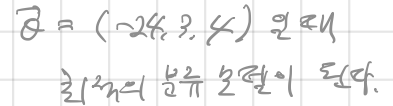


தேவன் ஓ குழை!

$$\vec{x} = (x_1, x_2), \quad \vec{\theta} = (\theta_0, \theta_1, \theta_2)$$

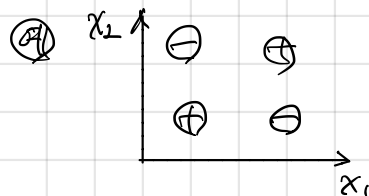


→ 클라우드 기술 :

$$h(x, \theta) = \begin{cases} -1 & \text{if } 3x_1 + 4x_2 - 24 < 0 \\ 1 & \text{if } 3x_1 + 4x_2 - 24 \geq 0 \end{cases}$$

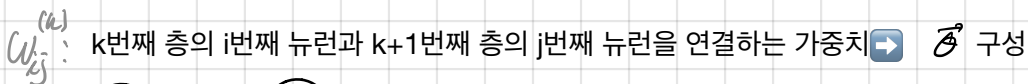
2월 17일 2월 18일 2월 19일 2월 20일 2월 21일 (정사·무강일)

2. 실험 모델 (퍼셉트론) 은 학습할 수 있는 데이터들을 처리함.



→ 이원 수열의 경우 전방 행렬(A)의 모든 원소가 불가능

## 1.6 전방향 신경망 (feedforward neural network)



- 연결들이 아래에서 위층으로만 향한다 = 전방향 신경망
- 모든 뉴런의 출력이 다음 층에 있는 모든 뉴런의 입력과 연결될 필요는 없다.

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \quad y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$$

$$\begin{matrix} x & \cdot & W & + & b & = & y \\ 1 \times n & & n \times m & & 1 \times m & & 1 \times m \end{matrix}$$

$$W = \begin{matrix} & m \\ n & \left( \begin{array}{ccc} \bigcirc & \dots & \bigcirc \end{array} \right) \Rightarrow y = f(W^T x + b) \\ & \downarrow & \downarrow \\ & \text{신경망의 뉴런} & \text{신경망의 뉴런 층} \end{matrix}$$

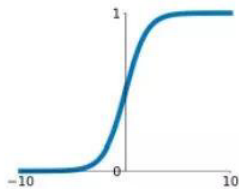
## 1.7 선형 뉴런과 그 한계

복잡한 관계들을 학습하기 위해 비선형성 뉴런을 사용

## 1.8 시그모이드, tanh, ReLU

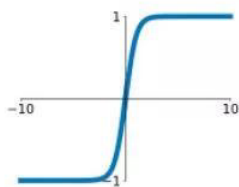
### Sigmoid

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$



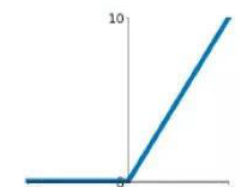
### tanh

$$\tanh(x)$$



### ReLU

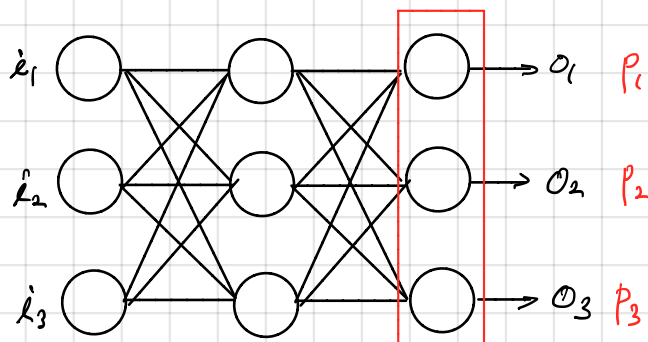
$$\max(0, x)$$



➡ 몇가지 단점에도 불구하고 다양한 분야에서 사용(특히 컴퓨터 비전)  
그 이유에 대해서는 장에서 논의

[https://blog.csdn.net/weixin\\_42137100](https://blog.csdn.net/weixin_42137100)

## 1.9 소프트맥스 출력층



- 다른 층과는 다르게 한 뉴런의 출력은 다른 뉴런의 출력에 의존한다.
- 강한 출력의 경우 하나의 항이 1에 가깝지만 나머지 항은 0에 가까울 것
- ✎ softmax function 이 필요한 이유 : 확률로 나타내고 싶음
- ✎ exponential을 쓰는 이유 : 신경망을 거친 결과가 음수일 경우가 있는데 이를 양수로 바꿔주기 위함이다

softmax function (정규화): 
$$p_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}} \Rightarrow \sum_{i=1}^m p_i = 1$$