

텐서플로우 기반의 콘볼루션 신경망을 이용한 암석 이미지 분류

박진아[○] 옹환승

이화여자대학교 컴퓨터공학과
gina9647@ewhain.net, hsyong@ewha.ac.kr

Rock image classification with deep convolutional neural network based on Tensorflow

Jina Park[○] Hwan-Seung Yong

Dept. of Computer Science & Engineering, Ewha Womans University

요 약

고등학교 지구과학 교육과정에서 다루는 암석을 육안으로 구별하기란 쉽지 않다. 본 논문에서는 딥 러닝(Deep Learning) 이미지 인식분야에서 뛰어난 성능을 보인 Tensorflow 기반 CNN(Convolutional Neural Network) 모델인 인셉션 모델(Inception Model)을 사용하여 고교 교육과정의 암석 18종(화성암 6종, 변성암 6종, 퇴적암 6종)의 이미지를 학습시킨 후 암석을 이미지만으로 분류한다. 그리고 구글(Google)에서 제공하는 Tensorflow Android 모델에 학습시킨 모델을 적용하여 모바일 어플리케이션(Mobile app)을 구현, 안드로이드(Android) 환경에서 암석을 구별하는 시스템을 제안한다.

1. 서 론

암석의 종류를 분류할 때 모양, 색깔, 표면 등 여러 가지 특성에 따라 분류 기준을 정해 구별할 수 있지만 눈으로만 관찰하여 분류하는 것은 매우 어렵다. 또한 개인의 경험이나 이해도에 따라 판별능력이 결정되기 때문에 암석에 대한 기본 지식이 없는 사람들에게는 더 어려울 수 있다. [1]에 의하면, 예비 과학교사 132명에게 암석 17종(화성암 6종, 퇴적암 5종, 변성암 6종)을 제시한 후 분류하게 하였을 때, 화성암을 분류하는 것은 비교적 쉽게 하였지만 변성암이나 퇴적암을 분류할 때는 혼동을 느껴 어려움을 겪는다.

본 논문에서는 GPU 환경에서 구글(Google)에서 제공하는 오픈소스 딥 러닝 프레임워크(Open source deep learning framework)인 텐서플로우(Tensorflow)와 CNN(Convolutional Neural Network) 모델인 인셉션 모델(Inception Model)[2]을 이용하여 미세 조정 학습(Fine tuning training) 방법으로 고교 교육과정에서 다루는 암석 18종의 이미지를 학습하고 암석을 분류한다[3]. 인셉션 모델의 전체 레이어(Full layer)를 학습시키는 것은 시간이 오래 걸릴 뿐만 아니라 분류 성능도 미세 조정 학습 방법과 비교했을 때 더 낮았기 때문에 미세 조정 방법을 적용하여 학습한다. 학습한 모델과 Tensorflow Android를 이용해 모바일에서도 암석 분류 시스템을 구현한다.

따라서 암석에 대한 깊은 지식이 없더라도 본 연구를 통해 학습된 모델을 이용해 누구나 궁금했던 암석을 이미지만으로 쉽고 편리하게 구분할 수 있을 것이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장 관련 연구에서는 텐서플로우와 CNN을 이용한 얼굴 인식 연구에 관해 소개하고 3장 제안 모델에서는 실험 방법과 시스템 환경, 실험에 사용된 학습 데이터셋(Training dataset)에 대해 설명한다. 4장 실험 결과에서는 3장에서 설명한 실험 방법을 통해 학습한 모델로 테스트 데이터셋(Test dataset)을 테스트(Test)해본 결과를 보여주고 5장에서 결론과 함께 마무리 짓는다.

2. 관련 연구

기술의 발전에 따라 얼굴 인식이나 지문 검출 등과 같은 사람의 생체적 특징을 검출 하는 연구가 컴퓨터 비전(Computer Vision) 분야에서 많이 수행되고 있다. 그 중 기존의 수작업을 통한 얼굴 인식 방법(Face recognition)은 포즈(Pose)나 얼굴 표정(Facial expression) 등 통제할 수 없는 상황에서 일어날 수 있는 요소들로 인해 낮은 정확성과 성능을 보였다. 그렇기 때문에 이 연구에서는 딥 러닝 방법을 채택해, 텐서플로우와 CNN을 이용한 얼굴 인식 연구를 수행했으며 기존의 방법과 비교했을 때 복잡한 환경에서도 기존 결과보다 높은 얼굴 인식 정확성을 보여주었다.[4]

3 제안 모델

3.1 실험 방법 및 시스템 환경

이 논문은 2017년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2017S1A5B6066963)

텐서플로우에서 제공하는 이미 학습된 인셉션 모델(Pre-trained Inception Model)은 이미지넷(ImageNet)[5]영상을 입력받아 학습되었기 때문에 1,000가지의 물체들을 구별 가능하도록 학습된 모델이다. 이 모델의 분류 레이어인 마지막 분류 레이어(Final classifier layer)만 미세 조정 학습 시켜 암석 18종을 구별하는 모델로 구축한다. 기존 모델의 마지막 분류 레이어가 1,000개였다면 마지막 분류 레이어만 암석 이미지로 학습시킨 모델은 18개의 분류 레이어를 갖게 된다. 학습 반복 횟수(Training step)는 적절한 학습 반복 횟수를 찾기 위해 1,000번부터 15,000번까지 수행하였다. 그 결과 10,000번 수행하였을 때 가장 높은 정확성을 보였으므로 10,000번 수행한 모델로 결과를 테스트 하였다. 미세 조정 학습을 마친 모델은 [2048x18]크기의 분류 레이어를 갖게 된다.

실험 시스템 환경은 PC Intel core i7-6700k CPU와 Graphic card Nvidia GeForce GTX 1070를 사용하였고 Ubuntu 16.04 64bit와 python3, Tensorflow 1.6.0 환경에서 수행하였다. Tensorflow Android 모바일 환경은 Android Studio 3.0, SDK version 27, NDK version 12 환경에서 실행하였다.

3.2 학습 데이터셋

표 1은 실험에 사용된 학습 데이터셋 중 암석의 종류별 대표 암석 이미지이다. 암석 18종의 학습 이미지 데이터셋의 수량은 표 2와 같다. 학습에 사용된 총 이미지 데이터셋은 734장이다. 정확성이 높은 암석 이미지를 찾기 위해 박물관에서 제공해주는 이미지 데이터를 사용하였다. 학습 데이터셋을 텐서플로우에서 사용할 수 있도록 이미지 파일을 TFRecord[6] 형태로 변환 후 학습에 사용하였다. 인셉션 모델에서 입력 이미지 데이터(Input image data)를 입력 받게 되면 입력 데이터의 차원은 3차원 데이터로 299x299x3크기로 바뀌어 학습된다. 원본 이미지 데이터의 크기에 구애받지 않고 입력받기 때문에 전처리단계에서의 시간이 줄어든다.

표 1 암석 종류별 대표 입력 이미지[7]

종류	이름	이미지
화성암	현무암	
변성암	편마암	
퇴적암	석회암	

표 2 암석 이미지 학습 데이터셋

암석 종류	암석 이름	수량
화성암	현무암	73장
	안산암	37장
	유문암	34장
	반려암	37장
	섬록암	39장
	화강암	42장
변성암	점판암	36장
	편암	34장
	편마암	49장
	규암	37장
	대리암	39장
	훈펠스	35장
퇴적암	역암	40장
	사암	40장
	세일	51장
	석회암	42장
	응회암	34장
	암염	35장

4. 실험 결과

학습한 모델에 테스트 데이터셋을 학습시키지 않은 임의의 이미지 데이터셋과, 이미 학습된 이미지 데이터셋으로 분류하여 각각 테스트 하였다. 표 3은 학습되지 않은 이미지 데이터를 입력받아 테스트한 결과이고 표 4는 학습된 이미지 데이터를 넣고 테스트한 결과이다. 각 테스트 데이터셋은 암석 18종(화성암 6종, 변성암 6종, 퇴적암 6종)을 구별하기 위한 데이터셋으로 암석 1종류 당 6장씩 구성하였다. 암석 분류 테스트 결과는 표 3, 표 4와 같다. 학습한 모델이 정답을 1가지로 검출하여 정의할 수 있는 확률(Top 1-Accuracy)과 정답 후보군을 5가지로 추려내 후보 안에 정답이 검출될 확률(Top 5-Accuracy)을 통해 모델의 분류 성능을 확인할 수 있는데, 학습된 이미지로 테스트 했을 경우보다 학습되지 않은 이미지로 테스트 했을 때 더 분류 성능이 낮아진 것을 알 수 있다.

표 3 학습되지 않은 이미지로 테스트 한 결과

암석 종류	이름	Top 1 Accuracy		Top 5 Accuracy	
화성암	현무암	83%	58%	100%	78%
	안산암	0%		17%	
	유문암	33%		83%	
	반려암	50%		67%	
	섬록암	83%		100%	
	화강암	100%		100%	
변성암	점판암	17%	17%	50%	64%
	편암	0%		67%	
	편마암	33%		100%	
	규암	83%		83%	
	대리암	0%		17%	
	훈펠스	17%		67%	
퇴적암	역암	83%	61%	100%	83%

	사암	50%		83%	
	세일	100%		100%	
	석회암	33%		83%	
	응회암	0%		33%	
	암염	100%		100%	

표 4 학습된 이미지로 테스트 한 결과

암석 종류	이름	Top 1 Accuracy	Top 5 Accuracy
화성암	현무암	100%	75%
	안산암	83%	
	유문암	50%	
	반려암	83%	
	섬록암	67%	
	화강암	67%	
변성암	정판암	67%	69%
	편암	83%	
	편마암	50%	
	규암	83%	
	대리암	83%	
퇴적암	혼펠스	50%	86%
	역암	83%	
	사암	83%	
	세일	100%	
	석회암	67%	
	응회암	83%	
	암염	100%	



그림 1 모바일 어플리케이션 구현 결과

완성된 학습 모델을 이용하여 제작된 안드로이드 어플리케이션(mobile app)에서 구현한 테스트 결과 화면은 그림 1을 통해 확인할 수 있다. 모바일기기에 내장된 카메라를 통해 구별하고 싶은 암석의 실제 표면이나 사진과 같은 이미지를 비추게 되면 모델이 예측한 정답과 함께 정답일 확률이 나타난다. 그림 1은 암석 “세일”의 이미지를 카메라에 비추었을 때 실제 “세일”이라는 정답을 나타내고 정답일 확률을 함께 보여준다.

5. 결론

본 논문에서는 암석의 이미지만으로 암석을 판별하기 위해 텐서플로우와 CNN모델인 인셉션을 통해 학습을 진행하여 암석을 분류하고 인식 성능을 확인하였다. 학습 시간은 적정 학습 반복 횟수인 10,000번 수행했을 때 약 63분 정도 소요되었다. 실험 결과에서 학습되지 않은 데이터와 이미 학습된 데이터를 테스트한 결과를 통해 학습되지 않은 데이터를 입력하였을 때 분류 성능이 더 떨어지는 것을 확인할 수 있었다. 성능이 차이나는 이유는 학습 데이터셋의 구성 과정에서 정확도가 높은 암석 이미지 확보의 어려움으로 학습 데이터셋의 수량이 적어 학습에 한계가 있었다. 이를 보완하기 위해 향후 학습 데이터셋을 더 추가하고 학습 환경, 모델 변수 등을 수정하여 적용한다면 분류 성능이 더 높아질 가능성을 기대할 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] 박경진 (Kyeong Jin Park), 조규성 (Kyu Seong Cho). 2014. 예비 과학교사들의 암석에 대한 이해수준에 따른 육안분류 능력. 한국지구과학회지, 35(6) : 467-483
- [2] Szegedy, C., Vanhoucke, V., Ioffe, S., Shlens, J., & Wojna, Z. (2016). Rethinking the inception architecture for computer vision. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 2818-2826).
- [3] 텐서플로우 [online] (<https://www.tensorflow.org>)
- [4] L. Yuan, Z. Qu, Y. Zhao, H. Zhang and Q. Nian, "A convolutional neural network based on TensorFlow for face recognition," 2017 IEEE 2nd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC), Chongqing, 2017, pp. 525-529.
- [5] 이미지넷 [online] (<http://www.image-net.org/challenges/LSVRC/2012/>)
- [6] 텐서플로우 깃허브 [online] (<https://github.com/tensorflow/>)
- [7] 이화여자대학교 자연사박물관