

해경함정 영상정보에 합성곱신경망을 적용한 국적식별 전문가시스템 구축에 관한 연구

박진영* · 김정환** · 문호석***

요약

본 연구는 합성곱신경망(CNN, Convolution Neural Network) 활용하여 한국과 일본의 해경함정 국적 분류를 위한 전문가시스템 구축에 관한 연구이다. 일본과 영유권 갈등을 겪고 있는 독도 해역은 군의 감시가 악한 해역으로 일본 해경의 출현이 빈번한 만큼 해상경계를 위한 대책이 필요하다. 현재는 독도 근무자와 출동한 한국 해경함정에서 사람의 육안 또는 무선 교신으로 일본 해경함정 여부를 식별하고 있다. 이는 원거리에서 해경함정의 국적을 식별할 수 없는 단점이 있고 대응이 느리다. 따라서 본 연구에서는 이를 보강하기 위해 영상장비에서 얻은 영상정보에 CNN을 적용하여 한국 해경함정과 일본 해경함정을 식별하는 전문가시스템에 대해 연구하였다. 제안하는 전문가시스템은 CNN을 기반으로 구축되었고, 정확도는 훈련 및 검증 데이터에 95%이상, 테스트 데이터에 86.25%를 보였다. 본 연구의 결과를 기초로 모델의 성능을 더욱 향상시키면 독도 해역에 신속하고 정확한 해상경계의 향상이 있을 것으로 기대된다.

핵심 주제어 : 전문가시스템, 합성곱신경망, 해경함정식별, 해상감시

* 국방대학교 국방과학학과 박사과정, hivajyp@gmail.com

** 국방대학교 국방과학학과 석사과정, kjhsjy0215@naver.com

*** 국방대학교 국방과학학과 부교수, hsmoon0329@kndu.ac.kr, 교신저자

〈논문 투고일〉 2020. 4. 30

〈논문 수정일〉 2020. 5. 18

〈게재 확정일〉 2020. 5. 24

I. 서 론

인공지능이란 기계가 인간의 학습 과정을 모방하여 데이터를 학습하고 판단하며 미래를 예측하는 것으로 기하급수적으로 늘어나는 데이터와 컴퓨팅 파워의 증가를 기반으로 그 능력과 활용이 증대되고 있다.

특히 인공지능의 한 분야인 딥러닝(Deep Learning)은 학습을 통해 원하는 결과를 예측하고 판단하는데 매우 유용한데, 합성곱신경망(CNN, Convolution Neural Network)을 이용한 영상 분석이 널리 이용되고 있다. CNN은 Yann LeCun et al.(1989)에 의해 손글씨 숫자를 식별하는 것으로 시작됐으며[12], Krizhevsky et al(2012)가[8] 컴퓨터 비전 대회인 ILSVRC (ImageNet Large-Scale Visual Recognition Challenge)에서 높은 정확도로 우승을 차지한 이후 급격한 성장을 하고 있다. 이러한 CNN 기반 영상인식은 제품공정에서 불량품을 식별하고, 의료영상에서 질병 유무를 판단하며, 기계의 고장 가능성을 예측하는 등 다양한 산업분야에서 활용이 가능하다. 이러한 업무는 다년간의 경험과 전문지식을 보유한 전문가만이 할 수 있는 업무였으나 CNN을 기반한 인공지능을 통해 사람을 대신할 수 있는 수준까지 된 것이다.

인공지능이 산업 분야에서 다양하게 활용됨에 따라 군(軍)에서도 인공지능을 국방 핵심기술 사업으로 추진하려고 하고 있다.¹⁾ 또한 북한 및 주변국의 안보위협은 여전한 반면 이를 대비할 병력자원은 줄어드는 현실에서 인공지능은 병력감소 문제를 해결할 방안으로 대두되므로 인공지능의 국방분야 적용 연구는 매우 중요하다고 할 수 있다.

본 연구는 군에서 CNN을 적용하여 경계작전에 활용 가능한 전문가시스템²⁾ 구축을 위한 연구이다. 3면이 바다이고 군사 강대국과 인접해 있는 한반도의 지정학적 위치를 고려했을 때 주변국 함정에 대한 경계 및 감시를 위한 해상경계 전문가시스템의 구축은 군사적으로 중요한 분야이다. 특히 주변국과 가장 첨예하게 대립하는 독도해역은 일본 해상보안청 소속 해경함정이 자주 출현하는 곳으로 2018년 기준 일본 해경이 독도 근해를 100여회³⁾ 순찰하는 등 영유권 갈등이 지속적으로 발생하고 있다. 하지만 우리 군은 독도 해역에 상주하여 감시하는 전력이 없고 해경 및 전투경찰이 그 임무를 하고 있으며, 일본해경 식별을 위해 독도 상주 경찰이 통신 검색을 하거나 한국 해경함정이 일본 해경으로 접근하여 육안으로 확인하는 방법이 유일하다. 이럴 경우 일본해경이 통신검색에 응답을 하지 않거나 한국 해경이 육안으로 확인할 수 없는 먼 거리에 있을 경우 식별이 제한되는 문제점이 있다. 따라서 이러한 문제점을 해결하기 위해

1) 인터넷 뉴스, “국방분야 인공지능 개발 플랫폼 구축한다”, 디지털 타임즈(2020. 3.16.)

2) 인간이 특정분야에 대하여 가지고 있는 전문적인 지식을 정리하고 표현하여 컴퓨터에 기억시킴으로써, 일반인도 이 전문지식을 이용할 수 있도록 하는 시스템(출처 : 위키피디아)

3) 인터넷 뉴스, “日 순시선, 지난해 독도인근서 100회 이상 활동”, 머니투데이(2019.10.10.)

한국과 일본의 해경함정의 영상에 CNN을 적용하여 국적을 식별하는 전문가시스템 구축에 관한 연구를 실시하였다.

본 연구는 총 5장으로 구성되어 있다. 2장에서는 연구의 방법론인 CNN을 설명하고, 국방분야에서 CNN을 연구한 기존 논문을 살펴본다. 3장에서는 연구를 진행하기 위한 방법론을 설명하고, 4장에서는 실험결과, 5장에서 결론과 연구의 기여점과 제한점을 제시할 것이다.

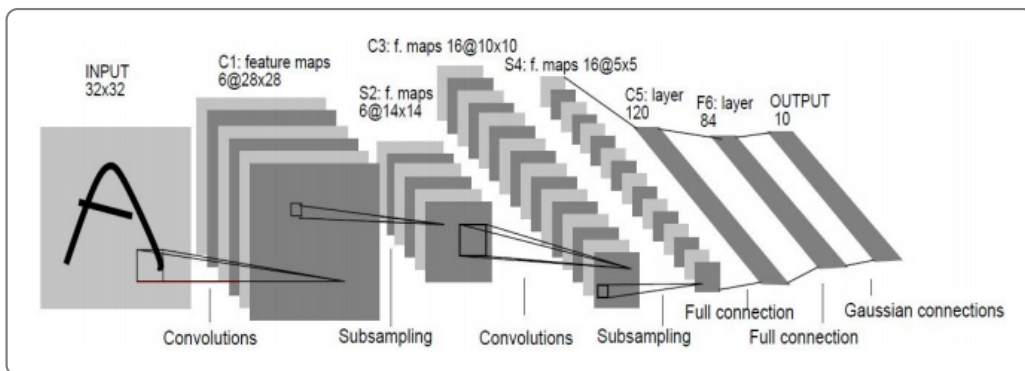
II. 관련연구

본 절에서는 전문가시스템 구축을 위해 제안하는 CNN에 대한 소개와 함께 CNN을 이용하여 국방분야에 적용한 연구를 살펴보고자 한다.

1. 합성곱신경망(Convoluton Neural Network)

CNN은 인공지능에서 이미지 처리 및 음성인식에 최적화된 딥러닝 기법으로 [그림 1]과 같이 ‘레이어(layer)’를 연속적으로 쌓은 구조를 통해 인간의 인지 구조를 모방한다. CNN은 크게 컨볼루션층(Convolution Layer)과 풀링층(Pooling Layer), 완전연결층(Fully Connected Layer)으로 구성되어 있다[1]. 컨볼루션층은 합성곱 연산을 통해 이미지의 특성을 추출하고, 풀링층은 이미지의 차원을 축소한다. 마지막 완전연결층은 3차원의 이미지를 1차원 벡터로 변환하여 이미지를 최종으로 분류할 수 있도록 하는 값을 제공한다.

[그림 1] CNN 구조 예시(LeNet-5 [12])



CNN 모델은 레이어를 구성하는 층의 개수와 레이어 내 커널, 필터 등에 따라 다양한 모델들이 존재한다. 본 장에서 소개할 모델은 VGG16, ResNet, GoogLeNet이다. 먼저 VGGNet은 Oxford의 Visual Geometry Group 연구팀이 개발한 것으로 2014년 ILSVRC 대회에서 준우승을 한 모델이다. 모델의 특징은 3×3 커널을 이용하여 연산량을 획기적으로 줄인 장점이 있고, 13개의 컨볼루션을 거치면서 입력 영상의 다양한 특징을 추출할 수 있는 특징이 있다[11]. 다음으로 ResNet은 2015년 ILSVRC에서 우승한 모델로 학습층이 많아지면 훈련 정확도가 떨어지는 문제가 발생하는데, 이를 Residual net을 통해 해결하였다[10]. 일반적인 CNN의 컨볼루션 연산은 입력 영상 X 가 컨볼루션을 거쳐 $H(X)$ 를 만들게 되나 Residual Net은 입력영상 X 를 다시 출력층에 제공하여 $H(X)=X+F(X)$ 의 형태로 출력한다. 따라서 입출력간의 오차 $F(X)$ 만 추가로 학습할 수 있도록 만들어 학습의 파라미터를 줄여 성능을 개선한 모델이다. 마지막으로 GoogleNet는 2014년 ILSVRC에서 우승을 차지한 모델로 Inception이라 불리는 서로 다른 크기의 커널과 필터가 병렬처리되는 합성곱이 결합된 모델로서 multi-scale을 동시에 처리할 수 있는 특징이 있다[9].

2. CNN을 적용한 국방분야 연구

최근 국방분야에서 CNN을 활용하여 영상을 인식하는 연구는 활발하게 진행되고 있다. CNN을 활용한 연구는 크게 표적을 식별하는 것에 중점적으로 연구가 진행되어 왔다. 표적을 식별한다는 것은 지상, 공중, 해상에서 볼 수 있는 여러 군용 플랫폼인 전차, 비행기, 선박 등을 식별하고 종류를 분류하는 것을 말한다.

지상표적에 관한 연구로 김종환 등은 전차의 영상정보에서 전차 영역과 비전차 영역을 분류하여 전차를 인식하는 연구를 실시하였고[3], 심민섭 등은 전차의 피아를 식별하는 연구를 실시하였다[5].

공중표적에 대해서는 김태완 등은 피아의 헬기를 CNN 기반으로 이진분류 하였고, 분류한 헬기를 공격형과 기동형으로 기종을 분류하는 모델을 제시하였다[4].

해상표적에 대한 연구로 김광현 등은 Faster R-CNN을 이용하여 해양에서 조우 가능한 항공모함, 잠수함, 상선 등 7가지 카테고리를 분류하는 연구를 하였다[2]. 최대욱 등은 야간 및 저시정 해양환경을 고려하여 VGGNet을 기반으로 선박 분류 향상에 대한 연구를 진행하였다[6].

기존의 연구는 영상 자체를 인식하고 분류하는 것에 집중되어 왔다. 따라서 활용가능성에 대한 전문가시스템 방안은 제시하지 못한 한계점이 있다. 또한 해상표적에 대한 연구는 주로 해상 표적을 분류하는 것에 집중되어 왔다. 즉 형태가 다른 함정, 상선, 어선을 분류하는 것에 목적을 두었다. 하지만 실제 해상경계작전을 할 때 가장 우선시 되어야 하는 것은 피아를 식별하

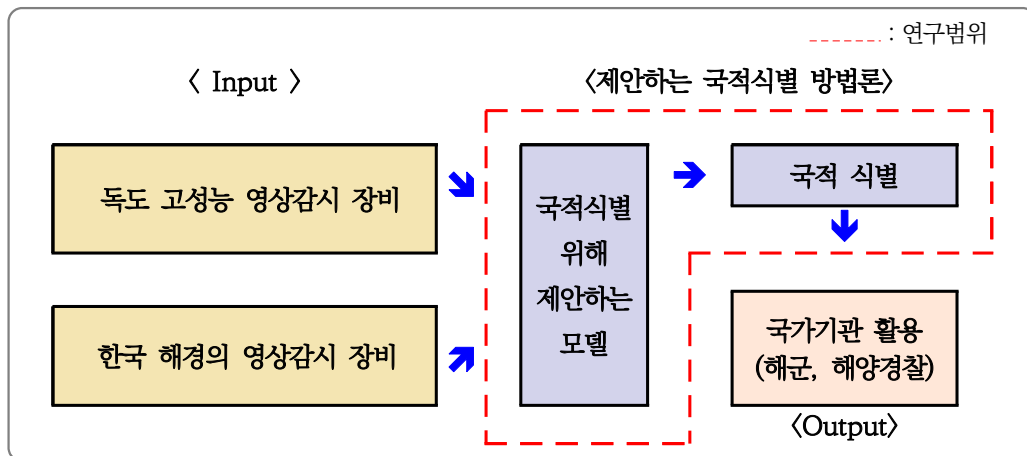
는 것이다. 피아 식별의 핵심은 선박의 국적을 식별하는 것으로 해상 표적에 대한 국적 식별 연구는 현재까지 미미하다고 할 수 있다.

III. 연구 방법

1. 해경함정 국적식별 전문가시스템 구축 연구범위

본 연구에서 제안하는 해경함정 국적식별 전문가시스템의 개요는 아래 [그림 2]와 같다. 독도 및 해경함정에는 현재 고성능 영상감시 장비가 설치되어 있지 않은데, 이 부분이 현업에서 반영된다는 가정 하에 즉 고성능 영상감시 장비가 설치되어 있다고 가정하고 시스템의 모습을 도식하였다. 입력되는 영상정보를 통해 제안하는 방법론을 적용하여 국적을 식별하고 최종적으로 국가기관에서 활용하는 것이다.

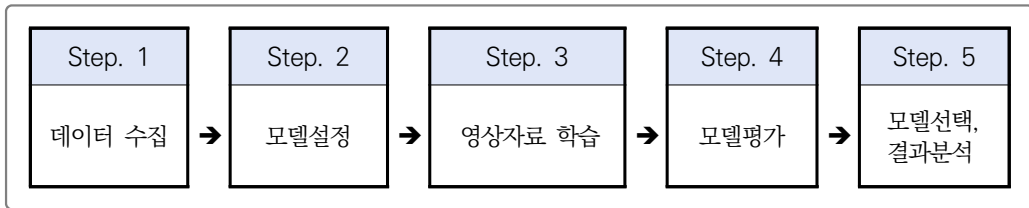
[그림 2] 국적식별 전문가시스템 개요



2. 연구절차와 방법

본 연구의 해경함정 국적식별을 위한 전문가시스템 중 제안하는 국적식별 모델 구축하기 위한 연구절차는 [그림 3]과 같다. 연구를 위한 실험환경은 텐서플로우 1.4 ver를 backend로 한 Keras를 이용하였으며, PC 환경은 윈도우 10, Intel Core i7 CPU, GeForce RTX 2060ti GPU를 이용하였다.

[그림 3] 제안하는 방법론 연구 절차



2.1 데이터 수집

학습을 위해서 한국과 일본의 해경함정 영상 데이터가 필요하다. 필요한 영상자료는 인터넷 공개자료 검색⁴⁾을 통해 한국 및 일본에서 운용중인 해경함정 사진을 수집되었다. 본 연구의 목적은 피아를 식별하는 것이므로 함정별 톤수 등에 따라 구분할 수 있는 함정의 유형은 고려하지 않았다.

전체 영상자료는 총 671장으로 학습을 위한 train set을 약 70%, 검증을 위한 validation set을 약 15%, 최종 모델을 평가하기 위한 test set을 약 15%로 분류하였다. 일반적인 training, validation, test set의 구분은 8:1:1이나 보유한 영상자료가 부족하기 때문에 모델의 성능 향상과 검증을 위해 validation set과 test set 비율을 15%로 높여서 설정했다. 또한 ILSVRC 등의 대회에서는 영상분류를 위해 수만~수십만의 영상자료를 가지고 학습을 한다. 하지만 인터넷에 공개된 자료는 제한적이므로 확보한 영상자료를 바탕으로 회전, 상하/좌우 이동, 확대, 축소의 데이터 증식작업을 통해 학습자료의 수를 늘렸다. 최종적으로 학습에 사용된 영상자료의 수는 2,555개이고, validation set 및 test set에는 80개의 데이터를 이용하였다. validation 및 test set은 모델의 성능을 테스트 하기 위한 set으로 영상에 별도의 증식처리 없이 original 이미지를 그대로 이용하였다. 분석에 사용한 데이터의 세부 내용은 <표 1>과 같다.

<표 1> 수집된 영상자료 요약

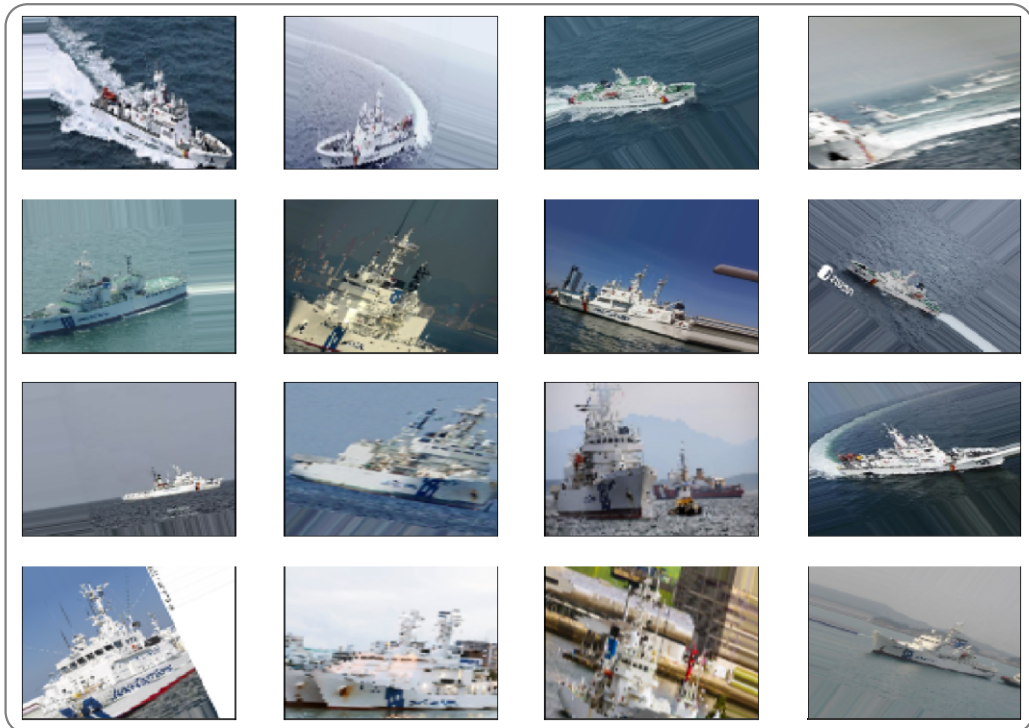
구 분	<i>Training set</i> (데이터 증식)	<i>Validation Set</i>	<i>Test Set</i>	계 (데이터 증식)
한국해경	160 (800)	30	30	220 (860)
일본해경	351 (1,755)	50	50	451 (1,855)
계	511 (2,555)	80	80	671 (2,715)

4) 구글, (검색어 : 한국해경함정, 일본해상보안청선박), <https://www.google.com>.

[그림 4] 학습에 사용된 영상자료(예시)



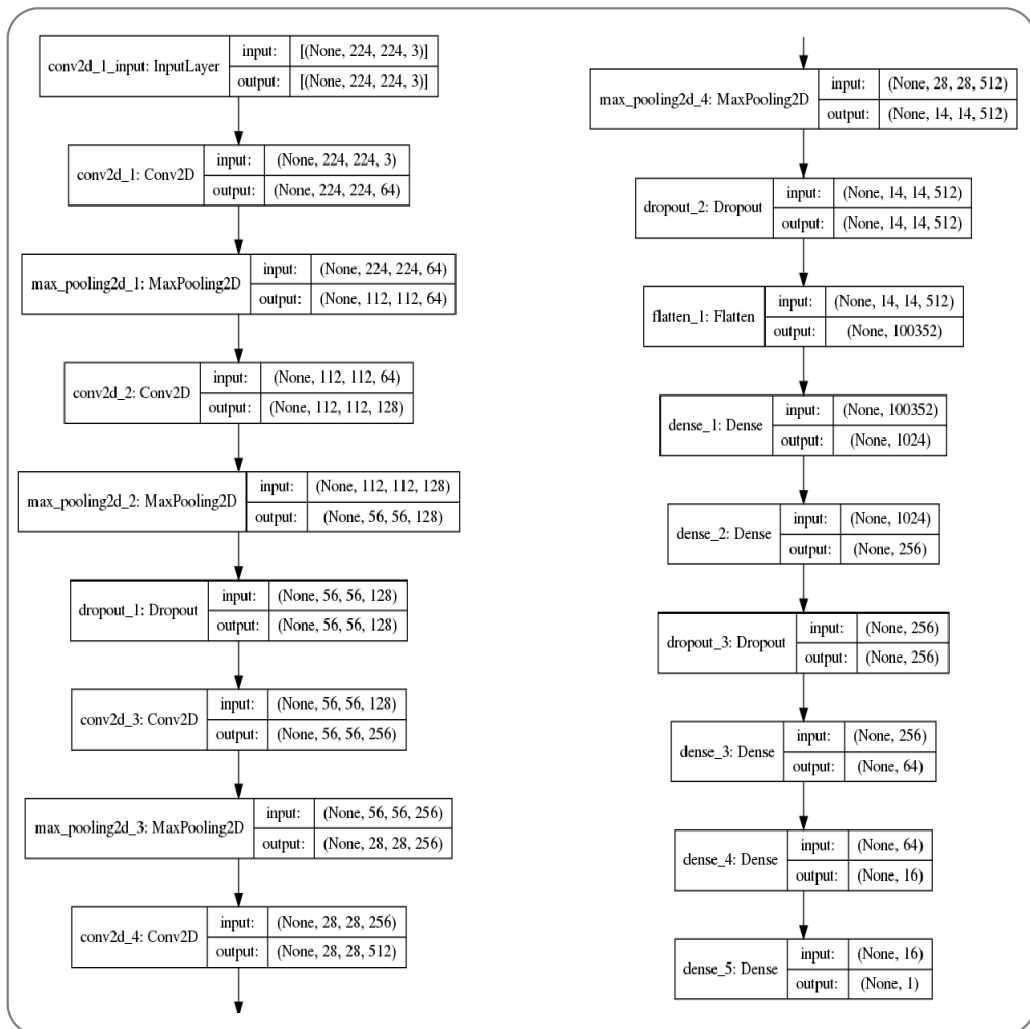
[그림 5] 데이터 증식을 통해 생성된 영상자료(예시)



2.2. 적용한 모델 내부 구조

분석에 사용한 모델은 II장에서 소개한 VGGNet의 VGG16, ResNet의 ResNet50, GoogleNet의 InceptionV3 모델과 헬기를 피아로 이진분류한 모델[4] 총 4개이다. 본 연구에서 최종 적용한 모델은 이진분류(헬기의 피아 구별) 모델로 총 17개의 층으로 구성되어 있으며 구조는 [그림 6]과 같다. 모델의 세부 구성은 영상정보로부터 특징을 추출하는 합성곱층이 5개, Maxpooling 층이 4개, 입력정보를 1차원으로 바꿔주는 Flatten층, 입력력을 완전 연결하는 5개의 Dense층, 과적합 방지를 위한 3개의 Drop out층으로 구성되어 있다. 각 층별 활성화 함

[그림 6] 김태완 등 연구에서 사용한 합성곱신경망 내부 구조[4]



수는 ReLu이며, 마지막층은 이진 분류를 위해 결과를 0과 1로 나타내는 sigmoid 함수를 사용하였다. 이진 분류 모델의 특징은 다른 모델에 비해 합성곱층이 5개로 작아 합성곱층 계산량이 적은 특징이 있다.

IV. 연구결과 및 분석

1. CNN 모델 선정

실험에 사용된 CNN 모델은 총 4개로 최적의 모델을 찾기 위해 먼저 모델별 200회의 epoch을 통해 결과를 살펴보았다. 모델별 batch size는 32회로 구성하였고 1회당 200개의 영상을 학습시켰으므로 1 epoch당 7회의 iteration이 발생했다. 모델별 1차 실험결과는 <표 2>와 같다. 모델의 분류 정확도는 이진분류 모델 > ResNet50 > VGG16 > InceptionV3 순으로 높았으며, Training Loss는 이진분류 모델 > VGG16 > ResNet50 > InceptionV3의 순이었다. VGGNet, ResNet, Inception V3는 ILSVRC 대회에서 1000여 가지의 카테고리를 정확하게 분류한 모델이지만 합정과 같이 특정 국가의 선박 등을 학습시킨 모델이 아니므로 이진 분류 모델보다 정확도가 낮았다. Training Accuracy, Training Loss의 결과를 바탕으로 정확도가 87.67%로 가장 높고 Loss가 0.35로 가장 낮은 이진분류 모델을 본 연구에 적용할 최종 모델로 선택하였다.

<표 2> 모델별 Training Accuracy & Loss

구 분	VGG16	ResNet 50	InceptionV3	이진분류 모델
Training Accuracy	68.68%	75.68%	43.83%	87.67%
Training Loss	1.36	7.56	6.59	0.35

2. 미세조정

모델의 정확도를 높이기 위해 미세조정을 실시했다. 모델의 미세조정은 학습회수 증가, Drop Out⁵⁾ 조정, L1, L2 규제,⁶⁾ Optimization 함수의 학습률⁷⁾ 조정 등을 통해 가능하다[7]. 정확

5) 학습과정에서 과적합(overfitting)을 방지하기 위해 네트워크 층에서 무작위로 층의 일부 출력을 제외

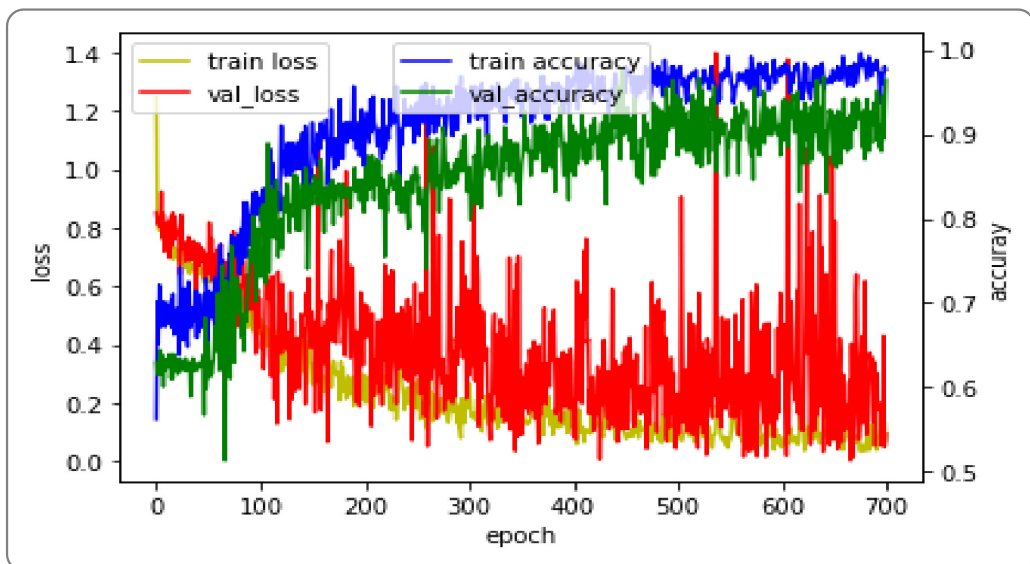
도를 높이기 위해 학습률은 0.001로 변경하였고, L1, L2 가중치 규제를 추가하여 과적합을 방지하였다. L1, L2값은 0.001로 설정하고 epoch 횟수를 증가하며 실험결과를 관찰하였다. 총 700회까지 epoch를 증가시켜 관찰한 결과 300회 이후부터 training set은 95% 내외의 정확도를 보였고 validation set도 96% 이상의 정확도를 보여주었다.

〈표 3〉 700회 epoch시 Accuracy & Loss 결과

구 분	Accuracy	Loss
Training Set	95.00%	0.21
Validation Set	96.53%	0.23

과적합 여부를 확인하기 위해 학습회수 증가에 따른 Accuracy와 Loss의 변화량 그래프를 확인해 보았다. [그림 7]과 같이 학습회수 증가에 따라 정확도가 높아지고, training loss와 validation의 loss가 동시에 감소하여 0.2 내외로 수렴함을 확인하였다. 따라서 700회 epoch까지 학습회수 증가에 따른 과적합의 문제는 없는 것으로 판단하였다. 따라서 최종 모델은 이

[그림 7] epoch별 Accuracy & Loss 결과



시키는 방법

- 6) 가중치 규제(weight regularization)이라고 하며, 네트워크의 손실함수에 큰 가중치에 연관된 비용을 추가하여 과적합을 방지하는 방법
- 7) 경사하강법을 이용하여 한번 학습할 때 얼마만큼의 변화를 주는지에 대한 상수

진분류 모델에 L1, L2 규제를 추가하고 epoch는 300회 이상이 최적의 모델로 평가되었다.

[그림 8]은 validation set에서 임의의 사진 16장으로 모형을 테스트한 결과를 나타낸다. 사진 위의 수치는 한국 해경함정 또는 일본 해경함정일 확률이고, Real은 한국 또는 일본의 실제 국가를 나타낸다. Predict은 모델에 의해 예측된 국가 결과를 나타낸다. 그림에서 보여주는 사진은 한국 해경이 3장, 일본 해경이 13장으로 이를 모두 100% 정확하게 해당 국가로 분류하는 결과를 보여준다.

〈표 4〉 validation set test 결과 (임의 16장)

구 분	한국해경	일본해경
한국 해경(3장)	3(100%)	0(0%)
일본 해경(13장)	0	13(100%)

[그림 8] validation set image test 결과



3. 모델 테스트 및 결과분석

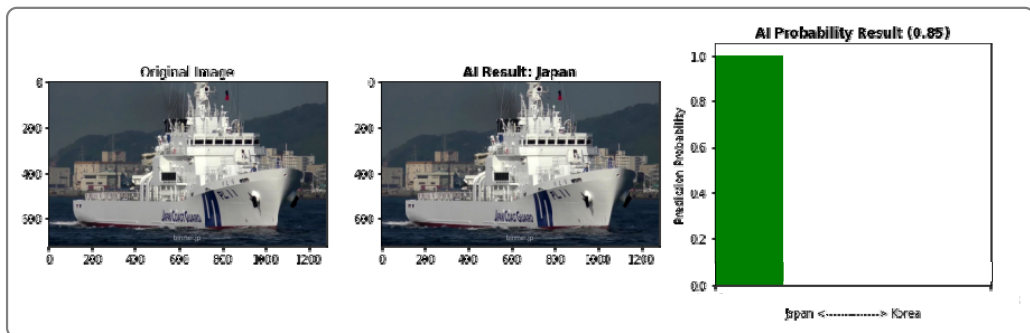
모델선정과 미세조정을 통해 선택된 이진분류 모델을 test set을 통해 최종 검증하였다. test set은 학습 과정 중 한 번도 학습되지 않는 이미지로 이를 통해 모델의 최종 정확도를 측정하였다. 테스트 이미지는 한국해경 이미지 30, 일본 해경 이미지 50개로 총 80개이다. 테스트하기 위한 batch size는 32로 설정하여 test한 결과 정확도는 86.25%였다. 이는 training set, validation set보다는 낮은 수치이지만 경험이 없는 비전문가가 식별하는 것보다는 월등히 훌륭한 결과이다.

〈표 5〉 test set 검증결과

구 분	<i>Accuracy</i>	<i>Loss</i>
	<i>86.25%</i>	<i>25.74</i>

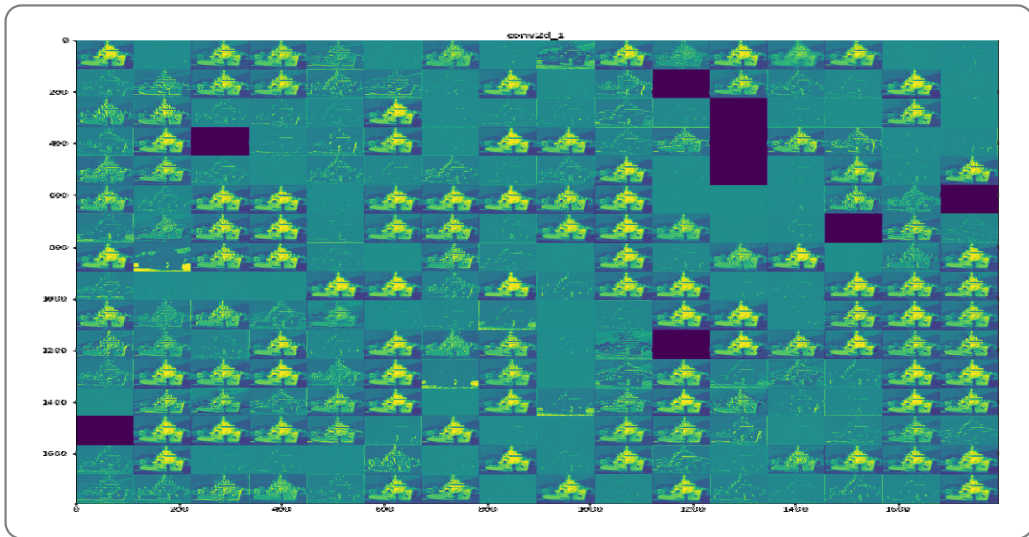
최종 선택된 모델에서 1-sample 이미지로 테스트한 결과 [그림 9]와 같이 일본 해경을 85%의 확률로 일본 해경으로 분류하는 결과를 나타내었다.

[그림 9] 1-sample image test 결과



추가적으로 학습과정에서 한국 해경함정과 일본 해경함정에서 찾아내는 특징을 확인하기 위해 학습과정 중간에 convolution 되어 추출되는 feature map 이미지를 살펴보았다. [그림 10]는 1st convolution layer에서 채널별 추출된 영상이다. 그림에서 보이는 바와 같이 함정의 윤곽선이 크게 드러난다. 따라서 각 층별 사용되는 이미지 필터는 윤곽선을 찾아내는 것에 중점을 두고 있는 것으로 추정되며, 이를 이용하여 한국 해경함정과 일본 해경함정을 분리하는 것으로 예상된다.

[그림 10] Convolution의 feature map 추출결과(1st 합성곱층)



4. 연구결과가 미래 국방산업에 가지는 함의

지금까지 인공지능의 한 분야인 CNN을 활용하여 해경함정의 국적 식별이 가능함을 보여주었다. 본 연구결과가 미래 국방산업에 가지는 함의는 다음과 같다. 첫째, 인공지능은 국방산업의 경쟁력을 향상시켜 줄 수 있다. 4차 산업혁명 시대에 주목받는 무인기, 로봇 등은 방위 산업의 주요 관심 분야인데 이러한 산업에 국적식별과 같은 인공지능이 접목한다면 더욱 경쟁력 있는 산업이 될 것이다. 둘째, 국방과 첨단산업 기술의 상호 발전이 가능하다는 것이다. 군은 인공지능, 빅데이터 등 첨단 기술을 이용하여 디지털화된 과학군을 추구한다. 이러한 디지털 전환의 진전으로 정보의 흐름을 통합할 수 있는 새로운 사회가 창출된다[6]. 따라서 국방산업도 새로운 분야를 창출하고 발전할 수 있을 것이다.

V. 결 론

본 연구는 주변국 대상 해상 경계작전에 활용 가능한 전문가시스템 구축에 관한 연구이다. 특히 군의 과학적인 감시가 약하고 한·일간 갈등이 심한 독도근해에서 한국 해경함정과 일본 해경함정의 국적을 영상정보를 통해서 식별하는 것을 목적으로 CNN을 활용하였다. 국적 식별을 위해 실험에 활용한 모델은 VGGNet, ResNet, GoogLeNet과 헬기 이진분류 모델 4가지

였으며, 각 모델별로 1차 테스트한 결과 이진 분류 모델의 정확도가 가장 높아 해경함정의 국적을 식별하는 모델로 선정하였다. 이후 정확도를 높이기 위해 기존 모형에 L1, L2 가중치 규제를 추가하고 학습회수를 증가시켜 최종 모델을 구축하였다. 최종 모델의 training 정확도는 95%, validation 정확도 96.53%, test 정확도는 86.25%로 test 정확도는 다소 낮았다.

본 연구의 활용 가능성은 다음과 같다. 먼저 본 연구가 우리나라의 해상경계 분야에서의 미흡한 분야를 확인하고, 이를 개선하여 해상경계 작전에 활용할 수 있는 전문가시스템의 개략적인 모습을 제시하였다. 향후 독도에 무인광학카메라가 설치되거나 무인항공기에 의해 독도해역 감시가 가능해 진다면 제안하는 방법론을 적용하여 독도해역에서 한국과 일본의 해상함정을 식별하는 과학적인 감시가 가능할 것이다. 두 번째로 CNN을 활용하여 해상함정의 국적을 식별하는 모델을 제시한 것이다. 함정의 유형을 구분하는 모델이 아니라, 국적을 식별하는 모델로 해상경계 작전에서 중요한 피아식별에 CNN을 적용한 것이다. 세 번째로 기존의 CNN 방법론을 그대로 적용한 것이 아니라, 해경함정 국적식별에 적합한 CNN 모델을 선택하여 제안한 점이다. 해경함정 국적식별에는 기존의 CNN 방법들의 성능이 높지 않았음을 실험을 통해서 알 수 있었다. 기존에 개발된 CNN 방법론을 그대로 사용할 수 있는 것이 아니라, 적용하고자 하는 대상에 따라 내부 구조가 바뀌어야 함을 알 수 있었다.

본 연구의 제한점은 첫째, 해경함정의 영상자료가 다소 적다는 것이다. 따라서 향후에 이러한 부분의 신뢰도를 높이기 위해서는 더욱 많은 영상자료가 필요하다. 본 연구에서는 이러한 제한점을 극복하기 위해서 수집된 영상정보에 변화를 주어서 영상정보를 증식하였으나 이 방법은 한계가 있기 때문에 영상자료를 추가로 획득하고 학습을 시켜 모델을 지속적으로 갱신할 필요가 있다. 둘째로 본 연구는 국적을 식별하는데 한국과 일본의 해경함정을 대상으로 하였다. 그러나 한반도 해상과 관련된 국가가 일본만 있는 것이 아니기 때문에 미국, 중국, 러시아, 북한 등의 주변국 함정들의 국적을 식별하는 방법론도 필요하다. 이를 위해서 국가별 다양한 함정에 대한 영상정보를 수집하고, 이를 통해서 다양한 국적의 함정을 식별할 수 있는 단계로 발전되어야 할 것이다.

참고문헌

- 고성제, 김영현. 2017. 딥러닝을 이용한 객체분류 및 검출 기술. 전자공학회지, 44(11): 26-33.
- 김광현, 홍성준, 최배훈, 김일호, 김은태. 2017. Faster R-CNN을 이용한 해양에서의 선박 검출. 정보 및 제어 논문집: 158-159.
- 김유림, 김종환. 2019. 합성곱신경망 기반 한국군 및 일본군 주력전차 판별 시스템. 한국시물레이션학회 학술대회 논문집: 45-45.
- 김태완, 김종환, 문호석. 2020. 합성곱신경망을 이용한 헬기 피아식별 모형 연구. 한국컴퓨터정보학회논문지, 25(3): 33-42.
- 심민섭, 박예은, 김종환. 2018. 합성곱신경망 기반의 미국 및 중국의 주력전차 식별 시스템. 제 11회 육군 M&S 국제학술세미나: 162-163.
- 윤상철. 2020. 4차 산업혁명시대에서의 디지털 무역과 무역보험. 산업연구 43(2): 73-90.
- 최대욱, 마정목. 2019. 야간 및 저시정 해양환경을 고려한 인공신경망 기반의 선박 분류 향상에 관한 연구. 한국CDE학회 논문집, 24(3): 320-328.
- 프랑소와 솔레, 케라스. 2019. 창시자에게 배우는 딥러닝, 길벗, 서울.
- A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton. 2012. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *In Proc. NIPS*.
- C. Szegedy, V. Vanhoucke, S. Ioffe, J. Shlens, and Z. Wojna. 2016. Rethinking the inception architecture for computer vision. *In Proc. CVPR*.
- K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun. 2016. Deep residual learning for image recognition. *In Proc. CVPR*.
- K. Simonyan and A. Zisserman. 2015. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *In Proc. ICLR*.
- Yann LeCun et al. 1989. Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition. *Neural Computation(MIT)*, 1, pp. 541-551.

A Study on Expert System for Nationality Classification of Coast Guard Ship using Convolution Neural Nnetwork

Jinyoung Park* · Junghwan Kim** · Hoseok Moon***

ABSTRACT

This study is about an expert system for nationality classification of coast guard ship in Korea or Japan using the convolution neural network (CNN). Dokdo Sea area, which is experiencing territorial disputes with Japan, is a sea area where military surveillance is weak, and the appearance of the Japan coast guard ships is frequent, it is necessary to improve maritime surveillance. Currently, dispatched with Dokdo workers, identifies coast guard ship by human or wireless communication. This has the disadvantage of not being able to discern the nationality of coast guard ship from a long distance, and the response is slow. Therefore, in this study, to reinforce this, we applied CNN to the image information obtained from the imaging equipment, and studied the construction of an expert system that identifies coast guard ship belonging to the Korean coast guard and the Japan coast guard. The proposed classification model was built based on CNN, and accuracy was 95% for training and verification data and 86.25% for test data. Based on the results of this study, if the performance of the model is further improved, it is expected that a fast and accurate maritime surveillance will be possible in Dokdo Sea area.

Key Words : Expert System, Convolution Neural Network, Identification of Coast Guard Ship, Maritime Surveillance

* Department of Defense Science, Korea National Defense University, Nonsan. 33021, Korea, in Ph.D student, hivajyp@gmail.com

** Department of Defense Science, Korea National Defense University, Nonsan. 33021, Korea, in Master. Course student, kjhsjy0215@naver.com

*** Department of Defense Science, Korea National Defense University, Nonsan. 33021, Korea, Associated Professor, hsmoon0329@kndu.ac.kr, corresponding author