

조류 피해 예방시스템의 객체 탐지 모델 성능향상 기법 연구

(A Study on Performance Enhancement Techniques for Object Detection Models in Bird Collision Prevention Systems)

왕흠요*, 유경호**, 김판구***

(Xinyao Wang, Kyungho Yu, Pankoo Kim)

요약

글로벌 에너지 수요가 증가함에 따라 풍력 발전은 중요한 청정에너지로 자리 잡았지만, 풍력 발전기 부근에서 발생하는 조류 충돌은 발전기의 작동이 멈추고, 조류의 피해가 발생하는 위험이 있다. 이를 위해 개발된 조류 피해 예방 시스템은 객체 탐지 시스템을 이용하며 이중 인공지능 모델인 Yolo 모델이 널리 사용되고 있다. 객체 탐지 분야에서 높은 성능을 보인 YOLOv8n은 빠른 객체 탐지 속도를 가지고 있지만 많은 파라미터와 연산량을 필요로 한다. 따라서, 본 연구에서는 YOLOv8n의 성능을 개선시키고 경량화하기 위해 LSCD 모듈을 제안하고 LSCD와 MLCA 기법이 적용된 YOLOv8n 모델을 제안하고 이를 실험하였다. 실험결과 기존 YOLOv8n 모델과 LSCD, MLCA 기법이 적용된 YOLOv8n 모델을 비교하였을 때 파라미터가 28% 감소하고 추론 비용이 25% 감소하며 정확도가 4% 증가했다. 본 연구에서 제안하는 객체탐지 모델을 조류 피해 예방시스템에 적용한다면 에너지 개발과 환경 보호 간의 균형적인 발전을 이룰 수 있을 것이다.

■ **중심어** : 조류 객체 탐지 ; 조류 피해 예방 ; 객체 탐지

Abstract

As global energy demand continues to rise, wind power has established itself as a key source of clean energy. However, bird collisions near wind turbines pose risks such as turbine malfunction and harm to avian wildlife. To address this issue, bird collision prevention systems have been developed using object detection technology, with the YOLO model being widely adopted due to its effectiveness. Among them, YOLOv8n has demonstrated high performance in object detection with fast inference speed, but it requires a large number of parameters and significant computational resources.

In this study, we propose the LSCD module to enhance the performance and reduce the complexity of YOLOv8n. We further introduce a modified YOLOv8n model incorporating both LSCD and MLCA techniques, and evaluate its effectiveness through experiments. The results show that, compared to the original YOLOv8n, the proposed model reduces parameters by 28%, decreases inference cost by 25%, and improves accuracy by 4%. The proposed object detection model, when applied to bird collision prevention systems, can contribute to a more balanced advancement between energy development and environmental protection.

■ **keywords** : Bird object detection ; bird collision prevention ; object detection

I. 서론

풍력 에너지는 전 세계적으로 재생 에너지로의 전환과 탄소 배출량 감소에 필수적인 축으로 자리매김했다[1,2]. 그러나 풍력 발전 단지가 조류

개체수에 미치는 영향은 여러 지역에서 환경적인 우려를 낳고 있다. 독일 학자들의 최근 연구에 따르면 풍력 터빈은 연간 10만 마리 이상의 조류 폐사를 유발하며, 특히 고고도 비행에 능숙한 맹금류에 큰 영향을 미치는 것으로 나타났다

* 준회원, 조선대학교 일반대학원 컴퓨터공학과

** 정회원, 조선대학교 AI융합연구원

*** 정회원, IT융합대학 소프트웨어학부(컴퓨터공학전공)

이 논문은 2024학년도 조선대학교 학술연구비의 지원을 받아 연구되었음

접수일자 : 2025년 05월 13일

게재확정일 : 2025년 06월 05일

교신저자 : 김판구 e-mail : pkkim@chosun.ac.kr

[3].

국제에너지기구(IEA)는 지속 가능한 개발 시나리오 하에서 2050년까지 풍력 및 태양광 에너지가 전 세계 전력 생산량의 약 62%, 총 에너지 공급량의 약 26%를 기여할 것으로 예측했다[4]. 따라서 전 세계적으로 풍력 에너지 인프라 확장이 지속됨에 따라 재생 에너지 개발 목표와 효과적인 생태 보호 조치 시행 간의 균형을 맞추는 것이 특히 중요해지고 있다.

딥러닝을 이용한 다양한 조류 객체 탐지 모델이 이러한 문제를 완화하고 개선하기 위해 개발되었다[5, 6]. 예로 CNN 분류 기반의 라뎀 조류 퇴치 시스템과 딥러닝 기반의 무인 항공 조류 모니터링 시스템이 있다.

딥러닝 모델은 성능 면에서 큰 발전을 이루었지만, 성능 향상에 따라 배치 장치의 산술 연산 요구 사항이 크게 증가했다. 이러한 단점은 외딴 평야, 해안가 등 전력 공급이 원활하지 않은 지역에 풍력 발전 설비가 배치되는 특성상 고전력 소비 및 고성능 연산 모델을 배치하는 것은 비현실적이며, 따라서 경량화된 딥러닝 모델이 필요하다[7-9].

따라서, 본 연구에서는 풍력 발전 조류 퇴치 방안을 위한 경량화 YOLO 모델을 제안한다. 제안하는 모델은 모델 경량화와 성능을 높이기 위해 LSCD(Lightweight Shared Convolutional Detection) 모듈 제안하며 LSCD와 MLCA(Mixed Local Channel Attention) 기법을 적용한 YOLOv8 모델을 조류 객체 탐지에 활용한다.

II. 관련 연구

1. MLCA Mechanism

MLCA (Mixed Local Channel Attention) 주의 집중 메커니즘[10]은 채널 및 공간 정보를 통합하는 동시에 지역적 및 전역적 정보를 고려하여 모델의 표현 능력과 검출 성능을 향상시키면서

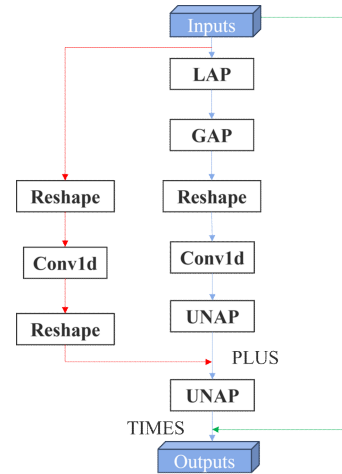


그림 1. MLCA 메커니즘 구조

계산 복잡성을 줄인다.

MLCA에 대한 구조는 그림 1과 같다. MLCA는 크게 Local spatial information extraction(LAP)모듈과 1d-CNN으로 구성된다. Local spatial information extraction는 지역 공간 정보는 지역 풀링 연산을 통해 입력 특징을 여러 개의 하위 영역(패치)으로 분할하여 추출한다. 각 하위 영역에 대해 수식 1과 같은 방정식과 함께 LAP (Local Average Pooling)을 사용하여 특징 차원 축소가 이뤄진다 [11].

$$\text{operatorname{LAP}}(x) = \frac{1}{k \times k} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k x_{ij}^{\leftrightarrow} \quad (1)$$

One-dimensional convolutional 가속화는 서로 다른 채널 간의 상호 작용 정보를 포착하기 위함이며 컨볼루션 커널의 크기 계산 공식은 수식 2과 같다. 수식 2에서 C는 채널의 수, 그리고 γ 와 b는 기본값이 2인 하이퍼파라미터이다.

$$\text{LAP}(x) = \frac{1}{k \times k} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k x_{ij} k = \Phi(C) = \left\lceil \frac{\log_2(C)}{\gamma} + b \right\rceil_{\text{odd}} \quad (2)$$

Inverse pooling reduction and fusion은 로컬 풀링된 특징은 역 방정식 풀링(UNAP)을 통해 원래 크기로 줄어 들고, 로컬 및 글로벌 정보가 최종 하이브리드 어텐션 가중치를 생성하기 위

해 합성된다.

전체적으로 MLCA는 위 세가지 모듈을 통해 지역 특징의 멀티-브랜치 구조는 하나의 브랜치가 글로벌 정보를 추출하고 다른 브랜치가 지역 정보를 추출하여 결합된다. 이후 어텐션 메커니즘은 단순 가중 합계(예를 들어, 직접 합계 또는 0.5 곱한 후 합계)로 완성된다.

2. 딥 러닝기반 객체 탐지 모델

DETR(Detection Transformer)은 객체 탐지에 대한 새로운 접근 방식을 제시하며, 해당 작업을 종단 간 앙상블 예측 문제로 단순화한다[12]. 이 방식은 앵커 포인트 생성과 같은 수작업 설계 구성 요소의 필요성을 제거한다. Transformer 아키텍처는 Hungarian 알고리즘 기반의 앙상블 손실 함수를 통해 예측 대상과 실제 대상을 일대일로 정합하며, 전역 문맥과 객체 간 관계를 활용하여 결과를 병렬적으로 직접 생성한다[13-15]. DETR의 주요 특징으로는 간결한 탐지 파이프라인, 강력한 전역 추론 능력(특히 대형 객체 탐지에 효과적), 뛰어난 일반화 성능, 파노라마 분할 등 복잡한 작업으로의 확장성, 그리고 재현 용이성이 있다. COCO 데이터셋에서 Faster R-CNN과 유사한 성능을 보이나, 학습 시간이 길고 소형 객체 탐지 성능은 개선의 여지가 있다[16].

Fast R-CNN은 ROI 풀링 계층과 다중 작업 손실 함수를 도입함으로써 단일 단계 학습을 실현하고, 탐지 속도와 정확도를 크게 향상시킨 효율적인 객체 탐지 방법이다. 본 모델은 특징 맵을 공유하여 계산 중복을 줄이고, 전체 네트워크 계층을 직접 최적화한다[17-18]. R-CNN에 비해 학습 속도는 9배, 테스트 속도는 213배 빠르며, PASCAL VOC 데이터셋에서 더 높은 mAP를 달성한다. 또한, 설계가 단순하고 확장성이 뛰어나다.

YOLO(You Only Look Once) 방식은 객체 탐지를 회귀 문제로 간주하는 새로운 접근법으로, 단일 합성곱 신경망을 통해 경계 상자와 분류 확률을 직접 예측함으로써 실시간 탐지를 가능하게 한다. 이

방법은 복잡한 다단계 파이프라인의 필요성을 제거하며, 전체 모델을 종단 간(end-to-end)으로 최적화할 수 있다. YOLO는 전체 이미지에 대한 전역 문맥 추론이 가능하고 매우 효율적이며, 기본 버전은 최대 초당 45프레임, 고속 버전은 155프레임의 처리 속도를 자랑한다. 다만, 작은 객체에 대한 탐지 정확도는 다소 낮은 편이지만, 배경 오탐지 감소 및 도메인 일반화 성능이 우수하여 빠르고 신뢰성 있는 객체 탐지가 요구되는 응용 환경에 적합하다.

YOLO 모델은 여전히 작고 밀집한 객체에 대한 인식 정확도가 부족하다는 한계를 가지지만, 우수한 인식 성능과 뛰어난 하드웨어 호환성을 바탕으로 본 연구에서는 YOLOv8을 기반 모델로 채택한다.

III. 제안 방법

1. Yolo backbone

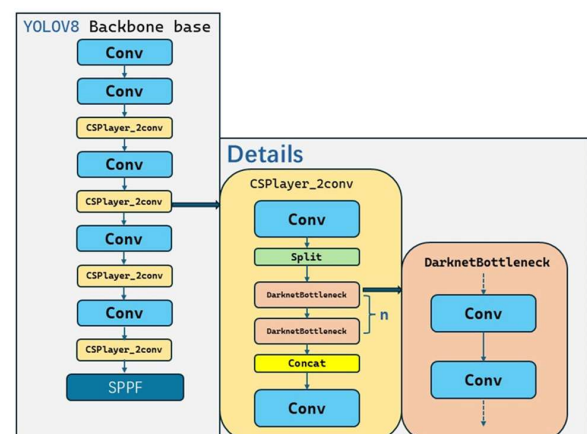


그림 2. Yolo backbone architecture

그림 2는 YOLO[19]의 특징 추출 부분을 나타내며, 각각 합성곱층(Convolutional layer), C2f 어텐셔널 메커니즘층(C2f attentional mechanism layer), 마지막으로 Spatial Pyramid Pooling and Fusion (SPPF)공간 피라미드층(Spatial pyramid layer)으로 구성되어 있다[20]. YOLOv8의 C2f 부분은 YOLOv5의 C3 모듈에서 개선된 것으로, YOLOv5의 C3에 비해 파라미터가 적고 특징 추출 능력이 우수하다. C2f 구조에서 입력값은 먼저 커널 크기(k)=1, 스트라이드(s)=1, 패딩(p)=0, 출력 채널 수

(c)=cout인 Conv를 지나간 후, Split 과정을 거치게 된다. 이후 잔차와 백본 결과가 일정 개수(n개)의 병목(Bottleneck) 블록을 통과한 후 결합(concatenate)되고, 최종적으로 Conv 레이어를 지나 출력된다. SPPF 모듈의 도입은 YOLOv5에서 이미지 크기가 고정되어야 한다는 문제를 해결하였다. SPPF 모듈의 도입은 YOLOv5에서 이미지 크기 고정이라는 문제를 해결한다.

그러나 YOLOv8의 C2f 부분에는 중요한 결함이 있습니다. C2f는 많은 양의 합성곱 계산을 사용하여 불필요한 계산량이 증가하게 됩니다. 또한 C2f 모듈은 오로지 전역 특징만을 추출하기 때문에 작은 물체에 대한 특징 추출 능력이 매우 부족합니다. 이는 특히 새와 같은 작은 물체의 인식과 관련된 작업에서 바람직하지 않은 결과를 초래할 수 있다.

2. Yolo backbone with MLCA Module

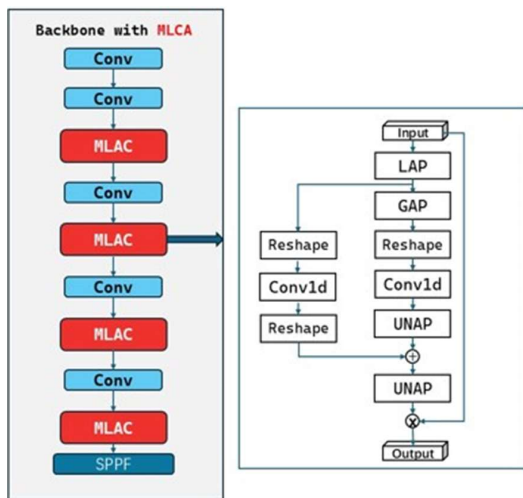


그림 3. Yolo backbone with mlca

YOLO 모델의 특징 추출 효율성을 향상시키기 위해 본 연구에서는 수정된 로컬 채널 어텐션(MLCA) 모듈을 통합한 혁신적인 백본 네트워크 구조를 제안한다. 그림 3과 같이 설계된 백본 네트워크는 다층 합성곱 레이어와 MLCA 모듈이 교차되어 구성되어 있으며, 계산 효율성과 특징 표현 능력 사이의 균형을 이루는 네트워크 구조를 형성한다. 이는 딥러닝의 표현 학습 능력을 최적화하기 위한 목적이

다.

MLCA가 적용된 YOLO는 표준 합성곱 레이어로 시작하며, Depthwise Separable Convolution (DSC) 기법을 적용하고, 주요 위치들에 일련의 MLCA 모듈을 전략적으로 삽입하여 특징 맵의 표현력을 최적화하는 것을 목표로한다. MLCA 모듈은 로컬 채널 어텐션 메커니즘을 통해 게이팅 메커니즘을 활용하여 정보가 풍부한 채널을 강조하면서 불필요한 정보는 억제함으로써 네트워크의 표현 능력을 향상시킨다. MLCA 레이어와 Multi-scale Feature Fusion (MFF) 전략을 결합하여 도입함으로써, 모델은 다양한 스케일의 특징을 효과적으로 포착할 수 있게 되며, 이는 특징 추출 과정을 한층 더 최적화하고 네트워크의 일반화 능력을 향상시키는 데 기여한다.

SPPF 모듈은 백본 네트워크의 마지막에 SPPF 레이어가 추가되어 피라미드 풀링 구조를 사용하여 다중 스케일 정보를 요약함으로써 공간 특징의 종합적인 표현을 보장하고, 네트워크의 스케일 변화에 대한 강인성을 향상시킨다.

보조 어텐션 서브모듈은 그림 3의 오른쪽과 같이, 백본 네트워크의 기능을 증대시키는 중요한 역할을 수행한다. 이 모듈은 지역 평균 풀링(LAP) 및 전역 평균 풀링(GAP)연산을 통해 미세한 지역 정보와 글로벌 컨텍스트 정보를 동기화하여 특징 맵의 효율적인 인코딩을 할 수 있다[21].

입력 특징 맵은 LAP와 GAP를 통해 처리되어 각각 지역적 및 전역적 디스크립터를 생성하며, 이 과정에서 문맥 인코딩 기법이 적용다. 이후 디스크립터들은 재구성되고 경량화된 1차원 합성곱 레이어를 통과하게 되며, 필터 파라미터화를 통해 채널별 정보를 추출하고 특징 선택성을 향상시킨다. 그리고 Upsampling and Aggregation Layer (UNAP)를 사용하여 공간 차원을 복원하고, Feature Fusion 기법을 통해 결합되어, 판별 능력이 향상된 강화된 특징 맵을 출력한다.

3. Lightweight shared conv detection

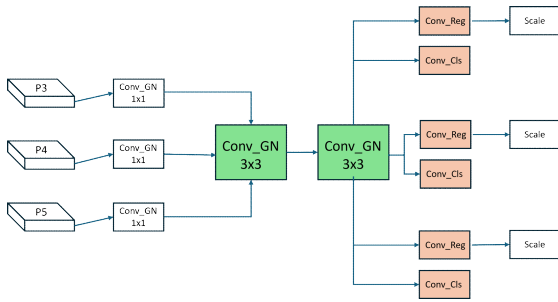


그림 4. Structure of LSCD detection module

LSCD는 Conv with Group Normalization 합성곱 레이어와 그룹 정규화(Group Normalization) 기법을 사용한 모듈이다. 그룹 정규화(Group Normalization)는 학습 과정에서 그래디언트 발산 문제를 완화하기 위해 특징들을 그룹으로 나누고, 각 그룹을 개별적으로 정규화함으로써 CNN 계층이 줄어들고 경량화되는 효과를 갖는다.

입력 특징 텐서가 $N \times C \times H \times W$ 형태라고 가정하고, 여기서 N 은 배치 크기, C 는 채널 수, H 와 W 는 각각 특징 맵의 높이와 너비이다. 이때 적용되는 그룹 정규화는 채널들을 G 개의 그룹으로 분할하며, 각 그룹은 C/G 개의 채널을 포함하게

됩니다. 이후 각 그룹 g 에 대해 평균(mean)과 표준편차(standard deviation)를 계산합니다[22]. 이 연산의 수식은 수식 3과 같다.

$$\mu_g = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_{i,g} \quad (3)$$

여기서 $m = H \times W \times C / G$ 는 각 그룹에 포함된 요소의 개수를 나타낸다. 그 후 정규화 공식인 수식 4를 적용한다.

$$\hat{x}_{i,g} = \frac{x_{i,g} - \mu_g}{\sqrt{\sigma_g^2 + \epsilon}} \quad (4)$$

IV. 실험결과

실험은 4개의 NVIDIA RTX A5000 GPU를 장착한 워크스테이션에서 수행되었습니다. 운영 체제는 Ubuntu 16.04를 사용하였고, 주 프로그래밍 언어로 Python 3.8을 사용하였다. 딥러닝 모델은 PyTorch 1.11.0을 이용하여 구현하였다.

데이터셋은 풍력 발전소 지역에서의 새 상태를 잘 시뮬레이션할 수 있는 특화된 새 데이터셋을 사용하였다. 이 데이터셋은 새 폐의 이미지 5000장을 포함하고 있으며, 모든 이미지는 640×640 해상도를 갖

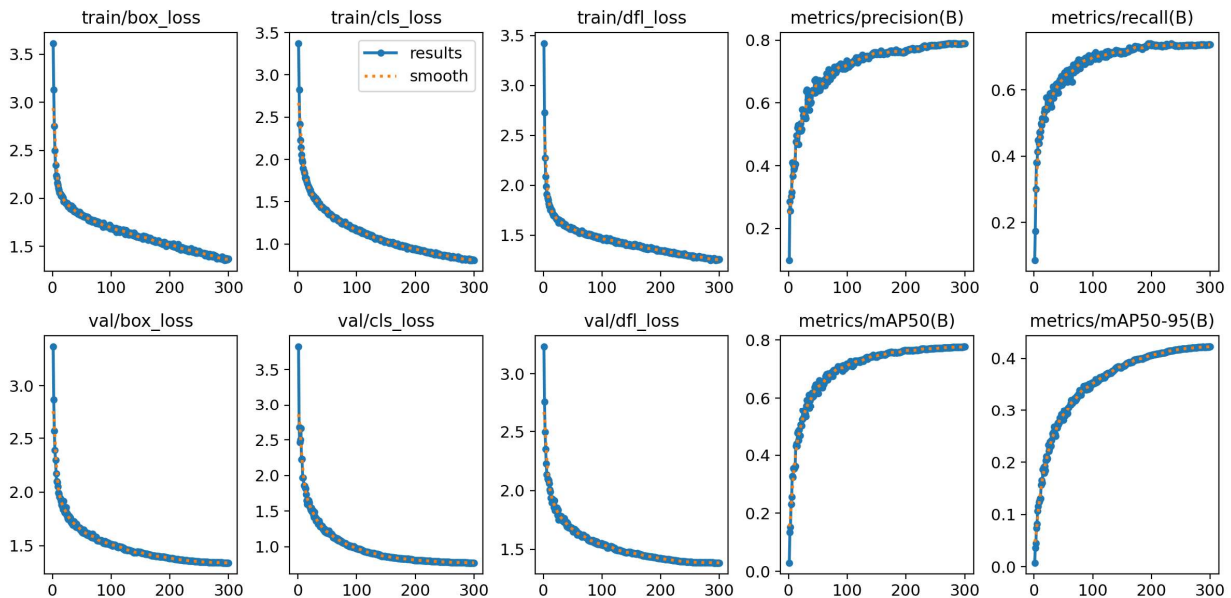


그림 5. Yolov8-MLCA-LSCD 모델의 학습 중 평가결과

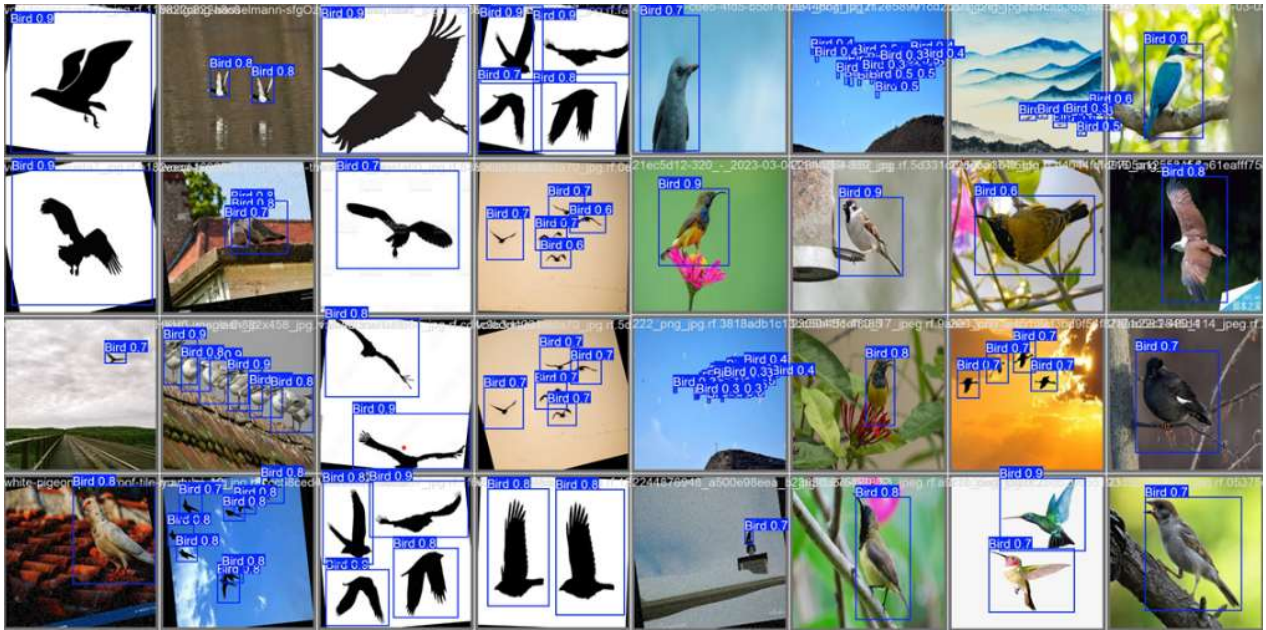


그림 6. Yolov8n-MLCA-LSCD모델을 이용한 조류 객체탐지 결과

는다. 그 중 4000장의 이미지를 학습 세트로, 나머지 1000장을 테스트 세트로 사용하였다.

학습 매개변수에 대한 설정으로는 학습 종료 조건을 epoch 300회로 설정하였으며, 최적화 방법으로 AdamW를 사용하였다. 그림 4와 같이 실험을 통해 제안된 모델의 효과성을 검증하였으며, 특히 새와 같은 작은 객체의 탐지 능력을 평가하였다.

모델명	Yolov8n	Yolov8n-LSCD	Yolov8n-MLCA	Yolov8n-MLCA-LSCD
Parameters	3.2M	2.3M	3M	2.3M
Flops	8.7G	6.5G	8.2G	6.3G
mAP	39.5%	40%	43.5%	43.5%

표 1. LSCD, MLCA를 적용한 Yolov8 모델의 성능평가

실험결과는 표 1과 같다. YOLOv8n과 비교하여, MLCA 어텐션메커니즘을 적용한 YOLOv8n-MLCA는 4%의 성능 향상을 보이며, 파라미터 수는 1,000개 감소하고 추론 복잡도는 0.7G로 줄어드는 결과를 나타냅니다. 최종 검증 세트를 통한 검증 결과 본 연구에서 제안한 모델인 Yolov8n-MLCA-LSCD

D모델이 모든 성능 지표에서 기존의 YOLOv8n 모델을 앞서고 있음을 확인할 수 있었다. 특히, 파라미터 수는 28% 감소하였고, 추론 계산량은 25% 줄어 들었으며, 약 4%에 가까운 성능향상이 있었다.

V. 결론

본 논문은 풍력 발전 단지 내에서 조류를 신속하고 정확하게 탐지하면서 계산량을 줄이기 위한 Yolov8n-MLCA-LSCD 모델을 제안하고 이를 실험하였다. 제안하는 모델은 LSCD 모듈과 MLCA메커니즘을 통합하여, 소형 객체의 탐지 정확도를 현저히 향상시키는 동시에 파라미터 수와 추론 계산량을 감소시킬 수 있다.

실험 결과에 따르면, 본 모델은 기존의 Yolov8n 모델에 비해 파라미터 수를 28%, 추론 계산량을 25% 줄였으며, 최종 인식 정확도를 4% 향상시켰다. 이는 제안된 모델이 높은 탐지 속도를 유지할 수 있으며 풍력 발전 단지에서 조류 피해방지를 위한 조류 객체 탐지 모델로 사용된다면 풍력 발전기와의 충돌로 인한 조류 폐사를 줄이고 조류를 효과적으로 인식 및 보호할 수 있을 것이다. 또한, 재생에너지 발전을 지원함과 동시에 생태 환경 보호를 효과

적으로 수행할 수 있으며, 에너지 개발과 환경 보호 간의 상생적 시나리오를 실현할 수 있다.

본 연구는 풍력 발전과 조류 보호 간의 균형을 달성하기 위한 인공지능기반 조류 객체 탐지 모델을 제시하였다. 향후 연구에서는 모델 성능의 추가적인 최적화 및 다양한 생태 보존 응용 분야로의 확장할 수 있도록 하겠다.

REFERENCES

- [1] Hassanin, Mohammed et al., "Visual attention methods in deep learning: An in-depth survey," *Information Fusion*, vol. 108, p. 102417, 2024.
- [2] Cole, Scott G., "Wind power compensation is not for the birds: an opinion from an environmental economist," *Restoration Ecology*, vol. 19, no. 2, pp. 147 - 153, 2011.
- [3] Weißer, Hannes, "Relevance of bird strikes on wind turbines in Germany: A review," *Educational Journal of Renewable Energy Short Reviews*, p. 79 - 84, 2024.
- [4] Liu, Laibao et al., "Climate change impacts on planned supply - demand match in global wind and solar energy systems," *Nature Energy*, vol. 8, no. 8, pp. 870 - 880, 2023.
- [5] Chen, Yu-Chieh et al., "Automatic wild bird repellent system that is based on deep-learning-based wild bird detection and integrated with a laser rotation mechanism," *Scientific Reports*, vol. 14, no. 1, p. 15924, 2024.
- [6] Jiang, Zhizhe et al., "Design of Bird Repellent System Based on Machine Vision Detection and Localization," in *Proc. of the IEEE 4th Int. Conf. on Electronic Technology, Communication and Information (ICETCI)*, pp. 1070 - 1075, 2024.
- [7] 박철영, 강태욱, 신창선, "스마트 농업을 위한 YOLO 기반 작물 생육측정 모바일 애플리케이션 구현," *스마트미디어저널*, 제14권 제4호, 32-38쪽, 2025년
- [8] 고유진, 이현준, 정희자, 위리, 김남호, "딥러닝 기반 작물 질병 탐지 및 분류 시스템," *스마트미디어저널*, 제12권, 제7호, 9-17쪽, 2023년 8월
- [9] 오경민, 홍요섭, 백건영, 전찬준, "YOLO 기반의 광학 음악 인식 기술 및 가상현실 콘텐츠 제작 방법," *스마트미디어저널*, 제10권 제4호, 80-90쪽, 2021년 12월
- [10] Wan, Dahang et al., "Mixed local channel attention for object detection," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 123, p. 106442, 2023.
- [11] Gao, Ziteng, Limin Wang, and Gangshan Wu, "Lip: Local importance-based pooling," in *Proc. of the IEEE/CVF Int. Conf. on Computer Vision*, 2019.
- [12] Carion, Nicolas et al., "End-to-end object detection with transformers," in *Proc. of the European Conf. on Computer Vision*, Cham, Switzerland: Springer Int. Publishing, 2020.
- [13] Vaswani, Ashish et al., "Attention is all you need," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 30, 2017.
- [14] Mao, Anqi, Mehryar Mohri, and Yutao Zhong, "Cross-entropy loss functions: Theoretical analysis and applications," in *Proc. of the Int. Conf. on Machine Learning*, PMLR, 2023.
- [15] Mills-Tettey, G. Ayorkor, Anthony Stentz, and M. Bernardine Dias, "The dynamic Hungarian algorithm for the assignment problem with changing costs," *Tech. Rep. CMU-RI-TR-07-27*, Robotics Institute, Pittsburgh, PA, 2007.
- [16] Datta, Shantanu, and Shibayan Sarkar, "A review on different pipeline fault detection methods," *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, vol. 41, pp. 97 - 106, 2016.
- [17] Ren, Shaoqing et al., "Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 28, 2015.
- [18] Crawshaw, Michael, and Jana Košecká, "SLAW: Scaled loss approximate weighting for efficient multi-task learning," arXiv preprint, arXiv:2109.08218, 2021.
- [19] Jiang, Peiyuan et al., "A review of YOLO algorithm developments," *Procedia Computer Science*, vol. 199, pp. 1066 - 1073, 2022.
- [20] He, Kaiming et al., "Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 37, no. 9, pp. 1904 - 1916, 2015.
- [21] Hsiao, Ting-Yun et al., "Filter-based deep-compression with global average pooling for convolutional networks," *Journal of Systems Architecture*, vol. 95, pp. 9 - 18, 2019.

저 자 소 개



왕흥요(준회원)

2024년 조선대학교 컴퓨터공학과
학사 졸업.

2024년 ~ 조선대학교 컴퓨터공학과
석사 과정.

<주관심분야 : 영상처리, 자연어 처리>



유경호(정회원)

2017년 조선대학교 컴퓨터공학과
학사 졸업.

2019년 조선대학교 컴퓨터공학과
석사 졸업.

2023년 조선대학교 컴퓨터공학과
박사 졸업.

2025년 ~ 조선대학교
AI융합연구원 연구교수

<주관심분야 : 생성형 AI, 자연어 처리>



김판구(정회원)

1988년 조선대학교 컴퓨터공학과
학사 졸업.

1990년 서울대학교 컴퓨터공학과
석사 졸업.

1994년 서울대학교 컴퓨터공학과
박사 졸업.

2007년~현재 조선대학교
AI소프트웨어학부(컴퓨터공학전공)

<주관심분야 : 생성형 AI, 지능형 정보처리>