

히스토그램 평활화를 활용한 딥러닝 기반 야간 객체탐지 성능평가

박기태, 하용훈*
국방대학교 국방과학학과

Performance Evaluation of Deep learning-based Nighttime Object Detection Using Histogram Equalization

Gi-tae Bak, Yong-Hoon Ha*
Department of Defense Science, Korea National Defense University

요약 과학화 경계시스템은 전방에서 경계작전을 위해 운용되고 있으며, 최근에는 성능향상을 위해 인공지능 기반의 과학화 경계시스템을 시범 적용하고 있다. 2020년과 2022년 전방에서 발생한 월북 사건에서 알 수 있듯이, 성공적인 경계작전을 보장하기 위해서는 특히, 과학화 경계시스템의 야간 객체탐지 성능이 매우 중요하다. 본 연구의 목적은 야간 객체탐지 성능을 향상시킬 수 있는 인공지능 모델을 구현하여 과학화 경계시스템에 적용할 수 있는 개념을 제시하는 것이다. 이를 위해 야간에 촬영된 군인 이미지에 히스토그램 평활화를 적용한 딥러닝 기반 학습모델을 제안하였다. 야간 객체탐지 성능향상을 위해 주·야간 군인 이미지의 원본과 변형 이미지에 히스토그램 평활화를 적용하여 실험데이터를 구성하였다. 그리고 6개의 데이터셋을 YOLOv8에 적용하여 학습모델을 생성하였으며 모델 간 성능을 비교 분석하고 검증하였다. 이를 통해 히스토그램 평활화를 적용한 이미지로 학습한 모델이 원본 이미지로 학습한 모델에 비해 성능이 향상되었음을 확인하였다. 향후 본 연구에서 제시된 개념은 실제 과학화 경계시스템에도 적용 가능할 것으로 기대된다.

Abstract The scientific guard system is operated for security operations on the front line. Recently, an artificial intelligence-based scientific guard system has been pilot-tested for performance enhancement. The defection incidents on the front lines in 2020 and 2022 showed that the nighttime object detection performance of a scientific border system is critical to ensuring successful security operations. The purpose of this study was to implement an artificial intelligence model that can improve the nighttime object detection performance and be applied to scientific guard systems. This paper proposed a deep learning-based model that can improve the object detection performance at night so that it can be applied to scientific guard systems. The nighttime object detection performance was improved by constructing test data and applying histogram equalization to the original and modified daytime and nighttime soldier images. Six datasets were then applied to YOLOv8 to produce the training models. The performance between models was compared, analyzed, and validated. As a result, the model performance trained with images using histogram equalization was improved compared to the model trained with the original images. The concepts presented in this study can be applied to actual scientific guard systems in the future.

Keywords : Nighttime, Object Detection, Histogram Equalization, YOLO, Deep Learning

*Corresponding Author : Yong-Hoon Ha(Korea National Defense Univ.)

email: yonghoonha@korea.kr

Received November 1, 2023

Accepted February 6, 2024

Revised November 27, 2023

Published February 29, 2024

1. 서론

국군은 2020 국방개혁 추진으로 병력감축의 요구와 경계체계의 무인화 및 효율화의 요구를 반영하여 과학화 경계시스템 사업을 추진하였다. 2014년부터 과학화 경계시스템이 구축되어, 현재는 휴전선 155마일의 철책에서 24시간 365일 가동되고 있다. 과학화 경계시스템은 Fig. 1과 같이 병력과 과학화 장비가 통합된 경계체계로 철책에 부착된 광망과 적외선 카메라에 의한 감시 및 감시시스템으로 구성되어 있다[1]. 감시시스템은 근거리, 중거리 카메라가 철책선과 철책 전방을 감시하고 탐지하여 경보 및 추적하는데, 철책의 광망이 절단되거나 인장력이 가해질 때 경보 신호가 발생한다[2].

국방부와 과학기술정보통신부는 인공지능(AI) 기술을 도입하여 군의 경계시스템을 획기적으로 개선하고 있다. 이를 위해 인공지능(AI) 기반 과학화 경계시스템(이하 AI 과학화 경계시스템)으로 개선하여 감시·감지·통제의 기능을 향상해 현재 육군 00사단 GOP 중대에서 시범 적용하고 있다[3]. AI 과학화 경계시스템이 도입되더라도 실제 상황은 주로 야간에 발생하기 때문에 야간 객체탐지의 성능향상이 중요하다. 2020년과 2022년 육군의 전방사단에서 발생한 철책 월복 사건을 비롯하여 북한군의 도발과 귀순자, 월복자가 발생한 상황은 모두 야간과 새벽에 발생하였다[4]. 당시 GOP에서는 적시에 사람을 탐지하지 못하였는데, 감시 인원이 다수의 화면을 담당하

고 있어 객체탐지가 어려운 야간 시간대에서의 과학화 경계시스템 운용을 위한 보완이 요구되었다. 따라서 시범 적용하여 개발 중인 AI 과학화 경계시스템에서의 야간 객체탐지 분야의 연구는 중요하다고 할수 있다.

야간 객체탐지 성능향상을 위해 야간 도시환경과 해상 환경에서 히스토그램 평활화를 적용한 연구가 진행된 바 있는데, 야간의 도시환경과 해상환경은 지상의 감시지역과는 차이가 있으므로 과학화 경계시스템이 운용되는 환경에 적용하기 위해서는 추가적인 연구가 필요하다.

따라서 본 연구의 목적은 야간에 촬영된 군인 대상 이미지에 히스토그램 평활화를 적용하고, 야간 객체탐지 성능이 향상된 딥러닝 기반 모델을 구현함으로써 과학화 경계시스템에 적용할 수 있는 개념을 제시하는 것이다. 이를 위해 인터넷에서 수집한 군인 사진 외에도 야간 적외선 카메라 촬영 군인 영상을 확보하여 일부를 원본과 다르게 처리하고 히스토그램 평활화를 적용하는 등 총 6개의 실험 데이터셋을 구성하였으며, 실험 데이터를 인공지능 모델인 YOLOv8에 적용하여 6개의 학습모델을 생성하였다. 이를 통해 모델 간 성능을 비교 분석하고 검증하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 히스토그램 평활화가 활용된 객체탐지 연구와 국방 분야에서의 객체탐지 연구를 소개하였다. 3장은 실험 절차, 데이터 구성, 모델 구성을 설명하였다. 4장에서는 실험결과를 분석하고 해석하였다. 마지막으로 5장에서는 연구의 결론 및 향후 발전과제를 제시하였다.

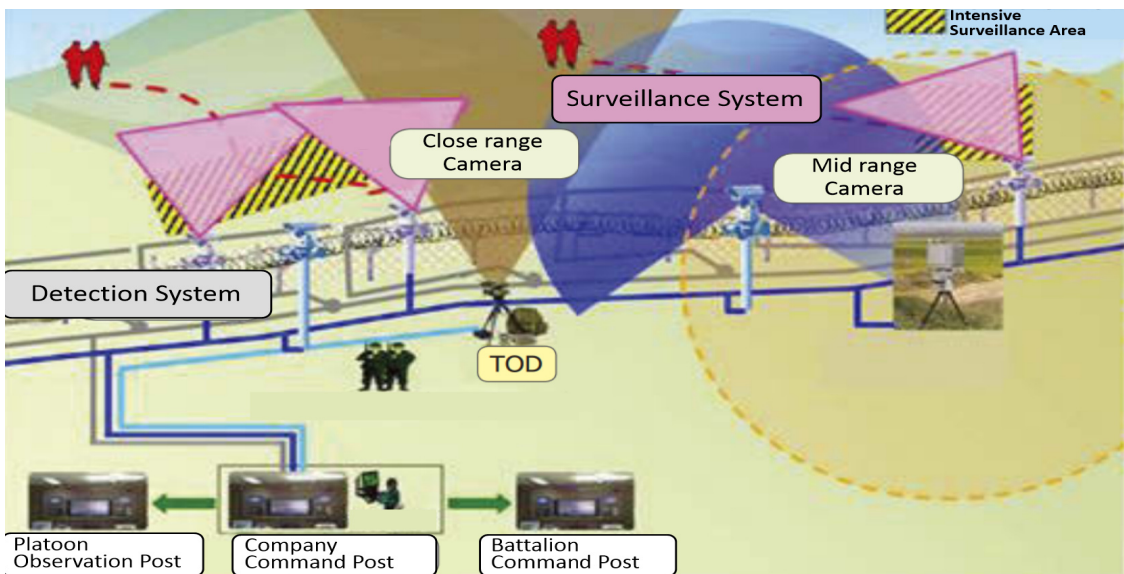


Fig. 1. GOP scientific guard system (Revised from [1])

2. 관련 연구

야간 객체는 어두운 환경에서 촬영되기 때문에 영상의 히스토그램이 어두운 영역에 표현된다. 인공지능 모델의 야간 탐지성을 향상하기 위해서는 카메라로 촬영한 객체의 명암비를 높이는 영상 보정이 필요하다. 그리고 인공지능 모델이 보정된 영상을 얼마나 잘 학습하고 인식하는지 평가해야 한다. 이를 위한 대표적인 영상처리 보정기법으로 히스토그램 평활화가 있고, 빠르고 정확하다는 장점이 있는 인공지능 모델인 YOLO(You Only Look Once)는 본 연구에 적합하다.

2.1 히스토그램 평활화

히스토그램은 영상의 가장 밝은 영역부터 가장 어두운 영역의 범위를 나타내며, 범위가 넓어지면 영상의 명암비가 증가하여 영상을 더욱 상세히 표현할 수 있다. 히스토그램 평활화는 영상의 누적 히스토그램 분포를 변환함수로 사용하여 밝기값을 재분배하는 방법으로 신속 간단하게 구현할 수 있어 많이 활용되는 영상품질 개선방법이다[5].

히스토그램 평활화는 먼저 입력 영상의 히스토그램을 생성한다. 밝기 범위가 $[0, L-1]$ 인 영상의 히스토그램을 Eq. (1)과 같이 정의할 수 있다[6].

$$H(r_k) = n_k \quad k = 0, 1, \dots, L-1 \quad (1)$$

여기서 r_k 는 k 번째 밝기값, n_k 는 영상에서 밝기값 r_k 를 갖는 픽셀들의 수이다. 영상이 8비트인 경우, $[0, 255]$ 의 $L = 256$ 값을 갖는다. 다음으로 히스토그램의 각각의 성분을 영상 전체 픽셀 수로 나누어 정규화한다. 정규화된 히스토그램 $P_r(r_k)$ 는 밝기값 r_k 가 발생할 확률을 나타내는 확률밀도함수 PDF (Probability Density Function)이며, Eq. (2)와 같다.

$$p_r(r_k) = \frac{n_k}{N} \quad k = 0, 1, \dots, L-1 \quad (2)$$

여기서 N 은 영상의 전체 픽셀 수를 나타내며, 정규화된 히스토그램의 모든 요소의 합은 1이다. 마지막으로 히스토그램 평활화는 정규화된 히스토그램의 누적분포함수 CDF (Cumulative Density Function)를 구하여 Eq. (3)과 같이 정의한다.

$$s_k = T(r_k) = \sum_{j=0}^k p_r(r_j) = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{N} \quad (3)$$

$p_r(r_j)$ 는 밝기값 r_j 의 확률밀도함수이고, s_k 는 입력 영상의 밝기값 r_k 을 히스토그램 평활화한 밝기값이다. Fig. 2는 히스토그램 평활화의 예시이다. 흑백 이미지 Fig. 2(a)를 히스토그램 평활화 하여 Fig. 2(b)를 생성할 수 있으며, Fig. 2(c)와 Fig. 2(d)는 각각 Fig. 2(a)와 Fig. 2(b)의 히스토그램이다. 이와 같이 히스토그램 평활화를 영상에 적용하면, 원본 영상의 특정 밝기 범위에 집중된 픽셀들의 밝기 값을 재조정하여 밝기 값의 범위를 더 넓게 분포하게 함으로써 명암대비를 향상하여 화질을 개선할 수 있다.

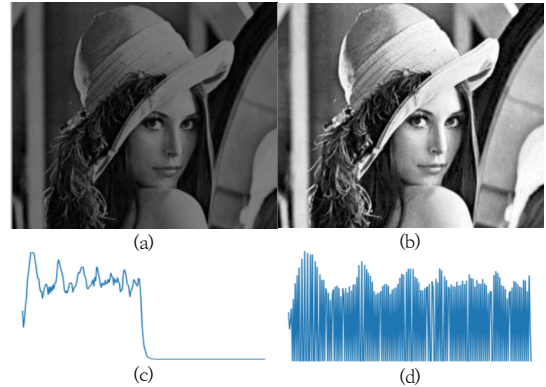


Fig. 2. Example of histogram equalization
(a) original image (Revised from [7]) (b) equalized image
(c) histogram of original (d) histogram of equalized

Chen et al.[8]은 도시에서 도로 표지판을 대상으로 야간 탐지성능 향상에 관한 연구를 하였는데, YOLO 모델에서 히스토그램 평활화 전후의 AP값을 비교하여 효과를 검증하였으며 도시환경에서 고정객체인 표지판을 대상으로 연구하였다. 유현정[9]은 야간 적외선 영상으로 해상환경에서 촬영한 함정, 항공기, 지형지물에 대하여 다양한 히스토그램 평활화 기법들을 비교하여 최적의 화질 개선 기법을 제안하였다. 히스토그램의 균등 분포를 DE (Discrete Entropy) 측정값으로 평가하여, 표적에 대해 개선된 히스토그램 평활화 기법을 제안하였는데, 해상 표적을 대상으로 적외선 영상 화질 개선에 연구 중점을 두었으며, 인공지능 기반의 객체탐지 연구가 아니라라는 점에서 본 연구와 차이점이 있다. 과학화 경계시스템의 감시카메라는 적외선 카메라로 주·야간 객체를 탐지할 수 있으며, 기존 연구에서 히스토그램 평활화를 활용하여 야간 적외선 영상의 객체탐지 개선 효과를 확인

하였는 바, 인공지능 모델에 히스토그램 평활화를 적용하는 방안은 과학화 경계시스템의 야간 객체탐지에도 효과적일 것이다.

2.2 국방 분야 객체탐지

국방 분야 인공지능 객체탐지에 관련된 기존 연구는 Table 1과 같다. 이원재 등[10]은 차량, 헬기, 전차, 사람 등 4개의 객체를 CNN 모델에 학습시켜 과학화 경계시스템의 객체탐지 성능향상을 보여주었다. 과학화 경계시스템에 관한 인공지능 분야 연구를 한 점에서 의미가 있으나, 실제 상황이 주로 발생하는 야간에서의 객체탐지는 다루지 않았다. 국방 분야에서 다양한 객체탐지 연구가 진행되었는데 특히, 전차, 함정, 항공기를 대상으로 객체탐지 연구[11-14]가 수행된 바 있다. 김민우 등[11]은 YOLOv8기반에서 자주포, 전차, 장갑차의 제대 규모를 판단하는 연구를 하였으며, 황교성 등[12]은 YOLOv5기반에서 데이터 수가 부족한 적성 전차 이미지에 데이터 증강 모델을 조합하여 객체탐지 성능향상에 대한 연구를 수행하였다. 김정환 등[13]은 YOLOv4기반에서 한국, 미국, 일본, 중국, 러시아 군함을 탐지하고 국적을 분류하는 연구를 하였고, 장준호 등[14]은 YOLOv3와 Mask R-CNN을 결합하여 위성영상 내 항공기 식별 시 발생하는 오탐률 감소방안을 연구하였다. 이들 연구에서 공통으로 활용된 인공지능 모델은 YOLO모델이다.

Table 1. Existing military object detection studies

Researcher	Target	Model
Lee <i>et al.</i> [10]	car, helicopter, tank, human	CNN
Kim <i>et al.</i> [11]	tank	YOLOv8
Hwang <i>et al.</i> [12]	tank	YOLOv5
Kim <i>et al.</i> [13]	ship	YOLOv4
Jang <i>et al.</i> [14]	aircraft	YOLOv3

2016년에 처음 공개된 YOLO는 지속적으로 최신화되고 있으며, 최신 버전으로 YOLOv8 모델이 공개되었다. 모델의 구성은 Fig. 3과 같이 backbone, neck, head로 구성된다. backbone은 입력 영상으로부터 합성곱과 풀링을 통해 특징맵을 추출하고, neck은 backbone에서 생성된 여러 크기의 특징맵을 융합하는 역할을 한다. 그리고 head에서는 생성된 특징맵을 바탕으로 객체의 위치를 탐색 후 bounding box를 그려서 최종 결과물을 출력한다. YOLOv8에서 개선된 부분은 C3 모듈을 C2f 모듈로 개선하여 정확도를 높이고, neck의 upsample 전 단계의 conv을 제거하고, head의 detect에서는 bounding box와 class 출력 역할을 나눔으로 모델의 속도를 향상시켰다[15].

이전 버전인 YOLOv5에서는 여러 개의 예측될 법한 bounding box의 초기값을 설정해서 anchor로 설정하고, neck은 추출된 특징을 융합하였다[16]. 이와 달리 YOLOv8은 미리 입력된 anchor box를 사용하지 않고 객체의 중앙을 예측하는 방법으로 bounding box의 수를 줄여 추출된 특징을 neck에서 융합하지 않고 직접 연결함으로써 매개변수와 텐서의 크기를 줄일 수 있다. 이를 통해 YOLOv8이 YOLOv5보다 데이터셋 학습에 효과적이면서 더 높은 정확도 성능을 보여준다. 따라서 본 연구에서는 실시간 객체탐지에 효과적이고, 이전 YOLO 모델보다 높은 정확도와 빠른 속도를 가진 YOLOv8 모델을 사용하였다.

3. 객체탐지 실험

3.1 실험 절차

실험 데이터는 육군 홈페이지와 구글에서 수집한 군인 이미지를 활용하였으며, 수집한 이미지 중 훈련데이터는

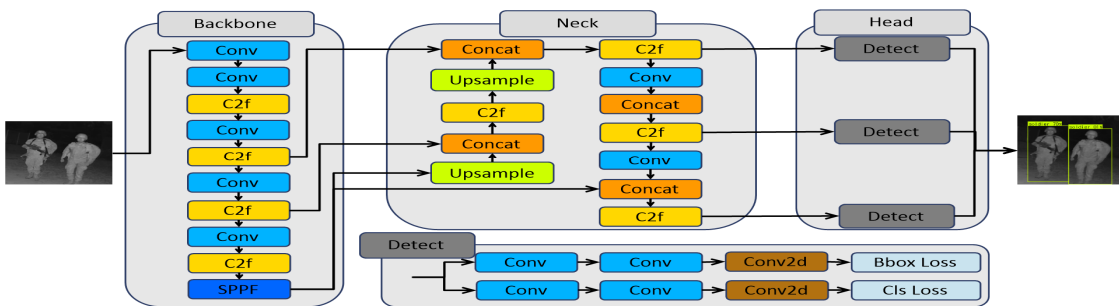


Fig. 3. Architectures of YOLOv8 (Revised from [15])

보정을 통해 흑백 이미지와 흐릿한 이미지를 추가로 생성하였다. 검증데이터로는 야간 적외선 촬영 이미지와 이를 히스토그램 평활화한 이미지를 활용하였다. 다음으로 라벨링하고, 6개 모델의 데이터셋을 구성하고, YOLOv8을 이용해서 학습시킨 후 객체탐지를 진행하였다. 6개 모델의 AP값을 비교하여 모델의 성능을 분석하였다. 마지막으로 테스트 이미지를 통해 모델을 평가하였다. 실험의 절차는 Fig. 3과 같다.

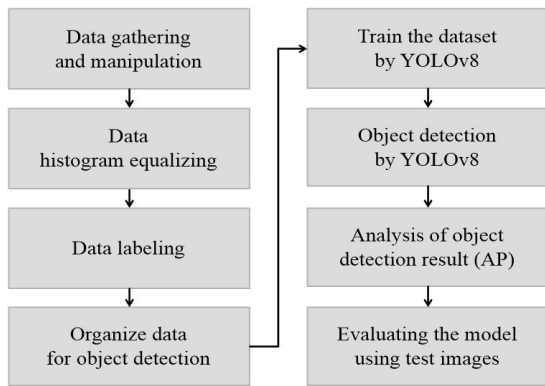


Fig. 3. Experimental procedure

3.2 데이터 및 모델 구성

훈련데이터는 인터넷에서 철책 배경의 군인 이미지를 대상으로 수집한 이미지를 포함하여 총 240장을 활용하였다. 세부적으로는 Fig. 4(a)와 같이 육군 홈페이지와 국방일보에서 수집한 군인 이미지 17장, Fig. 4(b)와 같이 구글에서 크롤링하여 수집한 군인 이미지 63장을 수집하였고, 이들 80장의 이미지를 대상으로 grayscale 함수를 통해 흑백으로 전환하여 Fig. 4(c)와 같은 흑백 이미지 80장, boxblur 함수를 통해 흐릿하게 전환한 이미지 80장을 각각 생성하였다.

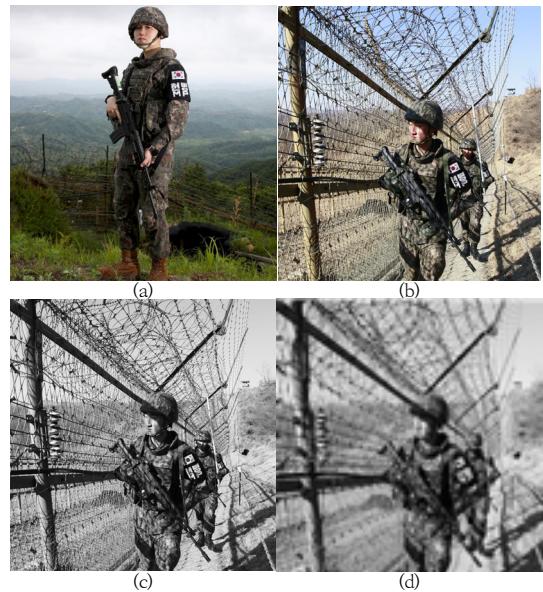


Fig. 4. Training data images

- (a) image from ROK website[17]
- (b) crwaling from google[18]
- (c) night processing (d) fog processing

검증데이터는 총 70장의 이미지를 활용하였는데, Fig. 5(a)와 같이 야간에 적외선 카메라로 촬영한 사진 35장을 확보하였고, 이를 히스토그램 평활화 처리하여 Fig. 5(b)와 같은 35장의 이미지를 생성하였다. 그리고 원본 사진(a)의 히스토그램(c)과 히스토그램 평활화한 사진(b)의 히스토그램(d)을 비교했을 때, 히스토그램 평활화를 통해서 왼쪽에 치우친 히스토그램 명암비가 넓게 개선된 것을 확인할 수 있다.

데이터셋은 학습모델의 성능 비교를 위해 Test A, Test B로 구분하여, Table 2와 같다. Test A와 Test B의 훈련데이터 #1(original)은 80개, #2(night)와 #3(fog)는 각각 160개의 데이터로 구성된다. 여기서 #1은 원본 이미지, 나머지 #2, #3은 원본 이미지를 흑백 이

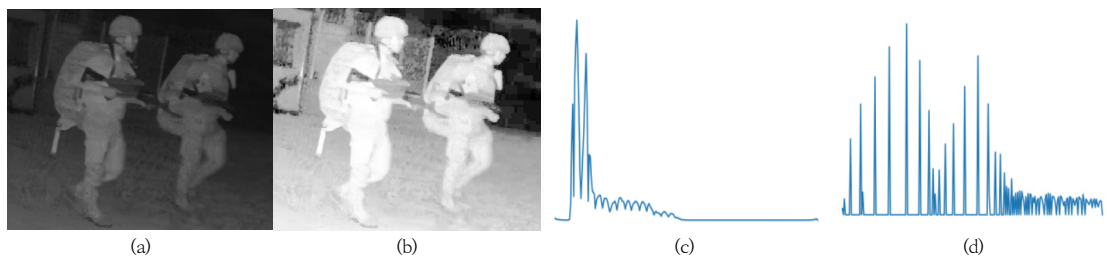


Fig. 5. Histogram equalization of validation data images

- (a) original image (b) equalized image (c) histogram of original (d) histogram of equalized

미지와, 흐릿한 이미지로 변형하여 구성하였다. 여기서 #2는 흑백 이미지 80개에 원본 이미지 80개를 더한 160개이고, #3의 160개는 흐릿한 이미지 80개에 원본 이미지 80개를 더한 160개이다. 검증데이터로는 야간 촬영 적외선 이미지만으로 Test A 총 35개의 데이터셋을 구성하였고, Test B는 Test A를 히스토그램 평활화한 데이터로 구성하였다.

Table 2. Test dataset

Test	Train set	Valid set	Total	
#1	A	80	35	115
	B	80	35	115
#2	A	160	35	195
	B	160	35	195
#3	A	160	35	195
	B	160	35	195

개별 이미지 처리 및 객체탐지 모델의 구동 환경은 AMD Ryzen 5 4600H CPU와 Window 10, GPU는 구글의 Google Colab 클라우드 GPU(Tesla T4), RAM은 12.7GB, Python 3.10.12버전, Pytorch 2.0.1, Cuda 12.0에서 학습을 수행하였다. 데이터셋 학습 중 생성된 로그 파일을 시각화하여 학습 과정 간 훈련 오차가 최소가 되는 batch size 16, epoch 60 조건으로 학습을 진행하였다. 학습을 진행하는 과정에서 53회 이후에는 더 이상 결과가 개선되지 않는 과적합이 되면서 학습이 중단되었다. 따라서 모델은 epoch 53의 가중치에서 실험을 진행하였고, Fig. 6은 학습 오차와 검증 오차로서 모든 모델의 학습은 잘 이루어졌음을 확인할 수 있다.

4. 결과 분석

4.1 모델 평가방법

모델의 성능을 평가하기 위해서 본 연구에서는 AP를 평가지표로 사용하고 각 모델의 결과 값을 제시한다. AP는 PR(precision - recall) 곡선 아래 면적 넓이에 해당하는 값으로 객체탐지 연구에서 알고리즘의 정확도 성능을 평가하는 지표이다. 객체를 정확하게 예측했는지 평가하기 위해서 TP(True Positive), FP(False Positive), FN(False Negative), TN(True Negative)으로 precision과 recall을 계산한다. precision은 모델이 예측한 결과의 positive 결과가 얼마나 정확한지를 나타내고, recall은 검출해야 하는 객체 중에서 정확하게 검출된 객체의 비율이 어느 정도인지를 의미하며, 이는 Eq. (4), (5)와 같다[19,20].

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{4}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{5}$$

IoU(Intersection over Union)는 실제 이미지에서 객체를 검출한 부분인 Ground Truth와 모델이 예측한 bounding box가 얼마나 정확히 겹치는지 계산한 값으로서 Eq. (6)과 같다[19,21]. 본 연구에서는 IoU가 0.5보다 큰 값이 나오는 예측을 TP(True Positive) 값으로 사용하였다.

$$IoU = \frac{area(Ground\ Truth \cap Predicted)}{area(Ground\ Truth \cup Predicted)} \tag{6}$$

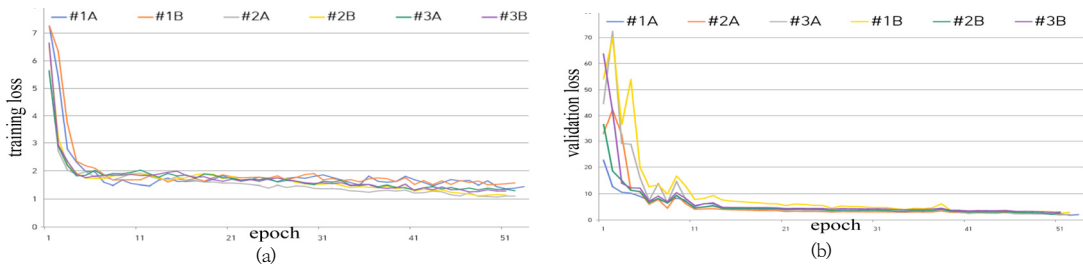
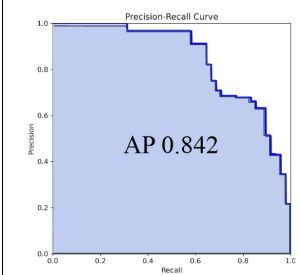
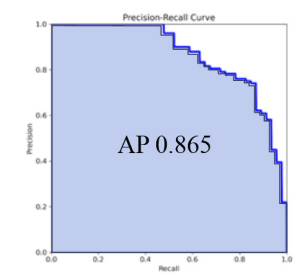
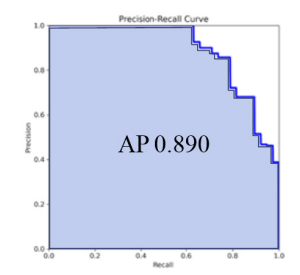
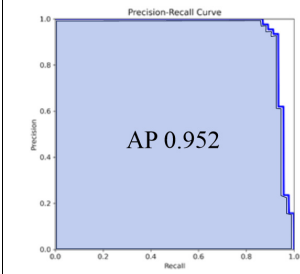
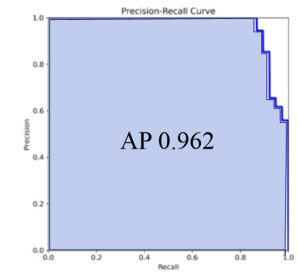
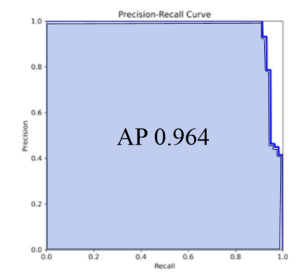


Fig. 6. Training loss/validation loss during Training (a) training loss (b) validation loss

Table 3. Comparison of AP for each dataset

Name	#1 (original)	#2 (night)	#3 (fog)
Test A			
Test B			

4.2 실험결과

4.1의 평가방법을 기준으로 검증 데이터에 대하여 평가한 결과는 Table 3과 같다. 먼저, 각 모델별 AP 값은 0.842 ~ 0.964로 높은 수준의 정확도를 보여주고 있다. 특히, Test A의 모델과 Test B를 비교하였을 때, 동일 훈련데이터를 사용한 조건에서 히스토그램 평활화를 활용한 모델인 Test B의 AP가 Test A보다 더 높은 것으로 확인되었다. 세부적으로 비교 시에도 Test B의 모델이 #1에서는 0.11, #2에서는 0.097, #3에서는 0.074 더 향상된 성능을 보여주었다. 따라서 히스토그램 평활화를 활용한 Test B가 야간 객체를 더 정확하게 탐지하여 분류하는 모델로 적합하다고 판단할 수 있다.

다음으로, #1 ~ #3 모델 간 비교 시에는 훈련데이터를 야간과 유사하게 보정한 #3가 제일 높은 것으로 확인되었다. 세부적으로 비교 시에도 #3이 #2보다 0.023, #1보다 0.048 정도 더 향상된 성능을 보여주었으며, 본 연구에서는 야간과 유사하게 훈련데이터를 보정하고, 히스토그램 평활화를 활용한 Test B의 #3 모델이 야간 객체를 가장 정확하게 탐지하여 분류하였다. 그리고 훈련데이터의 보정과 수를 늘리는 것보다 탐지할 객체의 환경을 고려한 데이터셋 구성과 히스토그램 평활화를 활용하는 것이 효과적이라는 것도 알 수 있었다.

다음은 모델의 강건성 확인을 위해 훈련과 검증 데이터에 사용되지 않은 이미지를 추가하여 Test #3B 모델에 적용하였으며, 이때 다양한 자세에서 장비를 착용한 군인 이미지로 테스트 데이터를 구성하였다. 결과 확인 방법으로는 학습시킨 객체인 군인에 정확히 bounding box가 그려졌는지, 또한 bounding box 내 객체의 class를 정확하게 검출하는지 확인하는 것이다. 테스트 결과는 Fig. 7이고, 위쪽 사진이 원본 이미지, 아래쪽 사진이 히스토그램 평활화 이미지이다. 녹색 bounding box의 confidence score는 히스토그램 평활화 후가 더 높았는데, (a), (b), (d), (f)에서는 모두 잘 탐지된 반면, (c)의 원본 이미지에서 Bounding box는 그려졌으나 class를 정확하게 검출하지 못하였다. (e)의 원본 이미지에서는 모델에서 일부 객체가 제대로 탐지되지 못하는 결과를 확인하였으나, 히스토그램 평활화 이미지에서는 잘 탐지되는 것을 확인하였다.

이처럼 평가방법을 통한 모델 비교 및 테스트 데이터를 이용한 비교에서도 히스토그램 평활화 모델이 더 좋은 성능을 보여주었다.



Fig. 7. Comparison of confidence score for test images
 (a) front posture (b) front posture (c) front posture (d) left posture (e) right posture (f) kneeling posture

5. 결론

본 연구에서는 딥러닝 기반의 야간 객체 탐지 및 분류 모델을 구현하기 위해 YOLOv8 기반의 모델에 히스토그램 평활화 기법을 적용하였다. 실험에 필요한 데이터셋은 야간에 촬영한 사진과 인터넷에서 수집한 사진으로 구성하였다. 히스토그램 평활화가 적용된 모델들의 AP가 적용되지 않은 모델 대비 각각 0.11, 0.097, 0.074 더 높게 나타났으며 모델의 성능 향상을 확인하였다. 또한, 야간 적외선 촬영 이미지를 활용하여 모델 간 confidence score 비교를 통해 모델의 강건성을 확인하였다.

현재까지 국방 분야에서 YOLO를 활용한 주간 객체 탐지 연구가 다수 이루어졌다. 본 연구는 히스토그램 평활화를 적용함으로써 야간 객체탐지 모델의 성능 향상 방안을 제시한 것에 연구의 의의가 있으며, 실제 과학화 경계시스템을 운용하는 부대에서의 적용 가능성을 검토할 수 있을 것으로 판단된다. 본 연구에서는 실험 대상을 군인으로 한정하였는데, 추후 차량, 장비, 동물에 대한 야간 데이터를 확보할 수 있다면 다양한 객체를 분류할 수 있을 것으로 예상된다. 또한, 과학화 경계시스템의 카메라에서 촬영한 사진으로 모델을 구현함으로써 실제 장비에서의 야간 객체 탐지의 성능향상 가능성을 확인해 볼 필요가 있다.

References

[1] H. W. Myung, T. G. Kim, H. Mun, "A Study on the Development Plan for the Maintenance Capability of the Scientific Guard System for GOP Complete Security Operation", *Defense & Technology*, No.472, pp.116-125, 2018.

[2] T. W. Park, T. H. Kim, H. J. Han, "Evaluation and Improvement on GOP Scientific Guard System : Based on the Results of the Survey", *Journal of the Military Operations Research Society of Korea (MORS-K)*, Vol.46, No.2, pp.57-72, 2020.

[3] C. H. Kim. Introduction of the latest AI-based military alert system for the 22nd Army Division. The Kook-Bang ILBO. [cited 2022 Feb 22]. Available From: https://kookbang.dema.mil.kr/newsWeb/20220223/4/BBSMSTR_000000010023/view.do (accessed Oct. 06, 2023)

[4] G. J. Shin. A North Korean defector was caught on CCTV and an alarm was raised... Dong-A ILBO. [cited 2021 Jan 03]. Available From: <https://n.news.naver.com/article/020/0003403330?sid=100>

(accessed Oct. 06, 2023)

[5] S. M. Ryu, "FPGA-based Implementation of Fast Histogram Equalization for Image Enhancement", *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, Vol.23, No.11, pp.1377-1383, 2019.
DOI: <https://dx.doi.org/10.6109/kiice.2019.23.11.1377>

[6] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 2nd Edition, Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA, 2002.

[7] The Lenna Story. Available From: <http://www.lenna.org/> (accessed Oct. 06, 2023)

[8] R. -C. Chen, C. Dewi, Y. -C. Zhuang and J. -K. Chen, "Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization for Recognizing Road Marking at Night Based on Yolo Models," in *IEEE Access*, vol. 11, pp. 92926-92942, 2023.
DOI: <https://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3309410>

[9] H. J. Yoo, "Infrared image enhancement method to improve target recognition in marine environments", *Journal of Advanced Marine Engineering and Technology*, Vol.43, No.6, pp.436-442, 2019.
DOI: <https://dx.doi.org/10.5916/jkosme.2019.43.6.436>

[10] W. J. Lee, C. H. Son, "Study on Upgrading the Scientific Boundary Monitoring System: Focusing on Image Data Analysis", *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society*, Vol.23, No.6, pp.144-150, 2022.
DOI: <https://dx.doi.org/10.5762/KAIS.2022.23.6.144>

[11] M. W. Kim, J. M. Ma, "Determining the Scale of Military Echelon Using Deep Learning-Based Object Detection and Tracking Techniques", *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society*, Vol.24, No.5, pp.441-449, 2023.
DOI: <https://dx.doi.org/10.5762/KAIS.2023.24.5.441>

[12] K. S. Hwang, J. M. Ma, "Improvement of Object Detection Performance for Enemy Tanks Using the Combination of Data Augmentation Models", *Korean Journal of Computational Design and Engineering*, Vol.27, No.2, pp.148-159, 2022.
DOI: <https://dx.doi.org/10.7315/CDE.2022.148>

[13] J. H. Kim, J. Y. Park, H. S. Moon, "The study on the model for detection and classification of multinational warship using deep learning", *Journal of the Military Operations Research Society of Korea (MORS-K)*, Vol.46, No.2, pp.73-83, 2020.

[14] J. H. Jang, S. J. Lee, "A Coupled CNN Algorithm for the Reduction of False Positive Rate in Detecting Aircraft within Satellite Imagery", *Korean Journal of Military Art and Science*, Vol.76, No.3, pp.61-90, 2020.
DOI: <https://dx.doi.org/10.31066/kimas.2020.76.3.003>

[15] G. Jocher. Ultralytics YOLOv8. Available From: <https://github.com/ultralytics/ultralytics> (accessed Oct. 06, 2023)

[16] G. Jocher. Performance of YOLOv5 models, Available From: <https://github.com/ultralytics/yolov5> (accessed Oct. 06, 2023)

[17] D. W. Yang. GOP full alert operation! why am i standing here. The Kook-Bang ILBO. [cited 2022 Jun 23], Available From: https://kookbang.dema.mil.kr/newsWeb/20220624/1/ATCE_CTGR_0020010003/view.do (accessed Oct. 06, 2023)

[18] J. W. Lee. GOP work has changed dramatically... A visit to the scientific border system site. Dong-A ILBO. [cited 2019 Mar 17], Available From: <https://www.seoul.co.kr/news/newsView.php?id=20190317500016> (accessed Oct. 06, 2023)

[19] Evaluation metrics for object detection and segmentation: mAP. technical fridays. [cited 2019 Sep 20], Available From: <https://kharshit.github.io/blog/2019/09/20/evaluation-metrics-for-object-detection-and-segmentation> (accessed Oct. 06, 2023)

[20] Andreas C. Müller, Sarah Guido, Introduction to Machine Learning with Python(Second Edition), p.503, Hanbit Media, 2022, pp.375-406.

[21] Rafael Padilla, Sergio L. Netto, Eduardo A. B. da Silva, "A Survey on Performance Metrics for Object-Detection Algorithms", IEEE International Conference on Systems, Signals and Image Preccessing(ISWSSIP), Jul. 2020.
D O I : <http://dx.doi.org/10.1109/ISWSSIP48289.2020.9145130>

하 용 훈(Yong-Hoon Ha)

[정회원]



- 1994년 2월 : 해군사관학교 해양학과 (이학사)
- 1997년 2월 : 서울대학교 해양학과 (이학사)
- 2000년 12월 : 미국 해군대학원 공학음향학 (공학석사)
- 2009년 2월 : 서울대학교 조선해양공학 (공학박사)
- 2019년 3월 ~ 현재 : 국방대학교 국방과학학과 부교수

<관심분야>

감시정찰무기체계, 표적탐지 및 추적, 수중음향 및 대잠전 관련 M&S 등

박 기 태(Gi-Tae Bak)

[준회원]



- 2015년 2월 : 육군사관학교 기계공학과 (공학사)
- 2021년 1월 ~ 현재 : 국방대학교 국방과학학과 무기체계전공 석사과정

<관심분야>

무기체계, 지상무인체계, 인공지능