

3차 일석이조 조별보고서	
작성일 : 2023년 9월 24일	작성자 : 유정훈
조 모임 일시 : 9월 24일	모임 장소 : 구글미트
참석자 : 이준용, 유정훈, 김동규, 이학빈, 탁성재	조원 : 이준용, 유정훈, 김동규, 이학빈, 탁성재
구분	내용
학습 범위와 내용	1. 4주차 온라인 강의 내용 2. 교재 4장 내용
질문 내용 (모임 전 공지된 개별 학습 범위에서 이해된 것과 못한 것)	Q(1) 강의 4강_1 44:40 구간: 강의에서 컨볼루션 연산 시 모든 노드가 같은 가중치를 공유하므로, 모델의 복잡도가 낮아져 오버피팅이 더 쉽게 일어난다고 강의해 주셨습니다. 모델의 복잡도가 낮아지면 모델의 용량이 줄어든다는 의미이고, 오버피팅보다는 언더피팅이 일어나기 쉬워지는 것이 아닌가 하는 생각이 들었습니다. 왜 overfitting이 일어날 가능성이 증가하는 것인가?
	A(1) <div><div><div><div>01234567</div><div><div>324512022</div></div></div><div>↓</div><div><div>커널</div><div><div>0.30.40.3</div></div></div><div>↓</div><div><div>특징 맵</div><div><div>-2.93.73.57.98.97.4-</div></div></div></div></div> <div>(a) 1차원 컨볼루션</div> <div>그림 4-6 컨볼루션 연산</div>

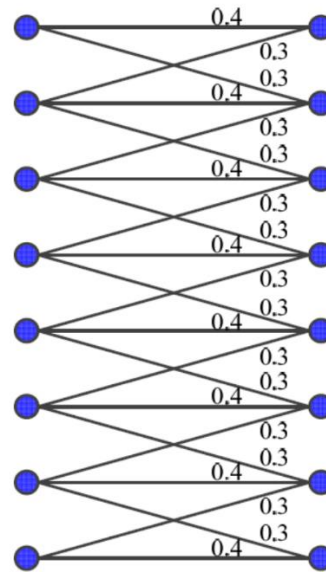
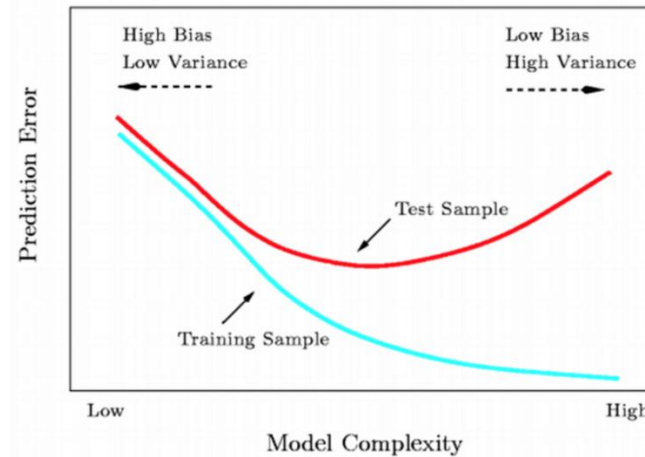


그림 4-9 CNN의 가중치 공유

그림 4-9는 그림 4-6(a)를 신경망 형태로 변환한 그림이다. 모든 노드는 (0.3, 0.4, 0.3) 이라는 동일한 커널을 사용 즉 가중치를 공유하므로 매개변수는 3개에 불과하다. DMLP였다면 $88=64$ 개의 가중치이지만, CNN일 때는 $38-2=22$ 개의 가중치를 가지고 있으므로 모델의 복잡도가 크게 낮아진다.

이전에 배웠던 오버피팅 발생의 근본적인 원인은 학습 데이터의 부족으로, 학습데이터가 충분하지 않은 모델 복잡도와 오버피팅의 발생이 연결되는 것이었다. 이에 관련하여 모델 복잡도와 예측 오차 값으로 언더피팅과 오버피팅을 구분하는 그래프는 아래와 같다.



모델 복잡도가 낮아지면 언더피팅이 발생할 확률이 높아진다고 알 수 있었습니다.

Q(2)

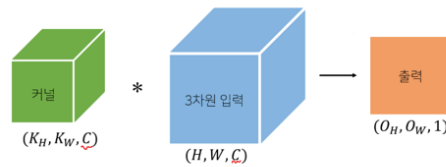
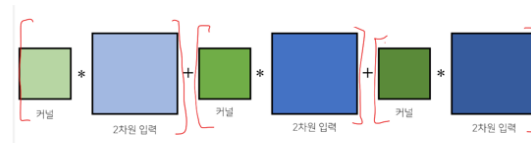
컨볼루션 연산이란?

A(2)

컨볼루션 연산은 간단하게는 주어진 값들을 특정 가중치에 따라 값을 내고, 해당 값들을 다 더하는 연산 형태입니다. 컨볼루션 연산은 퍼셉트론의 아이디어를 그대로 구현하고 있습니다.

퍼셉트론에 적용하기 위해, 딥러닝에 적용할 일정한 범위를 지정할 필요가 있는데, 해당 범위를 커널, 일명 필터라고 합니다. 각 데이터별로 적용될 가중치는 커널에 적용되어 있으며, 커널을 움직이면서 데이터의 계산을 가능케 합니다.

커널은 1차원 이상의 모든 차원을 다룰 수 있으며, 각 차원은 한가지의 특징을 나타냅니다. 또한 커널의 차원이 증가함에 따라 이름이 바뀌는데, 2차원 이상부터는 행렬이 아닌 텐서로 부릅니다.



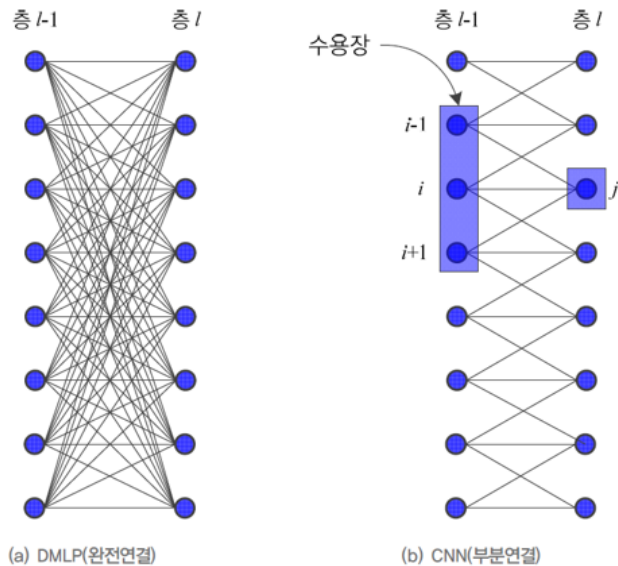
컨볼루션 연산은 퍼셉트론과 유사한 계산방식을 가지기에 역전파 알고리즘을 적용할 수 있으며, 이를 통해 커널 가중치의 변경이 가능합니다.

Q(3)

컨볼루션 신경망이 무엇인가요?

A(3)

DMLP는 완전연결구조로 가중치가 너무 많아 복잡도가 높다. 따라서 학습 속도가 느리고 과잉적합에 빠질 가능성도 크다. 하지만 컨볼루션 신경망(Convolution Neural Network)는 컨볼루션 연산을 이용하여 부분연결 구조로 복잡도를 크게 낮춘 모델이다.



DMLP에 입력되는 데이터는 일렬로 늘어선 벡터 구조에 불과하지만, CNN은 영상과 같은 행렬 구조 또는 3차원 이상의 텐서 구조까지 처리할 수 있다는 장점이 있다.

Q(4)

컨볼루션 신경망에서 커널을 직접 설계가 아닌 학습으로 알아낸다는 방식의 구체적인 원리와 의미

A(4)

컨볼루션 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)에서 커널을 직접 설계하는 대신 학습으로 찾는 방식은 "합성곱 신경망 가중치 학습"의 일부로서, 특히 합성곱 층의 가중치(커널)를 자동으로 학습하는 것을 의미합니다. 이는 CNN의 주요 특징 중 하나로, 데이터로부터 필요한 특징을 스스로 학습하여 이미지 분류, 객체 감지 및 다양한 컴퓨터 비전 작업에서 매우 강력하게 작용합니다.

이 원리와 의미를 더 자세히 설명하겠습니다:

1. 가중치 학습:

- CNN은 커널(필터)을 사용하여 입력 데이터(예를 들어, 이미지)를 스캔하고 특징을 추출합니다.

	<p>다. 각 커널은 특정한 특징을 감지하기 위한 가중치로 구성되며, 이러한 가중치는 학습됩니다.</p> <ul style="list-style-type: none"> ○ 초기에는 이러한 커널의 가중치는 무작위로 초기화됩니다. ○ CNN은 학습 데이터를 사용하여 오차를 최소화하도록 가중치를 조정하는 과정을 거칩니다. 이 과정은 역전파(backpropagation) 알고리즘을 사용하여 수행됩니다. <p>2. 특징 추출:</p> <ul style="list-style-type: none"> ○ 학습된 커널은 이미지에서 특정한 패턴, 엣지, 질감, 물체 부분 등을 감지할 수 있도록 튜닝됩니다. ○ CNN은 여러 개의 커널을 사용하여 다양한 특징을 동시에 추출하며, 이러한 특징 맵(feature map)은 다음 레이어로 전달됩니다. <p>3. 계층적 특징 추출:</p> <ul style="list-style-type: none"> ○ CNN은 여러 합성곱 층과 풀링 층으로 구성되며, 이를 통해 계층적인 특징 추출이 가능해집니다. ○ 처음 몇 개의 층은 단순한 특징(예: 에지)을 추출하고, 이후 층에서는 이러한 단순한 특징들을 조합하여 더 복잡한 패턴 및 객체를 인식합니다. <p>4. 일반화:</p> <ul style="list-style-type: none"> ○ CNN은 학습된 커널을 사용하여 다른 이미지에서도 유용한 특징을 추출할 수 있습니다. 이로써 일반화 능력을 향상시키며, 새로운 이미지나 작업에 대응할 수 있습니다. <p>이러한 방식으로, CNN은 이미지 처리와 컴퓨터 비전 작업에서 매우 효과적으로 작동하며, 사전에 정의된 특징을 설계하는 대신 데이터로부터 특징을 자동으로 학습하여 모델의 성능을 향상시킵니다. 이는 CNN의 주요 강점 중 하나이며, 다양한 응용 분야에서 사용되고 있습니다.</p> <p>Q(5)</p> <p>풀링 연산이 무엇인가요?</p> <p>A(5)</p>
--	---

풀링 연산은 컨볼루션 신경망 (Convolutional Neural Network, CNN)에서 주로 사용되는 기술 중 하나로, 입력 데이터의 공간 차원을 줄이는 역할을 합니다. 이를 통해 CNN은 이미지, 비디오 및 다른 고차원 데이터의 처리와 학습에 효과적으로 사용됩니다. 풀링 연산은 주로 이미지 데이터에서 사용되지만, 다른 형태의 데이터에서도 유용할 수 있습니다.

풀링 연산은 일반적으로 다음과 같은 단계로 이루어집니다:

1. **윈도우 (Window) 또는 커널 (Kernel) 이동:** 입력 데이터의 특정 영역(윈도우)을 선택합니다. 이 윈도우는 일반적으로 작은 사각형 또는 정사각형 영역입니다. 이 윈도우를 입력 데이터 상에서 이동시키면서 풀링 연산을 수행합니다.
2. **풀링 연산 수행:** 선택된 윈도우 내에서 어떤 작업을 수행하는데, 가장 일반적인 두 가지 유형의 풀링이 있습니다.
 - **최대 풀링 (Max Pooling):** 윈도우 내에서 가장 큰 값을 선택하여 출력으로 사용합니다. 주로 객체의 주요 특징을 추출하는 데 사용됩니다.
 - **평균 풀링 (Average Pooling):** 윈도우 내 값들의 평균을 계산하여 출력으로 사용합니다. 이미지 크기를 축소할 때 주로 사용되며, 입력의 평균값을 추출합니다.
3. **스트라이드 (Stride) 및 패딩 (Padding):** 풀링 연산에서는 윈도우를 입력 데이터 위에서 이동시키는 데, 이때 스트라이드와 패딩을 사용하여 출력의 크기를 제어합니다.
 - **스트라이드:** 윈도우를 이동시키는 간격을 나타냅니다. 더 큰 스트라이드는 출력의 공간 해상도를 줄입니다.
 - **패딩:** 입력 데이터 주변에 추가된 가상의 값(일반적으로 0)으로 윈도우가 데이터 경계를 벗어나는 것을 방지합니다. 패딩을 사용하면 출력 크기를 조절할 수 있습니다.

풀링 연산은 CNN에서 주로 사용되며, 입력 데이터의 공간적 차원을 줄이고 계산량을 줄이는데 도움을 줍니다. 이를 통해 네트워크가 객체나 특징을 인식하고 이해하는 데 더 효과적이며, 또한 과적합을 방지하는데 도움이 됩니다. 최대 풀링과 평균 풀링은 가장 흔하게 사용되는 풀링 연산의 유형이며, 문제의 성격에 따라 적절한 유형을 선택할 수 있습니다.

질문내용	<p>Q1: 강의 내용에서 컨볼루션 연산 시 모든 노드가 같은 가중치를 공유하므로, 모델의 복잡도가 낮아져 오버피팅이 더 쉽게 일어난다고 강의 해주셨습니다. 이에 의문점을 가져 팀원들과 논의해본 결과 모델 복잡도가 낮아지면 언더피팅이 발생할 확률이 높아진다고 결론을 내렸습니다. 이것이 맞는 답인지, 아니면 다른 이유가 존재하는지에 대해 피드백을 받고 싶습니다.</p> <p>Q2: CNN의 특성 중 이동에 동변한다는 의미가 이해가지 않습니다.</p>
------	--