

14강

인공지능

딥러닝(1)

컴퓨터과학과 이병래교수

학습목차

- 1 딥러닝의 개요
- 2 딥러닝을 위한 학습 방법의 개선
- 3 합성곱 신경망



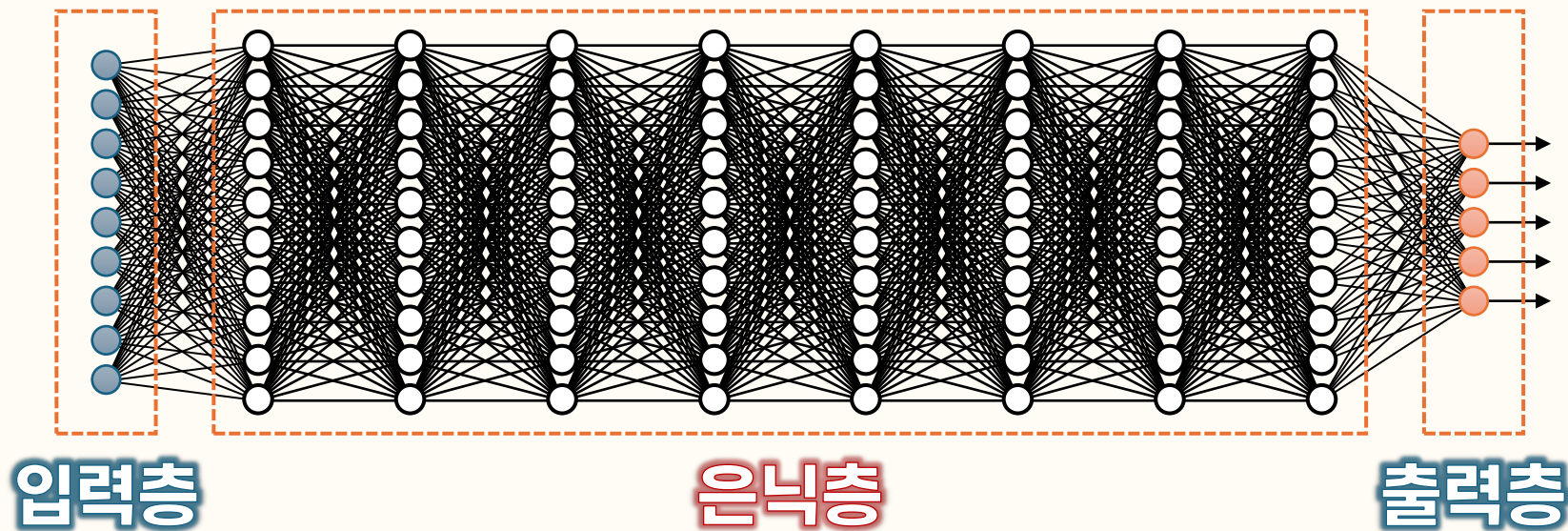


딤러닝의 개요

1. 심층 신경망

■ 심층 신경망(deep neural networks)이란?

- 입력층과 출력층 사이에 많은 수의 은닉층이 연결된 신경망



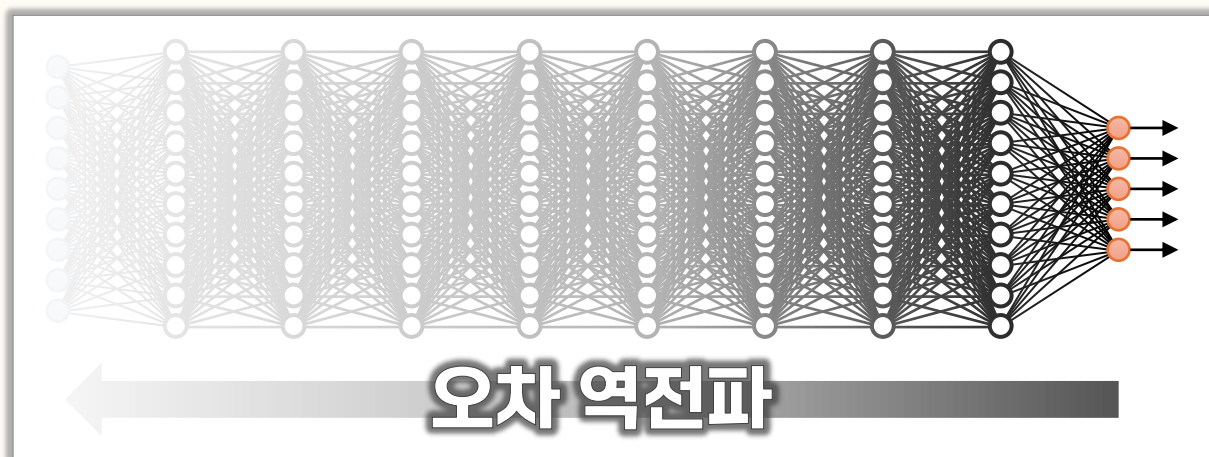
- ➔ 데이터에 내재하는 복잡한 패턴이나 특징을 잘 파악할 수 있어 뛰어난 성능을 보임

1. 심층 신경망

■ 심층 신경망 학습의 문제점

⚠ 경사 소멸(vanishing gradient)

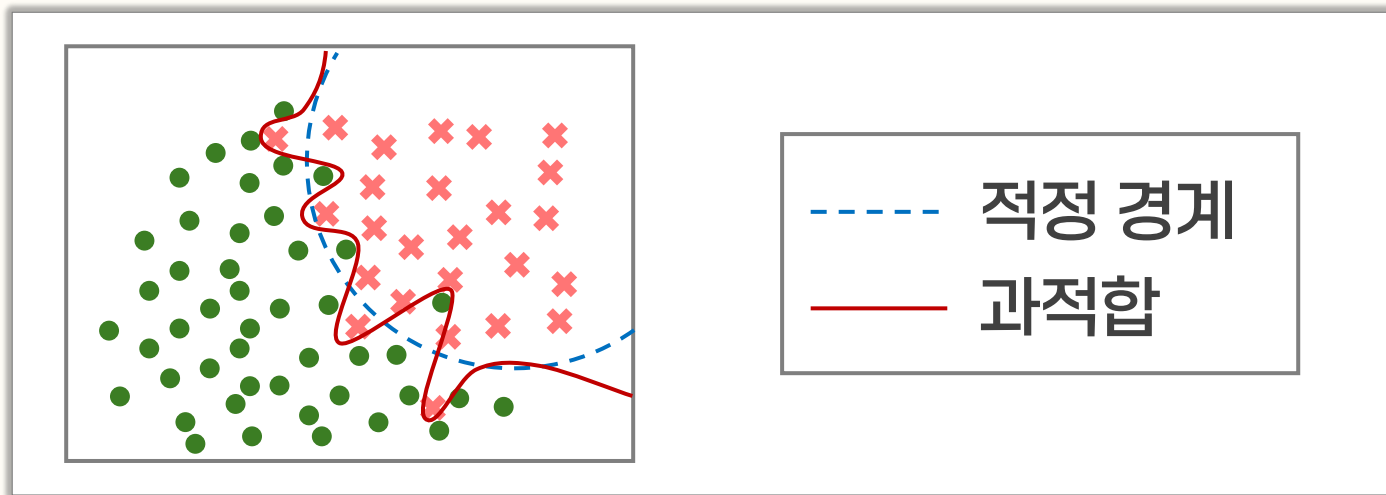
- 경사 하강법의 적용: 각각의 연결 가중치에 대한 손실함수의 경사를 구하기 위해 편미분 계산
- ➡ 체인룰에 따라 출력층에서 입력층 방향으로 오차 역전파
- ➡ 입력층 방향으로 내려갈수록 경사가 지수함수에 따라 감소함



1. 심층 신경망

❏ 심층 신경망 학습의 문제점

- ⚠ 과적합(overfitting): 특정 학습 데이터 집합에 지나치게 의존적으로 학습되는 현상



- ⚠ 학습에 필요한 충분한 데이터 확보의 어려움
- ⚠ 계산량의 폭발적 증가

2. 딥러닝

❑ 딥러닝(deep learning, 심층학습)이란?

- 심층 신경망 학습 과정에서 발생하는 문제점들을 개선할 수 있는 학습 기술

🔑 과적합 문제의 개선

- 드롭아웃(dropout), 규제(regularization)

🔑 경사소멸 문제의 개선

- ReLU(Rectified Linear Unit)와 같은 활성화함수 사용
- 적절한 연결 가중치 초기화

🔑 계산 성능을 높이기 위한 대단위 병렬처리 활용

- GPU, TPU 등

2. 딥러닝

❏ 다양한 딥러닝 모델의 개발

- 합성곱 신경망(CNN)
- LSTM, GRU 등의 순환 신경망(RNN)
- 트랜스포머(transformer)

❏ 딥러닝을 위한 도구

- GPU 활용을 위한 프레임워크: CUDA, OpenCL 등
- 다양한 딥러닝 프레임워크: 텐서플로(TensorFlow), Keras, 파이토치(PyTorch) 등

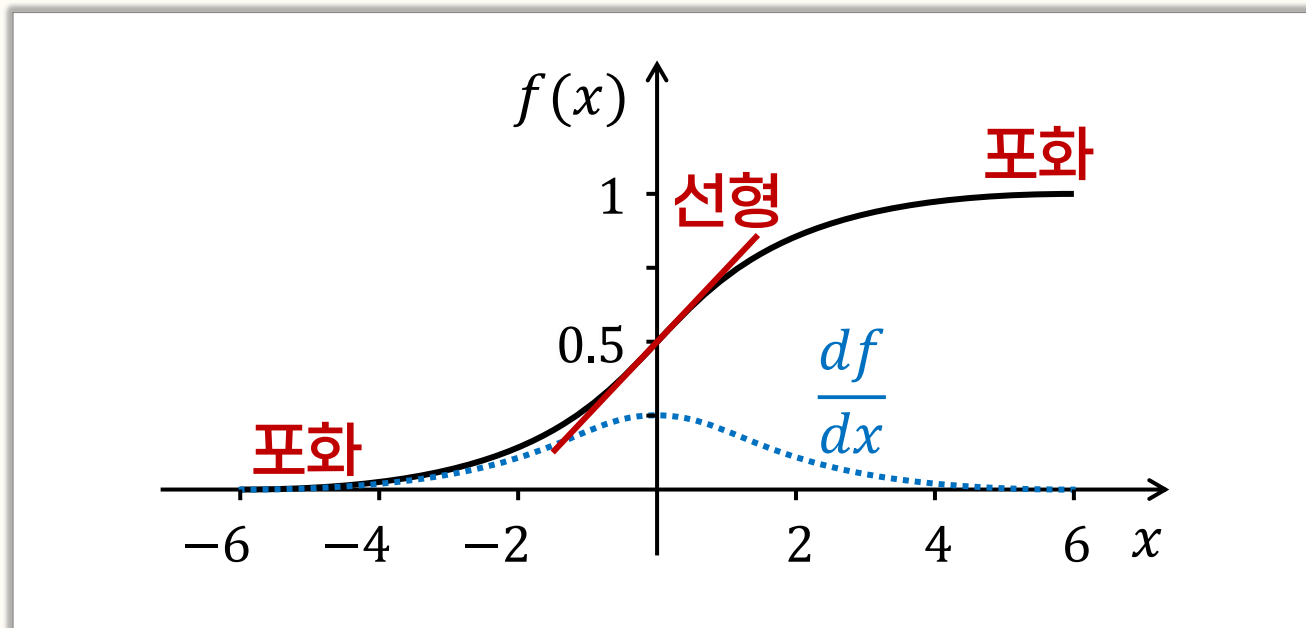


딥러닝을 위한 학습 방법의 개선

1. 경사 소멸 문제의 개선

■ 활성화함수의 개선

- 시그모이드 함수의 문제점

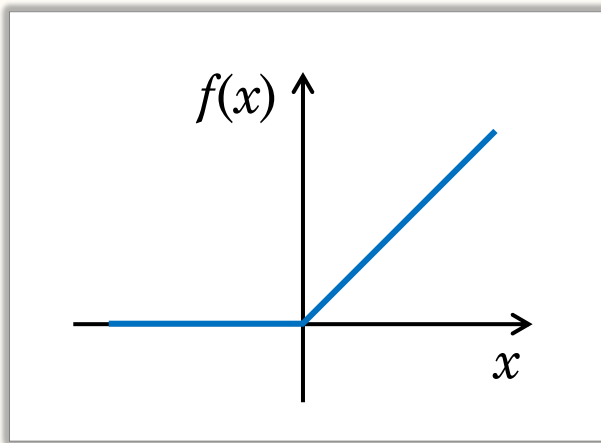


1. 경사 소멸 문제의 개선

■ 활성화함수의 개선

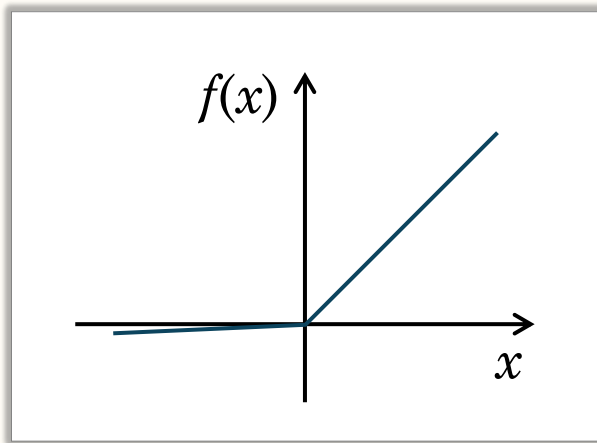
- ReLU 또는 0의 다양한 변형 활용

ReLU



$$f(x) = \max(0, x)$$

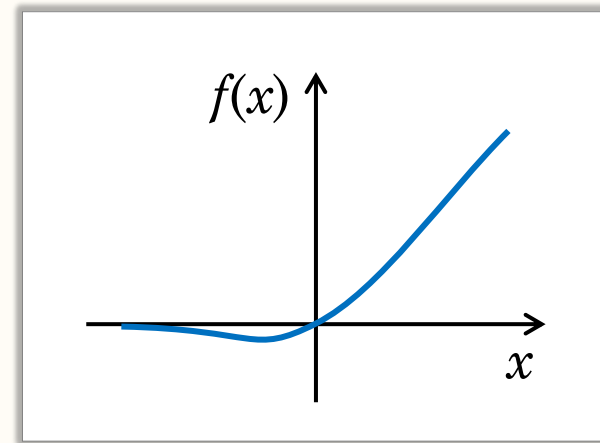
Leaky ReLU



$$f(x) = \max(ax, x)$$

a : 작은 크기의 양의 상수

GELU



$$f(x) = x\Phi(x)$$

$\Phi(x)$: 표준 정규분포의
누적분포함수

1. 경사 소멸 문제의 개선

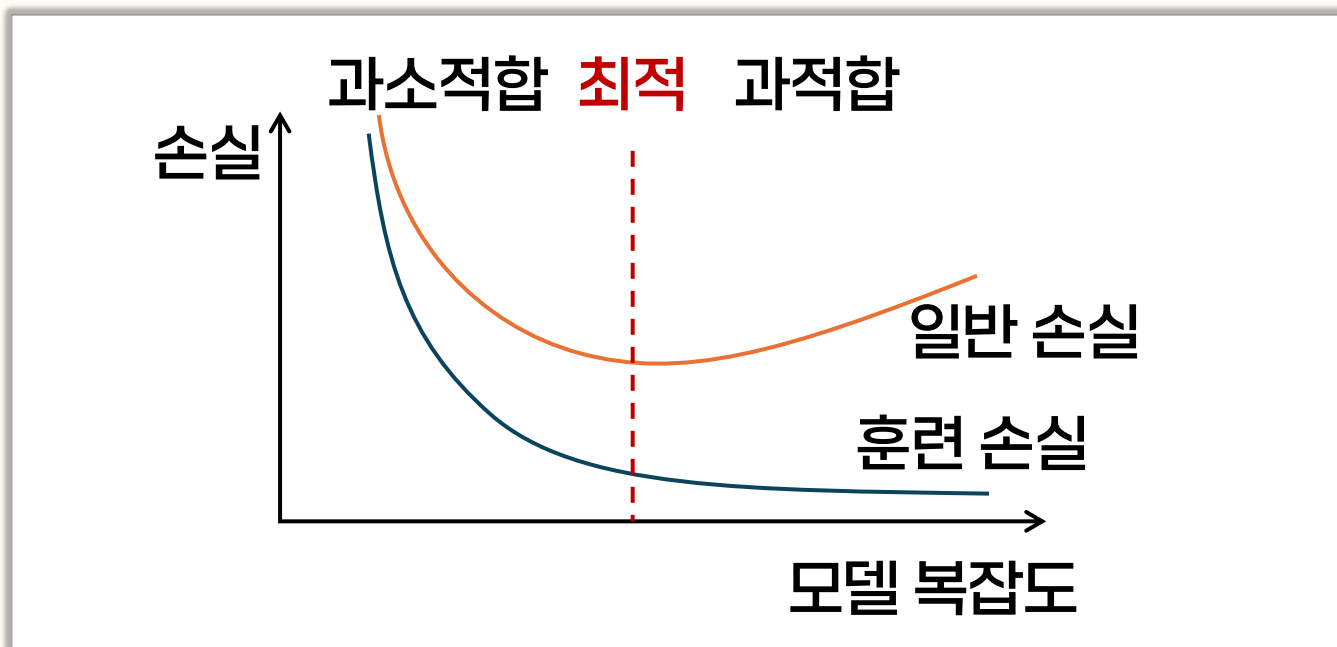
■ 연결 가중치의 적절한 초기값 설정

- 심층 신뢰망 학습을 이용한 사전학습(제프리 힌턴 등, 2006)
- 뉴런의 팬-인과 팬-아웃에 따라 결정되는 값의 범위에 속하는 값으로 초기화(자비에르 글로로트 등, 2010)
- ReLU 유형의 활성화함수를 사용하는 경우 팬-인에 따라 결정되는 값의 범위에 속하는 값으로 초기화(카이밍 허 등, 2015)

2. 과적합 문제의 개선

■ 심층 신경망을 적절히 규제(regularization)하는 방법

- 심층 신경망이 지나치게 복잡도가 높은 문제를 개선



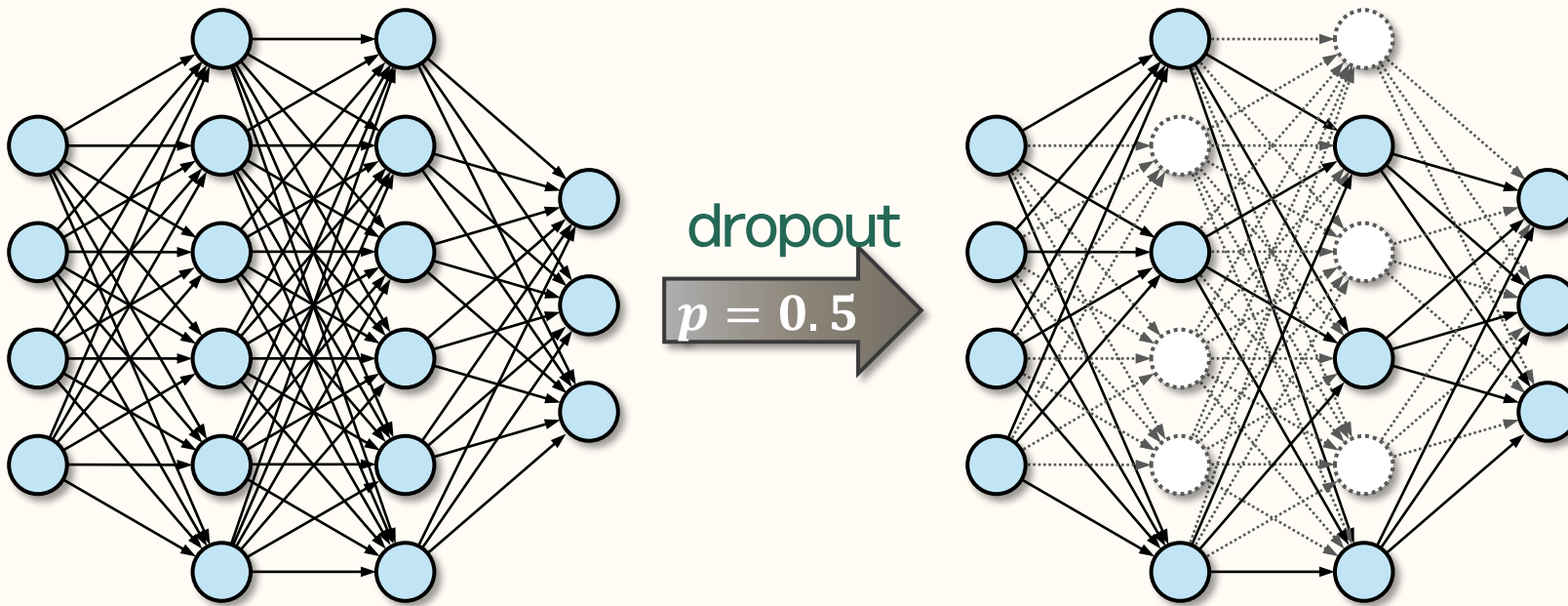
➡ 적절한 규제를 통해 모델을 단순화

- 가중치 감소, ℓ_1 및 ℓ_2 규제, 드롭아웃 등

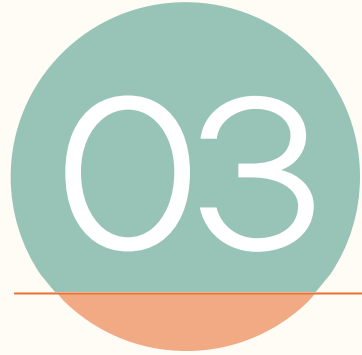
2. 과적합 문제의 개선

■ 드롭아웃(dropout)

- 신경망을 훈련하는 동안 적절한 확률에 따라 뉴런을 무작위로 선택하여 일시적으로 제거하는 것



훈련을 마친 후에는 모든 뉴런을 사용함




합성곱 신경망

1. 합성곱 신경망의 개념

■ 합성곱 신경망(Convolutional Neural Nets: CNN)이란?

- 동물의 시각 피질(visual cortex)의 원리를 기반으로 설계된 신경망 모델

 시각 피질의 신경세포는 수용야(receptive field)라는 제한된 감각 영역에만 반응함

 서로 다른 신경세포의 수용야가 부분적으로 중첩하면서 전체 시야를 포괄함

 특정 신경세포는 특정한 시각적 패턴에만 반응함

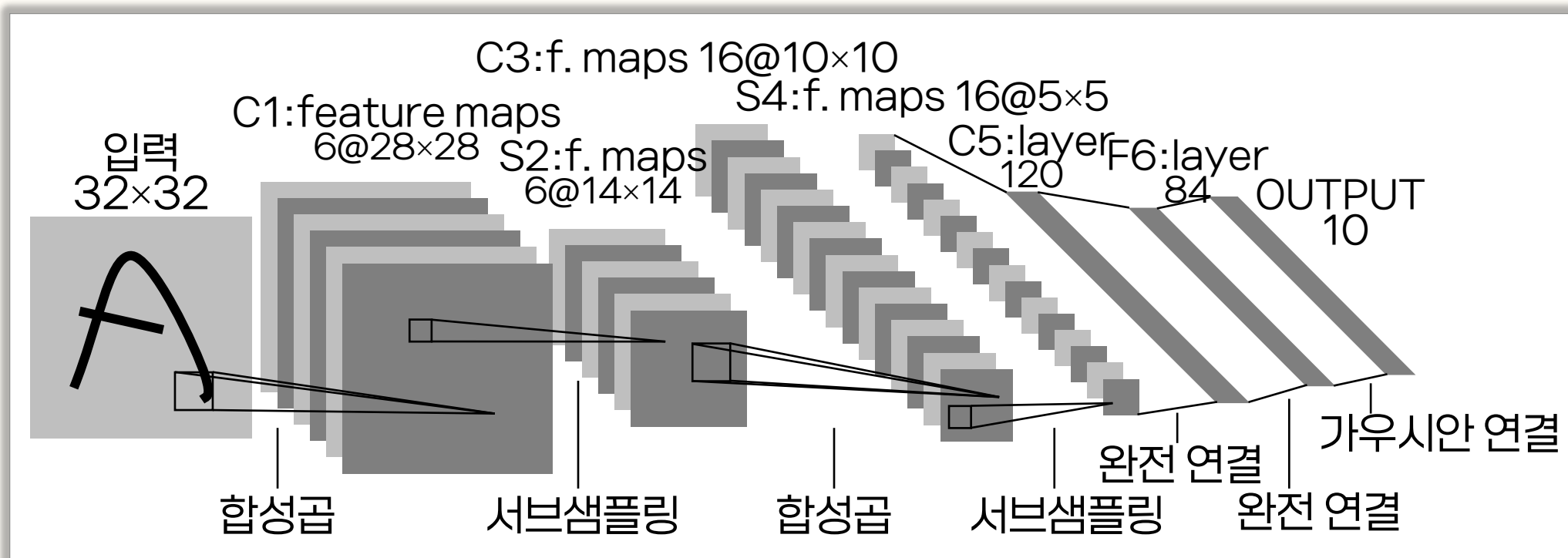
➡ 영상의 인식이나 비디오 처리 등의 컴퓨터 시각 응용에 적합함

1. 합성곱 신경망의 개념

■ CNN의 주요 구성요소

- 합성곱층, 풀링층, ReLU층, 완전연결층

예 LeCun 등이 제안한 LeNet-5

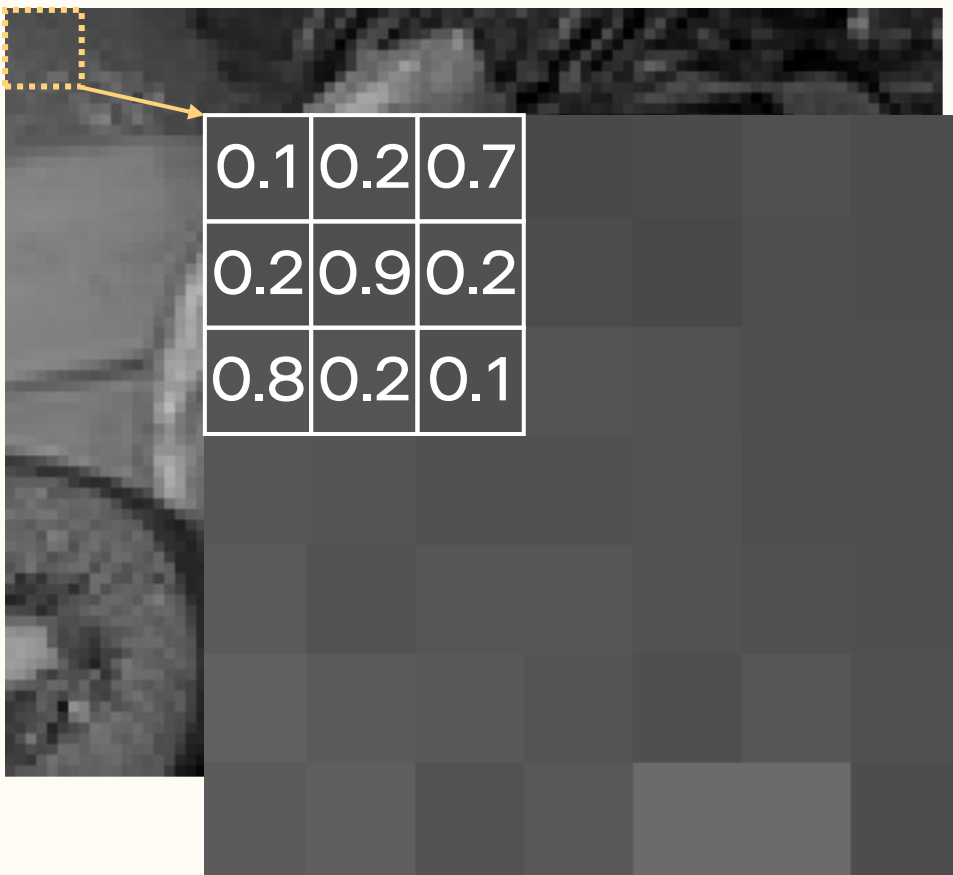


2. 합성곱 신경망의 구조

합성곱층(convolutional layer)

- 합성곱(convolution): 필터 적용에 활용되는 연산

입력 영상



필터 마스크



0.1	0.2	0.7
0.2	0.9	0.2
0.8	0.2	0.1

2. 합성곱 신경망의 구조

합성곱층(convolutional layer)

- 합성곱과 관련한 파라미터 - **스트라이드**(stride, 이동 간격)



2. 합성곱 신경망의 구조

합성곱층(convolutional layer)

- 합성곱과 관련한 파라미터 - **스트라이드**(stride, 이동 간격)
 - 합성곱의 출력 크기 계산

$$S_{out} = \left\lfloor \frac{S_{in} - S_f}{stride} \right\rfloor + 1,$$

S_{out} : 출력 크기
 S_{in} : 입력 크기
 S_f : 필터의 크기

예 입력 크기 = 28×28, 필터 크기 = 5, 이동간격 = 2

→ $S_{out} = \left\lfloor \frac{28 - 5}{2} \right\rfloor + 1 = 12$

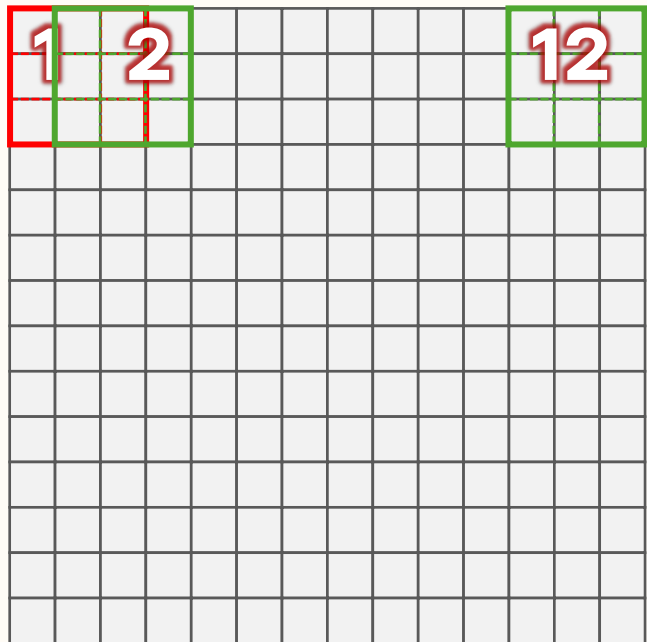
→ 출력 크기 = 12×12

2. 합성곱 신경망의 구조

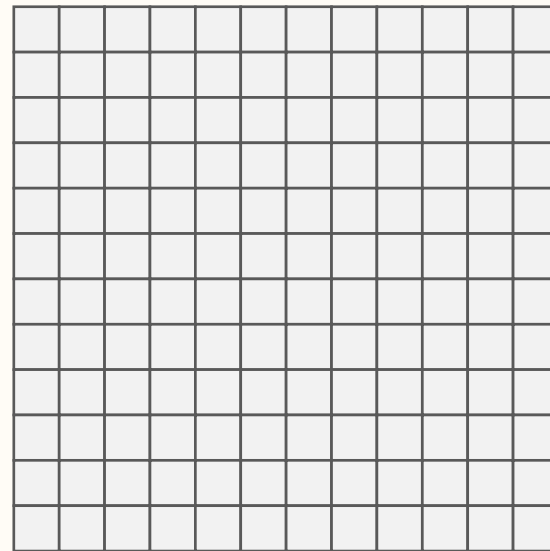
합성곱층(convolutional layer)

- 합성곱과 관련한 파라미터 – **패딩(padding)**
스트라이드=1

3×3 필터



입력(14×14)

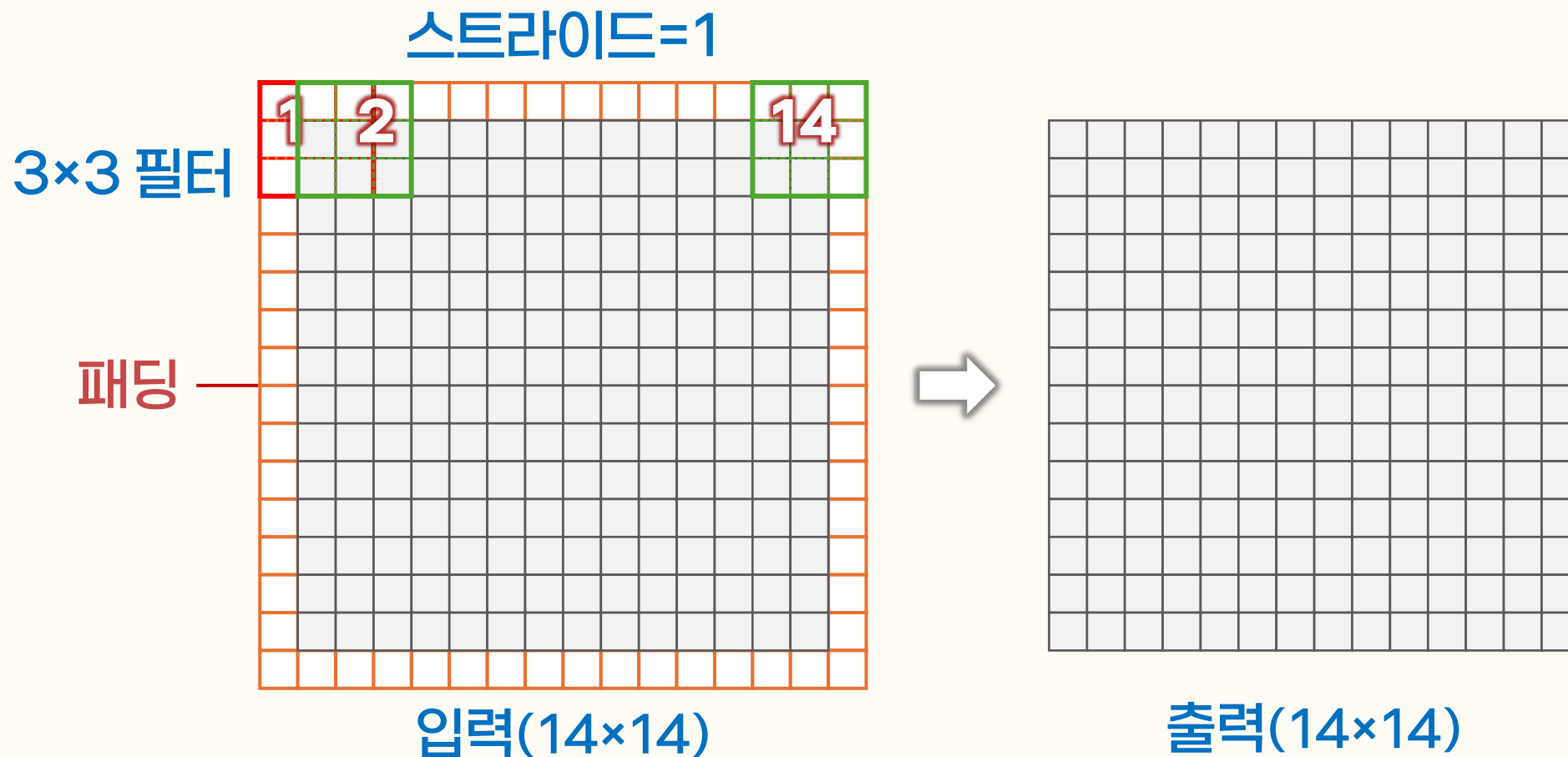


출력(12×12)

2. 합성곱 신경망의 구조

합성곱층(convolutional layer)

- 합성곱과 관련한 파라미터 - **패딩(padding)**



2. 합성곱 신경망의 구조

합성곱층(convolutional layer)

- 합성곱과 관련한 파라미터 - **패딩(padding)**
 - 합성곱의 출력 크기 계산

$$S_{out} = \left\lfloor \frac{S_{in} - S_f + 2P}{stride} \right\rfloor + 1, \quad \begin{array}{ll} S_{out} : \text{출력 크기}, & S_{in} : \text{입력 크기} \\ S_f : \text{필터의 크기}, & P : \text{패딩 크기} \end{array}$$

예 입력 크기 = 28×28, 필터 크기 = 5, 이동간격 = 2, 패딩 = 2

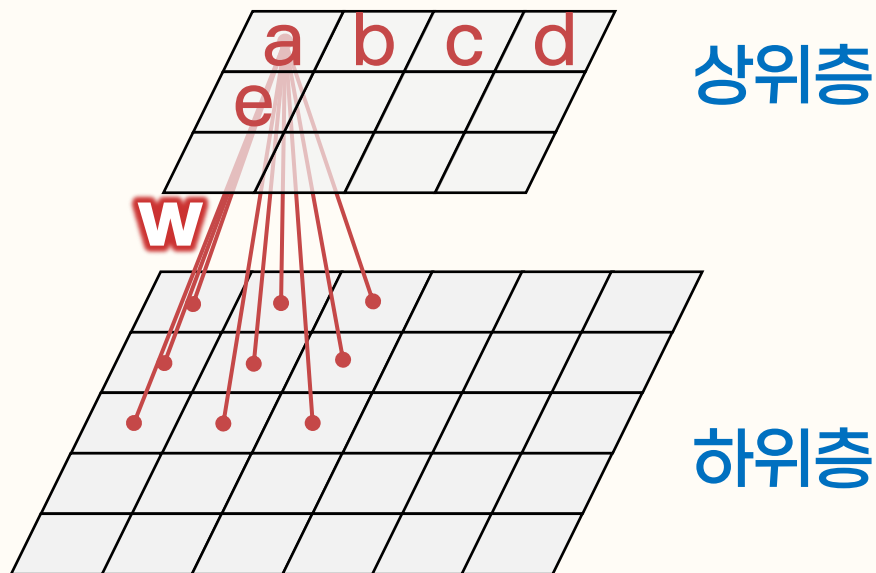
$$\Rightarrow S_{out} = \left\lfloor \frac{28 - 5 + 4}{2} \right\rfloor + 1 = 14$$

\Rightarrow 출력 크기: 14×14

2. 합성곱 신경망의 구조

합성곱층(convolutional layer)

- 필터링 과정은 상위 층의 뉴런이 필터 크기에 해당되는 하위층 영역의 각 뉴런과 연결되는 것으로 볼 수 있음
 - 상위층의 각 노드에 대한 연결 가중치 벡터는 모두 동일함
- ➡ 학습해야 할 파라미터 수는 필터의 규격에 의해 결정됨



2. 합성곱 신경망의 구조

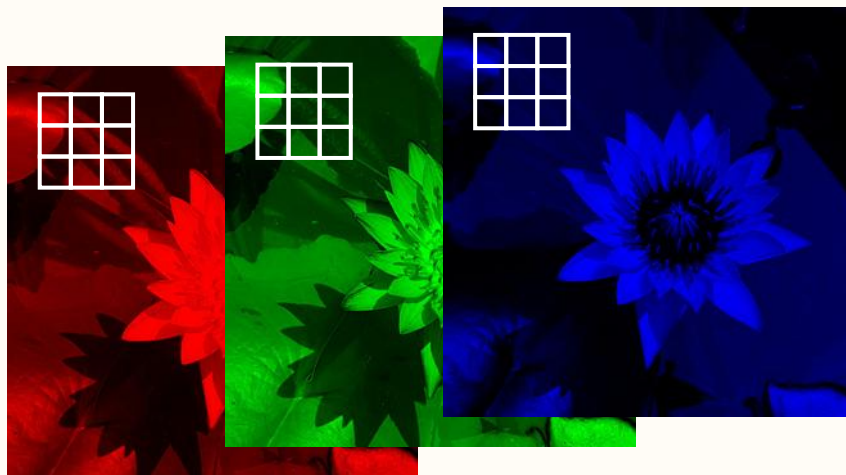
합성곱층(convolutional layer)

- 여러 개의 입력 채널이 있는 경우

예 RGB 컬러 이미지 \Rightarrow 3채널

- 1개의 2차원 3×3 필터 \Rightarrow 채널당 1개씩의 3×3 필터

\Rightarrow 총 27개(1개의 바이어스를 포함하면 총 28개)의
필터 파라미터(연결 가중치)를 학습함

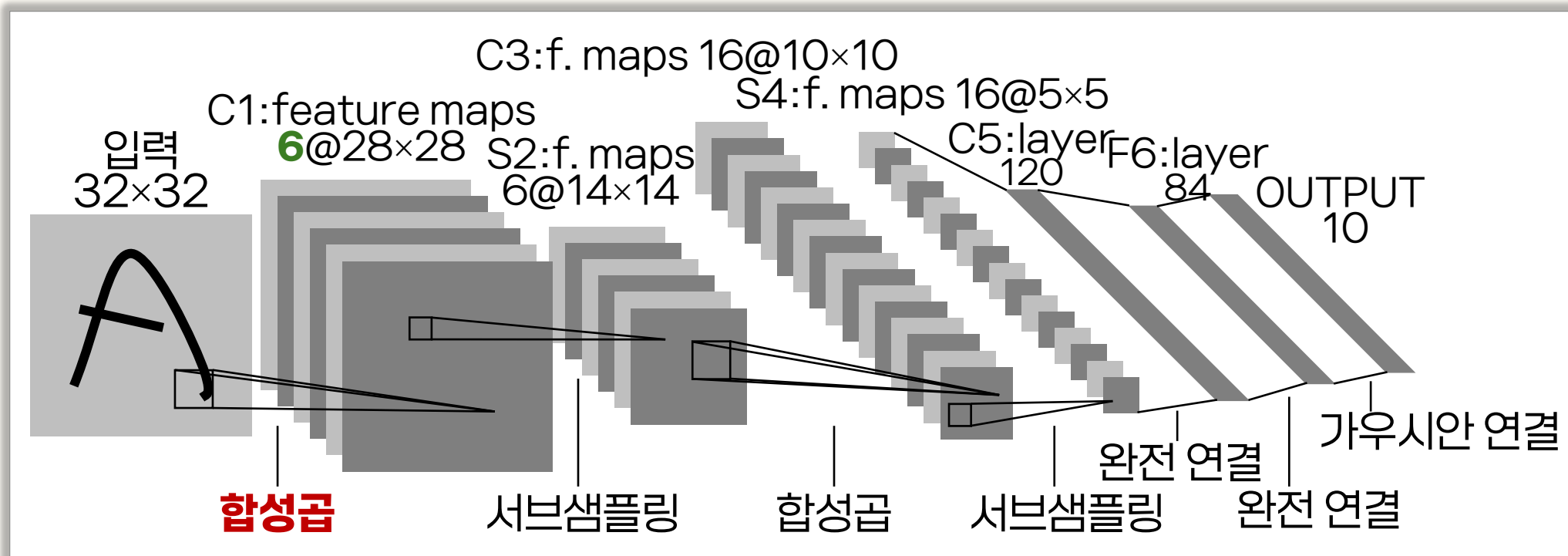


2. 합성곱 신경망의 구조

합성곱층(convolutional layer)

예 LeNet-5의 첫째 합성곱층: $32 \times 32 \times 1$ 채널 입력,
필터 크기 5×5 , 필터 수 6개, 패딩 없음, 스트라이드는 1

➡ 출력단: 6개의 28×28 특징 맵(feature map)



2. 합성곱 신경망의 구조

합성곱층(convolutional layer)

예 LeNet-5의 첫째 합성곱층: $32 \times 32 \times 1$ 채널 입력,
필터 크기 5×5 , 필터 수 6개, 패딩 없음, 스트라이드는 1

➡ 출력단: 6개의 28×28 특징 맵(feature map)

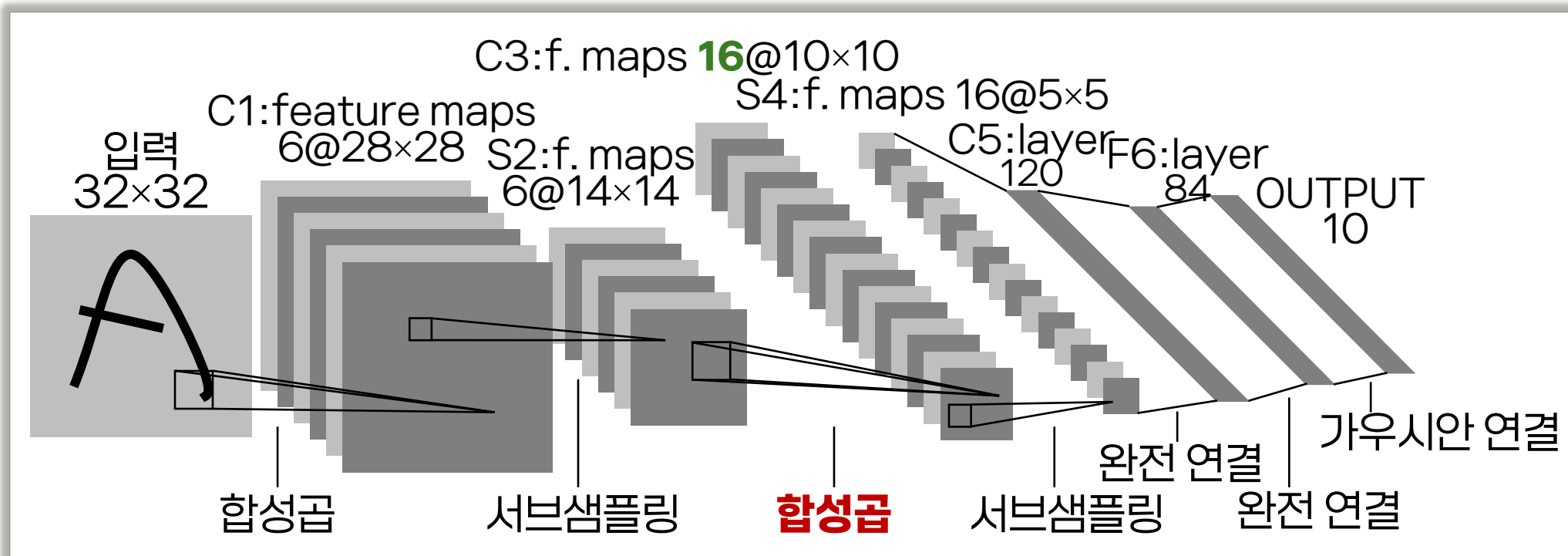
➡ 학습할 파라미터 수 = $(5 \times 5 \times 1 + 1) \times 6 = 156$ (개)

2. 합성곱 신경망의 구조

합성곱층(convolutional layer)

예 LeNet-5의 둘째 합성곱층: $14 \times 14 \times 6$ 채널 입력,
필터 크기 5×5 , 필터 수 16개, 패딩 없음, 스트라이드는 1

➡ 출력단: 16개의 10×10 특징 맵(feature map)



2. 합성곱 신경망의 구조

합성곱층(convolutional layer)

예 LeNet-5의 둘째 합성곱층: $14 \times 14 \times 6$ 채널 입력,
필터 크기 5×5 , 필터 수 16개, 패딩 없음, 스트라이드는 1

➡ 출력단: 16개의 10×10 특징 맵(feature map)

➡ 학습할 파라미터 수 = $(5 \times 5 \times 6 + 1) \times 16 = 2,416$ (개)

2. 합성곱 신경망의 구조

■ 풀링층(pooling layer)

- 입력을 서브샘플링(subsampling)하여 축소된 규모의 출력을 만드는 단계
 - 풀링: 필터의 영역에서 하나의 값을 구하는 것
- 필터의 크기, 스트라이드, 풀링 방법을 정해야 함
 - 필터의 크기: 하나의 출력을 만들어내는 영역의 크기
 - 풀링: 이 영역으로부터 하나의 값을 구하는 것
 - 최댓값을 선택하는 최대 풀링(max pooling)이 많이 사용됨

2. 합성곱 신경망의 구조

풀링층(pooling layer)

예 필터 크기를 2×2 , 스트라이드를 2로 하여 최대 풀링을 한 결과

4	2	5	3	1	3
1	3	2	2	1	2
2	2	4	3	2	1
3	6	3	1	1	2
1	2	3	5	2	4
2	3	1	2	1	3



4	5	3
6	4	2
3	5	4

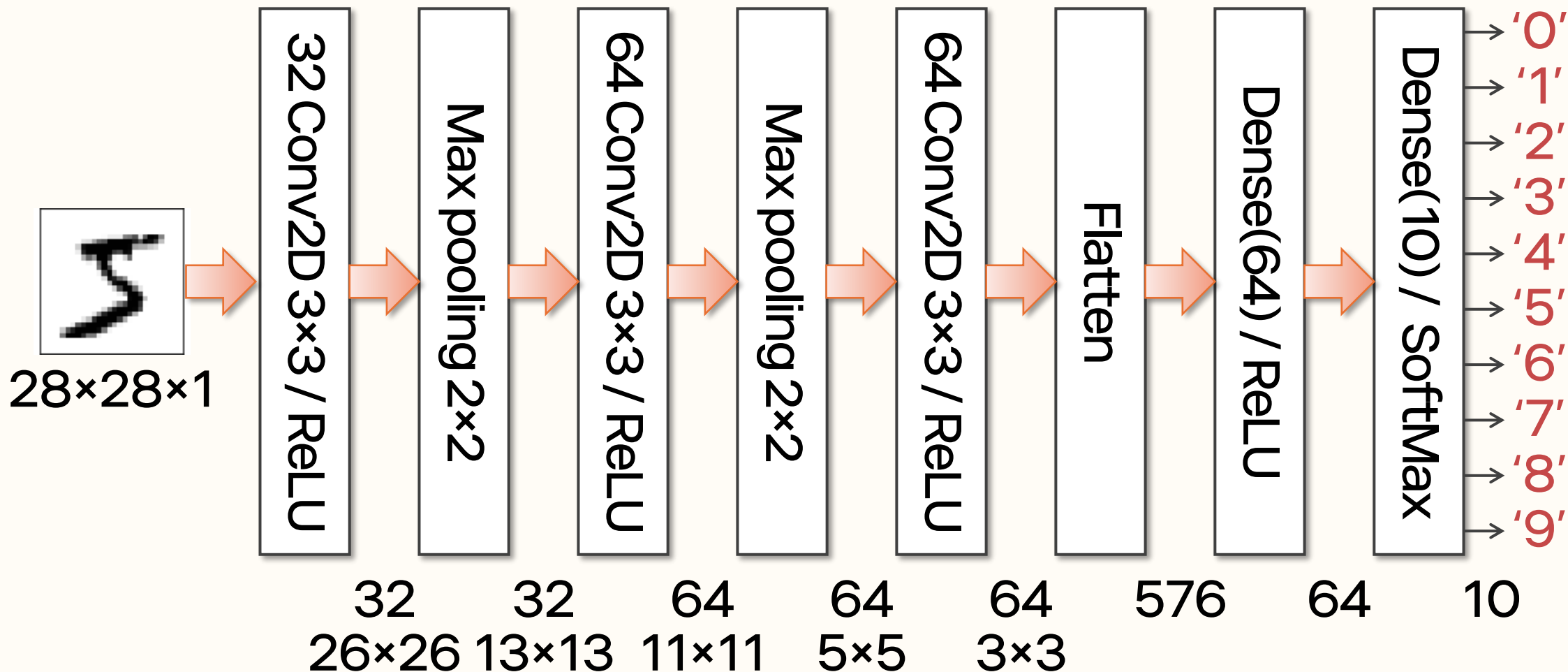
2. 합성곱 신경망의 구조

■ 완전연결층(fully connected layer)

- 여러 단계의 합성곱층과 최대 풀링층이 반복된 후 완전연결층에 연결되어 고수준 추론을 함
 - 다차원 입력 → 플래튼(flatten)층을 두어 1차원 입력으로 변환한 후 완전연결층에 전달
- 완전연결층은 일반적인 피드포워드 신경망이 사용됨
- 최종 완전연결 층은 분류기의 역할을 담당하게 되며, 각 클래스당 1개의 출력 뉴런이 존재함
 - 예: 0부터 9까지의 숫자 인식 → 10개의 출력 뉴런이 필요함
 - 소프트맥스를 이용하여 입력된 패턴이 각 클래스에 속할 확률을 계산할 수 있음

3. 합성곱 신경망 모델 구성 예

■ MNIST 필기숫자 인식을 위한 합성곱 모델 구성 예



정리하기

- ✔ 심층 신경망은 입력층과 출력층 사이에 많은 수의 은닉층이 연결된 신경망을 의미하며, 심층 신경망이 잘 학습될 수 있도록 하기 위한 제반 학습 기술을 딥러닝이라고 한다.
- ✔ 심층 신경망을 학습하기 위해서는 경사 소멸 문제, 과적합 문제, 방대한 계산을 처리해야 하는 문제를 해결해야 한다.
- ✔ 시그모이드 대신 ReLU와 같은 활성화함수를 사용함으로써 경사 소멸 문제를 개선할 수 있다.
- ✔ 신경망의 연결 가중치를 적절히 초기화하는 것은 훈련 결과가 올바르게 수렴하는데 도움이 되며, 그 결과 경사 소멸 문제를 개선할 수 있다.

정리하기

- ✔ 과적합 문제를 개선하기 위해서는 가중치 감소, 드롭아웃 등 심층 신경망이 지나치게 복잡도가 높아지는 것을 방지하기 위한 규제 기법이 사용된다.
- ✔ 합성곱 신경망(CNN)은 동물의 시각 피질의 원리를 바탕으로 설계된 신경망 모델로, 영상의 인식이나 비디오 처리 등의 응용에 많이 활용된다.
- ✔ CNN 모델은 필터를 적용하는 합성곱층, 입력을 서브샘플링하여 축소된 규모의 출력을 만드는 풀링층, 활성화함수를 적용하는 층, 최종적인 인식 등의 처리를 하는 완전연결층 등으로 구성된다.

15강

다음시간안내 ▶▶▶

딥러닝(2)