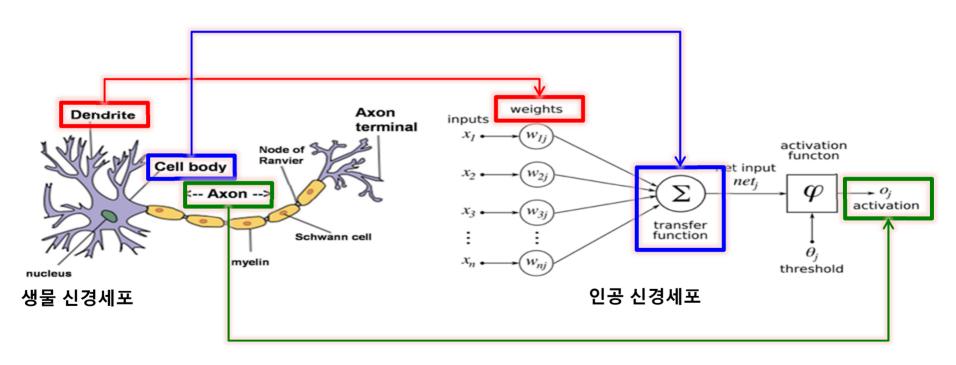
## 신경망이란?

#### 신경망이란?

→ 뇌의 신경세포망에서의 정보처리 기작을 모사한 머신러닝 모델



인공 신경세포 (Artificial Neuron)

### 인공 신경망과 생물학적 신경망

### 컴퓨터와 뇌의 비교



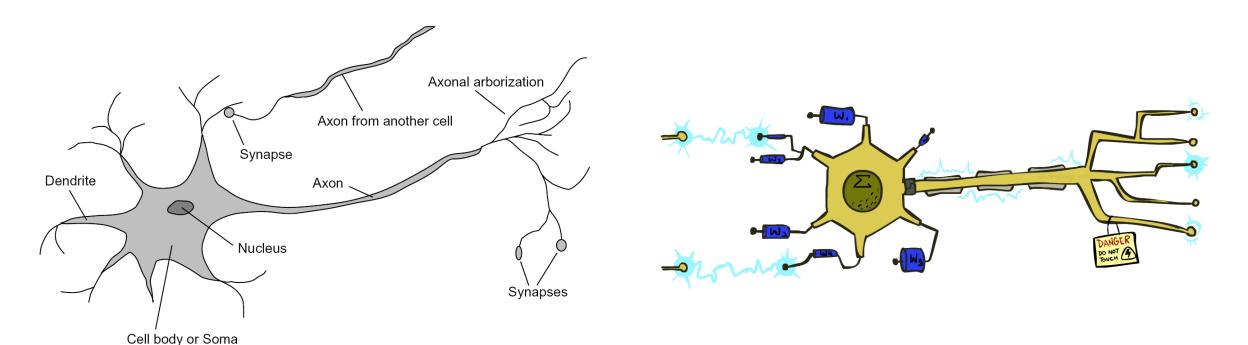
- 정확한 소자 (논리 소자)
- 소자 속도 매우 빠름 (10 <sup>-9</sup> 초)
- 디지털 회로망 (전자 회로망)
- 주소기반 메모리 (국지적/독립적)
- 논리/산술적 연산 (조작적)
- 중앙집중식 순차 처리
- 프로그래밍기반 명시적 지식



- 부정확한 소자 (10<sup>11</sup> 개 뉴런)
- 소자 속도 느림 (10-3 초)
- 아날로그 회로망 (10<sup>14</sup> 개 연결선)
- 내용기반 메모리 (전역적/관계적)
- 패턴/연상기반 연산 (연관적)
- 분산적 병렬 처리
- 학습(경험/데이터)기반 암묵적 지식

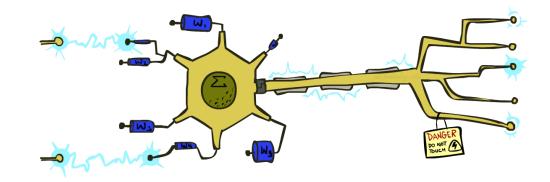
# Some (Simplified) Biology

Very loose inspiration: human neurons



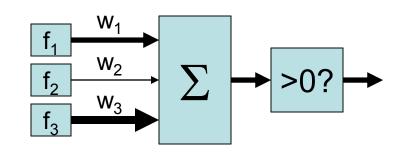
## **Linear Classifiers**

- Inputs are feature values
- Each feature has a weight
- Sum is the activation

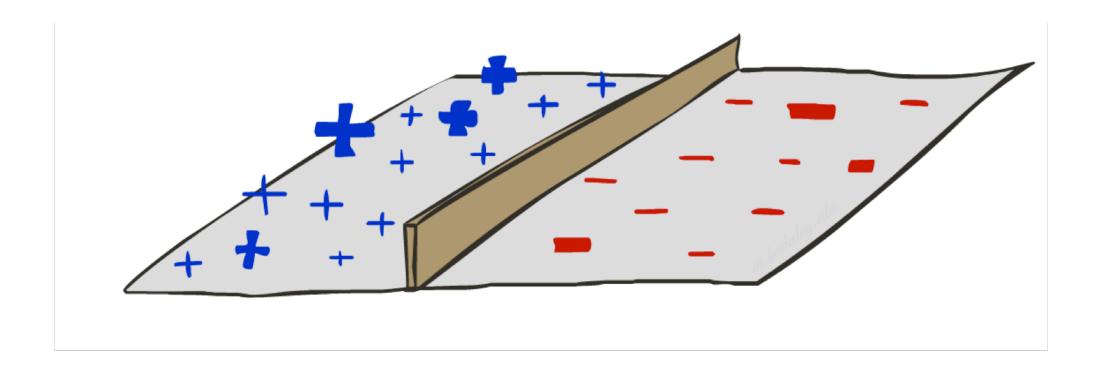


$$activation_w(x) = \sum_i w_i \cdot f_i(x) = w \cdot f(x)$$

- If the activation is:
  - Positive, output +1
  - Negative, output -1



# **Decision Rules**



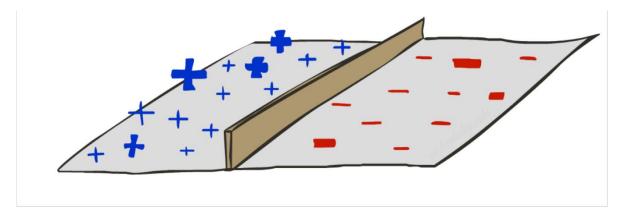
## **Binary Decision Rule**

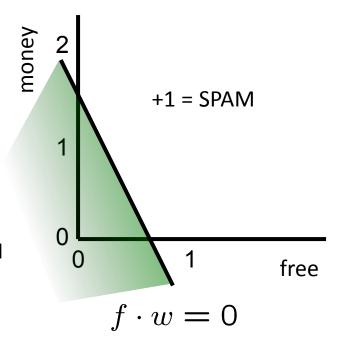
- In the space of feature vectors
  - Examples are points
  - Any weight vector is a hyperplane
  - One side corresponds to Y=+1
  - Other corresponds to Y=-1

w

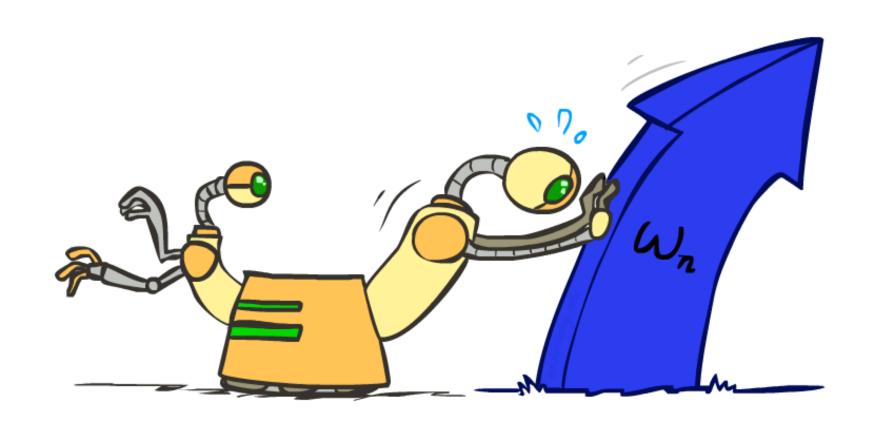
BIAS : -3
free : 4
money : 2

-1 = HAM





# Weight Updates

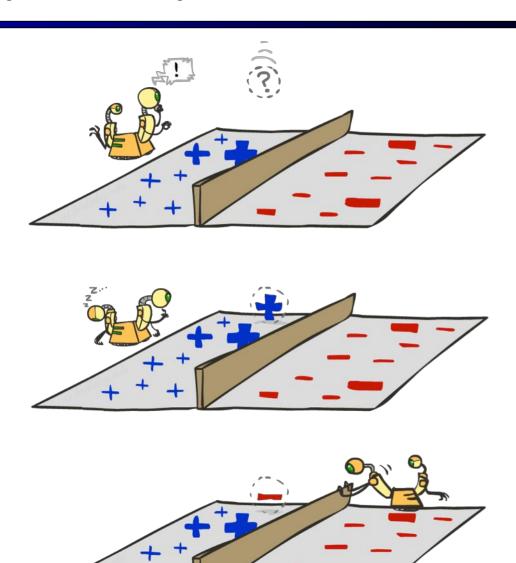


## Learning: Binary Perceptron

- Start with weights = 0
- For each training instance:
  - Classify with current weights

■ If correct (i.e., y=y\*), no change!

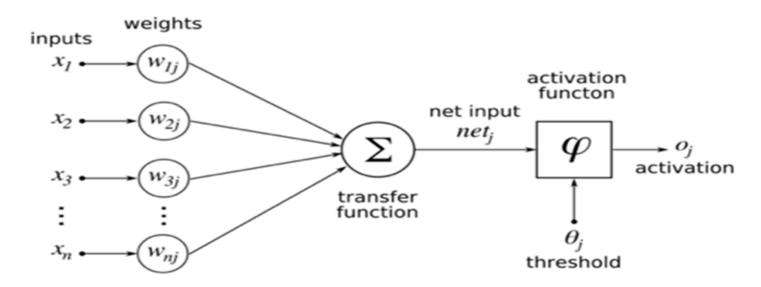
If wrong: adjust the weight vector



## 퍼셉트론 (Perceptron)

#### ■ 퍼셉트론

- 생물학적 신경세포의 작동 방식을 **수학적으로 모델링**한 **인공 뉴런**
- 뇌의 구조를 모사한 정보처리 방식
  - 1958년 Rosenblatt가 학습이 가능함을 증명



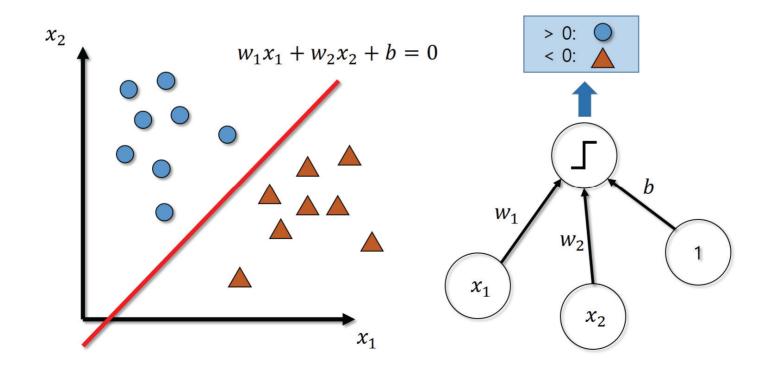
인공 신경세포 (Artificial Neuron)

## 퍼셉트론 (Perceptron)

### ■ 퍼셉트론

- 목표: 주어진 데이터를 기준으로 두 개의 클래스로 분류하는 경계면 찾기
- 인접한 두 뉴런의 연결부분인 시냅스에서 학습이 일어남

■ 출력노드의 값
$$s = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i + w_0 = \sum_{i=0}^{n} w_i x_i = \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}$$



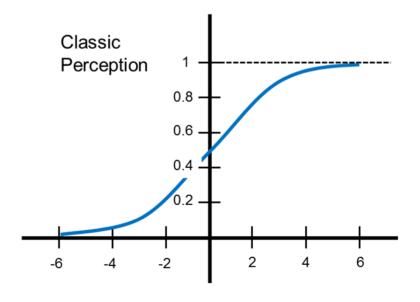
## 퍼셉트론 (Perceptron)

- 활성화 함수 (Activation function)  $s = \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}$ 
  - 경계면의 부근의 모양을 결정
  - 선형 활성화 함수 (Linear Activation function)

$$y = s$$

■ 시그모이드 함수 (sigmoid function)

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

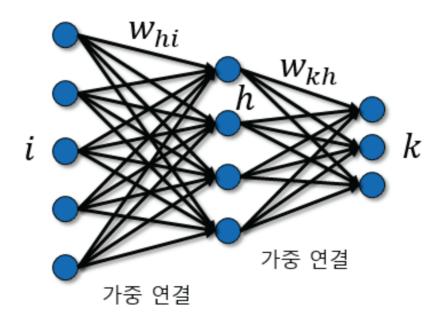


### 여러 퍼셉트론들

- 단순 퍼셉트론(Simple Perceptron)
  - 활성화 함수로 **임계논리 활성화 함수**를 가지는 퍼셉트론
  - 임계논리 활성화 함수(threshold logic unit)
    - 입력의 총합이 임계치를 넘으면 +1, 그렇지 않으면 -1을 출력

■ 다층퍼셉트론 신경망(MLP)

입력 유닛층 은닉 유닛층 출력 유닛층



#### ■ 다층 뉴런의 필요성

- 복잡한 패턴 분류를 위해서는 입출력 간의 복잡한 변환 구조가 필요
- 단일 뉴런으로는 **선형분리**가 가능한 결정 경계선만을 생성 가능
- 사용하는 뉴런의 수를 늘리고 층을 추가하여 복잡한 구조의 의사결정 경계(decision boundary)를 생성할 수 있음

#### ■ 다층퍼셉트론 (Multilayer Perceptron, MLP)

- 여러 개의 퍼셉트론 뉴런을 여러 층으로 쌓은 다층신경망 구조
- 각 층 안에서는 뉴런간 연결이 없으며 **인접한 두 층**의 뉴런 간에는 **완전 연결**됨
- 층별 활성화값
  - *j*: 시냅스후 뉴런, *i*: 시냅스전 뉴런

$$s_j = \sum_i w_{ji} x_i$$
  $f_j = \sigma(s_j) = \frac{1}{1 + \exp(-s_j)}$ 

#### ■ 다수 / 다층 뉴런의 필요성

Structure	Regions	XOR	Meshed Regions
Single layer	Halfplane bounded by hyperplane	<ul><li>A B</li><li>B A</li></ul>	B
Two layers	Convex Open or closed regions	<ul><li>A</li><li>B</li><li>A</li></ul>	B
Three layers	Arbitrary (limited by # of nodes)	<ul><li>A B</li><li>B A</li></ul>	B

Multiple boundaries needed (e.g. XOR problem)
→Multiple units

More complex regions needed (e.g. Polygons)

→ Multiple layers

- 다층퍼셉트론의 혁신
  - 시그모이드 뉴런의 사용
    - 비선형 모델로 확장 가능
    - 연속함수이므로 미분 가능
    - 은닉 뉴런층의 학습을 가능하게 하는오류역전파 알고리듬의 개발로 이어짐
  - **은닉 뉴런층** 추가
  - 은닉층 학습방법 도입

## Playground (playground.tensorflow.org)

