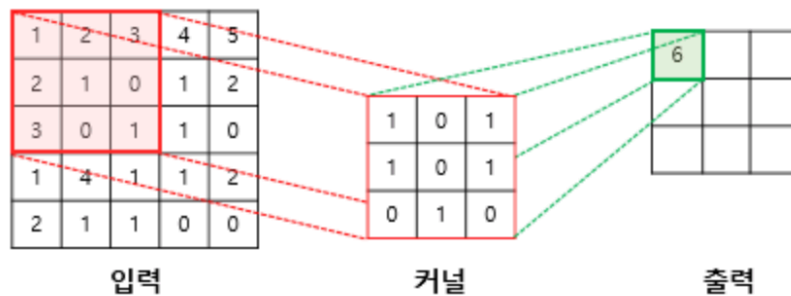


인공지능(딥러닝)개론 HW2 결과 보고서

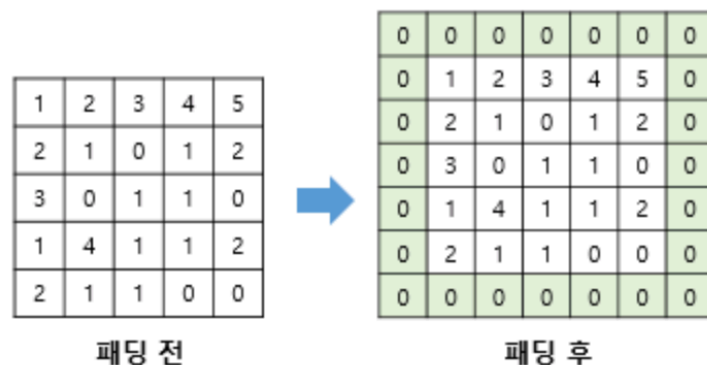
2020.11.17.(화) 11:59PM / 20181202 김수미

1. CIFAR10 Classification with CNN

이번 과제에서는 CNN(Convolution Neural Network)을 통해 CIFAR10-set Classification 모델을 작성해 보았다. 먼저 CNN(합성곱 신경망)에 대한 간단하게 알아보자. CNN은 인공신경망의 한 종류로, 이미지 처리에 탁월한 성능을 보이며 합성곱층과(Convolution layer)와 풀링층(Pooling layer)으로 구성된다. 먼저 합성곱층은 합성곱연산을 통해 이미지의 특징을 추출하는 역할을 한다. 여기서 합성곱이란 **커널(kernel)** 또는 필터(filter)라는 $n \times m$ 크기의 행렬을 의미하고, 합성곱 연산은 높이(height) \times 너비(width) 크기의 이미지를 처음부터 끝까지 훑으면서 $n \times m$ 행렬과 겹쳐지는 부분의 각 이미지와 커널의 원소의 값을 곱해서 모두 더한 값을 출력한다. 이 때 입력으로부터 커널을 사용하여 합성곱 연산을 통해 나온 결과를 **특성 맵(feature map)**이라고 한다.



위 예시에서는 커널의 이동 범위가 한 칸이지만, 이는 사용자가 정해줄 수 있다. 이러한 이동 범위를 **스트라이드(stride)**라고 한다.



위의 예에서 5×5 이미지에 3×3 의 커널로 합성곱 연산을 하였을 때, 스트라이드가 1일 경우에는 3×3 의 특성 맵을 얻게 된다. 이와 같이 합성곱 연산의 결과로 얻은 특성 맵은 입력보다 크기가

작아지는데, 합성곱 연산 이후에도 특성 맵의 크기가 입력 크기와 동일하게 유지되길 원한다면 패딩(padding)을 사용하면 된다. 즉 패딩은 합성곱 연산을 하기 전, 입력의 가장자리에 지정된 개수의 폭만큼 행과 열을 추가해주는 것을 의미한다.

합성곱 층 다음에는 풀링 층을 추가하는 것이 일반적이다. 풀링 층에서는 특성 맵을 다운샘플링하여 특성 맵의 크기를 줄이는 풀링 연산이 이루어진다. 풀링 연산에는 일반적으로 최대 풀링(max pooling)과 평균 풀링(average pooling)이 사용된다.

해당 과제에서는 모델을 총 5개의 레이어로 구성했다. 각 레이어의 세부 구성은 아래와 같다.

〈 1-layer 〉

- 5x5 kernel, 6channel out, Batch normalization
- activation : ReLU
- max-pooling(2x2 kernel, 2stride)

〈 2-layer 〉

- 5x5 kernel, 6channel out, Batch normalization
- activation : ReLU
- max-pooling(2x2 kernel, 2stride)

〈 3-layer 〉

- Dense Layer with 120 output
- activation : ReLU

〈 4-layer 〉

- Dense Layer with 84 output

〈 Out-layer 〉

- Dense Layer

Optimizer(손실 함수를 기반으로 네트워크가 어떻게 업데이트 되어야 하는지를 결정)는 Adam optimizer를 사용했으며 Epoch 횟수는 10번으로, Learning Rate는 0.0001, batch size는 50로 맞춰주었다(세부적인 내용은 코드 주석 참고). 이렇게 작성한 모델을 기반으로 train과 test를 진행한 결과, test 데이터 셋에 대한 측정 정확도를 75.09554140127389% 까지 확보할 수 있었다.

Accuracy of the network on the 7850 test images: 75.09554140127389%

반복 횟수를 크게 하면 더 높은 정확도의 결과값을 얻을 수 있었지만, 시간이 오래 걸린다는 단점이 있어 epoch 횟수는 10보다 크게 하지 않았다.