

딥러닝을 이용한 인공위성영상의 토지피복지도 생성기술

김영은, 이혁재, 박형섭, 유광선, 김창익
한국과학기술원

{youngeunkim, hyukzaelee, hyoungseob, kwangsun, changick}@kaist.ac.kr

Satellite Land Cover Map Generation Using Deep Learning

Youngeun Kim, Hyukzae Lee, Hyoungseob Park, Kwangsun Ryu, Changick Kim
Korea Advanced Institute of Science and Technology

요 약

본 논문에서는 대한민국 국토에 대한 토지피복지도를 인공위성 영상으로부터 생성하는 기술을 제안한다. 제안하는 방법은 먼저 합성곱 신경망을 이용하여 인공위성 영상의 각 패치를 4 종류의 토지 용도로 분류한다. 이후 인공위성 영상과 토지 용도 분류 결과를 조건부 랜덤 필드에 적용하여 픽셀 단위로 색상과 질감이 유사한 영역을 같은 토지 용도로 분류될 수 있도록 하여 정확한 토지피복지도를 생성한다. 현재 대한민국 국토에 대한 토지피복지도 생성을 위해 구축된 데이터 세트가 없기 때문에 본 연구에서는 합성곱 신경망 학습을 위한 데이터 세트를 직접 구축하였다. 이를 위해 환경공간정보 서비스 웹사이트로부터 인공위성 영상을 취득하고, 각 영상을 패치 단위로 나누어 토지 용도를 직접 분류하였다. 실험 결과를 통해 제안하는 토지 용도 분류 합성곱 신경망의 성능을 평가하였으며, 최종 생성된 토지피복지도는 제안하는 방법이 효과적으로 토지 용도를 분류할 수 있음을 나타낸다.

1. 서론

최근 인공지능 기술 발전에 따른 컴퓨터를 이용한 다양한 영상처리 기술이 급속도로 발전하고 있다. 특히 영상 분할은 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)을 이용하여 높은 성능을 보여주고 있다. 이러한 합성곱 신경망 기반 영상 분할은 영상의 각 픽셀이 갖는 의미론적인 라벨(예를 들어, 사람, 소, 말 등)을 분류한다. 일반적으로 영상 분할은 자연 영상, 사람 영상 그리고 의료영상 등을 대상으로 많이 발전해 왔으며, 최근에는 앞서 언급한 분야 외에도 범용적으로 적용되고 있다 [1, 2].

토지피복지도 생성 기술은 토지의 체계적인 활용, 도시 계획, 환경 오염 및 생태학적 변화를 감지하는데 필수적인 요소이다. 최근 합성곱 신경망 기반 토지피복지도 생성 기술[3]이 제안되었지만 합성곱 신경망 학습에 사용된 영상은 대한민국 토지 인공위성 영상과 다른 특성을 갖고 있다. 대한민국 토지는 삼림이 많고, 도심이 밀집되어 있는 특징을 가지고 있어 기존 방법을 제안하는 대한민국 토지피복지도 생성 합성곱 신경망에 적용하는데 한계가 있다. 따라서 본 연구에서는 토지피복지도 생성을 위한 합성곱 신경망을 학습하기 위해 대한민국 토지 특성에 맞는 인공위성 영상 데이터가 필요하다. 영상 전체에 의미론적 라벨을 부여하는 영상 분류(image classification)와 달리, 영상 분할(semantic segmentation)의 경우에는 각 픽셀 마다 의미론적 라벨을 부여해야 하므로 학습을 위한 데이터 세트 구축에 많은 시간과 비용이 소요된다. 따라서 제안하는 방법은 데이터 세트 구축에 효과적인 두 단계로 이루어진 영상 분할 알고리즘을 제안한다.

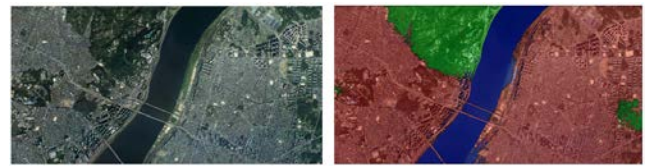


그림 1. 인공위성 영상과 생성된 토지피복지도. 시가지(빨강), 산림(초록) 그리고 수역(파랑)으로 토지 용도를 표기

먼저 인공위성 영상을 패치 단위로 나누고, 각 패치를 4 종류의 토지 용도(시가지, 농지, 산림, 수역)로 분류한다. 이후 인공위성 영상과 토지 용도 분류 결과를 조건부 랜덤 필드(Conditional Random Field, CRF)에 적용하여 픽셀 단위로 색상과 질감이 유사한 영역을 같은 토지 용도 라벨이 되도록 개선한다. 또한, 제안하는 알고리즘의 첫 단계인 합성곱 신경망을 학습하기 위해 대한민국 토지 인공위성 영상을 환경공간정보 서비스 웹사이트[4]로부터 수집하였다. 수집된 영상을 여러 패치로 나누고 각 패치를 4 종류의 토지 용도로 분류하여 영상 분류 합성곱 신경망의 학습을 위한 데이터 세트를 구축하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2 절에서는 제안하는 합성곱 신경망 기반 토지피복지도 생성 기술을 설명하고, 3 절에서는 제안하는 방법의 성능을 정성적, 정량적 실험을 통해 확인한다. 마지막으로 4 절에서는 본 논문에 대한 결론을 맺는다.

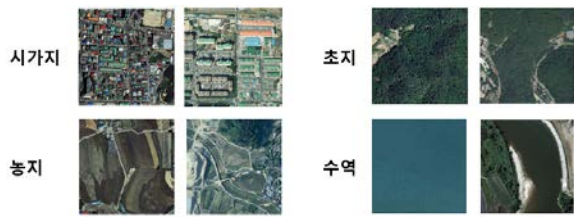


그림 2. 토지피복지도 영상 분류 데이터 예시

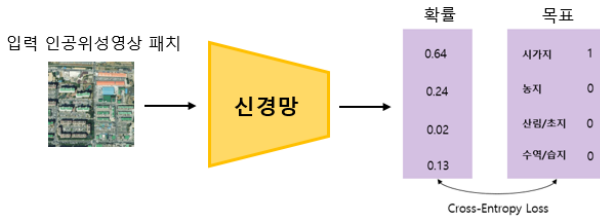


그림 3. 제안하는 알고리즘 학습 방법

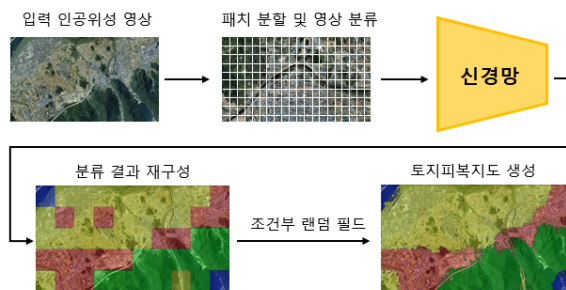


그림 4. 두 단계로 이루어진 제안하는 알고리즘의 흐름도

2. 제안하는 방법

제안하는 방법에서는 환경공간정보 서비스[4]에서 제공하는 국내 인공위성 영상으로부터 토지 영상 분류 데이터 세트를 구성하였다. 총 4,823 장의 영상 데이터를 수집하였고, 토지 용도는 4 종류로 (도시 1009 장, 농지 1602 장, 산림 1812 장, 수역 400 장) 분류 하였으며, 각 토지 분류마다 50 장을 영상 분류(classification) 정확도 평가를 위한 검증 데이터 세트를 구성하였다. 그림 2 에서는 수집된 국내 인공위성 영상 데이터의 예시를 보여준다.

본 연구에서 사용된 합성곱 신경망은 다양한 컴퓨터 비전 문제를 해결하는데 대표적으로 사용되고 있는 ResNet-34 를 사용하였다. 그림 3 은 제안하는 방법의 네트워크 훈련과정을 보여준다. 수집된 영상의 패치를 x_i 이라고 할 때 학습에 사용된 집합을 $X = \{x_1, \dots, x_N\}$ 라고 정의할 수 있다. 각 입력 패치 영상에 해당하는 토지 용도 분류에 따른 확률을 계산한 뒤 교차 엔트로피(cross entropy)를 손실 함수(loss function)로 이용하여 합성곱 신경망 $F(\cdot)$ 를 확률적 경사 하강법(Stochastic Gradient Descent, SGD)방법을 이용하여 네트워크를 학습시킨다. 손실 함수 $L(\cdot)$ 은 다음과 같다.

표 1. 토지 사용 용도에 따른 분류 정확도

| | 시가지 | 농지 | 초지 | 수역 | 평균 |
|---------|------|------|------|------|------|
| 정확도 (%) | 87.5 | 92.5 | 65.0 | 95.0 | 85.0 |



그림 5. 제안하는 방법의 정성적 결과

$$L(x_i) = -\log(F(x_i)), \forall i, \quad (1)$$

그림 4 와 같이 특정 위치의 패치 영상에 대하여 합성곱 신경망을 통해 토지 용도를 분류하여 대략적인 토지피복지도를 생성한다. 하지만 패치 단위의 분류를 진행하기 때문에 각 패치 영역 사이에 경계선이 나타나는 문제가 있다. 따라서 제안하는 방법은 패치 단위 영상 분류를 통해 얻은 대략적인 토지피복지도에 조건부 랜덤 필드를 적용하여 픽셀 단위로 색상과 질감이 유사한 영역들을 같은 토지 용도로 분류 될 수 있도록 보완한다.

3. 실험 결과(수치 확인 필요)

실험은 Ubuntu PC (i7-8700 CPU, 16GB RAM, GeForce GTX 1080Ti)에서 수행하였다. 합성곱 신경망의 훈련은 배치(batch) 크기를 64 로 설정한 후 진행하였다. 총 60 epoch 동안 학습을 하였고, 초기 학습률(learning rate)은 0.01 로 고정하였으며, 40 epoch 부터는 0.001 로 설정하였다.

수집된 영상 분류 데이터 세트르 제안하는 합성곱 신경망을 학습 후, 표 1 과 같이 검증 데이터 세트르 평가한 결과 평균 85.0%의 성능을 보임을 알 수 있다. 그림 5 는 제안하는 알고리즘의 샘플 결과 영상이며, 도시(빨강), 농지(노랑), 초지(초록) 그리고 수역(파랑)으로 입력된 인공위성 영상에 덮어씌워 표기하였다.

4. 결론

본 논문에서는 합성곱 신경망 기반의 인공위성 토지피복지도 자동화 생성 기술을 제안하였다. 4 종류의 토지 용도 분류(도시, 농지, 초지 그리고 수역)를 진행하였다. 이를 위하여 국내 토지피복지도 학습 데이터 세트를 구축하였으며, 영상 분류 학습만을 통하여 패치 단위 영상 분할을 진행하였다.

이후 정확한 영상 분할을 위해 조건부 랜덤 필드 방법을 적용하여 픽셀 단위 분할을 진행하였다. 실험 결과를 통해 4 개의 토지 용도 분류에 대하여 제안하는 합성곱 신경망은 평균 85%의 성능을 나타내는 것을 확인하였으며, 인공위성 영상에 대하여 효과적으로 토지피복지도를 생성할 수 있음을 밝혔다.

감사의 글

본 연구는 2018 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. N01180660)

참고문헌

- [1] W. Yang, P. Luo, and L. Lin, "Clothing co-parsing by joint image segmentation and labeling," in *CVPR*, pages 3182–3189, 2014.
- [2] M. Yang, K. Yu, C. Zhang, Z. Li, and K. Yang, "Denseaspp for semantic segmentation in street scenes," in *CVPR*, pages 3684–3692, 2018.
- [3] T. Panboonyuen, K. Jitkajornwanich, S. Lawawirojwong, P. Srestasathiern, and P. Vateekul, "Semantic Segmentation on Remotely Sensed Images Using an Enhanced Global Convolutional Network with Channel Attention and Domain Specific Transfer Learning," *Remote Sens.*, vol. 11, no. 83, 2019.
- [4] <https://egis.me.go.kr/main.do>