

YOLOv5 기반 유해조수 퇴치 알고리즘

김선민[†], 김헌주, 심춘보, 정세훈
순천대학교

Harmful Tide Eradication Algorithm Based on YOLOv5

Seon-Min Kim, Heon-Ju Kim, Chun-Bo Sim, Se-Hoon Jung

Sunchon National University

E-mail : tjals5081@naver.com

요 약

농업환경에서 유해조수로 인한 농작물 피해가 지속해서 발생하고 있으며, 유해조수 퇴치 알고리즘 연구도 그에 비례해서 진행되고 있다. 기존 시스템은 특정 유해동물에 초점을 맞춰 농작물 피해를 어느 정도 줄였지만, 이와 별개로 인명 피해도 발생한 사례가 있다. 본 연구는 농업환경에서 유해조수로 인한 농작물 피해방지 및 인명 피해 감소에 효과적인 알고리즘을 제안한다. AI Hub 데이터와 커스텀 데이터를 이용하여 모델을 학습했다. 제안하는 방법은 작은 크기의 객체도 잘 탐지했으며, 농작물에 미치는 피해를 최소화하여 농업 생산성을 향상시키는데 기여할 것으로 기대한다.

I. 서 론

농촌에서는 해마다 유해조수에 의한 피해가 지속해서 발생하고 있다[1]. 이러한 문제는 농작물에 큰 피해를 주어 농업 생산성이 저하되고, 농민들의 경제적 부담을 야기한다. 농촌 지역에서는 이미 다양한 방식으로 유해조수 퇴치를 시도하고 있음에도 인명피해가 발생하는 등 한계가 있다[2]. 이에 따라, 체계적인 유해조수 퇴치 기술 및 방안이 필요하다.

본 연구는 유해조수에 의한 피해 방지와 인명 피해 감소를 위한 효과적인 유해조수 퇴치 알고리즘을 제안한다. 구체적으로 YOLO(You Only Look Once)v5를 이용해 커스텀 데이터를 포함한 데이터셋을 훈련시켰으며, 모든 객체 탐지 작업에서 평균 정밀도(Precision) 90% 이상의 성능을 보였다. 본 연구를 통해 농장의 경제적 부담을 줄이고, 유해조수 퇴치 한계를 극복하여, 유해조수에 의한 피해방지 및 인명 피해 감소에 기여하고자 한다.

II. 관련 연구

[3]의 연구는 조류 데이터를 학습해 탐지된 객체 영역들 중 조류의 존재여부를 판단했다. 해당 연구는 조류 이미지를 YOLOv4로 학습했다. 탐지된 객체 영역들 중 조류의 존재여부를 판단하여 조류가 식별될 경우 메시지를 출력하도록 설계했다.

[4]의 연구는 멧돼지가 출몰했을 때만 퇴치 동작을 시행하여 신뢰성과 그 외 농민이 겪을 수 있는 소음 문제를 개선했다. 해당 연구는 기존 센서형 시스템의 문제인 멧돼지 인식에 대한 부분을 해결하고, 4가지 퇴치 동작을 이용하는 유해조수 퇴치기를 개발했다.

[5]의 연구에서는 유해조수로부터 발생하는 농작물 피해 방지를 위한 시스템을 구성했다. 해당 시스템은 PIR(Passive Infrared Sensor) 센서를 활용하여 움직임을 감지하고, YOLOv4를 사용하여 유해조수를 판별한다. 판별 시 사용자에게 동물이 출몰했다는 알람을 모바일로 전송하는 동시에 스피커를 통해 초음파를 발사하여 유해조수를 퇴치하는 시스템이다. 이를 통해 유해조수로부터 발생할 수 있는 병해충 피해를 예방

할 수 있을 것으로 기대한다.

III. 제안 하는 방법

3.1. 객체 탐지를 위한 YOLOv5

객체 탐지 알고리즘을 선택하는 과정에서 널리 사용되는 YOLO를 활용한다. 객체 탐지 알고리즘은 One-Stage Detector와 Two-Stage Detector로 나뉜다. YOLO는 One-Stage Detector 중 하나로, 빠른 인식 속도와 높은 탐지 정확도를 유지하는 특징이 있다. 이는 유해조수를 신속하게 탐지해 농작물 피해를 최소화하는데 필수적이다. 따라서 유해조수 탐지 모델을 설계하기 위한 필요사항과 부합하다. 그림 1은 YOLOv5의 구조다.

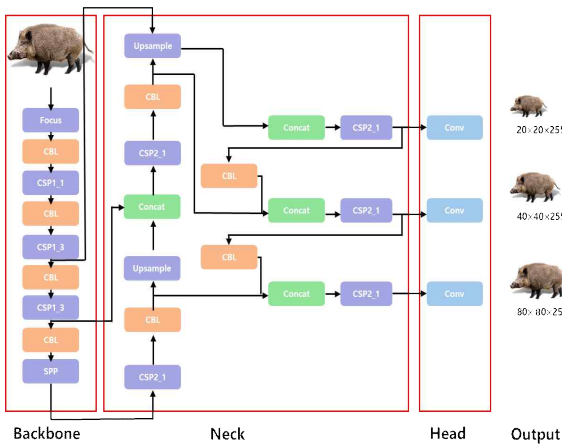


그림 1. YOLOv5 구조

YOLO 알고리즘 시리즈 중 YOLOv5를 선택한 이유는 비교적 높은 정확도와 빠른 인식 속도를 제공하기 때문이다. 또한, 가볍기도 해서 제한된 컴퓨팅 리소스를 가진 환경에서도 실시간 탐지를 할 수 있다.

YOLOv5는 입력 영상을 그리드 형태로 분할하고, 객체를 탐지한다. 이는 다수의 객체를 한 번에 탐지하고 예측하는데 효과적이다.

3.2. 데이터셋 구성

AI Hub에서 제공하는 야생동물 활동 영상 데이터, Small Object Detection을 위한 이미지 데이터[6][7], 커스텀 데이터를 수집하고 구축했다. 커스텀 데이터는

조류 객체의 크기가 확대된 이미지와 객체의 특징이 잘 드러난 이미지 위주로 구성되었다. 추가적으로 각 이미지에 바운딩 박스를 지정하고, 증강했다.

Small Object Detection을 위한 이미지 데이터셋에서 11가지 조류 객체로 구성된 이미지 데이터 중 농작물 피해 비율이 비교적 높은 4가지 객체의 데이터만 사용했다. 또한 야생동물 활동 영상 데이터셋 내 2가지 포유류 객체로 이루어진 데이터와 직접 수집하고 증강한 데이터를 사용한다. 기존에 수집했던 데이터셋 정보는 표 1과 같다.

표 1. 수집한 데이터셋 구성

Category	Day	Night
Wild boar	16,888	21,412
Roe deer	20,815	17,877
Magpie	541	-
Goose	151	-
Mallard duck	687	-
Sparrow	590	-
Total	78,961	

고라니와 멧돼지 데이터는 조류 데이터보다 많기 때문에 약 3,000장의 데이터만 사용한다. 조류의 데이터가 포유류 데이터보다 부족하여 객체 불균형을 방지하기 위해 조류 데이터에 대한 커스텀 데이터를 수집하여 보강했다. 표 2는 커스텀 데이터를 포함한 데이터셋 구성이다.

표 2. 커스텀 데이터를 포함한 데이터셋 구성

Category	Day	Night
Wild boar	1,667	2,129
Roe deer	1,934	1,208
Magpie	829	-
Goose	404	-
Mallard duck	838	-
Sparrow	740	-
Total	9,749	

3.3. 평가 지표

mAP(Mean Average Precision)를 사용해 성능을 평가한다. PR-Curve(Precision-Recall Curve)를 통해 곡선 아래 면적을 계산하여 각 객체에 대한 AP(Average Precision)를 계산하고, 모든 객체의 AP

의 값을 평균으로 하는 mAP를 계산한다. 본 연구는 mAP@0.5를 기준으로 성능을 평가했다. mAP@0.5는 IoU(Intersection over Union)이 0.5 이상일 때의 평균 정밀도를 나타낸다. IoU는 예측된 바운딩 박스와 실제 바운딩 박스의 오버랩 정도를 측정하는 지표이다.

PR-Curve는 탐지된 객체 중 정확히 탐지한 객체 비율을 나타내는 Precision과 실제 객체 중에서 탐지된 객체의 비율을 나타내는 Recall 간의 곡선을 나타낸다. 임계값에 따른 Precision과 Recall의 변화를 시각적으로 나타낸 PR-Curve를 통해 객체 인식 및 탐지 기술의 성능을 평가할 수 있는 Precision과 Recall 간의 관계를 확인할 수 있다.

IV. 실험 및 결과

본 연구에서는 커스텀 데이터를 수집하기 전 데이터를 YOLOv5 모델로 학습했다. YOLOv5 모델은 Small, Medium, Large로 나누어지며, 각각에 대하여 학습을 진행했다. 크기가 커질수록 속도가 느려지고, 정확도가 향상된다는 사실을 확인했고, 모델 크기별로 AI Hub에서 제공하는 데이터셋을 기준으로 학습했다.

YOLOv5 모델 크기별 테스트 결과, YOLOv5의 객체 탐지 성능이 높아 YOLOv5를 대표 모델로 사용했다.

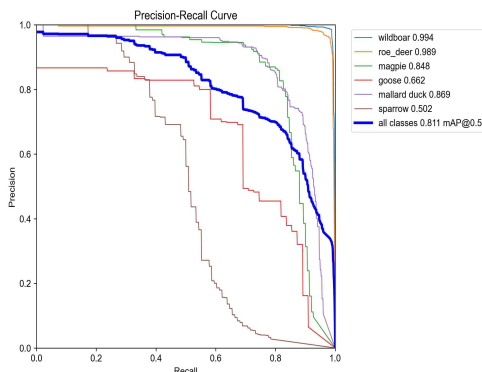


그림 2. AI Hub에서 제공하는 데이터셋으로 훈련한 모델의 PR-Curve

그림 2는 AI Hub에서 제공하는 데이터셋으로 훈련한 모델의 PR-Curve이다. 포유류 객체는 비교적 데이터 수가 많고, 객체 크기도 커서 탐지 시 신뢰도

(Confidence)가 98% 이상으로 확인됐다. 하지만 조류 객체의 경우 객체가 작고, 데이터 수 또한 적기 때문에 예측한 객체의 신뢰도가 낮다.

조류 객체의 신뢰도를 높이기 위해 추가로 커스텀 데이터를 수집했고, 객체 탐지 정확도를 높이기 위해 조류 객체의 크기를 확대한 이미지를 위주로 수집한 뒤 증강했다. Train Set에 증강시킨 이미지를 추가했고, Test Set에 확대된 이미지를 사용하지 않고 실제 환경과 유사한 이미지로만 성능을 평가했다.

데이터셋으로 훈련된 모델의 mAP@0.5는 0.811로 모든 객체 탐지 작업에 대한 평균 정밀도가 81.1%임을 의미한다. 가장 높은 예측 신뢰도를 기준으로 Goose 객체의 예측 신뢰도는 0.322만큼 낮았으며, Sparrow 객체의 예측 신뢰도는 0.492만큼 낮았다.

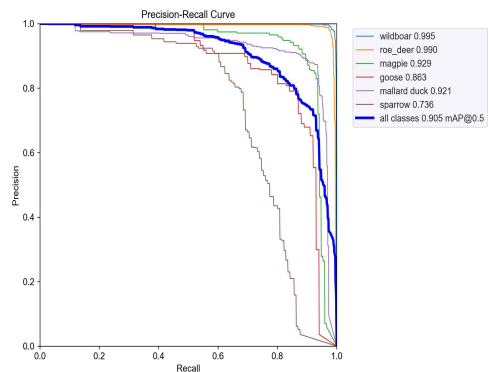


그림 3. 커스텀 데이터를 추가해 훈련한 모델의 PR-Curve

그림 3은 커스텀 데이터를 추가해 훈련한 모델의 PR-Curve이다. Sparrow 객체는 높은 탐지 성능은 아니지만 이전 PR-Curve보다 더 높은 성능을 달성했다. 또한 객체 자체가 다른 객체보다 크기가 작아 상대적으로 낮은 성능을 보였다고 사료된다.

커스텀 데이터 추가 후 훈련된 모델의 mAP@0.5는 0.905로 모든 객체 탐지 작업에 대한 평균 정밀도가 90.5%임을 의미한다. 이전 PR-Curve보다 Goose 객체의 예측 신뢰도는 0.201만큼 향상됐고, Sparrow 객체의 예측 신뢰도는 0.234만큼 향상됐다. 결과적으로 Goose 객체의 예측 신뢰도는 0.863까지 높였고, Sparrow 객체의 예측 신뢰도는 0.736까지 높였다.

V. 결 론

본 연구에서는 YOLOv5 모델에 AI Hub에서 제공하는 유해조수 데이터와 커스텀 데이터를 학습시킨 유해조수 퇴치 알고리즘을 설계하고 구현했다. 결과적으로 모델이 객체를 탐지했을 때 입력된 이미지로부터 유해조수를 올바르게 탐지하는지 확인했다.

사용된 YOLOv5 모델은 객체를 탐지하는데 있어 객체의 크기가 작으면 정확도가 떨어지는 것을 확인할 수 있었다. 따라서 객체의 크기가 확대된 이미지를 추가로 훈련시켜 모델의 정확도를 높였다.

제안하는 알고리즘은 농업환경에서 유해조수에 의한 농작물 피해를 방지하고, 농업 생산량 증가에 기여할 것으로 기대한다.

감사의 글

“본 연구는 2023년도 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW중심대학사업 지원을 받아 수행되었음”

References

- [1] Ministry of Environment's Biodiversity and Yearly Harmful Wildlife Damage Status, Apr. 2023.
- [2] YTN NEWS, https://www.ytn.co.kr/_ln/0115_202207131828239913, July. 2022.
- [3] S. Park J. Lee B. Song J. Park C. Sin and Y. Jo “Harmful Tide Intrusion Detection Model Using YOLO,” *The Korean Information Processing Society*, Vol. 28, No. 2, pp. 51-53, 2021.
- [4] Y. Ha J. Sim “Wild Animal Repellent System For Prevention of Crop Damage By Wild Boar,” *The Korean Multimedia Society*, Vol. 24, No. 2, pp. 215-211, 2021.
- [5] H. Sin H. Choi G. Go and H. Yeo “Deep Learning Based in Vermin Repelling Syetem,” *The Journal Institute of Communication and Information Science (KICS)*, pp. 398-399, 2022.
- [6] AI Hub, <https://www.aihub.or.kr/aihubdata/data/view.do?currMenu=&topMenu=&aihubDataSe=realm&dataSetSn=645>
- [7] AI Hub, <https://www.aihub.or.kr/aihubdata/data/>

[view.do?currMenu=&topMenu=&aihubDataSe=realm&dataSetSn=476](https://www.aihub.or.kr/aihubdata/data/view.do?currMenu=&topMenu=&aihubDataSe=realm&dataSetSn=476)