

The Study on The Identification Model of Friend or Foe on Helicopter by using Binary Classification with CNN

Tae Wan Kim*, Jong Hwan Kim*, Ho Seok Moon**

*Professor, Dept. of Mechanical & Systems Engineering, Korea Military Academy, Seoul, Korea

*Professor, Dept. of Mechanical & Systems Engineering, Korea Military Academy, Seoul, Korea

**Professor, Dept. of Defense Science, Korea National Defense University, Nonsan, Korea

[Abstract]

There has been difficulties in identifying objects by relying on the naked eye in various surveillance systems. There is a growing need for automated surveillance systems to replace soldiers in the field of military surveillance operations. Even though the object detection technology is developing rapidly in the civilian domain, but the research applied to the military is insufficient due to a lack of data and interest. Thus, in this paper, we applied one of deep learning algorithms, Convolutional Neural Network-based binary classification to develop an autonomous identification model of both friend and foe helicopters (AH-64, Mi-17) among the military weapon systems, and evaluated the model performance by considering accuracy, precision, recall and F-measure. As the result, the identification model demonstrates 97.8%, 97.3%, 98.5%, and 97.8 for accuracy, precision, recall and F-measure, respectively. In addition, we analyzed the feature map on convolution layers of the identification model in order to check which area of imagery is highly weighted. In general, rotary shaft of rotating wing, wheels, and air-intake on both of ally and foe helicopters played a major role in the performance of the identification model. This is the first study to attempt to classify images of helicopters among military weapons systems using CNN, and the model proposed in this study shows higher accuracy than the existing classification model for other weapons systems.

▶ **Key words:** CNN, Binary classification, Identification model of friend or foe, Feature-map

[요 약]

각종 감시체계에서 육안에 의존하여 물체를 식별해내는 것은 어렵고 실수하기 쉬우므로 군 감시체계에서 자동식별능력의 필요성은 더욱 높아지고 있다. 사회에 발표되는 모형들은 군 무기체계에 대한 데이터가 반영되지 않아 군에 바로 적용하는 것은 제한된다. 본 연구는 군용 헬기의 이미지에 합성곱 신경망을 적용하여 피아식별 모형을 구축한 연구이다. 제안하는 모형은 우리나라에서 주로 사용하고 있는 헬기인 AH-64 기종과 공산권 국가에서 주로 사용하고 있는 헬기인 Mi-17 기종의 이미지를 통해 학습시켜 구축되었다. 제안하는 모형의 성능을 살펴보면, 평가척도를 이용하여 평가한 결과 97.8%의 정확도, 97.3%의 정밀도, 98.5% 재현율과 97.9%의 F-measure의 성능을 보임을 확인하였다. 이런 분류 결과에 대해서 Feature-map을 통해 아군 헬기의 바퀴와 무장, 그리고 흡기구 주변이, 적군 헬기의 바퀴, 흡기구, 그리고 창문 부위가 피아식별 모형의 분류 기준임을 확인할 수 있었다. 본 연구는 CNN을 이용하여 군 무기체계 중 헬기의 영상정보에 대한 피아식별에 대한 분류를 처음으로 시도한 연구이며, 본 연구에서 제안하는 모형은 기존의 다른 무기체계에 대한 분류 모형보다 높은 정확도를 보인다.

▶ **주제어:** 합성곱 신경망, 이진 분류, 피아식별 모형, Feature-map

• First Author: Tae Wan Kim, Corresponding Author: Ho Seok Moon

*Tae Wan Kim (bluishsky19@gmail.com), Dept. of Mechanical & Systems Engineering, Korea Military Academy

*Jong Hwan Kim (jonghwan7028@gmail.com), Dept. of Mechanical & Systems Engineering, Korea Military Academy

**Ho Seok Moon (bawooi@korea.ac.kr), Dept. of Defense Science, Korea National Defense University

• Received: 2019. 12. 10, Revised: 2020. 02. 14, Accepted: 2020. 02. 14.

• This paper is originally from the dissertation of Master's degree at KNDU(Korea National Defense University), and it has been updated and edited of the part of the original dissertation.

I. Introduction

2019년 6월의 북한 어선이 NLL을 넘어 삼척항 방파제 부두에 정박하여 주민이 신고한 후에야 군이 알게 된 일이 있었고, 이와 유사한 사례가 이전에도 몇 차례 있었다. 이러한 사례는 각종 감시체계를 운용하는 데에 있어, 군에서는 감시병, 분석관 등에 보직된 인원들, 사회에서는 경비업체나 자체적으로 운용하고 있는 CCTV 운용 인원이나 경비원 등 주로 사람의 육안에 의존하여 운용되고 있으며, 육안으로 감시하여 식별하는 것이 얼마나 어려운지를 잘 보여주는 예이다. 점차 군의 정원이 줄어들고, 감시체계가 발전해감에 따라 더 많은 곳에 감시체계가 운용될 것인데, 현재의 시스템처럼 육안에 많은 부분을 의존한 상태로는 이러한 어려움은 계속될 것이다. 따라서 군의 감시체계는 앞으로 객관적이고 신속하게 정보를 제공해 줄 수 있는 자동식별 능력이 필요하다.

이러한 감시체계에서 객체를 인식하는 등의 연구는 사회에서 다양하게 이루어지고 있으나, 군에 이를 그대로 적용하기에는 한계가 있다. 지금까지 발표된 각종 객체 인식 모형의 경우 군 무기체계가 학습되지 않아, 전차의 경우 일반 차량이나 트럭으로 인식한다. 전차와 같은 특수한 무기체계나, 피아식별과 같은 군 특성을 반영하려면 추가적인 연구를 통하여 도입하여야 함을 알 수 있다.

현재까지 무기체계 피아식별에 관한 연구는 주로 전차에 대하여 주로 이루어져 왔다. 본 연구에서는 전차 외의 무기체계 중 전차만큼 감시체계에서 짧은 시간 내에 식별이 필요한 무기체계에 관한 헬기의 피아식별 모형에 관하여 연구를 진행하고자 하며, 나아가 모형이 어떠한 근거로 결과를 도출하는지 Feature Map을 통해 살펴보고자 한다. 따라서 II. Preliminaries에서는 관련 이론과 기존 연구에 관해 설명하고, III. The Proposed Scheme에서는 사용한 데이터, 제안하는 모형의 구조와 성능에 대하여 설명하며, IV. Conclusions에서는 전체 내용에 대한 정리와 본 연구의 기여점, 제한점에 대하여 설명한다.

II. Preliminaries

1. Related theories

1.1 Binary Classification

이진 또는 이항 분류는 분류 규칙에 기초하여 특정 집합의 요소들을 두 개의 집합으로 분류하는 작업이다. 분류(Classification)는 집단화(Clustering)와 달리 미리 범주가 정의된, 기계학습 중에서도 지도학습의 한 유형이다.

이 중 이진 분류는 두 개의 범주만 있는 문제이며, 주로 사용하는 방법론으로는 의사결정나무, SVM, 인공신경망, 로지스틱 회귀분석 등이 있다[1].

1.2 Convolutional Neural Network

합성곱 신경망(Convolutional Neural Network)은 주로 CNN 또는 ConvNet이라고도 부른다. 1989년 Yann LeCun 등 몇몇 사람들에 의해 처음 소개[2]되었고 그 이후 많이 진화되었다. CNN은 딥러닝의 특별한 형태로 전통적인 신경망에서 변형된 형태이며, 기존의 신경망과 달리 모든 퍼셉트론이 서로 연결되어 있지 않다[3]. 다만 CNN도 전통적인 신경망처럼 데이터를 학습하면서 가중치를 변화시키고 입력된 이미지가 각 범주에 맞는 값을 갖도록 가장 적당한 가중치 매개변수를 찾아가는 방식은 같다.

기존의 신경망과 CNN의 차이를 자세히 살펴보면, Fig. 1[4]이 기존의 전통적인 신경망의 기본적인 형태이다. 입력층의 각 퍼셉트론과 첫 번째 은닉층의 각 퍼셉트론이, 첫 번째 은닉층의 각 퍼셉트론과 다음 은닉층의 각 퍼셉트론이, 이러한 방식으로 각 층의 각 퍼셉트론이 빠짐없이 완전 연결(Fully Connected)되어 있다. Fig. 2는 1998년 Yann LeCun 외 3명이 발표한 논문의 LeNet-5의 구조[5]이다. 합성곱 층을 살펴보면 입력층의 일부 영역만이 다음 층에 있는 하나의 퍼셉트론과 연결되는 것을 살펴볼 수 있다.

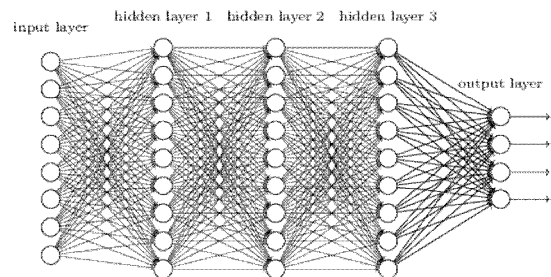


Fig. 1. Structure of DNN

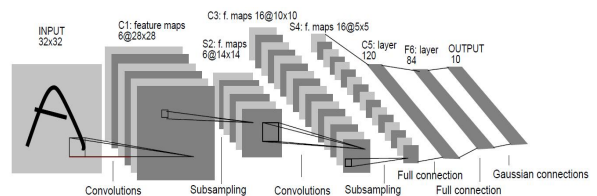


Fig. 2. Architecture of LeNet-5

위의 구조를 바탕으로 이미지 처리에 주로 CNN을 사용하는 이유를 살펴보면, 첫 번째로, 처리속도 면에서 차이가 있다. 전통적인 신경망은 이미지의 크기가 커지면 커질수록 걸리는 시간도 기하급수적으로 늘어나게 된다. 반대로

CNN의 경우 모든 퍼셉트론을 연결하지 않기 때문에, 상대적으로 계산량이 줄어들고 더 빠르게 학습할 수 있다[6].

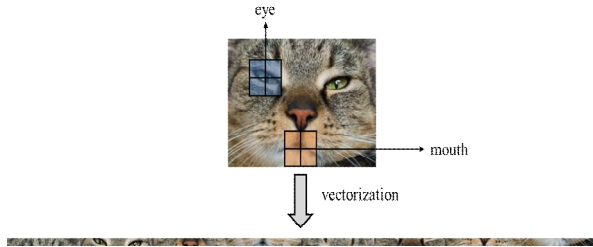


Fig. 3. Example of Image Vectorization

두 번째 이유는 이미지는 통상 세로, 가로, 색상으로 구성된 3차원 데이터로 학습 시 이미지의 공간정보를 이용할 수 있는지의 차이이다. 기존의 신경망에서는 3차원 데이터를 1차원 데이터로 벡터화시켜 입력데이터로 사용한다. Fig. 3[7]은 색상을 제외한 2차원의 이미지를 1차원으로 벡터화한 예다. Fig. 3에서 보는 것과 같이 눈이나 입처럼 관련된 부분이 분리되는 것처럼 색상까지 고려한다면 서로 밀접하게 관련이 있는 많은 데이터가 공간적인 정보를 포함하고 있으나, 이를 1차원 데이터로 만들면 공간정보는 무시되게 된다. CNN은 Fig. 2에서 보는 것과 같이 기존의 형상을 유지한 상태로 데이터를 입력받고, 다음 계층으로 전달하기 때문에 이러한 부분을 보완할 수 있다[8].

이처럼 상대적으로 적은 계산량으로 빠른 성능을 가지고, 사진의 특성을 고려할 수 있는 CNN은 이미지 처리에 주로 많이 활용되고 있다.

2. Related works

2.1 International Research Trend

1989년 Yann LeCun et al.에 의해 우편번호에 적힌 손글씨 숫자들을 학습시킴으로써 각 숫자를 식별하는 것으로 CNN 모형이 처음 알려지기 시작하였으며, 처음 소개 당시에는 오차역전파법(Backpropagation)을 적용하여 학습하는 CNN 방법을 사용하였다[9]. 1998년 발표했던 논문에서는 경사법 기반 학습(Gradient-Based Learning)을 적용하여 앞서 설명한 LeNet을 선보였다[10]. 그 이후에도 학습 효율과 성능 향상을 위해 많은 연구가 진행되고 있으며, 매년 성능이 개선된 새로운 신경망 모형들이 ILSVRC (Imagenet Large Scale Visual Recognition Challenge)와 같은 국제 경진대회 등을 통해서 발표되고 있다[11]. 대표적인 모형으로 GooLeNet, VGG, Super Vision 등이 있다.

2.2 Domestic Research Trend

국내에서 모형을 구성하여 재제를 분류하려고 한 시도는 생각보다 오래전부터 시작되었다. 1996년 정원 등 5명의 연구[12]를 살펴보면 당시에도 머신 비전을 이용하여 제품의 이미지를 읽어, 그 이미지를 분류하여 불량 제품을 판별하는 연구가 있었다. 요즘의 딥러닝과는 달리 통계적으로 정상의 범위를 부여하고 그 범위를 벗어나는 것을 불량으로 분류하는 방법으로 정상과 불량을 분류하였다. 2018년 김동욱 등 3명의 연구[13]에서는 수중 환경의 표적들을 탐지하고 식별하는 소나 영상에서 CNN을 이용하여 표적과 비표적을 분류하는 연구가 있었으며, 같은 해 이대건 등 3명의 연구[14]에서는 항공영상에서 CNN을 이용하여 건물을 탐지하는 연구가 있었다.

무기체계와 관련한 연구를 살펴보면 김종환 등 3명의 연구[15]에서 전차의 영상정보에서 전차 영역과 비전차 영역을 분류하여 전차를 인식하는 연구를 하였고, 심민섭 등 3명의 연구[16]에서 전차의 피아를 식별하는 연구가 있었다. 앞서 이야기한 것과 같이 전차와 관련한 연구는 있었으나, 헬기와 관련한 연구는 확인하지 못하였다.

III. The Proposed Scheme

1. Used Data Summary





Fig. 4. Original Data

본 연구에서는 무기체계 중 헬기의 이미지를 사용하였으며, 아군 헬기는 우리나라에서 운용 중인 헬기 중 아파치(Apache)라 부르는 휴즈사의 AH-64 기종으로, 적군 헬기는 북한에서 사용하고 있는 Mil사의 Mi-17 기종으로 정하였다.

전체 이미지는 총 786장으로 피아 기종별 393장씩 사용하였으며, 학습용 이미지로 각 313장씩, 검정용 이미지로 각 80장씩(전체 이미지의 약 20% 사용)을 사용하였다. Fig. 4는 연구에서 사용한 이미지의 일부이며, Table. 1은 이미지 중 학습용과 검정용에 사용한 수량과 비율을 표로 보였다.

Table 1. Summary of Used Data

Items	Total	Train Data	Test Data
Helicopters of Ally	393	313	80
Helicopters of enemy	393	313	80
Total	786	626(80%)	160(20%)



Fig. 5. Preprocessed Data for training

일반적으로 COCO Dataset이나, ImageNet Dataset의 경우 10^6 이 넘는 이미지를 사용하지만, 현 연구에서 사용한 이미지의 경우 10^3 수준이기 때문에 학습용 이미지로 충분하지 않은 문제를 해결하기 위하여, 확보한 학습용 이미지를 회전과 좌우 상하 이동, 좌우 반전, 확대, 축소 등을 통하여 이미지를 추가 생성하여 이미지 수를 학습용 이미지의 약 100배 수준으로 증가시켰다. Fig. 5의 이미지가 이러한 방식으로 생성한 이미지의 예이다.

2. Structure of Made Model

CNN 모형을 구성하기 위해 내부 구성 층의 개수와 위치, 층 내부의 매개변수 값을 어떻게 설정해야 하는지 정해져 있는 것이 없다. 최적의 조합을 만들어주는 프로그램이나 방법이 존재하는 것이 아니므로, 기본적인 순서를 바탕으로 층과 매개변수 값의 조합을 계속 바꾸어가며 모형을 구성하고, 학습 후 평가하여 점차 개선된 모형을 만들었다.

아래에 보이는 Fig. 6이 이번 연구에서 구성한 모형의 구조이다. 입력층을 제외하면 총 17개 층으로 구성되어 있으며, 영상정보로부터 특징을 추출하는 4개의 합성곱(Convolution) 층, 사소한 특징을 무시해주는 4개의

Maxpooling 층, 입력정보를 1차원으로 바꿔주는 1개의 Flatten 층, 입출력을 완전연결하는 5개의 Dense 층, 과적합을 방지하기 위해 지정된 비율로 입력 퍼셉트론을 제외하는 3개의 Dropout 층으로 구성하였다.

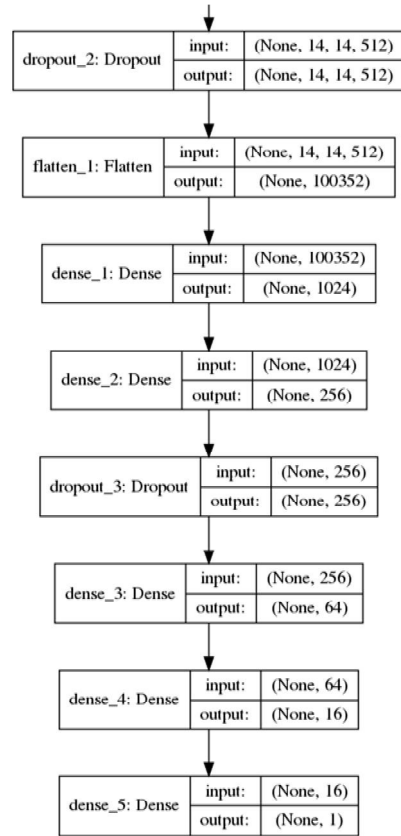
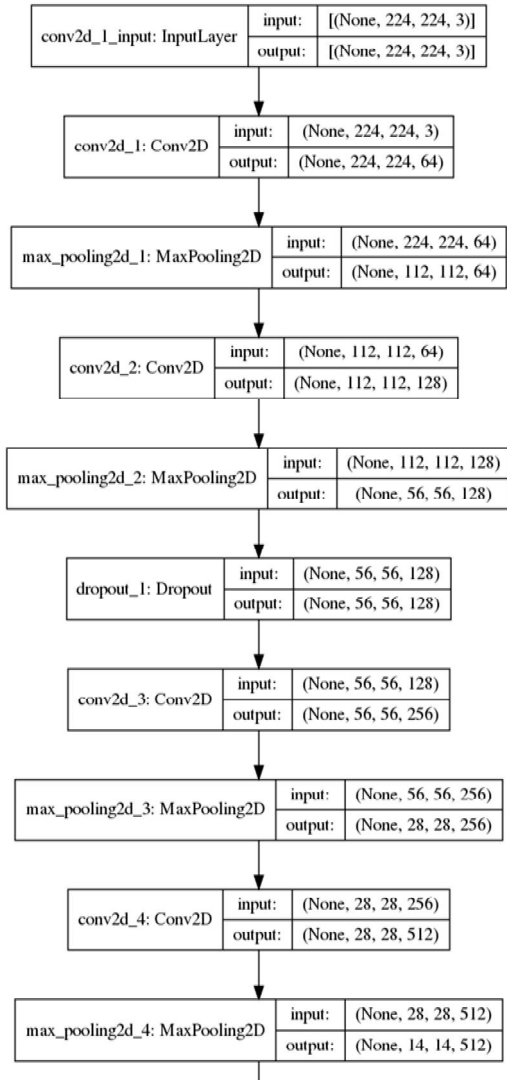


Fig. 6. Model Structure

3. Analysis of Results

Fig. 7은 아군 무기체계인 아파치(Apache)의 이미지 중 한 장을, Fig. 8은 적군 무기체계인 mi-17의 이미지 중 한 장을 뽑아 테스트한 결과이다. 그림에서 보는 것과 같이 본래의 이미지가 가장 좌측에서 보이는 이미지이며, 연구에서 사용한 모형이 이것을 판단한 결과는 중앙 사진의 상부에 나타내며, 판단 근거는 우측에 보는 것과 같다. 0.5를 기준으로 1에 가까울수록 아군의 무기체계로, 0에 가까울수록 적군의 무기체계로 판단하는데 두 사진 모두 1.00과 0.00으로 정확히 피아를 식별한 모습이다.



Fig. 7. Results of Model about image of ally

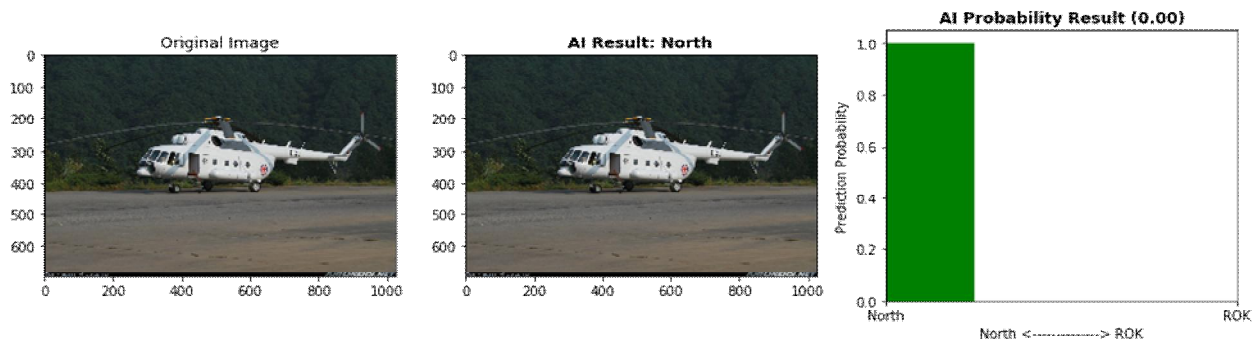


Fig. 8. Results of Model about image of foe

Fig. 9에서 보는 것처럼 학습용 이미지에 대한 정확도는 98%, 검정용 이미지에 대한 정확도는 95% 이상으로 높은 수준의 정확도를 보였다. Fig. 10에서 보는 것처럼 그래프의 loss는 학습 반복이 많아질수록 점차 낮아지는 것을 확인할 수 있다.

있다. Fig. 11은 학습용 이미지의 분류 결과, Fig. 12는 검정용 이미지의 분류 결과이다.

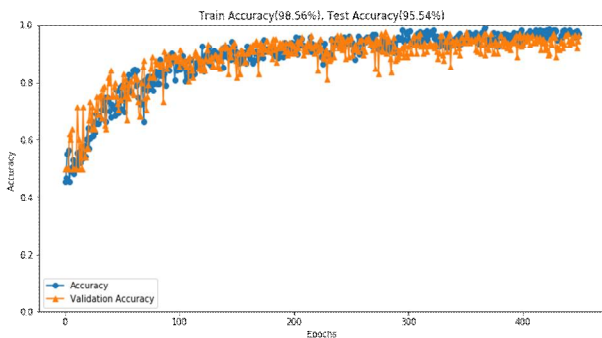


Fig. 9. Accuracy Graph

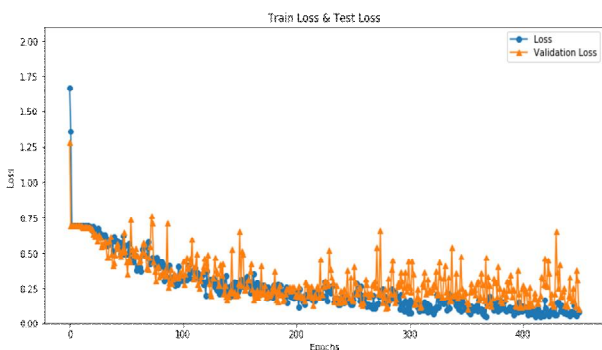


Fig. 10. Loss Graph

현 실험에서 사용한 모형으로 학습용 이미지와 검정용 이미지를 분류한 결과를 확인해보면 Fig. 11과 Fig. 12와 같다. 각 그림 상부의 가장 좌측의 수치는 해당 그림을 ROK 또는 North를 어느 정도 확률로 분류를 했는지 먼저 나타내고 있으며, R 값은 해당 이미지의 원 Label 값을, P 값은 연구에서 만든 모형이 분류한 결과를 표현하고



Fig. 11. Test for Training Data by Model



Fig. 12. Test for Test Data by Model

4. Results Analysis by Evaluation Measure

본 연구에서 최종적으로 헬기 기종의 피아 식별 성능을 평가하기 위해서 평가척도인 정확도, 정밀도, 재현율 그리고 F-measure를 분석하였다. 평가척도는 성능을 평가하기 위해 일반적으로 사용되는 것으로 원래 이미지의 Label 값과 연구에서 사용한 모형이 예측한 값의 관계를 통해 결정하였다.

평가척도는 사용된 이미지 전체를 사용하여 평가하였으며, 아래에 제시된 네 가지 항목을 적용하였다. TP, FP, FN, TN에 대한 설명과 그 결과는 Table 2에 제시하였다. 4가지 항목은 전체 이미지에 대한 비율로 표현되었다.

Table 2. Confusion Matrix and TP, FP, FN, TN

		Predict		100 80 60 40 20 0
		ROK	North	
Real	ROK	TP 98.45%	FN 1.55%	
	North	FP 2.76%	TN 97.24%	

Items	Contents
TP (True-Positive)	The case in which the made model identified actual weapons of ally as weapons of ally
FP (False-Positive)	The case in which the made model identified actual weapons of foe as weapons of ally
FN (False-Negative)	The case in which the made model identified actual weapons of ally as weapons of foe
TN (True-Negative)	The case in which the made model identified actual weapons of foe as weapons of foe

이 4가지 항목의 결과를 통해 정확도, 정밀도, 재현율을 판단할 수 있으며, 정밀도와 재현율이 차이를 보일 때 이를 보완하여 종합한 척도인 F-measure를 사용하는데, 이것들의 산출식은 아래와 같다.

$$\text{정확도 (Accuracy)} = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}$$

$$\text{정밀도 (Precision)} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{재현율 (Recall)} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F\text{-measure} = 2 \times \frac{\text{Recall} \times \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}}$$

Table 3은 위 산출식으로 계산한 본 연구에서 만든 모형의 정확도, 정밀도, 재현율, F-measure의 결과를 보여주고 있다.

Table 3. Results of Evaluation Measure

Items	Results
accuracy	97.84%
Precision	97.27%
Recall	98.45%
F-measure	97.86%

헬기에 대한 분류 모형은 아니지만, 다른 무기체계에 대해 분류한 기존 연구의 결과와 비교해보면, 심민섭 등(2018)의 연구에서 89%의 정확도를, 최현기 등(2018)[17]의 연구에서 92.4%의 정확도를 보였던 것과 비교하면 상당히 우수한 결과를 보인다는 것을 알 수 있다.

5. Analysis of Feature map on Convolution layer

높은 정확도의 성능을 보이는 인공지능망을 이용한 모형의 단점은 그 모형이 어떠한 이유로 그런 결과를 보이는지는 알 수 없다. 하지만 CNN에서는 완성된 모형에 이미지를 통과시키면서 각 합성곱 층에서 Feature Map을 추출하여 모형이 어떻게 가중치를 부여하고 있는지 영상정보로 확인할 수 있다. 본 연구에서 만든 모형은 총 4개의 합성곱 층이 있으나, 4번째 합성곱 층에서 생성되는 Feature Map은 사람이 판단할 수 있는 형태로 보이지 않아, 앞 3개의 합성곱 층에서 추출되는 Feature Map을 확인하여 그 특징을 확인해보았다.

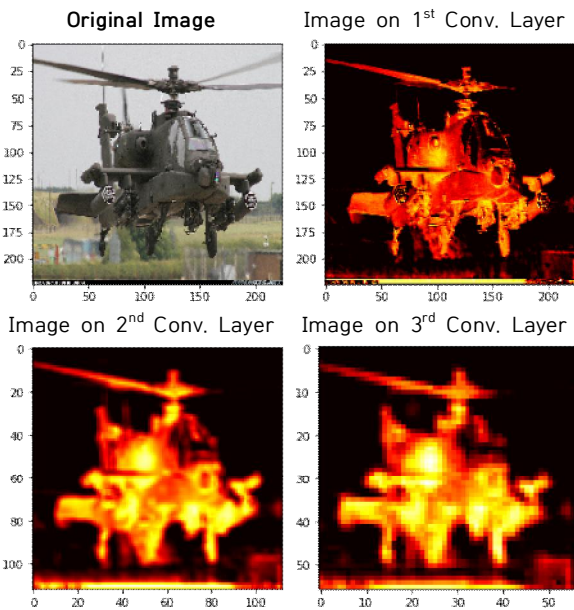


Fig. 13. Feature Map Image of Ally Helicopter(side-front)

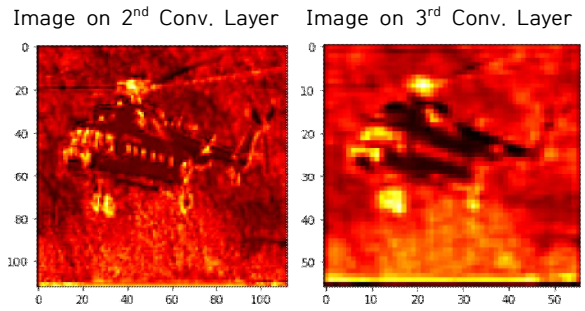
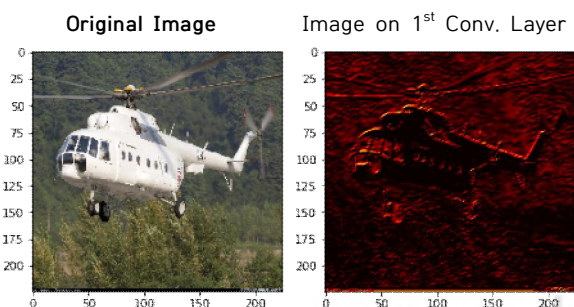


Fig. 14. Feature Map Image of Foe Helicopter(side-front)

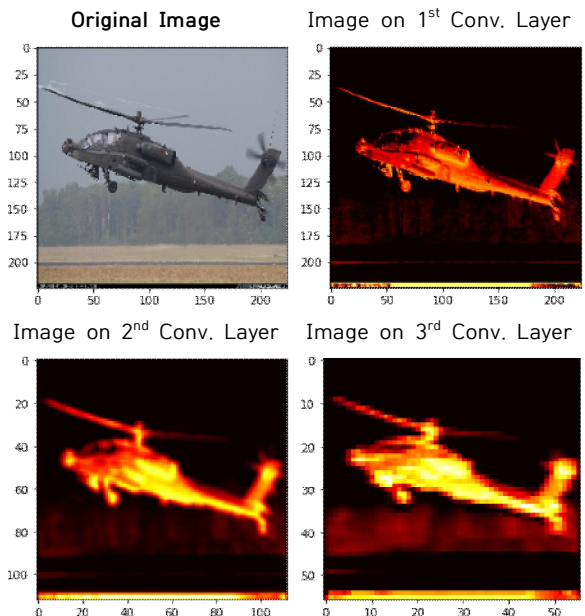


Fig. 15. Feature Map Image of Ally Helicopter(side)

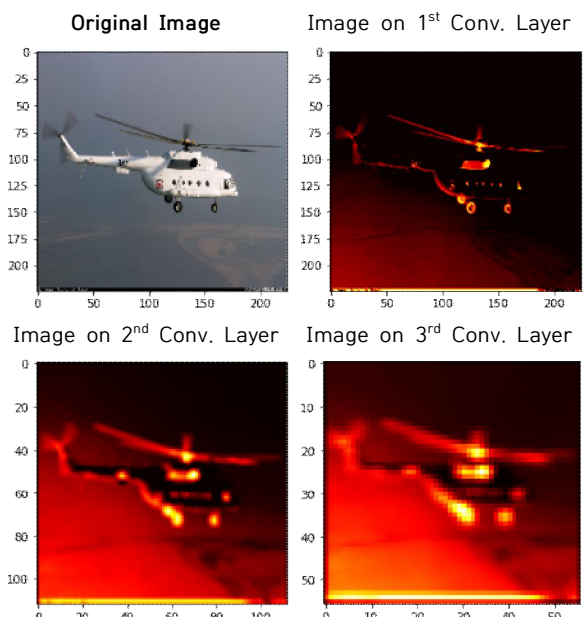


Fig. 16. Feature Map Image of Foe Helicopter(side)

위의 Fig. 14-16는 모형을 통과시킨 원래의 이미지와 모형의 마지막 합성곱 층을 제외한 세 개의 합성곱 층에서 추출한 Feature Map 이미지다. 가중치가 높을수록 붉은색을 거쳐 노란색을 보이고, 가중치가 낮을수록 검은색을 보이도록 필터가 적용되었다. 첫 번째 합성곱 층에서는 주로 배경에서 헬기를 배경과 분리하거나, 경계선을 추출하는 것을 확인할 수 있었고, 두 번째와 세 번째 합성곱 층에서는 헬기의 특정 부위를 강조시키는 것을 확인할 수 있었다. 아군 헬기의 경우 주로 바퀴, 무장한 무기 부위, 흡기구 주변, 회전날개의 회전축 부위가, 적군 헬기의 경우 바퀴, 회전날개의 회전축, 흡기구, 창문 부위가 다른 부위에 비해 가중치가 더 부여되고 있다는 것을 확인해 볼 수 있었고, 이러한 부분을 모형이 적군과 아군을 구분하고 있는 기준임을 판단할 수 있다.

IV. Conclusions

본 연구에서는 무기체계 중 헬기에 대하여 CNN을 이용하여 피아식별에 대한 분류 모형을 구축하였고, 그 모형에 대하여 성능을 평가하였다.

모형은 우리나라에서 주로 사용하고 있는 헬기인 AH-64 기종과 공산권 국가에서 주로 사용하고 있는 헬기인 mi-17 기종의 영상정보를 통해 학습시켜 모형을 완성하였다. 완성한 모형의 성능을 살펴보면, 학습용 이미지에 대해 98.5%, 검정용 이미지에 대해 95.5% 이상의 정확도를 보였다. 또한, 전체 이미지에 대하여 평가적도를 이용하여 평가한 결과 97.8%의 정확도, 97.3%의 정밀도, 98.5% 재현율과 97.9%의 F-measure의 성능을 보임을 확인하였다. Feature-map을 통해 아군 헬기의 바퀴와 무장, 흡기구 주변이, 적군 헬기의 바퀴, 흡기구, 창문 부위가 피아식별 모형의 분류 기준임을 확인할 수 있었다.

본 연구의 기여점은 다음과 같다. 첫째, CNN을 이용하여 군 무기체계 중 헬기의 영상정보에 대한 피아식별에 대한 분류를 처음으로 시도한 연구이다. 둘째, 본 연구에서 제안하는 모형은 기존의 다른 무기체계에 대한 분류 모형보다 높은 정확도를 보인다. 셋째, 일반적으로 Blackbox로 알려져 신경망의 분류근거는 확인할 수 없으나, Feature-map을 통하여 CNN을 이용한 분류 모형의 가중치 부여 정도를 확인하여 모형의 분류 기준을 확인하였다. 넷째, 군 무기체계의 영상자료에 CNN을 활용한 모형 구축이 좋은 방법론임을 보여주고 있다.

본 연구의 제한점으로는 헬기 종류와 이미지의 개수가 많지 않다는 점이다. 본 연구에서는 수집한 이미지를 회전, 대칭, 확대, 축소 등으로 변환하여 추가적인 이미지를 확보하였는데, 군에서 본 연구와 같은 연구에 필요한 실제 무기체계의 영상자료를 충분히 제공해줄 수 있다면 보다 많은 종류와 충분한 수의 이미지를 이용하여 더욱 효과적인 모형 구축이 가능할 것이다.

앞으로는 본 연구의 방법론을 피아식별뿐만 아니라, 기종 분류에, 나아가 육군, 해군, 공군의 다양한 무기체계에 대하여 적용해 간다면 군의 영상 감시 시스템의 발전에 크게 기여할 수 있으리라 기대된다.

REFERENCES

- [1] Wikipedia, https://en.wikipedia.org/wiki/Binary_classification
- [2] Yann LeCun et al., "Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition," *Neural Computation(MIT)*, 1, pp. 541-551, SEP. 1989.
- [3] Jordi Torres, "First Contact with Tensorflow(Haeseon Park, Trans.)," *Hanbit Media, Inc.*, p. 117, 2016.
- [4] <http://physics2.mju.ac.kr/juhapruwp/?p=1517>
- [5] Yann LeCun et al., "Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition," *PROC. OF THE IEEE*, NOV. 1998.
- [6] Saurabh Kapur, "Computer Vision with Python 3(Jeongjung Kim, Trans.)," *Acorn*, p. 137, 2018.
- [7] <https://untitledblog.tistory.com/150>
- [8] Saito Goki, "Deep Learning from Scratch(Bokyeon Lee, Trans.)," *Hanbit Media, Inc.*, p. 229, 2017.
- [9] Yann LeCun et al., "Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition," *Neural Computation(MIT)*, 1, pp. 541-551, SEP. 1989.
- [10] Yann LeCun et al., "Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition," *PROC. OF THE IEEE*, NOV. 1998.
- [11] Olga Russakovsky et al., "ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge", *International Journal of Computer Vision*, Volume 115, Issue 3, pp. 211-252, DEC. 2015. DOI: 10.1007/s11263-015-0816-y
- [12] W. Jeong, K. Lim, J. Kim, J. Park, and Y. Jo, "Automatic quality inspection system with image processing method", *Journal of The Korea Institute Of Industrial Engineers*, pp. 163-166, Oct. 1996.
- [13] D. Kim, J. Seok, and K. Bae, "Active Sonar Target/Non-target Classification using Convolutional Neural Networks", *Journal of Korea Multimedia Society* vol. 21, No. 9, pp. 1062-1067, Sep. 2018
- [14] D. Lee, E. Cho, and D. Lee, "Evaluation of Building Detection

from Aerial Images Using Region-based Convolutional Neural Network for Deep Learning”, Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography 36(6), pp. 469-481, Dec. 2018

- [15] J. Kim, C. Jung, and M. Heo, “Auto Battle Tank Detection and Aiming Point Search Using Imagery”, Journal Of The Korea Society For Simulation(JKSS), Vol. 27, No. 2, pp. 1-10, JUN. 2018. DOI: 10.9709/JKSS.2018.27.2.001
- [16] M. Sim, Y. Park, and J. Kim, “CNN based US and Chinese Main Tank Identification System”, Excerpt Collection of 11th International Army Modeling & Simulation Education Conference, pp. 162-163, Deajeon, South Korea, NOV. 2018.
- [17] H. Choi, S. Park, and J. Kim, “Main Tank Identification System for South and North Korea using Convolutional Neural Network”, *Ibid.*, pp. 182-183.

Authors



Tae Wan Kim received the B.S. degree in Architectural Engineering from Korea Military Academy, Korea, in 2011. And He received the M.S. degree in Defense Science (Military Operation Research) from Korea National

Defense University, Korea, in 2020. Mr. Kim joined the faculty of the Department of Mechanical & Systems Engineering at Korea Military Academy, Seoul, Korea, in 2020. He is currently a Professor in the Department of Mechanical & Systems Engineering, Korea Military Academy. He is interested in Artificial Intelligence, Data Analysis and M&S.



Jong Hwan Kim received the B.S. degree in Applied Physics from Korea Military Academy, Korea, in 2001. And He received the M.S. degree in Mechanical Engineering from New Mexico State University, US, in

2007 and Ph.D. degree in Mechanical Engineering from Virginia Polytechnic Institute & State University, US, in 2014. Dr. Kim joined the faculty of the Department of Mechanical & Systems Engineering at Korea Military Academy, Seoul, Korea, in 2015. He is currently a Professor in the Department of Mechanical & Systems Engineering, Korea Military Academy. He is interested in Robotic Engineering, Artificial Intelligence and Intelligent Surveillance & Combat System.



Ho Seok Moon received the B.S. degree in Chemistry from Korea Military Academy, Korea, in 1994. And He received the M.S. degree in Electronic Engineering from Korea University, Korea, in 2003. and Ph.D. degrees

in Industrial Engineering and Statistics from Korea University, Korea, in 2006 and 2010, respectively. Dr. Moon joined the faculty of the Department of Defense Science at Graduate School of Defense Management, Korea National Defense University, Nonsan, Korea, in 2015. He is currently a Professor in the Department of Defense Science, Korea National Defense University. He is interested in Big Data Analysis, M&S, and Artificial Intelligence.