

SAR 선박 영상의 시멘틱 분할 성능 향상

정진원, 신요안*

승실대학교 전자정보공학부

jinwonj@soongsil.ac.kr, yashin@ssu.ac.kr

Improved Performance in Semantic Segmentation of SAR Ship Images

Jin Won Jung and Yoan Shin*

School of Electronic Engineering, Soongsil University

(*Corresponding Author)

요 약

본 논문에서는 Synthetic Aperture Radar (SAR) 선박 영상에 대해 전이학습과 Focal Loss를 활용할 경우 시멘틱 분할의 의미 있는 성능 향상이 가능함을 제시한다. SAR 선박 영상에 대해 동일한 딥러닝 모델을 사용할 때 일반적인 손실 함수가 아닌 Focal Loss를 사용할 경우 큰 성능 향상이 있으며, 전이학습과 Focal Loss를 같이 사용하여 학습을 진행할 경우 SAR 선박 영상에서 가지고 있던 클래스 불균형 문제를 개선하고 더 좋은 성능을 끌어낼 수 있음을 확인하였다.

I. 서 론

Synthetic Aperture Radar (SAR) 영상은 위성에서 전파를 이용해 취득되므로 기상 상황에 제한 없이 다양한 조건에서 얻어진다는 큰 장점이 있다. 하지만, 잡음이 많고 회색조 형식인 1- 채널 SAR 영상은 관측 및 판별이 어려워 영상처리 분야 중 하나인 시멘틱 분할 (Semantic Segmentation)의 적용이 어렵다.

시멘틱 분할은 픽셀 수준 단위로 동일한 객체 클래스에 속하는 영상을 클러스터링 하는 작업이기 때문에, 잡음이 많고 배경 비율이 매우 높은 선박 SAR 영상을 처리하는데 어렵다는 문제가 있다[1]. 본 논문에서는 전이학습 (Transfer Learning)[2]과 Focal Loss[3]를 통해 잡음이 많아 딥러닝 모델을 훈련하기 어려운 문제를 극복하고, 더 나아가 배경 비율이 높아 생기는 클래스 불균형 문제를 개선해 최종적으로 성능 향상이 있는지 확인하고자 한다.

II. 본 론

본 논문에서 사용한 데이터는 HRSID 데이터 세트로 Sentinel-1B, TerraSAR-X 및 TanDEM-X 위성으로 찍은 1-채널 회색조 SAR 선박 영상으로 이루어져 있다[4]. 실험은 전이학습이 적용된 ResNet152[5] 딥러닝 모델에 Focal Loss를 사용하는 경우와 Cross Entropy Loss를 사용하는 경우를 비교하고, 전이학습이 사용되지 않은 ResNet152 모델에 Focal Loss를 사용하는 경우와 Cross Entropy Loss를 사용하는 경우를 각각 비교하였다.

시멘틱 분할 성능 평가 지표로서 정확도 (Accuracy), 손실 (Loss), 그리고 아래와 같이 정의되는 IoU (Intersection over Union)[6] 및 Dice Coefficient[7]를 사용하였다.

$$IoU = \frac{|X \cap Y|}{|X \cup Y|}, \quad (1)$$

$$Dice = 2 \cdot |X \cap Y| / (|X| + |Y|), \quad (2)$$

여기서, X 는 정답 픽셀, Y 는 예측 픽셀로서, 두 지표 모두 X 와 Y 의 두 영역이 같아질수록 1에 가까워지고 멀어질수록 0에 가까워진다.

식 (3)은 Focal Loss를 정의하며, 여기서 P_t 는 레이블 t 의 모델 출력 확률이며, α, γ 값을 조절하여 각 예측 레이블의 Loss를 조절한다.

$$FL(P_t) = -\alpha_t(1-P_t)^\gamma \log(P_t). \quad (3)$$

Focal Loss의 경우 각 문제에 대한 Loss 비중을 조절하는 역할을 하기 때문에, 예측이 쉬운 배경 데이터에 의해 Loss가 누적되는 문제를 배경의 Loss 비중을 크게 줄임으로써 해결하고 학습이 어려워지는 클래스 불균형 문제를 개선할 수 있다. 하지만, Cross Entropy Loss의 경우 물체를 잘 예측한 경우 보다 잘못 예측한 경우에 대하여 페널티를 부여하는 것에 초점을 둔 손실 함수이므로, 배경 비율이 많은 선박 SAR 영상을 훈련하는데 배경 비율이 높아 그만큼 잘 분류한 경우가 많아져 적은 페널티로 인해 제대로 된 학습이 어렵다.

III. 실험 결과

표 1에 실험 결과를 정리하였다. Focal Loss와 전이학습으로 사전학습된 모델을 사용했을 때 가장 성능이 좋았으며, Cross Entropy Loss를 사용한 경우 전이학습으로 가중치를 가져온 모델과 가져오지 않은 모델의 성능 차이도 큰 것을 확인할 수 있다. 특히 Focal Loss를 사용해 클래스 불균형 문제를 해결하고 전이학습을 사용했을 때 더욱 좋은 성능을 낼 수 있음을 확인하였다. 그림 1은 시멘틱 분할 실험의 실제 결과 영상들을 도시한다. 전이학습과 Focal Loss를 적용한 모델이 적용하지 않은 모델에 비해 선박을 보다 더 잘 식별하였으며, 시각적

으로 정답 마스크에 유사한 결과를 낸 것을 알 수 있다.

표 1. 실험 결과. (a) 일반 모델에 Focal Loss 적용, (b) 일반 모델에 Cross Entropy Loss 적용, (c) 사전학습된 모델에 Focal Loss 적용, (d) 사전학습된 모델에 Cross Entropy Loss 적용.

	Accuracy	Dice Coeff.	Loss	IoU (ship)
(a)	0.99832	0.99007	0.13241	0.66412
(b)	0.98943	0.92897	0.00824	0.57000
(c)	0.99922	0.99379	0.11564	0.74223
(d)	0.99685	0.98651	0.00122	0.62331

IV. 결 론

본 논문에서는 SAR 선박 영상에 대해 시멘틱 분할시, 전이 학습과 Focal Loss를 활용하여 성능 향상이 가능한지를 확인하였다. 일반 모델에 Focal Loss를 적용한 경우와 아닌 경우, 사전 학습된 모델에 Focal Loss 적용한 경우와 아닌 경우를 비교해 여러 성능지표에서 의미 있는 좋은 결과를 얻을 수 있었다. 따라서, 전이학습과 Focal Loss를 동시에 딥러닝 모델에 적용하면 클래스 불균형 문제를 개선함과 동시에 우수한 성능을 얻을 수 있음을 확인하였다.

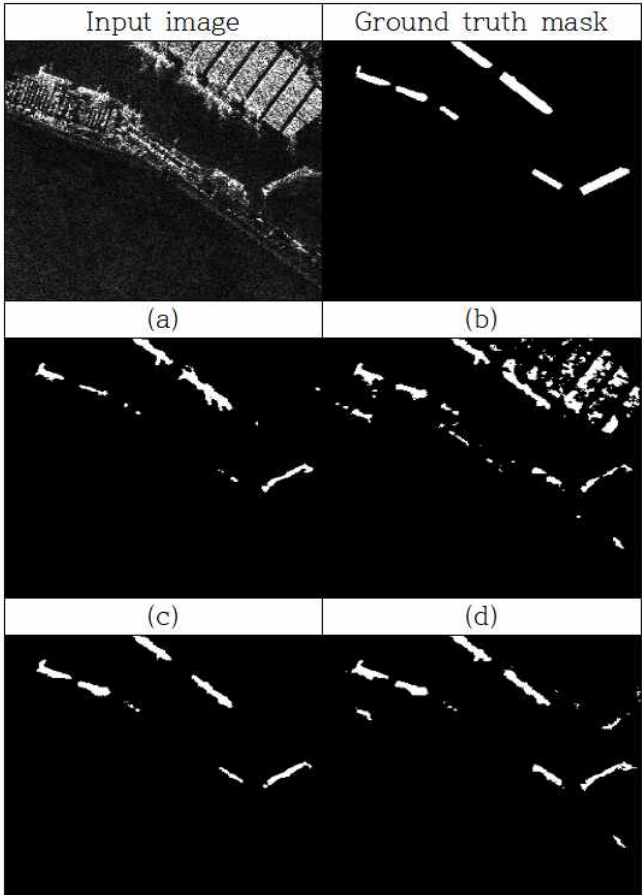


그림 1. SAR 선박 영상의 시멘틱 분할 결과 (a) 일반 모델에 Focal Loss 적용, (b) 일반 모델에 Cross Entropy Loss 적용, (c) 사전학습된 모델에 Focal Loss 적용, (d) 사전학습된 모델에 Cross Entropy Loss 적용.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원 (2020R1A2C2010006)과 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학ICT연구센터지원사업 지원의 연구결과로 수행되었음 (IITP-2022-2018-0-01424).

참고 문헌

- [1] X. Liu, Z. Deng, and Y. Yang, "Recent progress in semantic image segmentation," *Artificial Intell. Rev.*, vol. 52, pp. 1089–1106, Aug. 2019.
- [2] F. Zhuang, Z. Qi, K. Duan, D. Xi, Y. Zhu, H. Zhu, H. Xiong, and Q. He, "A comprehensive survey on transfer learning," *Proc. IEEE*, vol. 109, no. 1, pp. 43–76, July 2020.
- [3] T. Y. Lin, P. Goyal, R. Girshick, K. He, and P. Dollár, "Focal loss for dense object detection," *Proc. IEEE ICCV 2017*, pp. 2980–2988, Venice, Italy, Aug. 2017.
- [4] S. Wei, X. Zeng, Q. Qu, M. Wang, H. Su, and J. Shi, "HRSID: A high-resolution SAR images dataset for ship detection and instance segmentation," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 120234–120254, June 2020.
- [5] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," *Proc. IEEE CVPR 2016*, pp. 770–778, Las Vegas, USA, June 2016.
- [6] H. Rez., N. Tsoi, J. Gwak., A. Sad., I. Reid, and S. Sav, "Generalized intersection over union: A metric and a loss for bounding box regression," *Proc. IEEE/CVF CVRR 2019*, pp. 658–666, Long Beach, USA, Feb. 2019.
- [7] L. R. Dice, "Measures of the amount of ecologic association between species," *Jour. Ecological Soc. Amer.*, vol. 26, no. 3, pp. 297–302, July 1945.