

# 합성 개구 레이더 이미지의 객체 탐지 성능 향상을 위한 절삭-붙여넣기 기법

이지상<sup>○\*</sup>, 서형원\*, 박천음\*, 장한얼<sup>†</sup>

\*: 공동 저자

한밭대학교 컴퓨터공학과

{20191785, 20191735}@edu.hanbat.ac.kr, {parkce, hejang}@hanbat.ac.kr

## Crop-Paste Technique for Enhancing Object Detection Performance in Synthetic Aperture Radar Images

Jisang Lee<sup>○\*</sup>, Hyeong-Won Seo\*, Cheoneum Park\*, Haneol Jang<sup>†</sup>

Dept. of Computer Engineering, Hanbat National University

### 요 약

Synthetic Aperture Radar (SAR)는 능동형 센서로서, 마이크로파를 이용하여 사물을 탐지하고 관찰하는 데 사용된다. SAR 이미지는 주간, 야간, 다양한 기상 조건에서 데이터를 취득할 수 있음에도 불구하고, 조사된 사물의 표면 상태에 따라 이미지의 품질이 달라질 수 있다. 특히, 신호 간섭으로 인해 발생하는 스펙클 잡음은 이미지 분석과 레이블링 작업을 어렵게 한다. 본 논문에서는 이미 레이블링 된 적은 양의 SAR 데이터를 활용하여 이미지의 다양성을 증가시키는 Crop-Paste 기법을 제안한다. 이 기법은 클래스 불균형 문제에도 효과적으로 대응할 수 있으며, 객체 탐지 성능을 향상시킬 수 있다. 실험 결과, Crop-Paste 기법을 적용한 모델은 원본 모델 대비 IOU 기준을 다르게 적용한 AP(0.5, 0.6, 0.7)에서 각각 0.70%, 0.86%, 1.98%의 성능 향상을 보였고 객체의 개수인 N 값을 랜덤하게 설정한 경우 이미지의 다양성이 증가해 성능 향상이 더욱 두드러졌다. 본 실험을 통해 제안된 데이터 증대 기법의 효과성을 입증하였다.

### 1. 서 론

Synthetic Aperture Radar(SAR)는 능동형 센서로, 위성이나 항공기에서 지표면으로 마이크로파를 송수신하여 사물을 탐지하거나 관찰하는 레이더 시스템이다. Electro-optics(E0)와 같은 수동 센서와 달리 마이크로파 주파수 대역을 사용하여 주간이나 야간, 기상 조건에 관계없이 데이터를 취득할 수 있다. 반사파를 활용하는 특성상 조사된 사물의 표면 상태에 따라 영상의 품질이 달라진다. 표면이 매끄러운 경우 반사파가 많고 후방 산란파가 적어 후방산란 계수가 낮게 나타나 검은 영상으로 표현되며, 표면이 거친 경우 반사파가 적고 후방 산란파가 많아 후방산란 계수가 높아 밝은 영상으로 나타난다. 그러나 마이크로파의 송수신 과정에서 발생하는 신호 간섭으로 인해 스펙클 잡음이 생성되어 SAR 영상의 이미지 분석과 레이블링 작업을 어렵게 만든다.

현재 이러한 제한점으로 인해 SAR 이미지 분석에 필요한 레이블링 작업은 전문가가 필요하며 많은 시간과 1)비용이 소모된다. 따라서 본 연구에서는 레이블링 된 적은 양의 SAR 데이터를 활용하여 이미지의 다양성을 높이는 Crop-Paste 기법을 제안한다. 본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 데이터 증대 및 객체 탐지에 대해 설명하고, 3장에서는 제안 기법에 대해 설명한다. 4장에서는 실험에 대해 설명하고, 5장에서 결론을 제시한다.

### 2. 관련 연구

#### 2.1 Copy-Paste

컴퓨터 비전 연구에서 일반적으로 사용되는 데이터 증대 기법에는 기하학적 변환, 픽셀값 변경 등이 포함된다. 이러한 기법들은 일반적으로 모델의 일반화 능력을 향상에 도움을 주지만, 데이터에 클래스 불균형 문제가 있는 경우 효과적인 성능 향상을 달성하기가 어렵다. 이 문제의 해결책으로 객체 인스턴스를 복사하여 다른 이미지에 붙여 넣어 학습 데이터셋의 다양성을 증가시키는 [그림 1]의 Copy-Paste 기법이 있다[1]. 이 기법은 COCO 데이터셋을 사용한 인스턴스 분할에서 기존의 State Of The Art (SOTA) 모델보다 높은 성능 향상을 보였다. 이러한 접근 방식은 클래스 불균형이 있는 데이터셋에서 특히 유용하며, 복잡한 배경을 가진 이미지에서 객체를 효과적으로 강조할 수 있다.

#### 2.2 SAR 이미지 증대

SAR 이미지는 색상과 같은 고수준 정보가 부족하고 저수준 정보가 주를 이루는 특성으로 인해, 기하학적 변환과 픽셀값의 변환에는 성능 향상의 한계가 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 [2]에서는 Deep Convolutional Generative Adversarial Networks (DCGAN)를 활용하여 알려진 방위를 가진 두 이미지를 기반으로 누락 된 방위의 이미지를 선형 결합하여 데이터를 증

\* 본 연구는 2024년 과학기술정보통신부 및 정보 통신기획평가원의 SW중심대학사업의 연구 결과로 수행되었음(2022-0-01068)

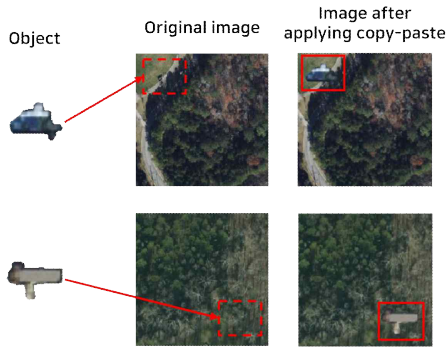


그림 1. Copy-Paste

강하는 방법을 제안했다. 이 방식은 다양한 방위에서의 데이터를 활용해 학습함으로써, 객체 검출과 같은 응용 분야에서 효과적인 성능 향상을 입증했다. 또한 [3]에서는 방위 정보를 기반으로 누락된 방위의 데이터 포인트를 추정하여 보간하고 대비를 조절함으로써 데이터를 증강하는 방법을 제안했다. 이러한 접근은 데이터가 부족하거나 불완전한 경우에 특히 유용하며, 더 정밀한 분석을 수행할 수 있음을 보여준다.

### 2.3 SAR 이미지 객체 탐지

SAR 객체 탐지의 주요 목표는 복잡한 스펙클 잡음이 있는 배경에서 객체를 정확하게 탐지하는 것이다. 초기에는 구조적 특징, 회색 특징, 이미지 질감 특징을 기반으로 한 전통적 알고리즘이 사용되었다. 최근에는 Convolutional Neural Network (CNN)의 성공으로 인해 SAR 객체 탐지 분야에서도 이 기술이 널리 사용되고 있다[4].

본 논문에서는 CNN 기반 네트워크인 Faster R-CNN을 사용하여 객체 탐지 실험을 수행한다. Faster R-CNN은 Region Proposal Network (RPN)을 사용하여 객체 후보 영역을 생성하고, 이 영역들에 대한 객체의 유무와 경계 상자의 위치를 동시에 예측함으로써 객체 탐지의 속도와 정확성을 향상시킨다. 이러한 접근 방식은 특히 복잡한 배경을 가진 SAR 이미지에서 객체를 정확하고 신속하게 탐지하는 데 큰 이점을 제공한다.

## 3. 제안 기법

### 3.1 Crop-Paste

SAR 이미지의 특징으로 인해 레이블링 된 데이터 추가 확보에 비용적인 제약이 존재한다. 본 논문에서는 이러한 비용적 제약을 극복하고 데이터의 다양성을 증가시키기 위해 Crop-Paste 기법을 제안한다. 이 기법은 [그림 2]와 같이 SAR 이미지에서 Bounding box(Bbox)를 기준으로 객체를 절삭하는 Copy-Paste 방법과 동일한 절삭 과정을 거친다. Bbox를 기존 방식대로 붙여 넣게 되면 스펙클 잡음으로 인해 Bbox의 객체를 제외한 배경과 붙여 넣을 대상이 되는 이미지의 배경 분포가 다른 이미지가 생성된다.

이러한 이미지는 기존 데이터셋과 다른 분포가 되어 학습에 악영향을 미친다. 우리는 이 점을 방지하기 위해 Bbox의 배경 부분과 붙여 넣을 대상이 되는 이미지의 배경 부분의 픽셀값을 비교한다. 최종적으로 픽셀값의 차이가 최소인 이미지 N 장을 선택하여 붙여넣는다.

[그림 3]과 같이 Crop-Paste 기법을 적용한 데이터셋에서는 이미지의 개수는 변하지 않았으나 객체의 개수가 약 2배 증가한 것을 확인할 수 있다. 단일 이미지 내 객체의 수가 적은 데이터

셋에서 학습을 진행할 경우, 클래스 불균형 문제가 발생할 수 있다.

본 논문에서 제안하는 Crop-Paste 기법을 사용하면 [그림 4]와 같이 단일 이미지 내 객체의 수를 인위적으로 증가시켜 클래스 편향 문제를 완화할 수 있다. 이 기법은 다양한 배경에 객체를 붙여 넣음으로써 데이터의 다양성을 증가시키고, 훈련 과정에서 모델이 더 강인하게 클래스 불균형을 처리할 수 있도록 한다.

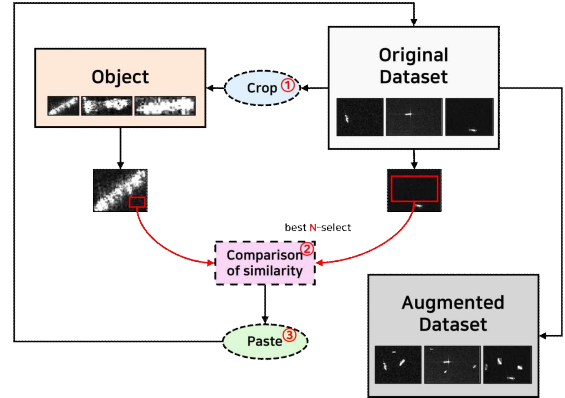


그림 2 Crop-Paste 과정

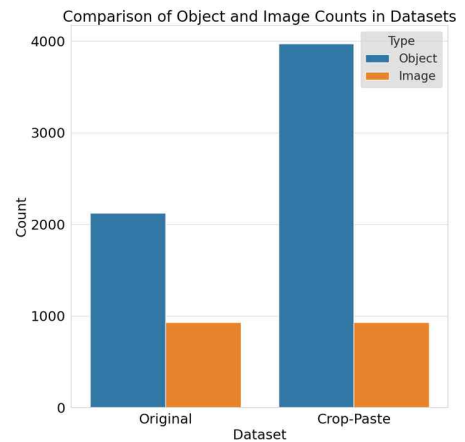


그림 3 데이터셋별 객체의 개수

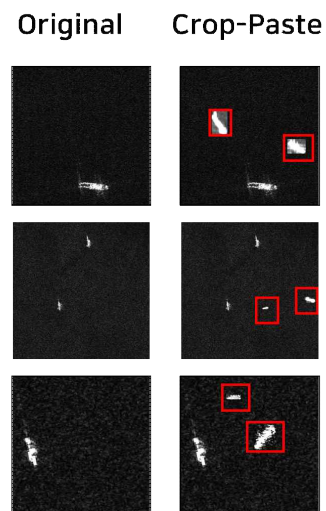


그림 4 Crop-Paste가 적용된 이미지

4. 실험

4.1 데이터셋

실험에 사용된 데이터셋은 SAR 센서로 취득한 해상에서의 선박 탐지를 위한 공개된 SSDD 데이터셋이다[5]. [그림 5]와 같이 Ground Sample Distance(GSD)가 1m에서 15m 범위로 구성되어 있으며, 총 1,160개의 이미지가 포함되어 있다. 평균적으로 각 이미지에는 다양한 클래스의 2.12척의 선박이 존재한다. 훈련과 검증 과정은 8:2의 비율로 분할되었으며, 이미지는 512 × 512 크기의 패치로 리사이즈하고 단일 클래스로 변경하여 실험을 진행하였다.

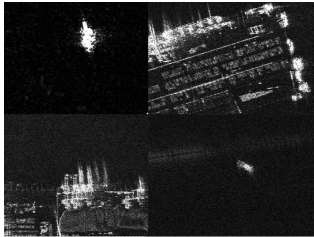


그림 5 SSDD 데이터셋

4.2 실험 설정

본 실험에서는 객체 탐지 네트워크로 Faster R-CNN을 사용하였다. 학습 스케줄러로는 Cosine Annealing을 적용하고, 옵티마이저로는 AdamW를 사용하였다. 초기 학습률은 1e-4로 설정하고, Weight Decay는 0.1로 설정하여 총 50 에폭 동안 학습을 진행하였고 성능 평가는 IOU 기준을 다르게 적용한 3개(0.5, 0.6, 0.7)의 Average Precision (AP)로 진행하였다.

4.3 실험 결과

	Method	AP(0.5)	AP(0.6)	AP(0.7)
1	Original	97.84%	97.06%	92.92%
2	Crop-Paste (N = 1)	97.84%	97.44%	93.60%
3	Crop-Paste (N = 2)	98.21%	97.88%	94.34%
4	Crop-Paste (N = 3)	97.87%	97.38%	93.67%
5	Crop-Paste (Random N = 1~2)	98.38%	97.76%	94.15%
6	Crop-Paste (Random N = 1~3)	98.54% (+0.70%)	97.92% (+0.86%)	94.9% (+1.98%)
7	Crop-Paste (Random N = 2~3)	97.96%	97.48%	93.97%

표 1 데이터 증대 기법별 객체 탐지 성능 비교

[표 1]의 정량적 실험 결과 확인 시 원본 이미지로 학습한 모델 대비 Crop-Paste 기법을 적용한 모델이 더 높은 성능을 보였다. 증대 수행 시 붙여 넣을 객체의 개수인 N을 변화시켜가며 실험한 결과, N의 개수에 따라 모델의 성능에 차이가 나타났다. 고정된 개수를 사용하는 것보다는 N을 랜덤하게 설정하였을 때 이미지의 다양성이 증가하여 더 높은 성능을 보였고 많은 수의

객체를 사용하는 경우 오히려 성능이 하락하는 모습을 보였다. N을 랜덤하게 1~3으로 설정한 모델의 경우, AP(0.5, 0.6, 0.7)가 원본 모델 대비 각각 0.70%, 0.86%, 1.98% 향상되었다. [그림 6]의 정성적 결과 확인 시 Crop-Paste 기법이 적용된 모델은 원본 모델 대비 오탐률이 적은 모습을 확인할 수 있다. 이러한 결과는 IOU의 기준이 높아질수록 모델이 더 정밀한 객체 탐지를 수행함을 의미하며 제안된 기법의 효과성을 입증하였다.

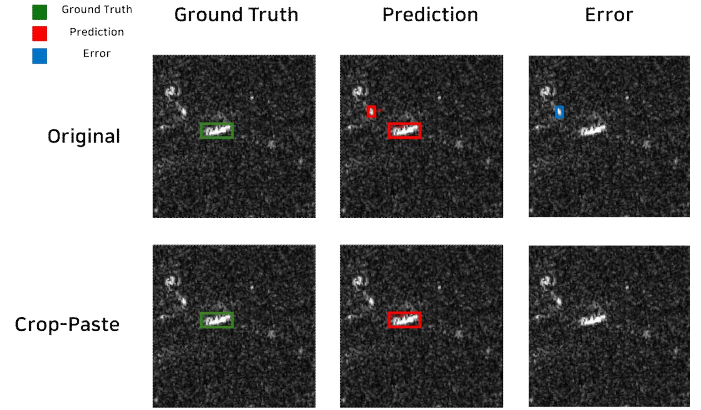


그림 6 객체 탐지 결과 시각화 비교

5. 결론

현재 국방 기술과 위성영상 기술의 발전으로 SAR 영상에 대한 수요가 증가하고 있다. 그러나 인공지능을 활용한 SAR 영상 분석 기술의 연구는 여전히 부족한 상황이다. 이는 이미지 메커니즘이 복잡하고, 레이블링 비용이 많이 드는 등의 이유로 연구 접근이 어렵기 때문이다. 이러한 제한점을 극복하기 위해 본 연구에서는 이미 레이블링 된 이미지를 활용한 데이터 증대 기법을 제안하고, 이 기법을 통해 성능 향상을 입증하였다.

6. 참고 문헌

[1] Ghiasi, G.; Cui, Y.; Srinivas, A.; 외. Simple Copy-Paste Is a Strong Data Augmentation Method for Instance Segmentation. CVPR, 2021.

[2] Zhang, M.; Cui, Z.; Wang, X.; Cao, Z. Data Augmentation Method of SAR Image Dataset. In Proceedings of the 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Valencia, Spain, July 2018.

[3] Geng, Z.; Xu, Y.; Wang, B.-N.; 외. Target Recognition in SAR Images by Deep Learning with Training Data Augmentation. Sensors, 2023; 23: 941.

[4] Zhang, Y.; Hao, Y. A Survey of SAR Image Target Detection Based on Convolutional Neural Networks. Remote Sensing. 2022; 14: 6240.

[5] Zhang, T.; Zhang, X.; Li, J.; Xu, X.; Wang, B.; Zhan, X.; Xu, Y.; Ke, X.; Zeng, T.; Su, H.; 외. SAR Ship Detection Dataset (SSDD): Official Release and Comprehensive Data Analysis. Remote Sensing. 2021; 13: 3690.