



# 딥러닝 기반의 도플러 스펙트럼 분석을 통한 KOMPSAT-5 SAR 영상의 선박 및 고스트 분류

채영재<sup>1</sup>, 임태석<sup>1</sup>, 이보람<sup>2</sup>, 이윤경<sup>2</sup>, 김상완<sup>2\*</sup>

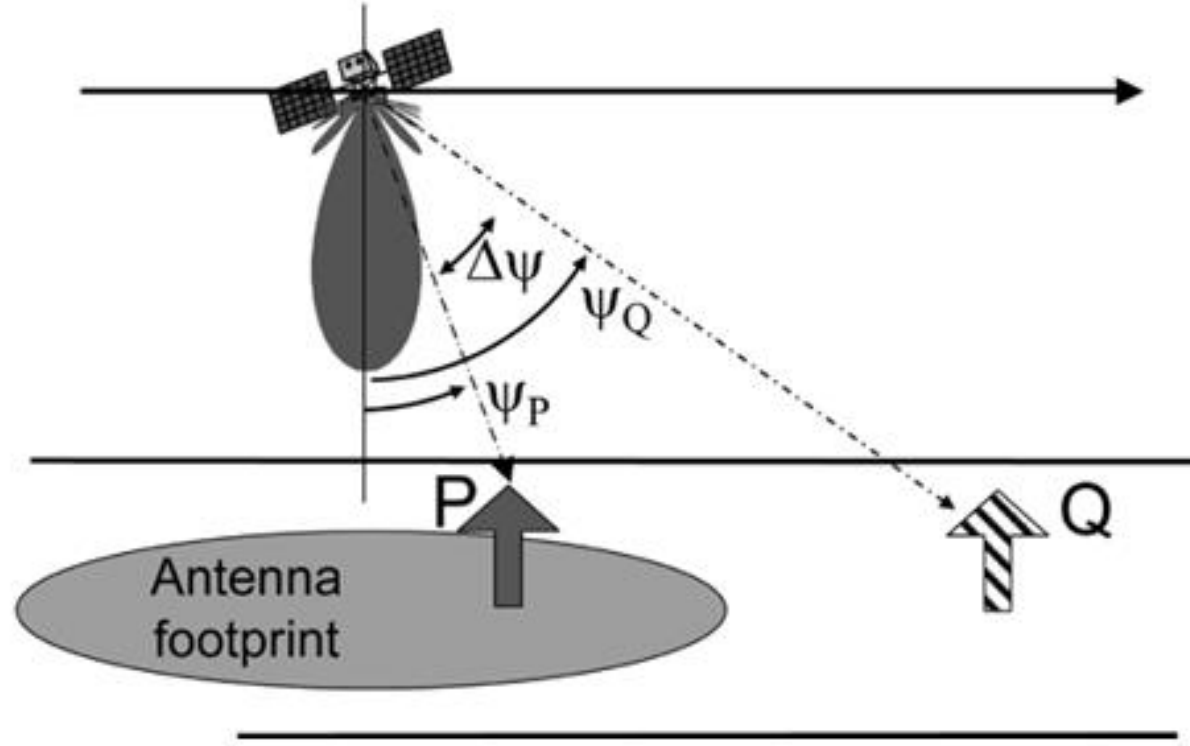
<sup>1</sup> 세종대학교 에너지자원공학과

<sup>2\*</sup> 세종대학교 지구자원시스템공학과 (e-mail: swkim@sejong.edu)

## Abstract

합성개구레이더(Synthetic Aperture Radar, SAR)는 전천후 주야간 영상 획득이 가능하다는 장점으로 인해 해양 감시와 선박 탐지 분야에서 핵심적인 역할을 수행하고 있다. 그러나 시스템의 펄스 반복 주파수(Pulse Repetition Frequency, PRF) 특성으로 인해 발생하는 방위 모호성(Azimuth ambiguity), 즉 고스트(Ghost) 현상은 선박 탐지 결과에 다수의 오경보를 유발하여 탐지 신뢰도를 저하시키는 요인으로 작용한다. 특히 해상 환경에서는 해수 표면의 낮은 반사율과 선박의 높은 반사율 간 대비로 인해 고스트가 더욱 두드러진다. 본 연구에서는 선박과 고스트 간 도플러 스펙트럼(Doppler spectrum) 차이를 기반으로 자동 분류 방법을 개발하고 성능을 평가하였다. 선박과 고스트는 안테나 패턴의 특성과 위상 오차로 인해 도플러 스펙트럼에서 뚜렷한 차이를 보이는데, 실제 선박의 스펙트럼이 중심 주파수를 기준으로 대칭적으로 분포하는 반면, 고스트는 국소적인 신호 집중과 함께 비대칭적인 형태를 나타낸다. 이러한 특성을 이용한 분류 모델을 개발하기 위해, 먼저 KOMPSAT-5 SAR Single-look Complex Slant (SCS) 영상에 선박자동식별시스템(AIS) 및 위치정보 전송장치(V-PASS) 데이터를 적용하여 정답 레이블을 부여함으로써 훈련 데이터셋을 구축하였다. 구축된 데이터셋 내 각 후보의 도플러 스펙트럼을 1차원 합성곱 신경망(1-D Convolutional Neural Network, 1-D CNN)에 입력하여 분류 모델을 학습시켰다. 정량적 성능 평가 결과 전체 정확도 90%, F1-score 0.90, 재현율(Recall) 약 90%를 보였으며, 스펙트럼 기반 분류를 통해 고스트를 분류하여 CFAR 탐지 결과에서 나타나는 오경보율을 낮출 수 있음을 확인하였다. 이러한 결과는 제안된 모델이 SAR 기반 선박 탐지 알고리즘의 신뢰도와 정확도를 향상시키는 후처리 모듈로 활용될 수 있음을 시사한다.

## Introduction



### Azimuth Ambiguity

- 방위각 주파수(Azimuth frequency)와 방위각 각도는 파장  $\lambda$ 에서 일반적으로 식(1)과 같이 선형 관계를 가짐

$$f_a = -\frac{2v}{\lambda} \sin \psi \approx -\frac{2v}{\lambda} \psi \quad (1)$$

그림 1. 속도 v로 비행하는 SAR 위성 플랫폼과 타겟 P에 대해 방위각 각도(Azimuth angle)  $\Delta\psi$ 만큼 떨어진 타겟 Q에 대한 기여도를 나타냄 [Guarnier, 2005]

### Doppler Spectrum

- 레이더 센서와 표적 사이의 상대적인 움직임에 따라 반사되어 돌아오는 전파의 주파수가 변함
- SAR 센서가 표적을 포함하는 지역을 비행하며 지나가는 동안, 특정 표적으로부터 반사된 신호를 Azimuth 방향으로 푸리에 변환하여 도플러 스펙트럼을 얻음

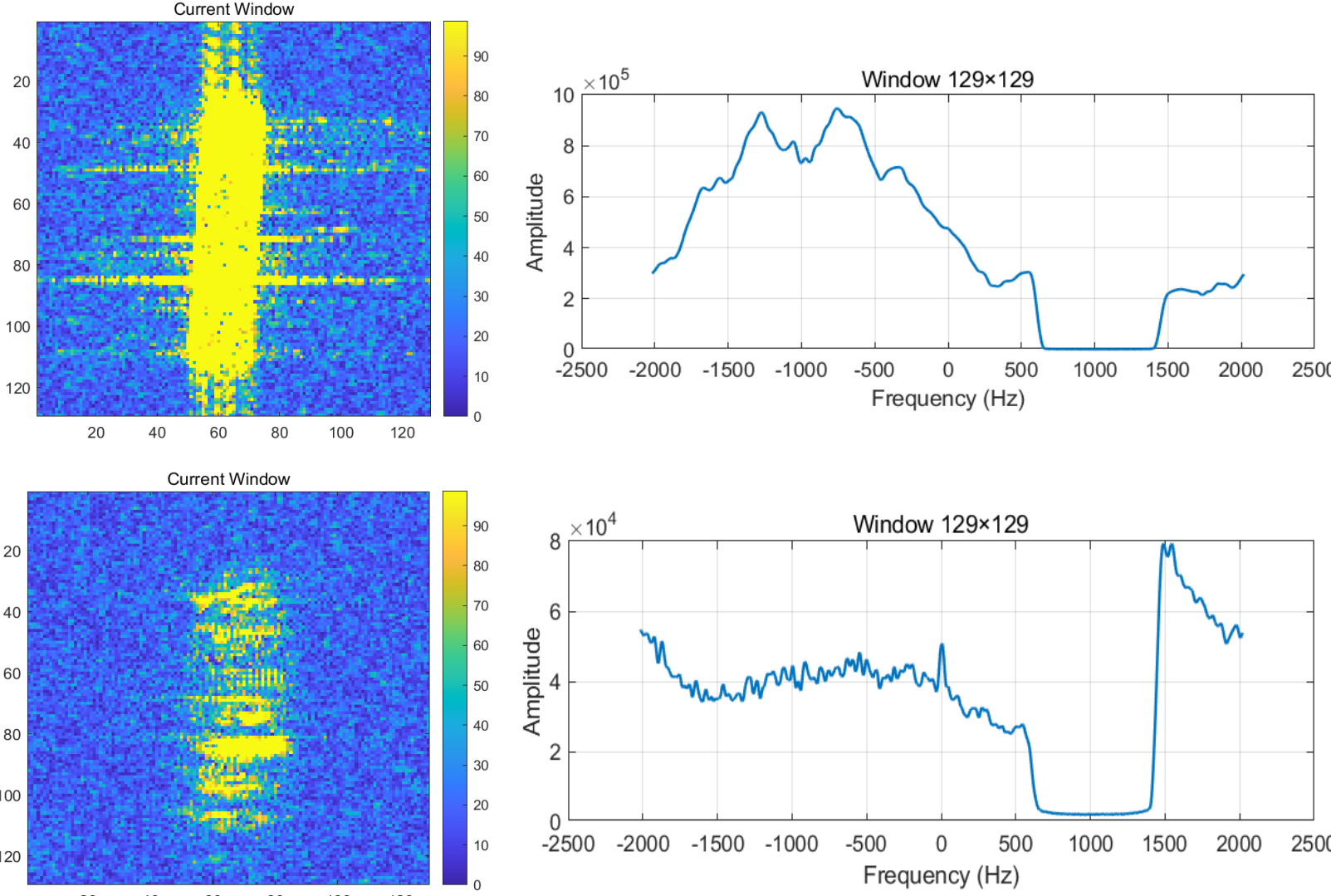


그림 2. 선박(상)과 고스트(하)의 도플러 스펙트럼 비교

## Data

- X-band 고주파를 활용하는 플랫폼의 경우 저주파를 활용하는 플랫폼에 비해 영상 내에 고스트가 빈번하게 발생함
- 따라서, Korea Multi-Purpose Satellite-5 (KOMPSAT-5) Single-look Complex Slant (SCS) HH Polarization 영상을 사용함
- Ascending, Descending Images 총 29장 사용하였고 연구 지역은 제주도 연안으로 선정함



그림 3. (좌) 지리좌표계로 투영된 KOMPSAT-5 SCS 영상, (우) 제주도 해안의 AIS & V-PASS 데이터로 식별된 실제 선박(붉은색)

## Method

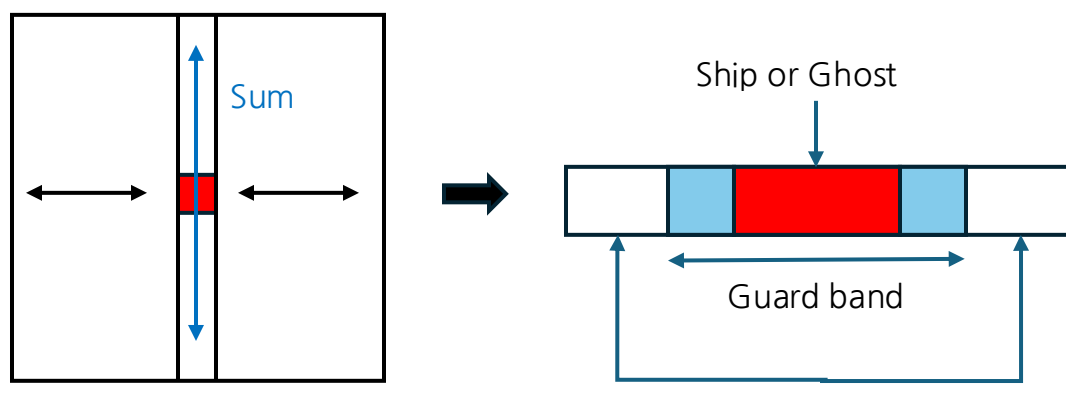


그림 4. 해양 클러스터 통계 추정을 통한 적응형 윈도우 생성

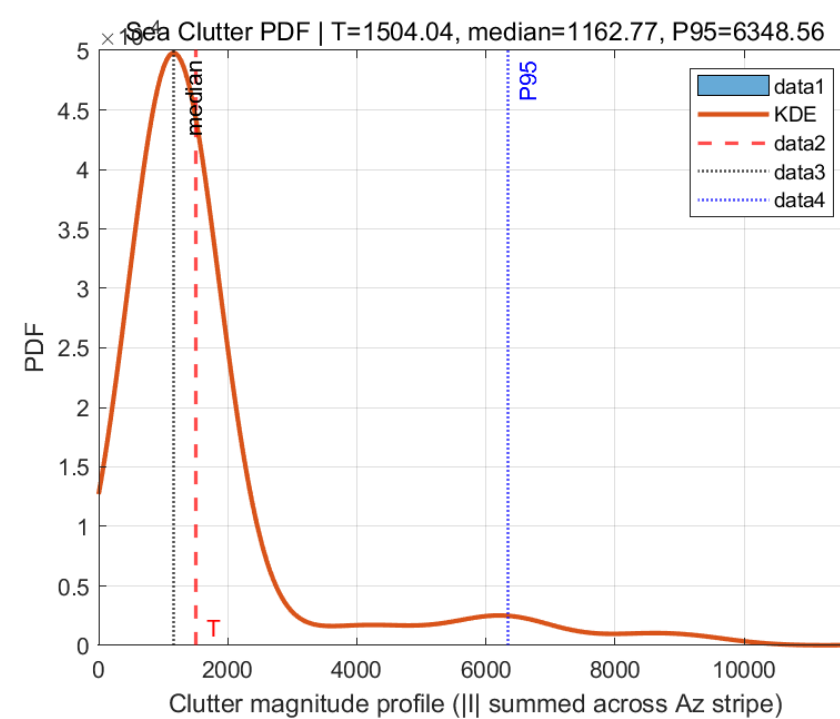


그림 5. 해양 클러스터 통계 추정 예시

### Adaptive Window

- 주변 해수면이 많이 포함될수록 선박과 고스트의 구분 능력이 떨어지게 되며 따라서 선박의 크기에 따라 적응적인 윈도우를 만드는 것이 필요함
- 평균 클러스터 레벨( $\mu_c$ )과 클러스터 변화량( $\sigma_c$ )으로 임계값(T) 계산

$$T = \mu_c + k \cdot \sigma_c \quad (2)$$

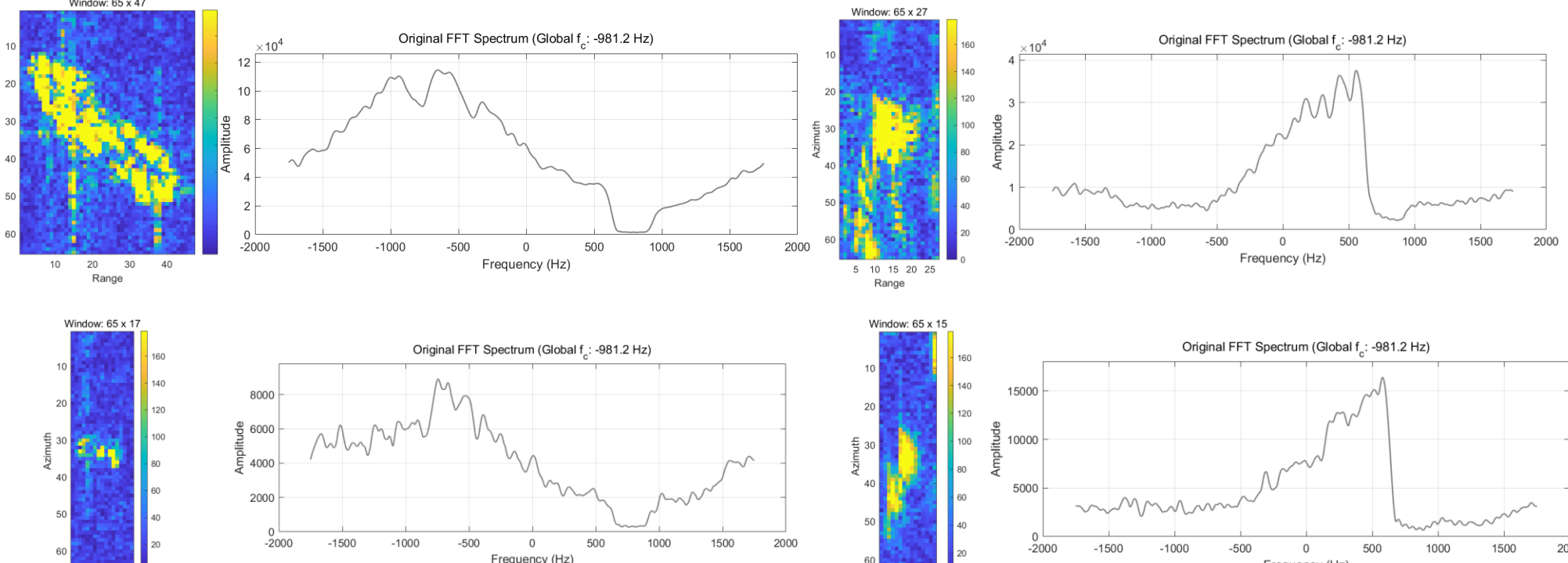


그림 6. 적응형 윈도우를 적용한 후, 선박과 고스트의 도플러 스펙트럼

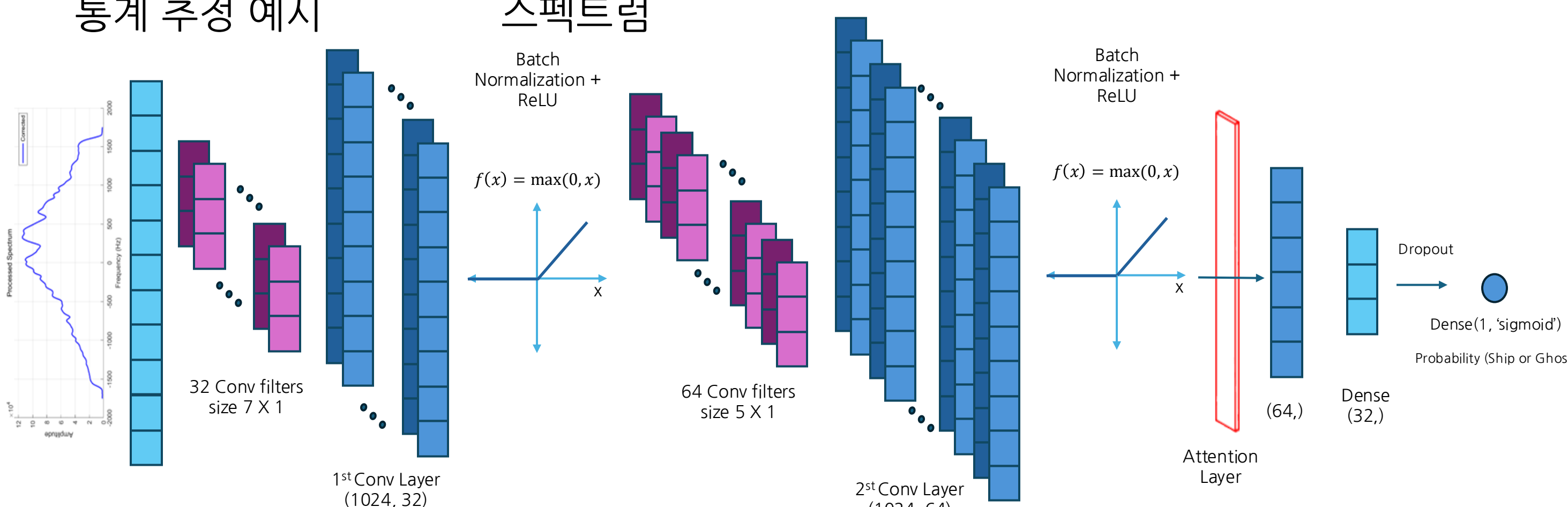


그림 7. Attention 기반 1-D CNN 모델

1차원 도플러 스펙트럼의 계층적 특징을 추출하고, Attention 메커니즘으로 중요한 특징을 선별 및 요약하여 최종적으로 이진 분류를 수행

## Result & Discussion

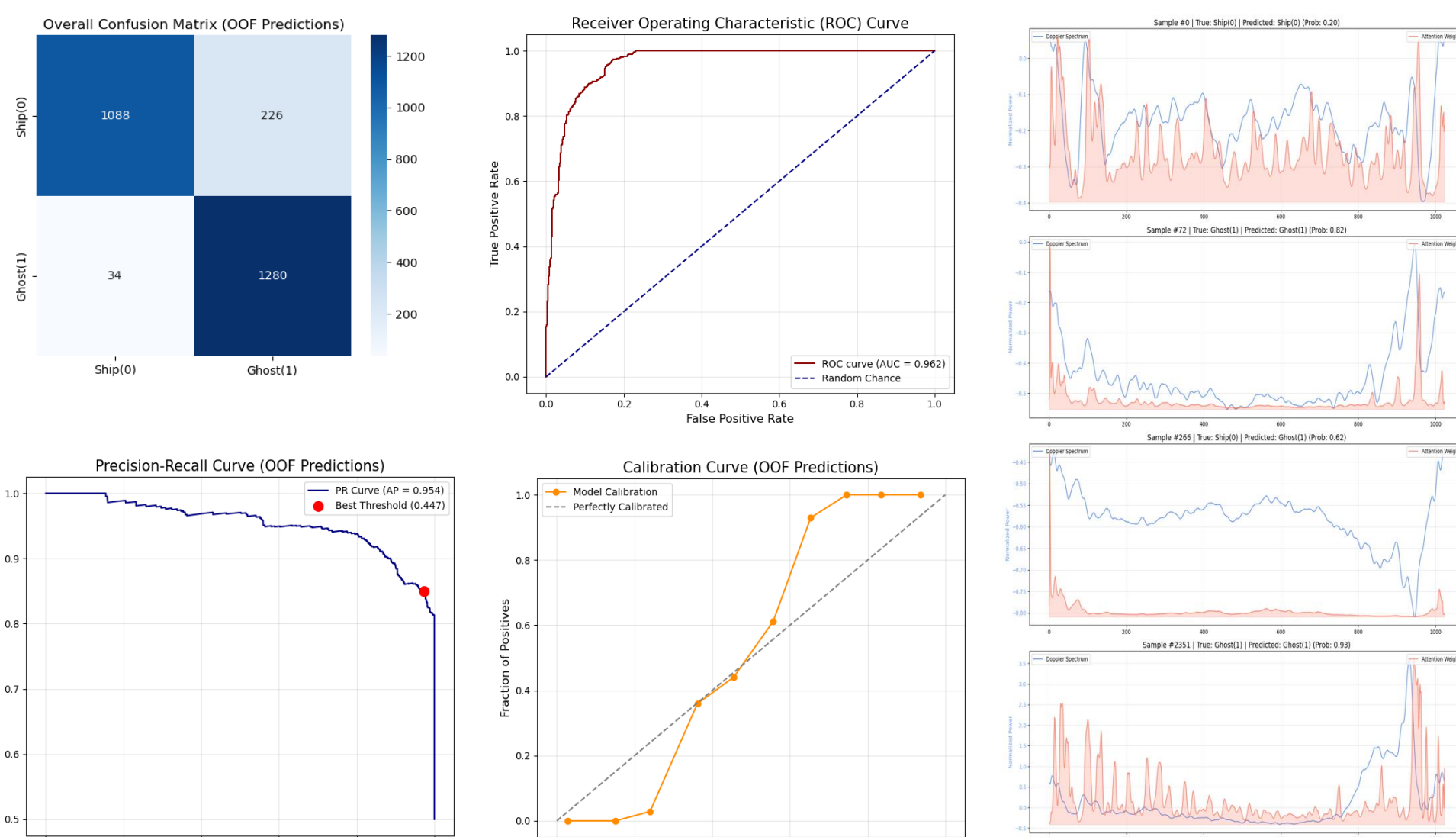


그림 8. 분류 모델 성능 종합 평가

- ROC-AUC(0.962), PR-AUC(0.954)의 성능을 보임
- Attention 시각화를 통해 모델이 선박은 주파수 전역에서, 고스트는 양 끝 경계 구간을 가중치를 두어 학습함을 확인

	Precision	Recall	F1-score	Support
0	0.97	0.83	0.89	1314
1	0.85	0.97	0.91	1314
Accuracy			0.90	

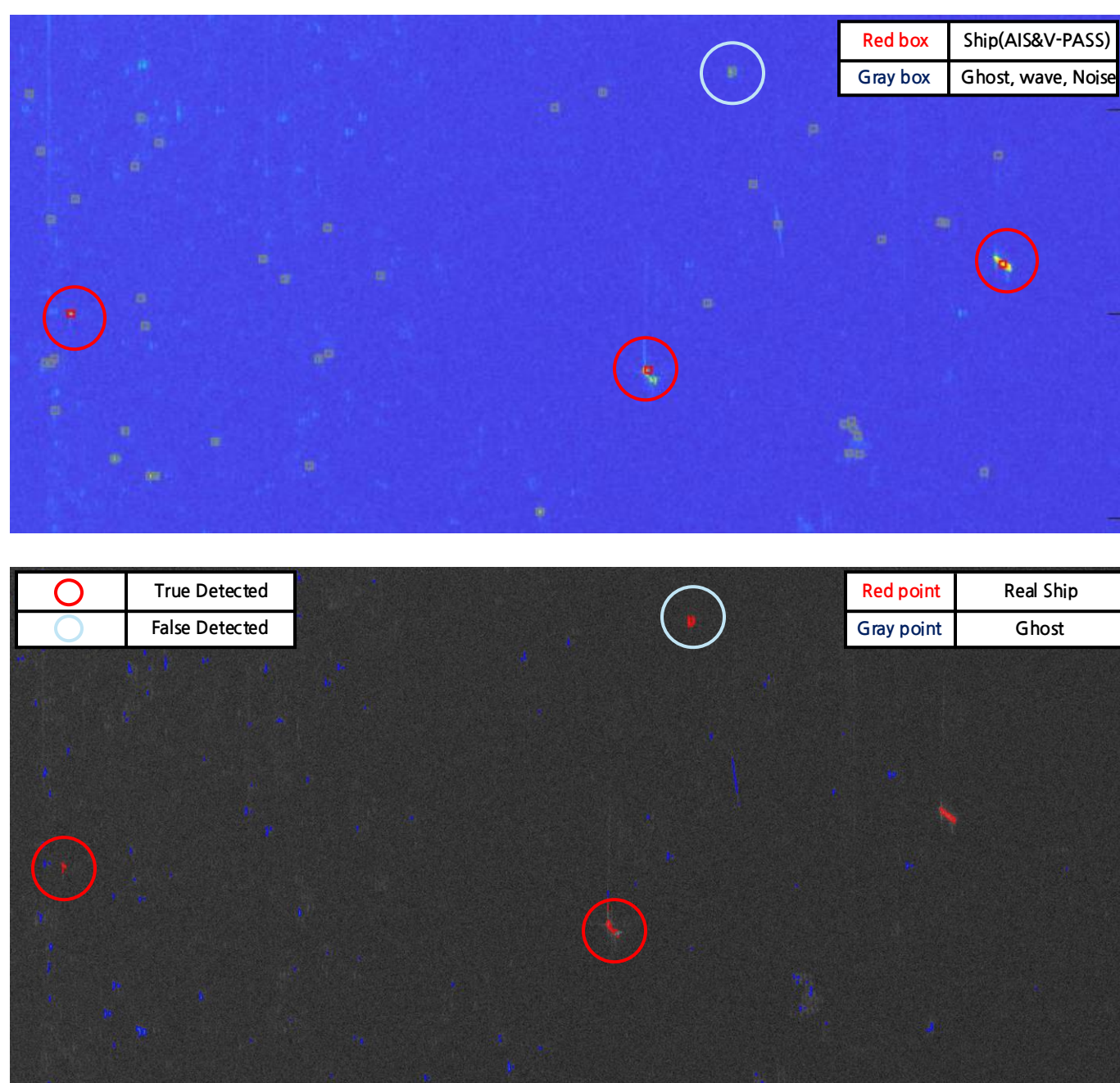


그림 9. 학습된 모델을 제주도 연안(좌), 거제도 연안(우) 영상에 적용 및 검증

- 그림 9에서, 서로 다른 지역의 영상에서도 실제 선박을 효과적으로 추출하는 반면 고스트를 선박으로 오탐지 하는 경우가 발생함. 이는 해당 표적 속도 및 지역적 특징 등으로 인해 도플러 스펙트럼이 선박과 유사하기 때문이라고 판단함.

## Conclusion

- 본 연구에서는 도플러 스펙트럼(Doppler spectrum)의 형태적 차이를 기반으로 실제 선박과 고스트(Ghost) 타겟을 효과적으로 분류하는 모델을 제안하였으며, 제안된 모델은 약 90%의 정확도를 달성하였음
- 적응형 윈도우를 통해 선박과 고스트의 도플러 스펙트럼 형태 차이를 명확히 하고자 하였고 향후, 파라미터 및 알고리즘에 대한 최적화가 필요함
- 도플러 스펙트럼은 영상 내의 물체의 이동 속도, 위치, 지역 등에 따라 다를 수 있음 따라서, 향후 다양한 지역에 대해서 학습데이터를 구축하여 모델의 일반화를 향상시킬 수 있음