

Few-shot 학습 기반 이미지 분류

신성윤^{1*} · 강오형¹ · 김형진² · 장대현³

¹군산대학교 · ²전북대학교 · ³대신정보통신

Image Classification based on Few-shot Learning

Seong-Yoon Shin^{1*} · Oh-Hyung Kang¹ · Hyung-Jin Kim² · Dai-Hyun Jang³

¹Kunsan National University · ²Wonkwang University · ³Pusan National University

E-mail : s3397220@kunsan.ac.kr / ohkang@kunsan.ac.kr / kim@jbnu.ac.kr / daijang@dsic.co.kr

요약

본 논문에서는 소규모 데이터 세트의 이미지 분류 작업에서 모델 과적합 및 비 수렴을 해결하고 분류의 정확성을 높이는 데 주로 사용되는 몇 번의 학습을 기반으로 한 새로운 이미지 분류 방법을 제안한다.

ABSTRACT

In this paper, we propose a new image classification method based on several trainings, which is mainly used to solve model overfitting and non-convergence in image classification tasks of small data sets and to improve classification accuracy.

키워드

image classification, training, model overfitting, non-convergence

I. 소개

최근 몇 년 동안 얼굴 인식, 물체 인식, 이미지 분류, 의미 분할 등과 같은 컴퓨터 비전 작업에 딥러닝 모델이 적용되었다[1-3]. 또한 LeNet, AlexNet, GoogleNet, VGG, ResNet 등과 같은 뛰어난 딥러닝 모델이 많이 등장했다 [4-8]. 컨볼루션 신경망 (CNN) 모델을 기반으로 하는 이러한 딥러닝 모델은 서로 다른 특성을 가지며 서로 다른 작업에 대해 만족스러운 결과를 얻을 수 있다. 딥러닝 모델은 특히 이미지 및 비디오 처리와 같은 매우 높은 차원의 입력 샘플의 경우 일반적으로 많은 양의 사용 가능한 학습 데이터가 필요한 데이터에서 특징을 자동으로 학습할 수 있다. 샘플 수가 적으면 딥러닝 모델이 추출할 수 있는 특징이 최소화되고 모델이 생성하는 예상 결과가 만족스럽지 않다.

II. 제안 방법

충분한 데이터 샘플이 있는 경우 CNN 모델은 단순한 구조, 작은 매개 변수의 양, 빠른 데이터 특징 추출 및 높은 예측 정확도로 인해 대부분의 이미지 인식 및 분류 작업에 적합할 수 있다.

그러나 작은 데이터 세트의 이미지 분류 작업을 처리할 때 사전 학습 모델이 더 많은 데이터 특징을 추출할 수 있지만, 사전 학습된 모델의 결과는 모델 매개 변수의 수를 증가시킵니다.

결과적으로 더 깊은 모델 계층이 생성된다. 모델 학습 시간이 너무 길다. 따라서 우리는 주로 다음 측면을 포함하여 모델 매개 변수를 크게 늘리지 않고 CNN 모델 구조를 재구성하고 최적화한다. 제안된 모델 구조는 그림 1에 나와 있다.

* correspondig author

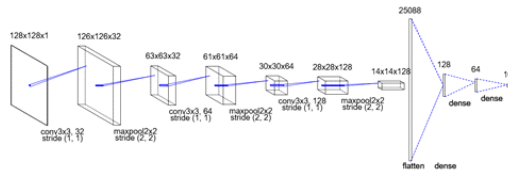


Figure 1. Proposed model structure

III. 실험 및 결과

제안된 모델의 분류 효과와 성능을 테스트하기 위해 Python 컴퓨터 프로그래밍 언어를 사용하여 딥 러닝 모델을 구성하고 Inter core i7-4790 칩, 16G 메모리, 2T 하드기가 장착된 그래픽 워크스테이션에 모델을 배포했습니다. 디스크, GTX960 그래픽 디스플레이 카드가 장착되어 있습니다.

그림 2는 CNN 모델의 정확도 및 손실률 곡선을 보여주고, 그림 3은 학습 중 제안된 모델의 정확도 및 손실률 곡선을 보여준다.

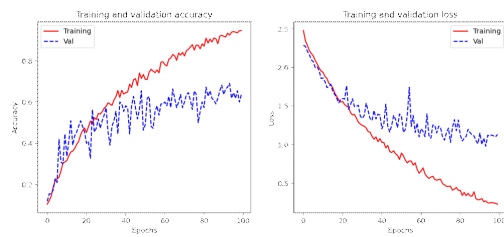


Figure 2. Accuracy and loss rate curve of CNN model

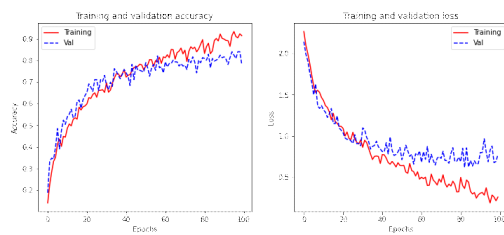


Figure 3. Accuracy and loss rate curve of proposed model

얻은 테스트 결과는 표 2에 나와 있다.

Table 1. Model performance

Model	Accuracy	
	Training	Test
CNN	0.8876	0.6974
VGG16	0.9191	0.8213
ResNet50	0.9268	0.8696
Ours	0.9358	0.8792

IV. 결론

이 논문은 원숭이 종에서 몇 번의 학습을 기반으로 한 새로운 이미지 분류 방법을 제안했다. 이 방법은 CNN을 기반으로 한 작은 데이터 세트에서 샘플 데이터 특징을 빠르게 추출하기 위해 컨볼루션 레이어 수를 증가시키는 방법을 사용한다. 그런 다음 완전 연결 계층을 미세 조정하고 드롭 아웃 메커니즘을 채택하여 가장 광범위한 기능 데이터를 분류 기능에 유지하여 빠르고 정확한 분류를 달성함으로써 분류 정확도를 향상시켰다.

References

- [1] L. Jiao et al., "A Survey of Deep Learning-Based Object Detection," in IEEE Access, vol. 7, pp. 128837-128868, 2019, DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2939201.
- [2] H. Laga, L. V. Jospin, et al., "A Survey on Deep Learning Techniques for Stereo-based Depth Estimation," in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, pp. 1-27, 2020, DOI: 10.1109/TPAMI.2020.3032602.
- [3] G. X. Wang, S. Y. Shin, "An Improved Text Classification Method for Sentiment Classification," Journal of information and communication convergence engineering, 17(1), pp. 41-48, 2019, DOI: 10.6109/jicce.2019.17.1.41.
- [4] Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, "Gradient-based learning applied to document recognition," in Proceedings of the IEEE, vol. 86, no. 11, pp. 2278-2324, Nov. 1998, DOI: 10.1109/5.726791.
- [5] Krizhevsky, Alex and Sutskever, Ilya and Hinton, Geoffrey E, "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks," NIPS2012, pp. 1097-1105, 2012.
- [6] Christian Szegedy, Wei Liu, et al., "Going Deeper with Convolutions," Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1-12, 2014, arXiv:1409.4842 [cs.CV]
- [7] Karen Simonyan, Andrew Zisserman, "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition," ICLR 2015, pp. 2015. arXiv:1409.1556 [cs.CV]
- [8] Kaiming He, Xiangyu Zhang, et al., "Deep Residual Learning for Image Recognition," CVPR2016, pp. 1-12, 2015, arXiv:1512.03385 [cs.CV]