

LAB 01

# Application of Neural Networks in Computer Vision

Sunghwan Kim

# Index

1. Machine Learning Basics
2. Linear Regression
3. Neural Networks

# Machine Learning

## Definition

한 컴퓨터 프로그램이 어떤 과제류(class of tasks)  $T$ 에 속하는 과제들을 수행하며 그 수행의 성과를 측정한 정도를  $P$ 라고 할 때, 만약 어떤 경험  $E$ 때문에  $T$ 의 어떤 과제에 대한 성과  $P$ 가 개선되었다면, 그 컴퓨터 프로그램은 경험  $E$ 로부터 학습한다고 말할 수 있다.

*[Mitchell, 1997]*

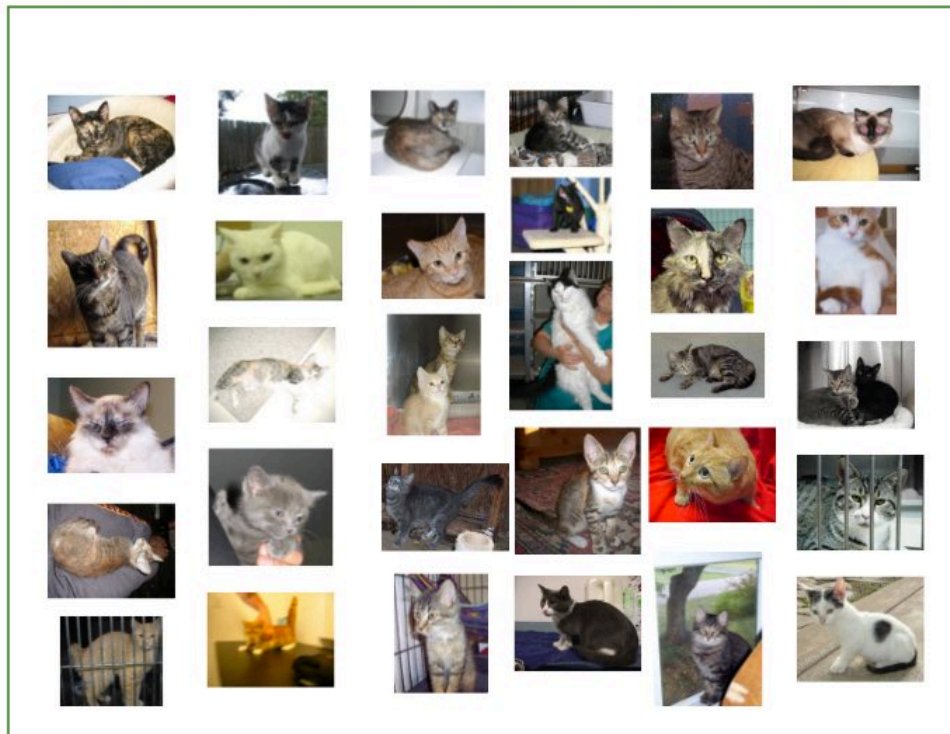
머신러닝은 위 정의의 ‘학습’을 진행하는 알고리즘.

→ 경험  $E$ 와 과제  $T$ , 그리고 성과 측도  $P$ 는 **해결하려는 과제마다 다르다**.

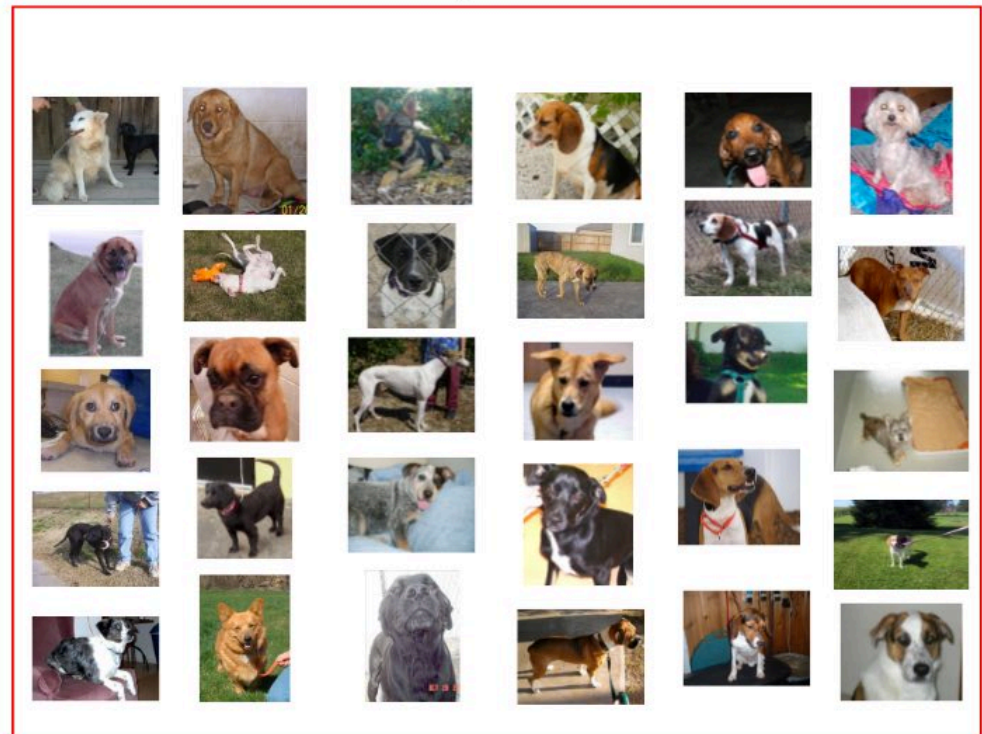
# Machine Learning

머신러닝의 과제  $T$  | 분류(Classification)

Cats



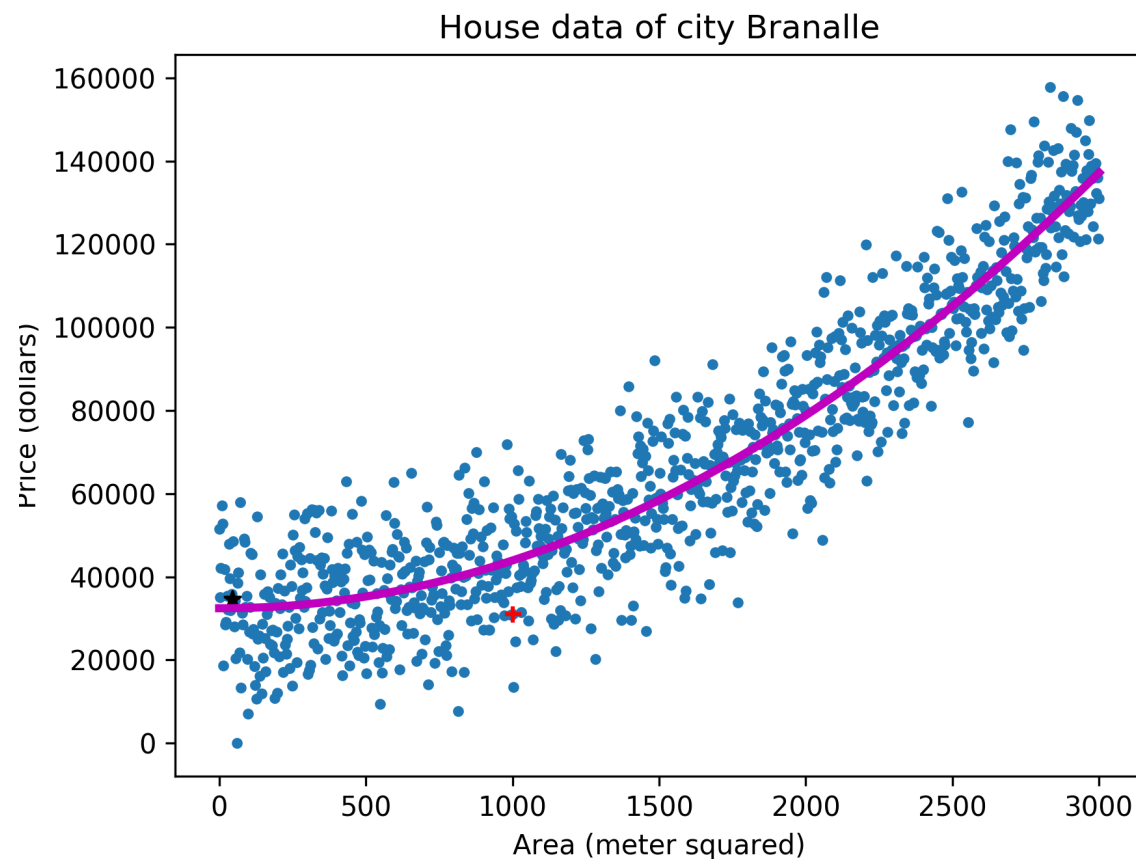
Dogs



Sample of cats & dogs images from Kaggle Dataset

# Machine Learning

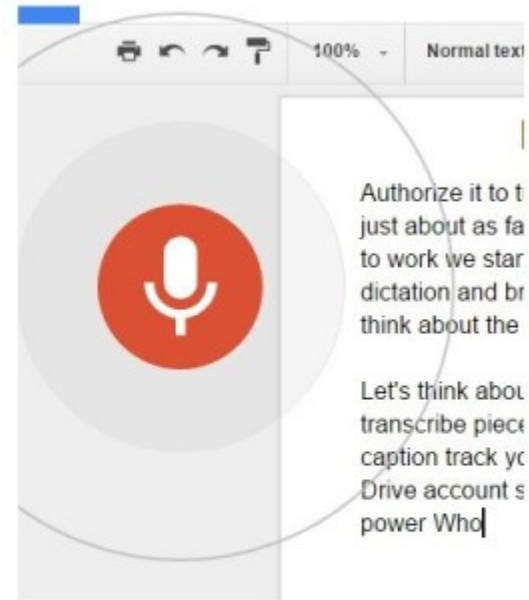
## 머신러닝의 과제 $T$ | 회귀(Regression)



# Machine Learning

머신러닝의 과제  $T$  | 전사(Transcription)

Google  
VOICE  
TYPING



# Machine Learning

머신러닝의 과제  $T$  | 번역(Translation)





# Machine Learning

머신러닝의 **과제**  $T$  | 합성(Synthesis)





# Machine Learning

머신러닝의 **과제  $T$**  | 잡음 제거(Denoising)

Original



Noisy image



Denoised image



# Machine Learning

머신러닝의 성과  $P$  | 정확도 (Accuracy)

## ACCURACY

$$A_{cc} = \frac{1}{n} \sum 1(\hat{y}_i = y_i)$$

Diagram illustrating the formula for Accuracy ( $A_{cc}$ ):

- $n$ : number of observations (indicated by a red arrow pointing to the denominator).
- $1(\hat{y}_i = y_i)$ : Indicator function (indicated by a green bracket underneath).
- $\hat{y}_i$ : Predicted  $y$  (indicated by an orange arrow pointing to the predicted value).
- $y_i$ : True  $y$  (indicated by a blue arrow pointing to the true value).

A common metric in classification. Fails when we have highly imbalanced classes. In those cases F1 is more appropriate.

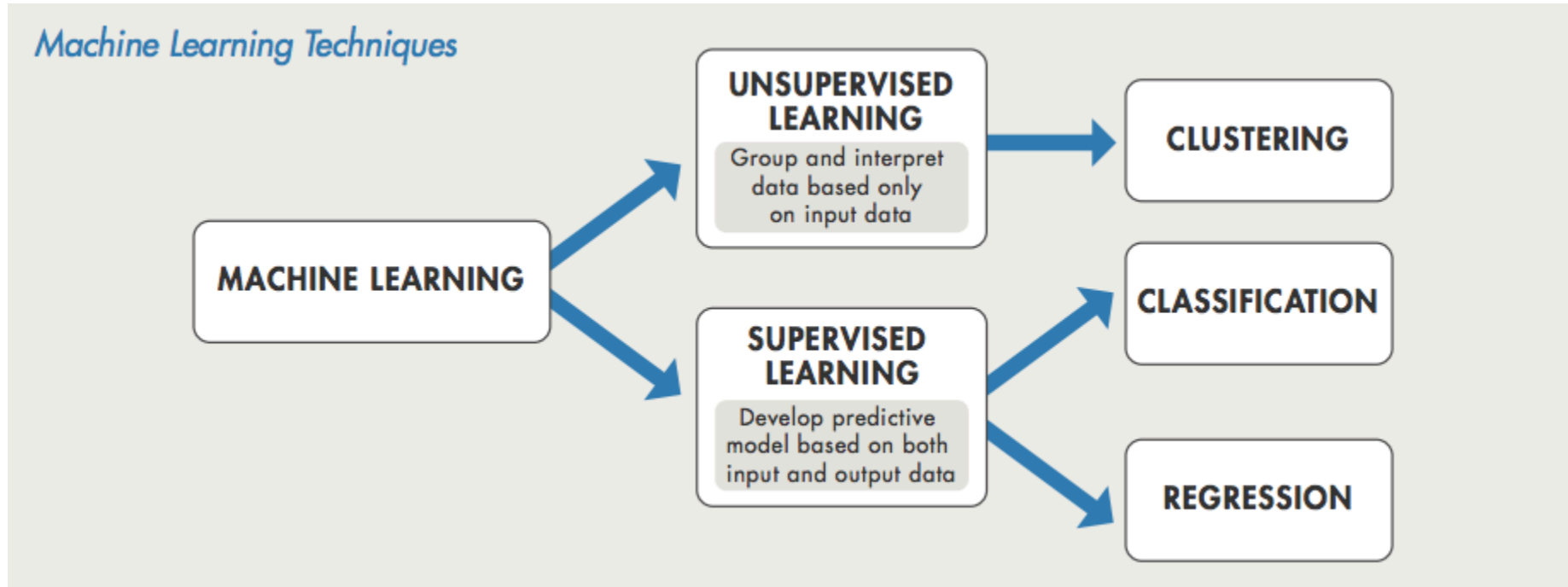
ChrisAlbon

# Machine Learning

## 머신러닝의 경험 $E$ | Dataset

| Transaction | Time stamp | ID | Age group | Fresh fruit | Seafood |
|-------------|------------|----|-----------|-------------|---------|
| 1           | April      | 1  | Senior    | Orange      | Tuna    |
| 2           | April      | 2  | Teenager  | Banana      | Tuna    |
| 3           | April      | 4  | Teenager  | Banana      | Tuna    |
| 4           | June       | 1  | Senior    | Orange      | Anchovy |
| 5           | June       | 3  | Adult     | Banana      | Tuna    |
| 6           | July       | 1  | Senior    | Orange      | Anchovy |
| 7           | July       | 2  | Teenager  | Banana      | Tuna    |
| 8           | July       | 2  | Teenager  | Orange      | Tuna    |
| 9           | July       | 4  | Teenager  | Banana      | Tuna    |
| 10          | December   | 2  | Teenager  | Banana      | Tuna    |
| 11          | December   | 3  | Adult     | Orange      | Anchovy |
| 12          | December   | 1  | Senior    | Orange      | Anchovy |

# Machine Learning



# Linear Regression

## Definition

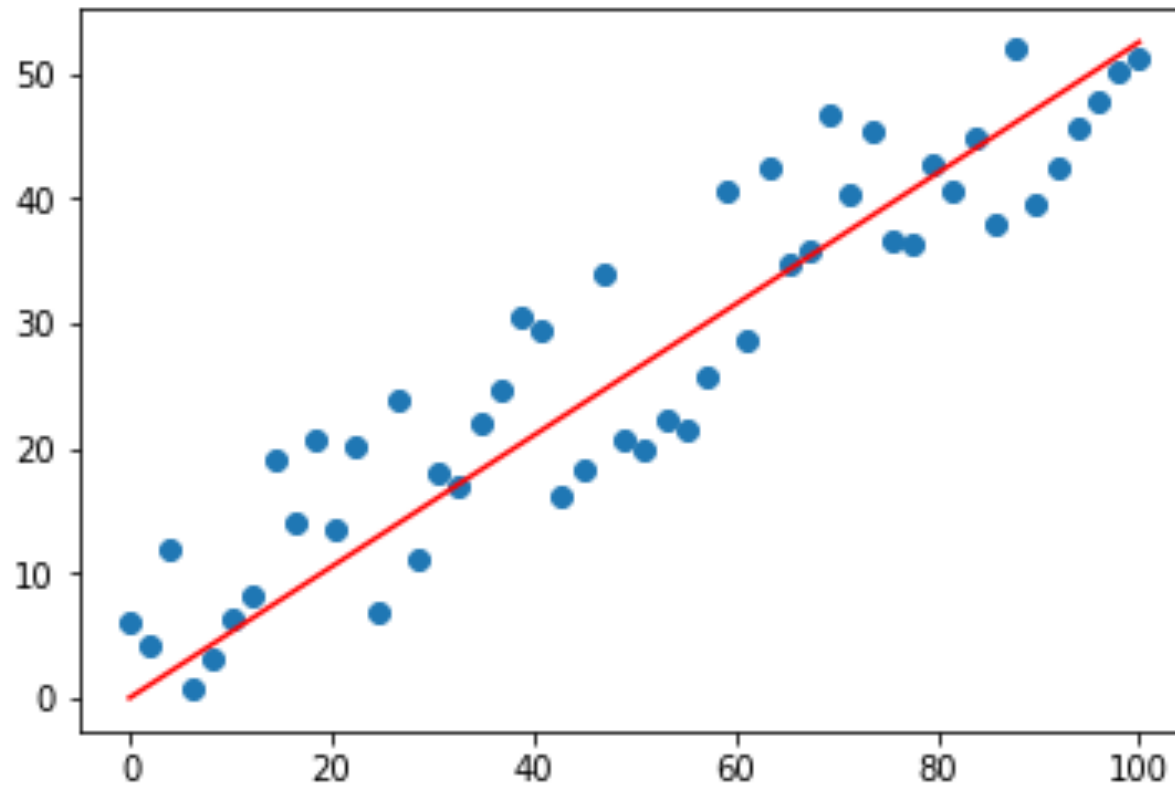
선형 회귀(線型回歸, 영어: linear regression)는 종속 변수  $y$ 와 한 개 이상의 독립 변수 (또는 설명 변수)  $X$ 와의 선형 상관 관계를 모델링하는 회귀분석 기법이다. 회귀분석은 관찰된 연속형 변수들에 대해 두 변수 사이의 모형을 구한뒤 적합도를 측정해 내는 분석 방법이다.

하나의 모형(또는 가설)을 만들고, 이 모형이 데이터와 적합하는지 검증하는 방법

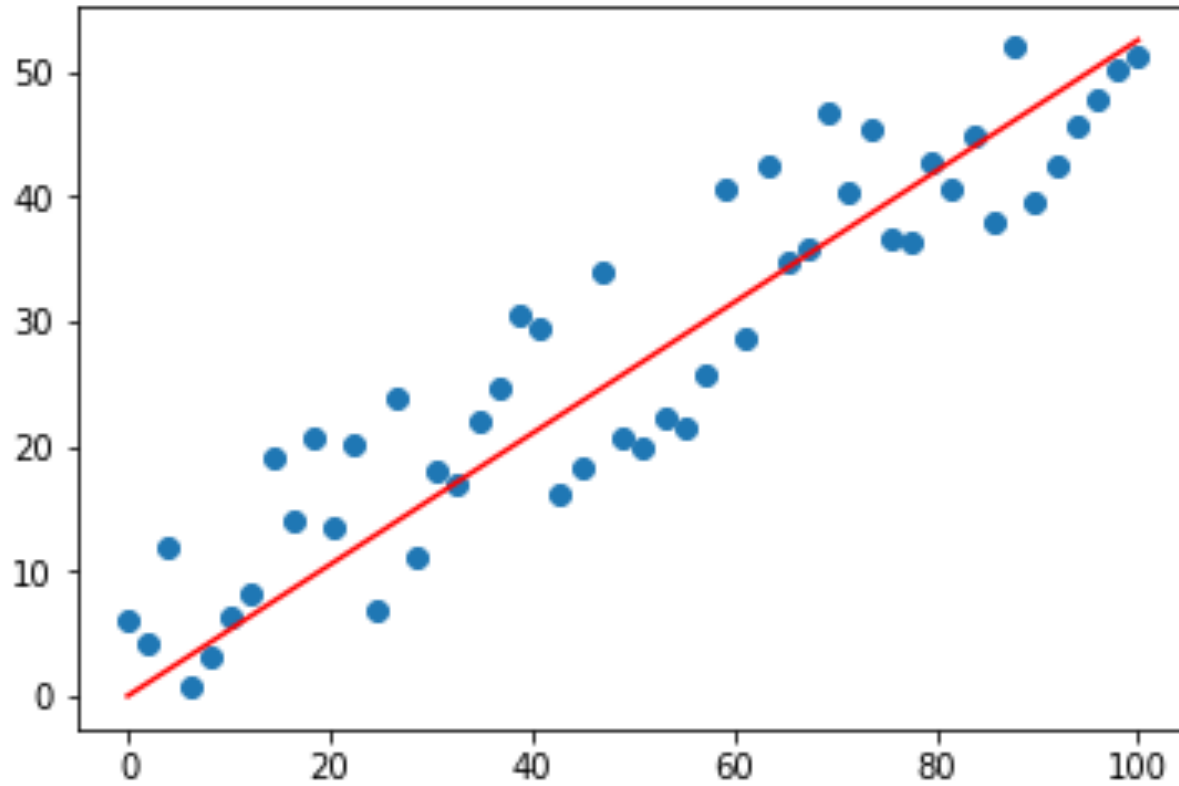
→ 다량의 데이터속에서 **경향성**을 찾는 방법



# Linear Regression

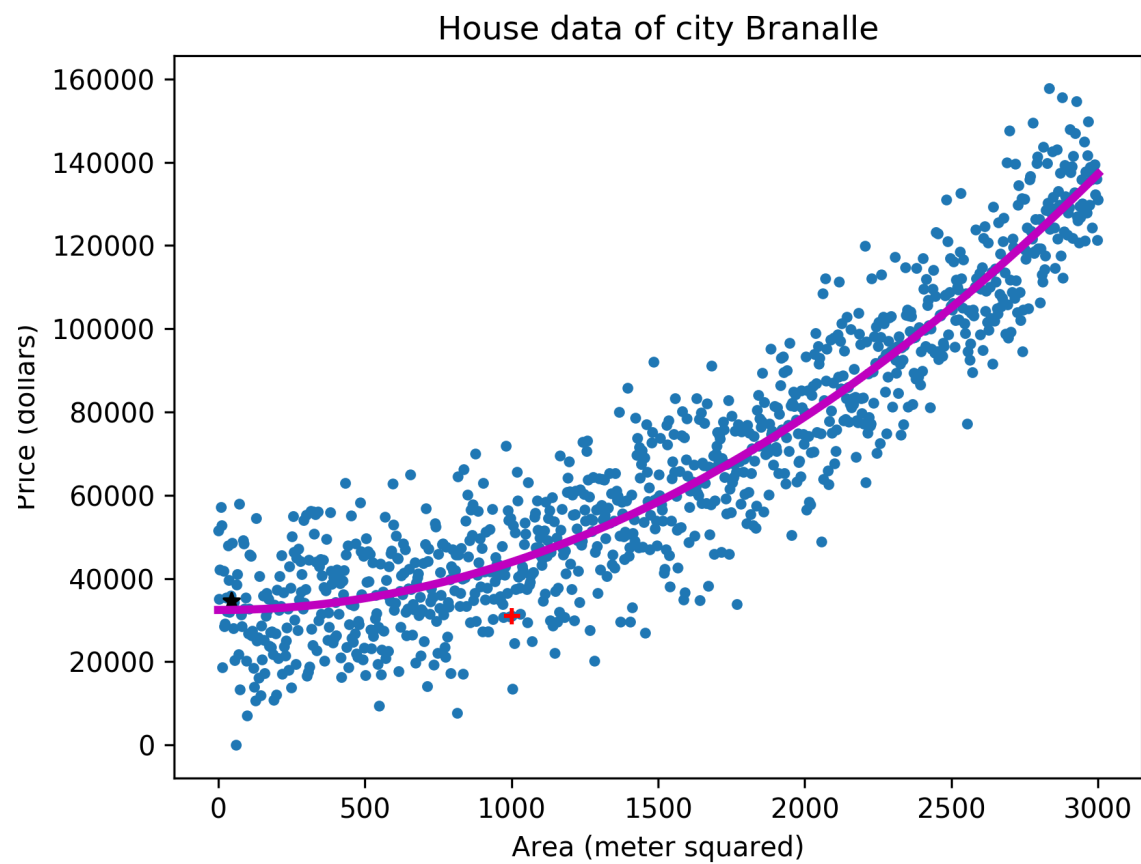


# Linear Regression



$$y = Wx + b$$

# Linear Regression



$$y = W_1 e^{W_2 x} + b$$

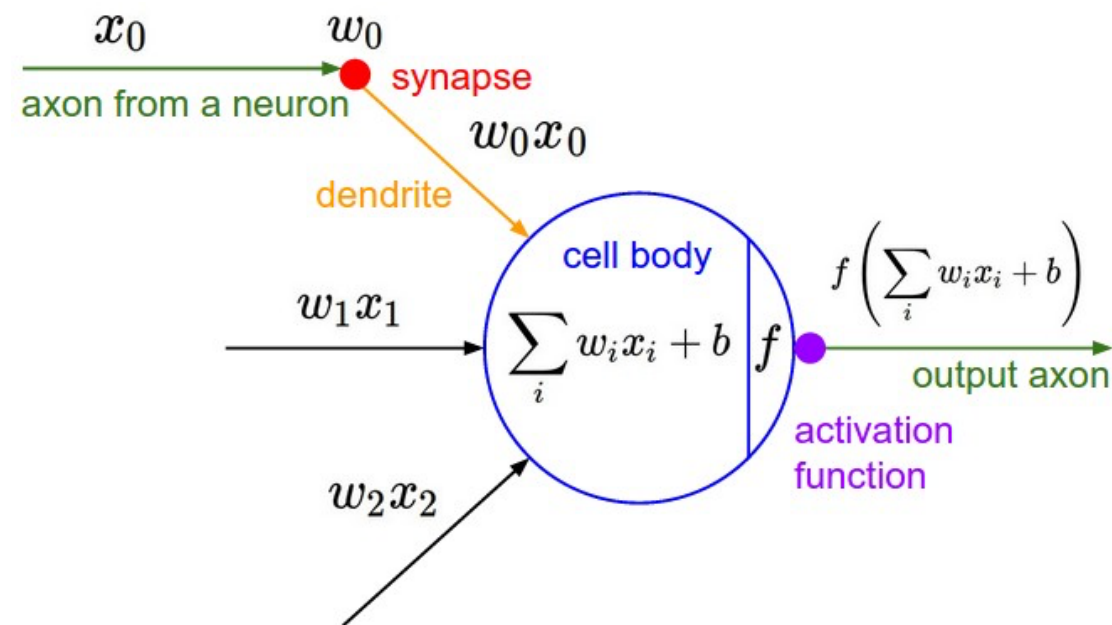
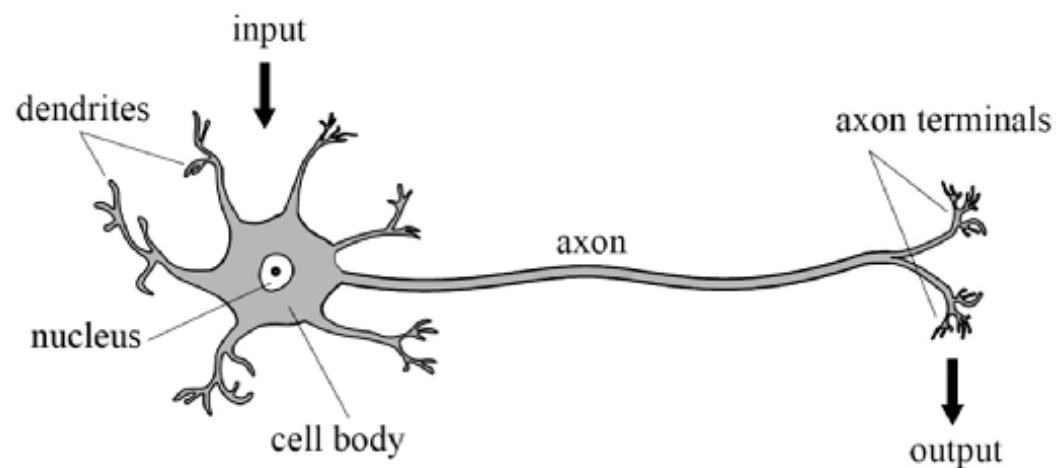
가설의 선형성이 **모델의 선형성**을 의미하진 않는다.

# Linear Regression



# Neural Networks

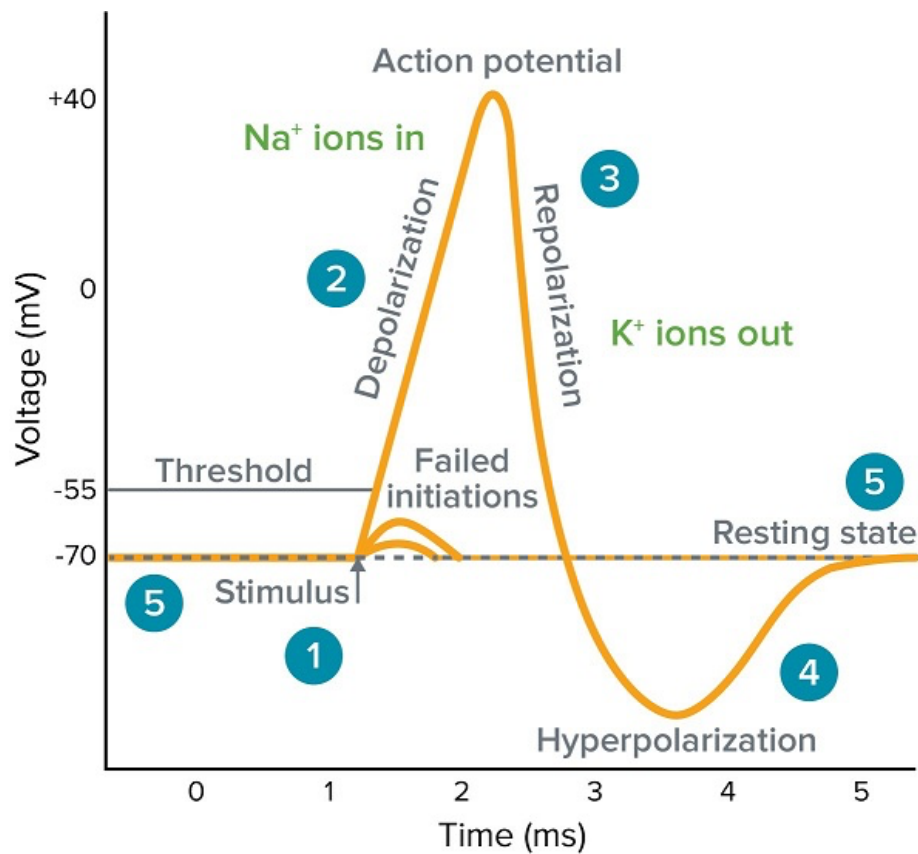
인간의 뇌를 구성하는 신경세포에서 영감을 받아 만든 **수학적 모델**





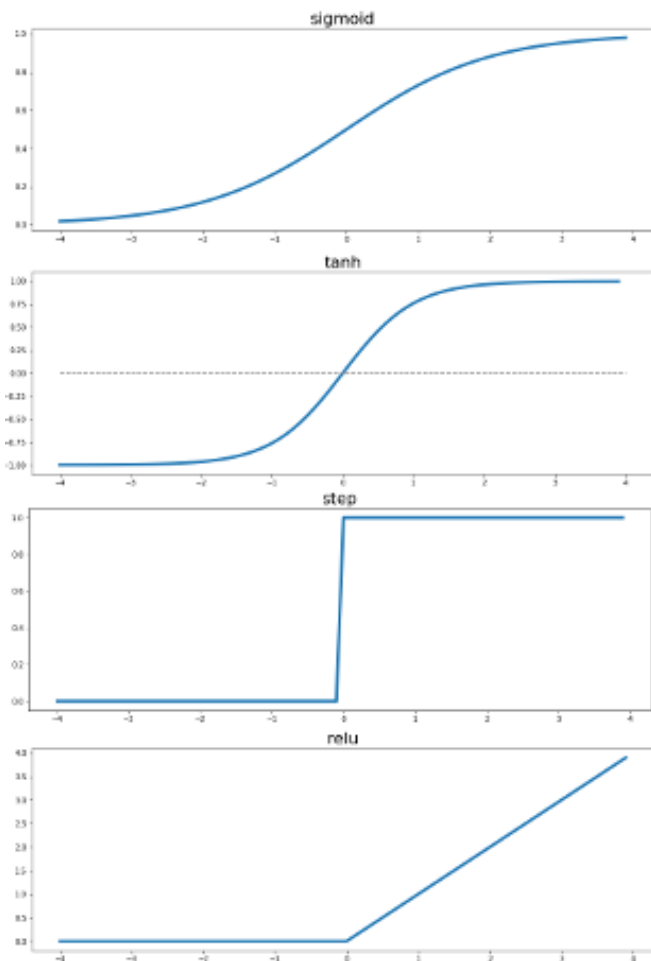
# Neural Networks

## 생물학적 뉴런의 활성화



# Neural Networks

## 수학적 뉴런의 활성화



# Neural Networks

## 선형성(Linearity)

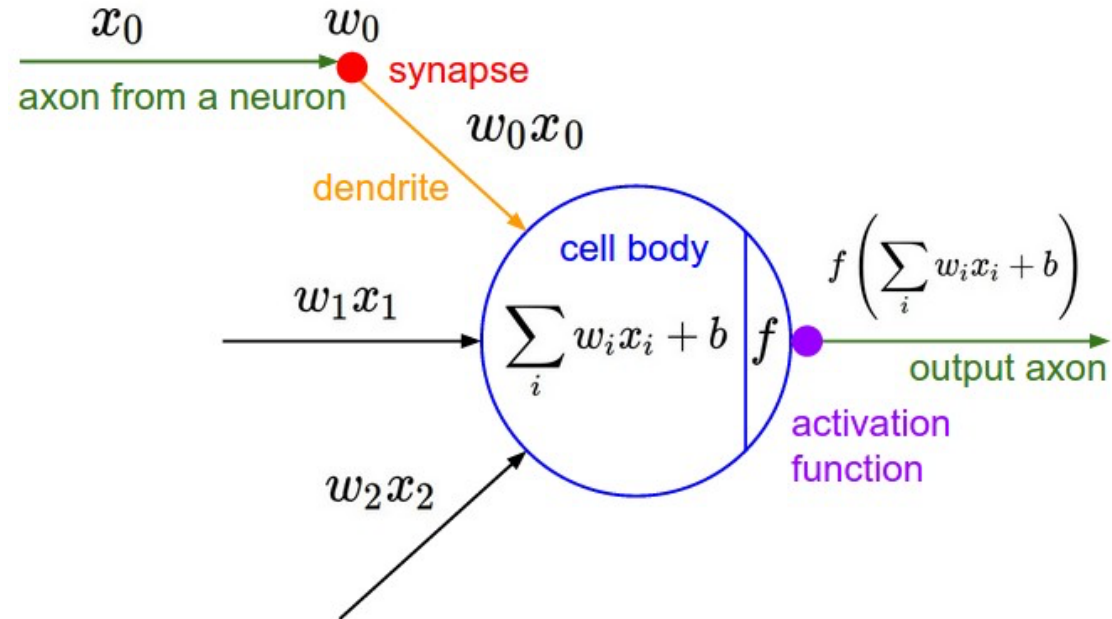
### Definition

함수  $f$ 에 대해, 가산성(Additivity:  $f(x + y) = f(x) + f(y)$ )와, 동차성(Homogeneity:  $f(\alpha x) = \alpha f(x)$ )가 항상 성립할 때 함수  $f$ 는 '선형'이라고 한다.

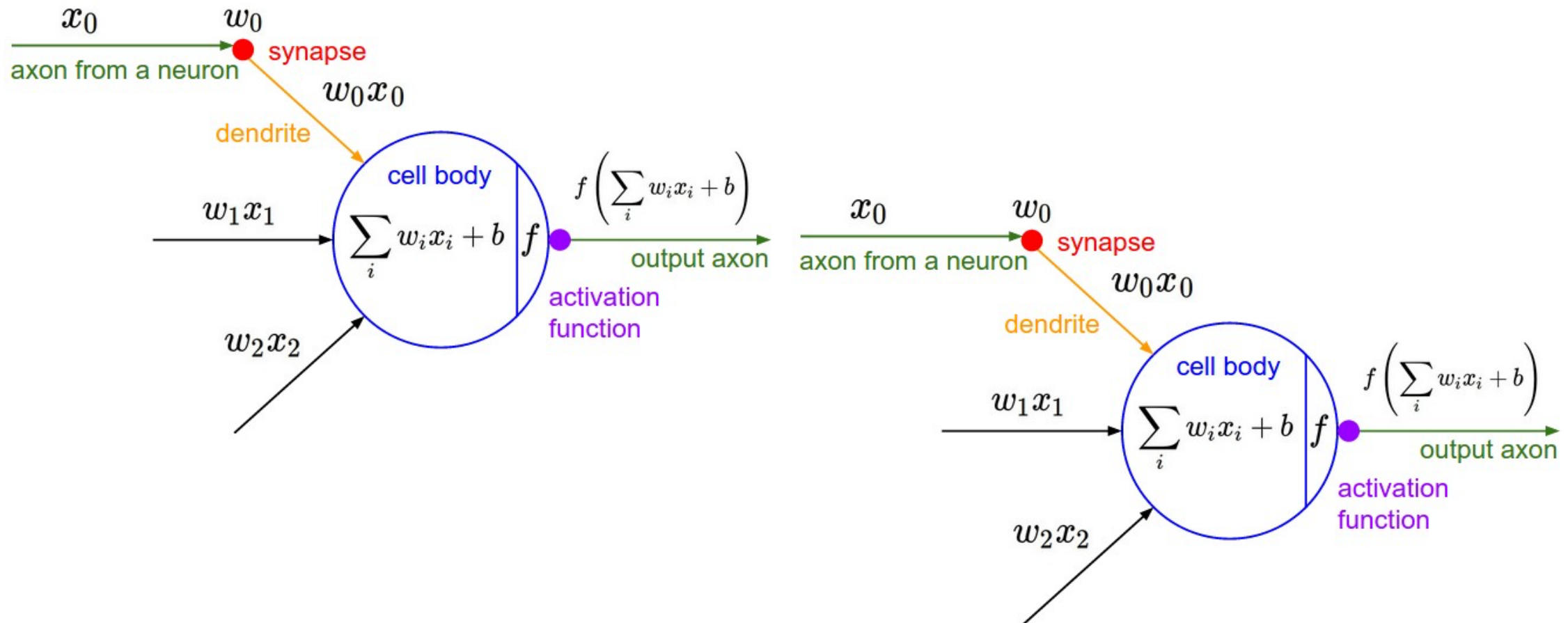
Linear Regression에서는 선형인 모델을 학습하기 위해 회귀를 진행했다.

Neural Network에서 역시 각각의 뉴런 자체들은 하나의 선형인 모델을 학습하는 것과 마찬가지이다.

# Neural Networks

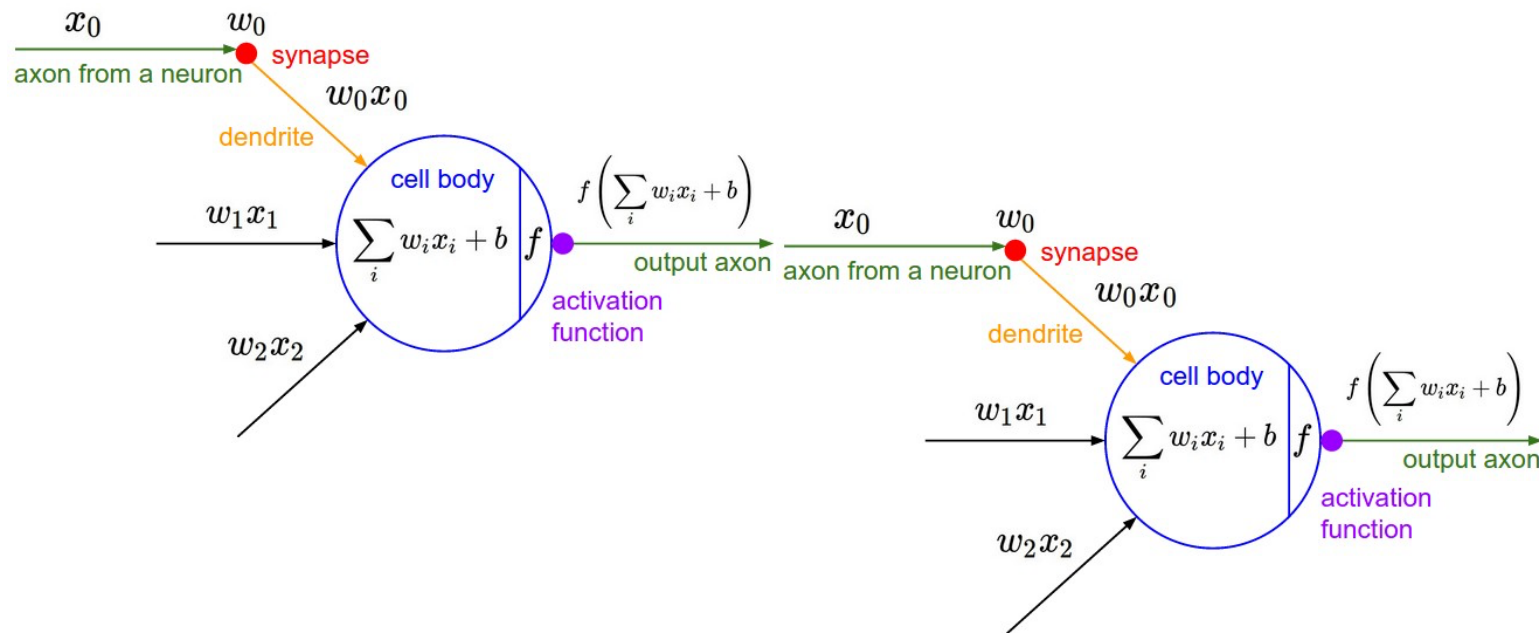


# Neural Networks





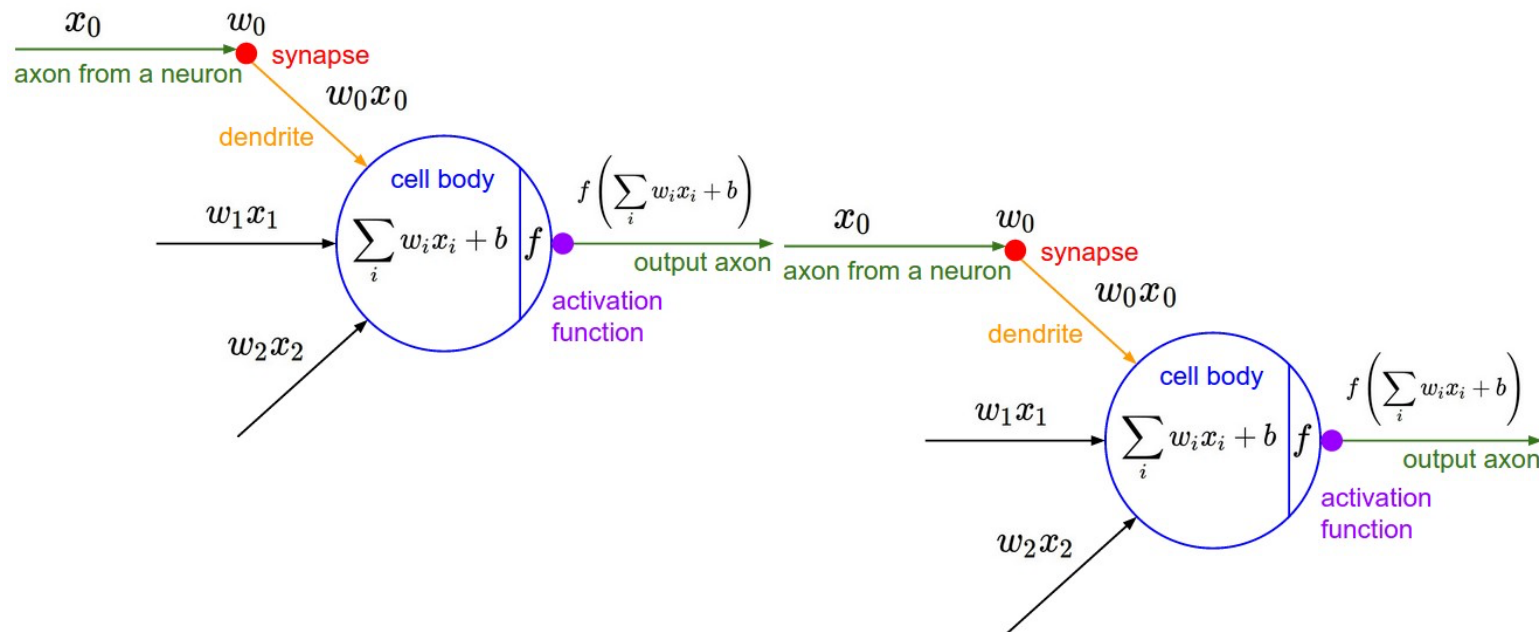
# Neural Networks



$$out1 = W_1 x$$

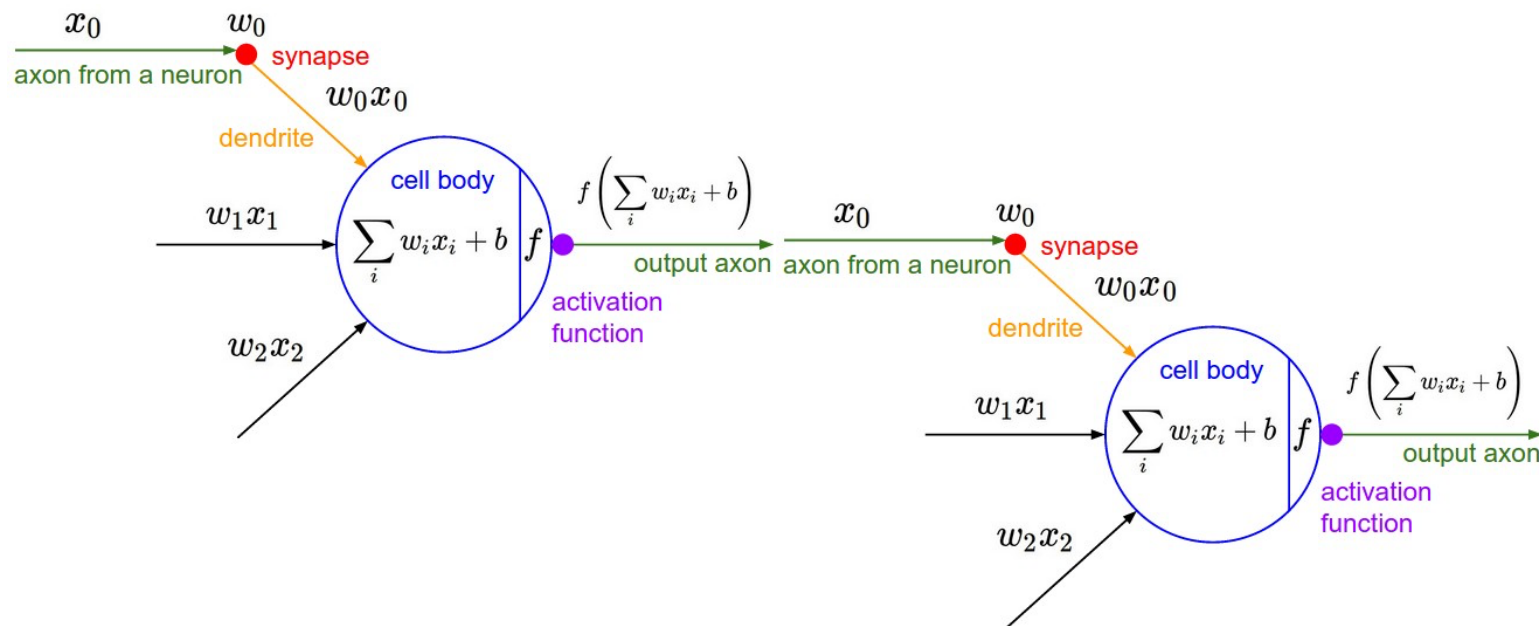
$$out2 = W_2 out1$$

# Neural Networks



$$out = W_2(W_1x)$$

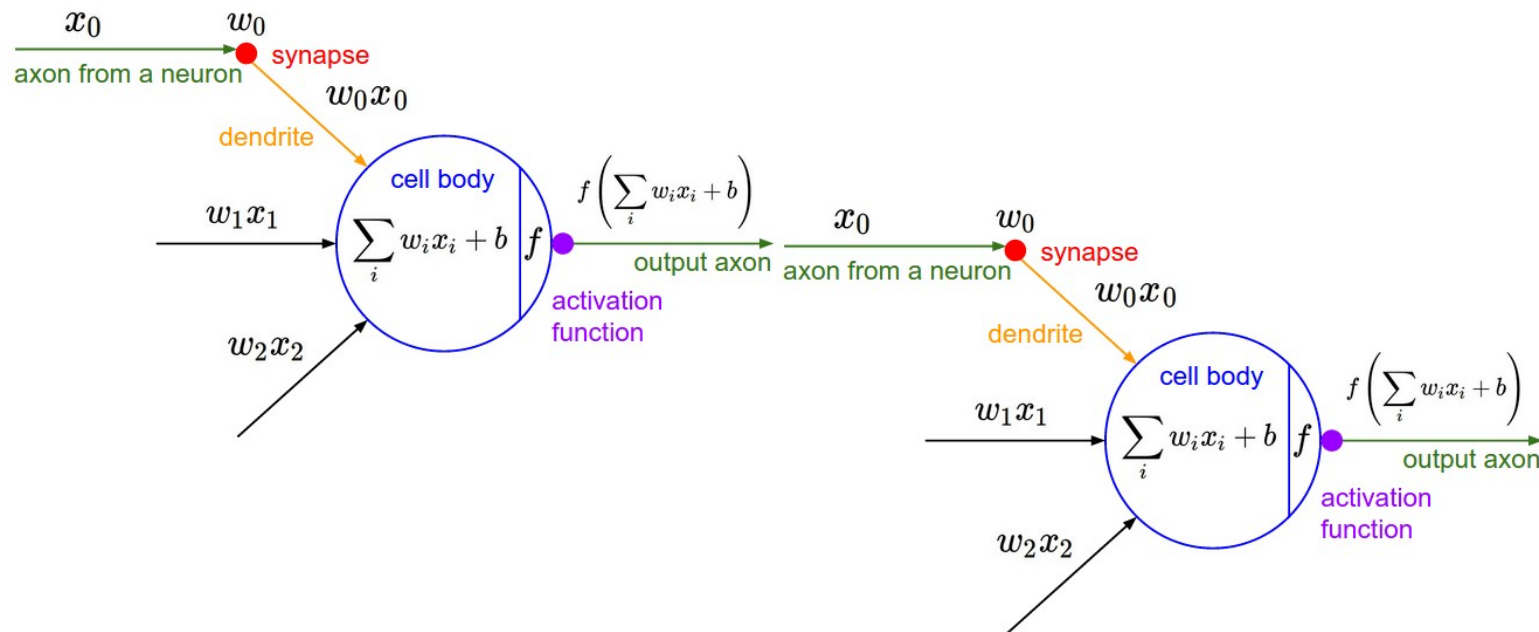
# Neural Networks



$$out = Wx$$

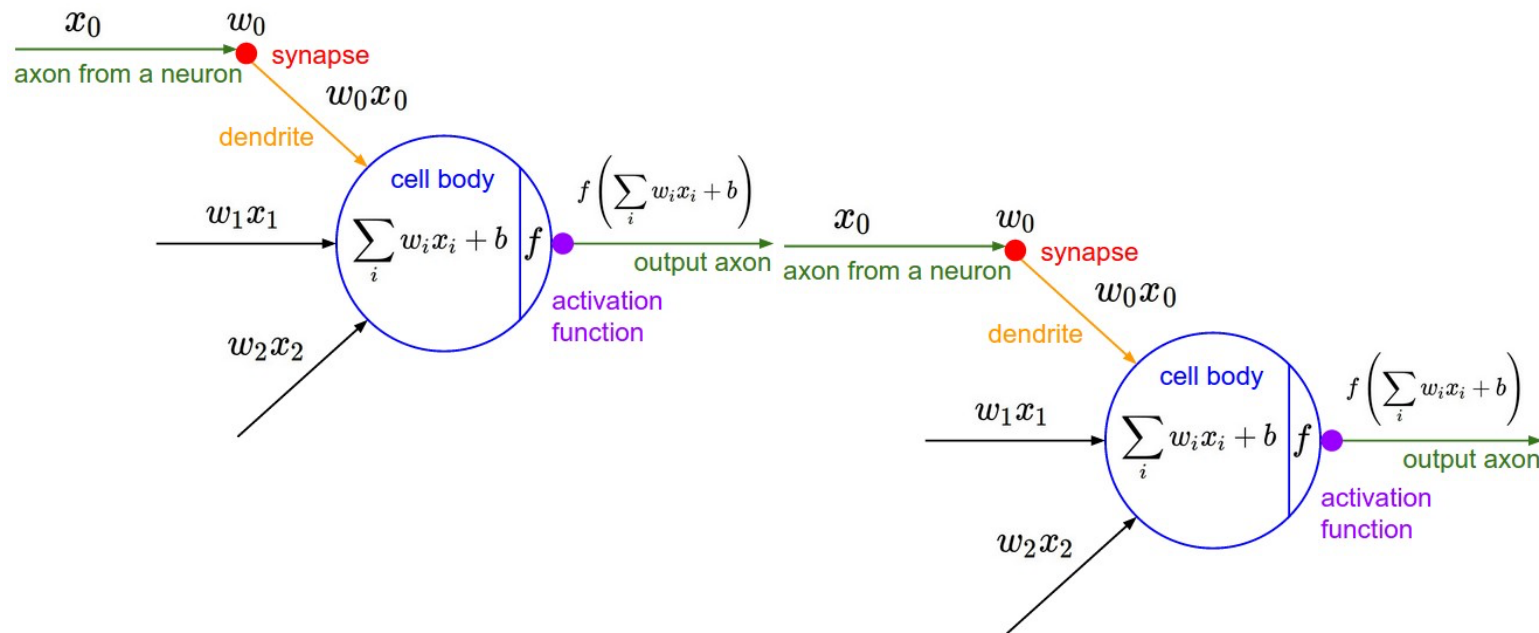
선형 계산노드와 선형 계산노드를 중첩시켜도 모델은 그대로 **선형 모델**이 된다.

# Neural Networks



$$out1 = f(W_1 x) \quad out2 = f(W_2 out1)$$

# Neural Networks

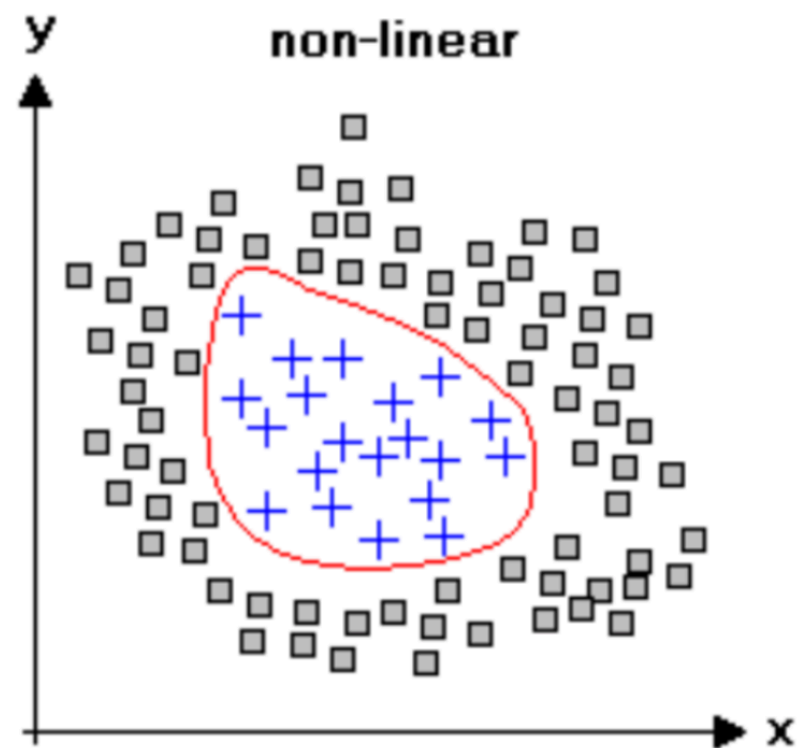
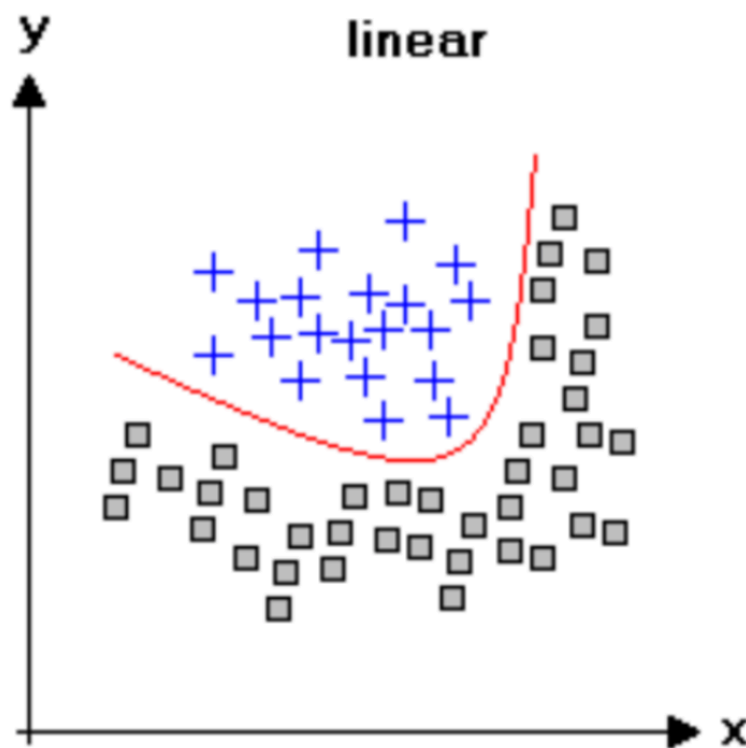
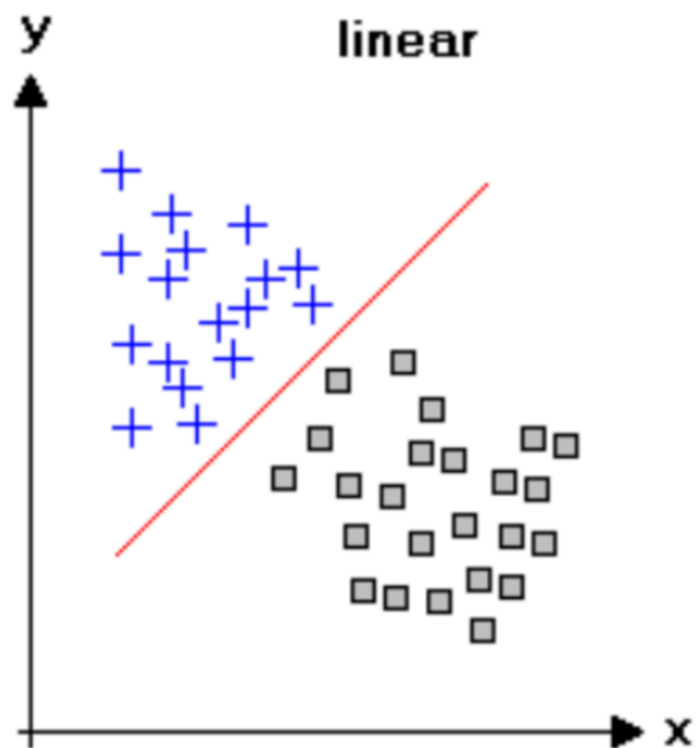


$$out = f(W_2(f(W_1 x)))$$

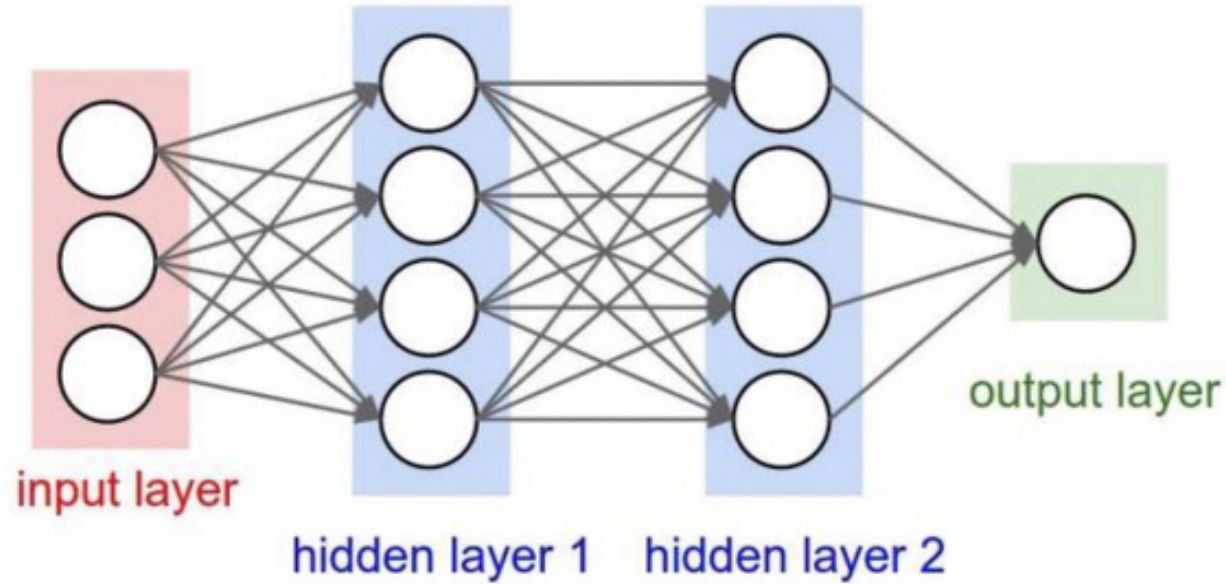


# Neural Networks

비선형 노드가 왜 필요한가?

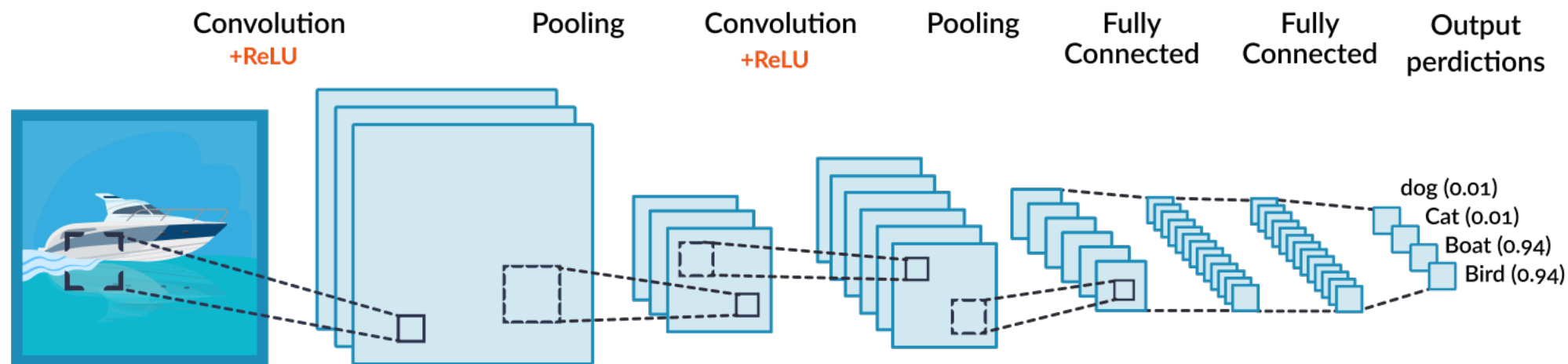


# Neural Networks



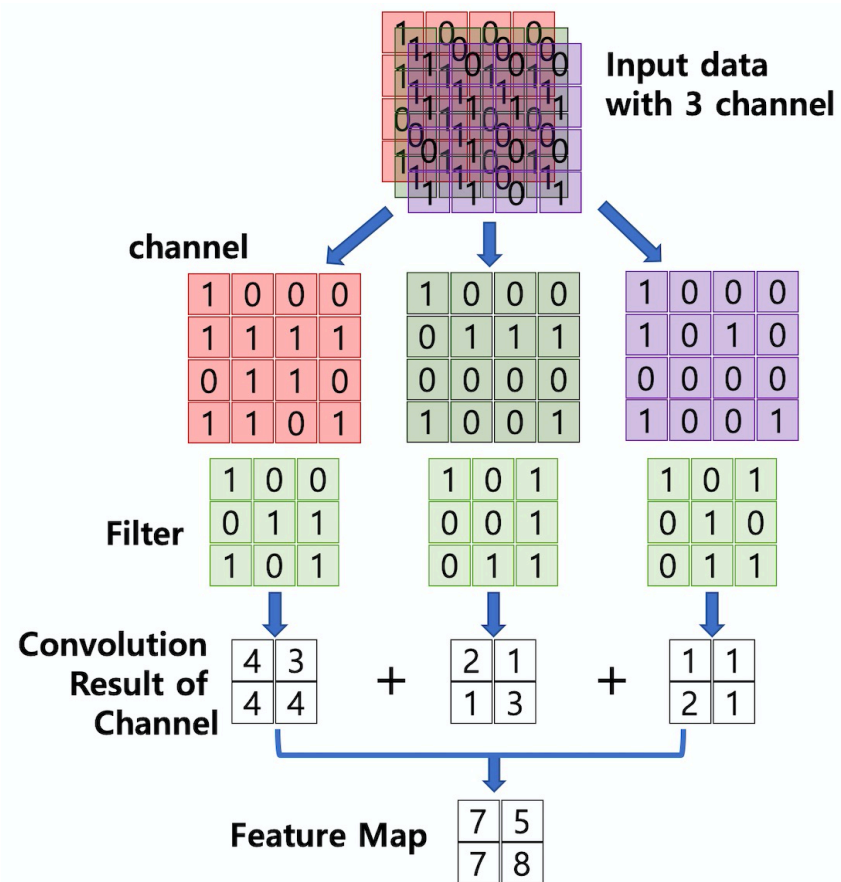
# Neural Networks

## Convolutional Neural Networks



# Neural Networks

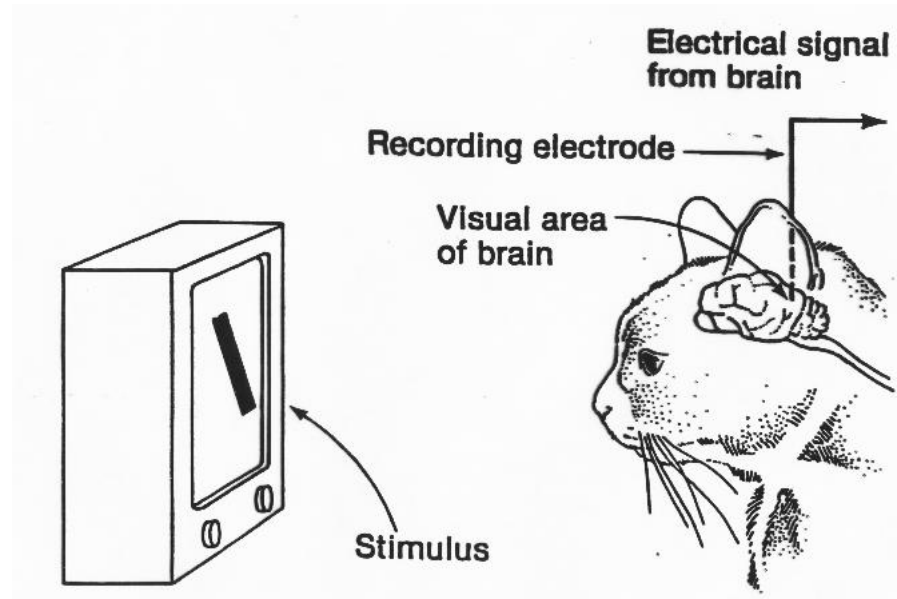
## Convolutional Neural Networks



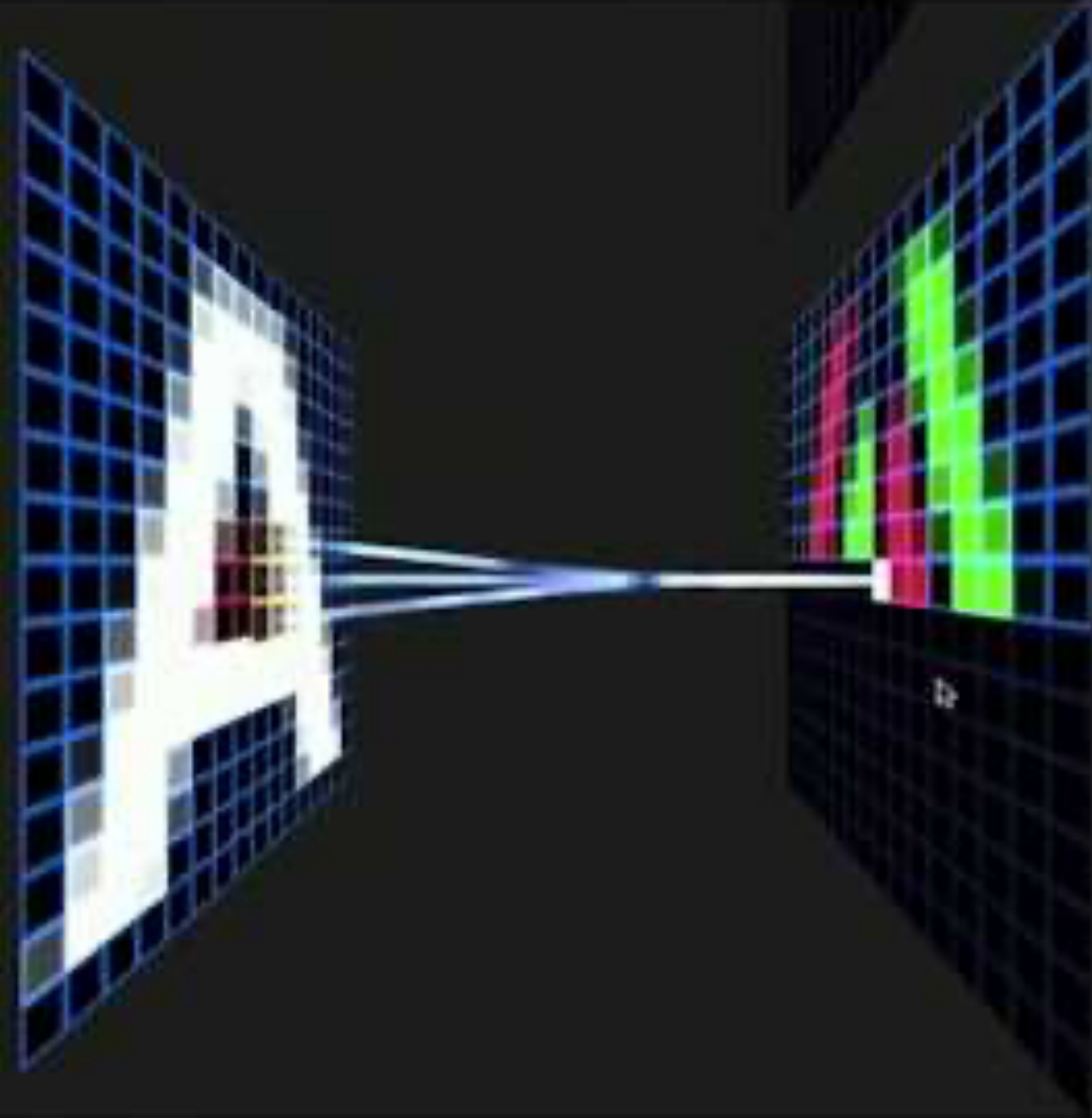
이미지를 필터와 행렬곱하여 나온 결과를 **특징값(feature)**로 하여 신경망을 학습하는 방식. 필터의 사이즈나 필터가 움직이는 보폭마다 합성곱을 통해 나오는 feature의 크기가 다르다.

# Neural Networks

## Convolutional Neural Networks



시각 피질 안의 많은 뉴런이 작은 local receptive field(국부 수용영역)을 가진다는 것을 보였으며, 이것은 뉴런들이 시야의 일부 범위 안에 있는 시각 자극에만 반응을 한다는 것을 발견.



# Neural Networks

