

Object prediction and detection of ground-based weapon with an improved YOLO11 approach: Focusing on assumptions underlying operational environments and UAV-captured features related to PLZ-05 Self-Propelled Howitzer

Ryu, Hanyul* · Park, Mingyu** · Kim, Dae-Yeol***

ABSTRACT

The utilization of UAV-based detection technologies in ground weapon system analysis plays a crucial role in supporting real-time tactical decision-making. While previous studies have primarily focused on improving the detection and classification performance of military objects using UAVs, the current study proposes a novel system that not only detects military objects in simulated UAV operational environments but also analyzes the elevation and azimuth angles of detected gun barrels. For object detection, the YOLO11 model was employed in conjunction with the BCEF loss function to enhance detection performance. The proposed system was validated across various environments using synthetically generated images simulating complex battlefield conditions, including rain, challenging terrain, and low-light environments. Even under these adverse conditions, the model demonstrated high detection accuracy and reliability. This study highlights the potential of UAV-based object detection technology as a tactical decision-making support tool, extending its utility from reconnaissance and identification to broader operational roles. Future research need to further evaluate the performance of the proposed model with experimental validation in real-world UAV operational conditions, emphasizing real-time data collection and analysis frameworks.

Keywords : ground-based weapon systems, self-propelled Howitzer, trajectory prediction, YOLOv11, object detection

* (First author) Kyungnam University, School of Computer Science and Engineering, Undergraduate Student, 2021112336@student.kyungnam.ac.kr, <https://orcid.org/0009-0008-0891-6538>.

** (Co-author) Kyungnam University, School of Computer Science and Engineering, Undergraduate Student, 2019110057@student.kyungnam.ac.kr, <https://orcid.org/0009-0009-3490-5178>.

*** (Corresponding author) Kyungnam University, Department of Artificial Intelligence, Professor, daeyeol@kyungnam.ac.kr, <https://orcid.org/0000-0003-3242-1902>.

I. 서론

전장에 주요 기갑·포병 무기체계(예 : 자주포, 탱크 등)는 기동성과 화력이 결합한 체계로 상대방의 보병 운용에 위협을 준다. 현대 전장에서 지상무기체계는 점차 원거리에서 신속 사격으로 광범위한 영역을 공격하는 임무를 수행하므로 포탄의 사거리 증가와 정밀 조준, 이동 표적 대응이 중요하다. 게다가, 미래전은 적의 치명적 약점을 파악하는 전장인식과 신속한 결심을 통해 최대 효과를 달성하는 기동능력이 필요하다(Chang, 2022). 이런 요구에 따라 전투과정에서 적군 상황을 확인하는 감시정찰뿐만 아니라 전장의 세부 상황을 신속정확하게 판단하는 의사결정 활동이 중요하다. 반면, 이런 공격에 효과적인 방어를 위해 적 기갑과 포병의 위치를 탐지하고 사격 궤적을 실시간으로 예측하는 기민한 대응이 요구된다(Park & Jin, 2020). 즉, 상대방의 공격 의도를 정확하게 파악하고 아군 피해를 최소화하는 방어 전략을 수립할 필요가 있다(Lee & Baek, 2020).

지상군은 적 표적 감시정찰, 피아식별, 대응 표적 사격 등의 임무를 효과적으로 수행하기 위해 작전 간에 영상 정보 활용이 확대되고 있어(Hwang, Choi, Lee, & Bae, 2021) 미래전은 지상군이 전략·전술적 판단이 가능하도록 관련 객체식별의 정확도를 확보하여 유·무인복합체계(MUT-T) 운용을 강화해야 한다(Kim & Kim, 2023). 이런 차원에서 현대 전장에 무인항공기(Unmanned Aerial Vehicle, UAV) 운용은 전술적 활용에서 전략적 운영으로 확장하는 필수적인 도구로 인식되고 있다(Kim, Shin, & Lee, 2023). 드론은 객체 탐지와 추적 목적으로 저고도 비행을 통해 광범위한 시야 확보와 실시간 데이터 수집이 가능하며, 고해상도 이미지 기반의 정찰로 포병 위치를 탐지하거나 탄도 포탄의 궤적을 예측할 수 있다(Barros, Reis, Melão, & Cavalieri, 2024).

최근 딥러닝 알고리즘 결합으로 실시간 탐지 성능이 향상되면서 관련 연구는 신속한 의사결정 지원과 정보 우위 확보 차원에서 객체 탐지와 분류의 신속·정확성 개선에 초점을 두고 진행되고 있다. 예를 들어, Lim & Kang(2021)은 사람의 시각에 의존한 기존 전차 피아식별 시스템의 한계를 극복하기 위해 YOLO 알고리즘 기반 모델을 적용하고 해당 체계의 운용 특성(예 : 고속기동에 따른 흠먼지 발생으로 제한된 시야)을 반영하여 다국적 전차와 국적의 분류모델을 제안하였다. Kim & Ma(2023)는 지상 감시에서 비정형적이고 불확실한 전장 상황을 고려하여 표적인 군의 제대 규모를 정확하게 판단하기 위해 YOLOv8s 알고리즘을 활용하여 다중 객체탐지와 추적 모델을 제시하였다.

그러나 선행연구는 주로 객체의 탐지·분류 정확도의 향상에 초점을 두어 탐지된 객체 정보를 기반한 전술적 활용 방안을 도출하는 데 다음 한계점이 존재한다. 첫째, 기존 연구의 목적은 탐지된 객체 위치나 종류의 식별에 있어 객체가 군사적 위협으로 작용할 가능성을 평가하거나 위협도를 계량화하는 접근이 부족하다. 그래서 적의 기갑 부대나 포병 체계의 위협 수준이나 대응의 우선순위 등을 실시간으로 분석하여 판단할 수 있는 모델 개발이 필요하다(Lim & Kang, 2021). 둘째, 선행 연구는 실제 탐지된 객체 정보가 군사적 의사결정 과정에서 실질적 활용방법의 제시가 제한적이다. 지금까지 연구는 주로 이상적인 환경 조건에서 고정된 데이터셋에 기반한 객체 탐지·분류의 개선

방안을 제안하고 있어 탐지된 객체 정보를 활용한 전술적 판단의 신뢰성 확보가 제한될 수 있다 (Kim & Ma, 2023). 그래서 향후 연구는 전장의 복잡한 환경적 요인(예: 지형, 기상 조건, 적의 이동 속도)을 고려한 실시간 대응이나 작전 우선순위를 자동으로 도출하는 전술적 방안을 제시할 필요가 있다(Lee & Baek, 2020; Park & Jin, 2020). 본 연구는 기존 연구의 한계를 극복하고자 딥러닝 기반 객체 탐지 기술을 UAV 운용에 결합하여 군사 객체, 특히 PLZ-05 자주포를 연구대상으로 선정하여 탐지 성능을 개선하는 것을 목표로 한다. UAV로 촬영된 환경을 가정하여 탐지된 객체의 고각 및 방위각을 예측하고, 이를 바탕으로 전술적 위험 요소를 평가하며 작전 환경에서 활용가능한 정보를 제공하는 시스템을 개발하고자 한다.

II. 연구방법

2.1 연구대상 특징 및 선정

본 연구는 현대 군사작전의 실질적 적용 가능성을 파악하기 위해 중국 PLZ-05 155mm 자주포¹⁾를 대상으로 선정한다. 해당 장비를 연구대상으로 선정한 주요 이유는 다음과 같다.

첫째, 본 연구의 목적은 군사 전술적 활용 측면에서 적의 공격 의도를 파악하고 아군의 방어 전략을 수립하는 실무적 방안을 찾는 데 있다. 이런 측면에서 PLZ-05 자주포는 중국 인민해방국 육군이 현재 운용 중인 최신형 주력 자주포로 장거리 포격 능력을 갖추고 있어 적군의 주요 위협 요소로 간주하여 분석할 가치가 있다. 즉, PLZ-05는 실제 전장에서 운용되는 무기체계로 본 연구방법 접근을 실전 환경에서 검증할 가능성을 제공할 수 있다.

둘째, 본 연구는 선행연구와 차별화적 방법론으로 군사적 위협가능성과 위험도를 정량적으로 분석하고자 한다. PLZ-05 자주포는 포신과 차체의 구조적 구분이 가능하여 객체를 탐지하고 고각과 방위각을 계산하는 실험적 분석대상으로 적합하다. 예를 들어, 고각은 발사 기구와 수평선 사이의 각로 포탄의 상승 궤적과 사거리를 정의하며, 높은 고각은 장거리 사격에 적합하고 낮은 고각은 표적 타격 시 활용한다. 방위각은 발사 기구의 수평 방향을 나타내며 포탄의 비행 경로를 결정하는 요소이다. 이 두 요소는 포탄의 궤적과 낙하지점을 결정하며, 해당 요소를 통해 적군의 포병 체계나 기갑 부대의 사격 범위와 취약 영역 등을 예측할 수 있다. 본 연구는 해당 자주포의 총열 길이와 높이차를 고각 계산의 주요 입력값으로 사용하며, 차체의 중심 좌표는 방위각 계산의 기준점으로 활용한다.

1) 해당 장비는 중국이 개발한 최신형 자주포로 길이 약 11.60m, 폭 3.3m, 높이 2.6m, 52구경의 115mm 포신을 탑재하고 있다.

2.2 연구 데이터 수집

UAV는 다양한 고도에서 군사적 객체의 고각 및 방위각 계산에 필요한 고해상도 이미지를 안정적으로 제공할 수 있어 UAV 기반 탐지·정찰 데이터 수집방식이나 활용이 확대되고 있다(Kim, Shin, & Lee, 2023). 이에 본 연구는 UAV를 통한 획득 데이터의 특성을 고려한 연구 설계와 체계적 분석의 필요성을 제시하고자 관련 분석용 데이터를 수집·제작하고, 객체 탐지와 고각 및 방위각 계산에 필요한 정보를 도출한다. 해당 데이터는 15-100m 고도에서 고해상도 RGB 카메라를 통해 수집함을 가정하고, 실제 전장 환경의 다양한 환경적 변수(날씨 변화, 조명 조건, 복잡한 지형 등) 조건을 반영한다. 특히, 본 연구대상인 PLZ-05와 관련된 영상과 이미지 데이터는 비교적 공개적으로 제공되어 UAV 기반 데이터 수집과 학습을 위한 데이터셋 구축이 용이하며(Stöcker et al., 2017), 데이터 증강 및 전이학습 기법을 활용하여 제한된 군사 데이터 환경에서도 학습 성능을 극대화할 수 있다(Pan & Yang, 2010).

2.3 연구의 주요 절차 및 알고리즘 설계

본 연구는 군사 물체 탐지, 고각 및 방위각 계산, 전술적 위협 평가에 적합한 알고리즘 선정과 관련 시스템 설계를 제안한다. 연구절차는 ❶ 시스템 설계 개요, ❷ 데이터셋 구축과 데이터 증강, ❸ 객체 탐지와 연산 방법론의 세 가지 주요 단계로 구성된다.

2.3.1 시스템 설계 개요

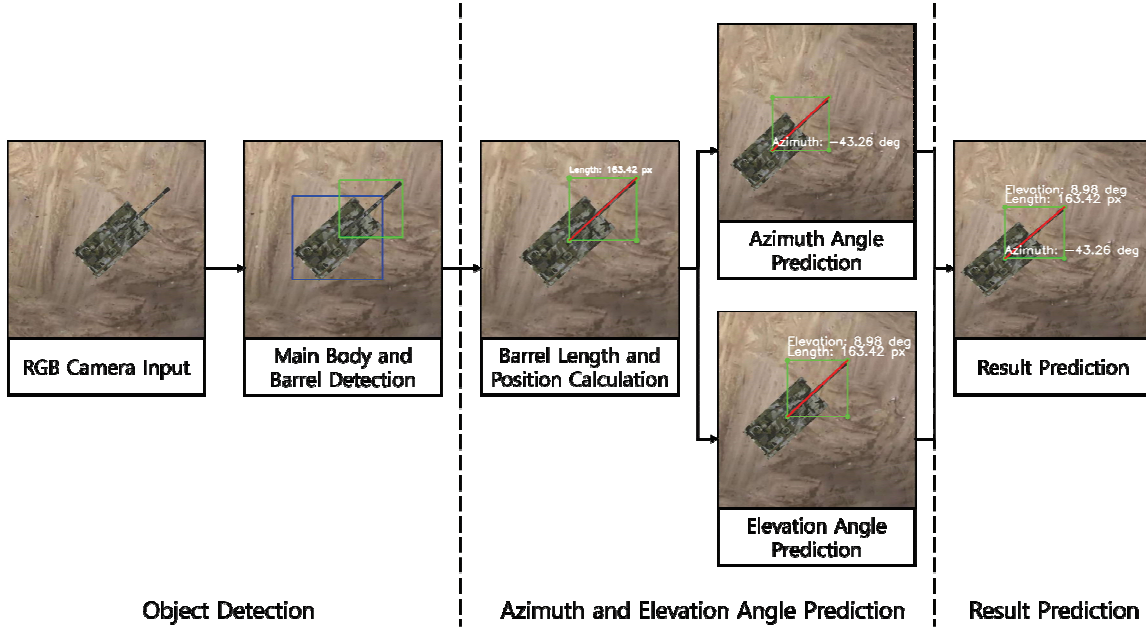
본 연구는 객체 탐지의 정확성뿐만 아니라 탐지 데이터를 활용한 실시간 위협 분석과 의사결정 지원으로 확장하여 전장 상황에서의 정보 활용성을 제안한다. 또한, 본 연구는 탐지된 군사 물체 위치와 상태 정보를 기반으로 전술적 위협 요소를 정량적으로 분석하는 알고리즘을 제안한다. 특히, 군사적 의사결정에서 실시간성과 정확성을 확보하기 위해 UAV RGB 카메라로 수집된 실시간 이미지를 활용하여 객체 탐지, 고각 및 방위각 연산, 전술적 위협 평가를 수행한다. 제안 시스템은 UAV에 장착된 RGB 카메라를 통해 실시간으로 이미지를 입력받아 다음 단계를 수행한다(Figure 1).

첫 번째는 군사 물체의 Barrel과 Body 좌표를 식별하는 객체 탐지 단계이다. 이는 고각과 방위각 계산의 핵심 입력값으로 탐지 정확도가 전체 시스템의 성능에 직접적인 영향을 미친다. Barrel의 위치와 방향은 포탄의 예상 궤적과 낙하지점을 결정하는 데 중요한 정보를 제공하므로 YOLOv11 알고리즘과 EfficientNet 기반 백본을 활용하여 고해상도 이미지를 처리하고 객체 탐지 성능을 향상한다. 이런 탐지 알고리즘으로 고해상도 UAV 촬영 데이터를 활용할 수 있어 작은 객체나 복잡한 배경에서도 탐지의 신뢰성을 높일 수 있다(Redmon et al., 2016; Tan & Le, 2019).

두 번째는 고각 및 방위각 연산이다. 고각은 발사체의 상승 각도로 사거리를 결정하며, 방위각은

발사체의 수평 이동 방향으로 목표물과의 상대적 각도를 분석한다. Barrel의 상대적 위치와 방향성을 기반으로 고각과 방위각을 계산하여 포탄의 예상 낙하지점과 사거리를 보다 정확히 예측할 수 있다. 이 단계에서 적의 공격 방향과 범위를 실시간으로 분석할 수 있으며, 이러한 정보를 토대로 적의 공격 의도를 파악하여 전술적 대응 전략을 수립할 수 있다.

세 번째 단계인 결과 예측은 탐지와 연산 결과를 바탕으로 고각(Elevation Angle) 및 방위각(Azimuth Angle) 예측값을 종합하여 전술적 정보를 도출하는 과정이다. 이 단계는 Barrel의 위치와 각도 데이터를 활용해 적의 공격 가능성과 방향성을 예측하며, 이를 통해 방어 태세 강화나 긴급 대피 경로 설정과 같은 대응 전략에 활용할 수 있다. 이로써 UAV 기반 탐지 시스템이 단순한 객체 식별을 넘어 실질적인 전술적 판단과 실행으로 연계될 수 있다.



〈Figure 1〉 System flowchart of the proposed projectile trajectory analysis

2.3.2 데이터셋 구축과 데이터 증강

본 연구는 군사 객체 탐지를 위한 데이터셋(학습 및 평가 데이터셋)을 구축하고, 모델 성능 향상을 위한 데이터 증강 기법을 적용한다.

학습 데이터셋은 Roboflow 플랫폼,²⁾ 유튜브 영상, 공개 이미지 플랫폼,³⁾ 군사 작전 환경 자료⁴⁾

2) Roboflow. (n.d.). Pure Tank - Aerial Detection Dataset [Dataset]. Retrieved December 24, 2024, from <https://universe.roboflow.com/aerial-detection/pure-tank>. Additional datasets and images from other sources were also utilized.

3) Adobe Stock. (n.d.). Tank military equipment top view drone footage [Stock image]. Retrieved December 24,

등 다양한 출처를 통해 구성한다. Roboflow 데이터셋은 군용 객체 탐지 데이터 중에서 상부 촬영 이미지만 선별하며, 유튜브 영상은 군사 장비의 실제 작전 환경을 반영한 관련 영상을 찾아 이미지로 변환한다. 또한 Adobe Stock, Military Archive 등의 공개 이미지 플랫폼과 영상 자료를 활용하여 데이터셋의 다양성을 확보한다. 이를 통해 수집된 데이터는 총 1,350장이며, 학습 데이터의 일부 예시는 Figure 2와 같다.

해당 데이터를 객체별로 살펴보면, Body/Barrel 이미지(270장), Truck 이미지(344장), Ship 이미지(409장), Aircraft 이미지(327장)로 구성된다. 이 데이터는 UAV로 촬영된 상부 이미지, 뉴스 보도 이미지, 군사 작전 환경에서 촬영된 자료이다. 특히, 전차와 포신 이미지는 획득이 어려운 자료로 군사 작전 환경에서 모델의 학습과 평가에 필수적인 데이터로 활용한다. 모델 학습 성능을 강화하기 위해 Body/Barrel 이미지만 단독 학습이 아닌 다양한 객체 데이터를 포함하여 학습을 진행하였다. 이는 특정 객체에 치우친 학습이 모델의 일반화 성능 저하로 이어질 수 있어 다양한 객체 데이터를 학습시켜 모델이 실전 환경에서도 적응하도록 설계하였다(Redmon, J., & Farhadi, A., 2018).



〈Figure 2〉 Examples of overhead military object images from various sources

평가 데이터셋은 모델 성능검증을 위해 Blender 소프트웨어⁵⁾를 사용하여 가상 전장 환경에서 생성된 합성 이미지로 구성된다. 전장 환경을 가정한 이미지에 PLZ-05 자주포 모델을 합성하였으며, PLZ-05 자주포의 실제 크기와 구조를 기반으로 정확한 모델링을 위해 view 거리를 15m에서 100m로 설정하여 UAV 촬영조건을 반영하였다.

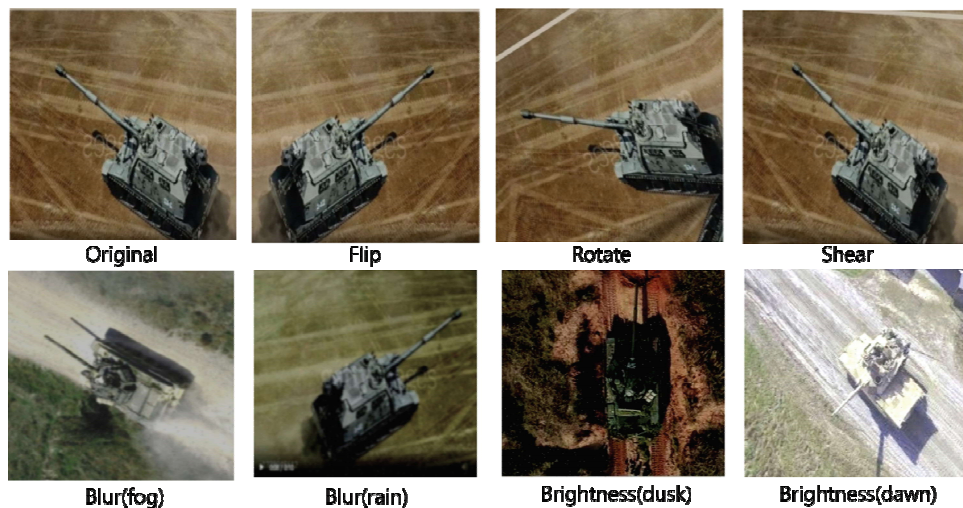
데이터 증강은 데이터셋의 다양성과 모델의 일반화 성능을 강화하는 필수 과정으로 본 연구에서는 전체 객체를 대상으로 수행한다. 이를 통해 모델의 성능 향상과 실전 환경 적응성을 검증하는

2024, from <https://stock.adobe.com/kr/images/tank-military-equipment-top-view-drone-footage/443955462>. Additional images from various sources were also utilized.

4) Military Archive. (2023, March 15). Tanks in Action - Aerial Drone Footage. YouTube. Retrieved December 24, 2024, from <https://www.youtube.com/watch?v=qFjE3DsN62I>. Other relevant footage from similar sources were also reviewed.

5) Blender는 3D 모델링과 애니메이션을 제작할 수 있는 오픈 소스 소프트웨어로 가상 환경과 객체를 자유롭게 설계하고 시뮬레이션을 할 수 있다.

데 증점을 둔다. 주요 증강 기법⁶⁾은 뒤집기, 회전, 왜곡, 밝기 조정, 블러, 노이즈 추가 등이 있으며 (부록 1), 이러한 기법을 조합하여 데이터의 다양성을 높이고 다양한 촬영 조건에서 모델의 안정적인 성능을 보장하도록 설계하였다(부록 2). 초기 데이터셋은 총 1,350장으로 구성하고, 각 원본 이미지에 3개의 증강기법을 적용하여 새로운 이미지를 생성하였다. 이를 통해 데이터셋을 2.6배(3,511장)로 확장하였다(e.g., Shorten & Khoshgoftaar, 2019). 본 연구는 데이터 증강 기법의 적용과정에서 방향 변화, 조명 조건, 이미지의 왜곡·흐림 등 다양한 상황에 적용할 수 있도록 모델을 학습하였으며⁷⁾ 적용 효과는 Figure 3과 같다.



〈Figure 3〉 Examples of data augmentation for image data

특히, 본 연구는 증강 기법의 효과를 차체와 포신을 중심으로 평가하였다. 차체와 포신은 제안하는 발사체 궤적 탐지 시스템에서 핵심적인 요소이며, 이 두 부분은 시각적 특징이 뚜렷하고 군사적 중요도가 높아 모델 탐지 정확도에 큰 영향을 미친다. 또한, 실제 데이터에서 획득이 어려운 점을 감안할 때, 이 두 객체에 대한 탐지 성능 향상은 연구의 실용성을 크게 높일 수 있다. 평가 과정은 다음과 같이 진행되었다. 우선, 차체와 포신 각각에 대한 탐지 성능을 독립적으로 평가하기 위해, 각 객체에 대한 F1 Score⁸⁾를 별도로 계산하였다.

-
- 6) 이 기법은 데이터의 다양성을 높이고, 다양한 촬영 조건에서 모델의 안정적인 성능을 보장하도록 설계한다.
- 7) 예를 들어, 회전 기법은 다양한 각도에서 촬영 데이터를 학습하도록 설계하며, 블러와 노이즈 추가는 흐릿한 이미지나 외부 잡음이 있는 환경에서도 탐지 성능을 유지할 수 있도록 모델을 보완했다.
- 8) F1 점수는 정확도(Precision)와 재현율(Recall)을 동시에 고려하여 모델의 전반적인 성능을 평가하는 지표로, 두 값의 조화 평균을 의미한다. 정확도는 모델이 예측한 긍정 사례 중 실제로 긍정인 사례의 비율을 나타내며, 재현율은 실제 긍정 사례 중 모델이 올바르게 예측한 비율을 의미한다. F1 점수가 높을수록 모델의 예측이 정확하고, 놓치는 경우가 적음을 나타낸다.

F1 Score는 정확도(Precision)와 재현율(Recall)의 조화 평균으로 모델의 탐지 정확도와 탐지 능력을 종합적으로 평가하는 지표이다. 포신 탐지의 F1 점수의 경우, 0.414에서 0.83으로 크게 향상된 것으로 나타났으며, 이는 모델이 포신을 더욱 정확하게 탐지하였다는 것을 의미한다. 또한, mAP@0.5 지표를 사용하여 모델의 전체 탐지 성능을 평가하였다.⁹⁾ mAP@0.5는 평균 정확도(mean Average Precision)로, IoU(Intersection over Union) 임계값을 0.5로 설정하여 계산된 값이다. 이 지표는 모델이 다양한 객체를 얼마나 정확하게 탐지하는지를 종합적으로 평가하는 데 사용된다. 쉽게 말해, mAP@0.5는 모델이 객체를 얼마나 정확하게 위치시키고 인식하는지를 평가하는 지표로, 값이 높을수록 더 정확한 탐지가 이루어졌음을 의미한다.¹⁰⁾

Table 1은 객체 탐지 모델의 성능을 평가하는 주요 지표값을 나타낸다. 데이터 증강을 적용하기 전과 후의 모델 성능을 비교함으로써 증강의 효과를 명확히 파악하였다. 초기 데이터셋으로 학습된 모델은 차체와 포신 탐지에서 일정한 한계를 보였으나, 증강된 데이터셋으로 학습된 모델은 다양한 환경에서도 높은 탐지 성능을 나타냈다. 특히, 포신 탐지의 F1 점수는 증강 전 0.414에서 증강 후 0.83으로, 차체 탐지는 0.836에서 0.92로 각각 크게 개선되었다. 이러한 결과는 데이터 증강을 통해 모델이 다양한 변형된 조건에서도 객체를 정확히 인식할 수 있게 되었음을 시사한다.

〈Table 1〉 Data Augmentation Performance Evaluation

Metric	Before Augmentation		After Augmentation	
	Barrel	Body	Barrel	Body
Accuracy	0.660	0.836	0.817	0.926
Precision	0.414	0.836	0.850	0.940
Recall	0.570	0.840	0.770	0.910
F1 Score	0.414	0.836	0.830	0.920
mAp@0.5	0.409	0.836	0.830	0.945

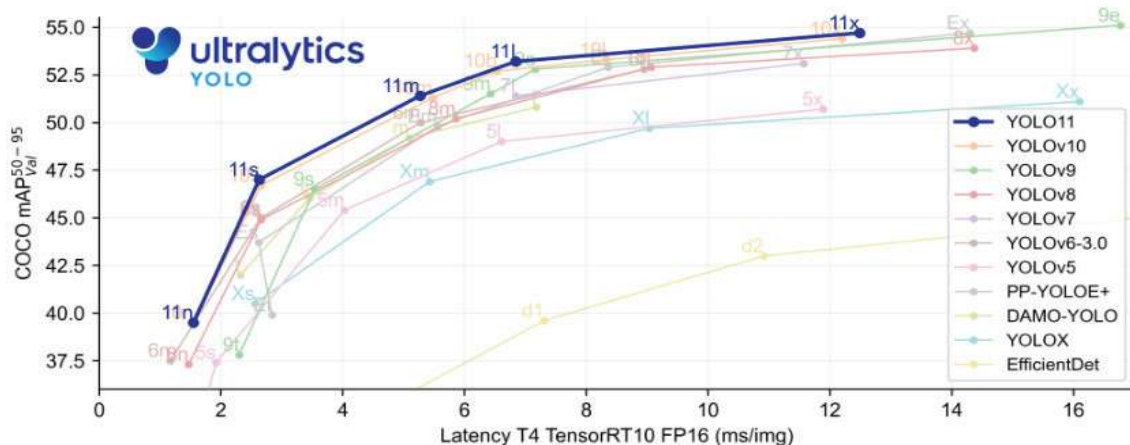
2.3.3 객체 탐지와 연산 방법론

해당 절차는 UAV 기반 군사 탐지 시스템에서 요구되는 높은 정확도와 실시간 처리를 동시에 충족하기 위해 YOLOv11¹¹⁾ 모델을 활용한 객체 탐지 기법, BCEF(Binary Cross Entropy and Focal) Loss

-
- 9) mAP@0.5는 평균 정확도(mean Average Precision)으로, IoU(Intersection over Union) 임계값을 0.5로 설정하여 계산된 값이다. 이 지표는 모델이 다양한 객체를 얼마나 정확하게 탐지하는지를 종합적으로 평가하는 데 사용된다. mAP는 여러 IoU 임계값에서의 정확도의 평균을 의미하며, @0.5는 IoU가 0.5 이상일 때의 정확도를 나타낸다.
- 10) IoU(Intersection over Union)는 예측된 바운딩 박스와 실제 객체의 바운딩 박스가 얼마나 겹치는지를 나타내는 지표로, 값이 높을수록 예측이 정확함을 의미한다.
- 11) Ultralytics. (n.d.). YOLOv11: Learn about the model. Ultralytics. <https://docs.ultralytics.com/models/yolo11/>. EfficientNet 또는 CSPNet을 백본(Backbone)으로 사용하여 복잡한 특징을 효과적으로 추출하고, anchor-free 검출 방식을 통해 객체 크기의 다양성과 복잡한 배경에서도 높은 정확도를 유지한다.

설계, 고각 및 방위각 연산 기법을 종합적으로 제시한다. BCEF Loss는 Binary Cross Entropy(BCE) Loss와 Focal Loss를 결합하여 설계한 손실 함수이다. 특히, 작은 객체나 복잡한 배경 조건에서 모델의 학습 성능을 강화하는 데 중점을 둔다. (Lin et al., 2017; Creswell et al., 2017). 이는 객체 크기의 불균형과 탐지 확률이 낮은 샘플로 인한 학습 효율 저하를 극복하기 위해 설계하였다. UAV 기반한 실시간 탐지와 분석에서 높은 정확도와 빠른 처리 속도의 요구사항을 충족하기 위해서 본 연구는 YOLOv11 모델을 채택하였다. 객체 탐지 단계는 전장 환경에서 관측되는 군사 물체를 효율적으로 탐지하고, 작은 객체나 복잡한 배경 조건에서도 안정적인 탐지 성능을 유지할 수 있도록 YOLOv11 모델을 적용한 BCEF Loss를 설계하였다. 이 손실 함수는 탐지 확률이 낮은 샘플에 대해 가중치를 부여하여 학습 기여도를 높이고, 결과적으로 mAP와 F1 Score를 향상시킨다. 또한, PLZ-05 자주포를 대상으로 고각과 방위각을 산출하여 포탄의 궤적 예측과 사거리 계산에 필요한 고각 및 방위각을 산출하는 과정을 제안한다. 이 두 요소는 전술적 의사결정과 자주포의 정확한 운용에 필요한 정보이다. 구체적으로, 고각은 자주포의 발사각과 연관되어 포탄이 목표 지점까지 도달하기 위한 발사 조건을 설정하는 데 활용되며, 방위각은 목표물의 위치를 기준으로 정확한 발사방향을 지정하는데 사용한다.

YOLOv11과 기존 YOLOv8, YOLOv7 모델 간 성능비교의 결과를 보면(Figure 4), YOLOv11가 mAP와 FPS(Frames Per Second) 측면에서 모두 성능이 우수한 것으로 나타나 실시간 탐지가 요구되는 UAV 기반 군사 탐지 시스템에 적합하다고 볼 수 있다. 특히, YOLOv11은 다양한 조명 조건과 시야각 변화, 날씨 변동 등을 고려할 수 있어 전장 환경에서 발생할 수 있는 복합적 요소를 고려하여 최적화할 수 있다. 기존 앵커 기반 방식은 객체 크기의 다양성을 처리하는 데 한계가 있으나, YOLOv11의 anchor-free 방식은 이러한 제약을 극복하여 작은 객체와 복잡한 형태의 물체를 정확하게 탐지할 수 있다. 또한, 개선된 Backbone과 Neck 아키텍처는 다중 해상도 특징 맵을 결합하여 배경에서도 높은 정확도를 유지하도록 설계한다.



〈Figure 4〉 Comparison of object detection models

기존의 손실 함수(Binary Cross Entropy, BCE)만으로는 탐지 확률이 낮은 샘플에 대한 학습 효과는 제한적이다. 그래서 작은 객체나 복잡한 배경을 포함하는 UAV 기반 군사 탐지를 가정한 본 연구는 BCE Loss와 Focal Loss를 선형 결합한 BCEF Loss를 적용한다(Lin et al., 2017; Creswell et al., 2017).

$$BCEF_{Loss} = \lambda_{BCE} \cdot \left(-\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(y_i \cdot \log(p_i) + (1-y_i) \cdot \log(1-p_i))] \right) + \lambda_{Focal} \cdot \left(-\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \alpha \cdot (1-p_i^\gamma) \cdot \log(p_i) \right) \quad (1)$$

식 (1)에서 y_i 는 실제 라벨, p_i 는 예측된 확률값, α 는 클래스 간 불균형을 조정하기 위한 가중치, γ 는 낮은 예측 확률값을 가진 샘플에 대한 학습 기여도를 강조하기 위한 하이퍼파라미터로, 클래스 간 경계에 위치하거나 특징이 모호한 샘플과 같이 모델이 잘못 분류하기 쉬운 데이터를 더 크게 반영하도록 설계되었다. 또한, λ_{BCE} 와 λ_{Focal} 는 BCE 손실과 Focal Loss 간의 기여도를 조정하는 가중치로 $\lambda_{BCE} = 0.6$, $\lambda_{Focal} = 0.4$, $\alpha = 0.2$, $\gamma = 2.0$ 로 설정해 실험하였다.

Table 2는 YOLOv11 모델에 BCE 손실과 BCEF Loss를 각각 적용한 뒤, Barrel과 Body의 탐지 성능을 비교한 결과이다. Barrel 클래스의 mAP는 BCE Loss 대비 BCEF Loss를 적용했을 때 2.3% 증가했으며, Precision과 F1 Score 또한 각각 3.2%와 3.3% 향상되었습니다. 이는 BCEF Loss가 작은 객체를 복잡한 배경에서 효과적으로 탐지할 수 있도록 설계되었음을 보인다. 반면, Body 클래스는 BCE와 BCEF 간 성능 차이가 미미하거나 없었으며, Precision 항목은 동일한 값으로 나타났다.

〈Table 2〉 Comparison of detection performance by class between BCE loss and BCEF loss

	mAP@50			Recall			Precision			F1 Score		
	BCE	BCEF	Diff	BCE	BCEF	Diff	BCE	BCEF	Diff	BCE	BCEF	Diff
Barrel	0.817	0.836	+2.3%	0.75	0.77	+2%	0.822	0.854	+3.2%	0.80	0.833	+3.3%
Body	0.95	0.945	-0.5%	0.92	0.91	-0.1%	0.94	0.94	-	0.93	0.92	-0.1%

UAV로 촬영된 이미지에서 탐지된 군사 물체(PLZ-05 자주포)를 기반으로 포탄 궤적이나 사거리를 예측하기 위해서는 고각과 방위각을 정밀하게 산출해야 한다. 본 연구는 고도별 자주포의 픽셀 크기 분석과 기하학적 관계를 활용해 고각 및 방위각을 계산한다. Table 4는 640×640 해상도의 이미지에서 가상 전장 환경을 가정하여 생성된 평가 데이터셋을 활용해 PLZ-06 자주포가 각각 다른 고도를 가정한 시뮬레이션 조건에서 관측되었을 때, Barrel과 전체 길이가 몇 픽셀로 나타나는지 정량적으로 제시한다. 약 11.60m에 달하는 PLZ-05 자주포의 실제 길이와 52구경 155mm Barrel의 특

성을 반영하면, UAV 고도와 이미지 해상도에 따라 자주포가 어떻게 관측되는지 추정할 수 있다. Table 3에 분류된 고도(10m, 15m, 30m, 50m, 100m)는 UAV의 실제 작전 환경을 가정하여 설정된 시뮬레이션 조건이다. 이 조건은 Blender 소프트웨어를 사용하여 PLZ-05 자주포를 가상 전장 환경에 배치한 후, UAV의 촬영 위치(view 거리)를 조정해 생성되었다. 이러한 고도별 픽셀 크기 데이터는 UAV 탐지 시스템이 고도 변화에 따른 탐지 성능 변화를 반영하고, 다양한 고도에서의 객체 관측 가능성을 최적화하는 데 중요한 지표로 활용된다.

〈Table 3〉 Pixel Analysis of PLZ-05 at Different Altitudes

Altitude (m)	Barrel length (pixels)	Total PLZ-05 length including Barrel (pixels)
10	258	368
15	172	245
30	86	123
50	52	74
100	26	37

이러한 데이터는 고도 변화에 따른 이미지상 객체 크기 차이를 반영하며, UAV 기반 탐지 시스템의 성능 평가와 최적화에 중요한 참고 자료가 된다.

식(2)는 관측된 Barrel 길이(L_{pixel})와 UAV고도(H_{UAV}), 이미지 해상도(R_{image})간의 관계를 표현하여, 실제 Barrel 길이(L_{actual})를 추정하는 방정식이다.

$$L_{\text{actual}} = \frac{L_{\text{pixel}} \cdot H_{\text{UAV}}}{R_{\text{image}}} \quad (2)$$

이후, 관측된 Barrel 길이와 실제 길이를 바탕으로 고각(θ)을 산출하는 식(3)을 활용하였다. 고각(θ)은 Barrel가 수평 면과 이루는 각도로, 발사체의 상승 궤적과 사거리를 결정짓는 데 핵심적인 변수다.

$$\theta = \arcsin\left(\frac{L_{\text{actual}}}{H_{\text{UAV}}}\right) \quad (3)$$

방위각(Φ)은 Barrel과 Body 중심점 간의 상대적 위치를 기반으로 산출된다. 식(4)는 Barrel 모서리 좌표와 전차 중심점의 차이를 이용하여 최소 · 최대 거리를 구한 뒤, 수평 면에서의 방향성을 계산

하는 공식을 나타낸다.

$$\Phi = \tan^{-1}\left(\frac{y_{\max} - y_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}\right) \quad (4)$$

여기서 (x_{\max}, y_{\max}) , (x_{\min}, y_{\min}) 은 Barrel의 사각형 경계선 상에서 대각선으로 가장 먼 두 점을 나타낸다. 방위각 계산을 단순화하기 위해 이 두 점을 선택하여 방향성을 계산한다. 방위각은 적의 공격 방향성을 분석하고, 아군 방어 태세를 수립하는 데 필수적이다.

III. 실험 결과 및 결론

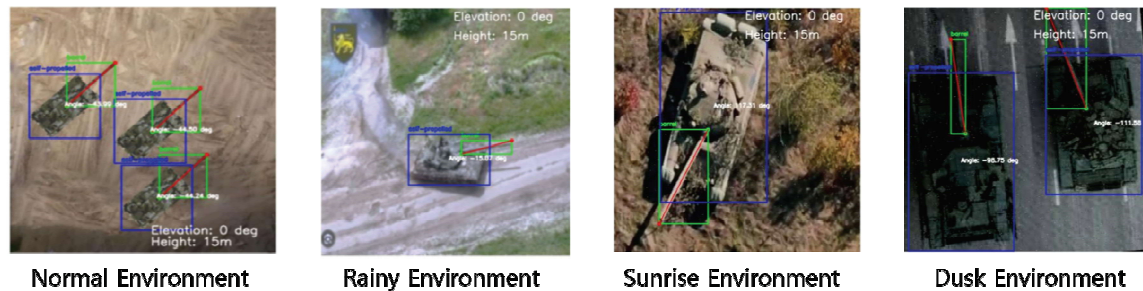
본 연구는 UAV로 촬영한 전장 환경을 가정하여 생성된 합성 이미지를 활용해 지상 포병 전력의 Barrel 방위각과 고각의 분석방법을 제안했다. 실험 결과, UAV 기반 탐지 기술이 지상 포병 전력을 실시간으로 모니터링하고 분석하는 데 매우 효과적일 수 있다는 점을 밝혔다. 특히, 본 연구는 딥러닝 기반 객체 탐지 알고리즘을 적용하여 높은 탐지 정확도와 신뢰성을 확보하였고, 이는 전장 상황에서 신속하고 정확한 대응을 가능할 수 있다는 점에서 입증한 결과로 볼 수 있다. 본 연구에서 사용된 객체 탐지 모델의 클래스별 정밀도, 재현율, F1 점수, 신뢰도(Confidence) 값은 다음과 같다 (Table 5).

〈Table 5〉 Classification accuracy, precision, recall, and F1-score comparison for class group

Class	Acc.	Precision	Recall	F1 Score	Confidence
Barrel	0.817	0.85	0.77	0.83	0.95
Body	0.926	0.94	0.91	0.92	0.95

본 연구에서 제안된 BCEF 손실 함수를 적용한 YOLOv11 모델은 주요 군사 객체 중 Barrel과 Body에 대해 안정적이고 우수한 탐지 성능을 나타냈다. Barrel은 0.85의 정밀도, 0.77의 재현율, 그리고 0.83의 F1 Score를 기록하며, 복잡한 배경에서도 안정적인 탐지 성능을 보였다. 반면, Body는 0.94의 정밀도, 0.91의 재현율, 0.92의 F1 Score를 기록하며 Barrel보다 전반적으로 높은 탐지 성능을 나타냈다. 이러한 결과는 본 연구의 제안 모델이 다양한 전장 환경에서도 신뢰성 있는 탐지 성능의 가능성을 제기한 것이며, 객체의 크기와 위치가 크게 변하는 조건에서도 높은 정확도를 유지함으로써 실시간 군사 작전의 실무적 활용성이 충분하다고 볼 수 있다.

Figure 5는 다양한 환경을 모사한 가상 전장 이미지로부터 PLZ-05의 위치를 탐지한 결과를 시각적으로 보여준다. 본 연구는 제안된 기법이 실제 작전 환경에서도 실시간으로 탐지하는지 검증하기 위해 실제 환경을 모방한 가상 환경에서 생성된 합성 이미지로 실전과 유사한 환경(복잡한 배경, 다양한 조명 조건, 다양한 지형 등)을 재현하는 데이터를 사용하였다. 이런 데이터에 기반한 객체 탐지 모델은 일반적인 환경뿐만 아니라 실제 도전적인 조건(강우, 흐린 날씨, 일출 및 일몰 등)에서도 안정적이고 효과적 결과를 도출하였다. 특히, 본 연구의 모델은 정밀도와 재현율 측면에서 포병 위치를 정확히 탐지했으며 누락 탐지는 최소화하는 성능을 달성하였다. 강우 및 저조도 환경에서도 모델의 신뢰성은 높게 유지되었으며 안정적인 탐지 성능을 발휘했다.



〈Figure 5〉 Examples of Object Detection Under Changing Environmental Conditions

군사작전에서 적군의 지상무기체계 탐지는 적군 전력(배치, 이동, 전력 규모)을 분석하고 대응 방 전략을 수립하는 데 중요하다. 해당 무기체계에 관한 정확한 탐지는 전장 상황 인식을 향상시키고 효과적인 대응 차원의 정밀 타격 능력을 높이는 데 중요하다(e.g., Yuk & Cho, 2023). 그래서 UAV 활용한 실시간 정보 획득은 적군의 전력 현황을 더욱 정확하게 파악하고 분석하는 데 중요한 전략적 자산으로 신속정확한 의사결정 과정에서 중요한 역할로 작용하고 있다.

이에 본 연구는 생성된 합성 이미지를 기반으로 딥러닝 기반 탐지 기술을 활용하여 PLZ-05의 Barrel 방향, 고각 및 방위각을 탐지하였다. YOLOv11 모델에 BCFL Loss 함수를 적용하여 높은 탐지 정확도와 신뢰성을 확보하였으며, 분석 결과, UAV 기반 탐지 기술이 지상 포병 전력을 실시간으로 모니터링하고 분석하는 데 매우 효과적임을 확인했다. 본 연구의 제안 모델을 통해 UAV 기반 실시간 데이터 수집과 딥러닝 기술 결합에 기반한 신속정확한 전장 상황의 분석 가능성을 제시하였다. 또한, 본 연구는 실제 환경을 모방한 가상 환경에서 생성된 데이터를 활용하여 실전과 유사한 환경을 재현하고, 이러한 환경에서 제안 모델이 Barrel 및 Body와 같은 핵심 군사 객체를 정확히 탐지하여 실무적 측면에서 전술적 위협 평가와 대응 전략 수립에 기여할 수 있음을 보여주었다.

이런 연구적 의의에도 불구하고 본 연구는 향후 연구에서 개선이 필요한 기술적인 한계점을 갖고 있다. 실험 조건 설정과 연구설계 시 실제 UAV 운용 및 전장환경 구현에서 고려할 점이 있다. 예를 들어 엄폐 또는 위장된 목표물의 탐지나 외부 환경 요인(강한 바람, 강한 강우, 지형 등)에 따

른 UAV의 탐지 제약에 따른 영향을 미칠 수 있으며, UAV를 통해 정보 획득과 관련하여 실시간 데이터 전송 및 분석 과정에서의 지연 문제(Lee, W. H., 2021)는 실시간 의사결정에 악영향을 줄 수 있다. 그래서 후속 연구는 UAV 기반 실시간 탐지 및 분석 시스템을 최적화에서 이런 한계점을 개선하는 연구설계가 필요할 것이다. 결론적으로, 본 연구는 실제 운용 중인 지상무기체계의 객체 탐지와 예측을 위한 UAV 기반의 탐지 기법의 활용 가능성을 가상 환경에서 생성된 데이터를 생성하여 YOLO11 기법을 적용한 제안 모델로 검증하였다는 데 학술적인 의의가 크다.

Acknowledgements

Declaration of Conflicting Interests

The author(s) declared no potential conflicts of interest with respect to the research, authorship, and/or publication of this article.

Author contributions

Conceptualization: RH and KD, Literature review: RH and PM, Resources and Data curation: RH and PM, Investigation and Methodology: RH, PM, and KD, Writing (Original Draft): RH, PM, and KD, Project administration and Supervision: KD.

Reference

- Barros, J. P., Reis, J., Melão, N., & Cavalieri, A. (2024). Key features and applications of military drones: a case study from the Portuguese military ground forces. *Journal of Defense Analytics and Logistics*, 8(2), 179-201. <https://doi.org/10.1108/jdal-07-2024-0014>
- Chang, J. O. (2022). A Study on the Prediction of Future Warfare Changes and the Development Direction of the R.O.K. Army: Focusing on the relationship between war components and forms of war. *Korean Journal of Military Art and Science*, 78(3), 1-28. <https://doi.org/10.31066/kjmas.2022.78.3.001>
- Creswell, A., Bharath, A. A., & Vedaldi, A. (2017). On denoising autoencoders trained to minimise binary cross-entropy. arXiv. <https://arxiv.org/abs/1708.08487>
- Gupta, C., Gill, N. S., Gulia, P., & Chatterjee, J. M. (2023). A novel finetuned YOLOv6 transfer learning model for real-time object detection. *Journal of Real-Time Image Processing*, 20, 1-19. <https://doi.org/10.1007/s11554-023-01234-5>
- Hwang, J. Y., Choi, B. A., Lee, J. H., & Bae, J. H. (2021). A Study on Transfer Learning-based Ensemble Model for Classification of Maneuver Weapon System. *Journal of Korean Institute of Information Technology*, 19(12), 1-10. <https://doi.org/10.14801/jkiit.2021.19.12.1>
- Kim, D. B., & Kim, H. S. (2023). Development and Technological Strategy of Intelligent Ground Manned-Unmanned Composite Combat Systems: Focused on Future Ground Combat Systems. *Journal of the Korea Association of Defense Industry Studies*, *Journal of Korean Institute of Information Technology*, 30(3), 59-67. <https://doi.org/10.52798/KADIS.2023.30.3.5>
- Kim, M. G., Shin, I. T., & Lee, J. G. (2023). A Study on the Development Direction of Next Generation Drone Through Analysis of the Role of Drones Used in Warfare : From Gulf War to Ukraine War. *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society*, 24(10), 656-664. <https://doi.org/10.5762/KAIS.2023.24.10.656>
- Kim, M. W., & Ma, J. M. (2023). Determining the Scale of Military Echelon Using Deep Learning-Based Object Detection and Tracking Techniques. *Journal of Korea Academia-Industrial cooperation Society*, 24(5), 441-449. <https://doi.org/10.5762/KAIS.2023.24.5.441>
- Lee, S. H., & Baek, S. N. (2020). Effects of the Technological and Individual Characteristics of Army Tactical Command Information System on Situation Awareness and Decision Making. *Journal of The Korean Operations Research and Management Science Society*, 45(2), 25-42. <https://doi.org/10.7737/JKORMS.2020.45.2.025>

- Lee, W. H. (2021). Enabling reliable UAV control by utilizing multiple protocols and paths for transmitting duplicated control packets. *Sensors*, 21(9), 3295. <https://doi.org/10.3390/s21093295>
- Lim, S. G., & Kang, D. S. (2021). Identifications and Evaluation of Tank Nationality using YOLO Algorithm. *KIISE Transactions on Computing Practices*, 27(12), 555-562. <https://doi.org/10.5626/KTCP.2021.27.12.555>
- Lin, T.-Y., Goyal, P., Girshick, R., He, K., & Dollar, P. (2017). *Focal loss for dense object detection*. arXiv. <https://arxiv.org/abs/1708.02002>
- Pan, S. J., & Yang, Q. (2010). A survey on transfer learning. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 22(10), 1345-1359. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2009.191>
- Park, S. J., & Jin, H. S. (2020). Classification Type of Weapon Using Artificial Intelligence for Counter-battery Radar Paper Title. *Journal of IKEEE*, 24(4), 921-930. <https://doi.org/10.7471/ikeee.2020.24.4.921>
- Redmon, J., & Farhadi, A. (2018). *YOLOv3: An Incremental Improvement*. arXiv preprint arXiv:1804.02767. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.02767>
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). *You only look once: Unified, real-time object detection*. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 779-788. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>
- Shorten, C., & Khoshgoftaar, T. M. (2019). A survey on image data augmentation for deep learning. *Journal of Big Data*, 6(60). <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0197-0>
- Stocker, C., Bennett, R., Nex, F., Gerke, M., & Zevenbergen, J. (2017). Review of the current state of UAV regulations. *Remote Sensing*, 9(5), 459. <https://doi.org/10.3390/rs9050459>
- Tan, M., & Le, Q. (2019). *EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks*. Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning, 6105-6114.
- Vasavi, S., Raj, G. H., Sahithi, T., & Suhitha, Y. (2023). Onboard processing of drone imagery for military vehicles classification using enhanced YOLOv5. *Journal of Advances in Information Technology*, 14(6), 1221-1229.
- Yaseen, M. (2024). *What is YOLOv8: An in-depth exploration of the internal features of the next-generation object detector*. arXiv preprint. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/2408.15857>
- Yuk, S. M. & Cho, Y. H. (2023). *Research Trends on Deep Learning-based Image Detection of Weapon Systems in National Defense*. 1-3. Journal of Korea Academia-Industrial cooperation Society Spring conference.

원 고 접 수 일 2024년 08월 08일
원 고 수 정 일 2024년 12월 26일
게 재 확 정 일 2024년 12월 30일

〈부록〉

부록 1. 데이터 증강 기법과 적용 목적

증강 기법	설명
뒤집기	수평 및 수직 방향으로 뒤집어 다양한 촬영 각도에 적응할 수 있도록 학습.
90° 회전	시계 및 반시계 방향으로 회전, 물체의 다양한 방향 변화를 학습.
크롭	이미지 일부를 자름으로써 물체의 일부만 보이는 상황에서도 탐지가 가능하도록 학습.
회전	-15°~+15° 범위의 무작위 회전을 적용해 비행 중 흔들림 등 비정상적 상황에서도 탐지 성능 유지.
왜곡	수평 및 수직 왜곡을 통해 렌즈 변형이나 기하학적 변형에 강건한 탐지 성능을 보장.
흑백변환	조명이 약한 환경(예: 야간 감시)에서도 탐지 성능을 유지하기 위해 이미지를 흑백으로 변환.
색조	다양한 색상 변화를 학습, 조명 조건 변화(예: 일출, 일몰)에 적응.
채도	노출 정도를 조정, 과다 노출 및 저조도 환경에서도 탐지 성능을 강화.
밝기	-15%에서 +15% 사이의 무작위 밝기 조정을 적용.
노출	-10%에서 +10% 사이의 무작위 노출 조정을 적용.
블러	흐릿한 이미지를 학습하기 위해 최대 1.7픽셀 블러 효과를 추가.
노이즈	최대 1.76%의 픽셀 노이즈를 추가, 센서 잡음이나 먼지 등 외부 환경적 요인에 대응.

부록 2. 데이터 증강 기법의 목적 및 적용 방식

증강 기법	목적	적용방식	근거
뒤집기	대칭적 특성을 학습	수평 또는 수직으로 이미지 뒤집기	이미지의 대칭적 성질을 활용, 다양한 관점에서 학습을 강화함
90° 회전	방향 변화에 대한 모델의 강건성 향상	90°, 180°, 270° 로 이미지 회전	방향과 상관없이 특징을 학습하도록 유도
회전	약한 방향 변화에 대한 모델의 강건성 향상	15°~+15° 범위의 무작위 회전 적용	자연스러운 변형을 통해 일반화 성능 향상
왜곡	촬영 각도 변화에 대한 모델의 강건성 향상	수평 및 수직 기울이기 적용	다양한 각도로 나타나는 실제 데이터를 반영
블러	안개 상황 등 흐린 이미지에 대한 모델의 강건성 향상	Gaussian 블러 적용	실제 흐릿한 데이터를 반영, 학습 강화
노이즈	강우 상황 등 흐린 이미지에 대한 모델의 강건성 향상	Salt-and-Pepper 노이즈 추가	현실적인 잡음 조건에서 모델 성능 보장
밝기	일출, 일몰 등 다양한 조명 조건에서 적응력 강화	밝기 +25~-25 조절	조명 변화가 큰 환경에서도 안정적인 학습 가능

개선된 YOLO11 접근을 통한 지상무기체계의 객체 탐지와 예측: PLZ-05 자주포의 작전운동 환경과 무인항공기 촬영의 가정을 초점으로

류한울* · 박민규** · 김대열***

국문초록

지상 무기체계의 탐지와 분석에서 UAV 활용한 탐지 기술은 실시간으로 전술적 의사결정 지원에서 중요하다. 기존 연구는 UAV 기반 군사 객체 탐지와 분류 성능 향상에 중점을 두었으나, 본 연구는 UAV 운용 환경을 가정하여 군사 객체를 탐지하고, 탐지된 포신의 고각과 방위각을 분석하는 새로운 체계를 제안한다. 분석방법으로 객체 탐지는 YOLO11 모델과 BCEF 손실 함수를 적용하여 탐지 성능을 강화하였으며, 복잡한 전장 조건을 모사한 생성된 합성 이미지를 활용하여 다양한 환경에서 시스템을 검증하였다. 강우, 복잡한 지형, 저조도 환경과 같은 도전적인 조건에서도 제안된 모델은 높은 탐지 정확도와 신뢰성이 유지되었다. 본 연구는 UAV 기반 객체 탐지 기술의 활용 가능성을 제시하여 정찰·식별 기능에서 전술적 의사결정 지원 도구로 확장 가능성을 제기한다. 향후 연구에서는 실제 UAV 운용 환경 조건을 구현하는 연구설계를 통해 실시간 데이터 수집과 분석 체계를 가정한 제안 모델의 성능을 검증하는 추가 실험연구가 필요하다.

주제어 : 지상무기체계, 자주포, 궤적 예측, YOLOv11, 객체 탐지

* (제1저자) 경남대학교 컴퓨터공학부, 학부 학생, 2021112336@student.kyungnam.ac.kr, <https://orcid.org/0009-0008-0891-6538>.

** (공동저자) 경남대학교 컴퓨터공학부, 학부 학생, 2019110057@student.kyungnam.ac.kr, <https://orcid.org/0009-0009-3490-5178>.

*** (교신저자) 경남대학교 인공지능학과, 교수, daeyeol@kyungnam.ac.kr, <https://orcid.org/0000-0003-3242-1902>.