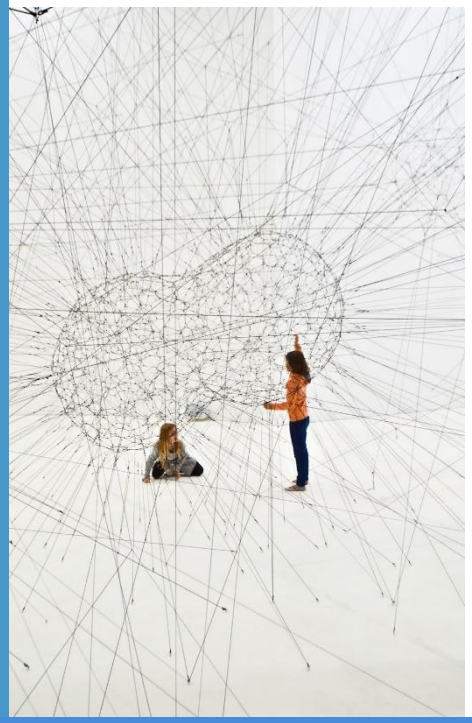
# AI 스터디

조 상 구

2025.12.28

# 1. Getting Started with scikit learn API

- Cross validation with hyperparameter tuning
- RandomGridsearch with cross validation
- Pipeline (data preprocessing and estimators)
- Model selection and evaluation with performance index
- Loss function
- Bias and variance, overfitting & under fitting

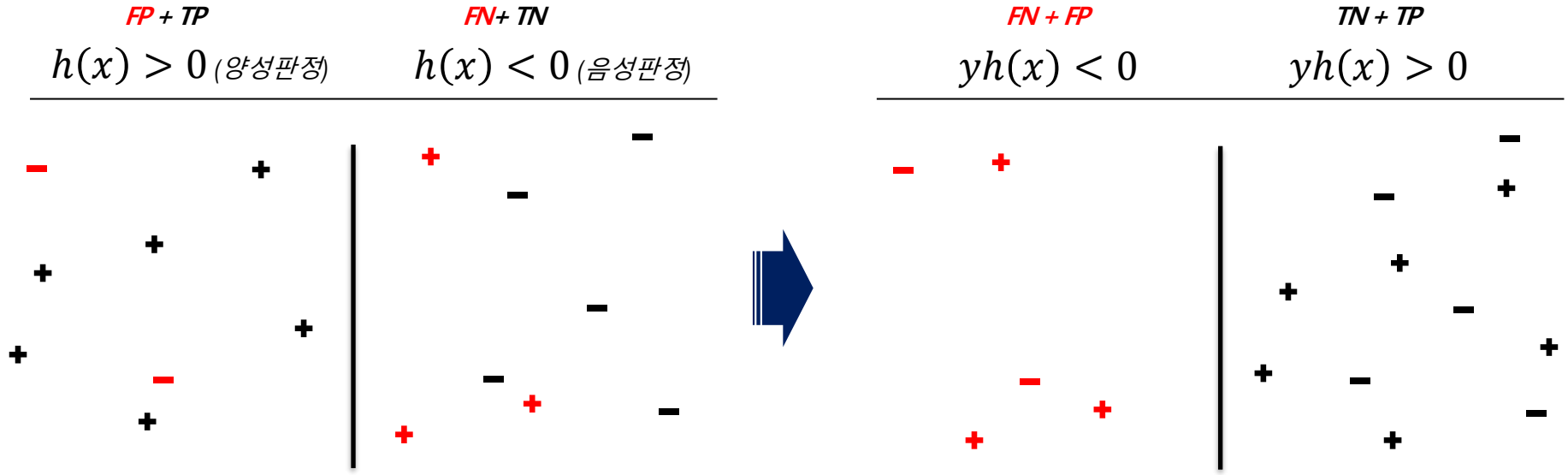


# Loss function

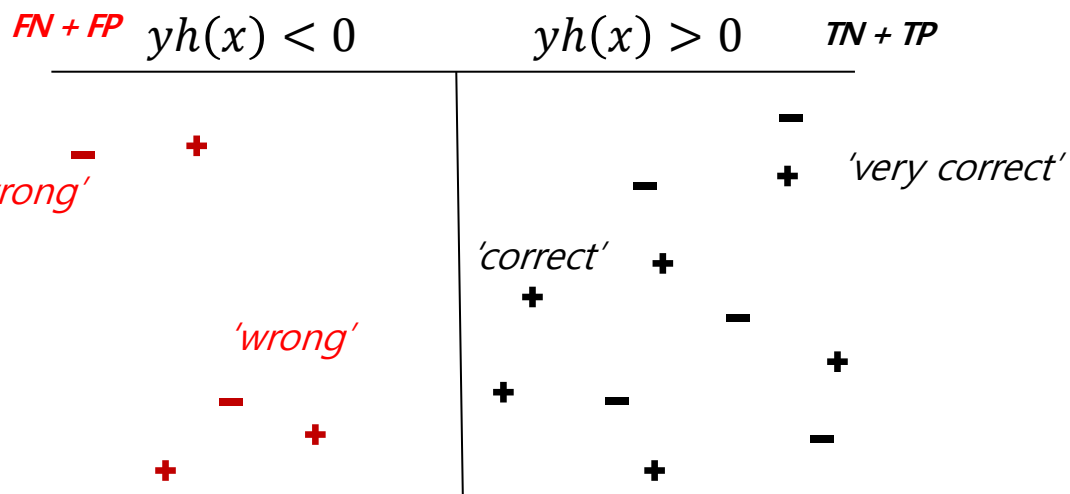
실제 데이터를 정확하게 예측 판단하지 못하는 비율

- 허위음성율(FNR, False Negative Ratio)과 허위양성율(FPR, False Positive Ratio)을 최소화하는 것이 목적

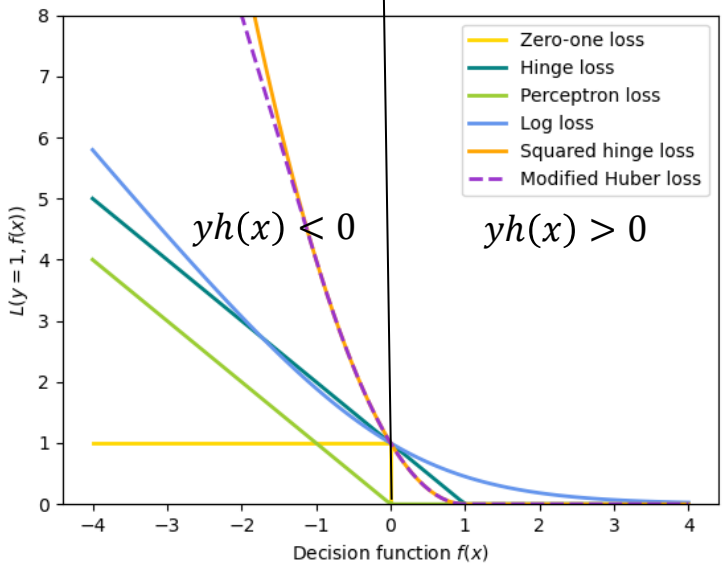
$$\text{Error rate} = FN + FP = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}[y_i \neq sign(h(x))]$$



# Loss functions




- ✓ 예측이 맞다면 손실은 '0' 예측이 틀리면 '1' 손실의 penalty를 부여 (zero, one loss function)
- ✓ 알고리즘별로 loss fuction이 다름




SGD: convex loss functions

https://scikit-learn.org/stable/auto_examples/linear_model/plot_sgd_loss_functions.html

# Loss functions
## 평균 제곱 오차(mean squared error, MAE)

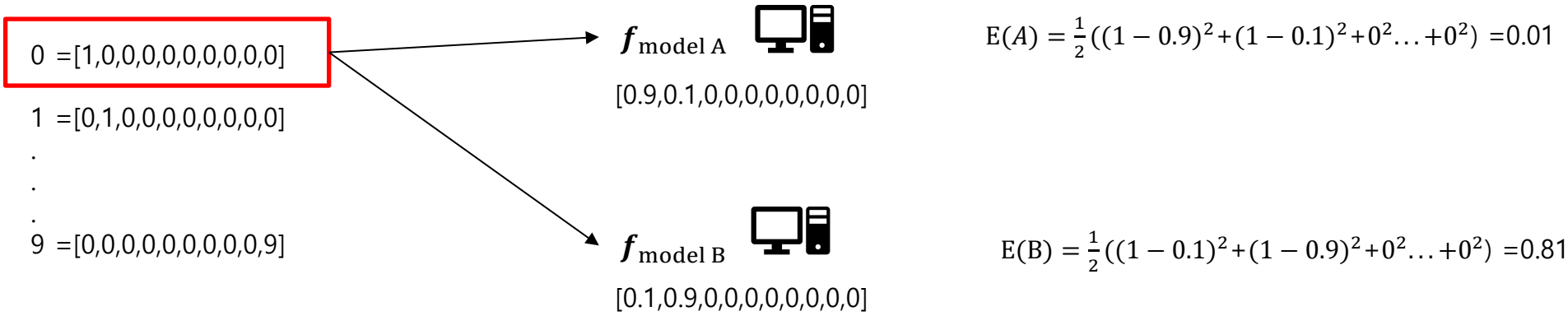
머신러닝 모형이 예측한 확률벡터와 실제 라벨(원핫코딩)을 고차원 공간의 점으로 이해하여 유클리디언(피카고라스정리)로 거리(Distance)를 측정한 값이 Error

$$\text{Error} = \frac{1}{2}\sum_{k}(y_k - t_k)^2$$

$t_k$ 실제 원핫코딩 라벨 k 번째 좌표

$y_k$ 예측 모형이 k라고 예측한 확률 값

Error 평균제곱오차



# Loss functions
# 교차 엔트로피 오차(cross entropy error)

교차 엔트로피는 정보이론에서 확률분포사이의 거리를 재는 방법

$$\text{Error} = -\sum_{k} t_k \times \log y_k$$

$t_k$
실제 원핫코딩 라벨 k 번째 좌표

$y_k$
예측 모형이 k라고 예측한 확률 값

Error
교차 엔트로피 오차

0 =[1,0,0,0,0,0,0,0,0,0]

1 =[0,1,0,0,0,0,0,0,0,0]

.
.
.

9 =[0,0,0,0,0,0,0,0,0,9]

$f_{\text{model A}}$

[0.9,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0]

$f_{\text{model B}}$

[0.1,0.9,0,0,0,0,0,0,0,0]

$E(A) = -(1\log 0.9 + 0.1\log 0.1 + \ldots + 0) = -\log 0.9 = 0.11$

$\text{Error} = -\log y_k$
만약 라벨이 $y_k$ 이면

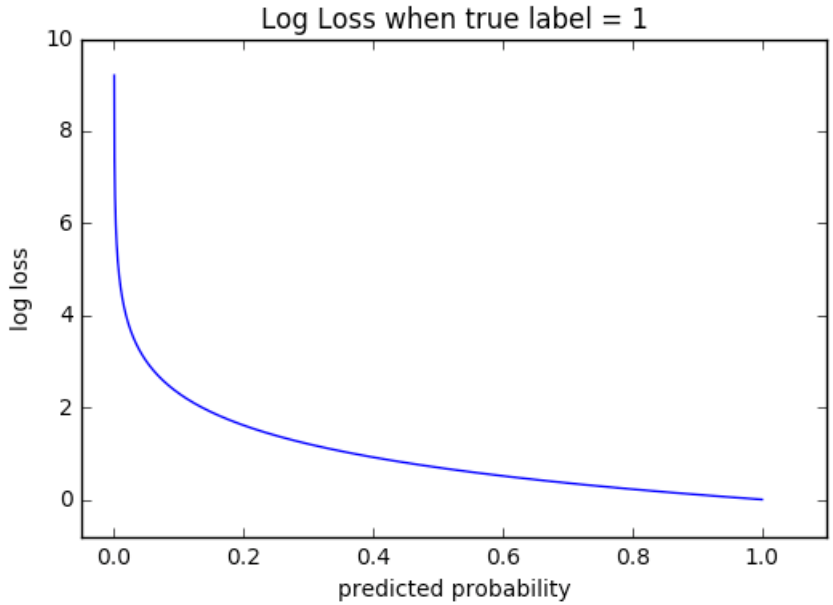
$E(B) = -(0\log 0.9 + 1\log 0.1 + \ldots + 0) = -\log 0.1 = 2.3$

# Loss functions
# 이진분류 교차 엔트로피 오차(binary cross entropy error)

이진분류 교차엔트로피는 log loss 함수

$$\text{Log loss} = -\text{ylog}^{\text{p}} - (1-\text{y})(1-\text{p})\log^{(1-p)}$$

$$= \begin{cases} -\text{ylog}^{\text{p}}, & \text{if y} = 1 \\ -(1-\text{y})(1-\text{p})\log^{(1-p)}, & \text{if y} = 0 \end{cases}$$




예) 실제 양성(y=1)인데 예측 모형 A와 B가 각각 '0.9', '0.7'의 확률(p)로 양성(1)이라고 판정할 경우 각각 로그손실

$Loss_{(p=0.9)} = -1\log^{0.9} - (1-1)(1-0.9)\log^{(1-0.9)} = \log^{0.9} = 0.10536$ : 예측모형 A

$Loss_{(p=0.7)} = -1\log^{0.7} - (1-1)(1-0.7)\log^{(1-0.7)} = \log^{0.7} = 0.35667$ : 예측모형 B