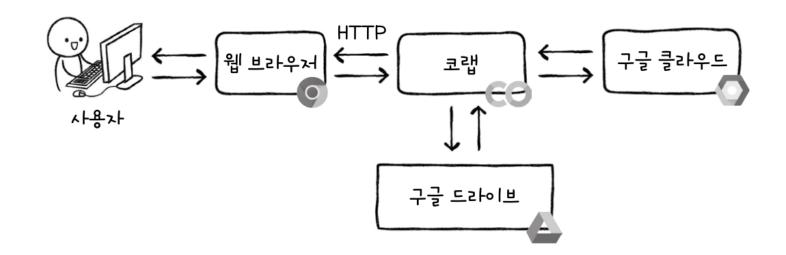
OOGoogle Colabratory

구글 코랩

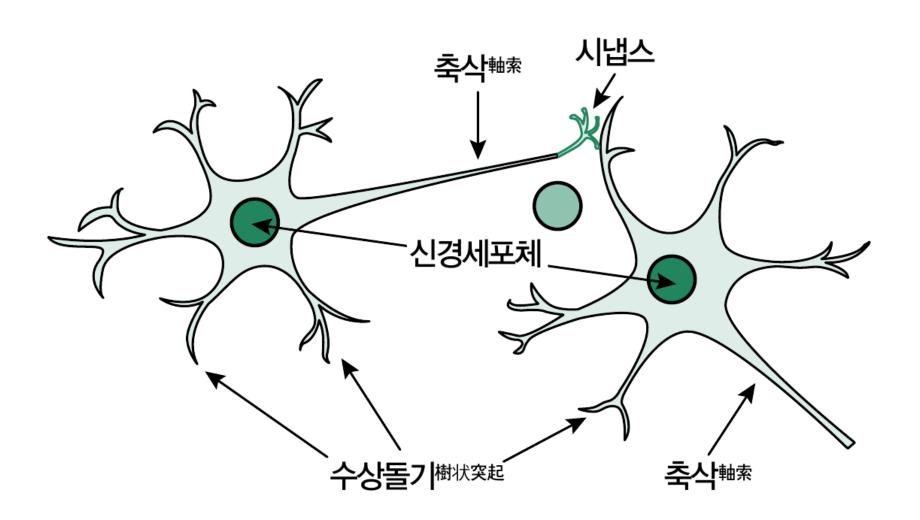
■ 구글 코랩

- 구글에서 교육과 과학연구를 목적으로 개발한 도구로 2017년 무료 공개
- 파이썬 코드를 실행하거나 텍스트를 저장 할 수 있고 그래프를 그릴 수 있음
- 온라인상에서 빅데이터 처리 및 인공지능 코드 처리 : 개인PC보다 속도가 빠름



- 웹브라우저를 통해 제어하고 구글 클라우드에서 실행
 - 구글 드라이브에 저장되고 불러올 수 있음
 - 구글 계정 필요

01 딥러닝시작하기



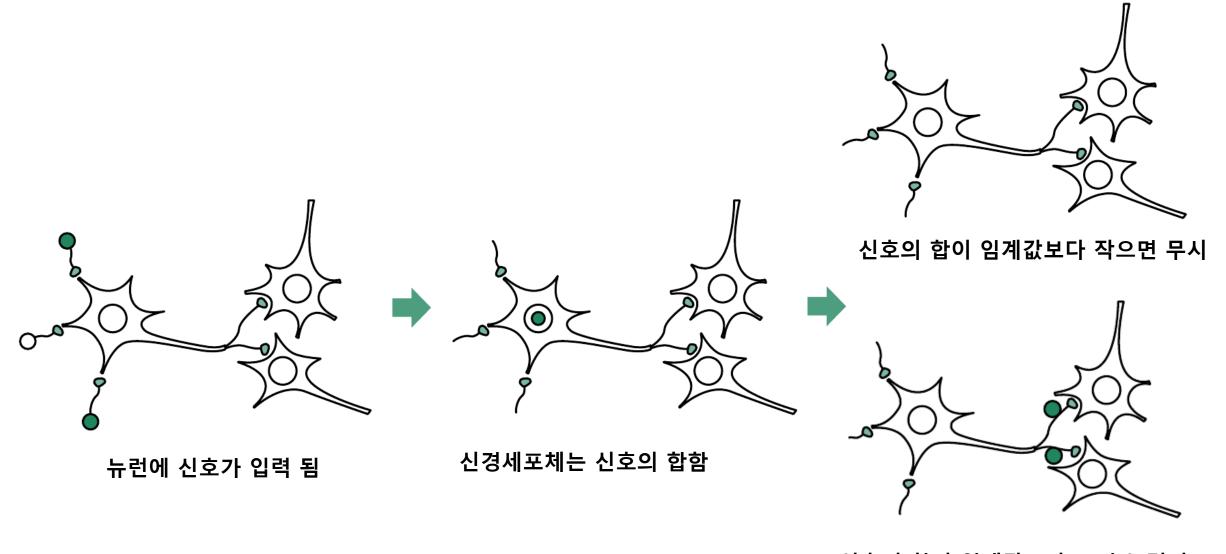
<mark>뉴런</mark>: 주로 신경세포체, 축삭, 수상돌기로 구성됨

수상돌기 : 다른뉴런에게 정보 를 받는 돌기

축삭: 다른 뉴런에게 정보를 발 송하는 돌기

수상돌기가 받은 전기신호는 신 경세포체에서 처리한 후 축삭을 지나 다음 뉴런으로 전달

뉴런은 시냅스를 매개로 결합해 네트워크를 형성

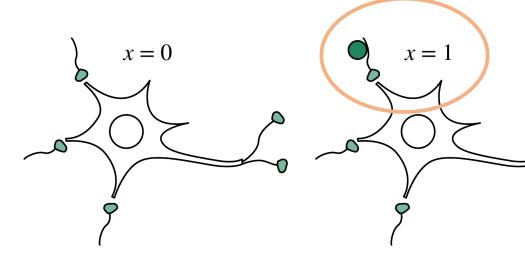


신호의 합이 임계값보다 크면 뉴런이 반응해 근처 뉴런에 신호 전달

뉴런의 수학적 표현

- 다른 여러 뉴런의 '신호합'이 뉴런의 입력
- '신호합' 이 뉴런의 임계값보다 크면 반응
- 뉴런의 출력 신호는 반응 유무에 따라 0과 1로 표현
 - 복수의 출력 신호가 있더라도 반응 여부를 0과 1로 표현

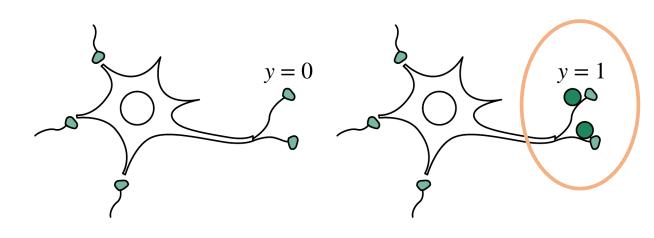
입력



입력 신호 없음 x=0

입력신호 있음 x=1

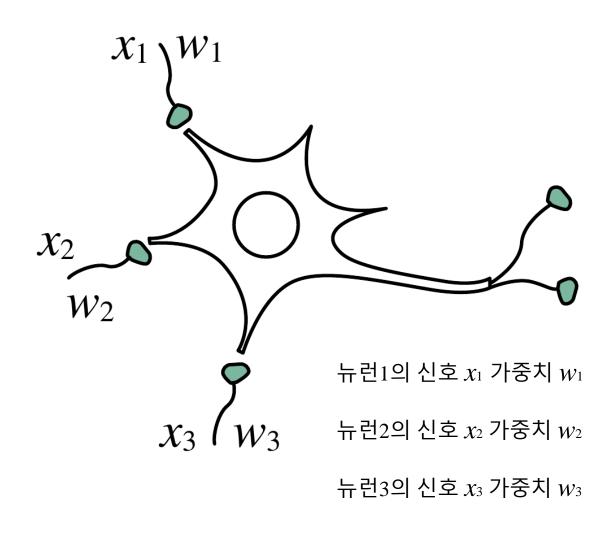
출력



출력 신호 없음 y=0 (반응 없음)

출력 신호 있음 y=1 (반응 있음)

뉴런의 수학적 표현



뉴런의 반응 여부 수학적 표현

출력 신호 = $W_1 X_1 + W_2 X_2 + W_3 X_3$

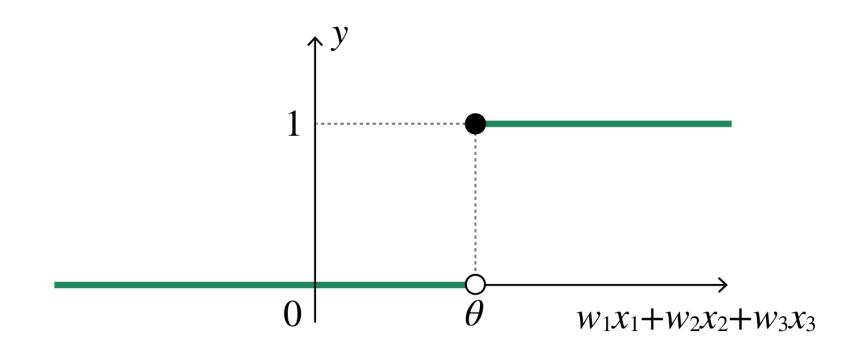
뉴런 : 신호의 합이 임계값 보다 크면 반응 작으면 반응하지 않음

$$\begin{cases} y = 0 & w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 < \theta \\ y = 1 & w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 \ge \theta \end{cases}$$
 θ 는 뉴런의 임계값

반응 조건

- 뉴런 : 신호의 합이 임계값 보다 크면 반응 작으면 반응하지 않음
- x축을 뉴런의 신호 합(w₁ x₁ + w₂ x₂ + w₃ x₃) 이라고 가정

$$y = \begin{cases} 0, & w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 < \theta \\ 1, & w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 \ge \theta \end{cases}$$

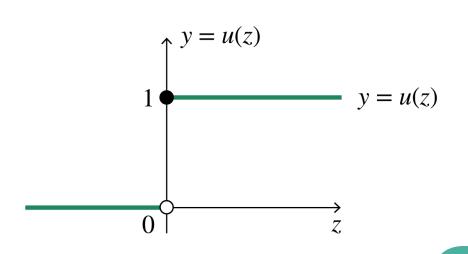


반응조건

$$z = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 - \theta$$

у	$w_1x_1+w_2x_2+w_3x_3$	$z = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 - \theta$	u(z)
0(반응하지 않음)	heta보다 작음	z < 0	0
1(반응함)	heta보다 큼	$z \ge 0$	1

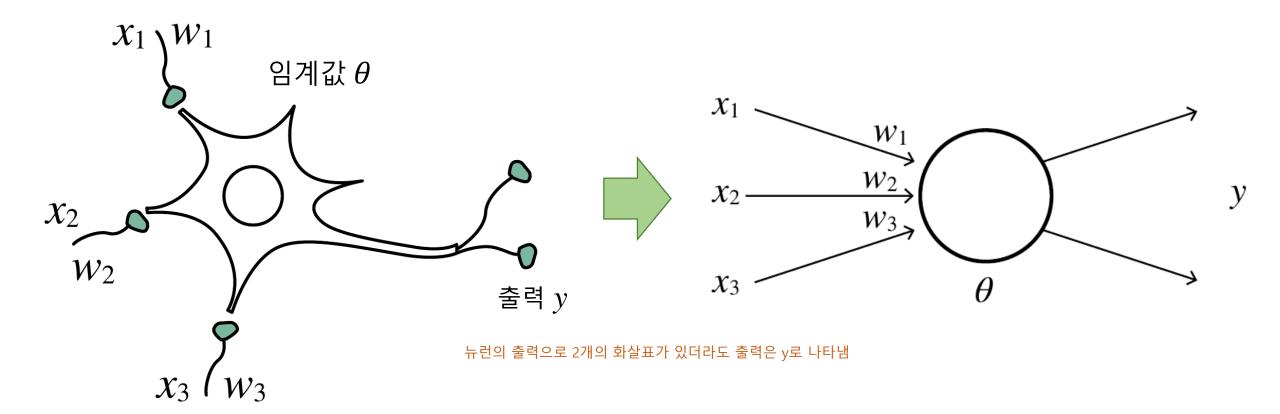
$$u(z) = \begin{cases} 0, & z < 0 \\ 1, & z \ge 0 \end{cases}$$
$$z = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 - \theta$$



뉴런의 단순화

뉴런의 이미지(입력3개, 출력2개)

뉴런의 단순화(입력3개, 출력2개)



뉴런1의 신호 x_1 가중치 w_1 뉴런2의 신호 x_2 가중치 w_2 뉴런3의 신호 x_3 가중치 w_3

임계값 θ 출력 y

활성화 함수(Activation Function)

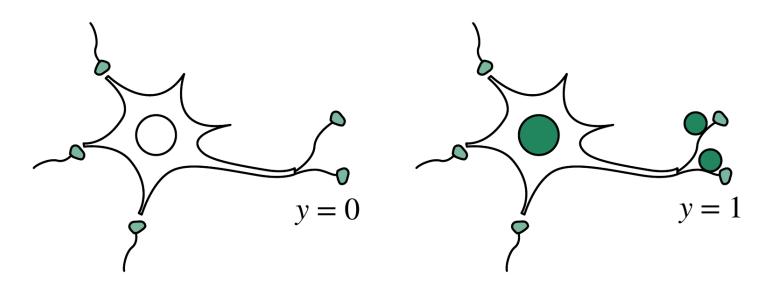
■ 출력신호의 수학적 일반화

- 반응 여부(y)는 0과 1중 하나로 표현
- '생물학적' 조건을 두지 않으면 0과 1로 표현하지 않아도 됨
- 계단함수 u를 특정값에 영향을 받지 않는 함수 a로 일반화

■ 활성화 함수(activation function)

● 함수 *a* : 사용자가 정의하는 함수 함수 *a*

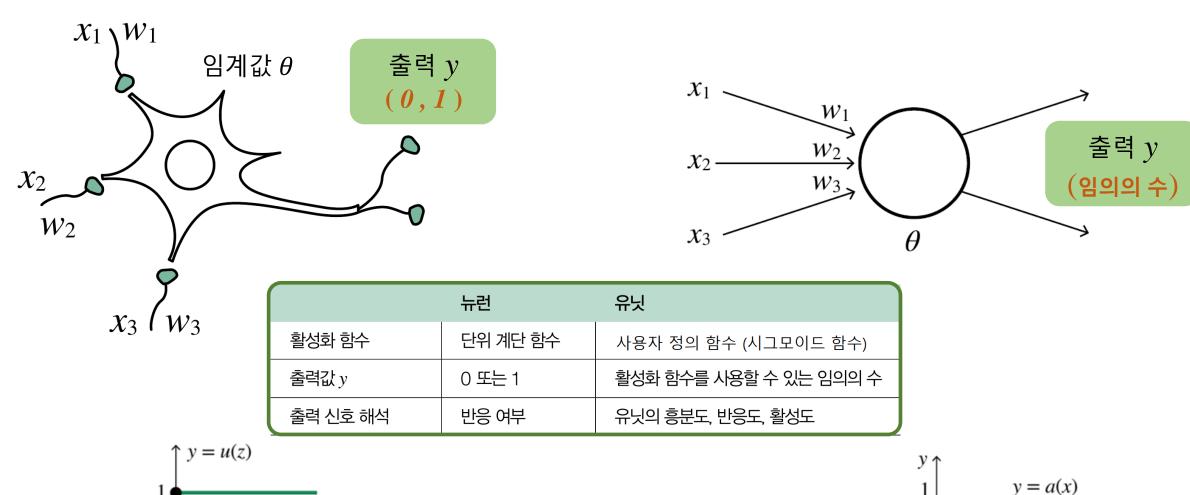
$$y = a(w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 - \theta)$$

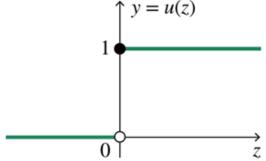


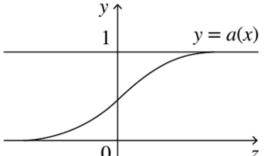
출력신호 없음 (y=0)

출력신호 있음 (y=1)

활성화 함수(Activation Function)





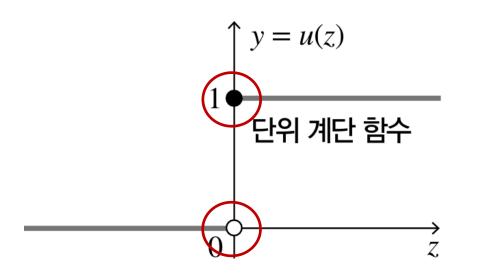


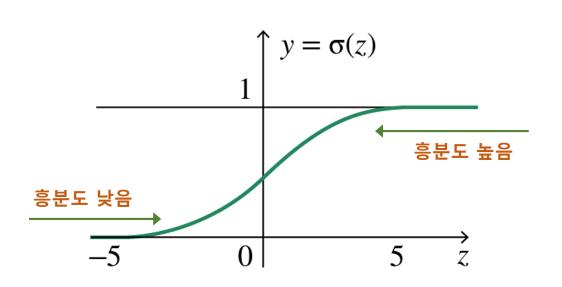
시그모이드(sigmoid)함수

시그모이드 함수(σ(z))

- 대표적인 활성화 함수
- 출력은 0보다 크고 1보다 작은 임의의 값
- 미분 가능 함수
- 유닛의 흥분도 or 반응도를 나타냄

$$\sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \ (e = 2.718281 \cdots)$$



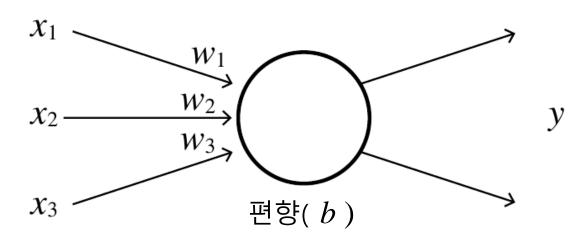


편향(bias)

■ -θ를 b로 치환

- 활성화 함수에서 *θ*는 뉴런의 출력 여부를 결정하는 임계값
- θ의 크기에 따라 민감도 결정 (θ의 크기가 작으면 흥분도 높음(민감), 크면 흥분도 낮음(둔감))
- ullet θ 앞에 기호가 있으면 실수하기 쉬움 : $-\theta$ 를 b로 치환

$$y = \begin{cases} 0, & w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 < \theta \\ 1, & w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 \ge \theta \end{cases}$$

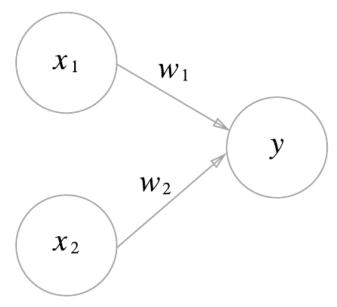


$$y = a(w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 - \theta)$$

$$y = a(w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 + b)$$

퍼셉트론(Perceptron)

- 신경망의 기원이 되는 알고리즘
 - 프랑크 로젠블라트(Frank Rosenblatt)가 1957년 고안
- 다수의 신호를 입력으로 받아 하나의 신호를 출력
 - 신호 : 흐름이 있는 어떤 것(전류, 강물 등)
 - 흐름을 만들고 정보를 앞으로 전달
 - 신호가 흐른다(1) / 신호가 흐르지 않는다(0)의 2가지 값을 가짐



$$y = \begin{cases} 0, & w_1 x_1 + w_2 x_2 < \theta \\ 1, & w_1 x_1 + w_2 x_2 \ge \theta \end{cases}$$

논리회로

■ AND 게이트

x_1	χ_2	у
0	0	0
1	0	0
0	1	0
1	1	1

■ NAND 게이트

<i>X</i> ₁	χ_2	у
0	0	1
1	0	1
0	1	1
1	1	0

■ OR 게이트

<i>X</i> ₁	<i>X</i> 2	у
0	0	0
1	0	1
0	1	1
1	1	1

퍼셉트론 - AND 게이트

■ AND게이트를 퍼셉트론으로 표현

• w_1 , w_2 , θ 의 값 정하기

$$y = \begin{cases} 0, & w_1 x_1 + w_2 x_2 < \theta \\ 1, & w_1 x_1 + w_2 x_2 \ge \theta \end{cases}$$

x_1	χ_2	y
0	0	0
1	0	0
0	1	0
1	1	1

(
$$w_1$$
, w_2 , θ)
예): (0.5, 0.5, 0.7)
(0.5, 0.5, 0.8)
(1.0, 1.0, 1.0)

x_1	x_2	$w_1 x_1 + w_2 x_2$
0	0	$0.5 \cdot 0 + 0.5 \cdot 0 = 0 < 0.7$ (True)
0	1	$0.5 \cdot 0 + \ 0.5 \cdot 1 = 0.5 < 0.7$ (True)
1	0	$0.5 \cdot 1 + 0.5 \cdot 0 = 0.5 < 0.7$ (True)
1	1	$0.5 \cdot 1 + \ 0.5 \cdot 1 = 1 \ge 0.7$ (True)

퍼셉트론 - AND 게이트 구현

■ AND게이트 구현

$$y = \begin{cases} 0, & w_1 x_1 + w_2 x_2 < \theta \\ 1, & w_1 x_1 + w_2 x_2 \ge \theta \end{cases}$$

$$(w_1, w_2, \theta) = (0.5, 0.5, 0.7)$$

```
def AND(x1, x2):
    w1, w2, theta = 0.5, 0.5, 0.7
    tmp = w1*x1 + w2*x2
    if tmp < theta:
        return 0
    elif tmp >= theta:
        return 1

print('AND(0,0):',AND(0,0))
print('AND(1,0):',AND(1,0))
print('AND(0,1):',AND(0,1))
print('AND(1,1):',AND(1,1))
```

퍼셉트론 - NAND 게이트

■ NAND게이트를 퍼셉트론으로 표현

• w_1 , w_2 , θ 의 값 정하기

$$y = \begin{cases} 0, & w_1 x_1 + w_2 x_2 < \theta \\ 1, & w_1 x_1 + w_2 x_2 \ge \theta \end{cases}$$

<i>X</i> ₁	χ_2	у
0	0	1
1	0	1
0	1	1
1	1	0

$$(w_1, w_2, \theta)$$
 예) : (-0.5, -0.5, -0.7)

x_1	x_2	$w_1 x_1 + w_2 x_2$
0	0	$-0.5 \cdot 0 + -0.5 \cdot 0 = 0 \ge -0.7$ (True)
0	1	$-0.5 \cdot 1 + -0.5 \cdot 0 = -0.5 \ge -0.7$ (True)
1	0	$-0.5 \cdot 0 + -0.5 \cdot 1 = -0.5 \ge -0.7$ (True)
1	1	$-0.5 \cdot 1 + -0.5 \cdot 1 = -1 < -0.7$ (True)

퍼셉트론 - NAND 게이트 구현

■ NAND게이트 구현

$$y = \begin{cases} 0, & w_1 x_1 + w_2 x_2 < \theta \\ 1, & w_1 x_1 + w_2 x_2 \ge \theta \end{cases}$$

$$(w_1, w_2, \theta) = (-0.5, -0.5, -0.7)$$

```
def NAND(x1, x2):
```

NAND 코드 구현해 볼 것

```
print('NAND(0,0):', NAND(0,0))
print('NAND(1,0):', NAND(1,0))
print('NAND(0,1):', NAND(0,1))
print('NAND(1,1):', NAND(1,1))
```

퍼셉트론 - OR 게이트

- OR게이트를 퍼셉트론으로 표현
 - w_1 , w_2 , θ 의 값 정하기

$$y = \begin{cases} 0, & w_1 x_1 + w_2 x_2 < \theta \\ 1, & w_1 x_1 + w_2 x_2 \ge \theta \end{cases}$$

ullet OR게이트를 만족하는 $(w_1, w_2, heta)$ 구하기

<i>X</i> ₁	<i>X</i> ₂	у
0	0	0
1	0	1
0	1	1
1	1	1

x_1	x_2	$w_1 x_1 + w_2 x_2$
0	0	
0	1	
1	0	
1	1	

퍼셉트론 - OR 게이트 구현

OR게이트 구현

$$y = \begin{cases} 0, & w_1 x_1 + w_2 x_2 < \theta \\ 1, & w_1 x_1 + w_2 x_2 \ge \theta \end{cases}$$

$$(w_1, w_2, \theta)$$

```
def OR(x1, x2):
```

OR 코드 구현해 볼 것

```
print('OR(0,0):', OR(0,0))
print('OR(1,0):', OR(1,0))
print('OR(0,1):', OR(0,1))
print('OR(1,1):', OR(1,1))
```

■ 가중치와 편향의 도입

$$y = \begin{cases} 0, & w_1 x_1 + w_2 x_2 + b < 0 \\ 1, & w_1 x_1 + w_2 x_2 + b \ge 0 \end{cases}$$
$$(w_1, w_2, \theta) = (0.5, 0.5, 0.7)$$

```
import numpy as np

x=np.array([[0,0],[1,0],[0,1],[1,1]])
w=np.array([0.5,0.5])
b=-0.7

# w1x1 + w2x2 + b
for i in range(4):
    result = np.sum(w*x[i]) + b
    y_value = 1 if result>0 else 0
    print("{:.2f} {}".format(result, y_value))
```

■ AND 게이트 구현

$$y = \begin{cases} 0, & w_1 x_1 + w_2 x_2 + b < 0 \\ 1, & w_1 x_1 + w_2 x_2 + b \ge 0 \end{cases}$$

$$(w_1, w_2, \theta) = (0.5, 0.5, 0.7)$$

 $-\theta = b$

<i>X</i> ₁	\mathcal{X}_2	у
0	0	0
1	0	0
0	1	0
1	1	1

```
import numpy as np
def AND(x1,x2):
    x=np.array([x1,x2])
    w=np.array([0.5,0.5])
    b = -0.7
    tmp = np.sum(w*x)+b
    if tmp < 0:
        return 0
    else:
        return 1
print('AND(0,0):',AND(0,0))
print('AND(1,0):',AND(1,0))
print('AND(0,1):',AND(0,1))
print('AND(1,1):',AND(1,1))
```

■ NAND 게이트 구현

$$y = \begin{cases} 0, & w_1 x_1 + w_2 x_2 + b < 0 \\ 1, & w_1 x_1 + w_2 x_2 + b \ge 0 \end{cases}$$

<i>X</i> ₁	<i>X</i> ₂	у
0	0	1
1	0	1
0	1	1
1	1	0

```
import numpy as np

def NAND(x1,x2):
    x=np.array([x1,x2])
    w=np.array([0.5,0.5])
    b=-0.7
```

NAND 고트 구현해 볼 것

```
return 0 else: return 1
```

```
print('NAND(0,0):',NAND(0,0))
print('NAND(1,0):',NAND(1,0))
print('NAND(0,1):',NAND(0,1))
print('NAND(1,1):',NAND(1,1))
```

■ OR 게이트 구현

$$y = \begin{cases} 0, & w_1 x_1 + w_2 x_2 + b < 0 \\ 1, & w_1 x_1 + w_2 x_2 + b \ge 0 \end{cases}$$

<i>x</i> ₁	<i>X</i> ₂	у
0	0	0
1	0	1
0	1	1
1	1	1

```
import numpy as np

def OR(x1,x2):
    x=np.array([x1,x2])
    w=np.array([0.5,0.5])
    b=-0.7
```

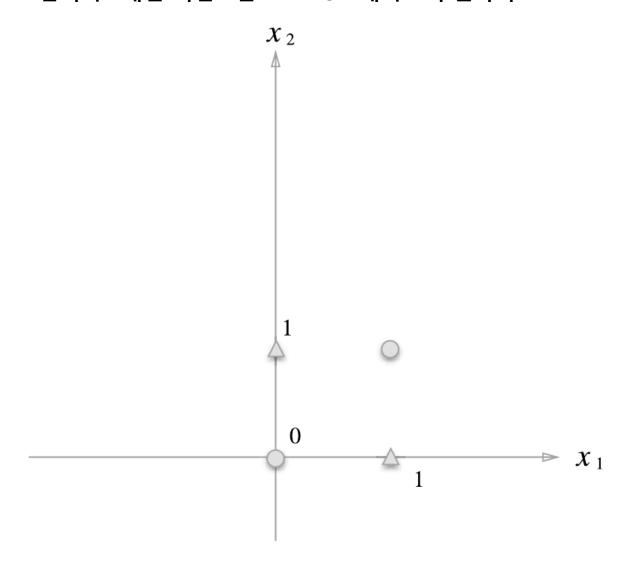
OR 코드 구현해 볼 것

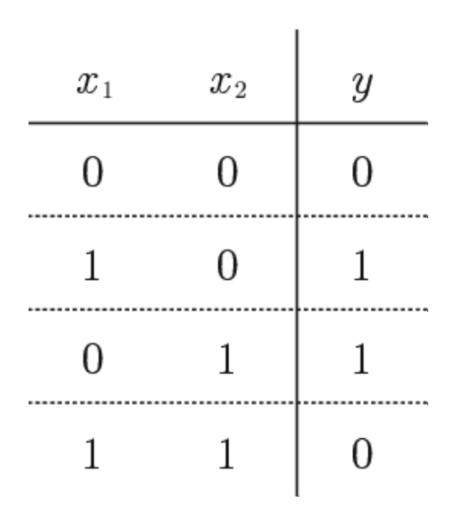
```
return 0 else: return 1
```

```
print('OR(0,0):',OR(0,0))
print('OR(1,0):',OR(1,0))
print('OR(0,1):',OR(0,1))
print('OR(1,1):',OR(1,1))
```

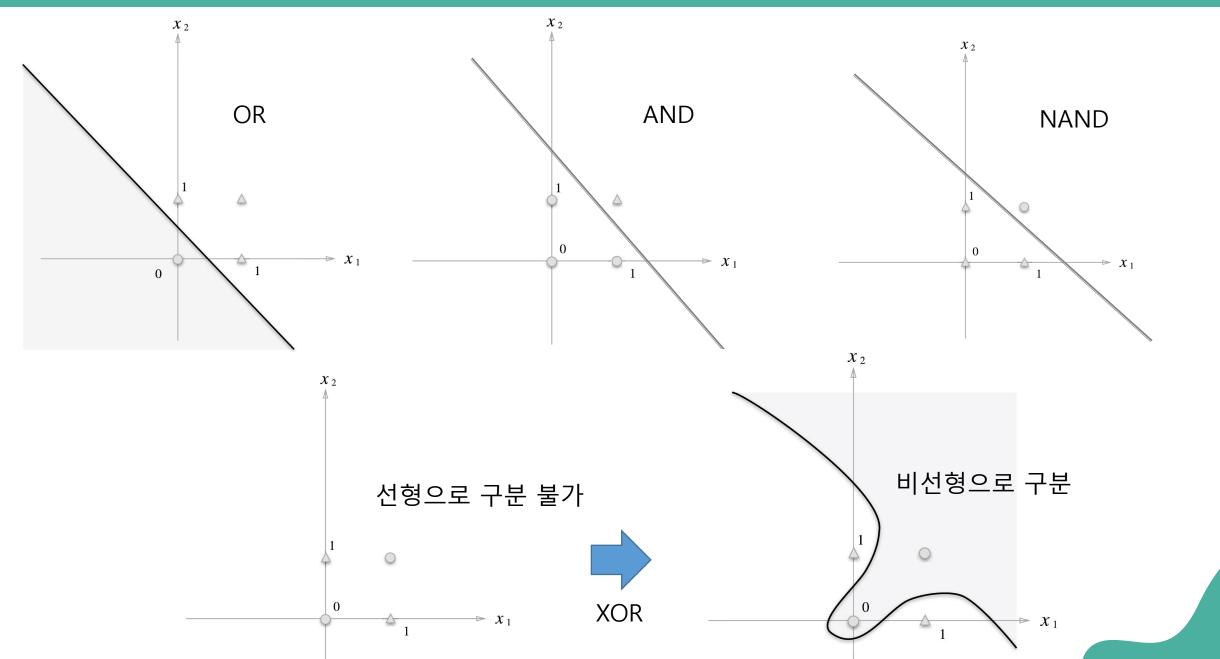
퍼셉트론의 한계

■ 입력이 2개인 퍼셉트론으로 XOR 게이트 구현하기

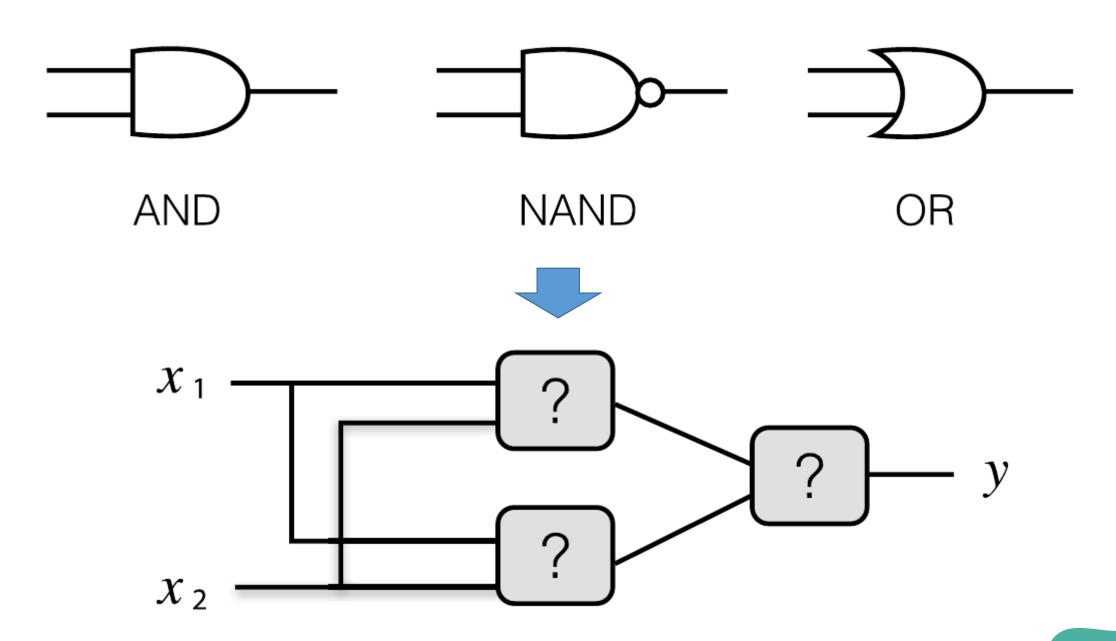




퍼셉트론의 한계



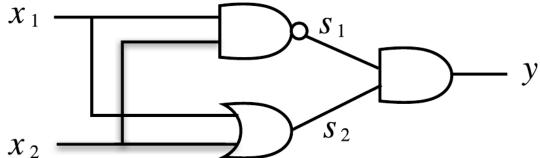
다층 퍼셉트론으로 구현(Multi-layer Perceptron)

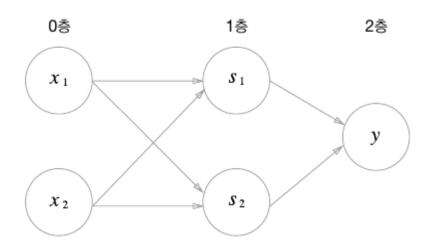


다층 퍼셉트론으로 구현(Multi-layer Perceptron)

■ XOR 게이트 구현하기

<i>X</i> ₁	χ_2	S ₁	S_2	у
0	0	1	0	0
1	0	1	1	1
0	1	1	1	1
1	1	0	1	0





```
def XOR(x1,x2):
    s1 = NAND(x1,x2)
    s2 = OR(x1,x2)
    y=AND(s1,s2)
    return y

print('XOR(0,0):',XOR(0,0))
print('XOR(1,0):',XOR(1,0))
print('XOR(0,1):',XOR(0,1))
print('XOR(1,1):',XOR(1,1))
```

AND, NAND, OR 추가하여 결과 완성할것