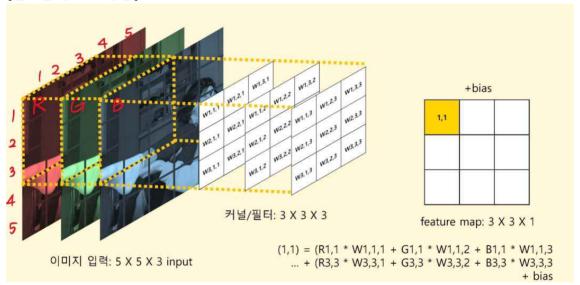
CNN 기본 과제

2020147036 정석호

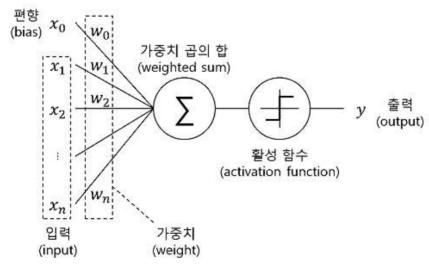
1. CNN의 기본 구성 요소(필터를 통한 합성곱, 활성화 함수, 풀링, 완전 연결 층)에 대한 설명과 이들이 어떻게 상호 작용해서 이미지에 대한 학습을 진행하는지 그림과 함께 설명해 주세요.

[필터를 통한 합성곱]



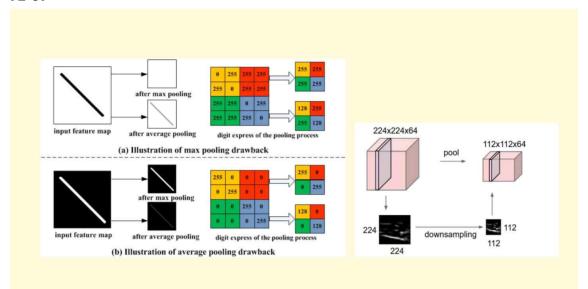
위는 한 이미지를 R, G, B 세 필터를 활용해 분석하는 그림입니다. 필터는 일반적으로 작은 크기의 행렬(예: 3x3, 5x5)로 정의됩니다. 각 필터별로 점수를 매긴 다음 이들을 곱하고 bias 를 더합니다.

[활성화 함수]



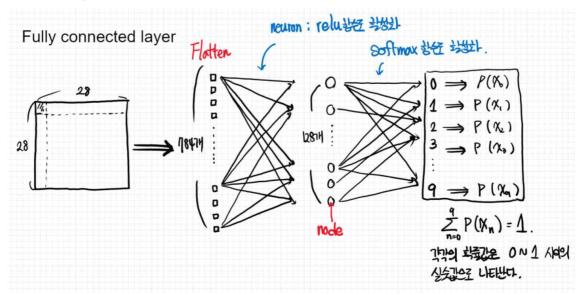
활성화 함수는 신경망의 비선형성을 도입하는 함수로, 네트워크가 복잡한 문제를 해결하고 다양한 패턴을 학습할 수 있게 해줍니다. 수학적으로는 가중치 곱의 합을 함수에 넣어주면 결과 치를 출력해 줍니다.

[풀링]



풀링(pooling)은 네트워크의 다음 단계로 넘어가기 전에 특성 맵(feature map)의 크기를 줄이는 과정입니다. 풀링은 신경망의 계산 부담을 줄이고, 특성 맵의 크기를 감소시켜 과적합 (overfitting)을 방지하는 데 도움을 줍니다. 또한, 풀링을 통해 얻어진 특성이 일부 변형이나 이동에도 불구하고 일관성을 유지할 수 있어, 신경망의 공간적 불변성(spatial invariance)을 증가시킵니다. 위 이미지에선 풀링의 주 유형인 max pooling과 average pooling을 다뤘습니다.

[완전 연결 층]



완전 연결 층은 이전 단계에서 추출된 특성을 바탕으로 최종적인 분류 또는 회귀를 수행하는

역할을 합니다.

CNN(Convolutional Neural Network)의 주요 구성 요소인 필터를 통한 합성곱, 활성화 함수, 풀링, 그리고 완전연결층은 이미지 처리와 분류 작업에서 서로 긴밀하게 상호작용하며, 각기 다른 역할을 수행합니다. 이들 간의 상호작용은 다음과 같은 순서로 진행됩니다

1. 필터를 통한 합성곱(Convolution) 단계

합성곱 단계에서는 이미지에 여러 필터(커널)를 적용합니다. 각 필터는 이미지의 특정 특성 (예: 가장자리, 질감, 색상 등)을 감지하는 데 사용됩니다.

필터는 이미지 위를 이동하면서 각 위치에서 필터와 이미지 사이의 요소별 곱을 수행합니다. 이렇게 해서 얻은 결과는 특성 맵(feature map)을 형성합니다.

2. 활성화 함수 적용

합성곱을 통해 얻은 특성 맵에 활성화 함수(예: ReLU)를 적용합니다. 이 단계는 비선형성을 도입하여 네트워크가 더 복잡한 패턴과 관계를 학습할 수 있게 해줍니다.

활성화 함수는 합성곱 결과에 비선형 변환을 적용하여, 중요한 특성을 강조하고 불필요한 정보를 억제합니다.

3. 풀링(Pooling) 단계

풀링은 활성화 함수를 거친 특성 맵의 크기를 줄이는 과정입니다. 이는 계산량을 감소시키고, 모델의 과적합을 방지하는 데 도움을 줍니다.

가장 일반적인 풀링 방법은 맥스 풀링(max pooling)으로, 특성 맵의 작은 영역에서 가장 큰 값을 선택하여 새로운, 축소된 특성 맵을 생성합니다.

풀링은 또한 모델의 공간적 불변성을 증가시킵니다, 즉, 이미지의 작은 변형이나 이동에도 불구하고 일관된 특성을 인식할 수 있게 합니다.

4. 완전연결층(Fully Connected Layer)

마지막으로, 네트워크의 마지막 부분에는 하나 이상의 완전연결층이 위치합니다. 이 단계에서는 풀링을 통해 얻은 특성 맵을 평탄화(flatten)하여 1차원 벡터로 변환합니다.

완전연결층은 네트워크가 학습한 모든 특성을 종합적으로 고려하여 최종적인 출력(예: 분류 결정)을 생성합니다.

이 층에서도 활성화 함수를 사용하여 비선형성을 추가할 수 있습니다. 분류 문제의 경우, 마지막 완전연결층에는 Softmax 활성화 함수가 종종 사용되어 각 클래스에 대한 확률을 제공합니다.

이러한 단계들을 통해 CNN은 이미지로부터 중요한 특성을 추출하고, 이를 바탕으로 복잡한 패턴을 인식하며, 최종적으로 분류나 다른 종류의 예측을 수행할 수 있습니다.