

# Sentinel-1 SAR 위성 영상을 활용한 항만 내 선박탐지 Inshore Vessel Detection Using Sentinel-1 SAR Image

이승준<sup>1</sup>, 윤아영<sup>2</sup>, 이보람<sup>3\*</sup>

Seungjun Lee<sup>1</sup>, Ayeong Yun<sup>2</sup>, and Boram Lee<sup>3\*</sup>

<sup>1</sup> 세종대학교 에너지자원공학과

<sup>2</sup> 세종대학교 지구자원시스템공학과

<sup>3</sup> 세종대학교 지구정보공학과 (e-mail: brlee254@gmail.com)

## Abstract:

Synthetic Aperture Radar(SAR) 영상은 날씨와 시간에 무관하게 관측 가능하다는 장점이 있어, 선박탐지를 포함한 항만 모니터링에 유용하다. 하지만 기존에 많이 사용되고 있는 선박탐지기법을 항만에 적용할 경우, 연안에 위치한 인공구조물과 선박의 구분에 한계로 인하여 낮은 선박탐지율과 높은 오탐지율을 가지는 한계가 있다. 본 연구에서는 기존에 제시된 통계적 방법과 딥러닝을 이용하여, 항만 내 선박탐지율을 향상시키기 위한 연구를 진행하였다. 통계적 방법에서는 진폭분산을 이용하여 Frozen Background Reference(FBR) 영상을 제작하고, FBR 영상을 이용해 만든 Ratio 영상에 Constant False Alarm Rate(CFAR) 알고리즘을 적용하였다. 딥러닝 기법 적용을 위해 CFAR-guided Convolutional Neural Network(CG-CNN) 방법을 이용하여 항만 지역에서 선박탐지를 수행하였다. 일반적으로 많이 사용되는 CFAR 적용결과, 부두 인근의 선박에서는 미탐지가 발생하고 인공구조물을 선박으로 탐지하는 오탐지가 다수 발생하였다. CG-CNN 방법의 경우에는 정박한 선박에서 미탐지와 선착장에서 오탐지가 다수 발생하였다. 이를 보완하기 위하여 CG-CNN 기법과 통계적 방법을 융합하였다. CFAR 적용결과 미탐지 되었던 선박이 탐지되었다. 특히 CG-CNN 방법보다 선박의 탐지 성능은 약 9.1% 향상되었으며, 통계적 방법보다 오탐지율은 약 56% 감소하였다.

**Keywords:** 선박탐지, 항만 모니터링, SAR(Synthetic Aperture Radar), Sentinel-1

## 1. 서론

오늘날 항만과 선박의 운용은 국가 경제와 무역 활동의 핵심 역할을 한다. 하지만, 항만과 선박이 활발하게 운용되는 만큼 불법 선박, 해양 사고와 관련된 문제가 계속해서 발생하여 항만 모니터링의 필요성이 제기되고 있다(Korea Coast Guard, 2022). 특히, Synthetic Aperture Radar (SAR) 영상은 날씨와 시간에 영향을 받지

않기 때문에 항만 모니터링에서 광학위성의 약점을 보완할 수 있을 것으로 평가되고 있다(Kim, 2022). 하지만, 항만 지역에서 Constant False Alarm Rate(CFAR) 알고리즘을 이용한 선박탐지는 인공구조물에 의한 오탐지가 발생한다 (Wang et al., 2019). 따라서, 항만 지역의 선박 분류를 위해 인공구조물에 의한 오탐지 문제를 해결해야 한다. 본 연구에서는 이러한 오탐지

문제를 해결하기 위하여 통계적 방법과 딥러닝을 이용한 방법을 비교하고 보완하였다. 통계적 방법에서는 진폭분산을 이용하여 기준이 되는 영상인 Frozen Background Reference (FBR) 영상을 제작한 뒤, FBR 영상과 탐지를 하고자 하는 영상 간의 비율 영상에 CFAR 알고리즘을 적용하여 수행하였다. 딥러닝을 이용한 방법에서는 CFAR-guided Convolutional Neural Network(CG-CNN) 방법을 항만 지역에 적용하였다.

## 2. 연구지역 및 데이터

### 2.1 연구지역

연구지역은 Sentinel-1 위성의 공간 해상도(10m)를 고려하여 주로 대형 선박이 정박하는 항구인 대한민국 울산시의 울산항을 선정하였다. 울산항은 공업단지가 주변에 발달하여 있다는 특징이 있다.

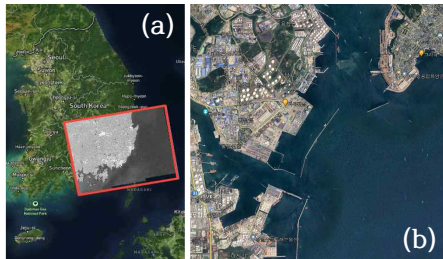


그림 1 (a) 2023년 7월 30일에 획득된 Sentinel-1 영상,  
(b) Google Earth에서 울산항

### 2.2 Sentinel-1 위성 영상

연구에는 2021년 10월 8일부터 2023년 7월 30일까지 총 50개의 Sentinel-1A GRD(Ground Range Detected) 영상을 이용하였다. 영상 전처리는 ASF Data search에서 제공하는 RTC Gamma 기능을 이용하였고, 전처리된 영상의 파라미터는 표 1과 같다.

표 1. Sentinel-1 위성 영상 파라미터

Parameters	Values
Acquisition Date	2021/10/08-2023/07/30
Number of Scenes	50
Orbit Pass	Ascending
Product	Ground Range Detected
Radiometry	Sigma_naught
Scale	Amplitude
Pixel Spacing	10m
DEM Matching	True
DEM Name	Copernicus DEM

## 3. 연구 방법

### 3.1 통계적 방법

FBR 영상은 정합된 50개 영상을 이용하여 픽셀마다 진폭분산 값에 따른 임계값을 설정하여 안정적인 픽셀 성분만을 평균하여 제작하였다. 50개 영상을 이용하여 계산된 진폭분산의 임계값 설정을 통해 안정적인지 않은 픽셀을 제거해주었다. 임계값 계산에 사용된 Equivalent Number of Looks(ENL)는 4.9를 이용하였다(Taillade et al., 2020). 진폭분산은 각각 다음의 식 (1)과 같이 계산하였다.

$$D_A = \frac{\sigma_A}{m_A} \quad (1)$$

$D_A$ 는 진폭분산,  $\sigma_A$ 는 시계열 표준편차,  $m_A$ 는 시계열 평균을 의미한다.

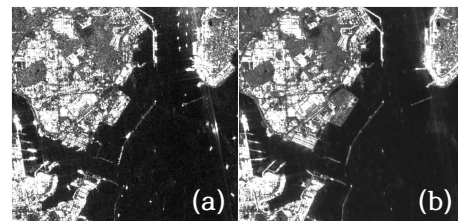


그림 2. (a) 2023년 7월 30일 영상,  
(b) 2021년 10월 8일부터 2023년 7월 18일까지 총 49개 영상을 이용하여 제작된 FBR 영상

선박탐지는 Ratio 영상에 CFAR 알고리즘

을 적용하였고, Ratio 영상은 다음의 식(2)과 같이 제작하였다.

$$RatioImage = \frac{SARimg}{FBRimg} \quad (2)$$

*SARimg*는 선박탐지 대상 영상, *FBRimg*는 FBR 영상이다. 제작된 Ratio 영상에서는 FBR 영상과 대상 영상 사이에 유의미한 차이가 존재하는 픽셀만을 선별하여 선박탐지를 진행한다. 이때, 과도에 의한 차이를 배제하기 위하여 CFAR 알고리즘을 이용하였다. 표적탐지에 혼하게 사용되는 CFAR 알고리즘은 서로 다른 지역에서 발생하는 통계적 모델의 변화와 관계없이 일정한 오탐지율(False Alarm Rate)을 유지하면서 표적을 탐지할 수 있는 기법이다(Shao et al., 2023). 오탐지율은 식 (3)와 같이 계산하였다.

$$P_{FA} = \int_{\theta_{FA}}^{\infty} f_k(x)dx \quad (3)$$

이때,  $\theta_{FA}$ 는 CFAR Threshold,  $f_k(x)$ 는 진폭 값의 확률밀도함수,  $P_{FA}$ 는 오탐지율이다. 연구에서는 선박의 크기와 Sentinel-1 위성 영상의 공간 해상도를 고려하여 window size는 51x51, guard area는 49x49, 신뢰수준은 95%로 설정하였다. 그림 2(b)의 FBR 영상을 이용하여 Ratio 영상을 제작 후, CFAR를 적용하여 선박탐지를 수행하였다. 선박탐지 결과 2x2 보다 작은 선박은 제거해주었다.

### 3.2 딥러닝을 이용한 방법

딥러닝을 이용한 방법에서는 CFAR 결과에서 선박과 연안 구조물로 인한 오탐지를 분류하기 위하여 CG-CNN 방법을 이용하였다. 따라서, CFAR 알고리즘이 적용된 영상에서 CNN 모델을 이용하여 선박을 분류하였다. CNN 모델은 여러 딥러닝 모델 중 의 특징을 잘 추출할 수 있는 모델로 알려져 있다 (Wang et al., 2023).

딥러닝의 학습에는 총 5921개의 데이터가 사용되었으며, Sentinel-1 위성 영상의 공간 해상도와 표적 선박의 크기를 고려하여 50x50픽셀의 칩으로 제작하였다.

### 3.3 융합한 방법

그림 2(b)의 FBR 영상을 이용하여 식 (2)의 Ratio 영상을 제작한 후 CFAR를 적용하여 부두에 정박해 있는 선박의 탐지율을 높였다. 이후, 선박탐지율을 유지하면서 오탐지를 제거하기 위하여 LeNet 모델을 이용해 선박과 오탐지를 분류하였다.

## 4. 결과 및 결론

항만에서의 선박탐지의 오탐지율을 개선하기 위하여 통계적 방법과, 딥러닝 이용한 방법 중 CG-CNN 방법을 적용한 뒤 그 결과를 비교하였다. 통계적 방법을 적용한 결과는 그림 3(a)과 CG-CNN 기법을 적용한 결과는 그림 3(b)과 같다. 통계적 기법의 경우 그림 3의 (나) 지역에서 오탐지를 제거하는 과정에서 크기가 작은 선박도 함께 제거되었다. CG-CNN 기법을 적용한 결과 그림 3의 (가), (나) 지역에서 항만 지역에서 선박탐지 성능이 떨어졌다. 위와 같은 문제를 보완하기 위하여 통계적 방법의 Ratio 영상을 이용하는 융합방법을 적용하였다 (그림 3(c)). 융합된 방법을 적용하였을 때, 선박의 탐지 성능은 CG-CNN 방법보다 약 9.1% 향상되었으며, 오탐지율은 통계적 방법보다 약 56% 감소하였다. 특히, 그림 4와 같이 정박된 선박의 미탐지 문제가 해결되었고, 그림 5의 박스에서는 융합된 방법에서만 선박탐지가 이루어졌다. 하지만, 방파제나 등대와 같은 일부 구조물에서 오탐지가 여전히 발생하는 한계가 있다. 추후, 선박과 인공구조물의 특징을 잘 구분할 수 있도록 딥러닝 모델의 개선이 필요할 것으로 판단된다.

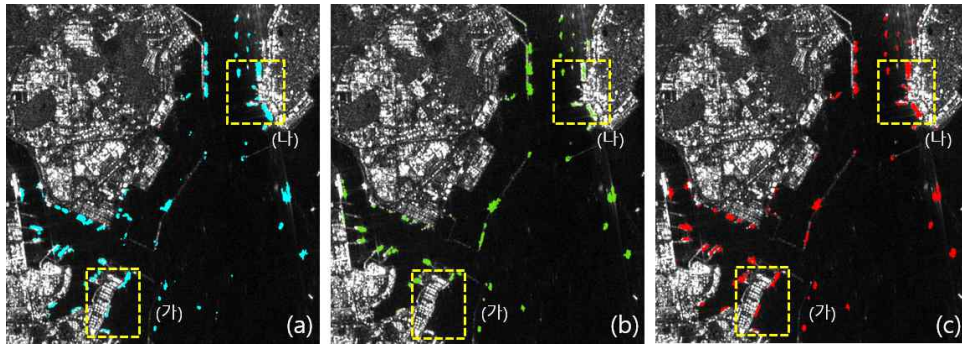


그림 3 (a) 통계적 방법 선박탐지 결과, (b) CG-CNN 선박탐지 결과, (c) 융합된 방법 선박탐지 결과

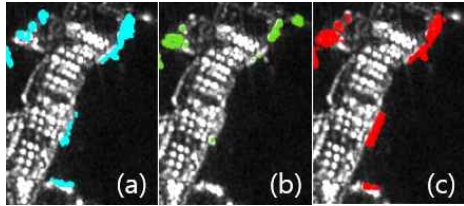


그림 4. (가) 지역 선박탐지결과,  
(a) 통계적 방법, (b) CG-CNN,  
(c) 융합된 방법

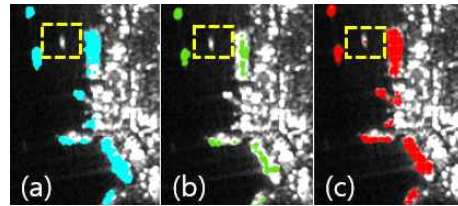


그림 5. (나) 지역 선박탐지 결과,  
(a) 통계적 방법, (b) CG-CNN,  
(c) 융합된 방법

## 사사

이 연구는 2023년 세종대학교 대학혁신 지원사업추진단의 지원을 받아 수행되었으며, 이에 감사드립니다.

## 5. 참고문헌

- Kim SW. (2022). 소형 SAR 위성 기술 개발 동향. 기계저널, 62(4), 30-34.
- Korea Cost Guard, 2022년도 해양경찰 분야 과학기술진흥 시행계획. 스마트해양 경찰추진단, pp. 3-53.
- Wang, R., Huang, Y., Zhang, Y., Pei, J., Wu, J., & Yang, J. (2019). An Inshore Ship Detection Method in SAR Images Based on Contextual Fluctuation Informatio. 2019 6th Asia-Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar (APSAR), pp. 1-5.

- Taillade, T., Thirion-Lefevre, L., & Guinvarc'h, R. (2020). Detecting ephemeral objects in SAR time-series using frozen background-based change detection. Remote Sensing, 12(11), 1720.
- Chen, Z., Ding, Z., Zhang, X., Wang, X., & Zhou, Y. (2023). Inshore Ship Detection Based on Multi-Modality Saliency for Synthetic Aperture Radar Images. Remote Sensing, 15(15), 3868.
- Shao, Z., Zhang, X., Xu, X., Zeng, T., Zhang, T., & Shi, J. (2023). CFAR-guided Convolution Neural Network for Large Scale Scene SAR Ship Detection. In 2023 IEEE Radar Conference (RadarConf23), pp. 1-5.