# 인공지능

# **Amazon Go**

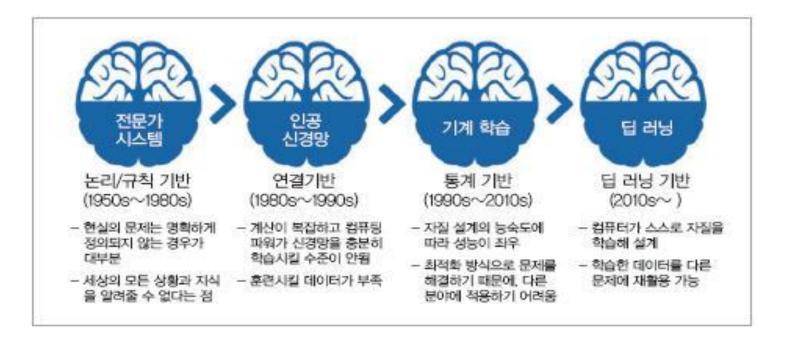


# 인공지능(AI :Artificial Intelligent)



- 컴퓨터를 사용하여 인간의 지능을 모델링하는 기술
- 인간과 유사한 지능이 요구되는 기계 장치를 만드는 기술
- 컴퓨터를 통해 지능을 구현하는 기계 지능(Machine Intelligence)

# 인공지능 기술의 발전



# 인공지능, 머신러닝, 딥러닝의 개념과 관계



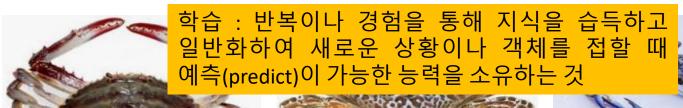
출처: https://blogsabo.ahnlab.com/2605

# 학습(learning)













# 학습(learning)







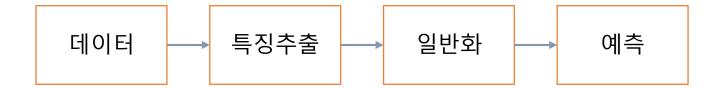




학습의 오류 : 재학습을 통해 학습결과를 수정

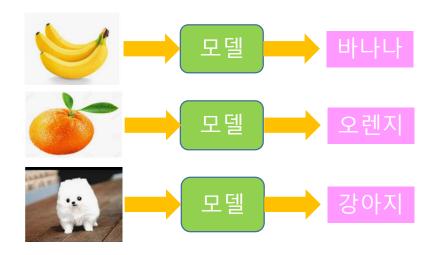
# 학습(learning)

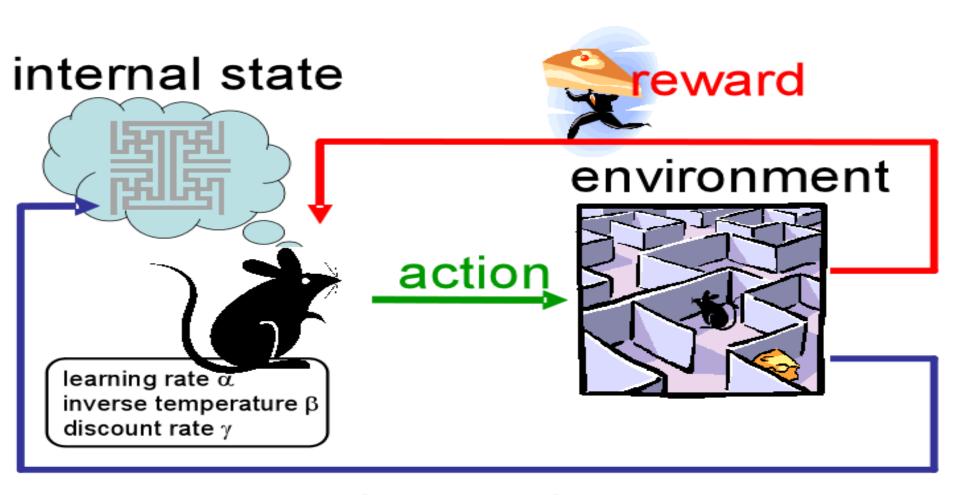
- 학습에 영향을 미치는 요인
  - 데이터의양
  - 데이터의 내용



# 머신러닝(machine learning:기계학습)

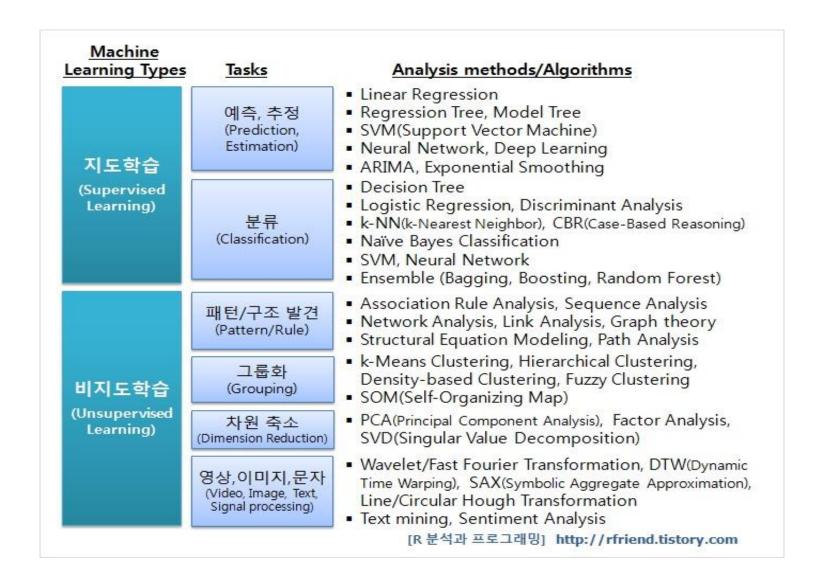
- 경험을 통해서 나중에 유사하거나 같은 일(task)를 더 효율적으로 처리할 수 있는 모델이나 파라미터를 추출하는 과정
- 컴퓨터가 지식을 갖게 만드는 작업
- 학습데이터(training set)을 이용해 새로운 입력에 대한 결과를 예측 (predict)할 수 있는 모델을 만드는 과정





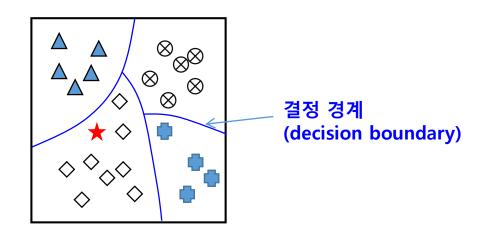
observation

#### 기계학습과 딥러닝



### 분류

- 분류(classification)
  - 데이터들을 정해진 몇 개의 부류(class)로 대응시키는 문제



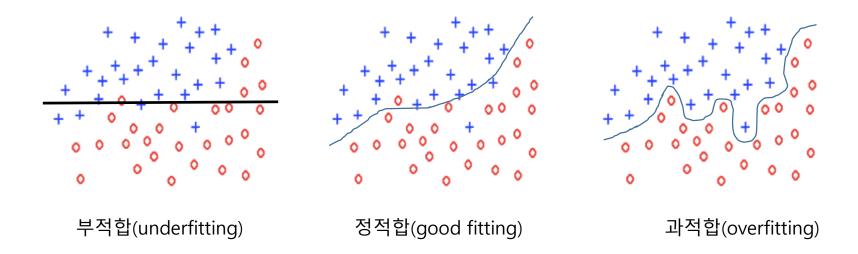
- 분류 문제의 학습
  - ▶ 학습 데이터를 잘 분류할 수 있는 함수를 찾는 것
  - ▶ 함수의 형태는 **수학적 함수**일 수도 있고, **규칙**일 수도 있음
- 분류기(classifier)
  - ▶ 학습된 함수를 이용하여 데이터를 분류하는 프로그램

## 분류

- **과적합**(overfitting)과 **부적합**(underfitting)
  - 과적합
    - ▶ 학습 데이터에 대해서 지나치게 잘 학습된 상태
    - ▶ 데이터는 오류나 잡음을 포함할 개연성이 크기 때문에, 학습 데이터에 대해 매우 높은 성능을 보이더라도 학습되지 않은 데이터에 대해 좋지 않은 성능을 보일 수 있음

#### • 부적합

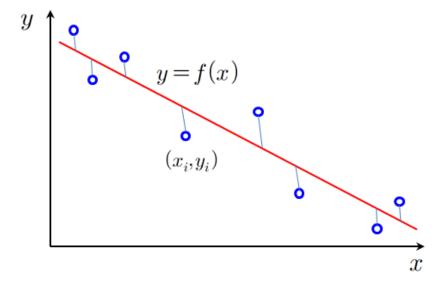
▶ 학습 데이터를 충분히 학습하지 않은 상태



# 지도학습 - 회귀

- 회귀 (regression)
  - 학습 데이터에 부합되는 출력값이 실수인 함수를 찾는 문제

$$f^*(x) = \operatorname{arg\,min}_f \sum_{i=1}^n (\mathbf{y_i} - \mathbf{f}(\mathbf{x_i}))^2$$

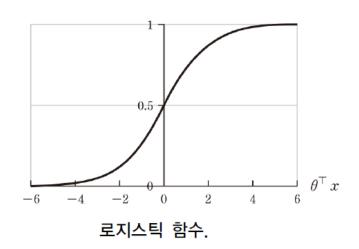


# 회귀

## ■ 로지스틱 회귀 (logistic regression)

- 학습 데이터 :  $\{(x_1,y_1),(x_2,y_2),...,(x_N,y_N)\},y_1\in\{0,1\}$
- 로지스틱 함수를 이용하여 함수 근사

$$f(\boldsymbol{x}) = \frac{1}{1 + e^{-\boldsymbol{\theta}^{\top} \boldsymbol{x}}}$$

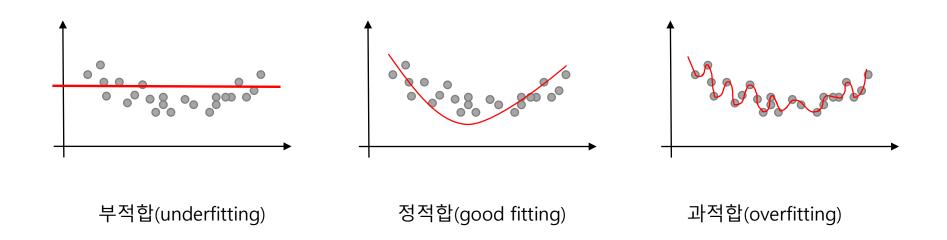


#### • 학습시 목적 함수

$$J(\boldsymbol{\theta}) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1} \left( y_i \log f(\boldsymbol{x}_i) + (1 - y_i) \log (1 - f(\boldsymbol{x}_i)) \right)$$

## 회귀

- 회귀의 과적합(overfitting)과 부적합(underfitting)
  - 과적합
    - ▶지나치게 복잡한 모델(함수) 사용
  - 부적합
    - ▶지나치게 단순한 모델(함수) 사용



### 비지도학습

- 비지도학습(unsupervised learning)
  - 결과정보가 없는 데이터들에 대해서 특정 패턴을 찾는 것
    - ▶ 데이터에 잠재한 구조(structure), 계층구조(hierarchy) 를 찾아내는 것
    - ▶ 숨겨진 사용자 집단(hidden user group)을 찾는 것
    - ▶ 문서들을 주제에 따라 구조화하는 것
    - ▶로그(log) 정보를 사용하여 **사용패턴**(usage pattern)을 찾아내는 것
  - 비지도 학습의 대상
    - ▶군집화(clustering)
    - ➤ 밀도추정(density estimation)
    - ▶ 차원축소(dimensionality reduction)

http://www.youtube.com/watch?v=rhallmljuk

#### In VP debate, 'let Joe be Joe'

NBCNews.com - 13 minutes ago (14 minutes ago (15 minutes ago (

NBCNews: NOW with Alex Wagner | Aired on October 11, 2012. In VP debate, 'let Joe be Joe'. Obama campaign press secretary Ben LaBolt discusses Vice President Biden's debate strategy, what he hopes Biden accomplishes tonight, and what issues could ...

Featured: Like Ryan and Biden, US Catholics are deeply divided Reuters

Opinion: The VP debate: On style, Ryan; on substance, a draw Milwaukee Journal Sentinel

Related Joe Biden » Mitt Romney » Paul Ryan »









ABC News

ABC News

New York ..

# 군집화

- 군집화(clustering)
  - 유사성에 따라 데이터를 분할하는 것

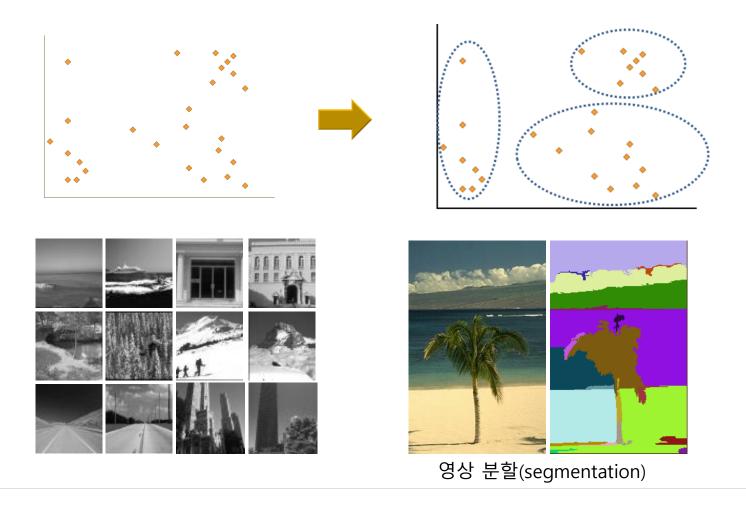
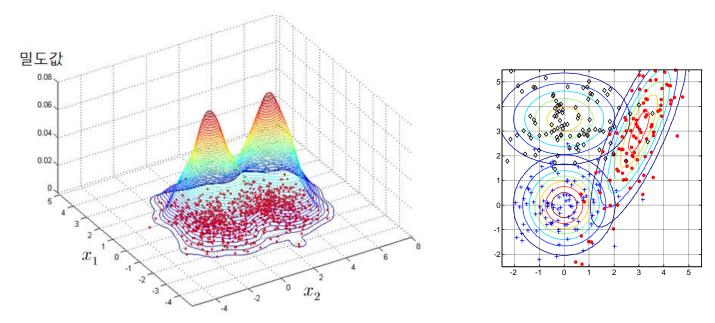


image: Pedro Felzenswalb

# 비지도 학습 – 밀도 추정

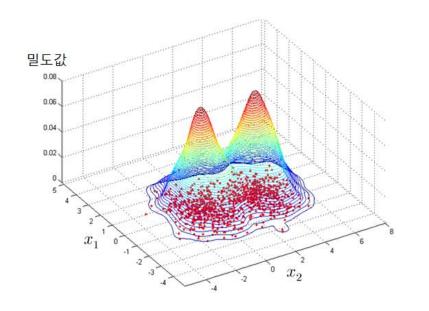
- **밀도 추정**(density estimation)
  - 부류(class)별 데이터를 만들어 냈을 것으로 추정되는 확률분포을 찾는 것

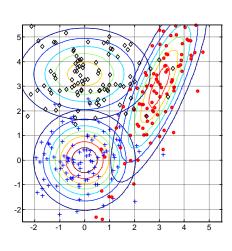


- 용도
  - ▶ 각 부류 별로 주어진 **데이터**를 **발생**시키는 **확률** 계산
  - ▶ 가장 확률이 높은 부류로 **분류**

# 비지도 학습 – 밀도 추정

- **밀도 추정**(density estimation)
  - 부류(class)별 데이터를 만들어 냈을 것으로 추정되는 확률분포을 찾는 것

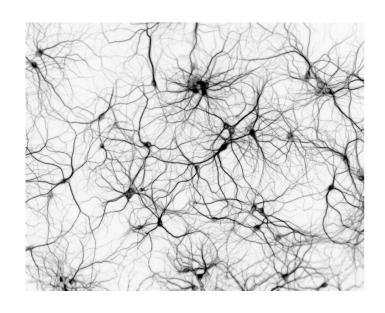




- 용도
  - ▶ 각 부류 별로 주어진 **데이터**를 **발생**시키는 **확률** 계산
  - ▶ 가장 확률이 높은 부류로 **분류**

#### ■ 신경망

→ 인간의 뇌의 구조와 뇌에서 수행되는 정보처리 방식을 모방함으로써 인간이 지능적으로 처리하는 복잡한 정보처리 능력을 기계를 통해 실현하고자 하는 연구



신경세포: 100억 개 이상 세포간 연결: 60조 이상

적응성(adaptation) 학습(learning)

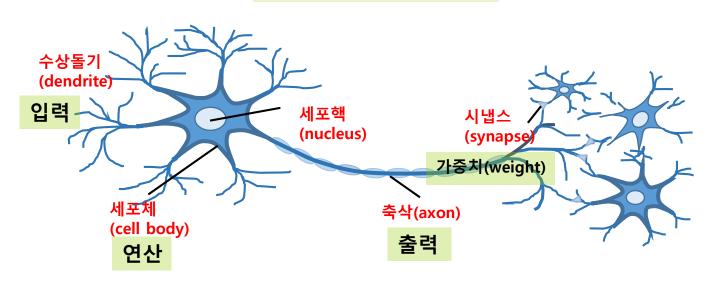
인공신경망(Artificial Neural Networks)

→ 인간 뇌의 정보처리 방식을 모델링

- 1. 신경세포
- ····· 2. 신경망의 구조·
  - 3. 학습 메커니즘

### ■ 생물학적 신경망

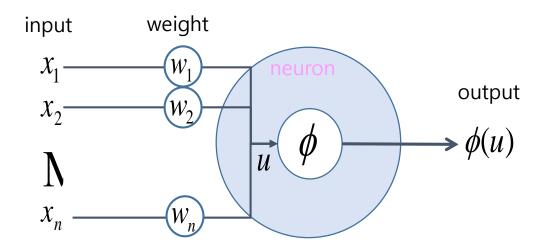
### 신경세포의 구조와 연결



흥분성 연결, 억제성 연결

■ 인공신경망의 구성요소

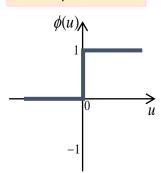
### 인공 신경세포(뉴런)



$$u = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i, \qquad \phi(u) = \begin{cases} 1 & \text{if } u \ge \theta \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

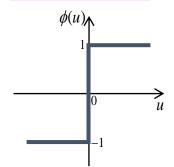
### 활성화 함수(activation function) Φ

(a) step function



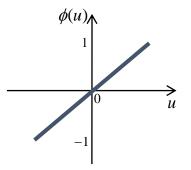
$$\phi_{step}(u) = \begin{cases} 1 & \text{if } u \ge 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

(b) sign function



$$\phi_{sign}(u) = \begin{cases} 1 & \text{if } u \ge 0 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

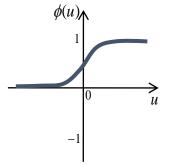
(c) identity function

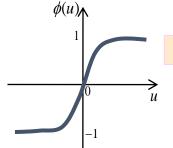


$$\phi_{id}(u) = u$$

(d) sigmoid function

$$\phi_{sig}\left(u\right) = \frac{1}{1 + e^{-u}}$$

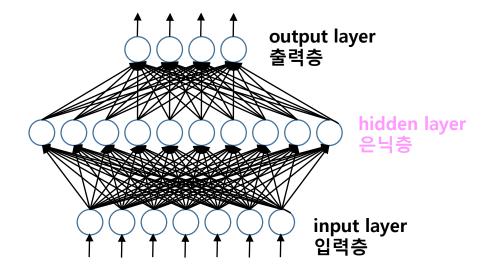




(e) hyper tangent

$$\phi_{ht}(u) = \frac{e^u + 1}{e^u - 1}$$

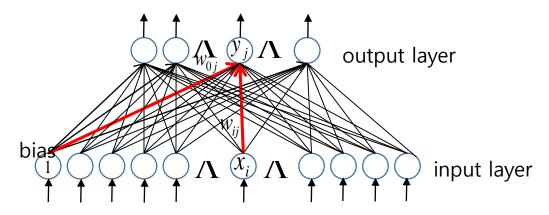
### 신경망의 연결 구조



은닉층의 존재 여부 → 단층 신경망, 다층 신경망 정보 흐름의 방향 → 전방향 신경망, 회귀 신경망

### 퍼셉트론

### 1958, Rosenblatt, 패턴인식 수행, 단층 전방향 신경망



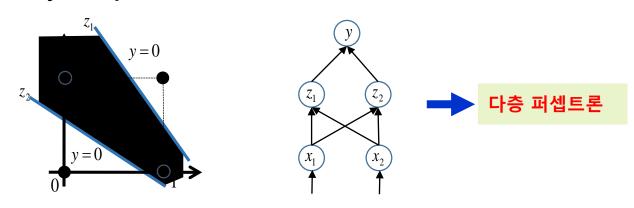
#### 학습 규칙

만일 어떤 입력 뉴런의 활성이 출력 뉴런의오차에 공헌하였다면, 두 신경세포 간의 연결 가중치를 그것에 비례하여 조절해 주어야 한다

$$w_{ij}^{(\tau+1)} = w_{ij}^{(\tau)} + \eta (t_j - y_j) x_i$$
 학습률 목표 출력 실제 출력

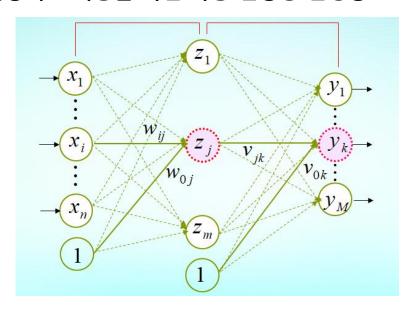
#### 퍼셉트론의 한계 ── 선형 판별함수

Minsky & Papert, XOR 문제( 2개의 입력 노드와 하나의 출력 노드)



### 다층퍼셉트론(MLP: multi-layer perceptron)

→ 1개 이상의 은닉층을 가진 다층 전방향 신경망



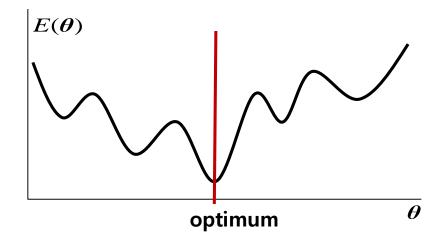
$$f_{k}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta}) = y_{k}$$

$$\phi_{h}(\sum_{i=1}^{n} w_{ij} x_{i} + w_{0j}) = z_{j} \qquad \phi_{o}(\sum_{j=1}^{m} v_{jk} z_{j} + v_{0k}) = y_{k}$$

학습

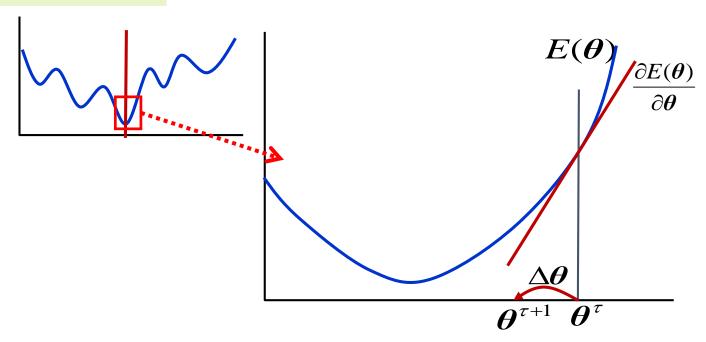
학습 데이터  $X=\{(xi, ti)\}$  ( i=1,...,N ), 교사학습

평균제곱오차 
$$E(X, heta) = \ \frac{2}{N} \sum_{i=1}^{N} \parallel t_i - f(x_i, heta) \parallel^2$$



기울기 강하 학습법 •••••• 오류역전파 학습 알고리즘

### 기울기 강하 학습법



$$\theta^{(\tau+1)} = \theta^{(\tau)} + \Delta \theta^{(\tau)} = \theta^{(\tau)} - \eta \frac{\partial E(\theta^{(\tau)})}{\partial \theta}$$
"학습률"  $\rightarrow$  학습 속도 조정

#### 오류역전파 학습 알고리즘

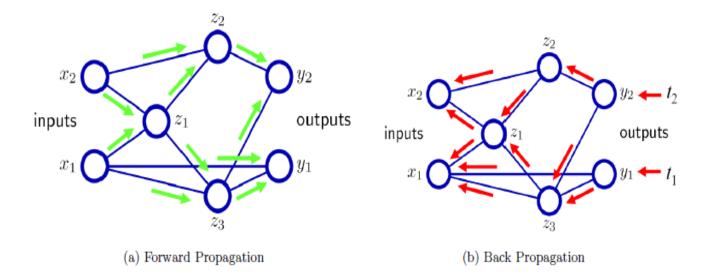
→ **다중퍼셉트론(**MLP)의 기울기 강하 학습법

현재 입력 x에 대한 오차함수

$$E(x, \theta) = (t_k - y_k)^2 = (t_k - f_k(x, \theta))^2$$

은닉층  $\rightarrow$  출력층으로의 파라미터  $v_{ik}$ 의 수정식

$$\frac{\partial E}{\partial v_{jk}} = \frac{\partial E}{\partial u_k^o} \frac{\partial u_k^o}{\partial v_{jk}} = \delta_k z_j, \qquad \delta_k = -\frac{\phi_o'(u_k^o)}{\phi_o'(u_k^o)} (t_k - y_k)$$
 시크모이트 함수  $\phi_o'(u_k^o) = (1 - y_k) y_k$  하이퍼탄젠트 함수  $\phi_o'(u_k^o) = (1 - y_k) (1 + y_k)$ 



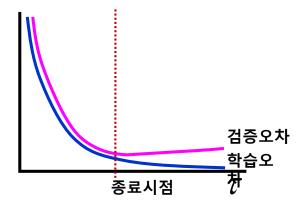
#### 다층 퍼셉트론 학습의 고려사항

지역 극소의 문제 탐색의 시작점을 변화시키면서 여러 번 학습을 시도

충분히 많은 수의 은닉 노드를 사용

수렴 속도의 문제 모멘텀 방법, 뉴턴 방법, 자연 기울기 방법 등

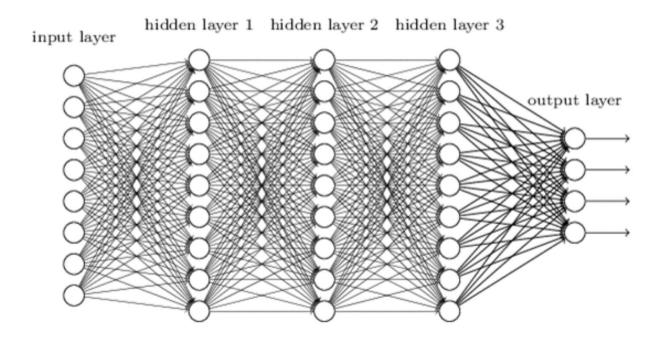
학습 종료점의 문제 과다적합을 피할 수 있는 적절한 학습 종료 시점의 결정이 필요



은닉 뉴런의 수 문제 의존적 (입력 데이터 차원과 데이터의 수에 비례하여 개수를 조정)

### 딥러닝

인간의 신경망 이론을 이용한 인공신경망(ANN:Artificial Neural Network)의 일종으로 계층 구조(Layer Structuere)로 구성되며 입력층(input layer)과 출력층과 출력층(Output Layer) 사이에 하나 이상의 은닉층(Hidden Layer)을 가지고 있는 심층 신경망(DNN:Deep Neural Network)

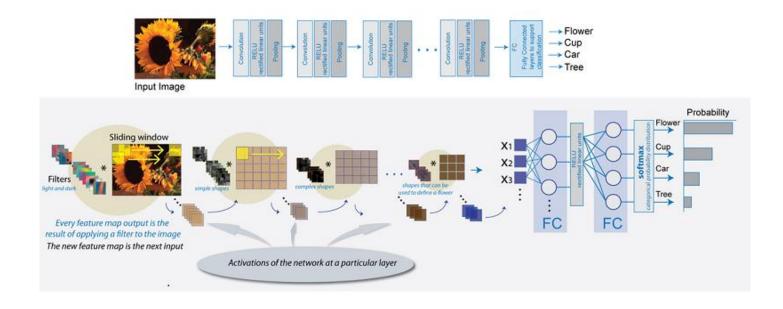


### 딥러닝

- 심층신경망(DNN:Deep Neural Network)
  - 입력과 출력 층을 포함해 3개가 넘는 층을 (즉 2개 이상의 은닉층을) 갖는 경우
  - 층마다 *다른 층위의 특징*이 학습
    - ▶ 낮은 층위의 특징은 단순하고 구체적이며 (예:이미지를 이루는 수평선, 수직선, 대각선) 높은 층위의 특징은 더욱 복잡하고 추상적 (예:사람 모양, 자동차 모양, 고양이 모양, 얼굴 모양..)
    - ▶ 데이터를 이용해 데이터의 잠재적인 구조(latent structures)를 파악
      - ✓ 데이터가 라벨링되어있지 않아도 데이터간의 유사성을 효과적으로 파악할 수 있으며, 결 과적으로 심층 신경망은 데이터 군집화에 아주 좋은 성능을 발휘

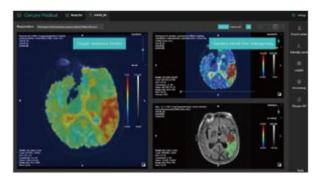
### 딥러닝

- 합성곱 신경망(CNN:Convolution Neural Network)
  - 이미지 인식분야에서 주로 사용되는 신경망
  - 생물의 시각처리과정을 모방한 것으로 패턴의 크기, 위치가 바뀌어도 인식 가능



# 인공지능은 우리 삶에서 어디에 있을까?





의료분야







자율주행

# 인공지능은 우리 삶에서 어디에 있을까?



man in black shirt is playing guitar."

"girl in pink dress is jumping in



"construction worker in orange safety vest is working on road."



"two young girls are playing with lego toy."



"black and white dog jumps over



swinging on swing."

원본 사진





명화 그림





화풍에 따른 그림 그리기

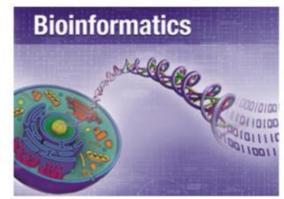
이미지주석달기

# 인공지능은 우리 삶에서 어디에 있을까?

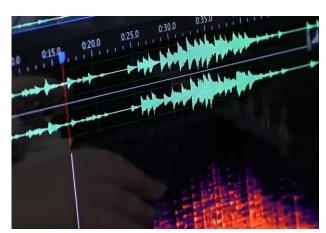








유전자 분석과 바이오 인포매틱스



작곡



수묵화 그리기

# 직업의 변화

