

YOLO 를 이용한 유해조수 침입 감지 모델

박성호, 이진성, 송보미, 박장우, 신창신, 조용윤*

*순천대학교 정보통신공학과

20187102@s.scnu.ac.kr, 20164345@s.scnu.ac.kr, qhal2334@naver.com,

jwpark@scnu.ac.kr, csshin@scnu.ac.kr, yycho@scnu.ac.kr

Harmful Tide

Intrusion Detection Model Using YOLO

Seong-Ho Park, Jin-Seong Lee, Bo-Mi Song, Jang-Woo Park, Chang-Sun Shin, Young-Yun Cho

*Dept. of Information and Communication Engineering, Suncheon National University

요 약

유해조수에 의한 농작물 피해규모는 2015년 106억원, 2017년 126억원에 이어 2019년 137억원으로 해마다 늘어나고 있다. 유해조수 중 조류에 의한 피해는 농작물 외에도 항공기, 전기/통신망, 양식장에 이르기까지 다양한 산업분야에서 발생한다. ICT 기술은 유해조수에 의한 농작물 및 시설물의 피해를 줄이기 위한 효과적인 방안을 제시할 수 있다. 본 연구에서는 이미지 인식 및 분석 기술을 이용하여 유해조수 감지 및 피해방지를 위한 YOLO 기반의 감지 모델을 설계 후 유해조수 중 조류에 적용하여 테스트했다. 제안하는 모델은 여러 산업분야에서 유해조수 피해 방지를 위한 다양한 응용 개발에 활용될 수 있다.

1. 서론

유해조수로 인한 피해는 매년 증가 추세를 이어나가고 있다. 과거 야생동물 남획을 막기 위해 야생동물 보호법이 제정되어 야생동물의 개체수가 급격히 증가했고, 이에 따라 유해조수로 인한 농가, 어촌의 피해가 증가했다. 유해조수 중 조류는 농촌, 어촌뿐만 아니라 항공기 사고의 원인이 되기도 한다. 유해조수로 2018년 118억원의 피해가 발생했고, 이중 조류로 인한 발생액은 전체의 약 22%를 차지하는 26억원으로 추산되었는데, 이에 항공기의 피해까지 더해지면 더욱 많은 피해가 발생한 것으로 볼 수 있다. 또, 항공기 사고의 경우 인명피해로도 이어질 수 있다. 본 논문에서는 YOLO 를 이용한 유해조수 침입 감지 모델에 관하여 연구하고, 유해조수 중 조류를 대상으로 테스트했다.

2. 관련 연구

2.1 객체 탐지(Object Detection)[1]

객체 탐지는 이미지 혹은 동영상에서 특정 계열의 시맨틱 객체 인스턴스(사람, 건물, 동물)를 탐지하는 것을 의미한다. 객체 탐지는 기계학습 기반과 딥러닝 기반의 방식으로 분류된다. 기계학습 기반의 경우 일차적인 알고리즘을 통해 객체를 탐지한 후 SVM(서포트 벡터 머신)등의 기법을 이용하여 분류하는 동작이

필요하지만, 딥러닝 기반의 경우 탐지 알고리즘을 구체적으로 정의하지 않아도 객체 탐지를 할 수 있다. 최근 객체 탐지는 주로 CNN(합성곱 신경망)기반으로 접근하여 객체를 탐지하는 것이 주를 이룬다. 대표적으로 YOLO(You Only Look Once), R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN, SSD 등이 있다.

객체 탐지는 객체의 위치를 탐지하는 localization 과 객체를 분류하는 classification 이 동시, 혹은 순차적으로 수행된다. 동시에 수행하는 것을 One-stage 방식이며 순차적으로 수행하는 것을 Two-stage 방식이며, One-stage 방식에는 Yolo, SSD 등이 존재하며, Two-stage 방식의 경우 R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN 등이 있다. One-stage 가 Two-stage 보다 비교적 빠르지만 정확도가 낮은 것이 특징이다.[2]

2.2 YOLO v4 [3]

YOLO(You Only Look Once)는 Darknet-5 One-stage 방식의 모델로 MS COCO Object Detection Dataset 에서 빠른 속도와 적절한 정확도를 보여준다.

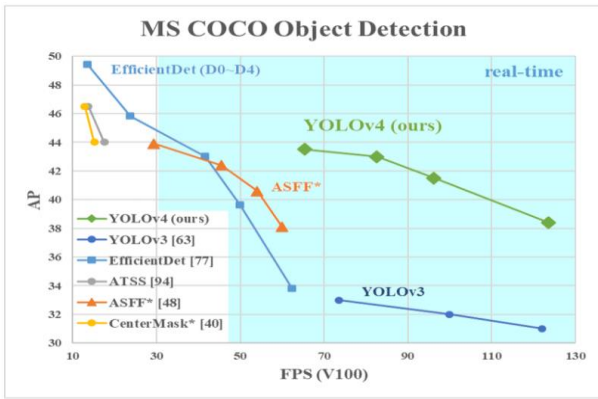


그림 1. Graph of MS COCO Object Detection

YOLO v4는 그림 1을 보면 이전의 YOLO v3와 비슷한 수준의 속도를 보이지만 정확도 측면에서 많은 성능 향상을 보인다. AP(Average Precision: 정확도)와 FPS(Frame Per Second)가 YOLOv3에 비해 각각 10%, 12% 향상되었다.[4]

YOLOv4는 정확도 향상을 위해 2가지 범주에 해당하는 다양한 기법들을 적용하였다. BOF(Bag Of Freebies), BOS(Bag Of Specials)의 2가지 범주의 기법들을 적용한 결과 mini batch size가 성능에 거의 영향을 미치지 않는 것으로 확인되며, 이는 YOLOv4는 고가의 GPU가 불필요함을 의미한다. 즉 범용성과 확장성이 증가함을 의미한다.

3. 조류 침입 감지 모델

본 연구에서는 조류 이미지 학습을 통한 YOLOv4 기반의 조류 침입 감지 모델을 제안한다. 제안하는 조류 침입 감지 모델은 COCO Object Detection Dataset으로 훈련된 YOLOv4 가중치를 고려하였다. 실험 결과, 제안하는 모델은 학습된 조류 이미지에서 육안으로 식별이 불가능한 거리의 조류 검출 및 인식과 구별은 효과적이지 못했으나, 육안으로 식별이 가능할 정도의 조류 이미지에서의 조류 식별은 가능하여 훈련을 위한 조류 이미지의 선택이 중요하다.

```
# 이미지 경로
office = "test/5.jpg"

# 이미지 읽어오기
frame = cv2.imread(office)

# 입력 사이즈 리스트 (yolo에서 사용되는 네트워크 입력 이미지 사이즈)
size_list = [320, 416, 608]

# cname: class_name
frame, cname = yolo(frame=frame, size=size_list[2], score_threshold=0.4, nms_threshold=0.4)

# 여러 classname 안에서 'bird'가 존재하는지 판단.
if 'bird' in cname:
    print('1마리 이상의 새를 감지했습니다.')
else:
    print('새를 인식하지 못하였습니다.')

cv2.imshow("Output_Yolo", frame)
cv2.waitKey(0)
cv2.destroyAllWindows()
```

그림 2. 이미지 내 조류 식별 코드

그림 2는 제안하는 모델에 추가 구현된 조류 식별 코드의 일부를 나타낸다. 이를 통해, 제안하는 모델은 이미지에 조류가 포함되는 경우 cname(class_name)의 'bird' 결과 값에 따라 이미지로부

터 식별된 객체 영역들 중에 조류의 존재여부를 판단할 수 있다.

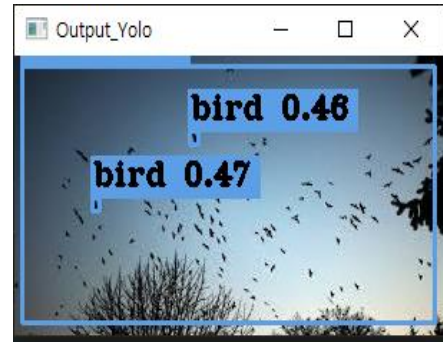


그림 3. 조류 식별 결과 화면

```
===== classes =====
[bird(1)] conf: 0.4589903652667999 / x: 122 / y: 45 / width: 6 / height: 8
[bird(8)] conf: 0.47330254316329956 / x: 54 / y: 85 / width: 5 / height: 8
[bird(19)] conf: 0.5752540826797485 / x: 5 / y: 6 / width: 288 / height: 154
1마리 이상의 새를 감지했습니다.
```

그림 4. 조류 식별 출력 결과

그림 3과 4는 COCO Object Detection Dataset으로 훈련된 YOLOv4의 가중치로 테스트한 결과이다. 그림 4와 같이 1마리 이상의 새를 감지할 경우 화면에 '1마리 이상의 새를 감지했습니다.'라는 메시지가 출력하도록 설계하였다.

4. 결론 및 향후 연구 방향

제안하는 YOLOv4 기반 조류 침입 감지 모델은 COCO Object Detection Dataset을 통한 이미지 인식 학습을 통해 제시된 검증 이미지로부터 조류를 올바르게 검출하는 것으로 실험되었다. 제안하는 모델은 농업환경에서만 아니라 다양한 산업분야에서의 조류 피해 방지를 위한 다양한 응용에 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

현재 제안하는 YOLOv4 기반 모델은 약 200m 거리 정도의 조류 이미지 인식의 제약이 있다. 대부분 실제 농산물 산지나 산업분야의 시설물 및 환경은 200m가 넘는 거리의 작업 범위를 가지고 있다. 따라서, 추후 200m 이상 거리의 조류까지 감지할 수 있도록 제안한 YOLOv4의 모델 고도화 연구가 요구된다. 향후 연구에서는 보다 효과적인 다수의 훈련용 이미지 데이터셋을 확보한 후 재훈련을 진행할 예정이다.

또한, 본 논문에서 제시한 조류 감지 모델과 카메라를 장착한 드론과 같은 비행이동체를 활용하여, 실시간 조류 감지 및 대응 시스템 응용 개발을 연구할 것이다.

Acknowledgement

본 결과물은 농림축산식품부 및 과학기술정보통신부, 농촌진흥청의 재원으로 농림식품기술기획평가원과 스마트팜연구개발사업단의 스마트팜다부처패키지 혁신기술개발사업(421028-3)의 지원과 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 지역지능화혁신인재양

성(Grand ICT 연구센터) 사업의 연구결과로 수행되었
음 (IITP-2021-2020-0-01489)

참고문헌

- [1] 가짜연구소(pseudo lab) 객체 탐지(ObjectDetection)
<https://pseudo-lab.github.io/Tutorial-Book/chapters/object-detection/Ch1-Object-Detection.html>
- [2] 가짜연구소(pseudo lab) 객체 탐지(ObjectDetection)
1.2.1One-Stage Detector, 1.2.2Two-Stage Detector¶
<https://pseudo-lab.github.io/Tutorial-Book/chapters/object-detection/Ch1-Object-Detection.html#id3>
- [3] DARKNET BOOK YOLOv4
https://jjeamin.github.io/darknet_book/part1_paper/yolov4.html
- [4] YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection
<https://arxiv.org/pdf/2004.10934.pdf>