

과적합을 감소시킨 MobileNet을 이용한 드론 촬영 이미지 분류

Classification of Drone-Shot Images Using MobileNet with Overfitting Reduction

○김 성 민¹, 조 강 현^{2*}
 울산대학교 전기공학부

¹⁾ 울산대학교 전기공학부 (TEL: 052-259-1664, E-mail: dailysmlie3347@gmail.com)
²⁾ 울산대학교 전기공학부 (TEL: 052-259-2208, E-mail: acejo2208#gmail.com)

Abstract MobileNet is a relatively simple CNN (Convolutional Neural Network) that focuses on reducing the amount of computation, thus it has an overfitting problem. This paper adopts dropouts with additional FC (Fully connected) layers to reduce overfitting problems and uses the PReLU (Parametric ReLU) activation function instead of ReLU (Rectified Linear Unit), which causes gradient vanishing due to dying ReLU. The improved model has 30,999 more parameters than the existing model and achieves an average accuracy to 94.1%. Through this model, it is possible to expect image classification suitable for low-powered devices for higher accuracy.

Keywords CNN, Overfitting, Gradient Vanishing, PReLU, Dropout

1. 서론

최근 드론에 기계학습 (Machine Learning)을 탑재한 연구가 많이 진행되고 있다. 특히 인간의 신경망 구조에서 영감을 얻은 심층학습 (Deep Learning)을 통한 이미지 분류 및 검출이 많이 시도되고 있다. 그러나 드론은 배터리의 한계로 저사양 프로세서가 탑재될 수 밖에 없고 연산량이 많이 필요한 기존의 심층학습 모델을 그대로 이용하기 어렵다.

이 논문은 객체분류의 경량화에 중점을 두었으며, 그 중에서도 MobileNet[1]의 연산량은 크게 증가시키지 않으면서 과적합 (Overfitting) 문제를 해결하기 위한 방법을 제시한다. 하나의 전결합층을 추가하고 두 번의 드롭아웃을 적용하였으며, PReLU 활성화함수를 사용하여 30,999개의 파라미터가 추가되었고, 평균 정확도는 94.1%로 나타났다.

2. 본론

2.1 MobileNet

MobileNet은 파라미터수를 연산량을 줄이기 위해 Depthwise와 Pointwise 합성곱 (Convolution)을 동시에 수행하는 Depthwise Separable 합성곱을 진행하였고 각 합성곱 연산 후 배치정규화 (Batch Normalization)과 Relu 활성화 함수 (Activation Function)를 적용해 주었다.

* 이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임.(No.2020R1A2C200897212)

하지만 MobileNet은 네트워크 경량화에만 치중하였기에 그림 1과 같이 학습이 진행될수록 실제 데이터에 대한 오차가 커지는 과적합 문제에 대한 대비를 하지 못하였다.

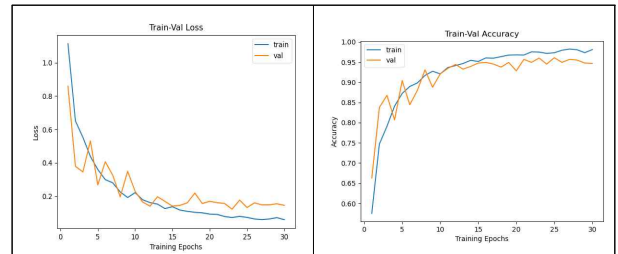


그림 1. MobileNet의 학습 epoch에 따른 손실(좌)과 정확도(우)

2.2 Proposed Method

이 논문은 MobileNet의 과적합 문제를 해결하기 위해서 다음 두 가지 방법을 제시한다.

첫 번째로 이전 합성곱 연산의 결과로 특징맵 (Feature Map)이 음수의 원소값을 가지는 경우에 대해서도 0이 아닌 값을 가지며 그 때의 기울기 (Gradient)를 학습하는 PReLU 활성화 함수 (Activation Function)를 사용하여 기존 ReLU가 Dying ReLU 현상으로 기울기 소실 (Gradient Vanishing)[3]을 발생시키는 것을 방지한다.

두 번째로 기존에 존재하던 한 개의 층의 전결합

층 (FC: Fully Connected Layer)에 추가로 FC를 추가하고 모든 FC의 연산에 대하여 확률이 0.5인 드롭아웃 (Dropout)[2]을 적용하므로써, 학습 시 전체 뉴런의 절반을 무작위로 제거하여 다양한 경우의 수를 통한 학습을 통해 일반적인 FC 연산이 특정 뉴런만을 이용하여 학습하려고 하는 현상을 막는다.

3. 실험

3.1 Dataset

모델 학습, 검증, 시험에 사용된 데이터 셋은 표 1과 같이 6가지의 사물로 정의하여, 각 클래스에 대해 학습, 검증, 시험에 1000장, 200장, 200장을 활용하였다. 그리고 각 이미지의 해상도는 224x224의 크기로 변경하여 실험을 진행하였다.

표 1. 사용 드론 이미지 데이터 셋

데이터 클래스	학습	검증	테스트
승용차	1000	200	200
주택	1000	200	200
사람	1000	200	200
전신주	1000	200	200
나무	1000	200	200
트럭	1000	200	200

3.2 학습에 따른 손실 및 정확도

학습이 진행될수록 그림 1과 달리 학습과 검증사이의 손실 및 정확도가 점점 일정해지는 것을 확인할 수 있다.

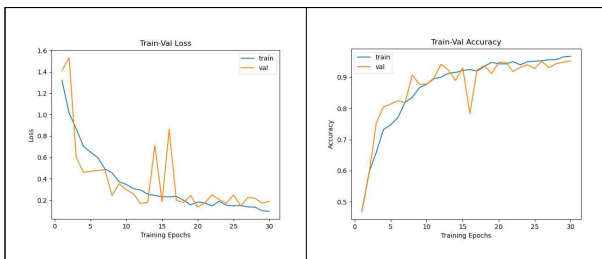


그림 2. 수정된 MobileNet의 학습 epoch에 따른 손실(좌)과 정확도(우)

3.3 테스트 결과

수정된 MobileNet은 승용차와 전신주에서 정확도가 높게 나오고, 나무와 트럭에서 상대적으로 낮게 나왔으며, 전체적으로는 평균 정확도가 더 증가하게 되었다.

표 2. 테스트 결과

클래스 \ 종류	MobileNet	수정된 MobileNet
승용차	81%	89%
주택	99%	99%
사람	98%	98%
전신주	98%	99.5%
나무	99.5%	96.5%
트럭	86%	82.5%
평균	93.6%	94.1%

3.4 파라미터 수 변화

추가된 전결합층으로 인해 30,972개, PReLU의 기울기 학습으로 27개가 늘어나서 총 파라미터 수는 30,999개가 증가하게 되었다.

표 3. 모델별 파라미터 수

MobileNet	수정된 MobileNet
3,213,158개	3,244,157개

4. 결론

이 논문에서는 기존 MobileNet이 가진 과적합 문제를 PReLU와 드롭아웃을 통해 해결하는 방법을 제시하였다. 현재 전체 파라미터 수는 거의 증가하지 않으면서 평균적인 정확도는 93.6%에서 94.1%로 증가하였다. 본 연구에서는 6개의 클래스에 대해서 학습되었지만 향후 더 많은 데이터와 클래스를 통한 여러 가지 모델들과의 비교 분석 및 검토가 필요할 것으로 판단된다.

참고문헌

- [1] Andrew G. Howard, Menglong Zhu, Bo Chen, Dmitry Kalenichenko, Weijun Wang, Tobias Weyand, Marco Andreetto, and Hartwig Adam. MobileNets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications. CoRR, abs/1704.04861, 2017.
- [2] Hinton, G.E., Srivastava, N., Krizhevsky, A., Sutskever, I., Salakhutdinov, R.R.: Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors. In: arXiv:1207.0580 (2012)
- [3] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Deep residual learning for image recognition. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016.