

## 잔차신경망을 리용한 객체화상분류기의 성능을 높이기 위한 한가지 구조변경방법

염인혁, 최일수

위대한 수령 김일성 동지께서는 다음과 같이 교시하시였다.

《새로운 과학분야를 개척하며 최신과학기술의 성과를 인민경제에 널리 받아들이기 위한 연구사업을 전망성있게 하여야 합니다.》(《김일성전집》 제72권 292페이지)

본문에서는 대표적인 중첩신경망인 ResNet-101에서 분류에 영향을 주는 제일 마지막 선택층을 변경시키는 한가지 방법을 제시하고 실험을 통하여 효과성을 검증하였다.

선행연구[1]에서는 신경망의 제일 마지막에 배치되어있는 선택층에서 평균선택을 진행하였으며 실험결과들을 통하여 이 신경망이 객체식별에서 아주 효과적이고 선행연구[2]에서 내놓은 신경망보다 성능이 더 좋다는것이 입증되었다. 그러나 선택층을 거치면서 식별에 영향을 주지 않는 특징을 영향을 보다 강하게 주는 특징과 같은 무게로 한것으로 하여 일부 경우들에 식별성능이 더 올라가지 못하였다.

선행연구[3]에서는 선행연구[1]에서 제기된 선택층의 구조를 변경시켜 CIFAR-10/CIFAR100, SVHN과 ImageNet자료기지에서 검증하여 선행연구[1]에서보다 분류정확성을 개선하였다. 그러나 여기서도 선택층을 거칠 때 식별에 영향을 주지 않는 특징들을 같은 무게로 고려하였다.

본문에서는 선택층에 입력된 7×7pixel크기의 특징지도에서 분류에 영향을 크게 미치는 부분과 적게 미치는 부분을 고려하여 선택층의 연산방법을 새롭게 설계하였으며 그 효과성을 Caltech-256자료기지를 통하여 검증하였다.

전형적인 중첩신경망의 구조는 몇개의 중첩층과 선택층으로 이루어진 층묶음을 여러개 쌓고 전결합층을 쌓는 방법으로 구성된다.

객체식별을 위한 중첩신경망인 ResNet-101의 경우 입력층의 입력화상은 224×224pixel, RGB화상이며 출력은 각 분류목표에 대한 확률값이다.

ResNet-101의 훈련단계는 다음과 같다.[1]

단계 1 연결무게들을 He초기화방법으로 초기화한다.

초기화는 평균과 표준편차가 아래와 같이 주어지는 정규분포에 따르는 우연량으로 진행한다.

$$\mu = 0, \sigma = [2/(n_i + n_0)]^{1/\sqrt{2}} \quad (n_i: \text{층의 입력연결개수}, n_0: \text{층의 출력연결개수})$$

단계 2 준비된 훈련자료기지의 화상들을 다음의 흐름과정으로 통과시킨다.

① 화상의 전처리과정에서는 각이한 화상들을 망에 입력시키기 위한 전처리를 진행한다.

전처리는 자르기와 보간을 리용하여 확대 및 축소하는 방법으로 진행한다.

② 망에서의 연산을 다음과 같은 흐름으로 진행한다.

중첩층(Convolution Layer)에서는 파라미터들에 의한 합성적연산을 진행한다.

선택층(Pooling Layer)에서는 최대선택(Max Pooling)을  $u_k = \max_{i, j} z_{ijk}$  로, 전역평균선택

(Global Pooling)을  $u_k = \frac{1}{7^2} \sum_{i=1}^7 \sum_{j=1}^7 z_{ijk}$  로 한다.

정규화층(Batch Normalization)에서는 자료의 평균과 편차를 (0, 1)로 만든다.

예측층(Softmax Layer)에서는  $\hat{p}_k = \sigma(s(x))_k = \frac{\exp(s_k(x))}{\sum_{j=1}^K \exp(s_j(x))}$ ,  $K=1\ 000$  으로 놓는다.

단계 3 망출력결과  $\hat{p}_k$  와 준비된 결과와의 차이를 통한 적응적모멘트최적화방법(Adam Optimizer)으로 오차전파를 수행한다.

론문에서는 단계 2에서의 평균선택층의 연산을 변경시키는 방법으로 분류에 크게 영향을 주는 부분과 적게 영향을 주는 부분을 고려하였다.

연산은 방정식

$$\frac{x^2}{\sqrt{2}\alpha^2} + \frac{y^2}{\sqrt{2}\alpha^2} + \frac{z^2}{\beta^2} = 1$$

$$-2^{1/4}\alpha \leq x \leq 2^{1/4}\alpha, -2^{1/4}\alpha \leq y \leq 2^{1/4}\alpha, 0 \leq z \leq \beta, \alpha \geq 1, \beta > 0$$

으로 표현되는 타원체면우에서 선택한 점들로 만든 행렬을 곱하여 진행한다.

려과기행렬  $z$  를 구하기 위하여  $x, y$  를 다음과 같이 정하고 옷식에 대입하면

$$x_i = \frac{i-3}{3}, y_j = \frac{j-3}{3} \ (i, j = \overline{1, 7}), z'_{ij} = \beta \sqrt{\frac{1-(x_i^2 + y_j^2)}{\sqrt{2}\alpha^2}}$$

이다. 려과기행렬을 얻은 다음 평균선택층연산을 다음과 같이 변경한다.

$$u_k = \frac{\sum_{i=1}^7 \sum_{j=1}^7 z_{ijk} \times z'_{ij}}{7^2 \sum_{i=1}^7 \sum_{j=1}^7 z'_{ij}}, \quad k = \overline{1, 2\ 048}$$

그러면 화상이 매 층을 통과할 때 가장자리부분에 추가되는 의미없는 화소에 의한 영향을 보다 약화시키고 중심부분에 배치된 화소에 의한 영향을 보다 강화시키게 된다.

다음으로 분류목적을 변화시키기 위하여 전결합층의 세포수를 256개로 줄이고 변경한 단계 2, 3의 과정을 반복하여 훈련을 진행한다.

$$\hat{p}_k = \sigma(s(x))_k = \frac{\exp(s_k(x))}{\sum_{j=1}^K \exp(s_j(x))}, \quad K = 256$$

마지막으로 적합한 파라메터를 결정하기 위하여 추가한 연산층의  $\alpha, \beta$  를 변화시키면서 가장 성능이 높은것을 선택한다.

이렇게 훈련시킨 신경망의 정확성평가는 시험자료를 리용하여 얻는다.

제안한 방법의 효과성을 검증하기 위하여 Caltech-256자료기지를 리용하였다.

분류할 화상의 종류는 256가지로서 총 24 408장의 훈련화상과 6 103장의 검증화상을 리용하였다.

훈련은 묶음의 크기는 20, 반복회수는 100으로 진행하였다.

파라미터수정은  $\alpha$  를 구간 [1.1, 6.1]에서 1간격으로,  $\beta$  를 구간 [1.1, 2.1]에서 0.1간격으로 선택하면서 훈련 및 검증을 진행하였다.

검증은 위에서와 같이  $\alpha$ ,  $\beta$  를 변화시키면서 가장 좋은 분류성능이 나오는 상수를 찾고 이 상수에 의하여 제안된 ResNet-101과 기존의 ResNet-101의 오류률들을 비교하는 방법으로 진행하였다.

검증을 통하여  $\alpha$  가 커질수록 러파기를 통과한 값이 특성지도의 평균값에 가까와간다는것을 알수 있다.

또한  $\beta$  가 커질수록 특성지도의 중심에 위치하고있는 화소가 분류에 큰 영향을 주도록 러파기가 구성된다는것을 알수 있다.

실험을 통하여  $\alpha=1.1$ ,  $\beta=2$  인 경우에 가장 높은 성능을 낸다는것을 확인하였다.

$\alpha=1.1$ ,  $\beta=2$  일 때 변경한 망을 가지고 진행한 실험에서의 오류률은 표와 같다.

표. 오류률

방법	훈련자료수/건	검증자료수/건	Top-1오류률/%	Top-5오류률/%
기존의 ResNet-101	24 408	6 103	19.28	4.61
제안한 ResNet-101	24 408	6 103	17.86	3.97

실험결과는 논문에서 제안한 새로운 선택층을 가지는 신경망이 기존의 ResNet-101보다 성능이 높다는것을 보여준다.

## 참 고 문 헌

- [1] K. He; arXiv:1512.03385, 2015.
- [2] C. Szegedy; arXiv:1409.4843v1, 2014.
- [3] B. Zhang et al.; Neurocomputing, 321, 7, 36, 2018.

주체108(2019)년 9월 15일 원고접수

## A Method of Structural Modification to Improve Accuracy of Image Classification Using Residual Network

*Ryom In Hyok, Choe Il Su*

We propose a method of structural modification to improve accuracy of image classification using Residual Network and verify it via tests. The experimental results show the efficiency of the method.

Keyword: ResNet