

과학화 경계시스템 고도화 연구: 이미지데이터 분석을 중심으로

이원재, 손창호*

육군3사관학교 국방시스템학과

Study on Upgrading the Scientific Boundary Monitoring System: Focusing on Image Data Analysis

Wonjae Lee, Changho Son*

Division of Defense System Science, Korea Army Academy at Yeongcheon

요약 최근 전 세계적으로 국가차원의 주요시설에 대한 경계시스템이 중요시되고 있고 그 결과 미국과 유럽을 중심으로 자동화된 지능형 경계시스템을 강화하고 있다. 이러한 현상은 군에서도 나타나고 있고 그 시작은 과학화 경계시스템이다. 하지만, 군에서 활용하고 있는 과학화 경계시스템은 국방에서 중요한 경계작전의 성공을 위해서 적시에 정확한 적의 감시 및 탐지가 필수적이지만 여전히 많은 문제점을 가지고 있으며 최근까지도 다양한 경계 실패의 사례를 확인할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 현재 운용되고 있는 과학화 경계시스템의 단순 모니터링의 기능에서 벗어나서 적의 침입을 자동으로 감시 및 감지하고 적절한 통제를 할 수 있도록 딥러닝 기반의 인공지능을 활용한 이미지 인식을 통해서 식별/인식의 정확도를 크게 향상하여 높은 수준의 신뢰성을 제공하는 지능형 경계시스템을 구축하기 위한 방법을 제안한다. 실제 무기체계 관련 이미지 데이터를 활용한 사례연구를 통한 분석을 수행하여 지능형 경계시스템 고도화의 가능성을 살펴보았다. 분석은 4개의 클래스로 구분한 400개의 무기체계 이미지를 수집하여 분석이 가능하도록 전처리 하였다. 처리된 이미지 데이터는 VGG 16모델을 적용하여 학습을 수행하였으며 각 클래스별 10개의 테스트 이미지 데이터를 이용하여 분류 정확도를 살펴본 결과 거의 완벽하게 이미지 분류를 수행하여 과학화 경계시스템에서의 활용 가능성을 확인할 수 있었다. 본 연구의 결과는 과학화 경계시스템의 고도화를 위해서 이미지 데이터를 활용한 딥러닝 분석을 통해서 병력의 주관적 판단과 오류가 많았던 과거의 방식에 더해서 객관적이고 자동화된 방법을 제시하였다는 의의가 있다.

Abstract Recently, border monitoring systems have become important worldwide, and as a result, automated intelligent border monitoring systems are being strengthened around the United States and Europe. This phenomenon is also seen in the military, and its beginning is the scientific boundary monitoring system. However, the scientific boundary monitoring system used by the army requires fast and accurate enemy monitoring and detection for the success of important boundary operations, but it still has many problems. Therefore, this study proposed deep learning-based image data classification and confirmed the possibility of a scientific boundary monitoring system based on this proposal through case studies. Hence, this study provided high reliability through image recognition using deep learning-based artificial intelligence in automatically monitoring enemy intrusions. Notably, 400 weapon system images divided into 4 classes were collected and preprocessed to enable the analysis classes of this study. Learning was performed by applying the VGG 16 model to the processed image data. And examining the classification accuracy using 10 image data for each class made it possible to confirm the possibility of using the proposed deep learning-based image data classification in the scientific boundary monitoring system. Therefore, this study is meaningful in that it presented an objective and automated scientific boundary monitoring system compared to the previous system in which there were many subjective judgments and mistakes of troops.

Keywords : Deep Learning, VGG 16, Scientific Boundary Monitoring System, Image, Boundary Operation, Artificial Intelligence

*Corresponding Author : Changho Son(Korea Army Academy at Yeongcheon)

email: c13981@snu.ac.kr

Received March 29, 2022

Accepted June 3, 2022

Revised April 25, 2022

Published June 30, 2022

1. 서론

최근 들어, 각종 테러 및 범죄로 인해서 전 세계적으로 국가 차원의 주요시설에 대한 경계시스템의 중요성이 증가하고 있고 그 결과, 미국과 유럽을 중심으로 자동화된 지능형 경계시스템을 강화하고 있는 현상을 보이고 있다[1].

이러한 현상은 군에서도 나타나고 있고 그 시작은 과학화 경계시스템이다. 2003년 육군 군수참모부 소요 제기로 탄약고의 과학화 경계사업을 시작으로 2005년 긴급소요 사업으로 GOP 과학화 경계사업이 진행되었으며 그 결과 2009년 제5사단에서 GOP 과학화 경계시스템을 시범 운영하면서 군에 본격적으로 활용되고 있다[2]. 하지만 군에서 활용하고 있는 과학화 경계시스템은 국방에서 중요한 경계작전의 성공을 위해서 적시에 정확한 적의 감시 및 탐지가 필수적이지만 여전히 많은 문제점을 가지고 있으며 2020년 11월 월책 귀순사건과 2021년 2월 오리밭 귀순사건에 이르기까지 경계작전의 실패를 여실히 보여주고 있다.

따라서, 본 연구에서는 현재 운용되고 있는 과학화 경계시스템의 단순 모니터링의 기능에서 벗어나서 적의 침입을 자동으로 감시 및 감지하고 적절한 통제를 할 수 있도록 딥러닝 기반의 인공지능을 활용한 이미지 인식을 통해서 탐지/식별/인식의 정확도를 크게 향상하여 높은 수준의 신뢰성을 제공하는 지능형 경계시스템을 구축하기 위한 방법으로 딥러닝 기반의 이미지 데이터 분석을 제안하고 실제 무기체계 관련 이미지 데이터를 활용한 사례연구를 통한 분석을 수행하여 지능형 경계시스템 고도화의 가능성을 살펴본다.

이를 위해 본 논문은 2장에서 과학화 경계시스템 및 딥러닝 알고리즘에 대한 이론적 배경을 살펴보고 3장에서 이미지 데이터 샘플을 활용한 분석을 통해서 딥러닝을 활용한 지능형 경계시스템 가능성을 제시하고 마지막으로 4장에서 결론을 도출한다.

2. 이론적 배경

2.1 과학화 경계시스템

적의 기습이나 간첩활동 등과 같은 적의 침입을 막기 위한 경계의 중요성은 아무리 강조해도 지나치지 않다. 과거에는 이러한 경계를 군 인력이 수행하였으나 다수의 인력이 소요되고 장시간 근무로 피로도가 증가할 뿐만

아니라 감시 사각지대에 따른 감시 공백과 일기에 따른 감시능력 저하로 인해서 군은 과학화 경계시스템을 운용 중에 있다[3]. 또한 입대병력 감소(Fig. 1)와 국방개혁의 추진으로 인하여 병력수가 50만 명까지 축소되므로 첨단 경계시스템의 필요성이 계속적으로 증가하고 있다.

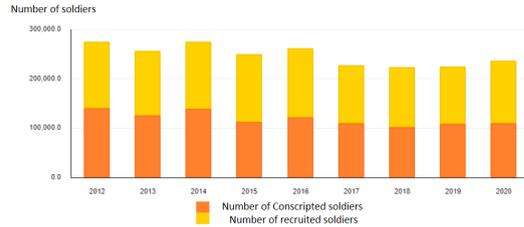


Fig. 1. Status of enlistment.

과학화 경계시스템은 크게 감시시스템, 감지시스템, 통제시스템의 3가지로 Fig. 2와 같이 구성되어 있다.

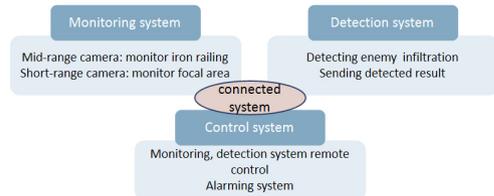


Fig. 2. The composition of the scientific boundary system[4].

우선 감시시스템은 근거리 카메라와 중거리 카메라로 구성되어 각각 철책 주변 200m와 1km를 감시한다. 감지시스템은 철책선상에 관망을 설치하여 적의 침투시에 철책의 절단 및 월책을 감지하여 그 정보를 전송하고 통제시스템은 감지 및 감지시스템을 원격으로 통제하고 과학화 경계시스템 전반을 조정/통제하는 역할을 수행한다 [5]. 본 연구에서는 위의 3가지 시스템에서 카메라나 관망과 같이 비교적 비용과 적용시간이 많이 소요되는 하드웨어가 아닌 딥러닝의 적용을 통한 소프트웨어 측면에서의 향상 가능성을 확인하고자 한다.

과학화 경계시스템은 도입되어 운용된지 20년이 가까이 되지만 여전히 다음과 같은 문제점들이 지적되고 있다. 첫째는 오탐율이다. 경계의 특성상 오탐은 치명적이므로 무인경계가 불가능하다. 둘째는 고장 및 오류이다. 2015년 12월부터 2017년 7월간 862건의 고장이 발생했고 이는 하루 평균 1.4건의 고장이 발생하고 정비 전에는 경계가 제한된다[6]. 셋째는 여전히 기상에 따른 제약이 있다는 것이다. 안개 또는 비나 눈의 기상 상황에서는

객체를 검출하지 못하거나 오검출할 수 있다[7]. 마지막으로 넷째는 지금도 CCTV 영상을 모니터링하기 위해서 24시간 인력을 운용하고 소프트웨어로 객체의 움직임을 파악하는 보조수단이 있으나 객체의 판별은 오직 인력에 의해서 수행되어 적시적이고 객관적인 분석이 제한된다는 것이다.

위에서 언급된 과학화 경계시스템의 문제점들을 해결하기 위해서 진행된 연구는 다음과 같다. 신상훈 외(2017)는 딥러닝 알고리즘을 적용해야 한다고 주장하였지만 구체적인 연구는 진행되지 않았고[6] 강인용 외(2017)는 드론과 지상로봇을 활용한 과학화 경계시스템에 대한 연구를 수행하였다[5]. 김준연 외(2018)는 악천후에도 경계할 수 있도록 인공지능의 방법론을 제시하였고[7] 명현우 외(2018)는 과학화 경계시스템의 정밀능력 발전방안에 대해서 연구하였다[4]. 문승진 외(2019)는 다중 복합센서의 활용을 통한 과학화 경계시스템의 설계를 주장하였으며[1] 신의수 외(2021)는 차세대경계시스템의 효율적인 운용방안으로 인력, 보안관련 규정, 장비 보안성 검증체계 측면에서의 제언을 하였다[2].

이렇듯 과학화 경계시스템에 대한 다양한 연구가 수행되었지만 직접적으로 이미지 데이터를 딥러닝 알고리즘을 통해서 학습시켜 적을 탐지 및 식별할 수 있는 연구는 수행되지 않았으므로 본 연구에서 실제 군관련 이미지 데이터를 활용한 분석을 수행하였다.

2.2 딥러닝 기반 이미지 분류 방법론

최근 딥러닝 기술을 이용한 이미지 처리 연구가 많이 진행되고 있다. 딥러닝을 활용한 방법은 기존의 이용한 이미지 처리 방법에 비해 강건하게 작동한다는 장점이 있다[8]. 딥러닝 기반 이미지 처리 연구로는 이미지 분류, 이미지 상의 물체 탐지, 흑백 이미지 채색, 이미지 생성등이 있으며, 본 연구에서는 국방 관련 이미지에서 딥러닝 기반 이미지 분류를 적용하였다.

딥러닝이 본격적으로 이미지 분류에 활용되기 시작하면서 많은 모델들이 개발되었다. AlexNet[9]은 최초로 ImageNet 데이터에 대해 CNN(Convolutional Neural Network)를 적용하여 높은 분류 정확도를 획득하였다. 이후 이미지 분류를 위해 CNN을 기반으로 한 딥러닝 모델들이 본격적으로 개발되었다. GoogLeNet[10], VGG(Visual Geometry Group) 16[11], ResNet[12] 등이 대표적인 모델이다. 이중 VGG 16 모델은 총 16개의 CNN 레이어로 구성되어 있어 그 구조가 간단하고 계산시간이 빠르다는 장점이 있다. 이에 VGG 16은 이미

지 분류에 널리 활용되고 있고, 이미지 분류 뿐만 아니라 이미지 상의 물체 탐지를 위한 기본 구조로도 활용이 되고 있다. 본 논문에서는 VGG 16 모델을 활용하여 국방 이미지 데이터를 학습시키고 테스트 하였다.

3. 이미지 데이터 분석

3.1 연구 프레임워크

연구의 전체적인 프레임워크는 Fig. 3에서 보는 바와 같이 크게 4단계로 구성된다. 첫 번째는 이미지 데이터를 수집하는 과정이다. 이는 딥러닝에 활용될 데이터를 확보하는 과정으로 연구에서 활용되는 분류 기준에 따라 이미지를 확보하는 과정이다. 딥러닝에서 가장 선행되어야 하는 기본적인 과정이다. 둘째는 전처리 단계이다. 이는 딥러닝 모델을 학습시킬 때 데이터의 스케일을 적절하게 두어 학습이 효과적으로 이루어지게 하는 과정이다. 세 번째로, 딥러닝 모델을 학습시키는 과정이다. 학습 과정에서는 학습 데이터로 직접 모델의 가중치들을 업데이트하고, 검증 데이터로 하여금 학습이 제대로 되고 있는지 확인한다. 마지막으로 네 번째 단계에서는 테스트 데이터를 활용하여 모델의 정확도를 최종적으로 평가하는 단계이다.

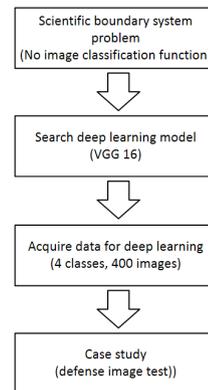


Fig. 3. Overall research framework.

3.2 사례연구

3.2.1 배경 제거 기법 탐지

카메라가 고정되어 배경이 일정한 환경에서는 배경 제거 방법을 활용하여 움직이는 객체를 찾을 수 있다. 다만, 빛의 변화 등에 따라 생기는 약간의 변화에 따라 오 탐지가 이루어지지 않도록 들어오는 프레임에 가우시안

분포를 주는 방법이 제안되었다[13]. 이 배경 제거 기법은 이상 객체가 감시 카메라 앞을 지나가는 상황에서 이상 상황을 탐지하고, 알람을 줄 수 있다. 그러나 이 기법은 단순히 알람을 줄 수 있을 뿐, 그 객체가 무엇인지 알려주는 기능은 없다. 따라서 그 객체가 무엇인지 분류하는 기능이 추가된다면 더욱 유용한 알람을 줄 수 있을 것이므로 아래와 같이 분류를 위한 사례분석을 수행한다.

3.2.2 데이터 수집

본 연구에서는 이미지 분류 연구를 수행하기 위해서 'Car', 'Helicopter', 'Tank', 'Human' 총 4가지의 클래스를 설정하고, 인터넷에서 해당 이미지들을 검색하고 연구원들이 직접 확보하였다. 보통 딥러닝 모델 학습을 위하여 수만장의 이미지를 확보하나, 본 연구에서는 대량의 이미지 데이터를 직접 확보하여 학습시키기보다는 딥러닝이 국방 이미지 연구 분야에 활용될 수 있는 가능성을 판단하는 것이 목적이었기 때문에 클래스 당 100장의 이미지를 확보하였다. 아래의 Fig. 4는 확보한 이미지의 예시이다.

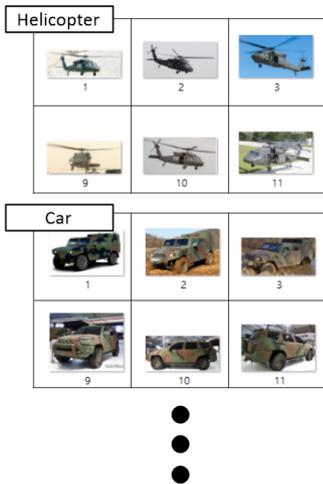


Fig. 4. Images used in this study.

3.2.3 데이터 전처리

딥러닝 모델을 학습시킬 때, 이미지 텐서에서 각각의 값들의 스케일을 이미지 텐서의 값들이 가중치 값들에 비해 너무 크면 학습이 잘 이루어지지 않기 때문에 0~1로 설정하였다. 그리고 이미지의 크기를 가로 세로 224x224로 통일하여 진행하였는데 이는 이미지 분류의

경우 입력으로 들어가는 이미지의 사이즈가 정해져야 하는데, 224x224가 VGG 16에서 테스트 된 기본 사이즈이기 때문이다. 또한 딥러닝 모델을 처음부터 학습시키는 것이 아닌, ImageNet 데이터로 미리 학습된 (Pretrain) 모델을 활용하여 추가로 학습시키는 방법을 택하였다. ImageNet 데이터로 학습된 모델을 활용함으로써 데이터가 부족함에도 불구하고, 높은 정확도를 얻을 수 있기 때문이다.

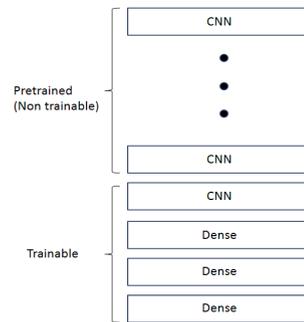


Fig. 5. Pretrained model using ImageNet

본 연구에서 활용한 VGG 16 모델의 경우 약 15,015,058개의 파라미터가 있는데, 맨 뒤의 CNN 레이어 1개, Dense 레이어 3개를 제외한 14,714,688개의 파라미터를 ImageNet에서 학습된 값으로 고정시키고 학습시켰다(Fig. 5). 따라서 실제로는 300,370개의 파라미터만 학습시킴으로써 데이터가 많지 않음에도 높은 정확도를 얻을 수 있었다.

3.2.4 딥러닝 모델 학습

활용된 VGG 16 모델의 구조는 아래의 Fig. 6과 같다. 스케일이 조정된 이미지 텐서를 입력으로 받아 CNN 연산을 16번 거쳐서 최종적으로 4x1 크기의 벡터로 출력되어 어떠한 클래스에 속하는지 판단하는 구조로 이루어져 있다. 학습시 활용되는 이미지 데이터들에 대해서 Car는 (1,0,0,0), Helicopter는 (0,1,0,0), Tank는 (0,0,1,0), Human은 (0,0,0,1)로 정답 데이터를 두었다. 이미지 텐서에서 시작하여 CNN 연산을 거쳐 계산된 4x1 크기의 벡터와 이 정답 데이터들을 비교하여 loss를 계산하고, 이를 바탕으로 최적화 함수를 통하여 CNN에서의 가중치들을 업데이트하는 방식으로 학습이 이루어진다.

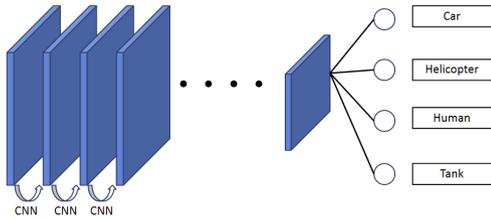


Fig. 6. The structure of VGG 16 model.

앞서, 전처리 된 이미지 데이터와 딥러닝 모델을 바탕으로 학습을 진행하였다. 본 연구는 Python 언어를 기반으로 진행하였으며, 딥러닝 라이브러리로는 Tensorflow 2.5를 활용하였다. 총 10 Epoch 동안 진행되었으며, 배치의 크기는 10, 최적화 함수는 Adam 방법을 활용하였다. Adam 방법은 Eq. (1)과 같은 방법으로 계산하는데, 최적화 시, 진행하던 속도에 관성을 고려하고, 또한 경로에서의 변화량에 따른 학습률을 갖는 방법이다.

$$\begin{aligned}
 v_{t+1} &= \beta_1 v_t + (1 - \beta_1) \nabla f(x_t) \\
 r_{t+1} &= \beta_2 r_t + (1 - \beta_2) \nabla f(x_t)^2 \\
 x_{t+1} &= x_t - \frac{\alpha}{\sqrt{r_{t+1}} + \epsilon} v_{t+1}
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

학습 시 관찰한 Loss 함수는 Fig. 7과 같다. 학습 시 첫 Epoch 만에 Loss가 급격하게 감소한 것을 관찰할 수 있다. 이는 학습에 활용되는 데이터의 수가 많지 않고, 클래스 간 이미지 상의 형태가 비교적 명확하게 다르기 때문인 것으로 판단된다.



Fig. 7. Loss change according to learning.

다음으로 학습에 따른 정확도 변화를 관찰한 결과이다. Fig. 8과 같이, 첫 Epoch 진행 후, 정확도가 거의 1에 근접하는 것을 볼 수 있다. Loss, Accuracy 두 개의 척도를 관찰한 결과 모두 성공적인 학습이 이루어지는 것을 볼 수 있었다.

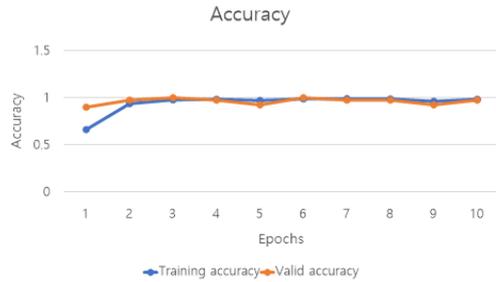


Fig. 8. Accuracy change according to learning.

3.2.5 정확도 평가

최종적으로 학습된 모델을 테스트 데이터에 대해 평가하였다. 정확도를 평가하는 방법은 다음과 같다. 각각의 이미지에 대한 정답 클래스와 이미지를 input으로 하여 딥러닝 모델을 통하여 계산된 클래스를 비교한다. 두 개의 클래스가 같은 경우, 정답처리하고, 두 개의 클래스가 다른 경우 오답으로 처리하였다. 최종적으로 4개의 클래스 각각 10장의 이미지, 총 40장의 이미지에 대해서 분류 정확도 97.5%를 달성하였다. 테스트에 쓰인 이미지들의 예시는 아래와 같다.



Fig. 9. Samples of test images.

테스트 결과를 Confusion matrix로 나타내면 아래의 Fig. 10과 같다. 하나의 Car 이미지를 Tank라고 잘못 예측한 것 이외에는 모두 알맞게 분류하였다.

		Predicted class			
		Car	Tank	Helicopter	Human
Ground truth	Car	9	1		
	Tank		10		
	Helicopter			10	
	Human				10

Fig. 10. Confusion matrix



Fig. 11. Car image predicted as tank.

위의 Fig. 11은 Car의 이미지이지만 Tank라고 예측된 경우이다. Car의 뒷모습을 촬영하여 일반 군용차량 이미지와는 사뭇 다르게 생겼다. 차량의 뒷모습만 보면 Tank의 뒷모양과 충분히 혼동될 수 있을 것으로 판단된다. 현재 확보한 100장의 Car 이미지 중에서 5장만 차량의 뒷모습을 나타내고 있다. 결국, 차량의 뒷모습에 대한 데이터 부족 문제로 판단되며, 향후 대량의 이미지 데이터를 확보한다면, 충분히 해결할 수 있을 것으로 판단된다.

VGG 16 모델은 그 구조가 단순하면서도 높은 정확도를 달성하여 이미지 분류에서 다양한 분야에 적용되고 있으며, 본 연구를 통해 국방 이미지에서도 충분히 활용될 수 있는 것을 확인하였다. 본 연구에서는 국방 이미지를 4개의 클래스로 나누고 분류하였지만, 향후 수많은 이미지 데이터를 확보하여 더욱 많은 클래스로 나눈다면, 활용도 높은 딥러닝 모델을 만들 수 있을 것으로 기대된다.

추가적으로 본 연구에서 학습시킨 딥러닝 분류 모델을 기존의 배경 제거 방법을 통한 객체 탐지 시스템과 결합하면, 단순히 객체가 나타났다고 알람을 주는 것이 아닌, 그 객체가 어떠한 객체인지 까지 정보를 제공하여 더욱 효과적인 감시시스템을 만들 수 있을 것이다.

4. 결론 및 향후 연구계획

앞서 과학화 경계시스템을 운용하면서 도출된 여러 가지 문제점들을 해결하기 위해서 시스템의 하드웨어 개량보다 비교적 단기간에 효율적으로 시스템을 개선할 수 있는 딥러닝을 적용한 소프트웨어적인 가능성을 탐색하

기 위해서 실제로 국방 관련 이미지데이터를 수집하고 데이터를 분석이 가능하도록 전처리하여 VGG 16 모델을 적용하였다. 그 결과 전투차량, 전차, 회전익항공기, 전투인원에 대해 97.5%의 정확도로 분류가 가능하였다. 즉, 과학화 경계시스템에서 인력에 의해서 이루어지던 감시 및 감지 그리고 적을 판별하는 기능을 딥러닝을 통해 시스템이 수행 가능하게 함으로써 오탐을 줄이고 타 기능의 고장이나 오류가 있더라도 이미지 데이터만 확보할 수 있으면 적을 식별할 수 있으며 기상 제약을 있더라도 더 좋은 성능을 유지할 수 있을 것이다.

본 연구는 과학화 경계시스템의 고도화를 위해서 이미지 데이터를 활용한 딥러닝 분석을 통해서 병력의 주관적 판단과 오류가 많았던 과거의 방식에 대해서 객관적이고 자동화된 방법을 제시하였다는 의의가 있다. 하지만 추후에는 실제 과학화 경계시스템의 이미지 데이터를 활용하여 다양한 딥러닝 분석 방법을 적용한다면 좀 더 실질적인 결과를 도출할 수 있을 것이다. 또한 철책에 설치된 다양한 센서를 통해 수집되는 데이터를 함께 활용한다면 더 정확한 지능형 경계시스템을 설계할 수 있고 이를 통한 효율적이고 성공적인 경계작전이 가능할 것으로 판단된다.

본 연구에서는 4개의 클래스로 이미지 분류를 수행했다. 400개의 이미지 데이터를 확보하여 수행하다보니 분류의 대상이 다양하지 못했다는 문제점이 있다. 향후 국방분야의 이미지를 더욱 많이 확보하여서 클래스를 보다 세분화하여 딥러닝 모델을 학습시킬 수 있을 것이다. 또한 본 연구의 목적이 과학화 경계시스템을 발전시키기 위한 것인 만큼 실제 철책에서 촬영된 이미지 데이터를 확보하여 검증에 활용한다면 신뢰도를 높일 수 있을 것으로 사료된다.

References

- [1] S. J. Moon, W. J. Cho, "Design for Improved Boundary Security System Using Multiple Complex Sensors and Proving Performance with Constructing Testbed", The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences Vol.44, No.1, , pp.148-157, 2019.
DOI: <https://doi.org/10.7840/kics.2019.44.1.148>
- [2] E. S. Shin, T. H. Kim, J. E. Cha, J. K. Han, "Study on Effective Operation of the Advanced Border Surveillance System of ROK.Army", Korean Journal of Military Art and Science, Vol.77, No.2, pp.334-362, 2021.

[3] J. H. Jang, H. J. Moon, C. J. Lee, "The Usage Intention of Combined Guard System-Focusing on GOP Scientific Guard System.", *The Journal of Information Systems*, Vol.19, No.4, pp.183-206, 2010.
DOI: <https://doi.org/10.5859/KAIS.2010.19.4.183>

[4] H. W. Myeong, T. G. Kim, H. Moon, "A review on the development of the ability to maintain the scientific boundary system for GOP's complete boundary operation.", *Defense & Technology* Vol.472, pp.116-125 2018.

[5] I. W. Kang, Y. C. Kim, "A Study on Improvement of Science Boundary System Using Drone and UGV.", *Proceedings of Symposium of the Korean Institute of communications and Information Sciences*, pp.505-506, 2017.

[6] S. H. Sin, J. H. Kim, "A Study on Improving Military Border Security System applied with the Deep Learning Algorithm.", *Proceedings of Symposium of the Korean Institute of communications and Information Sciences*, pp.365-366, 2017.

[7] J. Y. Kim, S. J. Ko, "A study to detect moving object in bad weather based on artificial intelligence", *Communications of the Korean Institute of Information Scientists and Engineers*, Vol.36, No.8, pp.49-52, 2018.

[8] Y. Guo, Y. Liu, A. Oerlemans, S. Lao, S. Wu, M. Lew, "Deep learning for visual understanding: A review" *Neurocomputing*, Vol.187, pp.27-48, 2015.
DOI: <https://doi.org/10.1016/i.neucom.2015.09.116>

[9] A. Krizhevsky, I. Sutskever, G. Hinton, "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks", *Advances in neural information processing systems*, Vol.25, pp.1097-1105, 2012.
DOI: <https://doi.org/10.1145/3065386>

[10] C. Szegedy, W. Liu, Y. Jia, P. Sermanet, S. Reed, D. Anguelov, D. Erhan, V. Vanhoucke, A. Rabinovich "Going Deeper with Convolutions", *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp.1-9, 2015.
DOI: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7298594>

[11] K. Simonyan, A. Zisserman, "Very Deep Convolutional Networks for Large-scale Image Recognition", *arXiv preprint arXiv:1409.1556*, 2014.
DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1409.1556>

[12] K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun "Deep Residual Learning for Image Recognition", *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp.770-778, 2016.

[13] Z. Zivkovic "Improved Adaptive Gaussian Mixture Model for Background Subtraction", *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*, 2004.
DOI: <https://doi.org/10.1109/ICPR.2004.1333992>

이 원 재(Wonjae Lee)

[정회원]



- 2021년 2월 : 서울대학교 조선해양공학과 (공학 석사)
- 2021년 6월 ~ 현재 : 육군3사관학교 국방시스템과학과 강사

<관심분야>

딥 러닝, 물체 인식

손 창 호(Changho Son)

[정회원]



- 2006년 8월 : 노스캐롤라이나주립대 산업공학과 (공학 석사)
- 2012년 8월 : 서울대학교 산업공학 (공학 박사)
- 2012년 8월 ~ 현재 : 육군3사관학교 국방시스템과학과 교수

<관심분야>

빅데이터, 기술 경영, 서비스 공학