

클래스 활성화 지도를 이용한 딥러닝 기반의 SAR 선박 탐지 기술 연구

김병준 / 한국항공대학교 컴퓨터비전 연구실

본 논문에서는 원격 감지 영상에서 선박 탐지를 위한 딥러닝 모델 Faster-RCNN과 Class Activation Map(CAM)의 융합 기법을 제안한다. 제안한 방식은 Faster-RCNN의 정확한 객체 탐지 성능에 대한 장점과 CAM의 영상 해석력에 대한 장점을 결합한다. Faster-RCNN 알고리즘은 관심 영역을 탐지하는데 사용되며, CAM 기법은 선박 탐지에 기여하는 영상에서 선박이 있을 만한 후보 영역을 강조 표시하는 열 지도를 생성하는데 사용한다. Faster-RCNN의 Non-Maximum Suppression(NMS) 단계에서 생긴 후보군에 CAM을 적용하여 선박의 크기마다 각 한계 값을 넘지 못하면 최종 후보군이 되지 못하도록 제거한다. 본 논문에서는 제안 방식을 통해 정밀도를 높이면서 재현율을 유지하여 기존 방식보다 높은 성능을 냈음을 보여준다.

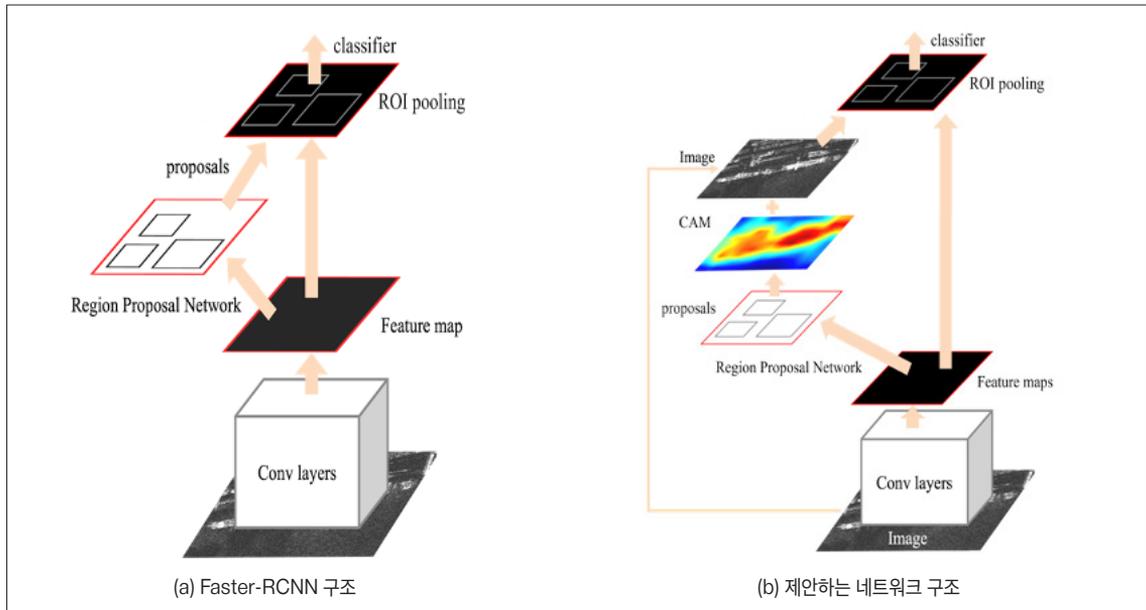
합성 개구 레이더(Synthetic Aperture Radar, SAR)는 다용도의 레이더 영상 기술로서 광학 영상 시스템과 달리 SAR는 지구 표면의 고해상도 이미지를 생성하기 위해 전파 전송을 사용하여 마이크로파 스펙트럼에서 작동한다. SAR는 지구 표면을 향해 마이크로파 신호를 전송하고 반사된 신호를 포착하여 환경 조건에 관계없이 상세한 이미지를 생성할 수 있다. 이를 통해 SAR가 낮이나 밤, 구름 덮

개를 통해, 악천후에서 효과적으로 기능할 수 있어 넓은 범위에 대해서 중단되지 않고 신뢰할 수 있는 정보를 줄 수 있다. 이러한 장점으로 SAR는 다양한 분야에서 활용되고 있지만 특히 선박 탐지를 통한 국방 및 보안, 민간 분야에서 주로 활용되고 있다.

SAR 선박 탐지를 통해 해상 안전, 보안 및 밀수 또는 해적 행위와 같은 불법 행위를 방지할 수 있다. 또한 해상 응급 상황이나 재난 상황에서 수색 구조 임무를 수행하는데 도움을 줄 수 있다. 구조가 필요한 사람이나 조난 선박을 신속하게 식별하고 위치를 파악할 수 있기 때문에 대응 시간을 단축할 수 있기 때문이다. 또한 넓은 범위를 한 번에 파악할 수 있기 때문에 환경 모니터링에도 사용이 되는데, 이는 기름 유출과 같은 해양 오염의 범위를 파악하고 대처하여 해양 생태계 보호에 도움을 줄 수 있다.

SAR 이미지를 활용한 선박 탐지는 위에서 언급한 것처럼 다양한 장점이 있으나 SAR 선박 탐지에는 데이터 자체의 어려움과 방법론적 어려움이 있다.

데이터 관점에서 살펴보면, SAR 선박 탐지의 주요 장애물 중 하나는 스펙클 노이즈(Speckle Noise)이다. 이러한 고유의 노이즈는 레이더파에서 발생하는 특성으로 미세



<그림 1> 기존 Faster-RCNN 구조와 제안하는 네트워크 구조 비교

하게 선박의 세부 정보를 가릴 수 있어 정확한 선박 식별 및 위치 파악에 어려움이 있다. 특히 작거나 반사율이 낮은 선박의 경우에는 낮은 대비와 해상도로 인해 선박과 주변 환경 사이의 명확한 경계를 구별할 수 없다. 이 외 SAR 이미지 획득이 굉장히 어렵기 때문에 다량의 데이터 셋을 확보하는 것이 어렵다. 그렇기에 SAR 데이터 셋의 부족함은 딥러닝을 이용한 선박 탐지 모델의 개발에 영향을 미친다. 이는 훈련 샘플의 다양성을 제한하여 선박 탐지 모델로 하여금 오버피팅(Overfitting)을 유발하기 때문이다. 따라서 SAR 선박 탐지를 위해서는 위와 같은 문제들을 잘 고려해야 한다.

방법론적 관점에서, 기존 SAR 선박 탐지 방법은 수작업으로 하는 방식과 CFAR(Constant False Alarm Rate) 방식으로 구분할 수 있다. 수작업 방식은 이미지마다 적용하는 매개변수가 달라서 한 이미지에서 좋은 성능을 내는 매개변수가 다른 이미지에서는 안 좋은 성능을 낼 수 있다. 이처럼 이 방식은 범용성이 떨어지며 모든 이미지에 대한

매개변수를 구해야 한다는 점에서 소요시간이 매우 길다는 단점이 있다. CFAR 방식은 표적의 픽셀 값이 주변 영역보다 높다는 가정으로 픽셀 값에 대한 클러스터링을 통해 탐지하게 되는데, 이는 스펙클 노이즈로 인해서 복잡한 배경을 가져 픽셀 분포가 복잡한 SAR 이미지에 대해서는 선박 탐지 성능이 제한적이며 모든 픽셀을 하나씩 처리하기에 속도가 매우 느리다는 단점이 있다.

이후 딥러닝의 발전으로, 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)을 기반으로 하는 객체 탐지 알고리즘은 객체 탐지에서 좋은 결과를 보여주었다. 이러한 객체 탐지 알고리즘 중 Faster-RCNN은 좋은 성능을 보여주는 알고리즘이다. 하지만 SAR 선박 탐지 모델로서 Faster-RCNN은 스펙클 노이즈로 인한 복잡한 배경으로 인해 잘못된 선박 예측들이 많고 이에 따른 예측에 대한 시각적 설명을 제공하지 않아 해석 가능성이 제한되는 단점이 존재해 precision이 recall에 비해 현저히 낮다는 문제가 있다.

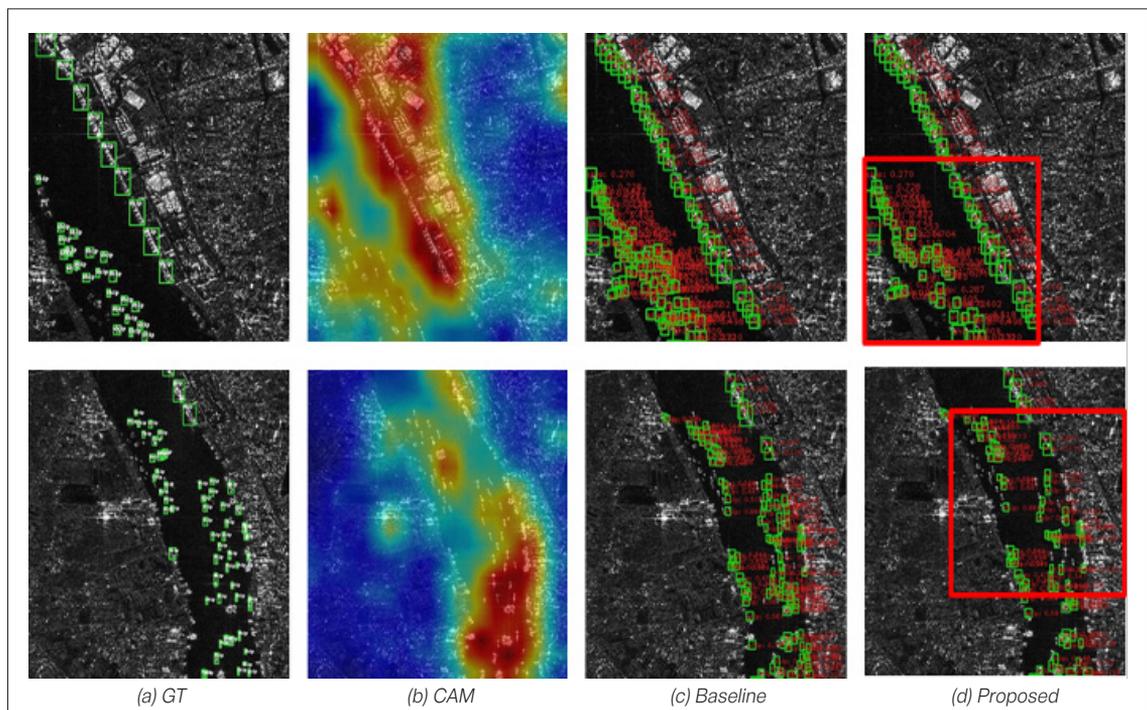
졸업논문 소개

이러한 문제점을 해결하기 위한 방법으로 딥러닝 모델이 클래스 예측에 대한 시각적 설명을 생성하기 위해 Class Activation Map(CAM)기술이 제안되었다. CAM은 특정 클래스 예측에 기여하는 이미지의 영역을 강조 표시하는 열지도(heat map)를 생성한다. 열지도를 통해 네트워크가 어느 부분을 통해 이미지 분류를 하는지 알 수 있다. CAM은 딥러닝 모델의 해석 가능성을 향상하기 위해 원격 탐지를 포함한 다양한 영역에 대한 시각화 정보를 제공하여 객체의 대략적인 위치를 파악하거나 네트워크가 어느 영역에 집중을 하고 있는지에 대한 정보를 하는데 사용된다.

본 논문에서는 SAR 선박 탐지 영상에서 선박 탐지를 위한 Faster-RCNN과 CAM의 융합 기술을 제안한다.

제안된 기술은 정확한 객체 탐지 성능을 보여주는

Faster-RCNN의 장점과 시각적 설명을 제공하는 CAM의 장점을 결합하는데, Faster-RCNN 알고리즘은 관심 영역(Region of Interest, ROI)을 탐지하는데 사용되며, CAM 기법은 선박 탐지에 기여한 이미지의 영역을 강조하여 모델로 하여금 선박이 있을 확률이 높은 지역에 대한 정보를 제공하는데 사용된다. 본 논문은 CAM을 NMS(Non-Maximum Suppression) 단계 이후 생성된 ROI 좌표를 적용하는데 선박 크기를 3가지 크기로 나누어 각 크기의 일정 한계 값을 넘지 못하면 제거하는 방식을 적용하여 잘못 예측한 ROI를 제거한다. 이를 통해 탐지할 선박들은 그대로 탐지하면서 잘못 탐지된 선박을 효과적으로 제거하여 재현율은 유지하면서 정밀도를 올려 성능을 높임으로써, 제안하는 방식이 기존의 방식보다 좋은 정확도를 가진 SAR 선박 탐지 모델임을 보인다.



<그림 2> HRSID 데이터 셋에 대한 선박 탐지 실험 결과: (a) Ground Truth, (b) CAM 적용 결과, (c) Faster-RCNN 실험 결과, (d) 제안한 네트워크 실험 결과

**김병준**

- 2022년 2월 : 한국항공대학교 소프트웨어학과 학사
- 2024년 2월 : 한국항공대학교 인공지능학과 석사
- 주관심분야 : 컴퓨터비전, 인공지능