

데이터 증강을 이용한 공중촬영 이미지 내 전차탐지 성능 향상 연구

최수환, 마정목*
국방대학교 국방과학학과

Improvement of Detection Performance for Tanks in Aerial Image Using Data Augmentation

Soo-Hwan Choe, Jungmok Ma*
Department of Defense Science, Korea National Defense University

요 약 최근 객체탐지 기술의 발전으로 공중에서 촬영된 영상에서 다양한 크기와 형태의 객체를 다중으로 인식하는 기술이 구현되고 있다. 이러한 기술을 군 공중 감시정찰 분야에 적용한다면 많은 이점이 있을 것이다. 하지만 군 적용에 있어 가장 큰 제한사항은 보안으로 인해 군 데이터에 대한 접근이 어렵고 공개 데이터의 양이 충분하지 않다는 것이다. 본 연구는 이러한 제한사항을 해결하기 위해 진행되었다. 먼저 공중 감시정찰 분야 적용을 위한 4가지 데이터 증강 기법을 선정하였으며, 각각의 데이터 증강 기법은 공중촬영 이미지의 특성, 복잡한 무기체계의 운용환경을 반영한다. 선정된 데이터 증강 기법을 인터넷에 공개된 다양한 전차 이미지에 적용하여 데이터셋을 구성함으로써 데이터 부족 문제를 해결한 후 각 데이터셋에 대한 전차탐지 실험을 진행하였다. 실험을 통해 데이터 증강의 효과와 공중 감시정찰 무기체계에 적합한 데이터 증강 기법을 확인할 수 있었다. 향후 본 연구가 관련 무기체계의 데이터 베이스 구성 간 도움이 되기를 기대한다.

Abstract Recently, with the development of object detection technology, an automatic technology that recognizes multiple objects of various sizes and shapes in images taken in the air is being implemented. Great advantages exist if the technology is applied to military aerial surveillance and reconnaissance. On the other hand, the largest limitation is that accessing military data is difficult because the security and the amount of open data are also insufficient. This study was conducted to address these limitations. First, four data augmentation techniques were selected for application to the aerial surveillance and reconnaissance field. Each technique reflects the characteristics of aerial images and the operating environment. The data shortage problem was solved by applying the technique to tank images opened online. Subsequently, a tank detection experiment was conducted for each dataset. Through the experimental results, the effect of data augmentation and the suitable data augmentation technique for airborne surveillance and reconnaissance weapon systems were confirmed. It is expected to help construct the database of related weapon systems.

Keywords : Aerial Image, Data Augmentation, Basic Image Manipulation, Object Detection, Yolov5

*Corresponding Author : Jungmok Ma(Korea National Defense Univ.)

email: jxm1023@gmail.com

Received March 2, 2023

Accepted May 12, 2023

Revised April 5, 2023

Published May 31, 2023

1. 서론

한국항공우주연구원과 성균관 대학교가 한 팀(팀명 DroneEye2020)으로 「2020년 세계 VisDrone 대회」 객체탐지(object detection) 부문에 참가하여 정확도 34.57%로 1위를 수상하였다. VisDrone 대회는 세계 인공지능 분야 최고 권위 학회인 I(E)CCV (International / European Conference on Computer Vision)가 2018년부터 매년 개최하는 대회로 드론이 촬영한 영상을 인공지능을 활용해 사람이나 자동차 등 체를 탐지해 내는 기술의 우수성을 평가하는 대회다. DroneEye2020 팀이 개발한 객체탐지 기술은 드론의 비행 고도에 따라 변화하는 지상 객체(자동차, 사람)의 크기와 형태를 다중으로 인식해내는 기술로서 이를 구현하기 위해 약 1만장의 데이터를 학습시켰다[1]. 일반적으로 객체탐지 기술은 객체의 각도를 고려하지 않은 수평적인 객체를 탐지하는 것이 목적이지만[2] DroneEye2020 팀은 드론에서 촬영된 3차원 환경에서 객체탐지 기술을 적용하였기에 큰 의미가 있다.

군 내에서도 발전된 AI 기술을 적용하기 위해 노력하고 있으며 2022년 국방백서에는 국방 분야의 AI는 전장의 전투원을 대체하는 수단이자 게임체인저이며, 미래 전장에서의 우위를 점하기 위해 AI 기술이 적용된 무기체계 등에 대한 역량을 집중하고 있다고 밝혔다[3]. 하지만 DroneEye2020 팀의 새로운 시도를 도입하여 공중 감시정찰 무기체계에 적용하기에는 제한사항이 따른다. 우선 국방 분야의 특수성으로 인해 데이터의 접근에 어려움이 있으며 데이터가 공개되지 않아 데이터의 양이 충분하지 않다. 또한 여러 각도로 회전된 객체를 탐지해야 하는 감시정찰 무기체계의 특성상 다양한 각도와 범위에서 촬영된 데이터가 필요하다.

이러한 제한사항을 해결하기 위해 부족한 군 데이터에 데이터 증강 기법을 적용시켜 객체탐지 성능을 향상시키는 연구가 이루어지고 있다. 예를 들어 황교성[4]은 부족한 적성 전차 이미지에, 황재민[5]은 부족한 군사 장애물 데이터에 각각 데이터 증강 기법을 적용하여 탐지성을 향상시켰다. 하지만 대부분의 연구는 데이터 증강 유무에 따른 객체탐지 성능을 비교하는 데이터 증강의 효과에 관한 연구로 공중 감시정찰 무기체계라는 특수한 상황에 적용시키기 위해서는 추가적인 연구가 필요하다.

따라서 본 연구에서는 공중 감시정찰 무기체계에 적합한 데이터 증강 기법이 무엇인지 알아보기 위해 공중찰

영 이미지의 특성과 무기체계 운용환경을 반영할 수 있는 4가지의 데이터 증강 기법을 적용하여 실험을 진행한 다. 이를 통해 무기체계에 적합한 데이터 증강 기법을 확인할 수 있으며 향후 무기체계의 데이터 베이스 구성 간 활용이 가능할 것이다.

2장에서 데이터 증강 기법, 객체탐지 모델에 대한 관련 연구를 설명하며, 3장에서는 실험 목적, 데이터 구성 등 객체탐지 실험 전반과 훈련 데이터 종류에 따른 전차 탐지 성능 평가를 진행한다. 마지막으로 4장에서는 본 연구의 결론 및 제한사항을 도출한다.

2. 관련연구

2.1 이미지 데이터 증강

데이터 증강이란 원본 데이터셋을 기반으로 새로운 데이터를 만드는 기법을 말한다. 만약 부족한 데이터셋으로 객체탐지를 위한 학습을 진행하는 경우 Fig. 1(a)와 같이 훈련 데이터와 실험 데이터 모두에서 탐지 성능이 떨어지는 과소적합(underfitting) 현상이 발생할 수 있고, Fig. 1(b)와 같이 훈련 데이터에 대한 특수한 성질을 과하게 학습해 실험 데이터에 대해서는 탐지 성능이 떨어지는 과적합(overfitting) 현상이 발생할 수 있다.

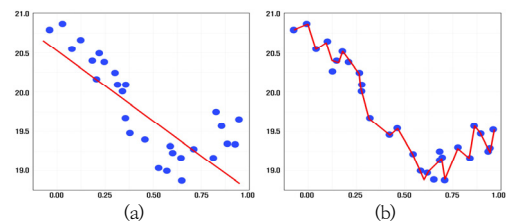


Fig. 1. The problem of insufficient data (Revised from [6]) (a) underfitting (b) overfitting

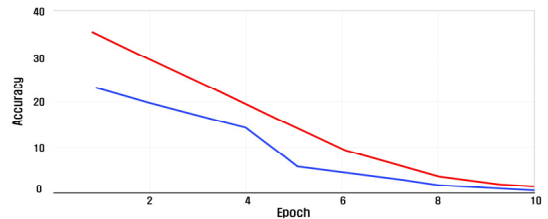


Fig. 2. Desired convergence of training and testing error (Revised from [7])

이러한 문제를 해결하기 위해 데이터 증강 기법을 활용할 수 있으며 그 목적은 한정적인 데이터를 증강시켜 성능을 높이면서 데이터 부족의 문제를 해결하는 것이다. 이상적인 모델은 Fig. 2와 같이 학습량(Epoch)이 증가할수록 훈련 오차(Training Error)와 실험 오차(Testing Error)가 함께 줄어들게 된다.

이미지 데이터 증강 기법은 Table 1과 같이 기본 이미지 조작 방법, 딥러닝 접근방법, 메타러닝 방법 등 3가지 분류로 나뉘어진다. 기본 이미지 조작 방법은 기존 이미지에 반전, 자르기, 회전 등의 기법을 활용해 이미지 자체의 변형보다는 기존 이미지의 기하학적 특성을 변형시켜 데이터를 증강한다. 딥러닝 접근 방법은 인공신경망을 적용해 기존 이미지 자체를 변형하여 새로운 이미지를 생성하는 방법으로 GAN(Generative Adversarial Network)과 같은 딥러닝 모델을 활용하여 데이터를 증강한다. 메타러닝 방법은 신경망으로 신경망을 최적화하는 메타 학습을 적용한 것으로 데이터 증강에 사용되는 최적의 하이퍼파라미터를 학습의 과정을 통해 도출하고 도출한 방법을 활용하여 데이터를 증강한다.

각각의 기법은 이미지 데이터의 특성에 따라 작동 효율이 다르며 이와 같은 이유로 사용자가 분석하고자 하는 데이터셋의 특징에 따라 이미지 데이터 증강 기법을 선택해야 한다[8]. 본 연구에서는 공중촬영 이미지 및 무기체계의 운용환경을 반영할 수 있도록 이미지의 기하학적 특성을 변형시키는 기본 이미지 조작 방법을 적용하여 데이터를 증강한다.

Table 1. Classification of image data augmentation

Basic image manipulation	Deep learning approaches	Meta learning
Kernel Filters	Adversarial Training	Neural Augmentation
Geometric Transformations		
Random Erasing	Neural Style Transfer	AutoAugment
Color Space Transformation	GAN Data Augmentation	Smart Augment
Mixing Images		

2.2 데이터 증강을 활용한 객체탐지

본 연구와 유사하게 국방 분야의 데이터 부족 문제를 데이터 증강 기법을 적용해 해결하고, 데이터 증강 기법이 객체탐지 성능에 미치는 영향을 분석한 선행 연구는 Table 2와 같다.

Table 2. Existing object detection using data augmentation

Researcher	Target	data augmentation
Lee <i>et al.</i>	aircraft	edge, flip, crop, jitt
Kweon <i>et al.</i>	ship	cGAN
Hwang <i>et al.</i>	tank	Mosaic augmentation, SinGAN, RandAugment
Hwang <i>et al.</i>	military obstacle	SinGAN

이찬우[8]는 주변 국가의 군용기 기종 분류 연구를 위해 작은 컴퓨팅 자원으로도 활용이 가능한 데이터 증강 기법을 적용하여 정확도를 향상시켰다. 권형준[9]은 데이터 증강을 이용하는 SAR 영상 선박 탐지 프레임워크를 제안하여 증강되지 않은 데이터로 학습된 네트워크에 비해 선박 탐지 성능을 향상시켰다. 황교성[4]은 데이터의 수가 적은 적성 전차 이미지에 데이터 증강 모델 조합을 적용하여 객체탐지 성능을 향상시켰다. 황재민[5]은 획득이 어려운 군사장애물 데이터에 SinGAN 데이터 증강 기법을 적용하여 군사 장애물 분류 성능을 향상시켰다. 이처럼 선행 연구에서는 데이터 증강 기법 적용에 유무 따른 탐지 성능을 비교함으로써 데이터 증강 기법의 효과를 분석하였다.

하지만 본 연구에서는 공중 감시정찰 무기체계에 가장 적합한 데이터 증강 기법을 확인하기 위해 각기 다른 4가지 증강 기법을 적용하여 데이터셋을 구성하고 탐지 성능을 비교한다.

본 연구에서 사용된 객체탐지 모델은 YOLO(You Only Look Once)이며, 특히 Ultralytic사에서 개발한 딥러닝 프레임워크인 YOLOv5를 활용한다[10]. YOLOv5는 Backbone에 CSPNet을 이용하는 모델로서 선행 연구들에서 사용된 알고리즘에 비해 더 빠른 추론, 높은 정확도, 연산량의 경량화가 가능하여 실시간 어플리케이션에 적합하다. YOLOv5는 모델의 사이즈에 따라 YOLOv5s, YOLOv5m, YOLOv5l, YOLOv5x로 나누어지며 모델의 사이즈가 커질수록 정확도가 증가하는 반면 모델의 학습 시간이 증가하고 더 많은 컴퓨터 자원이 소모된다[11]. 따라서 소형 감시정찰 무기체계에 적합하다고 판단되는 YOLOv5s 모델을 사용한다. 해당 모델은 내부 파라미터 수(12.7M)가 적어 경량화된 모델로서 탐지 시간(19~21ms)이 빠르고 탐지 성능이 우수하다[4].

YOLOv5 구조는 Fig. 3과 같이 Backbone, Neck, Output 세 가지 주요 부분으로 구성되며, Backbone에서는 입력된 이미지의 특징 정보를 추출, Neck에서는 추

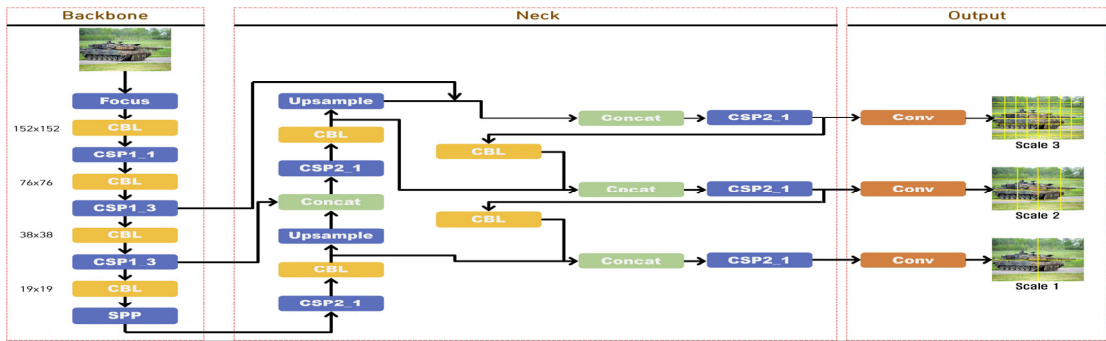


Fig. 3. The architecture of YOLOv5 method (Revised from [12])

출된 특징을 융합하여 성능을 높이며 Output에서 생성된 특징맵을 활용하여 객체를 탐지한다.

3. 객체탐지 실험

3.1 실험 목적

실험의 목적은 첫째, 데이터 증강이 객체탐지 성능 향상에 효과적인지 알아보는 것이며, 둘째, 공중 감시정찰 무기체계에 가장 적합한 데이터 증강 기법이 무엇인지 확인하는 것이다. 이를 위해 접근이 어렵고 데이터의 양이 충분하지 않은 군 데이터에 4가지 데이터 증강 기법(회전, 축소, 잡음추가, 배경제거)을 적용시켜 훈련 데이터셋을 구성하고 구성된 4가지의 훈련 데이터셋에 대해 각각 학습 및 객체탐지 실험을 진행하면서 성능을 비교한다. 실험의 순서도는 Fig. 4와 같다.

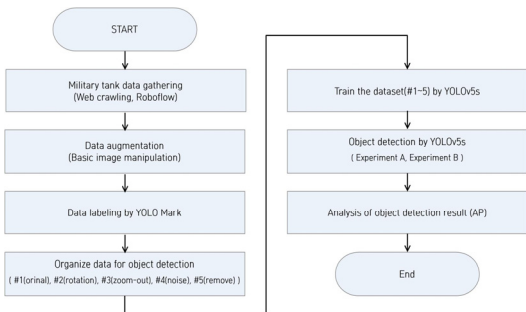


Fig. 4. Research flow chart

3.2 데이터 구성

실험 목적을 달성하기 위해서는 다양한 각도에서 촬영된 충분한 양의 전차 이미지 데이터가 필요하지만 군 데이터에 대한 접근이 어렵고 양이 충분하지 않아 획득에

어려움이 있었다. 따라서 Fig. 5(a)와 같이 인터넷에 공개된 Roboflow tank dataset 이미지 50장과 Fig. 5(b, c)와 같이 웹 크롤링을 통해 획득한 다양한 각도에서 촬영된 전차 이미지 각 50장을 포함한 총 150장을 원본 데이터셋으로 구성하였다.



Fig. 5. Original tank dataset

(a) Roboflow tank dataset (b) tank images from aerial(top) (c) tank images from aerial(top-side)

훈련 데이터셋은 원본 데이터셋에 데이터 증강된 결과를 추가시켜 구성하였다. 먼저 #2(rotation) 데이터셋과 #3(zoom-out) 데이터셋은 여러 각도로 회전된 다양한 크기의 객체를 탐지해야 하는 공중촬영 이미지의 특성을 반영하기 위해 회전 및 축소된 결과를 추가하여 구성하였다. #4(noise) 데이터셋은 무기체계의 운용환경(전장 환경)을 반영하기 위해 잡음을 적용한 결과를 추가하여 구성하였다. 마지막으로 #5(remove)는 전차의 외형 이미지를 부각하기 위해 외부 배경을 제거한 결과를 추가

하여 구성하였다. 데이터 증강 결과의 예는 Fig. 6과 같다. 데이터 증강을 통해 구성된 훈련 데이터셋은 Table 3과 같이 4가지 유형이며, 각각 150장의 데이터가 추가되었다.



Fig. 6. Using Basic image manipulation for tank dataset

최종 데이터셋은 원본 데이터셋 #1(original), 회전 데이터가 추가된 #2(rotation), 축소 데이터가 추가된 #3(zoom-out), 잡음 데이터가 추가된 #4(noise), 배경 제거 데이터가 추가된 #5(remove)로 구성된다. #2, #3, #4, #5의 데이터 수는 Table 3과 같이 동일하게 통제함으로써 데이터 수의 증가로 인한 객체탐지 성능의 영향을 최소화하고 증강 방식에만 차이를 둔다. 최종 데이터셋에 대한 객체 라벨링을 위하여 YOLO Mark를 활용하며, YOLO Mark는 이미지에서 객체의 Bounding box를 설정하기 위한 GUI 기반 프로그램이다.

3.3 실험 구성 및 실험 환경

실험은 Experiment A, Experiment B로 구분하였다. Experiment A는 데이터셋 #1에서 학습이 적용되지 않는 60개의 데이터를 뽑아 실험 데이터셋으로 구성한다. 훈련 데이터셋은 각 데이터셋에서 실험 데이터셋을 제외한 데이터로 구성하며, #1은 90개의 데이터, 나머지

#2, #3, #4, #5는 240개의 데이터로 구성한다. Experiment B는 Fig. 7과 같이 KCTC 전투훈련 간 드론에 의해 촬영된 전차 이미지를 포함한 상공에서 촬영된 전차 이미지 30개(원본 데이터셋에 미포함)를 실험 데이터셋으로 구성한다. 훈련 데이터셋은 데이터셋 #1과 #1에 데이터 증강을 적용한 결과가 추가된 데이터로 구성하며, #1은 150개의 데이터, #2, #3, #4, #5는 300개의 데이터로 구성한다.

데이터셋 학습 중 생성된 로그 파일을 시각화하여 학습 과정 간 훈련 오차와 실험 오차가 최소가 되는 batch size 16, epoch 150 조건으로 학습을 진행한다. 학습 오차와 훈련 오차를 시각화한 결과는 Fig. 8과 같다.



Fig. 7. Test dataset for Experiment B

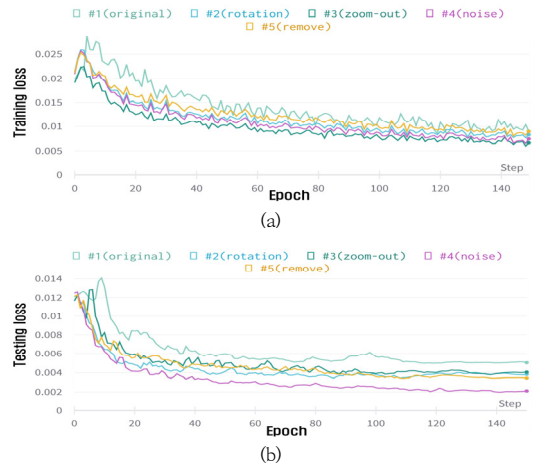


Fig. 8. Training loss/testing loss during Training (a) training loss (b) testing loss

Table 3. Experiment dataset

Name		#1(original)		#2(rotation)		#3(zoom-out)		#4(noise)		#5(remove)	
Experiment		A	B	A	B	A	B	A	B	A	B
Train set	original	90	150	90	150	90	150	90	150	90	150
	augmentation	0	0	150	150	150	150	150	150	150	150
Test set		60	30	60	30	60	30	60	30	60	30
Total		150	180	300	330	300	330	300	330	300	330

본 연구에 사용한 노트북 구동 환경은 Intel(R) Xeon(R) CPU @ 2.20GHz, 8GB RAM, Windows 10 64bit, Intel(R) Iris(R) Xe Graphics이며, 데이터 증강 기법의 적용과 YOLOv5s 학습은 구글 코랩 프로 (Google colaboratory pro)를 활용하였고 세부적인 실험 환경은 Table 4와 같다.

Table 4. Google colaboratory pro environment

GPU	RAM	CUDA	Python	Framework
Tesla T4	15.45GB	12	3.8.10	Pytorch 1.13

3.4 평가지표

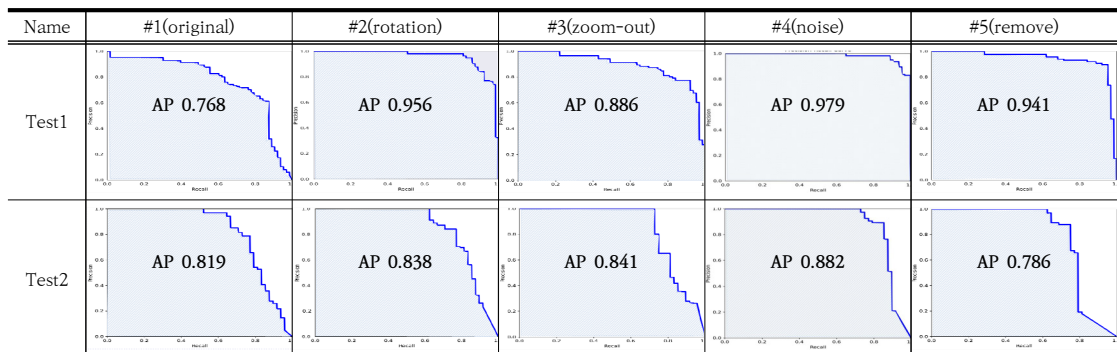
객체탐지 성능을 평가하기 위해서는 혼동행렬(Confusion Matrix), 정확도(Precision), 재현율(Recall), AP(Average Precision), IoU(Intersection over Union)에 대한 이해가 필요하다. 먼저 혼동행렬은 Table 5와 같이 객체탐지 모델의 예측(Predict result)과 실제 정답(Ground truth)의 교차표로서 TP는 모델에 의해 검출되어야 하는 객체가 검출된 결과를 뜻한다. 정확도는 모델이 정답이라고 검출한 결과 중 실제 정답의 비율을 뜻하며, 재현율은 실제 정답 중 모델이 정답이라고 검출한 비율을 뜻한다. 수식은 (1)과 같다.

Table 5. Confusion Matrix

Ground truth	Predict result	
	Positive	Negative
Positive	TP	FN
Negative	FP	TN

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (1)$$

Table 6. Comparison of AP for each dataset



AP는 정확도와 재현율 곡선의 아래 면적 넓이에 해당하는 값이다. 정확도와 재현율은 서로 상충하는 관계에 있는 경우가 많아 정확도가 향상되면 재현율이 감소하게 된다. 따라서 정확도와 재현율이 아닌 AP 값을 평가지표로 주로 사용한다. IoU는 실제 바운딩 박스인 Ground Truth와 모델이 예측한 바운딩 박스인 Prediction이 얼마나 정확히 겹치는지 계산한 값으로 수식은 (2)과 같다.

$$IoU = \frac{area(Ground\ Truth \cap Prediction)}{area(Ground\ Truth \cup Prediction)} \quad (2)$$

본 연구에서는 AP 평가지표를 사용하여 객체탐지 모델의 성능을 비교하며 IoU가 0.5보다 큰 값이 나오는 예측을 TP 값으로 사용하였다.

3.5 실험 결과

두 번의 전차탐지 실험 진행 결과는 Table 6과 같다. Experiment A에서는 #1(original)보다 데이터가 추가된 #2(rotation), #3(zoom-out), #4(noise), #5(remove)에서 높은 전차탐지 성능을 보였으며 AP 값은 많게는 0.211, 적게는 0.118의 차이를 보였다. Experiment B에서는 #1(original)보다 데이터가 추가된 #2(rotation), #3(zoom-out), #4(noise)에서는 높은 전차탐지 성능을 보였지만 배경제거 데이터가 추가된 #5(remove)에서는 AP 값이 0.033 낮은 전차탐지 성능을 보였다.

결과를 해석해보면 다양한 각도로 회전되고 크기가 다양한 객체를 인식해야 하는 공중촬영 이미지의 특성이 반영되도록 회전 및 축소 데이터를 활용한 경우와 전장 환경과 같은 복잡한 감시정찰 무기체계의 운용환경이 반영되도록 잡음추가 데이터를 활용한 경우 탐지 성능이 향상됨을 알 수 있었다. 반면 전차의 외형 이미지가 강조

되도록 배경을 제거한 데이터를 활용한 경우 전차의 외형 이미지를 강하게 학습하여 Fig. 9(a)와 같이 전차가 작거나 회전된 경우 탐지를 못하거나 Fig. 9(b)와 같이 대형 트럭을 전차로 잘못 예측하는 오류를 범해 탐지 성능이 낮아졌음을 알 수 있었다.

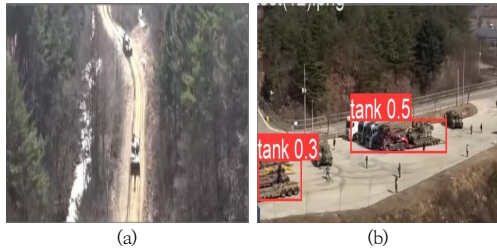


Fig. 9. Error using data #5(remove)
(a) not detection (b) false detection

4. 결론

본 연구는 데이터 증강이 객체탐지 성능 향상에 효과적인지, 공중 감시정찰 무기체계에 가장 적합한 데이터 증강 기법은 무엇인지를 확인하는 목적으로 다양한 각도의 전차 이미지에 4가지 데이터 증강 기법을 적용했다. 원본 데이터에 증강된 이미지를 추가하여 데이터셋을 구성하였으며 각 데이터셋 별 전차탐지 실험 및 성능 평가를 진행하였다. 실험을 요약하면 여러 각도로 회전되고 다양한 크기의 객체를 탐지해야 하는 공중환경의 특성과 복잡한 무기체계의 운용환경이 반영되도록 회전, 축소, 잡음추가의 데이터 증강 기법을 적용하는 것이 객체탐지 성능 향상에 기여함을 알 수 있었다. 이를 통해 데이터 증강이 객체탐지 성능 향상에 효과가 있음을 알 수 있었으며, 향후 객체탐지 관련 무기체계를 위한 데이터베이스 구성 간 본 연구가 참고가 될 수 있음에 의의가 있다.

제한사항으로는 현재 군에 전력화된 UAV와 드론의 운용 고도가 일치하는 실험 데이터셋을 통해 검증하지 못하였으며, 객체탐지 실험도 실제 전장환경을 고려한 다중 클래스가 아닌 전차 1개의 클래스만 탐지하다 보니 공중 감시정찰 무기체계에 적용 가능한 객체탐지 성능을 확인하기 위해서는 추가적인 후속연구가 필요하다. 따라서 차후에는 UAV와 드론의 운용 고도와 일치하는 실험 데이터셋을 통한 검증과 전차 이외의 클래스를 추가한 객체탐지 연구가 요구된다.

References

- [1] Electronic Times Internet. Detected 500 objects in drone video taken on a distance. Electronic Times Internet, c2020 [cited 2020 February 01]. Available From: <https://www.etnews.com/20210201000114> (accessed March 1, 2023)
- [2] J. C. Park, S. H. Lee, J. U. Jung, S. B. Son, H. S. Oh, Y. C. Jung, "Unertainty-based Deep Object Detection from Aerial Images", *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, Vol.26, No.11, pp.891~892, Oct. 2020.
DOI: <https://doi.org/10.5302/1.ICROS.2020.20.0131>
- [3] Ministry of National Defense, 2022 Defense White Papper, Ministry of National Defense, Korea, pp.115~116, 2022.
- [4] K. S. Hwang, J. M. Ma, "Improvement of Object Detection Performance for Enemy Tanks Using the Combination of Data Augmentation Models", *Korea Journal of Computational Design and Engineering*, Vol.27, No.2, pp.148~159, June 2022.
DOI: <https://doi.org/10.7315/CDE.2022.148>
- [5] J. M. Hwang, J. M. Ma "An Empirical Study on the Problem of Lack of Military Obstacle Data using SinGAN", *Journal of the Korea Academia-Industrial*, Vol.24, No.1, pp.310~317, Jan. 2023.
DOI: <https://doi.org/10.5762/KAIS.2023.24.1.310>
- [6] Solveig Badillo, Balazs Banfai, Fabian Birzele, Iakov I. Davudov, Lucy Hutchinson, "An Introduction to Machine Learning", *Journal of Clinical Pharmacology & Therapeutics*, Vol.107, No.4, p.6, Jan. 2020.
DOI: <https://doi.org/10.1002/cpt.1796>
- [7] Connor Shorten, Taghi M.Khoshgoftaar, "A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning", *Journal of Big Data*, Vol.6, No.60, p.2, July 2019.
DOI: <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0197-0>
- [8] C. W. Lee, H. J. Hwang, H. Kwon, S. R. Baik, W. J. Kim, "A Study on the Classification of Military Airplanes in Neighboring Countries Using Deep Learning and Various Data Augmentation Techniques", *Journal of the KIMST*, Vol.25, No.6, pp.572~579, Nov. 2022.
DOI: <https://doi.org/10.9766/KIMST.2022.25.6.572>
- [9] H. J. Kwon, S. M. Jeong, S. T. Kim, J. S. Lee, K. H. Sohn, "Deep-learning based SAR Ship Detection with Generative Data Augmentation", *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol.25, No.1, pp.1~9, Jan. 2022.
DOI: <https://doi.org/10.9717/kmms.2022.25.1.001>
- [10] Linlin Zhu, Xun Geng, Zheng Li, Chun Liu, "Improving YOLOv5 with Attention Mechanism for Detecting Boulders from Planetary Images", *Journal of Remote Sensing*, Vol.13, No.18, p.4, Sep. 2021.
DOI: <https://doi.org/10.3390/rs13183776>
- [11] B. K. Jung, S. H. Seo, B. G. Park, S. H. Bae, "Microscopic Traffic Parameters Estimation from UAV Video Using Multiple Object Tracking of Deep Learning-based",

Journal of Korea Institution of Intelligent Transport Systems, Vol.20, No.5, p.89, Oct. 2021.

DOI: <https://doi.org/10.12815/kits.2021.20.5.83>

- [12] ultralytics. YOLOv5. Available From: <https://github.com/ultralytics/yolov5> (accessed March 1, 2023)
-

최 수 환(Soo-Hwan Choe)

[준회원]



- 2015년 2월 : 육군사관학교 응용 화학과 (응용화학 학사)
- 2022년 2월 ~ 현재 : 국방대학교 국방과학학과 (석사과정)

<관심분야>

인공지능, 무기체계 획득관리

마 정 목(Jungmok Ma)

[정회원]



- 2002년 2월 : 육군사관학교 운영 분석학과 (운영분석 학사)
- 2008년 8월 : 미국 펜실베이니아 주립대(PSU) (산업공학 석사)
- 2015년 5월 : 미국 일리노이대 (UIUC) (산업공학 박사)
- 2015년 9월 ~ 현재 : 국방대학교 국방과학학과 교수

<관심분야>

국방 모델링 및 데이터 분석학, 무기체계 획득관리