

합성곱 신경망을 이용한 구글 어스에서의 녹지 공간 비율 측정

윤여수 · 송혜연 · 박현준

청주대학교

Measurements of Green Space Ratio in Google Earth using Convolution Neural Network

Yeo-su Youn · Hye-yeon Song · Hyun-jun Park

Cheongju University

E-mail : yyso1@cju.ac.kr / wls0417@cju.ac.kr / hyunjun@cju.ac.kr

요 약

녹지 공간이 확충되면 기후변화를 야기하는 지구 온난화, 미세먼지 발생 등을 친환경적으로 해결할 수 있다. 법제처에 따르면 녹지를 조성하기 위해서는 지형, 지질, 생물 서식 공간 등의 자연적 여건을 조사해야 한다. 본 논문에서는 녹지를 조성할 수 있는 지역을 판단하는 데 도움을 주기 위하여 녹지 공간의 비율을 측정하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 ‘Google Earth pro’ 어플리케이션을 이용하여 데이터를 수집한 후 합성곱 신경망을 사용하여 학습시킨다. 학습시킨 데이터를 바탕으로 사용자가 원하는 지역의 녹지 공간 비율을 추정한다. 다양한 영상으로 실험해본 결과, 실제 녹지 공간 비율과 제안된 방법으로 도출해낸 결과값이 흡사한 것을 확인하였다.

ABSTRACT

Expanding green space can be a environmental-friendly solution to global warming and fine dust caused by climate change. According to the legislation, environmental investigation must be investigated such as topography, geology, and biological habitats to create green space. In this paper, we propose a method to measure the ratio of green space to help the determination where green space should be located. The proposed method collects the data using the ‘Google Earth pro’ application and then trains the data using the convolution neural network. Based on the learned data, we estimate the green space ratio. As a result of experiments with various images, it was confirmed that the actual green space ratio and the result value estimated by the proposed method were similar.

키워드

Green area, Convolution neural network, Google Earth, Ratio of green space

1. 서 론

녹지는 기능에 따라 자연재해 방지의 목적을 지닌 완충녹지, 도시경관을 향상시키기 위하여 설치하는 경관녹지, 여가 및 휴식을 제공하는 연결녹지로 세분화 되어있다. 이러한 녹지들은 공통적으로 지구 온난화, 소음 공해 감소, 미세먼지 감량으로 인한 호흡기 질환 예방 등 다양한 기능을 한다. 녹지는 삶의 질 향상과 도시열섬현상 해소를 위해 필요한 요소이므로 확충으로 인한 기대효과가 매우 높다[1, 2].

녹지 확충을 위해서는 법제처의 도시공원 및 녹지 등에 관한 법률 시행령 제 2장 공원녹지기본계획 제 7조에 따라 공원녹지기본계획의 수립을 위한 기초 조사를 수행해야 한다. 기초 조사를 위해서는 측량된 자료를 활용하거나 경관 및 방재, 지형과 지질, 소규모 생물 서식 공간 등의 자연적 여건을 조사해야 한다[3].

본 논문에서는 녹지 조성을 위한 장소 결정 및 기초 조사에 도움이 되기 위해 사용자가 원하는 지역의 녹지 비율을 측정 하는 방법을 제안한다.

이를 위해 본 논문에서는 ‘Google Earth pro’ 어

플리케이션(구글 어스)을 이용하여 데이터를 수집한다. 구글 어스는 구글이 제공하는 서비스로 위성 이미지, 지도, 지형 및 3D 건물 정보 등 전 세계의 지역 정보를 제공하는 위성 영상 지도 서비스 프로그램이다[4]. 상업적으로 사용하지 않는다면 원하는 지역의 위성 영상을 쉽게 얻을 수 있다는 장점이 있다.

제안하는 방법은 수집된 데이터를 합성곱 신경망(CNN; convolutional neural network)을 이용하여 학습하고, 학습된 결과를 사용하여 사용자가 원하는 지역의 녹지 비율을 측정한다.

II. 학습 데이터 수집 방법

CNN을 사용한 학습을 위해 먼저 학습 데이터를 수집한다. 이를 위해 구글 어스를 이용하여 지표 이미지를 저장한다. 이 때 촬영 높이는 상공 약 1km, 최대 해상도 이미지를 사용하였다. 저장된 지표 이미지는 학습을 위해 그림 1과 같이 299×299 크기로 분할한다. 이는 구글에서 설계한 Inception-ResNet.v2[5] 신경망으로 학습시키기 위한 이미지 크기 값이다. 분할한 이미지들은 신경망을 이용하여 학습시킬 데이터로 사용한다.



그림 1. 학습시킬 데이터를 얻기 위한 이미지 분할

수집된 데이터들은 특징에 따라 분류할수록 원하는 결과값을 얻을 확률이 높아지므로 분할한 이미지들을 4개의 범주로 나누었다. 본 논문에서는 녹지인 것, 녹지가 아닌 것, 녹지와 도로가 같이 있는 것, 녹지와 건물 등이 섞인 것으로 분류하였다.

III. 녹지 공간 비율 측정 방법

녹지 비율을 측정하기 위해서는 다음과 같은 순서대로 진행한다. 사용자가 녹지 공간의 비율을 측정하고자 하는 지역의 사진을 받아 그림 1과 같이 이미지를 299×299 크기로 분할하고, 학습된 모델을 이용하여 분할된 이미지들의 녹지 여부를 판단한다. 녹지라고 판단되면 원본 이미지에 대한 해당 이미지의 전체 면적 비율을 총 녹지 공간 비율에

더하고, 녹지가 아니라면 무시한다. 녹지와 비녹지가 섞여 있다면 가로, 세로 1/2 크기의 영역 4개로 재분할하여 각각 299×299크기로 변경 후 다시 녹지 여부를 판단한다. 학습된 모델을 이용하여 이미지들의 녹지 여부를 무한히 판단하다보면 녹지인 영역과 녹지가 아닌 영역으로 나누어진다.

본 논문에서는 이미지들의 녹지 여부 판단횟수를 4번 반복하였다. 반복횟수를 3회 이하로 할 경우에는 녹지 영역 비율을 제대로 측정하지 못하고 5회 이상 반복할 경우 너무 작은 값으로 녹지를 판단하기 때문에 값의 변화가 미미하다.

4회째 판단할 때에는 녹지가 섞인 이미지들의 녹지영역이 50% 라고 가정하여 판단한 이미지 면적의 절반값을 총 녹지 비율에 더해 녹지 공간 비율의 측정값으로 나타낸다.

그림 2는 제안하는 방법을 통해 이미지들의 녹지 여부를 판단하는 과정을 보여준다. 그림 2의 오른쪽 상단 영역은 녹지(G)로 판단하였고, 좌측 하단의 영역은 비녹지로(N) 판단하였다. 그 외 영역은 녹지와 비녹지가 섞인 것으로 판단하여 분할한 모습을 보여준다.



그림 2. 녹지 이미지 분할 과정

그림 2와 같은 과정을 측정하고자 하는 지역의 분할된 모든 이미지들에 대해 반복하여 녹지 공간의 비율을 측정한다.

IV. 실험 및 결과 분석

본 논문에서는 Intel i7-8086K 4.00 GHz CPU, 32GB RAM, GeForce RTX 2080Ti GPU, 11GB VRAM 사양 PC에서 Python, OpenCV 라이브러리와 Keras 딥러닝 프레임워크를 이용하여 제안 방법을 구현하였다.

제안된 방법으로 실험한 영상은 총 5장으로 각각 4800×2649 해상도를 가졌다. 분류는 4종류로 녹지가 아닌 것, 녹지인 것, 녹지와 도로가 같이 있는 것, 녹지와 건물이 같이 있는 것으로 나누었

으며, 학습 시킨 영상은 총 4,492장이다.

그림 3은 본 실험에서 사용한 이미지와 그에 대한 녹지의 ground truth를 만든 것이다.

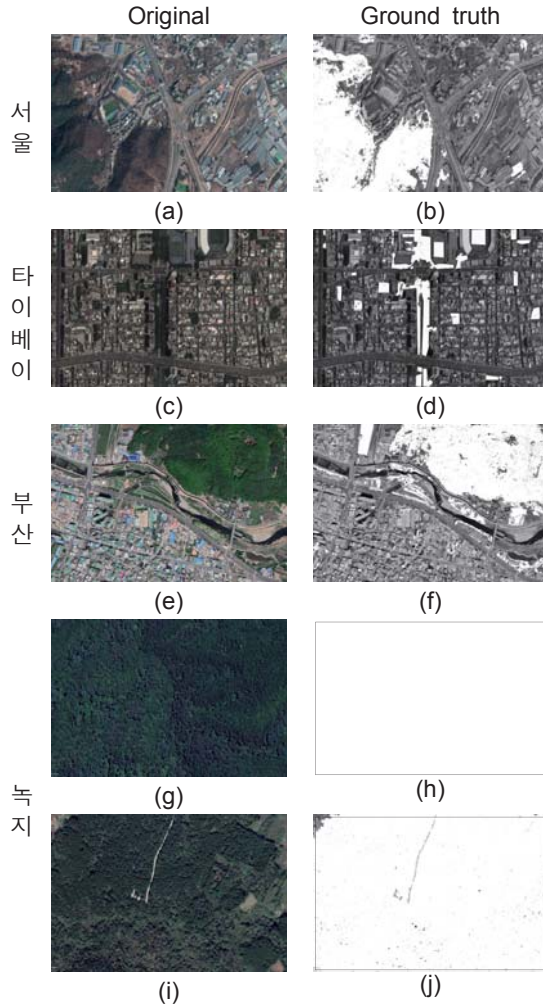


그림 3. 본 연구에서 사용한 녹지의 ground truth

표 1은 그림 3의 영상을 사용하여 얻은 영역 비율의 측정값을 나타낸 것이다. 제안한 방법으로 측정할 때 사용한 영상으로는 (a), (c), (e), (g), (i)를 사용하였으며 ground truth 값에 사용한 영상은 (b), (d), (f), (h), (j) 영상을 사용하였다.

표 1. 제안한 방법과 녹지 공간 비율 비교

Dataset	Ground truth(%)	Proposed method(%)
(a)	35.31	26.62
(c)	8.90	5.19
(e)	35.38	21.67
(g)	99.69	99.10
(i)	100.00	100.00

표 1에서 ground truth와 제안된 방법의 측정값이 일치하지는 않지만 대체적으로 비슷한 수치를 나타내는 것을 볼 수 있다. 하지만 학습 시키지 않은 새로운 패턴의 영상으로 테스트를 하였을 때는 dataset (e)와 같이 비율의 차이가 많이 나며, 녹지 영역에 대한 분류도 제대로 되지 않는 모습을 확인하였다. 이는 학습 데이터를 늘리고, 데이터의 분류 방법을 개선하여 해결될 것으로 보인다.

V. 결 론

본 논문에서는 녹지의 기초조사에 도움이 될 만한 녹지 영역의 측정방법을 제안하였다. ‘Google Earth pro’ 어플리케이션을 이용하여 데이터를 수집하였고, 수집한 데이터들은 합성곱 신경망을 이용하여 학습 시켰다. 학습된 모델을 사용하여 사용자가 원하는 지역의 영상을 받아 녹지 공간의 비율을 측정하였다.

실험 결과, 학습시킨 지역과 비슷한 모습을 띤 지역들은 본 논문에서 만들어 낸 ground truth와 유사한 결과를 보였으나, 그렇지 않은 지역들은 결과값이 상대적으로 차이가 많이 나는 것이 보인다. 이는 차후 학습 데이터의 양을 늘리고 정확한 분류 등의 다른 개선 방향들을 적용시켜 발전시킬 수 있을 것이다.

향후에는 ‘Google Earth pro’의 영상뿐만 아니라 Sentinel-2 위성에서 찍은 영상을 사용하여 구축된 토지피복지도인 EuroSAT 데이터를 토대로 학습을 시켜 정확한 녹지 비율을 측정할 수 있을 것이라 본다.

References

- [1] J. G. Cha, E. H. Jung, J. W. Ryu and D. W. Kim, “Constructing a Green Network and Wind Corridor to Alleviate the Urban Heat-Island,” *Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies*, Vol. 10, No. 1, pp. 102-112, 2007.
- [2] W. S. Lee, “An Integrated Assessment of

- Park-Type Green Space Considering Functional Characteristics in Daegu,” *Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies*, Vol. 19, No. 1, pp. 120-114, 2016.
- [3] Korean Legislation. Enforcement Decree of the City Parks and Green Spaces, etc. Available : <http://www.law.go.kr/>
- [4] Wikipedia. Google Earth. Available : https://en.wikipedia.org/wiki/Google_Earth
- [5] C. Szegedy, S. Ioffe, V. Vanhoucke, and A. A. Alemi, “Inception-v4, inception-resnet and the impact of residual connections on learning,” *Thirty-First AAAI Conference on Artificial Intelligence*, San Francisco, pp. 4278-4284, 2017.