

기만용 무기체계 판별이 가능한 인공지능 기반 객체탐지 모델 학습방안에 대한 연구

이경재, 마정목*
국방대학교 무기체계학과

Object Detection Model Learning Method Capable of Identifying Deceptive Weapon Systems

Gyeong-Jae Lee, Jung-Mok Ma*
Division of Weapon System, Korea National Defense University

요약 딥러닝 기반의 객체탐지 모델은 컴퓨터가 수많은 데이터를 학습함으로써 영상 속 객체의 위치와 클래스를 분류하는 모델로서 산업 및 군사환경 등 다양한 분야에서 활용되고 있다. 일반적인 탐지모델은 학습한 객체에 대한 확률값을 출력하기 때문에 해당 객체의 기만용 여부와 상관없이, 모방종인 객체로 출력한다는 문제가 있다. 기만용 무기체계는 주로 비슷한 형태를 띠게 함에 있어서 섬유 소재에 공기를 채우거나, 목재 및 플라스틱의 재질로 만들어진다. 본 연구에서는 탐지모델이 기만용 무기체계임을 판별할 수 있게끔 학습하기 위해 세 가지 방안을 제시한다. 첫째는 기존의 탐지모델에 재질 인식 모델을 덧붙이는 것이며, 둘째는 기존의 탐지모델에 별도로 이상치 학습을 수행하는 것이고, 마지막은 기만용 전자 이미지 또한 탐지 클래스로 추가하여 객체탐지 모델을 학습시키는 것이다. 실험 결과, 재질인식 기반과 이상 탐지 기반의 방안은 상대적으로 재현율이 높게 나왔으며 클래스를 추가 지정한 방안은 정밀도가 높게 나왔다. 각 방안의 장점과 단점을 비교하였으며 이러한 연구와 응용은, 전장에서 사용가능한 고성능 탐지모델 구축에 한 방향성을 제시해 줄 수 있을 것이라 기대된다.

Abstract Deep learning-based object detection models enable computers to determine the locations and types of objects in images by learning from large amounts of input data and are used in various fields, including industrial and military environments. General detection models output probability values but cannot determine whether an object was designed to deceive. However, deception weapon systems usually take similar forms and are made of wood, plastic materials, or air-filled fibrous materials. We propose three methods of detection model learning to determine whether a deceptive weapon system has been detected. The first method involves adding a material recognition model to the existing detection model, the second involves performing anomaly learning separately, that is, not using the existing detection model, and the third involves adding decoy tank images as another class while training the object detection model. The material recognition-based and anomaly detection-based methods showed relatively high recall rates, and the method with an additionally designated class showed high precision. The advantages and disadvantages of these methods were compared. We believe that this study and the application of its findings will provide direction for constructing a high-performance detection model that can be used under battlefield conditions.

Keywords : Deep Learning, Object Detection, Decoy Discrimination, Material Recognition, Anomaly Detection

*Corresponding Author : Jung-Mok Ma(Korea National Defense Univ.)

email: jxm1023@gmail.com

Received November 22, 2023

Accepted February 6, 2024

Revised January 9, 2024

Published February 29, 2024

1. 서론

최근 국방분야에서는 과학기술강군 육성을 강조하며 인공지능 역량을 강화하고 있으며[1] 특히, ‘감시정찰’ 분야는 인공지능 기술 도입 및 활용 시 기대효과가 가장 높을 것으로 예상되는 분야인데, 그 이유 중 하나는 아직 불완전한 인공지능 기술 속에서, 감시정찰이라는 비살상 임무이기에 오작동에 대한 윤리적 충돌의 문제가 상대적으로 낮기 때문이다[2].

전장에서 적군의 무기체계를 탐지하기 위한 탐지모델들이 개발되는 한편, 오작동을 유도하기 위한 기만용 무기체계 역시 다양하게 개발되고 있다. 일명 ‘Dummy tank’는 1차 세계대전 때부터도 운용되었으며, 2023년 현재까지도 진행되고 있는 러시아-우크라이나 전쟁에서도 상대국의 포병화력을 낭비하도록 하거나, 자국의 군사 배치를 기만하기 위한 용도 등으로 다연장로켓, 자주대공포, 전차 등 다양한 종류의 기만용 무기체계가 활용되고 있다. 기만용 무기체계는 Fig. 1와 같이, 나무와 플라스틱으로 만들어 외형만 비슷한 형태나, 폴리에스테르 소재의 섬유에 공기를 주입한 팽창형태의 종류가 있다.



Fig. 1. Examples of decoy weapon

사람은 육안으로 물체를 인식하고 사고하는 과정을 통해 기만용 무기체계를 보았을 때 다소 어색함을 느낄 수 있다. 하지만, 일반적인 인공지능 기반의 탐지모델은 탐지하고자 하는 객체에 대해 특징 추출 과정 및 분류를 학습하기 때문에, 비슷한 외형의 무기체계에 대해서 해당 클래스에 속할 확률을 출력할 뿐, 이상치에 대한 판단은 어렵다는 점이 있다. 이러한 결과로, 군사정찰용 드론이 기만용 무기체계에 대해 실제 무기체계로 식별하고 보고

하게 된다면, 작전에 지대한 영향을 미칠 수 있다.

본 연구에서는 위와 같은 결과를 방지하기 위해 기만용 무기체계임을 판별할 수 있는 탐지모델을 학습하는 방안에 대해서 세 가지 방안을 제시하고, 실험결과를 통해 유효성을 검증하고자 한다. 탐지대상 무기체계는 전차로 한정하였으며, 첫 번째 방안은 계단식 모델결합 방식으로, 1차로 전차를 탐지한 이후, 2차로 객체를 이루는 물질을 분류함으로써 기만용일 수 있음을 판별한다. 두 번째는 One-class SVM(Support Vector Machine)을 통해, 학습했던 전차와의 차이, 이상치를 탐지할 수 있게 학습하는 방식을 사용한다. 세 번째는 습득한 소수의 기만용 무기체계 데이터를 증강하여 충분한 학습데이터를 확보한 이후, 일반 전차와 기만용 전차를 분류할 수 있는 모델로 학습하는 것이다.

본 연구의 흐름도는 Fig. 2와 같으며, 논문은 서론으로부터 관련 연구, 실험방법, 실험결과, 결론 순으로 진행된다.

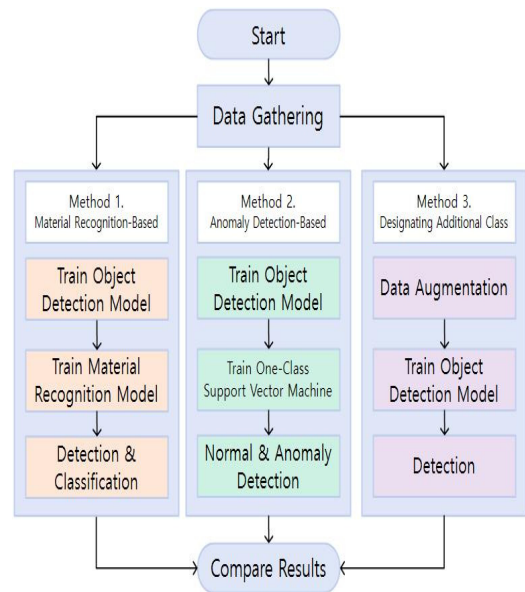


Fig. 2. Research flowchart

2. 관련 연구

2.1 객체탐지

딥러닝 기반의 객체탐지 모델은 지속적으로 발전하고 있으며 크게 1단계 검출기와 2단계 검출기로 구분할 수 있다. 대표적인 1단계 검출기 모델은 YOLO(You Only

Look Once) 또는 SSD(Single Shot Detection)가 있으며[3,4] 2단계 검출기 모델은 R-CNN 계열이 있다[5]. 1단계 검출기는 하나의 CNN(Convolutional Neural Network; 합성곱신경망)에서 객체를 검출하고 분류하는 과정이 동시에 처리되고, 2단계 검출기는 객체를 검출하는 과정이 순차적으로 이루어진다. 본 연구에서 객체탐지에 사용되는 YOLO 모델은 Fig. 3에서와 같이 입력 이미지를 여러 그리드로 나눈 다음, 각 그리드 셀에서 객체의 바운딩 박스와 클래스 확률을 동시에 예측하는 특징을 갖기 때문에 다른 모델보다 연산이 빠르고, 경량화가 용이하다는 장점이 있다. 본 연구에서는 전차에 대한 객체탐지를 수행하기 위해 YOLOv5 모델을 사용하였으며 1,200장의 전차 이미지로 학습하였다.

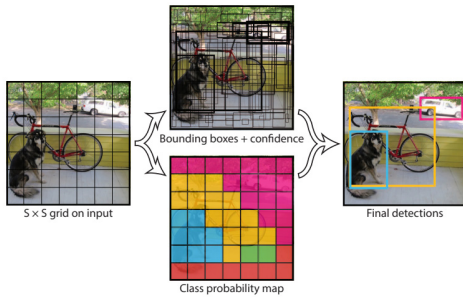


Fig. 3. Detection process of YOLO model[3]

2.2 기만용 무기체계 탐지

이미지를 처리하는 과정에서 컴퓨터가 기만용 무기체계를 판별해내도록 하는 연구는 많지 않다. Bergman (1996)은 실제와 기만용 차량을 구분하기 위해 항공기에서 촬영한 초분광영상 데이터를 이용했다[6]. 초분광 센서는 입사되는 빛의 분광을 통해 영상의 각 화소에 해당하는 지표물에 대한 수백개의 분광 정보를 취득하여 물질마다 존재하는 고유의 광학적 성질 및 물질의 흡수와 반사 특징을 분석한다. 이를 통해, 실제 차량과 기만용 차량에서의 특징을 분석하고 특정 기법을 통해 기만용 차량에 대한 이상 탐지를 수행하였다.

Ajay(2015)은 실제와 기만용 객체의 재질이 다르다는 점을 이용하여 컴퓨터가 이미지를 처리하는 과정에서 재질정보를 출력할 수 있게끔 학습하였다[7]. 이를 위해, 다양한 재질의 객체가 담긴 사진을 편광판을 이용하여 여러 편광 각도에서 반사된 빛을 포착하고, 패턴을 학습 시킴으로써 실제 전차 이미지와 기만용 전차 이미지의 재질 정보를 구분하여 기만용임을 판별할 수 있게 하였다.

3. 실험 방법

본 연구에서는 기만용 무기체계를 판별할 수 있는 탐지모델을 학습하기 위한 세 가지 방안을 제시하고 실험 및 결과를 검증하고자 하였다. 사용되는 데이터는 가시광선 영역에서의 시각적 이미지만을 사용하며 사람이 육안으로 판별이 가능할 정도의 근접거리에 객체가 있는 이미지만을 사용하였다. 실험 방법은 다음과 같다.

3.1 데이터 준비

실험에 사용된 데이터는 Table 1와 같으며 객체탐지 모델의 학습 및 시험에 사용하기 위한 일반 전차 이미지 1,300장과 기만용 전차 45장은 Google 웹상에서 수집하였다. 물질 분류를 위한 FMD(Flicker Material Database) 데이터는 매사추세츠 공과대학 연구팀에서 구축한 데이터로서 섬유, 유리, 철 등 10종류의 클래스별 100장씩 구성되어 있다[8]. 1,200장의 일반 전차 이미지는 객체탐지 모델과 One-Class SVM 모델을 학습하는 데 사용되었으며 평가는 학습에 사용된 이미지 외의 100장의 일반 전차 이미지와 20장의 기만용 전차 이미지로 수행하였다.

Table 1. Dataset used in the study

Data	Tanks	Decoy Tanks	Materials (10 classes)
Train	1200	25	10 × 100
Test	100	20	-

3.2 재질인식 기반 학습방안

첫 번째 방안은 하나의 이미지에 두 개의 딥러닝 모델을 적용하는 것이다. Fig. 4에서와 같이, 이미지는 1단계로 전차를 탐지하기 위한 객체탐지 모델에 입력으로 들어가고, 출력된 경계상자(Bounding Box) 내의 이미지만큼 잘라서 2단계로 재질인식 모델을 통과하게 된다.

1단계에서의 객체탐지 모델은 YOLOv5 모델로서, 일반 전차가 담긴 사진 1200장을 학습하였으며 입력 이미지 내에서 전차와 그 위치를 특정하여 경계상자를 생성한다. 2단계는 재질인식 모델로서, CNN으로는 VGGNet16을 사용하였고, 10가지 종류의 물질이 담긴 사진 1000장을 학습하였으며 이미지 내의 구성물질을 분류하게 된다. 이 방식이 잘 작동된다면, 공기를 주입한 팽창식 기만용 전차의 경우, 1단계에서 전차로 탐지를 했지만 2단계에

서 구성물질을 섬유로 분류하게 되기 때문에 기만용 무기일 가능성이 있음을 판단할 수 있다.

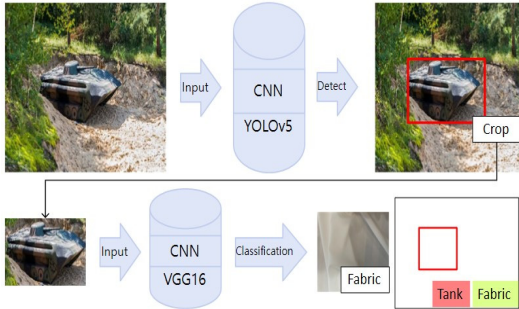


Fig. 4. Architecture of material recognition-based method

3.3 이상탐지 기반 학습방안

두 번째 방안은 객체탐지 모델에 이상치 탐지 알고리즘을 추가 적용하는 것이다. 본 연구에서는 탐지대상을 전차라는 단일 클래스로 한정했기 때문에, 이상치 탐지 기법으로 One-class SVM을 활용한다. 이 기법은 Fig. 5와 같이, 입력된 데이터의 분포를 한 사분면으로 위치시키는 작업을 수행한 이후에, 정상 데이터와 이상치 데이터를 구분하는 초평면상의 Support Vector를 찾는 알고리즘이다[9].

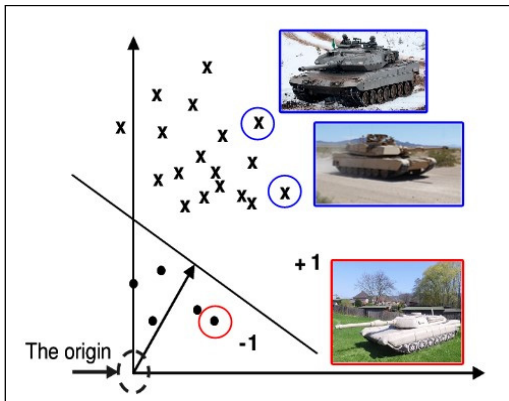


Fig. 5. Mapping result of One-class SVM

이상 탐지 학습을 위해, 학습했던 전차탐지 모델에 이미지를 입력하게 되면, 모델을 통과하는 과정에서 특징 지도를 추출할 수 있다. 본 연구에서는 다섯 번째 레이어에서 특징 지도를 추출하였다. 이는 텐서(Tensor)의 형태를 가진 다차원 데이터이기 때문에, One-Class SVM 학습을 원활하게 만들기 위해 주성분분석 기법을 이용하여

2차원 데이터로 축소하였다. 이후 2차원 데이터들로 One-Class SVM 학습을 수행하게 된다. 이 과정은 Fig. 6와 같다.

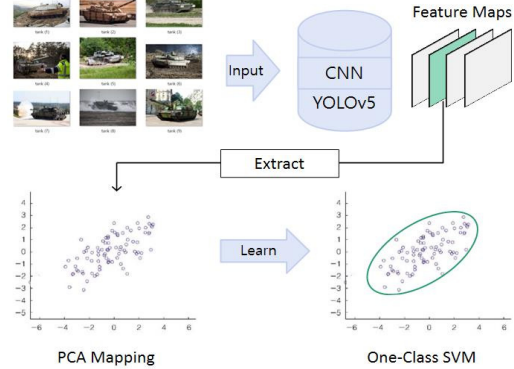


Fig. 6. Architecture of anomaly detection-based method

이후, 기만용 전차 이미지를 객체탐지 모델에 통과시킬 때, 마찬가지로 다섯 번째 특징 지도를 추출하여 학습된 One-Class SVM 알고리즘에 적용시켜 이상치 여부를 판단하고, 정상 데이터의 경계를 벗어난 데이터에 대해 이상치로 판단하고 분류할 수 있게 된다.

3.4 클래스 추가지정 학습방안

세 번째 방법은 객체탐지 모델을 학습할 때 기만용 전차를 별도의 클래스로 하여 모델을 학습하는 직관적인 방법이다. 인터넷상에서 수집이 용이한 일반 전차 사진과 달리, 기만용 전차 사진 수집은 제한적일 수 밖에 없다. 소량의 기만용 전차 사진은 데이터 증강을 통해, 탐지모델을 학습하기에 충분한 양을 확보한다. 데이터 증강은 가지고 있는 원본 데이터에 인위적인 변환을 적용하여 새로운 데이터를 대량으로 확보하는 기법을 말하며 Fig. 7와 같이 자르기, 회전, 반전, 노이즈 삽입 등의 작업을 통해 데이터의 양을 늘릴 수 있다.



Fig. 7. Examples of augmented images of decoy tank

4. 실험 결과

실험 결과는 제시한 방안이 기만용임을 판별할 수 있었는가에 대한 성능을 나타내기 위해 재현율(Recall)과 정밀도(Precision) 값을 계산하여 비교하였다. 정밀도는 모델이 예측한 결과에서 실제 정답이었던 비율이며 재현율은 실제 정답 중에서 모델이 맞게 판별한 비율이다. 이를 위한 수식은 Eq. (1)와 같다.

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

위 수식에 쓰이는 요소는 Table 2의 혼동행렬의 해석 값이며 본 연구에서는 기만용임을 판별하는 성능을 나타내기 위해 양성클래스는 모델이 기만용 전차라고 예측했을 때, 음성클래스는 실제 전차라고 예측했을 때로 상정하고 계산하였다.

Table 2. Confusion Matrix

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

먼저, 각 방안의 실험 결과를 비교하면 Fig. 8과 같다. 1번과 2번 방안에서는 재현율이 높게 나왔으며, 이는 실제 기만용 전차에 대해 기만용이라고 예측한 비율이 높음을 의미한다. 하지만 실제 전차에 대해서도 기만용이라고 예측한 비율도 높기 때문에 정밀도는 낮은 모습이다. 3번 방안에서는 정밀도가 높게 나왔으며, 기만용이라 예측한 경우에 실제 정답인 비율이 높음을 의미한다. 각 방안의 실험결과 및 장점과 단점에 대해 아래에서 살펴본다.

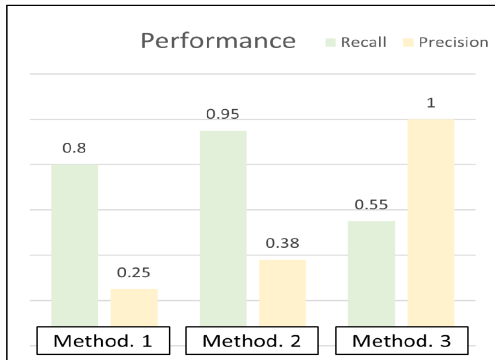


Fig. 8. Performance results of experiment

4.1 재질인식 기반 탐지방안의 결과

Fig. 9에서와 같이, 객체탐지 모델은 기만용 전차들도 전차와 동일하게 탐지하게 된다. 여기서 기만용임을 판별하기 위해 객체를 탐지하는 모델에 재질을 인식하는 모델을 더하여 판별 성능을 검증한다. 탐지한 객체의 경계상자만큼 이미지를 잘라내고, 재질인식 모델에 통과시켰을 때, 'Metal'이 출력된다면 실제 전차일 것이고, 'Fabric'이나 다른 재질이 출력된다면 기만용 또는 위장 상태임을 의심할 필요가 있다.



Fig. 9. Examples of detected decoy tanks

실험 결과 100장의 전차 이미지 중에서 53장의 이미지를 'Metal'이라고 출력하였으며 20장의 기만용 전차 이미지 중에서 16장의 이미지를 'Fabric', 'Plastic', 'Wood'와 같이, 'Metal' 외의 다른 재질이라고 출력하였다. 실험 결과 및 성능은 Fig. 10와 같다.

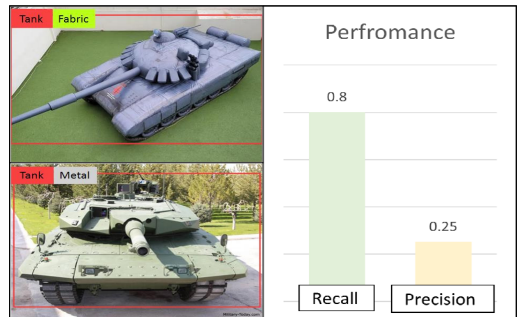


Fig. 10. Results of multi-stage CNN

첫 번째 방안의 장점은 객체탐지 모델과 재질인식 모델이 독립적으로 작동하기 때문에 모델을 학습하는 부분과 계단식 통과 구성이 간단하다. 단점으로는 기만용여부의 판별성능이 재질인식 모델의 성능에 의존적이며 철 재질의 기만체에 대해서는 판별이 불가하다는 점

다. 성능 개선방안으로는, 객체탐지간 박스형태가 아닌, 픽셀단위 객체분할로 탐지 및 재질인식을 적용하는 방안과 재질인식 모델의 CNN과 데이터를 조정하여 성능을 높이는 방안이 있다.

4.2 이상탐지 기반 탐지방안의 결과

학습된 One-class SVM 모델은 학습했던 데이터들의 패턴과 값에 대해서는 'Known'을 출력하고, 상이한 값에 대해서는 'Unknown'을 출력하게 된다. 'Unknown'이 출력된 이미지의 객체에 대해서는 기만용 전차임을 의심할 수 있다.

실험 결과 100장의 전차 이미지 중에서 69장의 이미지를 'known'이라고 출력했으며 20장의 기만용 전차 이미지 중에서 19장의 이미지를 'Unknown'이라고 출력하였다. 실험 결과 및 성능은 Fig. 11와 같다.

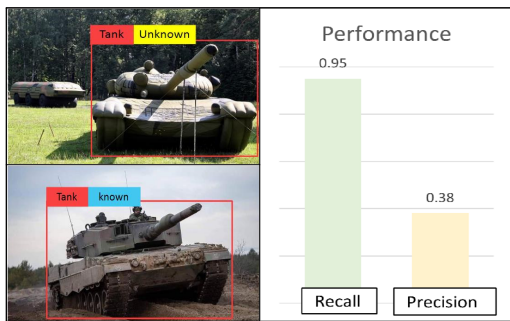


Fig. 11. Results of anomaly detection

두 번째 방안의 장점은 추가적인 데이터 수집 없이 기존의 모델에 추가 작업만 수행하기에 적용이 쉽고 범용성이 높다는 점이다. 단점은 One-Class SVM을 학습할 때 하이퍼파라미터 값에 따라 성능이 크게 좌우되어 튜닝이 까다롭다는 점이다. 성능 개선방안으로는, 더 많은 데이터로 이상탐지를 학습하는 것과 이상탐지 기법을 변경하여 적용하는 방안이 있다.

4.3 클래스 추가지정 탐지방안의 결과

부족한 기만용 전차 이미지의 수를 늘리기 위해 데이터 증강을 이용하여 25장을 175장으로 늘렸다. 이후에 실제 전차와 기만용 전차를 분리해서 탐지하는 모델을 학습했다. 탐지 결과 100장의 전차 이미지 중 100장의 이미지를 '전차'로 탐지하였으며 20장의 기만용 전차 이미지 중 11장의 이미지를 '기만용 전차'로 탐지하였다. 실험 결과 및 성능은 Fig. 12와 같다.

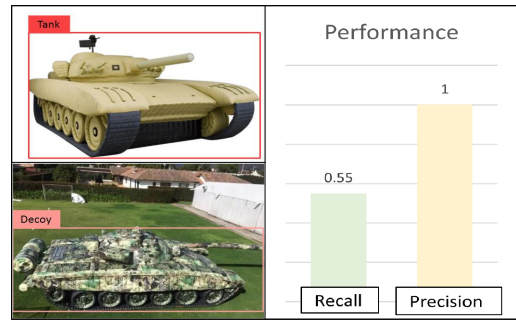


Fig. 12. Results of detection trained augmented decoy data

세 번째 방안의 장점은 학습한 이미지와 유사한 객체에 대한 탐지능력 및 정확도가 높다는 점이다. 단점으로 학습한 패턴 외의 객체에 대한 판별능력의 한계가 명확하다는 점이다.

5. 결론

본 연구는 국방 분야에서 정찰, 탐지체계를 기만하고 미끼 역할을 하는 기만용 무기체계를 판별하기 위한 모델의 세 가지 학습방안에 대해 검증하였다.

실험 결과 재질인식 기반 방안과 이상탐지 기반 방안의 재현율은 각각 0.8와 0.95가 나왔으며 전장상황에서 객체에 대해 기만용임을 의심해야 할 필요가 높은 상황에서 활용 가능하다 판단된다. 탐지 클래스를 추가하여 학습한 방안의 정밀도는 1이 나왔으며 기만용 무기체계의 형상을 취득하여 미리 알고있다 가정하고, 해당 객체를 기만용으로 오판하면 위험한 상황에서 활용이 가능하겠다.

연구의 의의로는 첫째, 기존의 연구들과 달리, 물체의 광학적 특성이나 특수한 장비를 이용하지 않고 시각적 이미지와 컴퓨터를 이용한 기계학습 및 딥러닝 기법만을 이용하여 판별할 수 있었다는 점, 둘째로, 실험 및 성능 비교를 통하여 각 방안의 장·단점 및 개선방안을 도출하였고 활용방안과 향후 모델의 발전방안을 꾀할 수 있었다는 점이 있다.

연구의 제한사항으로는 육안으로 구별이 가능한 거리에서 근접촬영된 이미지에서 적용이 가능하다는 점과 전차라는 단일 클래스에 대한 탐지모델의 응용만 다루었다는 것이다. 무엇보다, 전반적으로 탐지 정확도가 낮기 때문에 전장에서 사용하기에는 많이 부족한 면이 있다. 많은 양의 데이터, 픽셀 단위의 주석처리, 고성능의 인공지

능 모델 도입을 통해 성능 및 신뢰도를 제고할 필요가 있겠다.

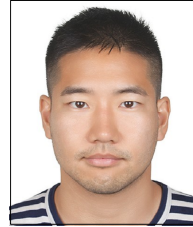
후속 연구로는 다양한 무기체계를 탐지하면서도 고기능의 성능을 내기 위해 클라우드 기반체계를 구축하고, 본 연구와 같은 탐지 외의 응용분야에 대해, 지속적으로 학습하며 학습결과를 누적하는 프로세스를 다룰 필요가 있겠다.

References

- [1] Defense Innovation 4.0
- [2] Future Defense 2030 Technology Strategy
- [3] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition
DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1506.02640>
- [4] Wei Liu, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Christian Szegedy, Scott Reed, Cheng-Yang Fu, Alexander C. Berg. (2016). SSD : Single Shot Multibox Detector. In Proceedings of the ECCV Conference on Computer Vision and Pattern Recognition
DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1512.02325>
- [5] Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. (2015). Faster r-cnn: Towards realtime object detection with region proposal networks. Advances in Neural Information Processing Systems, 28.
DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1506.01497>
- [6] Bergman, Steven M. (1996). The Utility of Hyperspectral Data to Detect and Discriminate Actual and Decoy Target Vehicles. Naval Postgraduate School
<https://calhoun.nps.edu/handle/10945/9130>
- [7] Ajay Pathania (2015). Image Precessing Technique to Differentiate Between a Decoy and Real Objects, International Journal of Scientific & Engineering Research, Vol. 6
- [8] L. Sharan, R. Rosenholtz, and E. H. Adelson (2014). Accuracy and speed of material categorization in real-world images, Journal of Vision, vol. 14
DOI: <https://doi.org/10.1167/14.9.12>
- [9] Kabir R., Watanobe Y., Islam M. R., Naruse K., Rahman M. M. (2022). Unknown Object Detection Using a One-Class Support Vector Machine for a Cloud-Robot System, Sensors
DOI: <https://doi.org/10.3390/s21237901>

이 경 재(Gyeong-Jae Lee)

[준회원]



- 2022년 ~ 현재 : 국방대학교 국방 과학학과 석사과정

<관심분야>

인공지능, 객체탐지, 무인전투체계

마 정 목(Jung-Mok Ma)

[정회원]



- 2006년 ~ 2008년 : 미국 펜실베니아주립대(PSU) 산업공학 석사
- 2011년 ~ 2015년 : 미국 일리노이대(UIUC) 산업공학 박사
- 2015년 ~ 현재 : 국방대학교 국방 과학학과 부교수

<관심분야>

국방 모델링 및 데이터분석학, 무기체계 획득관리