

전이학습을 통한 회색조 위성 영상의 시멘틱 분할 성능 향상

정진원, 신요안*

승실대학교 전자정보공학부

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

Performance Improvement in Semantic Segmentation of Gray-scale Satellite Images through Transfer Learning

Jung Jin Won, Shin Yoan*

School of Electronic Engineering, Soongsil University

(*Corresponding Author)

요약

본 논문에서는 컬러 위성 영상과 회색조 위성 영상에서 전이학습을 활용할 경우 시멘틱 분할의 의미 있는 성능 향상이 있음을 제안한다. 회색조 위성 이미지에서 같은 모델을 사용할 때 전이학습을 사용할 경우 컬러 영상에 비해 큰 성능 향상이 있으며, 전이학습을 활용하여 학습을 진행할 경우 흑백 위성 영상을 컬러 위성 영상에 전이학습을 사용한 것과 비슷한 성능을 끌어낼 수 있음을 확인하였다.

I. 서론

영상 처리의 주요 연구 분야중 하나인 시멘틱 분할 (Semantic Segmentation)은 픽셀 수준 분류라고도 하며, 동일한 객체 클래스에 속하는 영상의 일부를 함께 클러스터링 하는 작업이다. 시멘틱 분할은 도로 표지판 검출, 토지 표지 분류, 종양 검출 등 다양한 응용 분야에서 연구가 진행되고 있다[1]. 딥러닝 연구에서, 모델을 처음부터 학습하면 계산 비용이 많이 들고 고성능을 달성하기 위해 많은 양의 데이터가 필요하다. 반면에 전이학습 (Transfer Learning)은 계산적으로 효율적이며 작은 데이터 세트를 사용하여 더 나은 결과를 얻는 데 도움이 된다[2].

본 논문에서는 회색조 위성 영상의 시멘틱 분할에 전이학습을 적용하여 시멘틱 분할의 성능 향상이 있는지를 확인하고자 한다.

II. 본론

본 논문에서 사용하는 데이터 세트로 컬러 영상과 회색조 영상 두 종류를 고려하였다. 컬러 영상의 경우, MBRSC 위성에서 얻은 두바이의 컬러 위성 영상[3]을 데이터 세트로 사용했으며, 회색조 영상의 경우 컬러 위성 영상 데이터 세트를 전처리하여 회색조로 바꾸어 사용하였다.

딥러닝 사용 모델은 ImageNet이 학습된 InceptionResNetV2과 학습되지 않은 InceptionResNetV2을 사용하였으며, 모델 내의 파라미터는 전부 동일하게 적용하였다[4]. 컬러 위성 영상을 사용해 InceptionResNetV2 모델에서 가중치를 가져오지 않은 경우와 가중치를 가져온 경우를 실험하였고, 또한 흑백 위성 영상을 사용해 InceptionResNetV2 모델에서 가중치를 가져온 경우와 가중치를 가져오지 않은 경우의 성능을 실험하였다. 시멘틱 분할 성능 평가 지표로서 정확도 (Accuracy), 손실 (Loss) 및 아래와 같이 정의되는 Dice Coefficient를 사용하였다[5].

$$Dice = 2 \cdot |X \cap Y| / (|X| + |Y|), \quad (1)$$

여기서, X 는 정답 픽셀, Y 는 예측 픽셀로서, 분모에는 정답 픽셀과 예측 픽셀의 합, 분자에는 정답 픽셀과 예측 픽셀의 교집합 부분을 2배한 값을 나타내어 두 영역이 정확히 같다면 1이 되며 그렇지 않을 경우에는 0이 된다.

I. 모의실험 결과 및 결론

표 1에 모의실험 결과를 정리하였다. 컬러 위성 영상에 전이학습으로 사전 학습된 모델을 사용했을 때 가장 성능이 좋았으며, 흑백 영상의 경우 전이학습으로 가중치를 가져온 모델과 가져오지 않은 모델의 성능 차이가 매우 크며, 가중치를 가져온 경우 가져오지 않은 경우보다 큰 성능 향상을 보였다. 특히 전이학습을 사용하지 않은 경우, 컬러 위성 영상과 흑백 위성 영상의 성능 차이가 크게 나타났지만, 전이학습을 사용해 사전 학습된 모델을 사용한 경우 그렇지 않은 경우에 비해 컬러 위성 영상과 흑백 위성 영상의 성능 차이가 크게 나지 않는 것을 확인할 수 있다.

표 1. 모의실험 결과. (a) 일반 모델 컬러 영상, (b) 사전학습된 모델 컬러 영상, (c) 일반 모델 회색조 영상, (d) 사전학습된 모델 회색조 영상.

	Accuracy	Dice Coeff.	Loss
(a)	0.86475	0.82607	0.39295
(b)	0.88503	0.85261	0.33479
(c)	0.83078	0.76416	0.47935
(d)	0.87533	0.84126	0.36840

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학ICT연구센터지원사업의 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] <https://humansintheloop.org/resources/datasets/semantic-segmentation-dataset-2/>
- [4] C. Szegedy, S. Ioffe, V. Vanhoucke, and A. Alemi, “Inception-v4, Inception-ResNet and the impact of residual connections on learning,” *Proc. AAAI 2017*, pp. 4278–4284, San Francisco, USA, Feb. 2017.
- [5] 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.