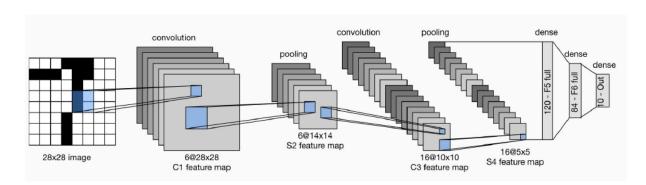
## 0119 CNN 기본과제 - 24기 김종진



1. 필터를 통한 합성곱 : 하나의 필터가 이미지 전역을 훑으면서, 각각의 합성곱 연산을 통해 이미지의 국소적인 부분별로 지역적 특징(convolution feature)을 추출해낸다. 여기서 추출한 특징들을 모은 것이 다음 층의 feature map으로 넘어가게 된다.

필터를 통한 합성곱을 통해, CNN은 이미지의 공간적인 구조 처리가 가능하다. 즉 학습한 특징들이 다른 이미지 에서는 변화된 위치에 있더라도 찾을 수 있다(평행 이동 불변성).

또한 패턴의 공간적 계층 구조를 학습할 수 있다. 즉 낮은 층의 feature map에서는 구체적인 지역적 특징을 추출하고, 층이 깊어질수록 원본 이미지의 추상적이고 전역적인 특정을 추출하게 된다.

이때 필터의 가중치가 다르다면 이미지에서 다른 특징을 추출한다. 즉 가중치가 다른 필터는 서로 다른 특징을 추출한다. 통상적으로 합성곱층에서는 이미지를 탐색<u>해</u> 하나의 feature map을 만들 때 필터의 가중치를 고정하는 가중치 공유를 통해 학습할 파라미터의 개수를 줄인다.

층이 깊어지면서 합성곱을 계속할수록 feature map의 크기 또한 작아지게 된다. 이를 피해 원본 이미지의 크기를 보존하고 싶다면 zero padding 등을 사용할 수 있다.

- 2. 활성화 함수: 합성곱을 통해 연산한 값은 선형 계산의 결과이므로, 이를 비선형으로 바꿔줘야 할 필요가 있다. 이를 위해 사용하는 것이 활성화 함수로, 연산값을 ReLU, 시그모이드, tanh 등 비선형성의 활성화 함수에 넣음으로써 비선형 변환을 처리한다.
- 3. 풀링: 풀링 층에서는 연산이 일어나지 않기 때문에 학습할 가중치 또한 없다. 대신 feature map을 축소함으로 써 연산량을 감소시키고, 이미지에서 주요값만을 추출해낸다. Max pooling과 Average Pooling이 자주 사용되며, 이중에서도 convolution의 결과값이 클수록 유의미한 특징일 확률이 높으므로, 대상 영역에서 최댓값을 추출하는 Max Pooling이 더 선호된다.
- 4. Fully Connected 층 : 합성곱층에서 이미지의 특징을 추출해 냈다면, 최종 Feature map을 1D layer로 flatten한 후, 다층신경망으로 연결한다. FC층에서는 MLP와 같이 학습을 진행한 후, 출력층에서 문제에 따라 활성화 함수를 선택해 최종적인 결과를 도출한다. 회귀 문제라면 선형 함수, 이중 분류 문제라면 시그모이드, 분류 문제라면 오프트맥스 함수를 활성화 함수로 사용한다.