



Sentinel-1 SAR 위성 영상을 활용한 항만 내 선박탐지

이승준1), 윤아영2), 이보람3)

- 1) 세종대학교 에너지자원공학과 (dltmdwns787@gmail.com)
- 2) 세종대학교 지구자원시스템공학과
- 3) 세종대학교 지구정보공학과

Abstract

Synthetic Aperture Radar (SAR) 영상은 날씨와 시간에 무관하게 관측 가능하다는 장점이 있어, 선박탐지를 포함한 항만 모니터링에 유용하다. 하지만 기존에 많이 사용되고 있는 선박탐지기를 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 정확한 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.

1. Introduction

- ✓ Sentinel-1 SAR 영상을 이용하여 항만 내 선박탐지 성능을 향상시키기 위한 방법 연구
- ✓ 항만지역에서는 CFAR 알고리즘 적용 시 인공구조물에 의한 오탐지가 다수 발생
- ✓ 항만지역에서는 CFAR-Guided CNN (CG-CNN) 방법의 성능이 떨어짐
- ✓ 본 연구에서는 기존에 소개된 통계적 방법과 CG-CNN 방법을 융합한 방법을 이용
- ✓ CG-CNN 방법의 성능 향상을 위하여 기준 영상인 FBR 영상을 활용

2. Sentinel-1 Data

- ✓ Sentinel-1 위성의 공간 해상도(10m)를 고려하여 주로 대형 선박이 정박하는 대한민국 울산시의 울산항으로 선정
- ✓ 2021년 10월 8일부터 2023년 7월 30일까지 50개의 Sentinel-1A GRD (Ground Range Detected) 영상을 이용

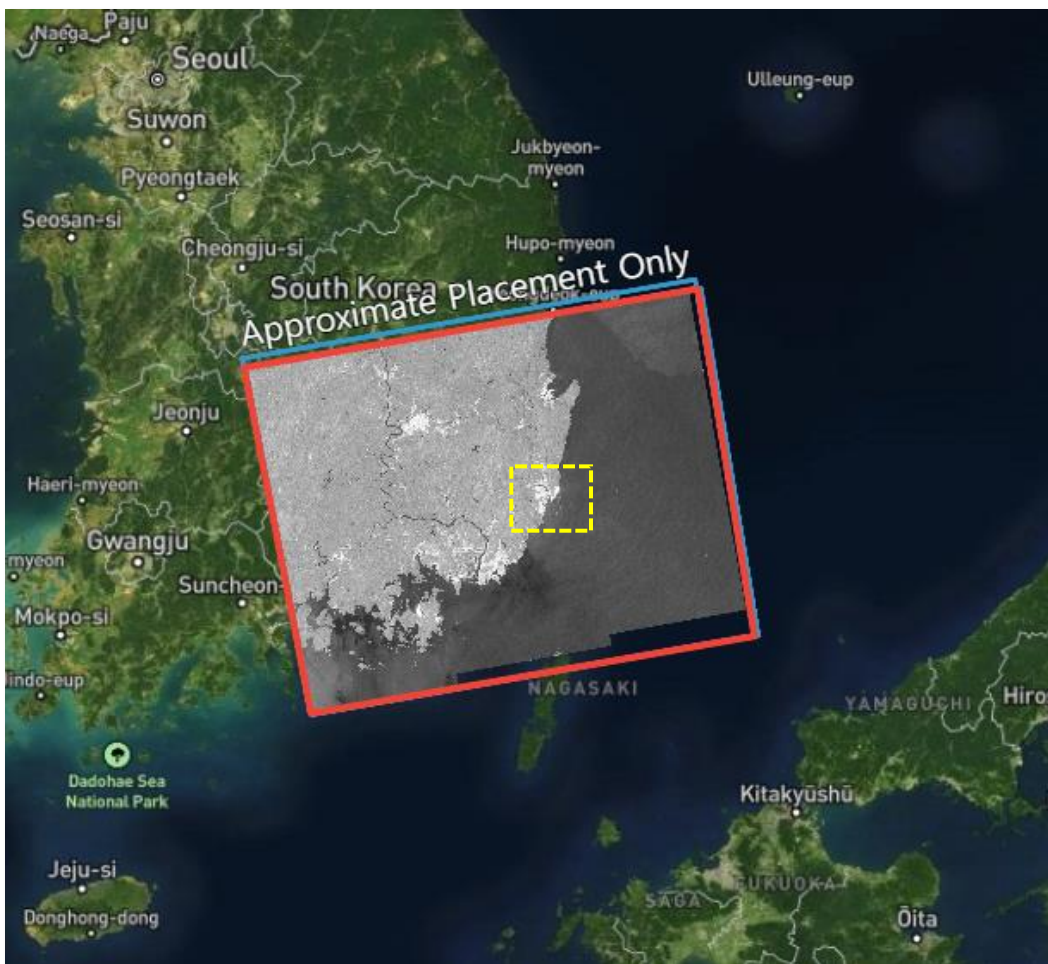


그림 1. 2023년 7월 30일 Sentinel-1A 영상

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

표 1. Sentinel-1 위성 영상 파라미터

3. Statistical Method

• Frozen Background Reference (FBR) Image 제작

- ✓ 기준이 되는 FBR Image를 제작하여 영상과의 차이를 통해 영상 내 선박만을 강조
- ✓ FBR Image 제작에는 식 (1)의 진폭분산을 이용
- ✓ 50개 영상의 진폭분산의 임계값 설정을 통해 안정적이지 않은 픽셀을 제거 후 평균

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

(D_A : 진폭분산, σ_A : 표준편차, m_A : 평균)

- ✓ 임계값 계산에는 Effective Number of Looks (ENL) 4.9를 이용하여 식 (2)를 통해 계산

$$\Psi = \sqrt{\frac{\Gamma(L)\Gamma(L+1)}{\Gamma(L+0.5)^2} - 1} + \frac{\alpha}{\sqrt{D}} \quad (2)$$

(Ψ : 임계값, Γ : 감마함수, L : ENL, D : 남은 영상 개수, α : 가중치(0~1))

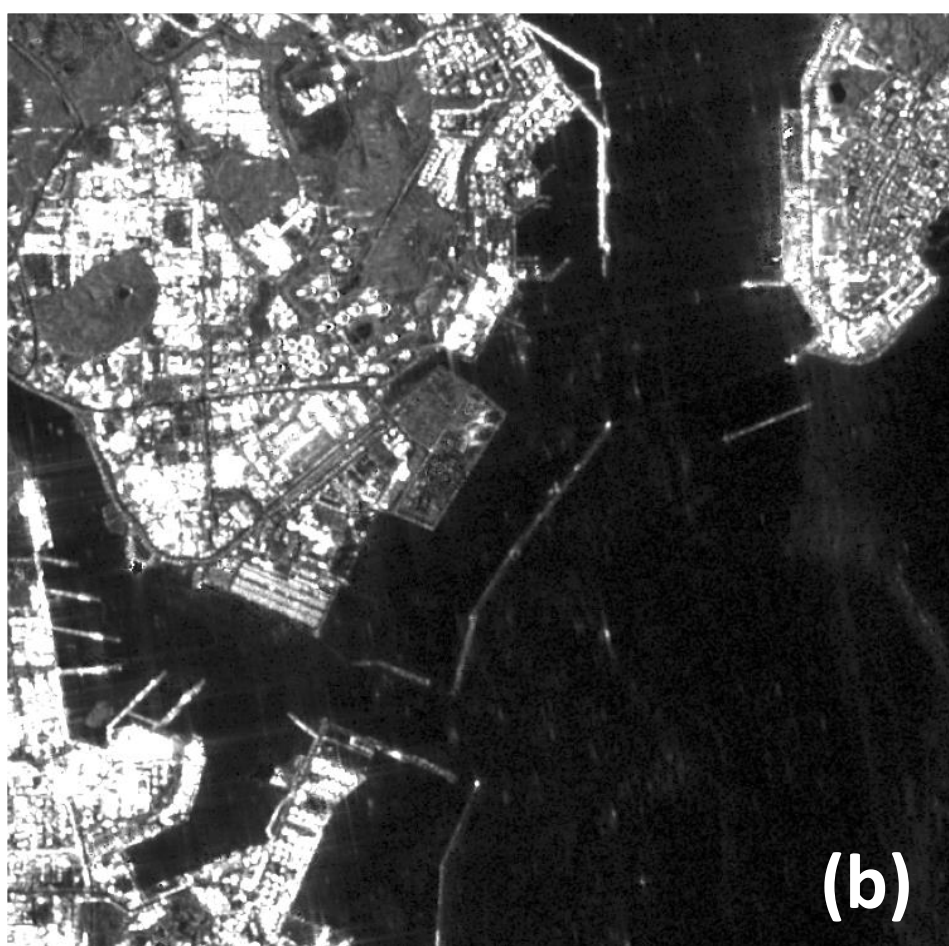
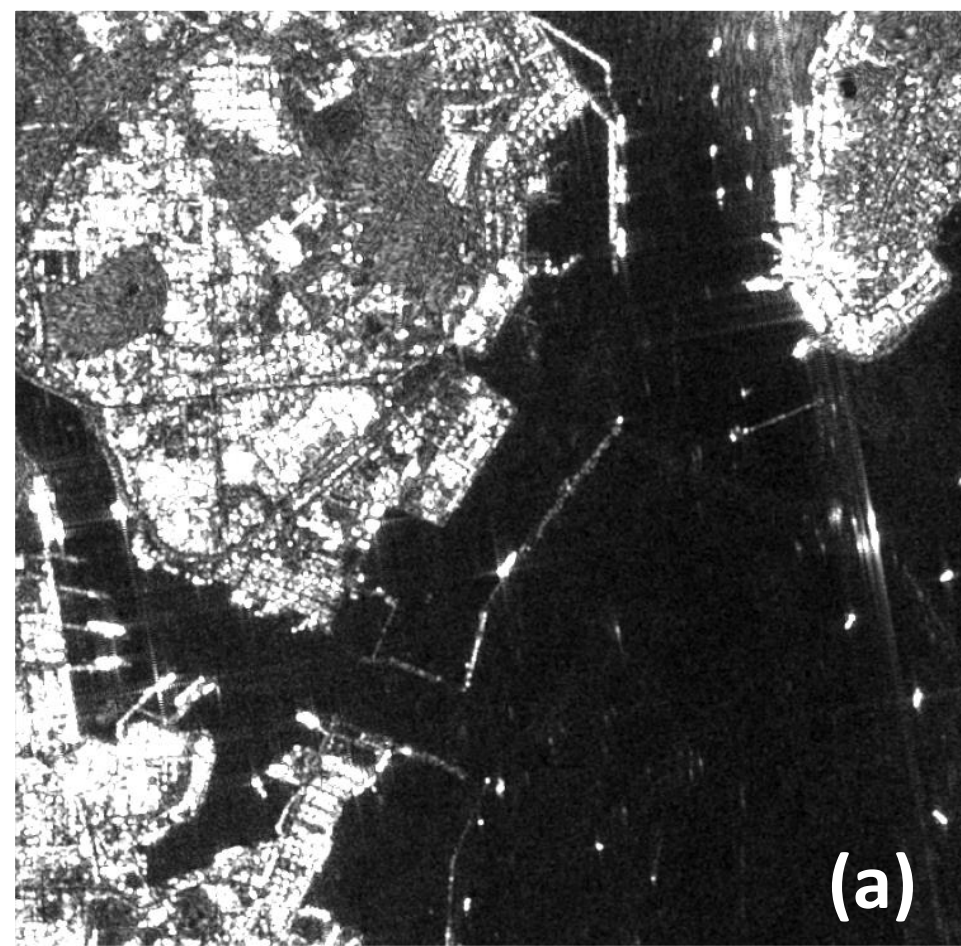


그림 2. (a) 2023년 7월 30일 영상, (b) 2021년 10월 8일부터 2023년 7월 18일까지 49개 영상을 이용해 제작한 FBR 영상

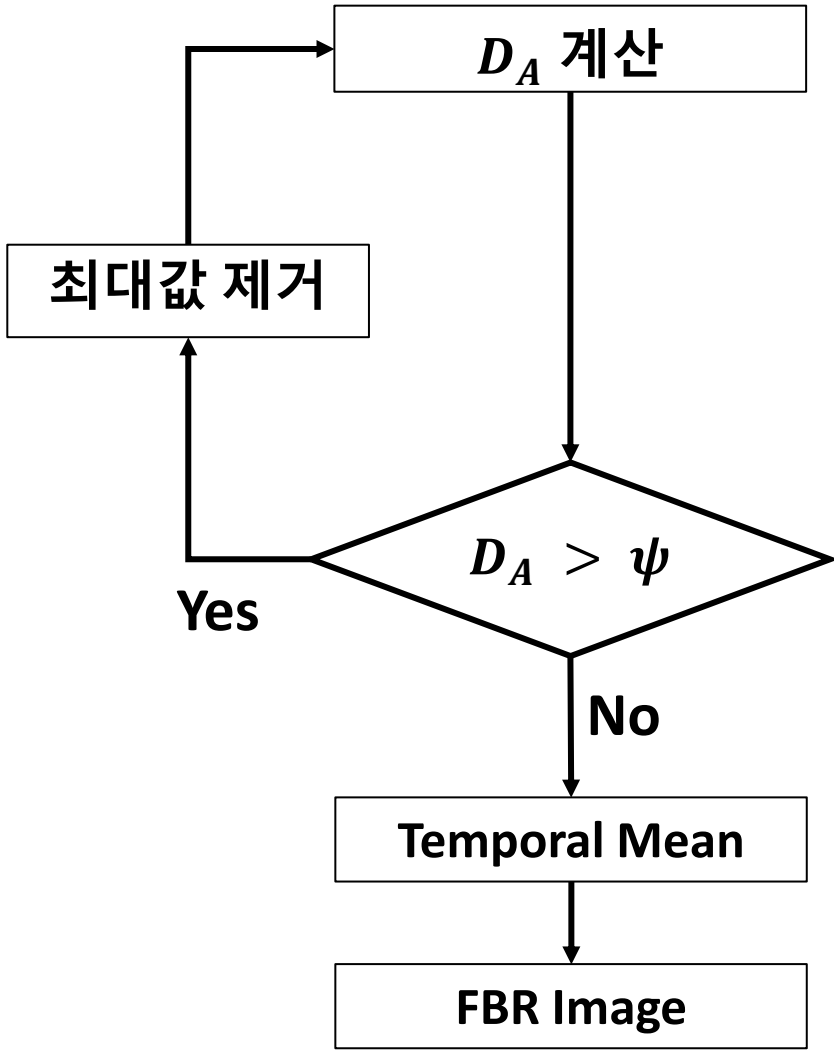


그림 3. FBR 영상 제작을 위한 픽셀 선택, 각 픽셀별로 반복하여 계산

•선박탐지

- ✓ 선박탐지는 식 (3)의 Ratio 영상에 CFAR 알고리즘을 적용

$$Ratio\ Image = \frac{Test\ Image}{FBR\ Image} \quad (3)$$

- ✓ Ratio 영상에서 FBR 영상과 Test 영상 사이에 유의미한 차이를 선박으로 가정
- ✓ 선박탐지결과에서 2x2 보다 작은 픽셀은 제거
- ✓ CFAR의 오경보율은 식 (4)과 같이 계산

$$P_{FA} = \int_{\theta_{FA}}^{\infty} f_k(x) dx \quad (4)$$

(P_{FA} : 오경보율 θ_{FA} : CFAR Threshold, $f_k(x)$: 진폭값 확률밀도함수)

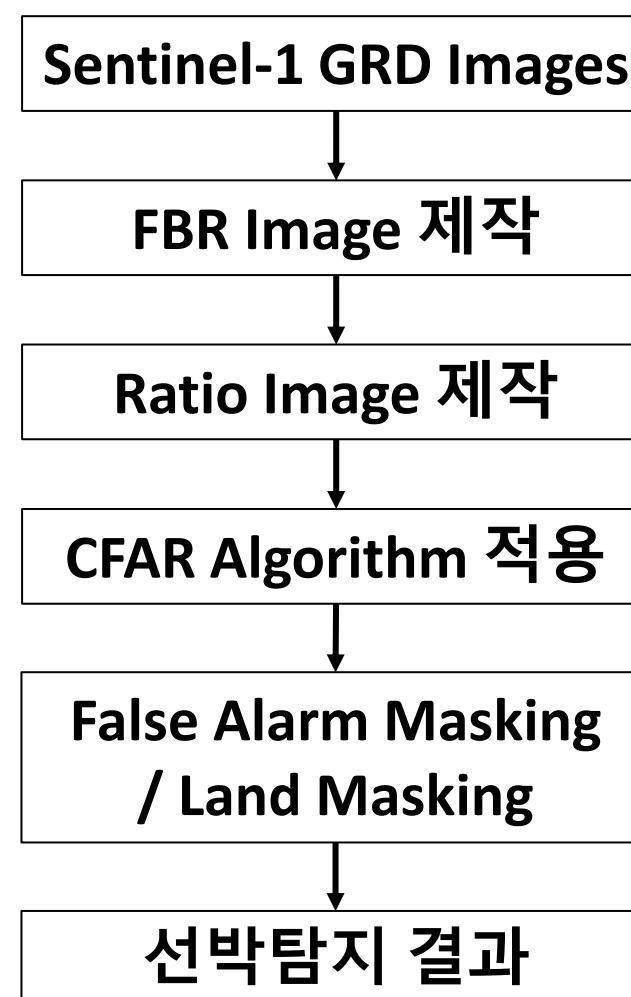


그림 4. Statistical Method Flow Chart

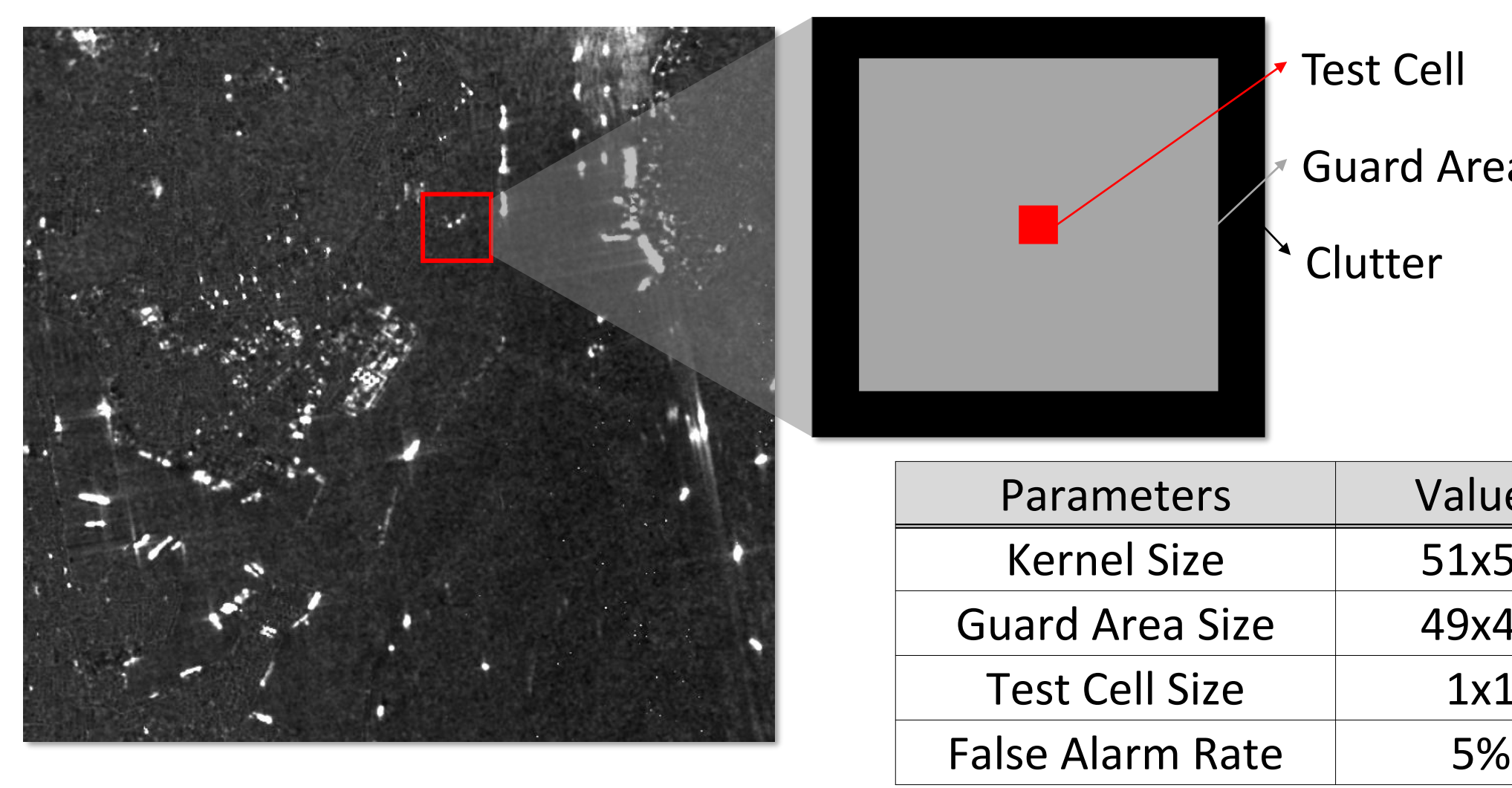


그림 5. Ratio Image와 CFAR Kernel

Parameters	Values
Kernel Size	51x51
Guard Area Size	49x49
Test Cell Size	1x1
False Alarm Rate	5%

표 2. CFAR Algorithm Parameters

4. CFAR-Guided CNN

- ✓ 오경보와 선박을 분류하기 위해 CNN (Convolutional Neural Network) 이용
- ✓ 딥러닝 모델은 LeNet을 이용
- ✓ 딥러닝의 학습에는 총 5921개의 학습 데이터를 사용
- ✓ 학습데이터는 Sentinel-1 위성 영상의 공간 해상도와 선박의 크기를 고려하여 50x50 칩으로 제작

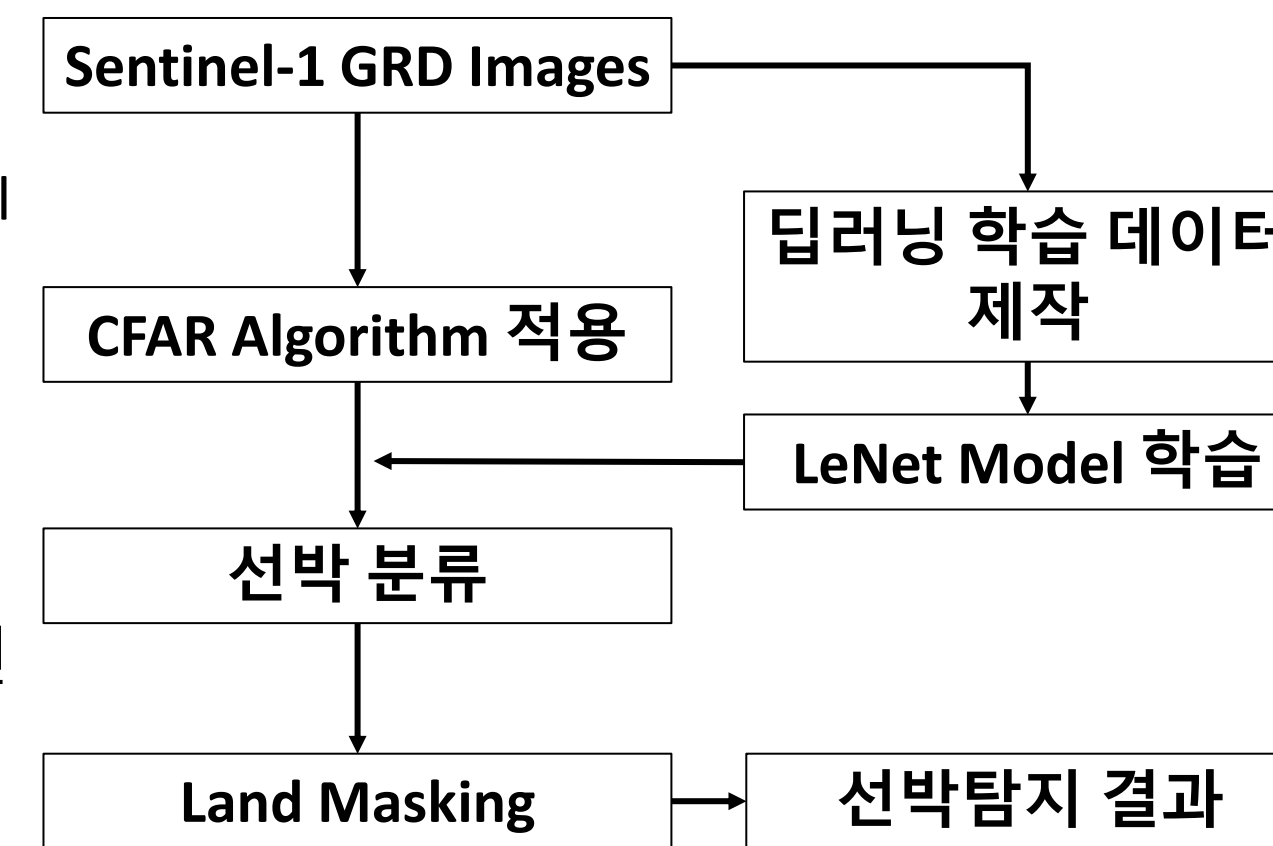


그림 6. CG-CNN Flow Chart

5. Combined Method

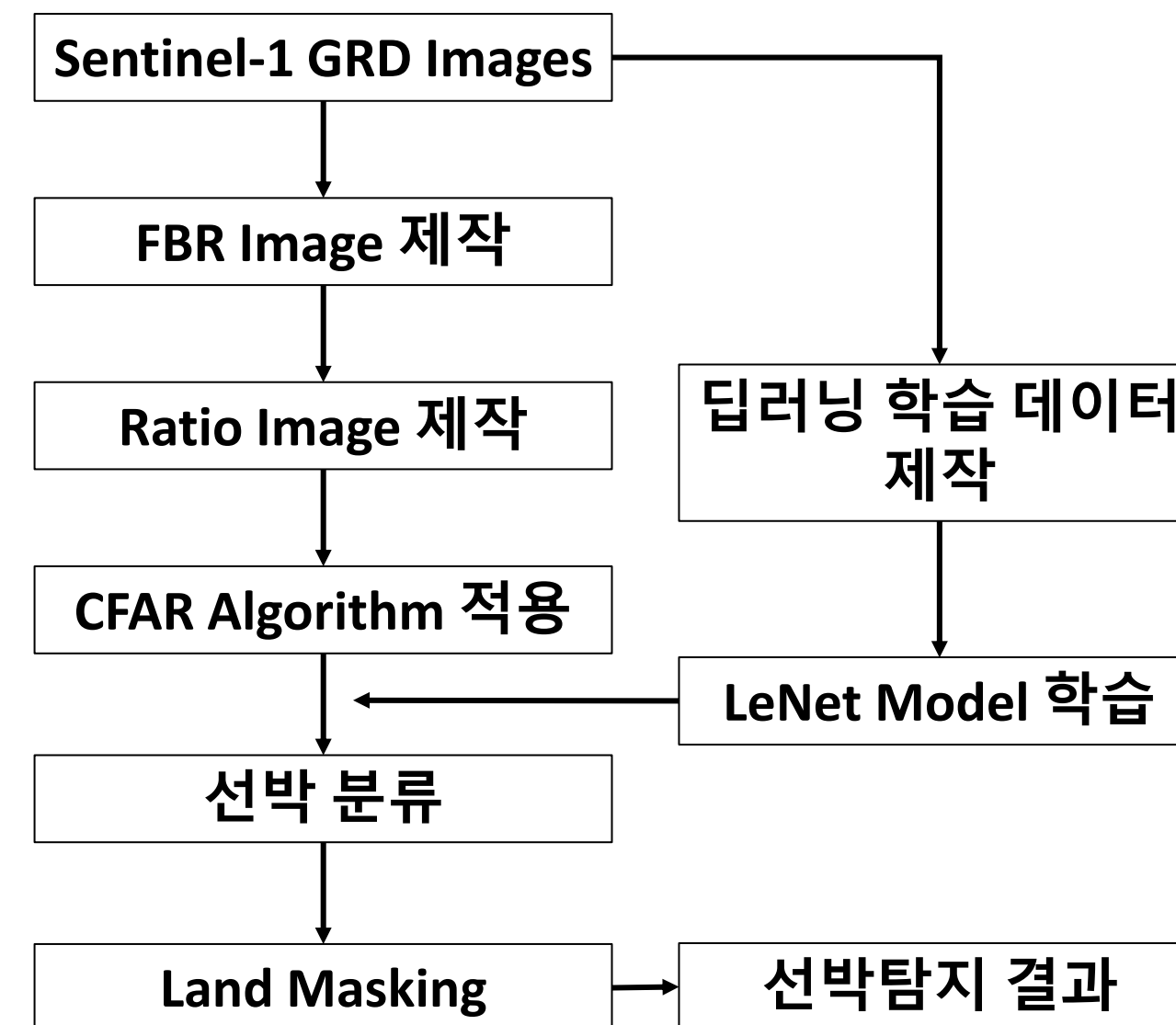


그림 7. Combined Method Flow Chart

Layer	Output Shape	Param
Conv2d_10	(None, 50, 50, 32)	320
Max_pooling2d_10	(None, 25, 25, 32)	0
Conv2d_11	(None, 25, 25, 64)	18496
Max_pooling2d_11	(None, 13, 13, 64)	0
Flatten_5	(None, 10816)	0
Dense_10	(None, 1024)	11076608
Dense_11	(None, 2)	2050
Dropout_5	(None, 2)	0

표 3. LeNet Model Summary

- ✓ CG-CNN 방법에서 Ratio 영상을 이용하여 정박된 선박의 미탐지되는 문제를 보완함
- ✓ 융합된 방법에서는 부두에 직접 정박한 선박의 탐지 성능이 향상됨

6. Results and Discussion

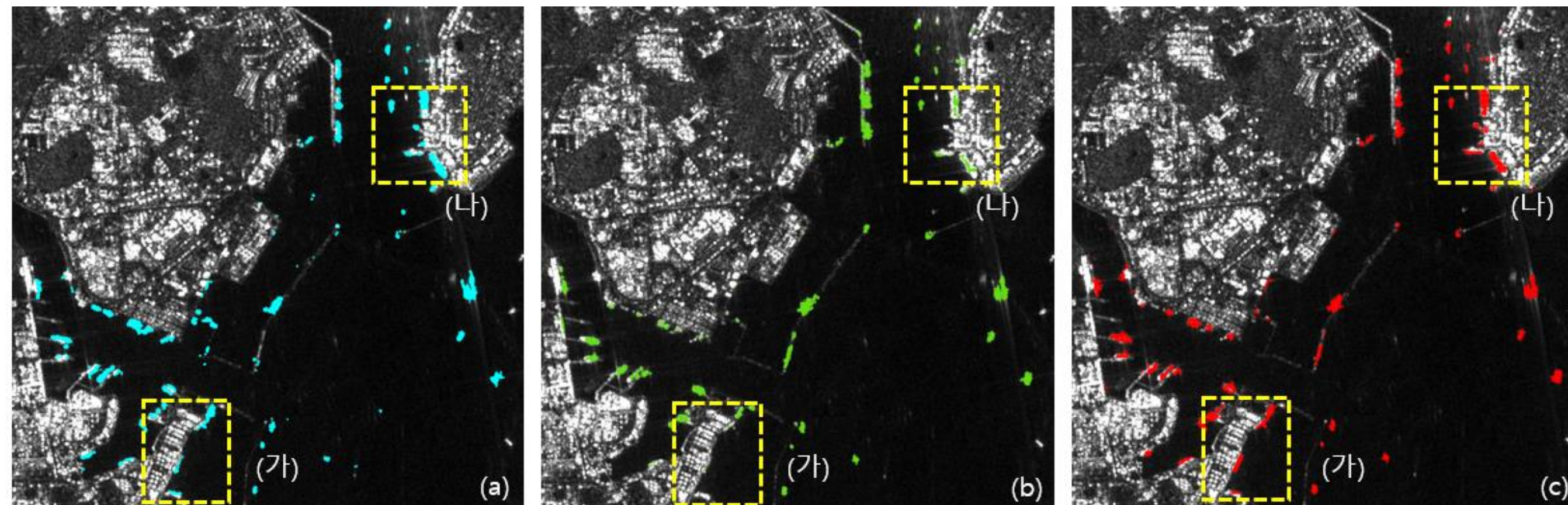


그림 8. (a) 통계적 기법의 선박탐지 결과, (b) CG-CNN 선박탐지 결과, (c) 융합된 방법의 선박탐지 결과

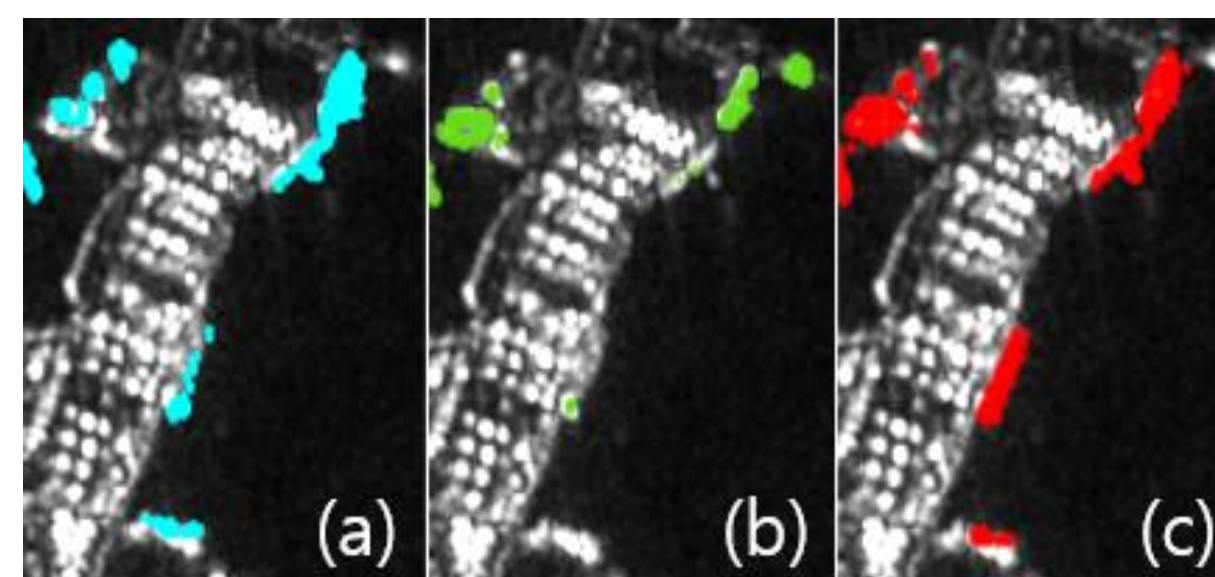


그림 9. (가) 지역 선박탐지 결과
(a) 통계적 방법, (b) CG-CNN, (c) 융합된 방법

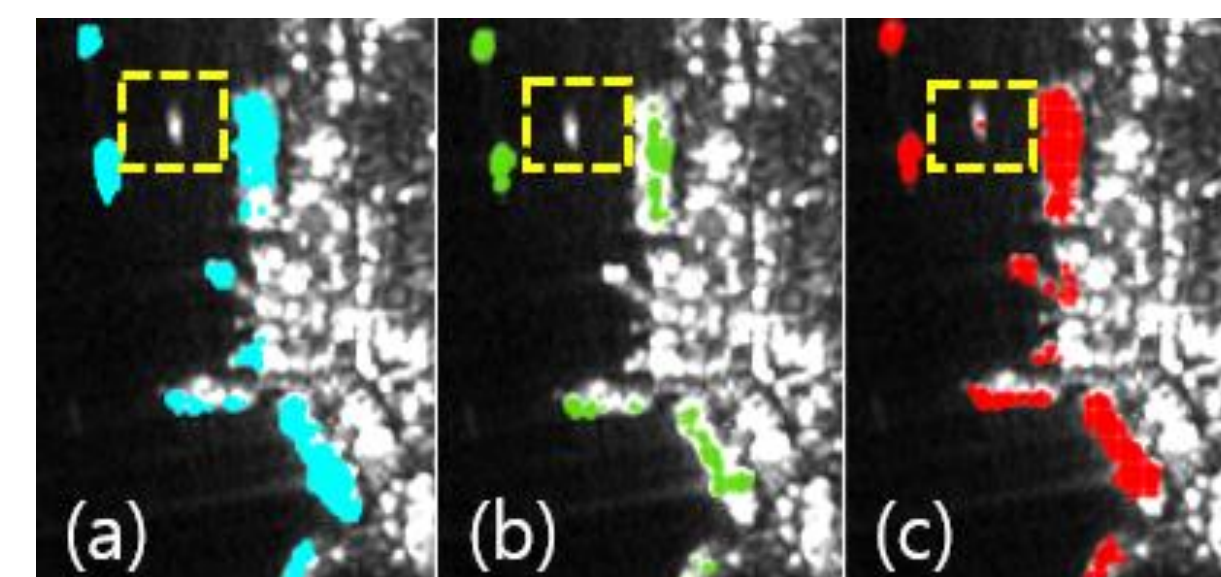


그림 10. (나) 지역 선박탐지 결과
(a) 통계적 방법, (b) CG-CNN, (c) 융합된 방법

- ✓ 통계적 방법을 이용하여 선박탐지율을 높이고, 딥러닝을 이용하여 오탐지를 제거
- ✓ 융합된 방법을 적용하였을 때, 선박의 탐지 성능은 CG-CNN 보다 약 9.1% 향상됨, 오탐지율은 통계적 방법보다 약 56% 감소
- ✓ 그림 11의 박스에서는 융합된 방법에서만 선박이 탐지됨
- ✓ 세 가지 방법 모두 등대와 일부 방파제를 선박과 구분하지 못하는 문제가 해결되지 않음
- ✓ 추후, 선박과 인공구조물의 특징을 잘 구분할 수 있도록 딥러닝 모델의 개선이 필요할 것으로 판단

사사

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