

## 신입 교육세션 CNN 과제

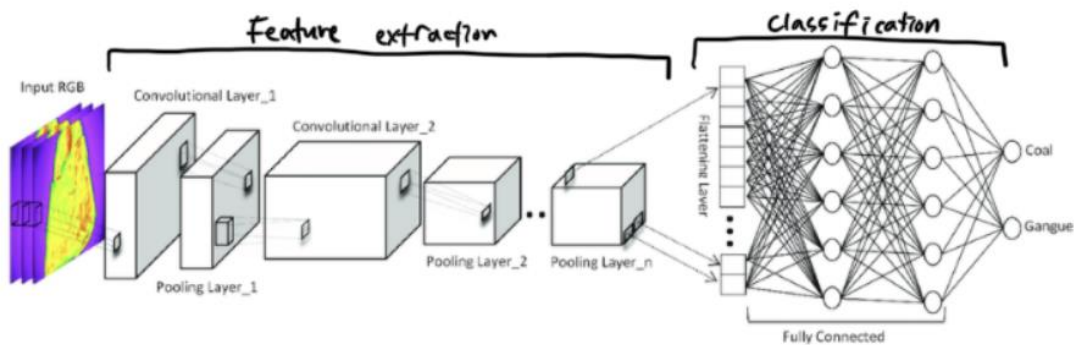
24기 이동진

CNN은 학습과정에 있어서 기존 FULLY-connected neural network가 갖는 문제점을 해결해준다. 우선 기존의 FULLY-connected neural network에는 모든 노드에 모든 픽셀 정보가 연결되어야 했기에 노드 1개당 데이터의 개수만큼의 파라미터들이 필요했고 데이터의 개수가 늘어나면 자연스럽게 기하급수적으로 노드내의 파라미터의 수가 늘어나 연산의 복잡성이 늘어나는 단점이 있었다. 뿐만 아니라 데이터의 차원을 1차원 데이터로 평탄화하는 과정에서 이미지의 공간적 정보가 무시되는 단점도 중요한 문제점으로 대두되었다. 이에 CNN은 필터를 통한 합성곱, 활성화 함수, 풀링 등과 같은 기본 요소들을 이용하여 기존 문제들에 해결책을 제시한다.

각각을 살펴보자면 이미지의 특징을 찾아내기 위한 공용 파라미터라고도 불리는 필터(커널)는 일반적으로 정사각형의 작은 윈도우로 이미지를 순회하며, 필터와 이미지 사이의 합성곱 연산을 수행한다. 합성곱 연산은 필터가 이미지 위를 이동하면서 각 위치에서 필터와 이미지의 요소별 곱셈 후 그 결과를 합산하는 과정을 의미한다. 결과물은 Feature map인데 원본 이미지에서 필터가 감지한 특징을 나타낸다. 입력 데이터는 채널의 수와 상관없이 필터별로 1개의 Feature map이 만들어지는데, 가중치를 다르게 한 여러 개의 필터를 거쳐 여러 개의 특징이 압축된 정보를 얻는다.

활성화 함수는 네트워크가 비선형 문제를 해결할 수 있게 하며, 모델이 더 복잡하고 추상적인 특징을 학습할 수 있도록 하는데, 주로 RELU함수를 사용한다. 음수 값을 0으로 만들고, 양수 값은 그대로 유지하는 특징을 가진다.

풀링(pooling)은 특징 맵의 크기를 줄이면서 중요한 정보를 유지하는 과정인데, max pooling, average pooling등의 다양한 방법이 존재한다. 이중 최대 풀링(Max Pooling)이 CNN에서 쓰이는 가장 일반적인 방식인데, 특징 맵의 작은 영역에서 가장 큰 값을 선택해 새로운 축소된 특징 맵을 생성하는 방식으로써 색깔 강도가 가장 높은 것을 뽑아 붙이는 방법이라고 이해할 수 있다.



CNN에서는 이러한 기본 요소들의 상호작용을 통해 이미지를 학습한다. 결정이 필요한 파라미터로는 Convolution Filter의 개수, Filter 사이즈, Padding 여부, Stride, Pooling layer의 종류이다. 이러

한 파라미터가 결정되었다면 먼저 합성곱 연산을 통해 특징 맵을 생성하고 활성화 함수를 거친다. 이때 합성곱 계층의 출력에 적용되어 비선형성을 도입하게 된다. 이후 풀링을 통해 차원을 축소하는데 앞서 이야기한 바와 같이 이때는 특징 맵의 크기를 줄이면서 중요한 정보를 유지해야 한다. 최종 특징 맵은 Fully-Connected Layer으로 전달된 후 layer의 출력은 소프트맥스 활성화 함수 등을 통해 각 클래스에 속할 확률로 변환되며, 이를 통해 이미지 분류가 이루어지게 된다 즉 Convolution과 Pooling을 반복적으로 거치면서 변하지 않는 특징을 찾고 이를 입력데이터로 Fully-connected layer로 보내어 Classification을 수행하게 된다.