



Received: 2024/11/05
Revised: 2024/11/11
Accepted: 2024/12/02
Published: 2024/12/31

***Corresponding Author:**

Soon-Kook Hong
Dept. of Mechanical System Engineering, Republic of Korea Naval Academy
1 Jungwon-ro, Jinhae-gu, Changwon-si, Gyung-sangnam-do, 51704, Republic of Korea
Tel: +82-55-907-5314
E-mail: hks753@gmail.com

레이더-광학장비 연계 객체 식별 AI 시스템의 개발 방안에 대한 연구

A Study on the Development of AI System for Target Identification through Combination of RADAR and Optical Equipment

Abstract

본 연구에서는 장거리 객체 탐지 능력은 탁월하나 객체의 식별 및 분류에 있어서 취약한 레이더 시스템을 보완하고자 레이더를 통해 획득한 객체의 표적 제원을 바탕으로 광학장비-YOLO-ESPCN 연계를 통한 AI 객체 식별 시스템을 제안하였다. 제안된 시스템은 광학장비를 통한 객체의 직접 관측을 바탕으로 근거리에서의 정확한 객체 식별 및 분류가 이루어졌으며, 해상 유·무인 복합체계에 적용 가능성을 나타냈다.

In this study, we proposed AI object classification system through optical equipment-YOLO-ESPCN linkage based on target data of objects acquired through radar, where it has excellent long-range object detection capabilities but is vulnerable in classification of objects. The proposed model was accurately identified and classified at a short-distance based on direct observation through optical equipment, and showed that it could be applied to a maritime manned/unmanned complex system.

Keywords

표적 식별(Target Classification),
전이학습(Transfer Learning),
인공지능 시스템(AI System),
감시-정찰(Surveillance and Reconnaissance)

Acknowledgement

이 논문은 2023년 정부(방위사업청)의 재원으로 국방기술진흥연구소의 지원을 받아 수행된 연구임 (KRIT-CT-23-030)

이헌기¹, 김도영², 최영두³, 장원석⁴, 전민규¹, 한민석⁵, 김세라⁶,
홍순국^{7*}

- ¹해군사관학교 기계시스템공학과 조교수
- ²국방기술품질원 지휘정찰센터 선임연구원
- ³해군 소령/해군사관학교 전기전자공학과 조교수
- ⁴한화시스템 해양시스템1팀 수석연구원
- ⁵해군사관학교 전기전자공학과 부교수
- ⁶해군사관학교 기초과학과 부교수
- ⁷해군 대령/해군사관학교 기계시스템공학과 교수

Hun-Kee Lee¹, Do-Young Kim², Youngdoo Choi³, Wonseok Jang⁴,
Min-Gyu Jeon¹, Min-Seok Han⁵, Sera Kim⁶, Soon-Kook Hong^{7*}

- ¹Assistant professor, Dept. of Mechanical System Engineering, Republic of Korea Naval Academy
- ²Senior researcher, C4ISR System Center, Defense Agency for Technology and Quality
- ³LCDR, ROK Navy/Assistant Professor, Dept. of Electrical Engineering, Republic of Korea Naval Academy
- ⁴Chief engineer, Naval System Team 1, Hanhwa Systems
- ⁵Associate professor, Dept. of Electrical Engineering, Republic of Korea Naval Academy
- ⁶Associate professor, Dept. of Natural Science, Republic of Korea Naval Academy
- ⁷CAPT, ROK Navy/Professor, Dept. of Mechanical System Engineering, Republic of Korea Naval Academy

1. 서론

첨단 과학기술의 발전은 군사 작전 및 전쟁 패러다임의 변화를 부르고 있다. 물리적 영역에 한정되었던 기존 작전의 중심이 비물리적인 영역으로 확대되고 있으며, 이에 따라 OODA(observe-orient-decide-act) loop를 단축해야 할 필요성이 급격히 증대되고 있다. 이러한 필요성으로 인하여 AI 기반 감시-정찰(surveil-

lance and reconnaissance) 및 이를 지원하는 체계를 구축하기 위한 연구가 최근 들어 활발히 진행되고 있다.

본 연구에서는 레이더(RADAR)로 측정된 객체의 표적 위치 제원을 변환함으로써 지능형 감시·정찰(ISR, intelligent surveillance and reconnaissance) 체계의 광학장비를 YOLOv8 기반 전이학습(transfer learning) 모델과 연계함으로써 객체의 탐지, 식별 및 분류가 가능한 비전 시스템(vision system)을 제안하였다. 제안된 모델은 함정 및 다양한 객체를 대상으로 적용되었으며, 각 객체를 대상으로 고유한 ID 값을 부가함으로써 객체의 위치 및 추적에 대한 정보를 제공하는 것으로 확인되었다. 본 연구 결과를 통해 확인된 광범위한 환경에서의 감시정찰 능력은 향후 해군력 향상에 이바지할 수 있을 것으로 기대된다.

2. 레이더 시스템의 한계

근·현대전에서 레이더 시스템은 객체의 탐지, 위치 추적 및 공격 대응 등의 중추적인 역할을 맡고 있다. 레이더 시스템은 전파의 송신 및 수신에 기반하여 객체의 위치 및 이동 경로 등을 실시간으로 감지할 수 있도록 하는 시스템이며, 이를 통해 전투 혹은 작전 상황 속에서 적으로부터의 위협에 신속히 대응하여 우위를 확보하게 해준다.

이러한 레이더 시스템은 장거리에서의 객체 탐지 능력은 뛰어나지만, 객체의 식별 및 분류 능력은 그렇지 않다는 문제점을 가지고 있다. 과거에는 레이더 반사 면적(RCS, radar cross section; 식 (1) 참조)으로부터 객체의 크기를 판단함으로써 객체의 식별이 어느 정도 가능하였다.

- 레이더 반사 면적

$$RCS (m^2) = \lim_{r \rightarrow \infty} 4\pi r^2 \frac{|\vec{E}_s|^2}{|\vec{E}_i|^2} \quad (1)$$

하지만 최근 신호 저감, 재밍, 은폐, 위장 기술 등 스텔스 기술의 발전으로 인하여 레이더를 통한 객체 식별의 문제점은 갈수록 커지고 있는 실정이다. 이는 Table 1에 나타낸 여러 비행체의 레이더 반사 면적으로부터 쉽게 파악할 수 있다.

Table 1. RCS values for flying objects

Flying Object	Approximate RCS (m ²)
Insect	0.000
Bird	0.00
Drone	0.00
Airplane(fighter, non-stealth)	00
Airplane(fighter, stealth)	0.0000
Airplane(passenger plane)	000

3. 객체 식별 AI 시스템 제안구조

본 연구에서는 OODA loop의 단축을 위하여 레이더를 통한 객체의 탐지 및 위치정보 획득, 레이더를 통해 획득된 표적 제원의 변환, 변환된 표적 제원 활용 광학장비의 직접 관측 및 인공지능망 적용을 통한 해상용 객체 식별 시스템을 제안한다. 이를 위해 레이더-광학장비의 연계 방안, 객체 식별을 위한 인공지능망 적용에 중점을 두고 연구가 진행되었으며, Fig. 1에 본 연구에서 제안하고 있는 객체 식별 시스템의 구조를 나타냈다.

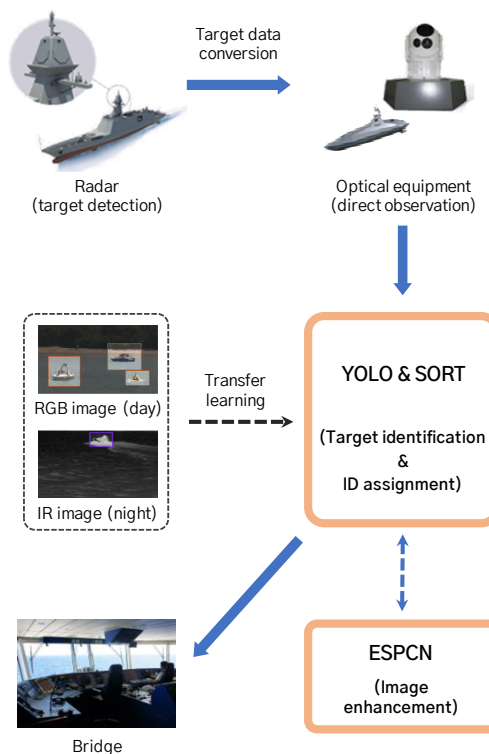


Fig. 1. Concept of proposed system structure

4. 레이더-광학장비 연계를 위한 수학적 모델

레이더의 탐지거리는 주파수(frequency), 첨두 전력(peak power), 펄스 길이(pulse length), 수신 감도(receiver sensitivity) 등에 영향을 받으며 최대 탐지거리는 수십~수천 km에 달한다.

본 연구에서는 레이더로 탐지된 장거리 객체의 식별을 위하여 무인 수상정(USV, unmanned surface vessel), 무인기(UAV, unmanned aerial vehicle) 등 지능형 감시·정찰 체계를 활용하여 최단 시간 내 탐지된 객체로의 접근 및 광학장비를 이용한 관측이 가능하다고 가정하였다.

탐지된 객체로의 신속한 접근 및 효과적인 관측을 수행하기 위해서는 레이더 위치(위도, 경도, 고도)에서의 표적 제원(표적 거리, 방위각, 고각)을 레이더와 일정 거리 이상 떨어져 운용되는 지능형 감시·정찰 체계에 탑재된 광학장비의 위치 기준으로 변환하여야 한다.

Fig. 2에서 볼 수 있듯이 레이더 위치 $A(x', y', h')$ 기준에서의 표적 위치 $C(r, \theta, \Phi)$ 는 구면 삼각법 원리를 적용함으로써 $C(x, y, h)$ 로 환산될 수 있다. 이 접근법은 지구의 곡률을 고려하므로, 장거리 계산에 있어 평면 근사법보다 정확한 결과를 제공한다. 이때 x', y', h' 는 각각 레이더의 경도, 위도, 고도를 나타내며, r, θ, Φ 는 각각 레이더에서 탐지된 표적 거리, 방위각, 고각을 나타내며, r_{earth} 는 지구 반경을 나타낸다.

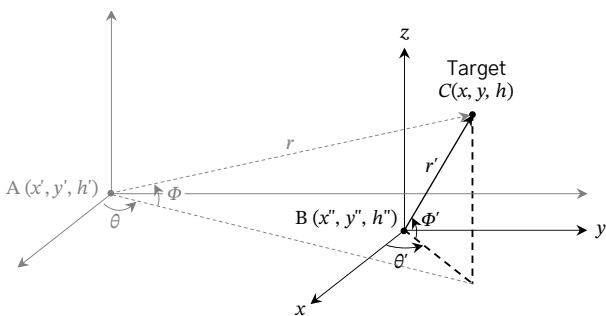


Fig. 2. Target data conversion

- 레이더 기준 표적의 경도

$$x = x + \arctan \left(\frac{\sin \theta \times \sin \frac{r}{r_{earth}} \times \cos y'}{\cos \frac{r}{r_{earth}} - \sin y' \times \sin y} \right) \quad (2)$$

- 레이더 기준 표적의 경도

$$y = \arcsin \left(\frac{\sin y' \times \cos \frac{r}{r_{earth}} + \cos y' \times \sin \frac{r}{r_{earth}} \times \cos \theta}{r_{earth}} \right) \quad (3)$$

- 레이더 기준 표적의 고도

$$h = r \times \sin \Phi \quad (4)$$

상기 레이더 위치 기준의 표적 제원을 광학장비 위치 $B(x'', y'', h'')$ 기준의 표적 위치 $C(r', \theta', \Phi')$ 로 환산하면 다음과 같다. 이때 x'', y'', h'' 는 각각 광학장비의 경도, 위도, 고도를 나타내며, r', θ', Φ' 는 각각 광학장비 위치에서의 표적 거리, 방위각, 고각을 나타낸다.

- 광학장비 기준 표적 거리

$$r' = \arccos \left[(\sin y'' \times \sin y) + \{ \cos y'' \times \cos y \times \cos(x'' - x) \times r_{earth} \} \right] \quad (5)$$

- 광학장비 기준 표적 방위각

$$\theta' = \arctan \left\{ \frac{\sin(x - x'') \times \cos y}{\cos y'' \times \sin y} \right\} \left\{ -\sin y'' \times \cos y \times \cos(x - x'') \right\} \quad (6)$$

- 광학장비 기준 표적 고각

$$\Phi' = \arctan \frac{h - h''}{r'} \quad (7)$$

위 수식들을 활용함으로써 레이더로부터 획득한 표적 제원을 바탕으로 객체를 효과적으로 추적할 수 있는 광학장비의 조향각을 도출할 수 있다.

5. 인공지능망의 개발

인공지능망을 활용한 객체 식별 및 분류에 대한 연구는 딥러닝 기술의 발전에 따라 괄목할 만한 진전이 이어지고 있으며, 최근에는 R-CNN, YOLO, SSD 등의 모델이 주로 활용되고 있다. 이 중 YOLO 모델은 객체 인식 및 분류에 있어 타 모델 대비 빠른 속도를 가지고 있어 감시정찰 분야 및 군사용 등으로 활용도가 높으며, 본 연구에서도 YOLOv8 모델을 사용하여 객체 식별 및 분류 모델을 개발하였다.

이때, 주·야간 구분 없는 감시정찰 및 이를 통한 객

체의 식별 및 분류가 가능하도록 ROBOFLOW, 제인 연감(Jane's Yearbook) 등으로부터 선박(함정, 상선) 및 함정 내 무기체계(미사일, 함포)에 대한 RGB 및 IR 이미지를 추출하여 학습데이터로 사용하였다.

Table 2에 본 연구에 사용된 선박 및 무기체계에 대한 학습데이터 수 및 에포크(Epoch)를 정리하였으며, RGB 및 IR 학습데이터 이미지의 예를 Fig. 3에 나타냈다.

Table 2. Number of input data and epoch

Target	Data	Epoch
Vessel	2,346	30
Weapon	130	50



(a) RGB images



(b) IR images

Fig. 3. Examples of RGB and IR images

Fig. 4는 본 연구에서 개발한 인공지능의 구조를 나타낸 것이다. 광학장비를 통해 관측된 실시간 영상(video) 데이터는 전이학습된 YOLOv8 모델로 전송되어 선박 식별이 이루어진다. 이때 YOLOv8 모델로부터 도출된 boundary box 값을 SORT(simple online and real-time tracking)의 입력값으로 사용하여 각 객체에 ID를 부여함으로써 실시간 영상 데이터 내에 있는 전체 선박의 수 및 종류별 선박 수를 파악할 수 있도록 하였다.

또한, 훈련 및 군사 작전 등의 상황에서 결정권자의 신속한 의사결정을 지원하기 위하여 ESPCN(efficient sub-pixel convolution neural network)을

통해 boundary box 영역 이미지의 화질을 초해상화(super resolution)하여 확대한 이미지를 추출하고, 이를 다시 YOLOv8로 전송하여 확대된 boundary box 영역 내에 무기체계가 식별되면 경고(warning) 메시지를 활성화할 수 있도록 시스템을 구성하였다.

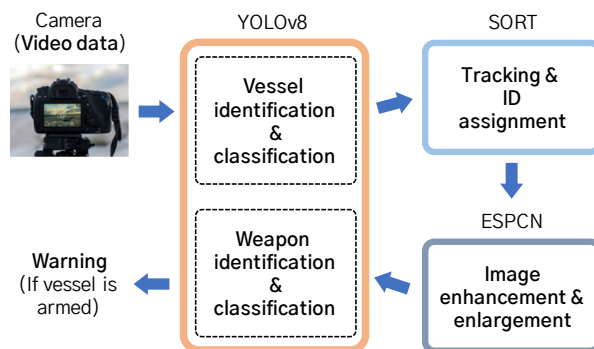


Fig. 4. Structure of artificial neural network system

6. 인공지능 적용 결과

개발된 시스템을 활용하여 선박 및 무기체계에 대하여 적용하였으며, 그 결과를 Figs. 5-6에 나타냈다.

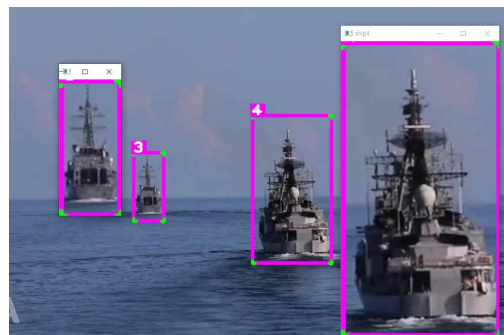


Fig. 5. Identification, classification and ID assignment for vessels



Fig. 6. Identification, classification for weapon system and activation of display warning message

Figs. 5-6에서 볼 수 있듯이 개발된 시스템은 실시간 영상으로부터 선박을 식별하고 ID를 부여하였으며, 개선 및 확대한 이미지를 바탕으로 선박 내 무기체계가 식별될 경우 경고 메시지를 활성화하였다.

측정된 결과를 바탕으로 개발된 시스템의 객체 식별 및 분류 정확도 및 속도를 Tables 3-4에 정리하여 나타냈다. mAP50(mean average precision) 값에서 알 수 있듯이 개발된 시스템은 선박 및 무기체계의 식별 및 분류에 있어 우수한 정확도를 나타냈다. 다만 무기체계의 경우 선박 대비 mAP50은 약 10 % 정도, FPS(frames per second)는 약 25 % 정도 낮은 결과를 나타내었는데, 이는 무기체계의 식별을 위해 사용된 YOLOv8의 2중 구동으로 발생한 연산량의 차이에서 기인하는 것으로 추정된다.

Table 3. Target classification results

Target	Results		
	mAP50	FPS	
Vessel	Battle	0.928	4.9
	Merchant		
Weapon	Missile	0.836	3.7
	Gun		

Table 4는 실시간 영상의 입력 데이터에 따른 결과이다. IR 데이터 입력에 비해 RGB 데이터 입력에 대한 mAP50 값이 약 13 % 정도 높게 측정되었는데 이는 학습에 사용된 IR 이미지의 수가 RGB 이미지의 수에 비해 적었던 것에서 기인한 것이며, FPS 값의 경우 RGB 데이터 입력에 비해 IR 데이터 입력에 대한 결과가 약 7 % 정도 높게 측정되었는데 이는 RGB의 채널 수(3개)와 IR의 채널 수(1개)에 따른 연산량의 차이에서 기인한 것으로 추정된다.

Table 4. Results due to video input data

Input	Results	
	mAP50	FPS
RGB data	0.938	4.2
IR data	0.825	4.5

Tables 3-4에서 볼 수 있듯이 제안된 시스템은

RGB 및 IR 데이터 모두에 대하여 선박 및 무기체계 등의 식별이 가능하였으며, 이를 바탕으로 해상 유·무인 복합체계에 적용 가능성이 높음을 확인할 수 있었다.

다만, 시스템의 실제 적용을 위해서는 실시간 객체 식별 및 분류가 가능하도록 GPU 등 하드웨어 보강을 통해 FPS 값을 개선할 필요성이 있음이 파악되었으며, 본 연구에서 선박 및 무기체계로 한정되었던 객체에 대한 범주를 비행체(비행기, 드론, 헬기 등), 부유물(부표 등) 등에게까지 확대해야 할 것으로 보인다. 또한 양질의 학습데이터 구축을 위하여 실제 감시·정찰 체계를 통해 수집된 영상 정보들을 데이터화(化)할 필요성이 확인되었다. 다만 이런 정보들을 학습데이터로 활용하기 위해서는 보안 관련 문제의 해결이 선행되어야 할 것으로 판단된다.

7. 결론

본 연구에서는 미래 해군력 향상을 목표로 레이더-광학장비 연계를 통한 객체 식별 시스템을 제안, 구축 및 적용하고 그 결과를 분석함으로써 제안한 시스템의 해상 유·무인 복합체계에 적용 가능성 및 보완 필요사항 등에 대해 분석하였으며 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

- (1) 레이더로 획득한 표적 제원에 대한 정보를 지능형 감시·정찰 체계의 광학장비와 효과적으로 연계하기 위하여, 구면 삼각법을 활용함으로써 평면 근사보다 정확하게 표적 제원에 대한 관계식을 도출하였다.
- (2) 구축된 시스템은 주·야간 관계없이 선박 및 무기체계에 대해 식별 및 분류가 가능한 것으로 확인되었으며, 이로써 본 연구에서 제안한 시스템의 구조는 해상 유·무인 복합체계에 즉각 적용 가능함을 확인하였다.
- (3) 다만 실제 적용을 위해서는 하드웨어 보강, 객체 범주의 확장 및 재분류, 범주에 따른 양질의 학습데이터 확보가 필요한 것으로 판단된다.

참고문헌

- [1] Ic-Pyo Hong, "Analysis of Radar Cross Section

Characteristics for Camouflage Net with Stealth,” Journal of Korean Institute of Information Technology, Vol. 13, pp. 53–60, 2015.

[2] Dong-Geon Song, Byeong-Ju Yan and Rho-Shin Myong, “Effects of IR Reduction Design on RCS of UCAV,” Journal of the Korean Society for Aeronautical and Space and Science, Vol. 46, pp. 297–305, 2017.

[3] Seungnam Kang, Soonbok Lee, Hoseok Jang, Jihong Kim and Hongjae Kim, “Considerations for the Construction of 360° Surrounding Video and the Establishment of Intelligent Marine Object Image Identification System,” Proceedings of 2019 Smart Navy Conference, 2019.

[4] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick and Ali Fafhadi, “You Only Look Once: Unified, Real-time Object Detection” Proceedings of the IEEE Conference on Computer

Vision and Pattern Recognition, 2016.

[5] Peiyuan Jiang, Daji Ergu, Fangyao Liu, Ying Cai and Bo Ma, “A Review of Yolo Algorithm Developments,” Procedia Computer Science, Vol. 199, pp. 1066–1073, 2022.

[6] Alex Bewley, Zongyuan Ge, Lionel Ott, Fabio Ramos and Ben Upcroft, “Simple Online and Realtime Tracking,” 2016 IEEE International Conference on Image Processing. 2016.

[7] Wenzhe Shi, Jose Caballero, Ferenc Juszar, Johannes Totz, Andrew P. Aitken, Rob Bishop, Daniel Ruekert and Zehan Wang, “Real-time Single Image and Video Super-resolution Using an Efficient Sub-pixel Convolutional Neural Network,” Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1874–1883, 2016.