Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society
Vol. 25, No. 6 pp. 36-42, 2024

https://doi.org/10.5762/KAIS.2024.25.6.36
ISSN 1975-4701 / eISSN 2288-4688

광학 이미지 전처리를 통한 국방 저조도 환경에서의 객체탐지 연구

오현, 마정목*
국방대학교 국방과학학과

A Study on Object Detection in Low-Light Defense Environment through Optical Image Preprocessing

Hyun Oh, Jungmok Ma*
Department of Defense Science, Korea National Defense University

요 약 우리 군은 과학기술 강군 육성의 기조 아래 병력 감축을 보완하고 감시 태세를 유지하기 위해 최전방 일반전초에 과학화 경계시스템을 운용하고 있다. 하지만, 기존 도입된 시스템은 영상감시 병력이 다수의 감시카메라를 동시에 관리하므로 피로도가 높으며 오탐지 및 탐지 누락의 문제가 발생할 수 있기 때문에 인공지능을 확대 적용한 지능화 된 감시시스템은 기술적·인적 제한요소를 극복하기 위해 필수적이다. 또한 인공지능 객체탐지는 저조도 환경에서 성능이 저하되며, 특히 전방 경계작전 환경과 같은 미약한 광원 조건에서 객체 왜곡과 노이즈가 발생할 경우 문제는 더욱 가중된다. 이에 따라 인공지능 감시시스템에서 저조도 이미지를 전처리하여 탐지 확률을 향상시키는 것은 중요하다. 본 논문에서는 군 경계작전 환경에서의 저조도 광학 이미지에 대한 전처리로 객체 탐지 성능의 유의미한 향상 여부를 연구하고자 한다. 군 경계작전 환경과 유사한 조건으로 철책선 및 숲 배경의 인물과 동물 이미지를 수집하였고 전처리를 위해 명암대비 조정 기법인 히스토그램 평활화를 적용하여 데이터셋을 구성하였다. 데이터셋은 원본 이미지와 전처리 이미지로 나누어 YOLO 모델에 학습을 진행하였으며 각 그룹별 학습된 모델의 객체 탐지 성능을 평가하였다. 결과적으로 전처리 이미지의 mAP50는 0.890으로 원본 이미지의 mAP50인 0.884보다 향상되었음을 확인하였다. 본 연구의 결과는 향후 저조도 환경에서 광학 이미지 전처리를 통해 객체 탐지를 향상시키고, 일반전초와 같은 군 경계작전 환경에서 감시시스템의 분석 및 개발에 활용될 것으로 기대된다.

Abstract Armies operate automated surveillance systems at frontline outposts to maintain readiness and to compensate for troop reductions, aligned with a policy to enhance military capabilities through technology. Managing multiple surveillance cameras can lead to operator fatigue and errors, necessitating the integration of AI to overcome both technological and human limitations, particularly in low-light conditions where AI object detection performance is often impaired. This paper explores the advantages of preprocessing low-light optical images to improve AI object detection in military settings. Images of humans and animals set against military backgrounds are collected and preprocessed using histogram equalization. These images are categorized into original and preprocessed groups and analyzed using YOLO. Analysis indicates that preprocessed images achieved a mean average precision (mAP) of 0.890, exceeding the original mAP of 0.884. This suggests that image preprocessing significantly enhances object detection capabilities in low-light conditions, which could benefit development and refinement of military surveillance systems.

Keywords : Low-light Defense Environment, Histogram Equalization, Image Improvement, Object Detection, Computer Vision.

*Corresponding Author : Jung-Mok Ma(Korea National Defense Univ.)
email: jxm1023@gmail.com
Received March 18, 2024 Revised April 26, 2024
Accepted June 7, 2024 Published June 30, 2024

1. 서론

현재 우리 군은 국방혁신 4.0 기조 아래 첨단 과학기술을 도입하여 미래 전장 환경에 대응하고자 노력하고 있다. 또한 병력 감축에 따른 유·무인 복합 작전운용은 필연적이며 향후 경계작전에 과학화 경계시스템을 확대 적용하는 것은 자연스러운 시대적 흐름이다. 그러나 기존 도입된 과학화 경계시스템은 자동 초점, 바운딩 박스화 및 경보음을 통해 움직임에 대한 모든 정보를 감시화면에 표현하여 감시병의 피로도가 극대화되었고 이는 2022년 월북사건과 같이 경계작전에서의 문제를 야기하였다[1]. 군은 인적·기술적 한계로 인해 발생할 수 있는 적군의 침투나 월책을 방지하기 위해 보다 진일보된 객체탐지를 제공하는 인공지능 감시시스템을 도입하여 오탐지 및 탐지 누락 문제를 해소하고자 한다[2].

한편 전방 경계 감시수단은 과학화 경계시스템의 광학카메라와 TOD 열화상카메라로 구분된다. 그 중 열화상카메라의 경우 색상정보를 획득할 수 없고, 흑백 명암형태로 객체의 명확한 세부사항이 나타나지 않는 제한사항이 있기 때문에 광학카메라를 통한 감시가 중요하다. 그러나 광학카메라는 미약한 광원 환경에서 취약하여 객체의 왜곡과 노이즈가 발생하는 경향이 있다[3]. 특히 전방 일반전초와 같은 저조도 환경에서는 왜곡과 노이즈 문제가 가중되고 컴퓨터 비전의 처리능력이 감소하기 때문에 AI 감시시스템의 객체탐지 향상을 위해서는 전처리 작업이 필수적이다.

컴퓨터 비전분야가 점차 대중적으로 확대되면서 저조도 환경에서의 객체탐지를 위한 연구들도 다양하게 진행되어 왔다. 먼저 민간분야를 살펴보면 안우경 등(2022)은 LIME(Low-light Image Enhancement via illumination Map Estimation, 이하 LIME)과 감마조정 기법을 활용해 이미지 전처리 후 도심 보행자 인식률 향상 방법을 제안하였다[4]. 박예솔 등(2022)은 CycleGAN(Cycle-Generative Adversarial Networks)을 활용해 실내 저조도 환경에서 일상용품에 대한 객체탐지 향상 방법을 제안하였다[5]. 김나연 등(2023)은 GLADNet(GLobal illumination Aware and Detail-preserving Network)을 활용해 저조도 영상 강화 전처리로 건설현장 안전관리 모니터링 방안을 제안하였다[6]. 국방분야를 살펴보면 이선경 등(2023)은 전투기, 전차 이미지에 대해 LIME과 BM3D(Block-Matching and 3D filtering)알고리즘을 통한 저조도 개선 및 노이즈 완화, DebulrGAN(Debulr-Generative Adversarial Networks), Swin2SR(SwinV2 Transformer for Compressed Image Super-Resolution and Restoration)을 통한 선명도 개선으로 이미지 품질 향상 방안을 제안하였다[7]. 박기태 등(2024)은 전방 경계부대 환경에서 인물에 대한 야간 열화상 이미지 품질 개선을 위해 히스토그램 평활화(Histogram Equalization) 기법을 활용하여 객체탐지 향상 방안을 제안하였다[8]. 종합해보면 기존 민간분야의 연구는 주로 도심, 실내 환경에 대한 광학 이미지를 활용하여 저조도 이미지 개선을 통한 객체탐지 향상 연구를 수행하였으나 국방 경계환경과는 거리가 멀다. 국방분야의 연구는 전방 경계작전 환경에 대한 연구가 있으나 주로 야간 열화상 이미지로 수행되어 저조도 광학 이미지를 대상으로 한 객체탐지 향상에 대한 연구는 없다.

따라서 본 연구에서는 국방환경에서의 저조도 광학 이미지를 대상으로 전처리 기법을 적용하여 객체탐지 성능을 향상시키는 것을 목적으로 한다. 국방환경에 대한 연구를 위해 전방 경계작전과 유사한 환경인 철책선과 숲에서의 인물 및 동물 이미지를 활용하였고 저조도 광학 이미지 개선을 위해 명암 대비 조정으로 선명도를 향상시키는 기법인 히스토그램 평활화를 적용하여 전처리하였다. 이후 원본 이미지와 전처리 이미지 두 그룹으로 나누어 객체탐지 알고리즘을 학습하고 각 모델별 객체탐지 성능을 도출하였다.

2장에서는 연구과정과 이미지 전처리 기법 히스토그램 평활화 및 객체탐지 알고리즘 YOLO(You Only Look Once, 이하 YOLO)에 대해 설명하고 데이터 구성, 평가지표 및 연구결과에 대해 분석한다. 3장 결론에서는 본 연구의 성과와 제한사항, 향후 연구계획을 제안한다.

2. 본론

2.1 연구흐름

본 연구에서는 전방 경계시스템과 유사한 환경에서의 저조도 이미지를 대상으로 하고 광학 이미지의 명암 대비를 조정하는 전처리 기법을 적용함으로써 객체탐지 향상 여부를 연구하고자 한다. 전체적인 연구의 흐름은 Fig. 1과 같이 먼저 연구 대상인 경계작전 환경과 유사한 철책선 및 숲 배경의 저조도 광학 이미지를 수집한다. 다음으로 탐지모델 예측의 정확도를 개선하기 위해 수집된 이미지에 증강기법을 적용하여 변형 이미지를 생성하고 양을 증가시킨다. 증강된 전체 이미지는 전처리 전 원본 이미지 그룹 A와 히스토그램 평활화 전처리를 적용한 이

미지 그룹 B로 나눈다. 이후 그룹별 데이터 라벨링을 실시하여 객체에 바운딩 박스를 도시하고 각 객체별 클래스 주석을 지정한다. 라벨링이 완료된 데이터는 Train, Valid, Test로 구분하여 YOLO 모델에 적용시키고 지정한 클래스에 대한 학습 및 검증이 완료된 YOLO 모델을 그룹별로 획득한다. 다음으로 앞서 구분한 Test셋에 원본 이미지로 학습된 YOLO 모델 A와 전처리 된 이미지로 학습된 YOLO 모델 B를 적용하여 객체탐지 확률을 도출하고 결과 값을 비교한다.

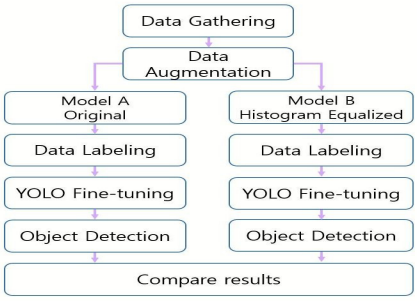


Fig. 1. Research flow chart

앞서 기술한 대로 먼저 이미지 전처리를 위해 히스토그램 평활화를 적용하였으며 이는 명암값 분포를 균일하게 만드는 대표적 디지털 이미지 전처리 방법이다. Fig. 2와 같이 특정 영역에 집중된 히스토그램을 분배하여 일정한 분포를 갖도록 조정하며 이를 통해 가시성이 높아지고 선명한 이미지를 얻을 수 있다[9].

먼저, Eq. (1)과 같이 원본이미지의 히스토그램 $H(v)$를 생성한다. 여기서 v는 픽셀값, n_v는 이미지에서 픽셀값 v가 나타나는 빈도이다.

$$H(v) = n_v \tag{1}$$

다음 Eq. (2)와 같이 주어진 픽셀값 v이하의 모든 히스토그램 값을 더한 누적 히스토그램 $C(v)$를 계산한다.

$$C(v) = \sum_{i=0}^{v} H(i) \tag{2}$$

Where, i denotes pixel

누적 히스토그램을 사용하여 Eq. (3)과 같이 새로운 픽셀값 v'를 계산하고 0에서 $L-1$범위로 정규화한다. 이를 통해 원본 이미지의 각 픽셀값 v를 새로운 픽셀값 v'로 변환함으로써 히스토그램이 균일하게 분포하여 대비가 개선된 이미지를 생성한다.

$$v' = [\frac{C(v) - C_{\min}}{M - C_{\min}} \times (L-1)] \tag{3}$$

여기서 L은 이미지가 가질 수 있는 총 픽셀값의 범위이며, $C_{\min}$은 $C(v)$의 최소값, M은 이미지의 전체 픽셀 수이다.

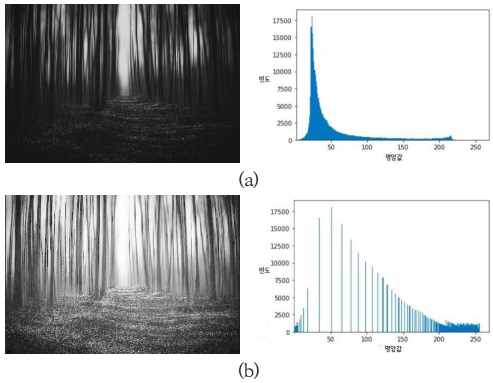


Fig. 2. Example of histogram equalization
(a) Before execution (b) After execution

다음으로, 연구 흐름도에서 객체탐지를 위해 활용한 대표적인 알고리즘은 YOLO이다. 객체탐지 분야는 1stage와 2stage Detector로 구분하여 발전해왔으며 각각 장단점이 있다. 1stage는 위치와 클래스를 동시에 단일 단계로 예측하므로 간결하고 빠른 속도를 보여주지만 다소 정확도가 낮을 수 있다. 2stage는 이미지 영역 식별과 클래스 분류 및 위치조정의 두 단계로 구성되어 정확하고 유연하게 탐지하나 상대적으로 많은 시간이 소요된다. 따라서 경계작전과 같이 실시간 객체탐지가 필요한 경우 1Stage Detector인 YOLO를 사용해 빠른 속도로 객체탐지를 수행할 수 있다.

YOLO는 CNN(Convolutional Neural Networks) 모델을 기반으로 특징을 추출한 후 물체의 종류와 위치를 예측한다. 먼저 Fig. 3과 같이 입력이미지를 7x7 격자무늬의 그리드 셀(Grid cell)로 나누고 각 셀별로 2개의 바운딩 박스를 예측한다. 즉, 1장의 이미지에 대해 98개의 바운딩 박스를 예측하며 NMS(Non-Maximum Suppression, 이하 NMS)과정을 통해 최종 확률 값이 높은 예측결과만 남게 되어 객체를 탐지할 수 있다[10]. 본 연구에서는 가장 최근인 23년 개발된 YOLOv8을 사용하였으며 기존 모델과 비교해 객체의 중심을 직접 예측하는 앵커 프리모델로 NMS속도가 높아진 장점이 있다.

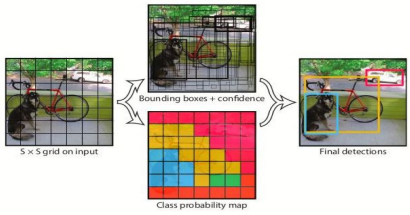


Fig. 3. Procedure of YOLO algorithm[10]

2.2 데이터셋 구성

연구에서 구축한 데이터셋은 경계작전에서 주로 식별되는 객체인 인물과 동물로 구성하였다. 특히 실제 감시환경과 유사한 철책선 주변 인물 사진과 나무 및 숲 배경의 인물, 동물 사진을 대상으로 하였으며 Fig. 4(a)와 같다. 확보 방법은 웹 크롤링을 통해 수집하였으며 인물 130장, 동물 110장으로 데이터셋을 구성하였다. 또한 확보된 이미지 수를 증가시켜 모델의 예측 정확도를 높이고자 Fig. 4(b)와 같이 이미지의 약 15%를 Grayscale 조정하여 색상정보를 획득할 수 없는 미약한 광원을 조성하였고, 이미지 픽셀의 1.5%에 대해 노이즈를 생성하여 저조도 환경에서의 객체 왜곡을 조성하였다. 앞선 2가지 증강기법을 적용해 Table 1과 같이 총 525장의 데이터를 연구에 활용하였고 각각의 목적에 맞게 구분하여 전체 약 81%인 429장은 Train, 약 13%인 73장은 Valid, 약 4%인 23장은 Test 용도로 구성하였다.

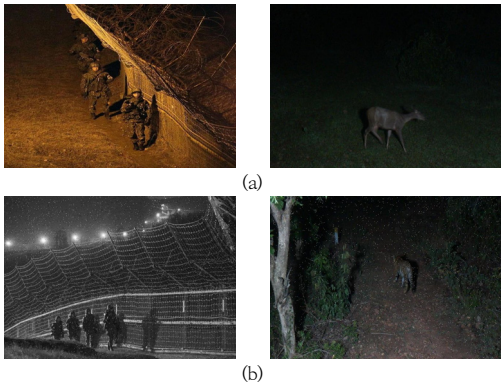


Fig. 4. Example of Dateset
(a) Original image (b) Augmented image

Table 1. Dataset used in study

Spec.		Person	Animal
Dataset	Train	240	189
	Valid	41	32
	Test	13	10
All		294	231

2.3 평가지표

객체탐지 모델의 성능을 평가하기 위한 지표로는 혼동행렬, 정확도와 재현율 및 PR-Curve (Precision-Recall Curve)개념을 적용한다. 혼동행렬은 객체의 존재 여부에 따라 True, False로, 탐지 여부에 따라 Positive, Negative로 구분하여 최종적으로 예측값이 실제값을 얼마나 정확히 예측했는지를 나타내는 행렬을 말하며 Fig. 5와 같이 표현한다.

		Predicted	
		Positive	Negative
Ground Truth	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN

Fig. 5. Confusion-Matrix

정확도는 모델의 예측값이 얼마나 정확하게 예측됐는가를 나타내는 지표이며, 재현율은 실제값 중에서 모델이 탐지한 실제값의 비율을 나타내는 지표로 Eq. (4)와 같이 정의할 수 있다.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP},\ Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

예측에 있어서 두 지표는 하나가 높아지면 다른 하나는 낮아지는 반비례 관계를 보여 정확도와 재현율만으로는 모델의 성능을 평가하기 제한된다. 즉, 정확도가 높고 재현율이 낮은 모델은 일부 객체를 놓치는 경우가 발생하고, 반대로 재현율이 높고 정확도가 낮은 모델은 찾고자 하는 객체가 아님에도 탐지하는 오류가 발생한다. 따라서 두 지표를 모두 고려하여 X축은 재현율, Y축은 정밀도인 PR-Curve(정밀도-재현율 곡선)에서 아래면적 넓이에 해당하는 AP(Average Precision)를 통해 보완한다. 본 연구에서 목적을 두는 감시시스템에서도 정확도와 재현율을 균형있게 고려하여 오탐지 및 누락 없이 특이점을 탐지해내는 것이 중요하기 때문에 AP를 평가지표로 활용한다. 세부적으로는 AP0.5를 활용하며 이는 IoU(Intersection over Union, 이하 IoU)의 임계값이 0.5일 때의 TP값을 말한다. IoU는 실제 바운딩 박스와 객체로 예측한 바운딩 박스가 어느 정도 면적 이상 포함되는지 계산한 수치로, Eq. (5)와 같이 정의한다.

$$IoU = \frac{area(Ground\ Truth \cap Prediction)}{area(Ground\ Truth \cup Prediction)} \quad (5)$$

2.4 연구결과

본 연구의 수행환경 및 조건은 Google Colab을 통해 V100 GPU, RAM 50.99GB를 사용하였으며 프레임 워크는 Tensorflow 2.15.0, PyTorch 2.2.1+cu121, CUDA 12.2, Python 3.10.12이다. YOLO 모델 학습에 적용한 이미지는 640x640 크기이며 batch size 16, epochs 100 조건으로 Fine-tuning을 실시하였다.

Fig. 1 연구 흐름도에서 기술한 대로, YOLO를 학습시키기 전 원본 이미지에 히스토그램 평활화 기법을 적용하여 명암값을 정규화 하였다. 그 결과에 대한 예시는 Fig. 6과 같으며 조정 전과 후의 이미지를 비교해보면 상대적으로 객체의 이미지가 선명해지며 배경과 분리가 되고, 0부터 50에 집중적으로 분포하였던 명암값이 기법 적용 후에는 전체 범위에 균일하게 분포하는 것을 확인하였다.

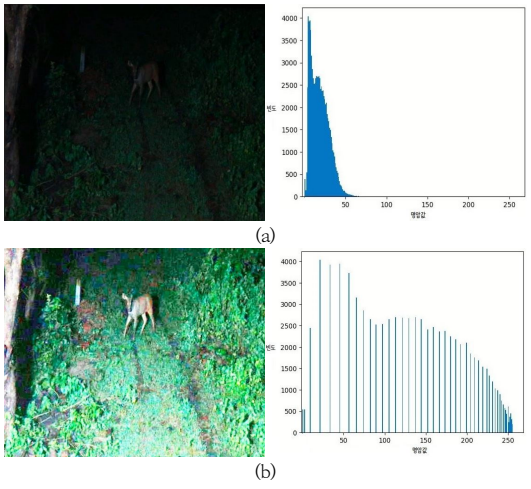
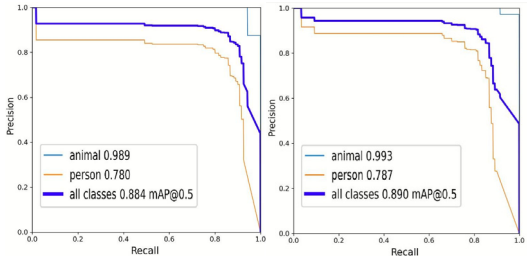


Fig. 6. Result of histogram equalization
(a) Before execution (b) After execution

원본 이미지를 학습한 모델 A의 객체탐지 성능과 히스토그램 평활화를 통한 전처리 이미지를 학습한 모델 B의 객체탐지 성능을 비교한 결과는 Fig. 7 및 Table 2에서와 같이 mAP(mean Average Precision, 이하 mAP)가 0.884에서 0.890으로 향상되었다. mAP는 각각의 객체 클래스별 AP를 종합적으로 고려한 성능 평가 지표로 모델 A의 경우 인물 클래스 0.780, 동물 클래스 0.989 이므로 mAP는 평균값인 0.884이며 모델 B도 같은 방식으로 0.890이 도출되었다.



(a) (b)

Fig. 7. PR-Curve of results
(a) Model A (b) Model B

Table 2. mAP results

Category	Model A	Model B
Person AP	0.780	0.787
Animal AP	0.989	0.993
mAP50	0.884	0.890

두 클래스의 AP가 큰 차이를 나타내는 것은 동물의 경우 1개의 이미지에 1개의 객체만 존재하여 배경과의 대비가 명확하나, 인물의 경우 1개 이미지에 다수의 객체가 존재하며 일부 객체는 크기가 작아 탐지율이 상대적으로 낮은 것으로 판단된다.

Fig. 8. Detection of test image

연구의 정성적 분석 결과 일부 이미지에서는 히스토그램 평활화 적용 전 식별되던 객체가 적용 후에는 식별되지 않는 것을 확인하였다. Fig. 8과 같이 기존 5개의 바운딩 박스가 표시되며 객체를 탐지하였으나 히스토그램 평활화 적용 후에는 3개로 감소한 것으로 볼 때, 과도한 명암대비가 이뤄지면서 해상도가 감소하고 객체를 인지하지 못하는 경우가 발생하였다. 그러나 적용 전후 비교한 mAP50 값의 증가로 볼 때, Fig. 8과 같은 사항은 예외적인 현상이며 전체적으로는 유의미한 객체탐지 향상을 확인하였다.

3. 결론

본 연구에서는 군 경계작전과 유사한 환경에서의 저조도 광학 이미지를 활용하고 명암 대비기법인 히스토그램 평활화로 전처리하여 객체탐지 확률의 유의미한 향상에 대해 연구하였다. 연구결과 군 경계작전 환경과 유사한 이미지에 대해 히스토그램 평활화 기법을 적용하면 특정 영역에 집중되어 있던 명암값 분포가 균일하게 재조정되며 대비가 개선되고 가시성이 증가되었다. 결과적으로 YOLO 알고리즘을 적용한 객체탐지 확률이 mAP50 0.884에서 0.890으로 향상됨을 확인하였다.

본 연구에서 제한사항은 군사 보안 목적상 실제 GOP 과학화 경계시스템 감시카메라로 직접 채증한 데이터 활용이 제한되어 웹 크롤링을 통해 확보한 전방 철책선 이미지와 유사 환경인 숲 배경 이미지를 활용한 것이다.

향후 연구에서는 다양한 작전환경에서의 실제 채증 데이터에 연구방안을 적용하여 AI 감시시스템의 강건성을 확인할 것이며, 본 연구에서 인간과 동물, 2개의 클래스로 객체탐지를 한 것에서 나아가 작전환경에서의 오탐지 주요 원인 동물과 무장 및 비무장인원 구분과 같이 객체 클래스를 추가할 것이다. 또한 다양한 광학 이미지 전처리 기법의 비교분석을 통해 더욱 효과적인 방법론을 도출하고 특히, AI기법을 탐색 적용함으로써 성능향상의 가능성을 모색하는 연구를 수행하고자 한다.

References

[1] H. K. Kim, The falied GOP Scientific alert system should be reinforced [Internet]. News2day Corporation, c2022 [cited 2022 February 21], Available From : https://www.news2day.co.kr/article/20220221500214 (accessed March, 11, 2024)

[2] Defense Acquisition Program Administration, AI science and technology strengthen the front area's boundaries [Internet]. Defense Acquisition Program Administration, c2024 [cited 2024 January 9], Available From : https://www.dapa.go.kr/dapa/na/ntt/selectNttInfo.do?bbsId=326&nttSn=47024&menuId=678 (accessed March, 11, 2024)

[3] J. M. Park, H. S. Chul, H. S. Shin, "Comparison of Color Enhancement Algorithms for 3D Mapping in Low-illumination Condition", *KSCE 2020 CONVENTION*, KSCE, Jeju, Korea, pp.457-458, October 2020.

[4] W. K. An, K. C. Kim, B. J. Kim, "An Image Recognition Rate Enhancement Method for Low Illumination Environments Using Image Pre-processing Pipelines", *KSAE 2022 ANNUAL AUTUMN CONFERENCE & EXHIBITION*, KSAE, Jeju, Korea, pp.1962-1966, November 2022.

[5] Y. S. Park, J. S Kang, B. T. Zhang, "Object Detection in Indoor Low-Light Night Environment Using CycleGAN", *Korea Computer Congress 2022*, KIISE, Jeju, Korea, pp.1226-1228, June 2022.

[6] N. Y. Kim, J. H. Na, J. H. Gong, T. H. Kim, Y. S. Jung et al., "A Study on the Object Detection Performance in Construction Sites using Low-Light Enhanced Images", *KSCE 2023 CONVENTION*, KSCE, Yeosu, Korea, pp.68-69, October 2023.

[7] S. K. Lee, J. S. Choi, D. W. Heo, H. J. Jung, J. W. Choi, "Military Operation Image Analysis Framework with Visual Enhancement and Captioning", *Korea Artificial Intelligence Conference*, KICS, Jeju, Korea, pp.129-130, September 2023.

[8] G. T. Bak, Y. H. Ha, "Performance Evaluation of Deep learning-based Nighttime Object Detection Using Histogram Equalization", *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society*, Vol.25, No.2, pp.52-61, 2024. DOI: https://doi.org/10.5762/KAIS.2024.25.2.52

[9] S. M. Pizer, E. P. Amburn, J. D. Austin, R. Cromartie, A. Geselowitz, T. Greer et al., "Adaptive Histogram Equalization and Its Variations" *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 39, No. 3, pp.355-368, 1987. DOI: https://doi.org/10.1016/S0734-189X(87)80186-X

[10] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, A. Farhadi, "You Only Look Once : Unified, Real-Time Object Detection", *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, pp.779-788, June 2016 DOI: https://dx.doi.org/10.1109/CVPR.2016.91

오 현(Hyun Oh) [준회원]

- 2016년 2월 : 육군사관학교 응용화학학과 학사
- 2023년 ~ 현재 : 국방대학교 국방과학학과 석사과정

〈관심분야〉
인공지능, 객체탐지, 데이터분석

마 정 목(Jung-Mok Ma) [정회원]

- 2002년 2월 : 육군사관학교 운영분석 학사
- 2008년 2월 : 미국 펜실베니아주립대(PSU) 산업공학 석사
- 2015년 2월 : 미국 일리노이대(UIUC) 산업공학 박사
- 2015년 9월 ~ 현재 : 국방대학교 국방과학학과 교수

〈관심분야〉
국방 모델링 및 데이터분석학, 무기체계 획득관리