

# 밑바닥 부터 시작하는 딥러닝1

2장 퍼셉트론,  
3장 신경망

학습목표:

1. 밑바닥의 밑바닥부터 시작하기
2. 추상적인 개념 구체화 하기

2024. 04. 07

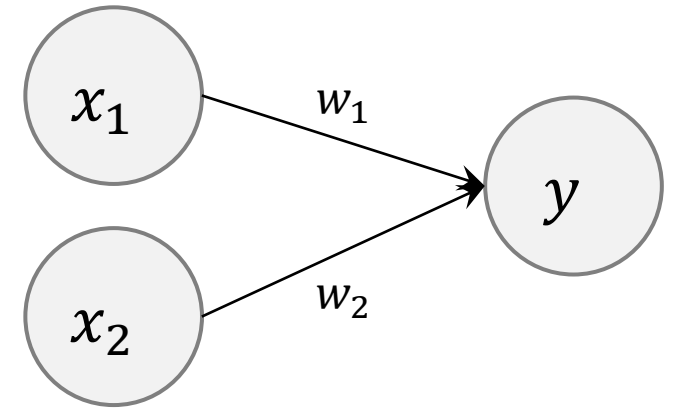
## 2장. 퍼셉트론

- 퍼셉트론: 신경망의 기원이 되는 알고리즘

- 수식 
$$y = \begin{cases} 0 : w_1x_1 + w_2x_2 \leq \theta \\ 1 : w_1x_1 + w_2x_2 > \theta \end{cases}$$

$\theta$  : 임계값, 활성화의 기준

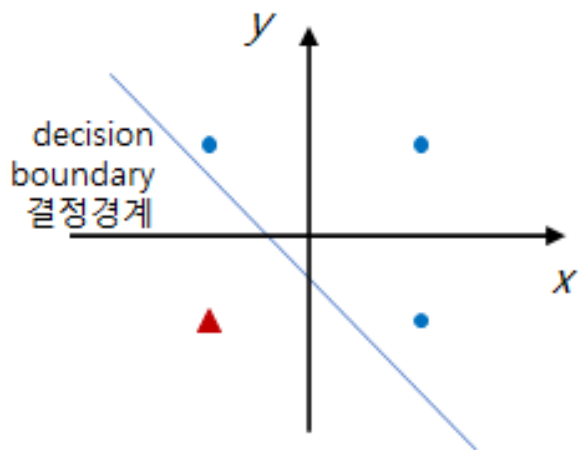
- 가중치 역할: 입력신호가 중요한 만큼 활성화 시켜준다  
“ $w_1$ 가 크다 = 신호  $x_1$ 가 중요하다”



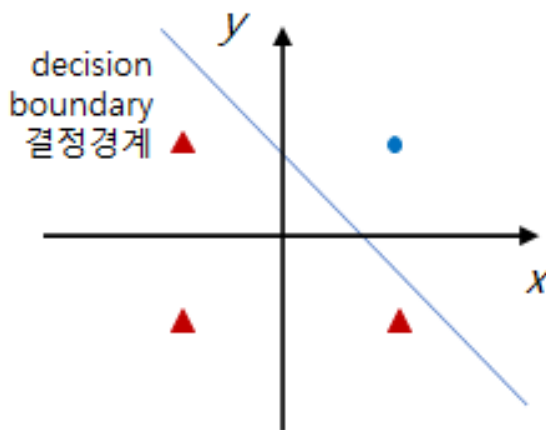
입력이 2개인 퍼셉트론

## 2장. 퍼셉트론

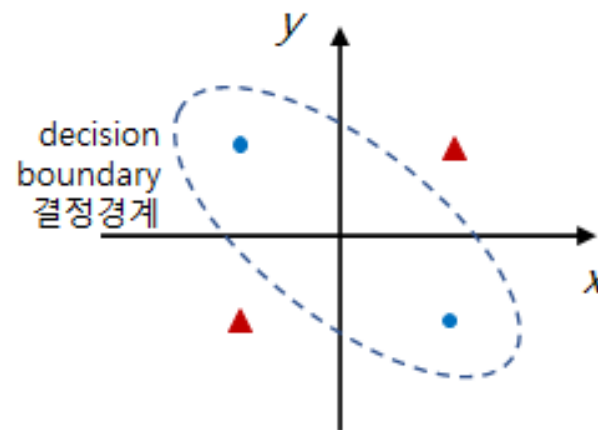
- 한계: 단순한 알고리즘만 구현 가능



퍼셉트론으로 구분가능



퍼셉트론으로 구분가능



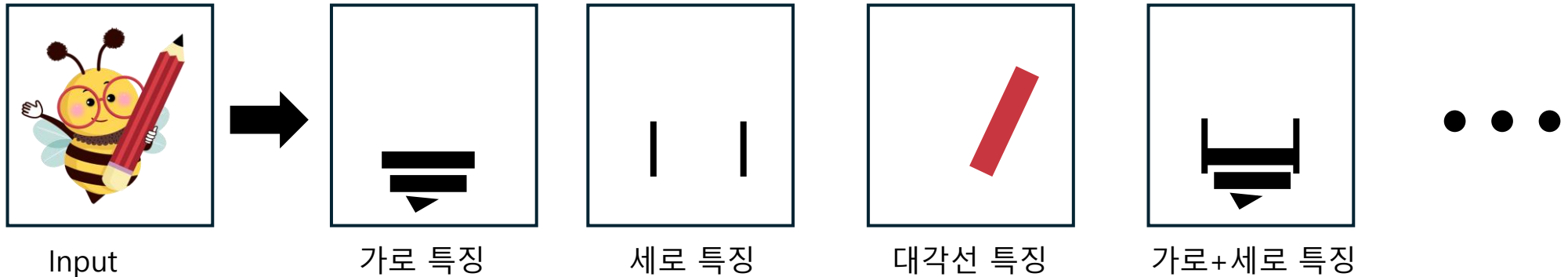
퍼셉트론으로 구분 불가능

- 해결:

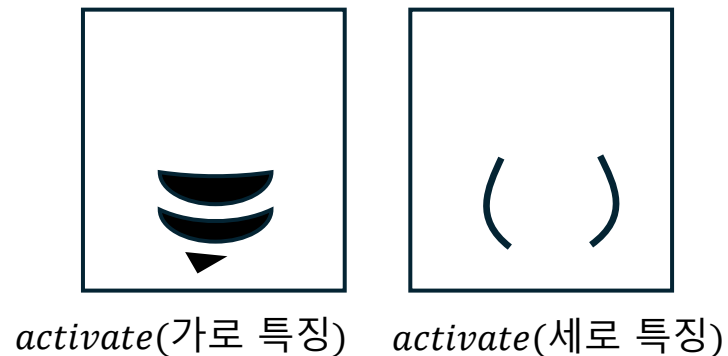
- ① 여러 층을 쌓고
- ② 비선형 함수를 도입

# 3장. 신경망 (딥러닝)

- 신경망: 다층 퍼셉트론 + 비선형 활성화 함수
  - 여러 층 (multi layers): 다양한 특징 추출.

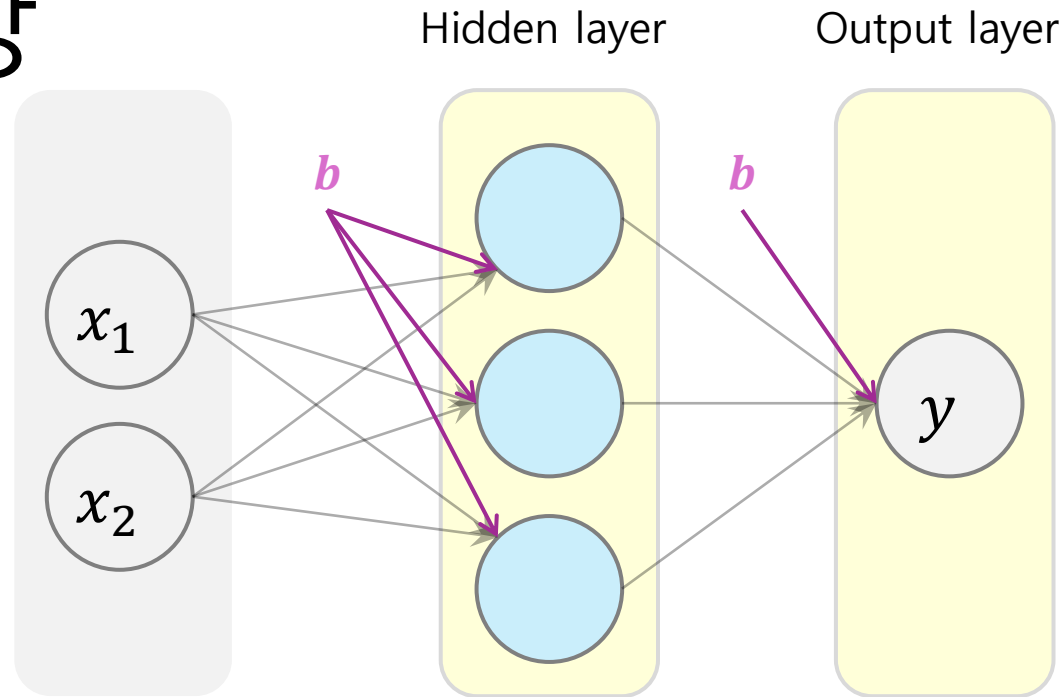


- 비선형성 (non-linearity): 복잡한 특징 추출.



특징을 정교하게 만들어. 복잡한 특징도 잡아내.

# 3장. 신경망



층이 2개인 신경망

## • 수식

$$y = \begin{cases} 0 : w_1x_1 + w_2x_2 \leq \theta \\ 1 : w_1x_1 + w_2x_2 > \theta \end{cases}$$

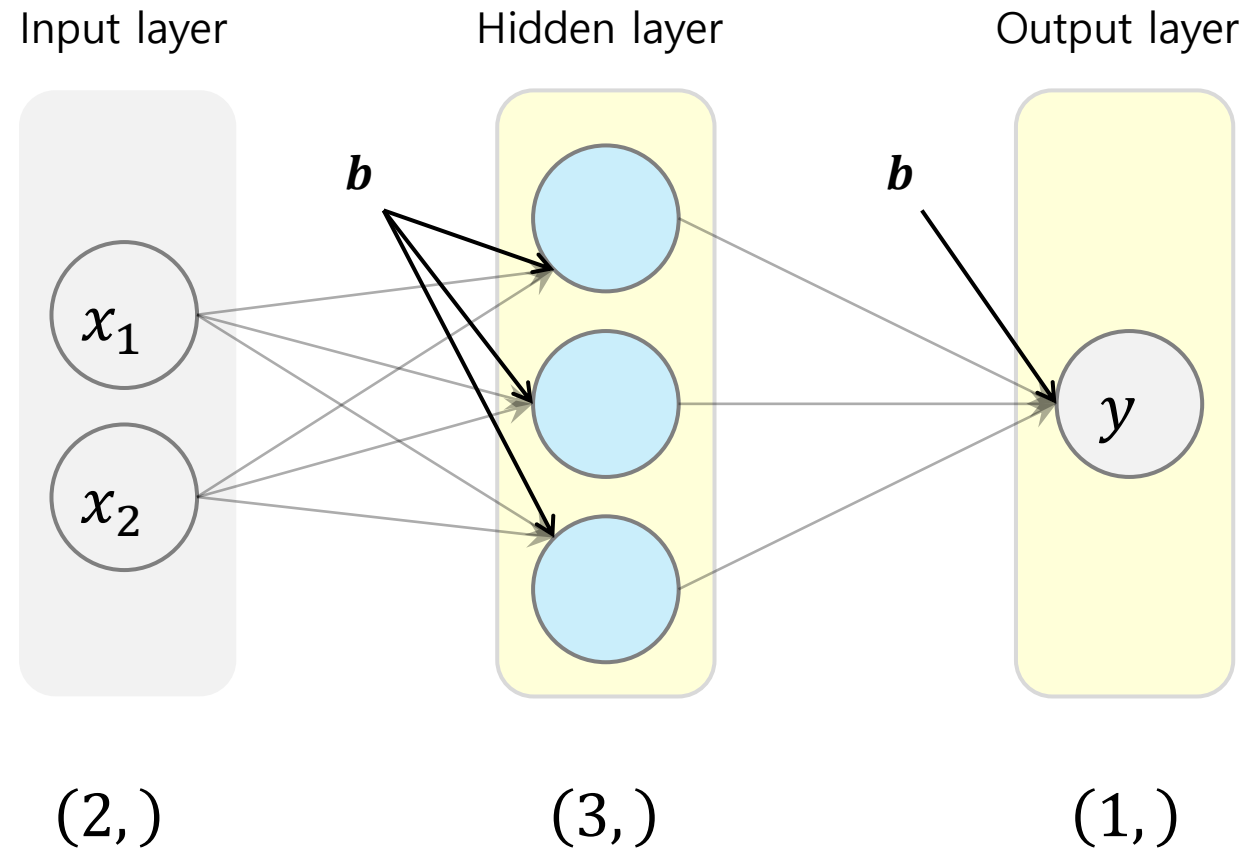
(기존) 퍼셉트론

$$y = \begin{cases} 0 : w_1x_1 + w_2x_2 + b \leq 0 \\ 1 : w_1x_1 + w_2x_2 + b > 0 \end{cases}$$

신경망

# 3장. 신경망

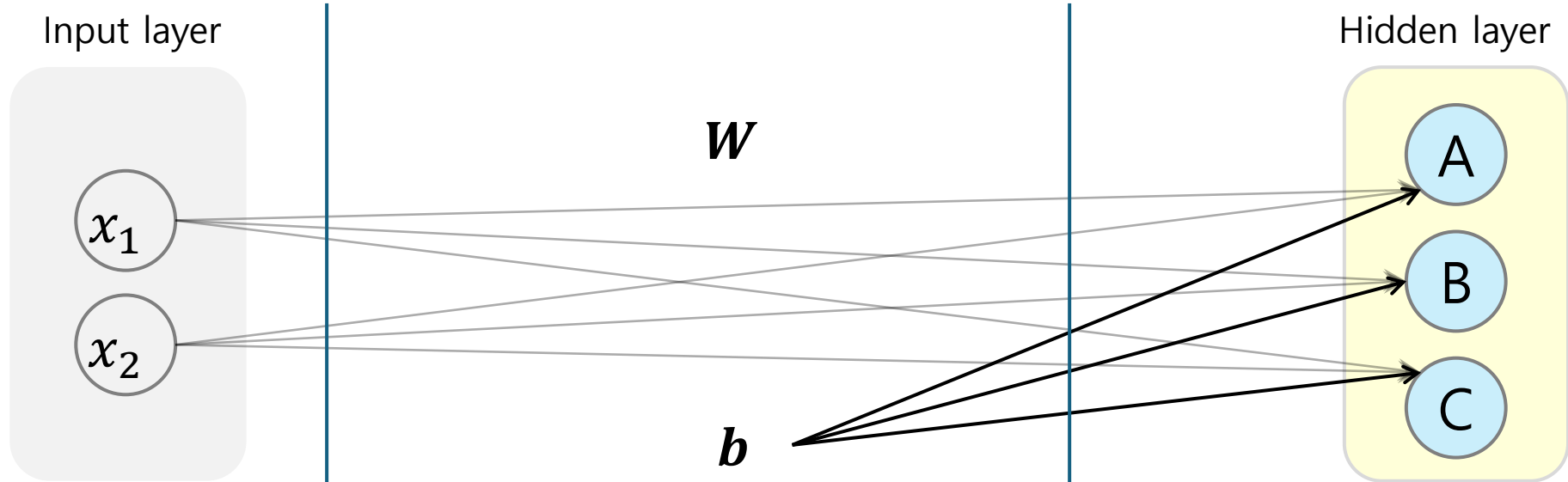
- 가중치 행렬 크기 계산
  - (중등 수학) 행렬곱에서의 행렬 크기 계산:  
 $(2, 2) * (? , ?) = (2, 5)$



$W: (? , ?)$   
 $b: (? , )$

$W: (? , ?)$   
 $b: (? , )$

- 편향은 무조건 1개라며?!



$$X = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 \end{bmatrix}$$

(2,)

$$W = \begin{bmatrix} 2 & 3 & 4 \\ 2 & 3 & 4 \end{bmatrix}$$

(2, 3)

$$b = \begin{bmatrix} 2 & 3 & 4 \end{bmatrix}$$

(3,)

$$output = \begin{bmatrix} A & B & C \end{bmatrix}$$

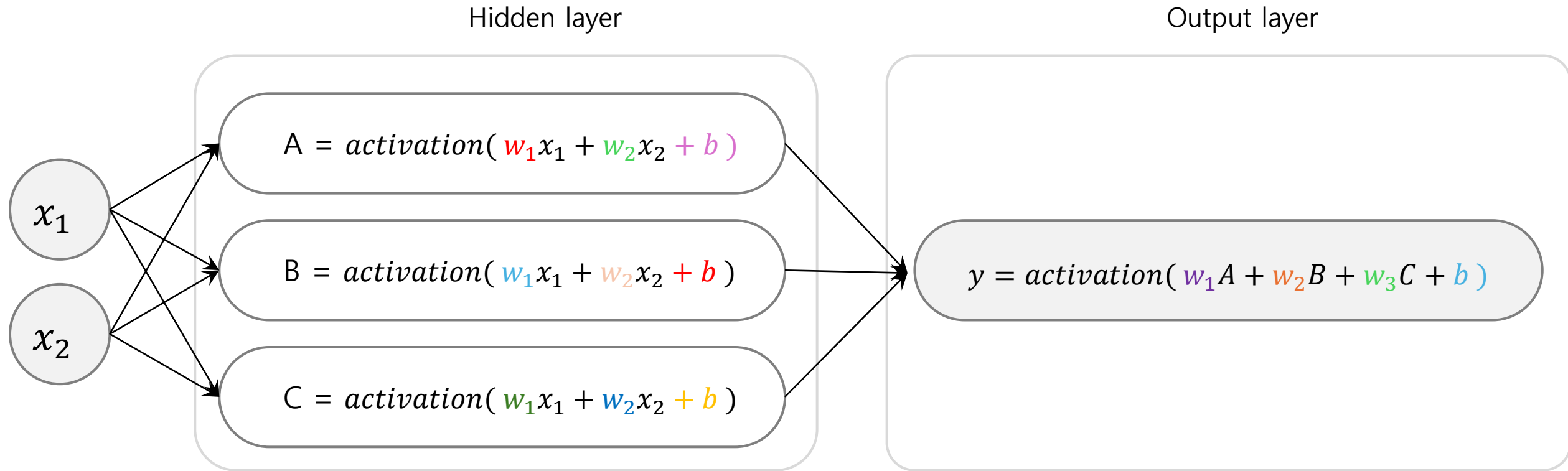
(3,)

식으로 나타내면,

$$\begin{cases} A = 2x_1 + 2x_2 + 2 \\ B = 3x_1 + 3x_2 + 3 \\ C = 4x_1 + 4x_2 + 4 \end{cases}$$

식에서 1개 =

# 3장. 신경망

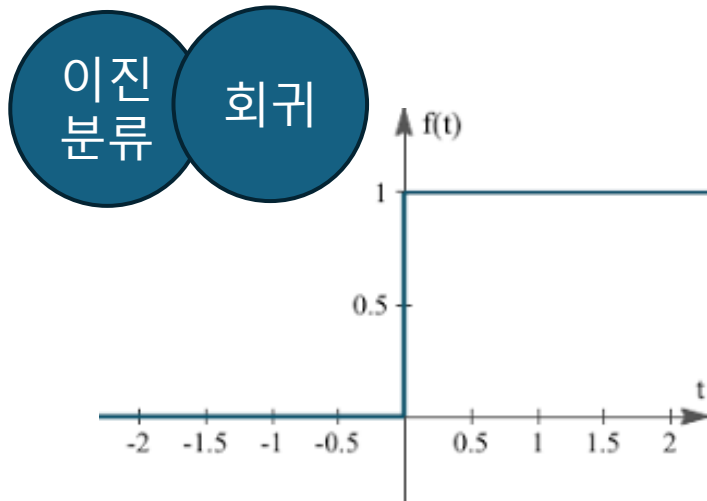




# 3장. 신경망

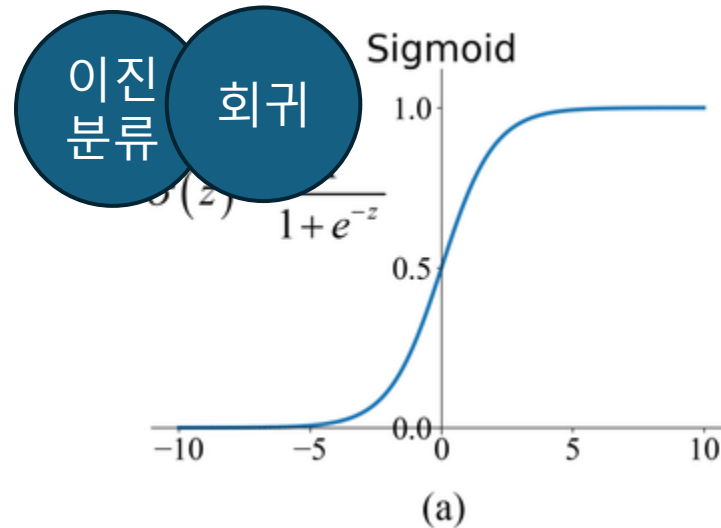
## • 대표적 활성화 함수(1)

### • 계단함수



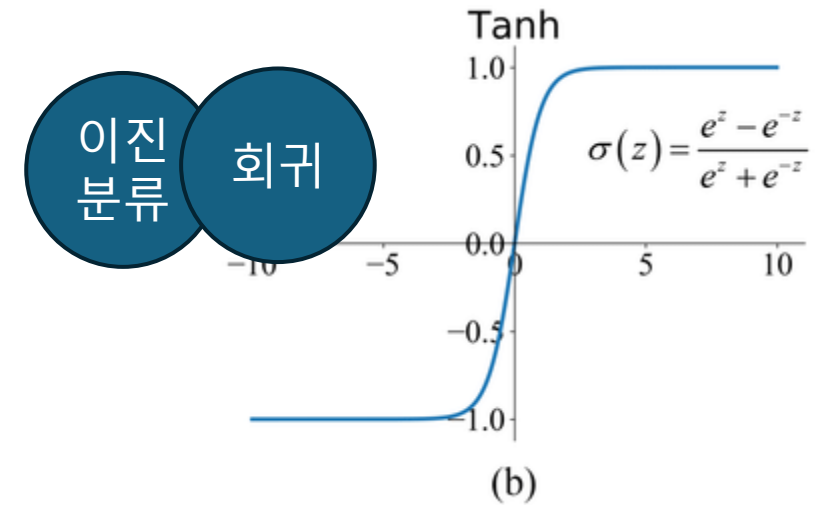
단층 퍼셉트론에서 사용된 활성화 함수

### • Sigmoid



$z$  커질수록  $e^{-z}$  는 0에 수렴, 식이 1에 수렴

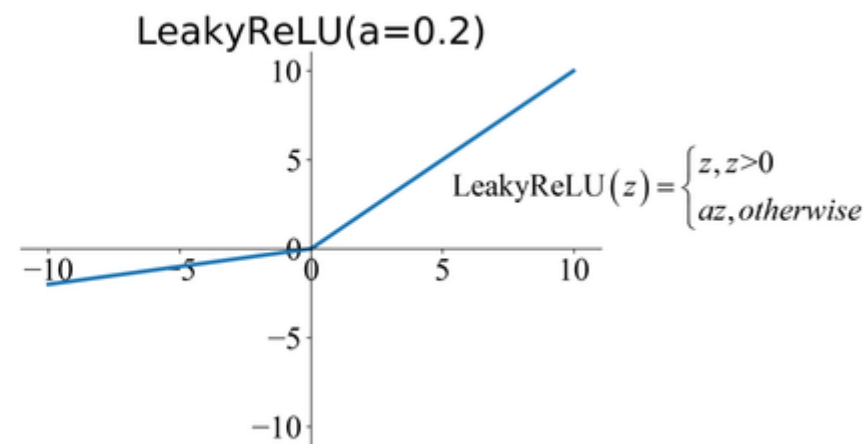
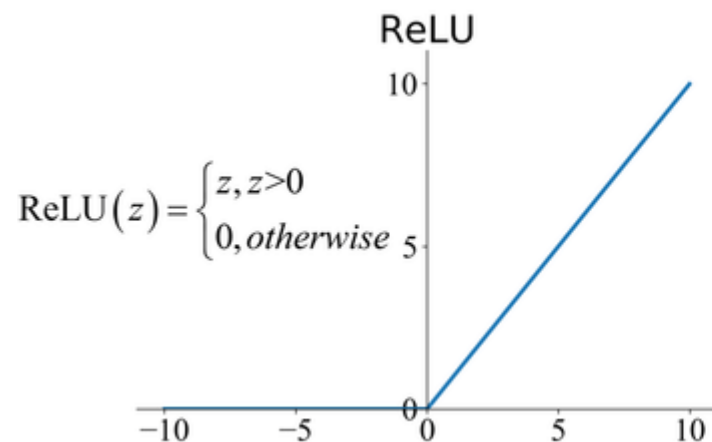
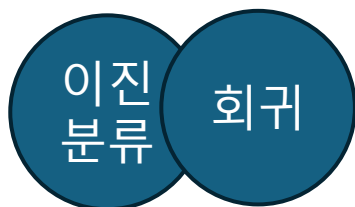
### • tanh (하이퍼볼릭 탄젠트)



$z$ 가 커질수록  $e^z$ 는 무한대에,  $e^{-z}$  는 0에 수렴  
식은 1에 수렴

# 3장. 신경망

- ReLU



- Softmax

$$y_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_1^n e^{x_j}}$$

$$y_i = \frac{x}{\sum_1^n x}$$



Thank you