

YOLO 모델별 독성 해양 생물 탐지 성능 비교 및 스마트 수산 기술 적용 가능성 탐색

(Comparative Analysis of Toxic Marine Organism Detection Performance Across YOLO Models and Exploration of Applications in Smart Aquaculture Technology)

황병현*, 노미진**

(Byeong Hyeon Hwang, Mi Jin Noh)

요약

지구온난화로 인한 해양의 수온 상승은 해양 생물들의 서식지 이동을 가속화하고 있으며, 이로 인해 독성 해양 생물이 국내 해역에서 자주 발견되고 있다. 특히 파란고리문어는 테트로도톡신이라는 치명적인 독을 가지고 있어 매우 위험하다. 그러므로 본 연구에서는 최신 객체 탐지 기술인 YOLO 모델을 사용하여 독성 해양 생물을 얼마나 효과적으로 탐지할 수 있는지를 평가하여, 이를 스마트 수산 시스템 구축을 위한 유용한 정보를 제공하고자 한다. 분석 결과, 정밀도는 YOLOv8이 0.989로 가장 높게 나타났고 다음으로 YOLOv7이 0.775, YOLOv5m이 0.318 순으로 나타났다. 재현율은 YOLOv8이 0.969, YOLOv5l이 0.845, YOLOv7이 0.783 순으로 높게 나타났다. mAP50과 mAP50-95 지표에서도 YOLOv8이 0.978, 0.834로 가장 높게 나타났다. YOLOv8이 전반적으로 가장 높은 성능을 보여주었으며, 실시간으로 독성 해양 생물을 탐지하는 데 매우 적합하다는 것을 의미한다. 반면, YOLOv5 시리즈는 낮은 성능을 보여주고 있으며, 복잡한 환경에서의 탐지 성능이 부족하다는 것을 알 수 있었다. 이러한 결과는 독성 해양 생물의 조기 경보 시스템 구축에 있어 최신 YOLO 모델을 사용하는 것이 필요함을 시사한다.

■ 중심어 : 딥러닝 ; YOLO 알고리즘 ; 해양 생물 ; 파란고리문어

Abstract

The rise in sea temperatures due to global warming has accelerated the migration of marine species, leading to the frequent discovery of toxic marine organisms in domestic waters. The blue-ringed octopus in particular is very dangerous because it contains a deadly poison called tetrodotoxin. Therefore, early detection of these toxic species and minimizing the risk to human life is crucial. This study evaluates the effectiveness of using the latest object detection technology, the YOLO model, to detect toxic marine species, aiming to provide valuable information for the development of a smart fisheries system. The analysis results showed that YOLOv8 achieved the highest precision at 0.989, followed by YOLOv7 at 0.775 and YOLOv5m at 0.318. In terms of recall, YOLOv8 scored 0.969, YOLOv5l scored 0.845, and YOLOv7 scored 0.783. For mAP50 and mAP50-95 metrics, YOLOv8 also performed the best with scores of 0.978 and 0.834, respectively. Overall, YOLOv8 demonstrated the highest performance, indicating its strong suitability for real-time detection of toxic marine organisms. On the other hand, the YOLOv5 series showed lower performance, revealing limitations in detection under complex conditions. These findings suggest that the use of the latest YOLO model is essential for establishing an early warning system for toxic marine species.

■ keywords : Deep Learning ; YOLO Algorithm ; Marine Organism ; Blue-Ringed Octopus

I. 서론

지구온난화로 인한 기후의 변화는 전 세계의 다양한 생태계에 심각한 영향을 미치고 있으며, 특히 해

* 준회원, 계명대학교 경영정보학과

** 정회원, 계명대학교 경영빅데이터학과

접수일자 : 2024년 10월 07일

수정일자 : 2024년 11월 13일

게재확정일 : 2024년 11월 20일

교신저자 : 노미진 e-mail: mjnoh@kmu.ac.kr

양 생태계에 미치는 영향력은 매우 크다. 해양 수온의 지속적인 상승은 해양 생물들의 서식지 이동을 가속화시키고 있으며, 특정 지역에 거주하고 있던 해양 생물들이 새로운 지역을 찾아 이동하게 되었다. 이러한 현상은 특히 남태평양 지역에서 두드러지게 나타나고 있으며, 최근에는 남태평양에 서식하던 독성 해양 생물들이 국내 해역에서 빈번하게 발견되고 있다[1]. 이러한 변화는 단순히 생태계의 변화에 그치지 않고, 인간의 생명과 안전에도 직접적인 위협을 가하고 있다.

독성 해양 생물 중에서도 파란고리문어는 남태평양을 비롯한 열대 해역에 서식하는 종으로, 그 표면과 팔에 독특한 파란색 무늬가 있어 시각적으로도 쉽게 구별된다. 2003년 제주도 앞바다에서 최초로 발견된 이후, 2012년부터 2021년까지 한국 연안의 17개 지역에서 총 26마리의 파란고리문어가 잡힌 것으로 기록되었다[1]. 이 문어는 테트로도톡신(TTX)이라는 치명적인 신경독을 가지고 있으며, 이 독은 인명 피해를 유발시킨다. 현재까지 이 독성 물질에 대한 효과적인 해독제가 개발되지 않았기 때문에, 파란고리문어의 출현은 매우 심각한 문제로 인식되고 있다.

넓은바다바다뱀은 과거 중국, 일본, 필리핀, 대만 등 열대 지역과 아열대 지역에서 주로 서식하는 것으로 알려져 있었다. 그러나 최근 해양 수온 상승과 같은 기후 변화로 인해 이 바다뱀은 북쪽으로 서식지를 확장하고 있으며, 러시아와 한국을 포함한 북방 해역에서도 나타나고 있다[2]. 최근 작은부레관해파리가 국내 해역에서 출현 빈도가 급격히 증가하고 있다. 이는 여름철 고수온 및 겨울철 저수온과 같은 극단적인 온도 변화로 인해 해파리 폴립의 증식이 촉진되었기 때문으로 보인다[3]. 특히, 해수욕객과 어민들에게 직접적인 피해를 줄 수 있으므로 이러한 독성 해양 생물의 출현 빈도 증가에 대한 연구가 필요한 실정이다.

최근 해양 산업에서는 '스마트 수산'의 개념이 부각되고 있다. 스마트 수산은 정보통신기술(ICT)을 접목한 어업 활동을 의미하며, 해양 생물 탐지 및 관

리에 있어 혁신적인 접근 방식을 제공한다. 실시간 데이터 수집, AI 기반 예측, 그리고 자동화된 시스템을 활용하여 해양 자원의 효율적인 관리와 보존을 목표로 한다. 독성 해양 생물의 출현을 사전에 탐지하고 효과적으로 대응하기 위해서는 스마트 수산의 기술적 도입이 필수적이다. 이러한 기술을 통해 해양 생물의 생태 변화를 감지하고, 피해를 최소화할 수 있는 솔루션을 제시할 수 있을 것이다.

국내 해역에서 독성 해양 생물의 출현이 증가함에 따라, 이러한 독성 해양 생물을 조기에 탐지하고 인명 피해를 최소화하는 것이 매우 중요하다. 본 연구는 최신 객체 탐지 기술을 활용하여 독성 해양 생물에 대한 탐지 성능을 평가하고자 한다. 구체적으로 YOLO(You Only Look Once) 모델을 활용하여 독성 해양 생물을 빠르고 정확하게 탐지가 가능한지를 연구한다. 최근 YOLO 모델은 다양한 분야에서 객체 탐지에 활용하고 있으며, 실시간으로 영상을 분석하여 객체를 식별하는 데 뛰어난 성능을 보이고 있다. YOLO 모델의 이러한 특징은 해양 생물의 이동성과 변동성이 큰 환경에서 독성 생물을 탐지할 때 매우 유용할 것으로 기대된다.

본 연구의 목적은 객체 탐지 기술인 YOLO 모델을 활용하여 국내 해역에서 출현하는 독성 해양 생물의 탐지 성능을 평가하는 것이다. 독성 해양 생물의 조기 탐지는 해양 생태계 보호와 인명 피해 방지를 위해 매우 중요하다. 이를 통해 실시간 탐지 및 경고 시스템을 구축하여 독성 해양 생물의 위협을 최소화하고, 해양 안전을 확보하는 데 기여하고자 한다. 궁극적으로, 본 연구는 객체 탐지 기술 기반의 스마트 수산 기술을 도입하여 해양 생물 탐지 및 관리의 효율성 극대화 가능성을 제안하는 것이다.

II. 이론적 배경

1. 독이 있는 해양 생물에 관한 연구

1993년 이후 해양 온난화는 산업혁명 이후의 평균 속도보다 두 배 이상 빠르게 진행되고 있으며, 이에 따라 해양열파의 발생 빈도와 강도도 급격히 증가하

고 있다[4]. 이러한 변화는 전 세계 해양 생태계에 걸쳐 다양한 생물학적, 생태학적 변화를 일으키고 있으며, 특히 독성을 가진 해양 생물의 확산은 중요한 연구 주제로 떠오르고 있다.

우리나라 해역은 연평균 표층 수온 상승률이 최근 55년간 약 1.36°C에 이르렀으며, 이는 같은 기간 동안 전 세계 평균 표층 수온 상승률인 약 0.52°C보다 약 2.5배 이상 높은 수치이다[5]. 급격한 수온 상승은 독성 해양 생물의 서식지 이동을 촉진시키고 있으며, 특히 한반도 주변 해역에서는 이상 고수온 및 이상 저수온 현상이 빈번하게 발생하고 있다.

독성 해양 생물의 확산은 해양 생태계와 인간 사회 모두에게 심각한 영향을 미친다. 대표적인 독성 해양 생물로는 파란고리문어, 넓은띠큰바다뱀, 작은부레관해파리 등이 있다. 이들 생물은 강력한 신경 독을 보유하고 있어 인명 피해를 초래할 수 있다. 예를 들면, 파란고리문어는 테트로도톡신이라는 치명적인 독소를 가지고 있으며, 이 독소는 복어의 독성과 유사하게 신경계에 치명적인 영향을 미친다. 테트로도톡신은 복어 독으로 잘 알려져 있으며, 인체에 들어갈 경우 신경 신호의 전달을 차단하여 호흡 마비와 사망에 이를 수 있다. 이와 같이 독성 해양 생물의 확산은 생태계의 변화를 초래할 뿐만 아니라, 인간에게도 치명적인 위험을 안겨줄 수 있다.

2. YOLO 알고리즘

2014년 컴퓨터 비전 분야에서는 이미지나 비디오에서 객체를 탐지하고 해당 객체의 위치와 크기를 식별하는 R-CNN 방식을 사용해 왔다. 하지만, R-CNN은 이미지를 여러 장으로 분할하고, 각각의 이미지에 대해 CNN을 이용하여 분석하므로 실시간 영상처리에는 한계가 있다. 2016년 발표된 YOLO는 이미지를 $S \times S$ 의 그리드로 분할하고 분할된 그리드 셀에서 bounding box의 신뢰도 점수와 객체의 클래스 확률을 계산한 후 각 그리드 셀을 합쳐 각 객체의 위치와 클래스를 예측한다. Localization과 Classification을 단일화시킨 One-Stage-Detection을 처음으로 제안한 모델이며, 단계를 줄여 R-CNN에 비하여 빠른 처리 속도를 가진다. YOLO는 이미지를 그리드(grid)로 나누고, 슬라이딩 윈도우(sliding window) 기법을 컨볼루션(convolution) 연산으로 대체해 그리드셀(grid cell)별로 B 바운딩 박스를 활용하여 객체를 식별하는 방식이다. YOLO v1은 시간이 빠르나 성능이 떨어지며 작은 물체에 대해서 성능이 매우 좋지 않다. 이러한 부분을 개선하기 위하여 YOLO 모델이 지속적으로 개선되었다.

YOLO v5는 Pythoch를 기반으로 만들어졌으며, 2020년 6월 깃허브를 통해 발표되었다. YOLO v5에는 사전 학습 시킨 데이터의 크기에 따라 모델의

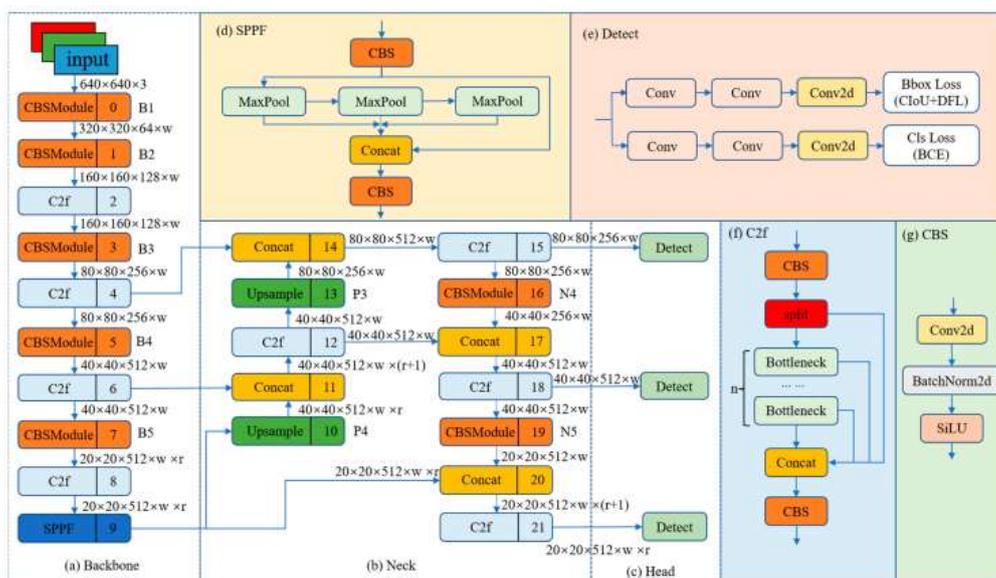


그림 1. YOLO v8 네트워크 구조 [6]

복잡도가 다른 YOLO v5s, YOLO v5m, YOLO v5l, YOLO v5x를 가지고 있다. YOLO v5s부터 시작하여 YOLO v5x까지 학습시킨 데이터의 크기가 점차 증가시켜 탐지 성능이 향상되었지만 탐지속도는 줄어들었다. 본 분석에서 사전 학습된 데이터의 크기가 탐지 성능에 영향을 끼치는 정도를 파악하고자 YOLO v5s, YOLO v5m, YOLO v5l, YOLO v5x를 모두 사용하였다. YOLO v7는 2022년 7월에 공개된 객체탐지 SOTA모델이다. 전 모델과는 다른 방향으로 객체검출의 정확도를 향상시키기 위해 훈련비용을 강화할 수 있지만, inference cost를 증가시키지 않는 방향으로 최적화된 모듈과 최적화 방법에 초점을 맞추었다. 본 분석에서 MS COCO를 사전학습 시킨 YOLO v7을 사용하여 fine-tuning을 진행하였다. 그림 1은 YOLO v8에 대한 네트워크 구조를 보여주는 것이며, YOLOv8은 수정된 CSPDarknet53]을 백본 네트워크로 사용하고, 입력 피처를 5번 다운 샘플링하여 5개의 다른 스케일 피처를 얻는다. 이를 차례로 B1 - B5라고 한다. 원래 백본 네트워크의 Cross Stage Partial(CSP) 모듈은 C2f 모듈로 대체되었다. CBS 모듈은 입력 정보에 대해 합성 연산을 수행한 다음 배치 정규화를 수행하고 마지막으로 SiLU를 사용하여 정보 스트림을 활성화하여 출력 결과를 얻는다. 백본 네트워크는 마지막으로 공간 피라미드 풀링 고속(SPPF) 모듈을 사용하여 입력 피처 맵을 센서 2023, 23, 7190 4/27 적응형 크기 출력을 위한 고정 크기 맵으로 풀링한다. SPPF는 세 개의 최대 풀링 계층을 순차적으로 연결하여 계산 노력을 줄이고 지연 시간을 낮춘다. YOLO v8는 YOLO v5를 발표한 깃허브에서 2023년 1월에 발표한 모델이다. modified CSPDarknet32 backbone 구조를 사용하여 전 모델보다 연산속도를 가속화시켰다. YOLO v8은 사전학습된 데이터 크기를 기준으로 YOLO v8n, YOLO v8s, YOLO v8m, YOLO v8l, YOLO v8x를 가지고 있다. 본 분석에서 모델의 속도를 집중시켜 YOLO v8n을 사용하였다.

III. 연구방법

1. 연구 프로세스

그림 2는 본 연구에 대한 과정을 제시한 것이다. 객체 탐지를 위한 파란고리문어 데이터셋을 준비하였고, 이 데이터셋은 모델 학습에 사용될 이미지와 각 이미지에서 탐지해야 할 객체에 대한 주석을 포함하고 있다. 데이터셋은 학습 데이터와 검증 데이터로 분류하고, 이 데이터를 활용하여 모델을 검증한다. 훈련 모델은 YOLOv5, YOLOv7, YOLOv8 모델로 학습시키고, 사전 학습된 YOLO 모델 가중치를 사용하여 모델 학습을 수행한다. 이러한 사전 학습된 가중치를 사용하면 모델이 더 빠르게 수렴할 수 있고, 더 좋은 초기 성능을 가질 수 있다. 모델의 성능 지표로는 정밀도(Precision), 재현율(Recall), mAP(mean Average Precision) 지표를 활용한다. 다양한 모델 학습 및 평가 후, 성능이 가장 좋은 모델을 선택할 것이다.

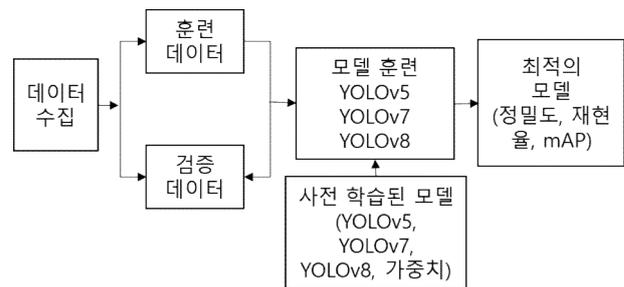


그림 2. 연구 프로세스

2. 데이터 수집과 연구모델

본 연구는 캐글에서 제공하는 blue-ringed-Octopus 데이터를 수집하여 분석에 활용하였다. 이 데이터셋은 파란고리문어의 물체 감지 작업을 위한 것이다. 총 316개의 Data set으로 이루어져 있으며, 단일 이미지 크기는 640×640이다. 학습할 데이터와 검증할 데이터를 분리하기 위해 Roboflow 사이트에서 제공하는 Data split을 진행하였다. 학습데이터는 221개, 검증데이터는 95개로 70:30으로 분류하였으며, Data set의 Class는 blue_ringed_octopus와 other fish로 세팅하였다. 그림 2는 분석에 활용한 이미지의 예를 보여준다.



그림 2. 파란고리문어 이미지 예

본 분석에서는 학습시간을 줄이고 성능 탐지를 높이고자 사전훈련된 모델을 사용하여 본 데이터를 추가 학습시켜 가중치를 조정하는 fine-tuning을 진행하였다. 사전훈련된 모델 YOLOv5, YOLOv7, YOLOv8 모두 COCO데이터를 사전훈련시켜 조정된 가중치를 초기치로 사용하였다.

딥러닝 모델의 하이퍼파라미터는 네트워크 구조와 구동 환경을 정의하는 조건으로서, 하이퍼파라미터 최적화는 모델의 성능과 학습 시간을 좌우하는 가장 중요한 요소이다[7]. 본 분석에서는 모델의 기본 하이퍼파라미터를 사용하였으며 batch size를 16으로 설정하여 가중치 업데이트를 진행하였다. epoch를 150으로 설정하여 모델을 학습시켜 각 epoch 중 가장 좋은 성능을 나타내는 epoch를 선정하여 각 모델의 성능을 비교하였다. 하이퍼파라미터에 적용한 수식은 다음과 같다. 학습률(lr)은 (1)의 수식에 따라 가중치 업데이트를 진행하였다. Momentum은 (2)의 수식에 따라 기울기 업데이트를 진행하였다. Weight decay은 (3)의 수식에 따라 가중치 감쇠를 진행하였다. 표 1은 본 연구모델에 활용된 기본 파라미터를 제시한 것이다.

$$W_{t+1} = W_t - \eta \nabla L(W_t) \quad (1)$$

$$v_t = \beta v_{t-1} + (1 - \beta) \nabla L(W_t) \quad (2)$$

$$W_{t+1} = W_t - \eta v_t$$

$$L(W) = L_{\text{original}}(W) + \lambda \sum_{i=1}^n W_i^2 \quad (3)$$

표 1. 모델에 활용된 기본 파라미터

Hyperparameter	value	Hyperparameter	value
Epoch	150	lr0	0.01
Batch Size	16	lrf	0.01
imgsz	640	Momentum	0.937
Weight decay	0.0005		

IV. 분석결과 및 활용전략

1. YOLO 모델을 활용한 실험결과

본 연구는 YOLO 모델을 사용하여 파란고리문어를 탐지하는 연구를 수행하였다. YOLO는 객체 탐지 모델로 입력 이미지에서 특정 객체를 실시간으로 인식하고 그 위치를 바운딩 박스로 표시한다. 모든 이미지에는 "blue_ringed_octopus"라는 레이블과 함께 빨간색 바운딩 박스가 표시되었으며, 이 바운딩 박스는 YOLO 모델이 파란고리문어의 존재 위치를 예측한 것이다. 바운딩 박스 안에 있는 숫자는 모델이 해당 객체를 파란고리문어로 인식한 신뢰도를 나타낸다.

대부분의 바운딩 박스에는 0.8 이상의 신뢰도를 나타냈으며, 일부는 0.9 이상의 매우 높은 신뢰도를 나타낸다. 이는 모델이 파란고리문어에 대해 매우 정확하게 인식하고 있다는 것을 의미한다. 신뢰도 점수는 0에서 1 사이의 값으로 나타나며, 값이 1에 가까울수록 모델의 정확도가 높다고 할 수 있다. 이 이미지는 대부분 0.8~0.9 범위로 상당히 높은 신뢰도를 가지고 있어, 모델의 예측이 비교적 정확하다는 것을 알 수 있다.

이미지들은 다양한 배경과 환경에서 있는 파란고리문어를 포함하고 있으며, 이는 모델이 다양한 배경에서도 객체를 잘 인식하고 있음을 알 수 있다. 바위 위, 모래 바닥, 수중 환경 등 여러 가지 배경에서 파란고리문어를 인식하고 있다. 일부 이미지에서는 하나 이상의 파란고리문어가 인식되었으며, 이는 모델이 단일 이미지에서 여러 개체를 동시에 인식할 수 있다는 것을 보여준다. 다수 객체 탐지가 가능한 것은 YOLO 모델의 장점 중 하나로, 실시간으로 여러 객체를 효과적으로 탐지할 수 있다. YOLO 모델이 대부분의 이미지에서 높은 정확도로 파란고리문어를 탐지하는 것을 볼 때, 모델이 파란고리문어에 대해 잘 훈련되어 있으며, 실제 적용에서 신뢰할 만한 성능을 보인다고 할 수 있다. 그림 3은 YOLO 모델이 파란고리문어를 탐지하는 데 있어 매우 높은 신뢰도를 보여주고 있고, 실제 환경에서 모델이 특

정 객체를 실시간으로 정확하게 탐지할 수 있는 가능성을 나타내고 있다.



그림 3. 파란고리문어 객체 탐지

2. YOLO 모델별 성능 평가 비교

표 2는 YOLO 모델의 다양한 버전에 대한 성능 평가 결과를 나타낸 것이다. 각 모델의 성능은 정밀도, 재현율, mAP50, mAP50-95와 같이 네 가지 주요 지표로 평가되었다. 정밀도는 모델이 탐지한 객체 중에서 실제로 올바르게 탐지된 객체의 비율을 의미하며, 정밀도가 높을수록 모델이 잘못 탐지한 객체(오탐지)가 적음을 의미한다. 재현율은 실제 객체 중에서 모델이 올바르게 탐지한 객체의 비율이며, 재현율이 높을수록 모델이 실제 객체를 더 많이 탐지했음을 의미한다. mAP50은 평균 정밀도를 나타내는 지표로, IoU 임계값이 0.50일 때 모든 클래스에 걸친 평균 정밀도를 의미한다. 객체 탐지 모델의 성능을 평가하는 중요한 지표이다. mAP50-95은 IoU 임계값을 0.50에서 0.95까지 0.05 간격으로 변화시키면서 계산한 평균 정밀도의 평균이다. 더 엄격한 조건에서 모델의 정확성을 평가하며, 일반적으로 mAP50보다 낮은 값을 가진다.

본 연구의 분석결과를 보면 YOLOv5s는 정밀도가 낮고(0.085), 재현율(0.103)도 낮다. mAP50은 중간 정도(0.477)의 성능을 보여주고, mAP50-95은 낮은 편(0.011)이다. YOLOv5m은 정밀도가 0.318, 재현율이 0.361이며 mAP50은 0.263으로 낮은 편이고 mAP50-95는 0.085로 여전히 낮은 편이다. YOLOv5의 정밀도는 0.00296로 매우 낮고, 재현율은 0.845로 높은 편이었다. mAP50은 0.0678,

mAP50-95가 0.0159로 낮게 나타났다. YOLOv5x의 정밀도는 0.00329로 매우 낮고 재현율은 0.711로 나타났다. mAP50은 0.0738, mAP50-95는 0.0227로 낮게 나타났다. 이 모델의 성능은 매우 떨어진다는 것을 알 수 있다. YOLOv7의 정밀도는 0.775, 재현율은 0.783으로 나타났고, mAP50은 0.823으로 높으나 mAP50-95은 0.537으로 낮게 나타났다. YOLOv8의 정밀도는 0.989, 재현율은 0.969로 매우 높게 나타났다. mAP50이 0.978, mAP50-95가 0.834로 매우 높게 나타났다.

표 2에서 알 수 있듯이 YOLO 모델은 버전이 올라감에 따라 성능이 크게 개선되었으며, YOLOv8은 객체 탐지에서 매우 우수한 성능을 보여주었으며, 실제 환경에서 파란고리문어 탐지에 적합한 모델임을 보여주었다.

표 2. 모델 분석 결과

model	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95
YOLOv5s	0.085	0.103	0.477	0.011
YOLOv5m	0.318	0.361	0.263	0.085
YOLOv5l	0.00296	0.845	0.0678	0.0159
YOLOv5x	0.00329	0.711	0.0738	0.0227
YOLOv7	0.775	0.783	0.823	0.537
YOLOv8	0.989	0.969	0.978	0.834

3. YOLO 모델 실험 결과 활용방안

본 연구는 해양의 수온 상승으로 인해 발생하는 문제를 해결하기 위한 방안으로 독성 해양 생물 탐지의 필요성을 인지하고 연구를 수행하였다. 독성 해양 생물 탐지 결과를 스마트 수산 기술에 활용 가능한 전략을 제안하고자 한다.

첫째, 본 연구 결과에서 YOLOv8은 독성 해양 생물을 실시간으로 탐지하는 데 있어 우수한 성능을 보였다. 이 연구 결과는 무인 수상 드론 및 수중 로봇에 활용할 수 있을 것이다. YOLOv8 기반 객체 탐지 알고리즘을 장착한 무인 드론이나 수중 로봇을 통해 해양 생태계를 실시간으로 모니터링하고, 독성 해양 생물의 출현을 신속하게 탐지하여 어민 및 해양 활동가에게 경고할 수 있을 것으로 본다. 둘째, YOLOv8 모델을 통해 수집된 탐지 데이터를 바탕으로 장기적인

출현 빈도 및 위치 데이터를 축적하고 분석함으로써, 해양 생물 출현 패턴을 예측하는 시스템을 구축할 수 있다. 독성 해양 생물이 어느 시기와 지역에서 자주 출현하는지에 대한 데이터를 수집하여, 위험 지역을 예측하고 어민들이 사전에 대처할 수 있도록 지원할 수 있다. AI 기반 예측 모델을 개발하여 향후 독성 생물의 출현 가능성을 예측하고 대응 방안을 마련할 수 있다. 셋째, 스마트 수산 기술을 통해 탐지된 데이터를 실시간으로 처리하여, 자동 경고 및 대응 시스템을 구축할 수 있다. 독성 생물이 탐지되면 관련자들에게 즉각 경고 메시지를 발송하는 시스템을 도입하여 해양 안전을 강화할 수 있다. 자율형 수중 로봇을 이용해 탐지된 독성 생물의 위치를 추적하고 제거하는 방식으로 해양 생태계의 안전을 도모할 수 있다.

본 연구는 YOLOv8 모델을 활용한 독성 해양 생물 탐지의 성능을 평가하고, 이를 스마트 수산 기술에 접목할 수 있는 다양한 전략을 제시하였다. 실시간 탐지 시스템, 데이터 기반 모니터링, 자동 경고 및 대응 시스템 등의 제안은 해양 생태계 보호와 인명 피해 예방에 있어 중요한 역할을 할 것이다. 특히, 스마트 수산 기술과 인공지능 기반 탐지 시스템의 결합은 해양 자원의 지속 가능성을 증진시키고, 안전한 어업 환경을 조성하는 데 기여할 수 있을 것이다.

V. 결론

본 연구는 YOLO 모델을 활용하여 독성 해양 생물 탐지를 위한 모델을 예측하기 위해 과란고리문어 이미지를 분석하였다. 다양한 YOLO 모델을 활용하여 분석하였으며, YOLOv5는 상대적으로 낮은 정밀도와 재현율을 보여주어 탐지 정확도는 부족하지만, 경량 모델로서 빠른 속도와 효율성을 제공하여 경량화가 필요한 환경에서 사용 가능성이 있다. 반면, YOLOv7은 정밀도와 재현율이 높은 수준으로, 실제 환경에서도 신뢰성 있는 탐지가 가능하며, YOLOv5에 비해 탐지 성능이 크게 개선되었다. 최신 모델인 YOLOv8은 모든 평가 지표에서 가장 높은 성능을 보였으며, 특히 정밀도, 재현율, mAP50 및 mAP50-95

에서 우수한 결과를 나타내어 복잡하고 다양한 환경에서도 높은 신뢰도로 객체를 탐지할 수 있음을 입증하였다. 이러한 결과는 YOLO 모델이 버전이 올라갈수록 성능이 개선되어 다양한 환경에서도 실용성을 지니고 있음을 시사하며, 특히 YOLOv8이 가장 높은 탐지 정확도와 성능을 제공하는 모델로서 객체 탐지 분야에서 매우 유용하게 활용될 수 있음을 보여준다.

스마트 수산 기술 측면에서 본 연구의 시사점을 살펴보면, 다음과 같다. 첫째, YOLO 모델은 버전이 업데이트될수록 성능이 크게 향상되었으며, 이는 독성 해양 생물 탐지와 같은 실시간 모니터링 및 관리 시스템 구축에 적합하다는 것을 보여준다. 스마트 수산 시스템에서 독성 생물의 출현을 사전에 감지하고 경고하는 시스템을 통해 해양 생태계 보호와 인명 피해 예방을 실현할 수 있다. 특히, YOLOv8의 뛰어난 성능은 자율 운항 선박, 무인 드론, 해양 모니터링 장비 등 스마트 수산 기술에 실시간 탐지 시스템을 적용하는 데 매우 유용할 것이다.

둘째, YOLO 모델의 발전은 실시간 객체 탐지의 정확도와 효율성을 크게 향상시켰으며, 스마트 수산 분야에서 실시간 해양 생물 탐지 및 관리 시스템을 더욱 발전시키는 데 기여할 수 있다. 예를 들어, 해양 환경에서의 독성 생물 모니터링, 해양 자원의 효율적 관리 및 어업 안전 강화에 중요한 역할을 할 수 있다.

셋째, 본 연구는 과란고리문어 데이터를 활용하여 독성 해양 생물을 탐지하였으며, YOLOv8로 우수한 성능을 확인하였다. 스마트 수산 기술에서 독성 생물의 조기 탐지는 해양 자원의 지속 가능한 관리와 어업 활동의 안전성 확보에 매우 중요한 요소이다. 또한, 넓은바다, 해파리 등 다양한 독성 해양 생물 탐지에 활용 가능성을 보여줌으로써, 향후 스마트 수산 시스템 구축을 위한 중요한 기초 자료를 제공한다.

연구의 한계로는, YOLO 모델이 발전함에 따라 구조가 더욱 복잡해지고 더 높은 연산 능력을 요구하게

되어, 고성능 하드웨어가 없는 경우 실시간 처리가 어려울 수 있다는 점을 들 수 있다. 스마트 수산 기술을 모바일 기기나 저사양 시스템에 적용하려면 경량화된 YOLO 모델 개발이 필요하다. 또한, 모든 객체 탐지 모델은 특정 유형의 데이터셋에서 훈련되었을 때 최적의 성능을 발휘하기 때문에, 다양한 해양 환경과 생물에 대한 데이터수집이 요구된다.

향후 연구방향으로는, 스마트 수산 기술을 더욱 발전시키기 위해 다양한 해양 환경과 조건에서 훈련된 데이터셋을 확장하는 것이 필요하다. 특히, 비정형 객체 및 복잡한 배경에서도 탐지 성능을 향상시키기 위한 추가적인 데이터 확보가 필수적이다. 앞으로 파란고리문어뿐만 아니라 다양한 독성 해양 생물에 대한 데이터를 확보하고 분석하여 스마트 수산 분야에서 실질적으로 적용 가능한 연구를 수행한다면, 보다 의미 있는 결과를 도출할 수 있을 것이다.

REFERENCES

- [1] J.H. Kim, T. Suzuki, K.B. Shim and E.G. Oh, "The widespread distribution of the venomous and poisonous blue-lined octopus *hapalochlaena* spp., in the East/Japan Sea: Possible effects of sea warming," *Fisheries and Aquatic Sciences*, vol. 15, no. 1, pp. 1-8, 2012.
- [2] J.H. Kim, D.W. Kim, S.R. Cho, K.J. Lee and J.S. Mok, "Tetrodotoxin and the geographic distribution of the blue-lined octopus *hapalochlaena fasciata* on the Korean Coast," *Toxins*, vol. 15, no. 4, p. 279, 2023.
- [3] S.S. Feng, S.S. Zhang, S. Wang and C. Li, "Effect of duration at low temperature on asexual reproduction in polyp of the scyphozoan *Nemopilema nomurai*(Scyphozoa Rhizostomeae)," *Hydrobiologia*, vol. 754, pp. 91-111, 2015.
- [4] IPCC, *Special Report on the Ocean and Cryosphere in a Changing Climate*, 2019.
- [5] National Institute of Fisheries Science (NIFS), *2023 해양기후보고서*, 2023.
- [6] G. Wang, Y. Chen, P. An, H. Hong, J. Hu and T. Huang, "UAV-YOLOv8: A small-object-detection model based on improved YOLOv8 for UAV aerial photography scenarios," *Sensors*, vol. 23, no. 16, p. 7190, 2023.
- [7] A. Géron, *Hands-on Machine Learning with*

Scikit-Learn, Keras, and Tensorflow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems, O'Reilly Media, Newton, MA, USA, 2019.

저자 소개



황병현(준회원)

2024년 계명대학교 경영정보학과 학사 졸업.

<주관심분야: 영상처리, 이상탐지>



노미진(정회원)

2001년 경북대학교 경영학석사 (MIS 전공).

2006년 경북대학교 경영학박사 (MIS 전공).

<주관심분야 : 머신러닝과 데이터 분석, 데이터시각화, 모바일서비스분석, 인과분석>