

YOLOv5를 이용한 해양 침적쓰레기 검출 A.I 모델에 대한 연구

왕태수 · 오세영 · 이현서 · 장종욱 · 김민영*

동의대학교

A Study on the A.I Detection Model of Marine Deposition Waste Using YOLOv5

Tae-su Wang · Seyeong Oh · Hyeon-seo Lee · Jongwook Jang · Minyoung Kim*

Dong-eui University

E-mail : better017@naver.com / osy0784@gmail.com / sdsd0114@naver.com /

jwjang@deu.ac.kr / kmyco@deu.ac.kr

요 약

해양 침적 쓰레기는 저서 생태계를 위협하고 유령어업으로 인한 어획량 감소를 초래하여 연간 약 3,700억 원의 피해를 발생시키고 있다. 이를 수거하기 위해서 현재 양방향 음파탐지기와 잠수, 인양틀 등을 이용하여 현황조사를 수행한다. 하지만, 많은 침적 쓰레기를 조사하기엔 조사범위가 적고 인명피해를 불러올 가능성이 있다.

본 논문에서는 실시간 객체 탐지에 적합한 YOLOv5 알고리즘을 활용하여 AI-Hub의 해안 침적 쓰레기 이미지 데이터를 학습시켜 높은 정확도의 해양 침적 쓰레기 감지 인공지능 모델을 구현한 내용을 다룬다.

ABSTRACT

Marine deposition waste threatens the book ecosystem and causes a decrease in catch due to ghost fishing, causing damage of about 370 billion won per year. In order to collect this, a current status survey is conducted using two-way ultrasonic detectors, diving, and lifting frames. However, the scope of the investigation is small to investigate a lot of sedimentary waste, and there is a possibility of causing casualties.

This paper deals with the implementation of a high-accuracy marine deposition detection AI model by learning the coastal sediment image data of AI-Hub using the YOLOv5 algorithm suitable for real-time object detection.

키워드

Marine Deposition Waste, YOLOv5, Deep Learning, Object Detection

1. 서 론

현재 국내 해양쓰레기 발생량은 연간 약 17만 톤으로 추정되며, 해안쓰레기, 부유쓰레기 및 침적쓰레기 상태로 현존하고 있는 해양쓰레기 현존량도 약 15만 톤으로 보고 되고있는 실정이다. 특히 해양쓰레기 현존량 15만 톤 중 해저에 침적된 쓰레기는 약 13만 톤 이상으로 보고되고 있다. 해양 침적 쓰레기는 저서 생태계를 위협하고 유령어업으로 인한 어획량 감소를 초래하여 연간 약 3,700

억 원의 피해를 발생시키고 있다.

해양 침적 쓰레기 수거에는 사전 조사가 필요하며 현재 해양 침적 쓰레기 사전조사 방법은 양방향 음파탐지기, 잠수, 인양틀 등이 있다. 하지만 위 방법들은 각 관계기관의 협조와 기상상태를 고려해야 한다. 또한, 양방향 음파탐지기와 잠수 조사방법은 많은 침적 쓰레기를 조사하기엔 현재 기술 수준(선박 기준 직경 잠수 약 30m, 음파탐지기 약 100m)으로 조사범위가 좁혀져 직접 사람이 깊은 곳에 잠수해서 조사할 때 익사 사고로 인한 인명피해를 초래할 수 있다[1].

본 논문에서는 무인이동체를 이용해 실시간 객

* corresponding author

체 탐지에 적합한 YOLOv5 알고리즘을 활용하여 AI-Hub의 해안 침적 쓰레기 이미지 데이터를 학습시켜 높은 정확도의 해양 침적 쓰레기 감지 인공지능 모델을 구현하였다.

II. 본 론

본 논문에서는 해양 침적 이미지 또는 영상을 이용하여 학습 모델을 이용하여 추론단계를 거쳐 추론 결과를 사용자에게 출력해주는 과정을 연구했다.

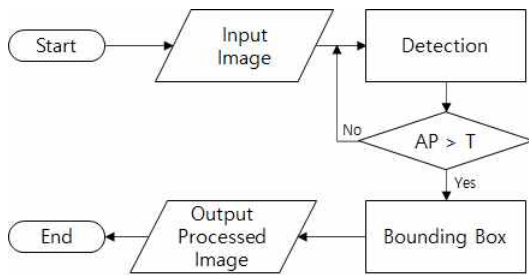


그림 1. 인공지능 알고리즘 흐름도

(그림 1)은 본 논문에서 제시하는 해양 침적 쓰레기를 감지하는 인공지능 모델의 흐름도이다. 이 모델은 수중 무인이동체의 카메라를 통해 바닷속 영상을 실시간으로 받아와, 사전에 학습된 인공지능 모델을 이용하여 객체를 검출하고 임계값(T) 이하의 정확도(AP)를 보이면 재검출을 한다. 임계값 이상의 정확도를 보이면 바운딩 박스 처리 후 영상을 사용자에게 제공한다.

YOLO(You only look once)는 이미지 데이터를 그리드 시스템으로 분할되는 객체 감지 알고리즘입니다. 그리드의 각 셀은 자체 내에서 객체를 감지하는 역할을 한다. 다른 객체 탐지 알고리즘들은 다양한 전처리 모델과 인공신경망을 결합해서 사용하지만, YOLO는 단 하나의 인공신경망에서 전부 처리하는 특징 때문에 네트워크 구성이 간단하다[2]. 또한, 다른 분류기 기반의 접근 방식과 달리 손실함수에 대해 직접 대응해 훈련하여 처리시간 측면에서 실시간 객체 검출이 가능하다는 장점이 있다[3].

YOLOv5는 Pytorch 프레임워크 기반으로 구현된 버전으로 YOLOv4와 구조는 유사하나 CSP(Cross Stage Partial Network)를 사용함으로 계산 비용이 줄어들어 추론 시간이 YOLOv4 더욱 적게 소요되어 실시간 검출에 더 적합하다. 또한, YOLOv4의 가중치 파일의 크기는 250MByte 이지만 YOLOv5의 Small model(YOLOv5s)은 27MByte 크기의 가중치 파일을 사용함으로 무인 이동체용 소규모 임베디드 시스템에 적용할 수 있다.

본 논문에서는 해안 침적 쓰레기를 감지하는 모델을 구현하기 위해 NIA의 AI Hub에서 제공하는 ‘해안 침적 쓰레기 이미지 데이터’[4]를 이용해 학습시켰다. 본 논문에서 검출 모델을 이용하여 5가지(로프, 나무, 어망, 타이어, 통발) 항목을 분류했다. 또한, 실시간으로 객체를 검출하기 위해서 YOLOv5를 사용하여 학습시켰다. 또한, 본 모델 구현은 구글의 Colab[5]의 Pro버전을 사용했다.

본 논문의 데이터 학습은 batch size, epochs를 나누어 (표 1)의 3가지 경우로 진행했다.

표 1. 본 논문의 학습 Case 파라미터 분류

학습 Case	batch size	epochs
1	64	50
2	16	50
3	16	100

본 논문의 모델을 검증하기 위해 해양 침적 쓰레기가 나오는 다큐멘터리를 편집해서 만든 영상(mp4)에서 몇 개의 객체를 검출하는 검증 테스트를 진행했다. 본 테스트에서 사용했던 검증 영상(1분10초)에는 13개의 검출항목(Rope 10개, Fish_net 3개)이 존재한다. 이때 모델의 객체 탐지 임계값(T)을 50%(0.5)로 지정해 객체가 검출된다면 올바른 검출로 판단했다. 이는 해양 침적 쓰레기가 오랜 시간의 침적으로 인해 형태와 특징이 변형되기 때문에 위와 같은 임계값을 지정했다.

표 2. 검증 테이블

학습 Case	학습시간 (h)	총 검출량	Rope 검출	Fish net 검출
1	4.17	7/13 (54%)	6/10 (60%)	1/3 (33%)
2	4.77	7/13 (54%)	6/10 (60%)	1/3 (33%)
3	8.23	9/13 (69%)	7/10 (70%)	2/3 (66%)

(표 2)는 각 Case의 검증 결과를 정리했다. 각 Case를 비교하면, Case 1번과 Case 2번의 경우 테스트 영상에서 총 7개(Rope 6개, Fish_net 1개)의 객체를 검출해 54%의 정확도를 보였다. Case 3번의 경우 총 9개의 항목(Rope 7개, Fish_net 2개)을 검출해 69%의 정확도를 보였다.

본 테스트의 모든 Case에서 객체 중에 rope 객체를 검출되었다. 그리고 테스트 된 Case 중 Case 3번의 파라미터 중 epochs 횟수가 더 높아 다른 Case에 비해 더 높은 정확도를 보였다.

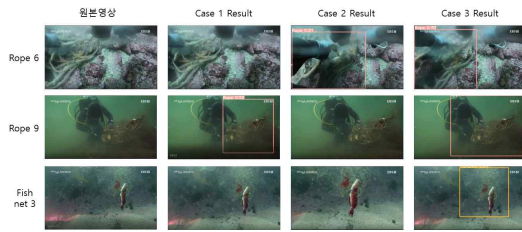


그림 2. Case 별 검출 비교 이미지

(그림 2)는 편집된 다큐멘터리 영상(mp4)에서 3개의 객체에 대한 Case 별 검출 비교 이미지이며 객체는 6, 9번째 Rope, 3번째 Fish_net이다. Case1과 Case2는 각각 1개의 객체를 검출했지만 Case3는 3개의 객체를 모두 검출했다.

III. 결 론

본 논문에서 해양 침적 쓰레기를 감지하기 위한 인공지능을 구현했다. 이를 통해서 효율적으로 해양 침적 쓰레기 현황을 조사해 해당 쓰레기 수거율을 높이는 데 도움이 된다.

본 논문에서 제시한 모델의 Case 별 성능 비교 결과 Case 3번(batch size : 16, epoch : 100)이 69%의 정확도로 가장 우수한 성능을 보였다. 향후에는 이러한 문제점을 해결하기 위해 다양한 딥러닝 학습 알고리즘과 매개변수를 비교하며 성능을 개선하고 해양침적쓰레기 데이터프레임 파일(.csv)를 구축함으로 해안 침적 쓰레기 모니터링 도구를 구축하여 사용자에게 제공할 것이다.

Acknowledgement

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 Grand ICT연구센터지원사업의 연구결과로 수행되었음(IITP-2021-2016-0-00318). 추가적으로, 본 논문(저서)는 부산광역시 및 (재)부산인재평생교육진흥원의 BB21플러스 사업으로 지원된 연구임.

References

- [1] Tae-su Wang, Hyeon-seo Lee, Se-yeong Oh, Minyoung Kim, "Proposal of Marine Sediment Detection System Using A.I", Proceeding of the Korea Artificial-Intelligence Convergence Technology Society Vol. 1, No. 1, Busan, pp. 55, 2021.
- [2] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, Ali Farhadi, "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection", in *Proceedings of*

the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas: Caesars Palace, pp. 1-10, 2016.

- [3] Yong-Hwan Lee, Youngseop Kim, "Comparison of CNN and YOLO for Object Detection", *Journal of the Semiconductor & Display Technology* Vol. 19, pp. 85-92, 2020.
- [4] Marine Sediment Image (AI-Hub) [internet]. Available : <https://aihub.or.kr/aidata/30754>.
- [5] Colab [internet]. Available : <https://colab.research.google.com>