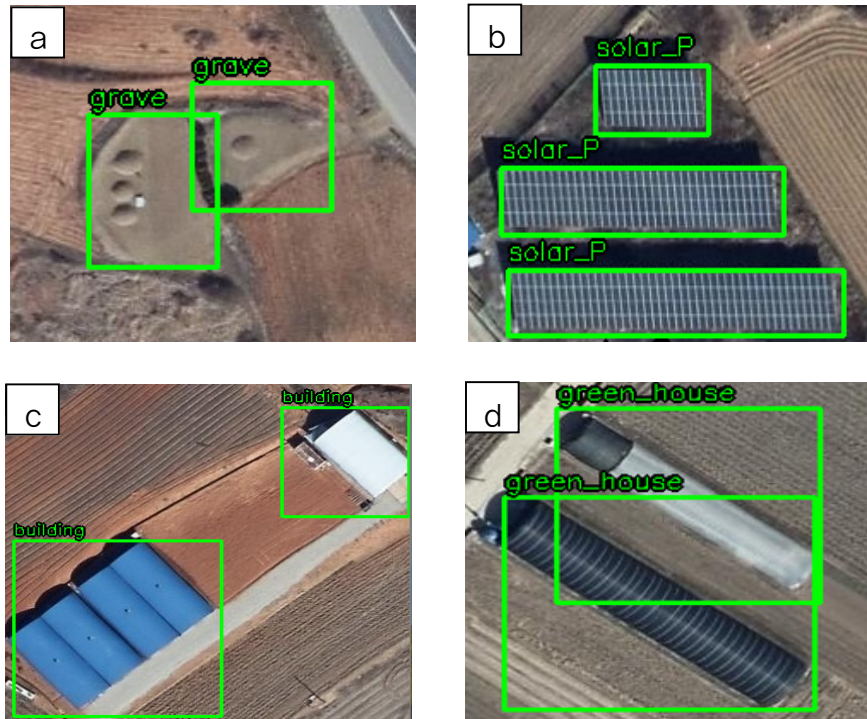


그림 2 객체별 라벨링된 샘플들

* a는 무덤으로 봉분을 둘러싼 주변영역까지 박스에 포함하였다. b는 태양광 시설로 일정한 격자패턴이 있다. c는 건물로 주택, 창고, 컨테이너 등 크기와 모양, 색상이 가장 다양한 객체이다. d는 온실이며 흰색 반투명 혹은 검은색 차단막의 아치형태이다.



그림 3. 평장의 항공사진

출처 : 국토지리정보원 국토정보플랫폼, 2023.

* 평장: 화장한 유골을 땅속에 봉분 없이 평평한 상태로 매장한 무덤의 한 종류

5. 영상 데이터

분할된 2,289개의 영상은 훈련 데이터(train set 1,126장), 검증 데이터(validation set 741장)로 분류하였다. 이러한 분류는 딥러닝 모델 훈련과정에서 영상 데이터의 중복에 따른 과적합(overfitting)을 방지하기 위해 사용된다(Santos and Papa, 2022).

각각의 라벨링 데이터는 표2와 같이 건물 10,441개, 묘지 3,775개, 온실 2,682개, 태양광 시설 8,977개(총 25,875)다. 영상내 라벨된 폐경지의 분포는 편차가 있어 훈련, 검증 테스트 데이터에 균일하게 배치가 어려웠다. 각 그룹의 라벨 데이터 배치는 영상내 건물의 빈도수를 기준으로 6(훈련):4(검증)로 배치하였다. 관련 작업은 Matlab(R2022a)으로 수행하였다.

표 2. 객체별 데이터 개수

폐경기 유형	라벨이름	훈련 데이터 개수	검증데이터 개수	Total
건물	Building	6544	3897	10441
태양광 시설	Solar_P	3842	5135	8977
온실	Green_house	1389	1293	2682
묘지	Grave	2504	1271	3775

* Code는 라벨링 작업시 Matlab에 부여한 객체의 번호이다.

6. 모델 평가

본 연구에서는 탐지된 객체(폐경기 후보지)를 평가하기 위해 평균 정밀도(mean average precision, mAP)를 활용하였다. 정밀도(Precision)는 모델이 실제 정답지(True Positive + False Positive)에서 검출 대상을 맞춘 개수(True Positive)를 확인하는 것으로 검출 대상만을 잘 찾아내는지(지정된 폐경기만 잘 탐지하는지)를 의미한다. 곧 False Positive을 최소화하는 것이 목표이므로 폐경기 이외에 나머지 검출이 최소화되었는지를 알아보는 지수이다. 재현율(recall)은 모델이 목표한 대상만을 예측한 결과(True Positive + False Negative) 중에 검출 대상을 맞춘 개수(True Positive)를 나타낸다. False Negative을 최소화하는 것이 목표이므로 검출된 것에 폐경지는 무조건 포함되었는지 알아보는 지수이다. 정밀도와 재현율의 관계는 정밀도-재현율 곡선(precision-recall curve)으로 각 클래스에 대한 평균 정밀도(Average Precision, AP)를 계산한다. 이후, 전체 클래스에 대한 AP의 평균을 구하여 mAP 값을 도출한다(Choi and Lee, 2024). 본 연구에서는 (1)과 같이 정답 바인딩 박스와 예측한 바인딩 박스의 전체 면적에서 교집합 비율, 즉 Intersection Over Union(IoU, Area of Overlap/Area of Union)을 사용하여 모델의 정확도를 평가한다. mAP@0.5는 IoU가 0.5 이상일 때 mAP값을 의미하며, mAP@0.5값이 1에 가까울수록 모델의 탐지 능력이 우수함을 나타낸다(Choi and Lee, 2024). mAP 평가 지표 중 Common Object in Context (COCO)와 Patten Analysis, Statistical Modeling and Computational Learning Object Classes (PASCAL VOC) 방식이 있다. COCO는 다양한 IoU 임계값 0.5~0.95를 0.05 간격으로 평균 정밀도를 제공하는 반면, PASCAL VOC는 주로 0.5 IoU 임계값에서의 평균 정밀도를 계산한다(Redmon *et al.*, 2016). 본 연구에서는 PASCAL VOC에 비해 더 세밀한 결과값을 확인할 수 있는 COCO mAP@0.5 기준으로 4가지 폐경기 조건(건물, 묘지, 온실, 태양광 시설) 검출 성능을 평가하는데 초점을 두었다.

III. 결과 및 고찰

1. 연구 결과

YOLO 시리즈의 모델들은 다양한 크기와 처리 능력에 맞춰 조정 가능한 다수의 버전(N/S/M/L/X)을 제공하는데 각 버전은 복잡도에 따른 차이가 있으며, 다양한 시스템 환경과 탐지하려는 대상의 복잡도에 맞게 적용할 수 있다는 장점을 가진다(Terven and Cordova-Esparza, 2023). 표 3은 1280 pixel Size에 대한 YOLOv5의 5n6~5x6까지 다양한 크기에서 mAP@0.5 값을 나타낸 것이다. 약 11,596개의 검증 데이터 셋을 기준으로 평가하였을 때, YOLOv5n(가장 가벼운 모델)부터 YOLOv5x(가장 무거운 모델)까지 탐지 성능에서의 차이는 크지 않았다. 항공영상에서 물체를 탐지 및 분류를 수행할 때 다양한 유형의 객체, 흐릿한 형태, 조명의 변화, 배경 노이즈 및 영상의 기하학적 변환 등의 요인은 객체 탐지의 문제를 복잡하게 한다(Pavlov and Galeeva, 2019). 그러나 본 연구에서는 4가지

객체로 분류하여 사용된 데이터 세트의 크기가 크지 않았고 데이터 분할을 통해 영상 해상도를 유지시켰기에 구조가 단순한 YOLOv5n 사이즈만으로도 높은 정확도 0.798이 나온 것으로 사료된다. Park *et al.* (2022)은 본 연구 데이터의 10배 이상인 COCO(약 123,000장)를 기준으로 평가하였을 때, YOLOv5n부터 YOLOv5x까지 갈수록 탐지 성능은 향상되었지만 탐지 속도는 떨어진 결과를 도출하였다. 이처럼 모델 구조의 복잡도와 탐지 속도는 절충(tradeoff) 관계에 있다고 할 수 있다. 모델의 복잡도가 높은 경우, 데이터량이 충분하지 않으면 과적합(overfitting)이 발생할 수 있다(Huang *et al.*, 2017). 반대로 데이터양이 많지 않다면 구조가 단순하고 우수한 성능이 나타나는 모델을 사용하는 것이 바람직하다(Park *et al.*, 2022).

그림 4a는 정답지, b는 데이터를 학습시킨 후 예측한 결과이다. 표 4는 시험평가 성능을 각 그룹별 정밀도와(p), 재현율(R), mAP@0.5값으로 나타낸 것이다. 그중 묘지와 태양광 시설이 0.8 대의 높은 탐지 성능을 보였다. 묘지(grave)의 경우 봉분, 평장, 납골묘당 등 형태가 다양하나,

표 3. YOLOv5를 이용한 검증 데이터 결과

YOLO 모델 유형	영상크기(pixels)	mAP(0.5:0.95)	mAP(0.5)
YOLOv5n6	1024	0.4	0.798
YOLOv5s6	1024	0.407	0.786
YOLOv5m6	1024	0.406	0.788
YOLOv5l6	1024	0.414	0.797
YOLOv5x6	1024	0.414	0.788



그림 4. 데이터 라벨링 정답지(a)와 예측 결과(b)

* a는 라벨링한 정답지, b는 모델 학습시킨 후 예측한 결과이다.

묘지 주변의 조성된 환경까지 라벨링하였기 때문에 전체 영역의 일괄된 특징을 도출해 낼 수 있어 학습 결과가 다소 높게 나타난 것으로 사료된다. 태양광 시설(solar P)은 설치 구역마다 크기와 길이는 다양하나 통용된 규격의 패턴(격자무늬)을 가지고 있어 탐지 정확도가 높게 나올 수 있었다. 온실(green house)은 흰색 반투명, 차단막을 친 검은색의 긴 아치형태를 기준으로 라벨링을 하였는데 간혹 축사나 비닐하우스와 붙어있는 농막 형태의 건물이 온실로 인식되는 경우도 있었다. 건물(building)은 형태와 색상이 제일 다양한 클래스지만 영상에서 확인할 수 있는 데이터가 가장 많았다. 실제 라벨링 개수도 10,441개로 가장 많은 클래스다. 이는 데이터가 많을수록 복잡한 패턴이나 미세한 차이를 잘 인식할 수 있어 모델이 더 정교한 특징을 학습하는 데 유리하고 특정 데이터에 과적합될 가능성이 줄어들기에 높은 정확도를 확인할 수 있었다.

전반적인 성능을 나타내는 지표인 mAP@0.5는 그림 5의 PR곡선 아래 면적을 통해 계산되었으며, 모든 클래스에서 평균 0.79의 유의미한 결과를 나타내었다.

2. 고찰

본 연구결과는 직불조사 업무 중 기존의 항공영상에서 폐경지를 후보 지역을 자동으로 찾아주어 업무효율을 증가시키는데 활용할 수 있을 것이다. 모델이 폐경기 후보 지역을 표시하면, 담당자가 확인을 통하여 현장조사를 수행할 것인지 여부를 결정할 것이다. 만약 관리자가 확인하였을 때 오검출일 경우에는 현장조사에 제외하면 되지만, 폐경지를 놓치게 되면 그만큼 직불금이 더 지급이 되어버리는 손실이 발생한다. 그러므로 본 모델의 성능을 평가 기준은 정밀도보다는 재현율(예측된 결과 중 폐경

표 4. YOLOv5를 사용하여 검증된 데이터의 각 클래스 결과

폐경기 유형	라벨명	정밀도(Precision)	재현율(Recall)	mAP(0.5:0.95)	mAP(0.5)
All	All	0.79	0.738	0.4	0.798
건물	Building	0.784	0.745	0.392	0.794
태양광 패널	Solar_P	0.736	0.846	0.461	0.851
온실	Green_house	0.797	0.653	0.385	0.738
묘지	Grave	0.844	0.708	0.362	0.811

* 정밀도와(Precision), 재현율(Recall), 평균정밀도(mAP@0.5)

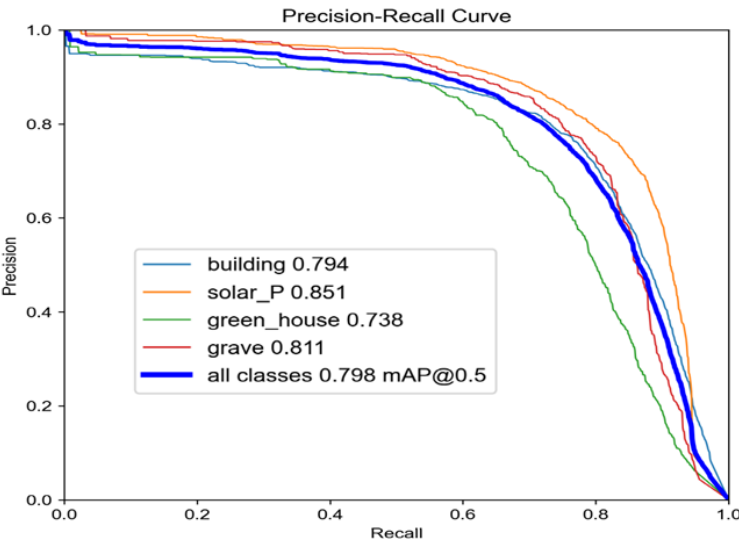


그림 5. mAP@0.5의 PR곡선

* X축은 재현율, Y축은 정밀도를 나타낸다. PR곡선은 모델이 다양한 임계값에서 얼마나 잘 예측하는지 시각화하는 데 유용하다.

지는 반드시 포함)에 더 중점을 두고 평가를 해야 할 것이다. 건물, 태양광 시설, 묘지의 경우 정밀도가 0.7 이상으로 나타났다. 특히 태양광 시설은 높은 재현율(0.846)을 갖으며, 다른 폐경지 보다 명확한 패턴의 형태가 있어 재현율이 높은 것으로 판단된다. 온실의 경우 가장 낮은 재현율(0.653)이 나타났다. 온실은 농지에서 대부분이 비닐하우스 형태로 존재하고, 소수의 유리온실, 비닐하우스에 차광막(검은색, 녹색)을 친 경우 등을 검출하지 못해 재현율이 낮은 것으로 판단된다. 반면, 정밀도는 가장 높게(0.844) 나타났는데, 이는 대부분이 농지에서 확인할 수 있는 흰색 비닐하우스 형태가 잘 검출되어 높아진 것으로 판단된다. 결국 온실의 경우는 다양한 종류의 차광막이 쳐진 데이터가 추가되어야 재현율이 향상될 것으로 판단된다.

본 연구를 기반으로 다양한 형태의 폐경지를 모델에 학습시킨다면 결과의 신뢰성을 높일 수 있을 것이다. 현재 직불관련 업무는 폐경지 검증을 위한 현장 확인 시 지적도를 통해 농지의 지번, 지목, 면적을 등을 확인한다. 추후 GIS 기술을 활용하여 최신 위성, 드론 영상을 기반으로 지적도와 폐경지 검출 모델을 연계한다면 직불관련 업무를 효율적으로 수행할 수 있을 것이라 판단된다.

IV. 결론

본 연구에서는 효율적인 농지 내 폐경지 후보지 탐지를 수행하기 위해 항공영상을 기반으로 YOLOv5를 모델을 적용하였다. 전복, 전남, 경북지역의 농경지 내 폐경으로 분류할 수 있는 건물, 온실, 묘지, 태양광 시설을 라벨링하고 학습시킨 뒤 성능평가를 하였다. 2,289개 분할 영상에서 얻은 라벨링 데이터 14,297개를 학습한 후 741개 검증 데이터로 얻은 11,596개 라벨링 데이터로 mAP성능 시험을 실시한 결과 all classes에서 mAP@0.5가 0.798로 양호한 탐지결과를 보여주었다. 실제 활용이 업무에 활용 가능한 수치인 재현율을 확인하였을 때, 건물(0.745), 묘지(0.708) 온실(0.653), 태양광 시설(0.846)로 나타났으며, 태양광 시설 검출은 매우 활용성이 높을 것으로 판단된다. 반면 온실의 경우 낮은 재현율을 보였는데, 이는 흰색 비닐하우스를 중점적으로 검출 가능하며, 다양한 차광막이 설치된 비닐하우스는 데이터 부족으로 인한 학습이 부족한 것으로 판단된다.

공익직불제가 시행된 이후 농지 형상 및 기능을 확인하는 방법은 조사원이 항공영상에서 수작업으로 변경된 농지를 찾고, 직접 현장 확인을 하여 폐경지 여부를 검증하는 것이다. 본 연구를 통해 학습된 폐경지 후보지를 검출 모델을 통해 폐경지 후보 지역을 조사원에게 제공한다면, 농지 현장 확인 업무에 소요되는 시간과 노동력을 줄여 공익직불관리 업무에 유용하게 활용될 수 있을 것으로 기대한다.

감사의 글

본 연구는 국립농산물품질관리원 시험연구사업(세부 과제명: 컬러 및 초분광 드론을 이용한 작물판독 기술 고도화)의 지원을 받아 수행하였음.

참고문헌

- 김하영·나라·주동혁·최규훈·오윤경, 2022, “YOLO v2를 이용한 고해상도 항공영상에서의 태양광발전소 탐지 방법 연구,” 농촌계획, 28(2), 87-96.
- 박강현·윤유정·강종구·김근아·최소연·장선웅·박수호·공신우·곽지우·이양원, 2022, “YOLOv5와 YOLOv7 모델을 이용한 해양침적쓰레기 객체탐지 비교평가,” 대한원격탐사학회지, 38(6), 1643-1652.
- 박기홍·홍일영, 2017, “보급형 회전익 무인항공기를 이용한 토지행정 지원 연구,” 한국지리학회지, 6(1), 93-100.
- 임윤교·윤유정·강종구·김서연·정예민·최소연·서영민·이양원, 2023, “YOLO를 이용한 SAR 영상의 선박 객체 탐지: 편파별 모델 구성과 정확도 특성 분석,” 대한원격탐사학회지, 39(5), 997-1008.
- Alrasheedi, F, Zhong, X., and Huang, P.C., 2023, Padding module: Learning the padding in deep neural networks, *IEEE Access*, 11.
- Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., and Malik, J., 2014, Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation, *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, June 24-27, Ohio, United States,

- 580-587.
- Huang, G., Liu, Z., Van Der Maaten, L., and Weinberger, K.Q., 2017, Densely connected convolutional networks, *Proceedings - 30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2017*, July 22-25, Hawaii, USA, 4700-4708.
- Kim, J.S. and Hong, Y., 2021, Analysis of building object detection based on the YOLO neural network using UAV images, *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, 39(6), 361-392.
- Parhar, P., Sawasaki, R., Todeschini, A., Vahabi, H., Nusaputra, N., and Vergara, F., 2022, HyperionSolarNet: Solar panel detection from aerial images, *ArXiv Preprint ArXiv:2201.02107*.
- Park, C.W. and Jung, H.S., 2022, Detection of urban trees using YOLOv5 from aerial images, *Korean Journal of Remote Sensing*, 38(6), 1633-1641.
- Park, G., Youn, Y., Kang, J., Kim, G., Choi, S., Jang, S., Bak, S., Gong, S., Kwak, J., and Lee, Y. 2022, A comparative study on the object detection of deposited marine debris (DMD) using YOLOv5 and YOLOv7 models, *Korean Journal of Remote Sensing*, 38(6), 1643-1652.
- Pavlov, V.A. and Galeeva, M.A., 2019, Detection and recognition of objects on aerial photographs using convolutional neural networks, *Journal of Physics: Conference Series*, 1326(1), 12038.
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., and Farhadi, A., 2016, You only look once: Unified, real-time object detection, *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, June 27-30, Lasvegas, USA, 779-788.
- Santos, C.F.G.D. and Papa, J.P., 2022, Avoiding overfitting: A survey on regularization methods for convolutional neural networks, *In ACM Computing Surveys*, 54(10), 1-25.
- Shreyas Dixit, K.G., Chadaga, M.G., Savalgimath, S.S., Ragavendra Rakshith, G., and Naveen Kumar, M.R., 2019, Evaluation and evolution of object detection techniques YOLO and R-CNN, *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 8(2S3).
- Terven, J. and Cordova-Esparza, D., 2023, A comprehensive review of YOLO: From YOLOv8 and beyond, *Machine learning & knowledge extraction*, 5, 1680-1716.
- Xu, Y., Wu, L., Xie, Z., and Chen, Z., 2018, Building extraction in very high resolution remote sensing imagery using deep learning and guided filters, *Remote Sensing*, 10(1), 144.
- Yoo, S., Kim, C. H., Kwon, Y., Choi, W., and Sohn, H.G., 2022, Automatic building extraction using SpaceNet building dataset and context-based ResU-Net, *Korean Journal of Remote Sensing*, 38(5-2), 685-694.
- Yoon, B., Seong, S., and Choi, J., 2023, Detection of plastic greenhouses by using deep learning model for aerial orthoimages, *Korean Journal of Remote Sensing*, 39(2), 183-192.
- 국가법령정보센터, 농업·농촌 공익기능 증진 직접지불제도 운영에 관한 법률, <https://www.law.go.kr>
- 통계청, 2023년 농경지 면적 조사 결과, <https://kostat.go.kr/anse/>
- 한국농촌경제연구원, 휴경농지 현황과 정책 방향, <https://repository.krei.re.kr/handle/2018.oak/14918>
- CS231n, Solar Panel Detection on Satellite Images: From Faster R-CNN to YOLOv10, <https://cs231n.stanford.edu/2024/reports.html>
- Github, YOLOv5, <https://github.com/ultralytics/yolov5>
- 교신 : 박은수, 39660, 경북 김천시 용전로 141 농관원 시험연구소, 품질조사과(이메일: besoo12@korea.kr)
- Correspondence: Eunsoo Park, 39660, 141, Yongjeon-ro, Gimcheon-si, Gyeongsangbuk-do, Korea, Experiment Research Institute, National Agricultural Products Quality Management Service (Email: besoo12@korea.kr)
- 투고접수일: 2024년 11월 30일
 심사완료일: 2024년 12월 22일
 게재확정일: 2024년 12월 30일