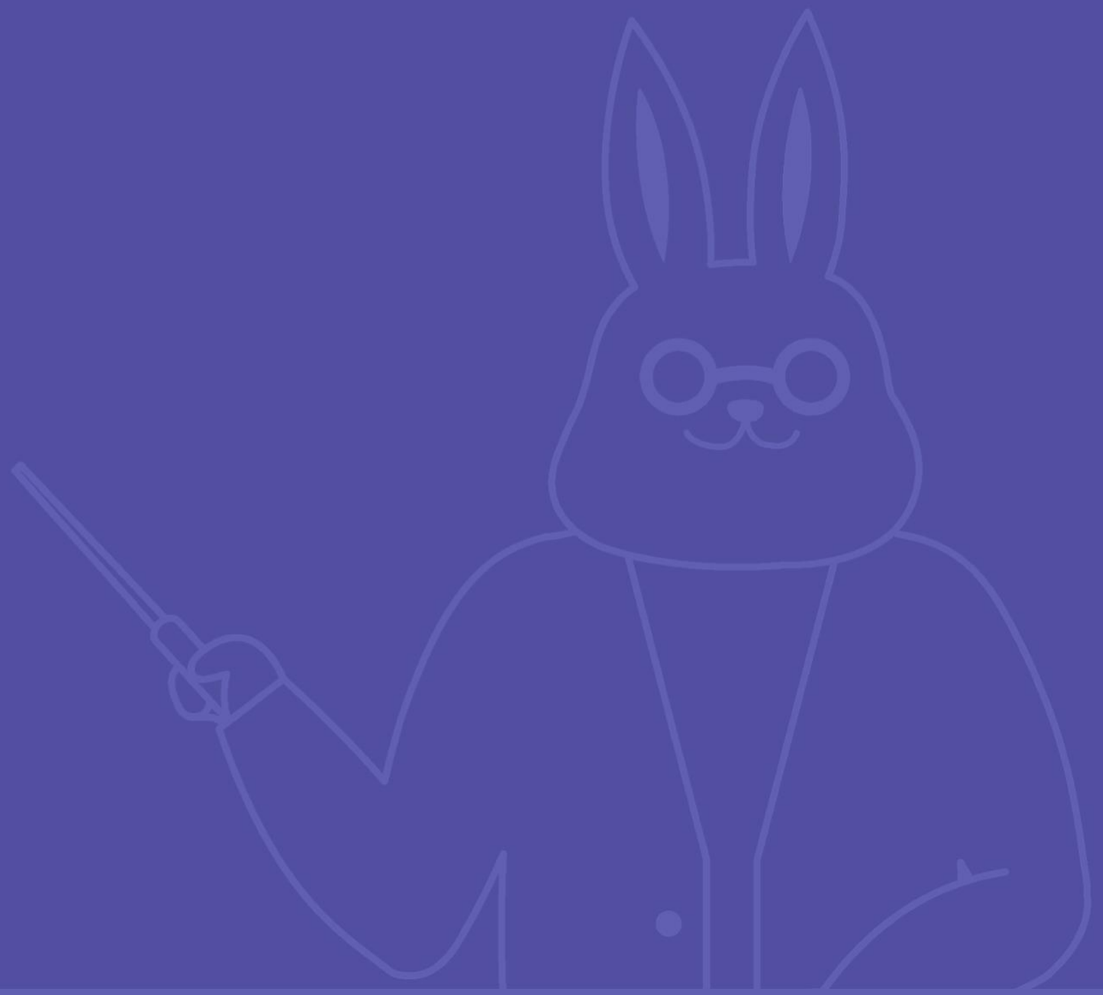
# 머신러닝 시작하기

## 04 지도학습 - 분류





/* elice */

# 목차

01

# 분류 개념 알아보기

## 가정해보기

해외 여행을 준비하고 있다고 가정하기

완벽한 여행을 위해 항공 지연을 피하고자 함

**기상 정보(구름 양, 풍속)**를 활용하여
해당 항공의 **지연 여부**를 예측할 수 있다면?

## 문제 정의와 해결 방안

### 문제 정의

$X$ $Y$

- 데이터: **과거 기상 정보(풍속)**과 그에 따른 **항공 지연 여부**
- 목표: 현재 풍속에 따른 항공 지연 여부 예측하기

### 해결 방안

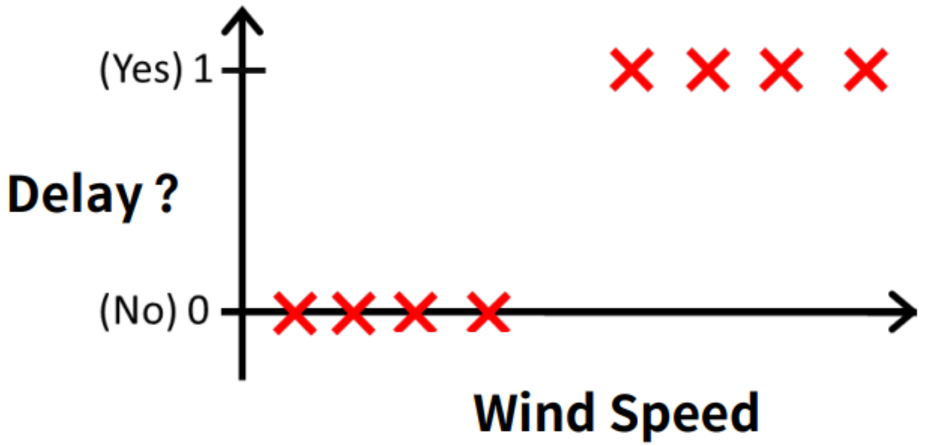
**분류 알고리즘**

| $X$ | $Y$ |
|---|---|
| 풍속(m/s) | 지연 여부 |
| 2 | No |
| 4 | Yes |
| 3 | No |
| 1 | No |

## 분류란?

주어진 입력 값이 **어떤 클래스에 속할지**에 대한
결과 값을 도출하는 알고리즘

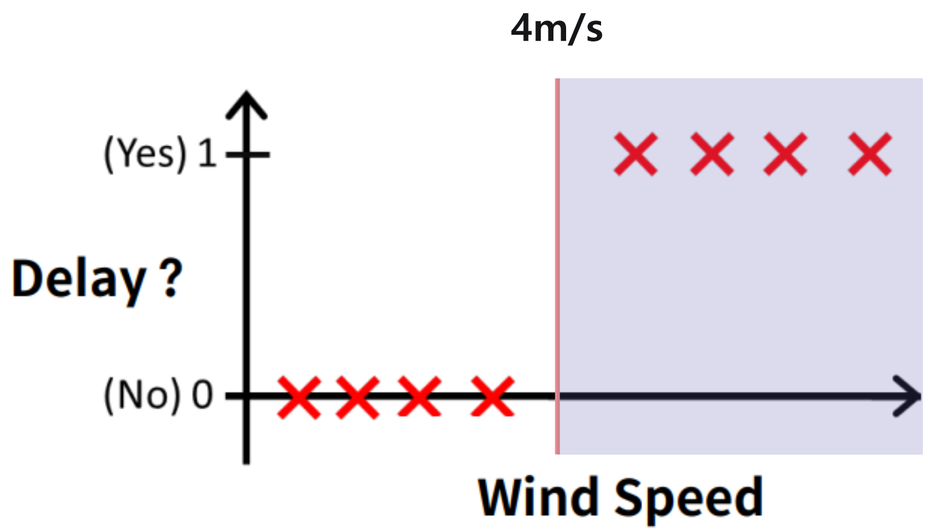
다양한 분류 알고리즘이 존재하며,
예측 목표와 데이터 유형에 따라 적용

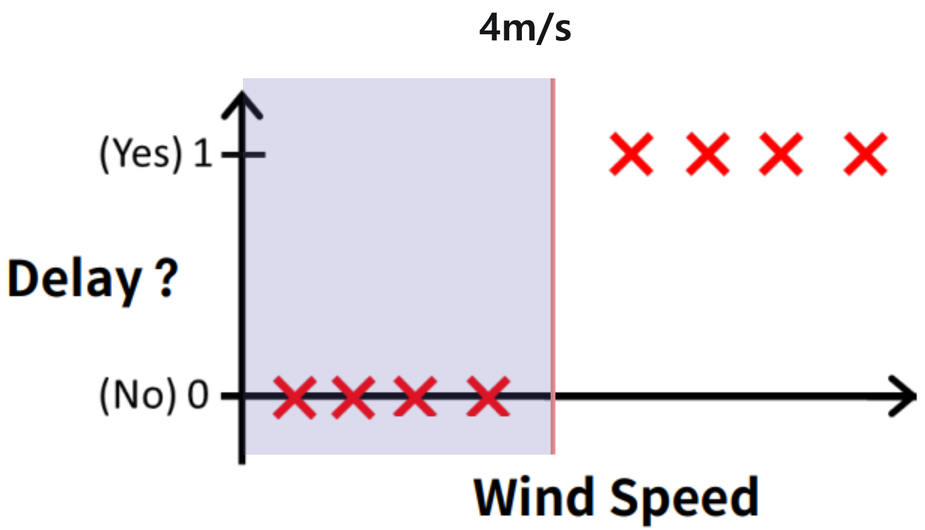


## 항공 지연 문제 해결하기

**풍속 4m/s 를 기준**으로 지연 여부를 나눠보자

- 풍속 4m/s 보다 크면 지연
- 풍속 4m/s 보다 작으면 지연 없음



## 어떠한 분류 알고리즘이 있을까?

분류 문제에 다양한 머신러닝 **모델**을 사용하여 해결

| | |
|---|---|
| **트리 구조 기반** | 의사결정나무, 랜덤포레스트, ... |
| **확률 모델 기반** | 나이브 베이즈 분류기, ... |
| **결정 경계 기반** | 선형 분류기, 로지스틱 회귀 분류기, SVM, ... |
| **신경망** | 퍼셉트론, 딥러닝 모델, ... |
| **...** | ... |

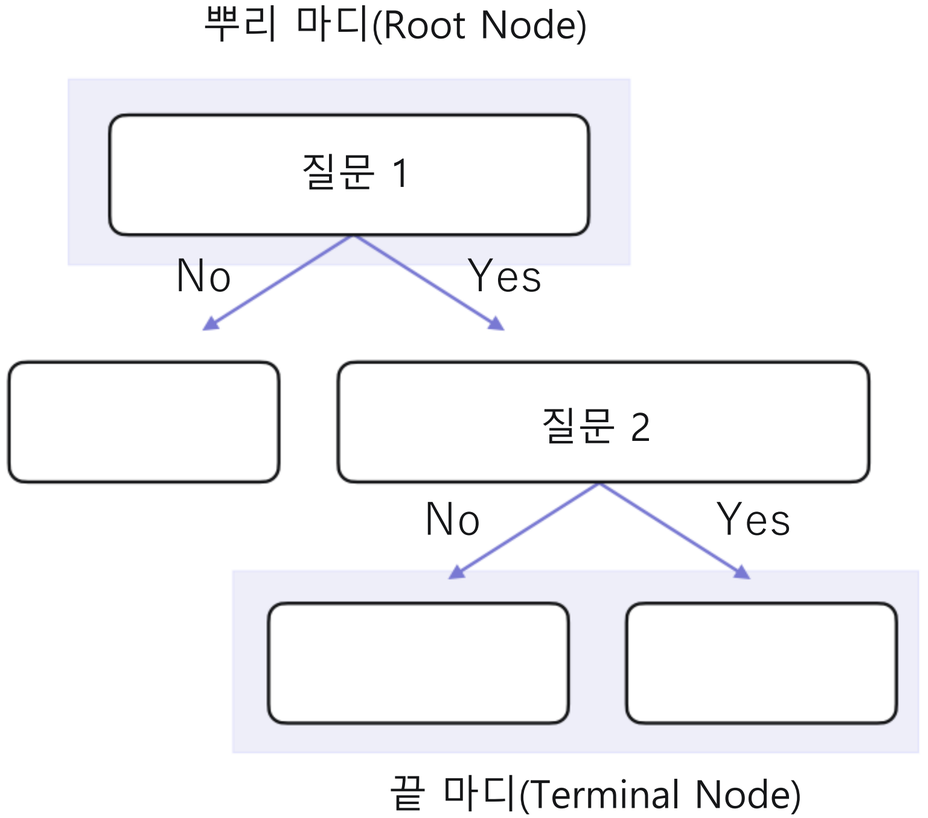
02

# 의사결정나무 - 모델 구조

## 의사결정나무(Decision Tree)란

스무고개와 같이 특정 질문들을 통해
정답을 찾아가는 모델

최상단의 **뿌리 마디**에서
마지막 **끝 마디**까지 아래 방향으로 진행



## 의사결정나무로 이해하기

### 항공 지연 데이터

| 풍속(m/s) | 지연여부 |
|---|---|
| 1 | No |
| 1.5 | No |
| 2.5 | No |
| 5 | Yes |
| 5.5 | Yes |
| 6.5 | Yes |

뿌리 마디(Root Node)

풍속 4m/s 를 기준으로 분리

| 풍속 (m/s) | 지연여부 |
|---|---|
| 1 | No |
| 1.5 | No |
| 2.5 | No |

끝 마디(Terminal Node)

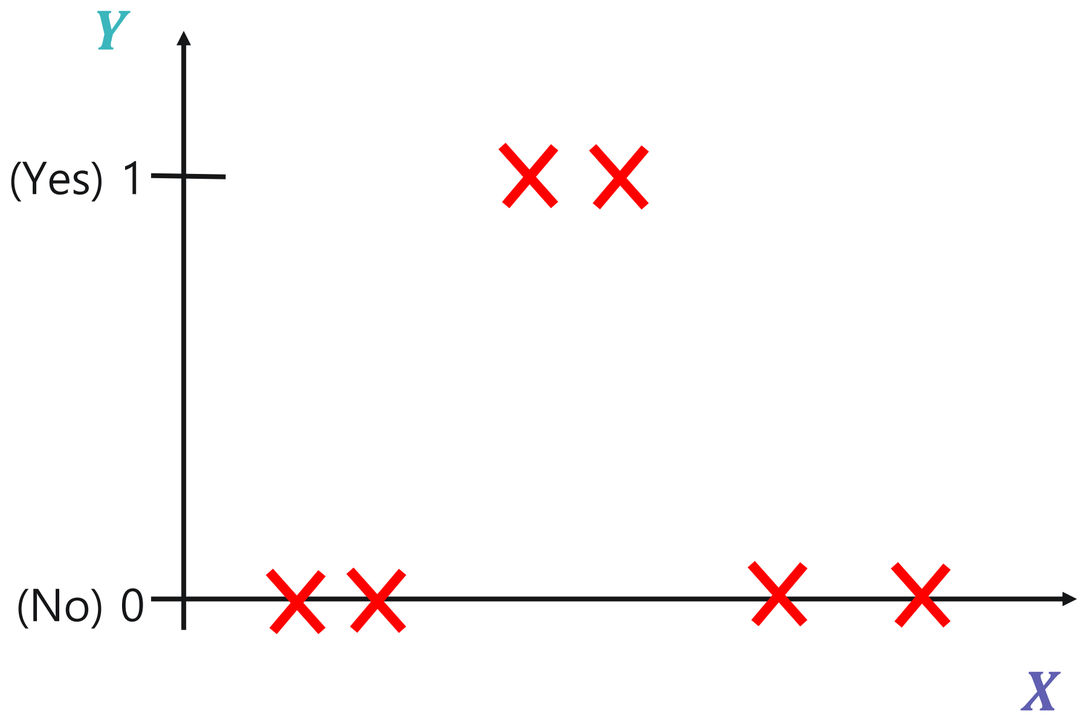
| 풍속 (m/s) | 지연여부 |
|---|---|
| 5 | Yes |
| 5.5 | Yes |
| 6.5 | Yes |

끝 마디(Terminal Node)

## 중간 마디 추가하기

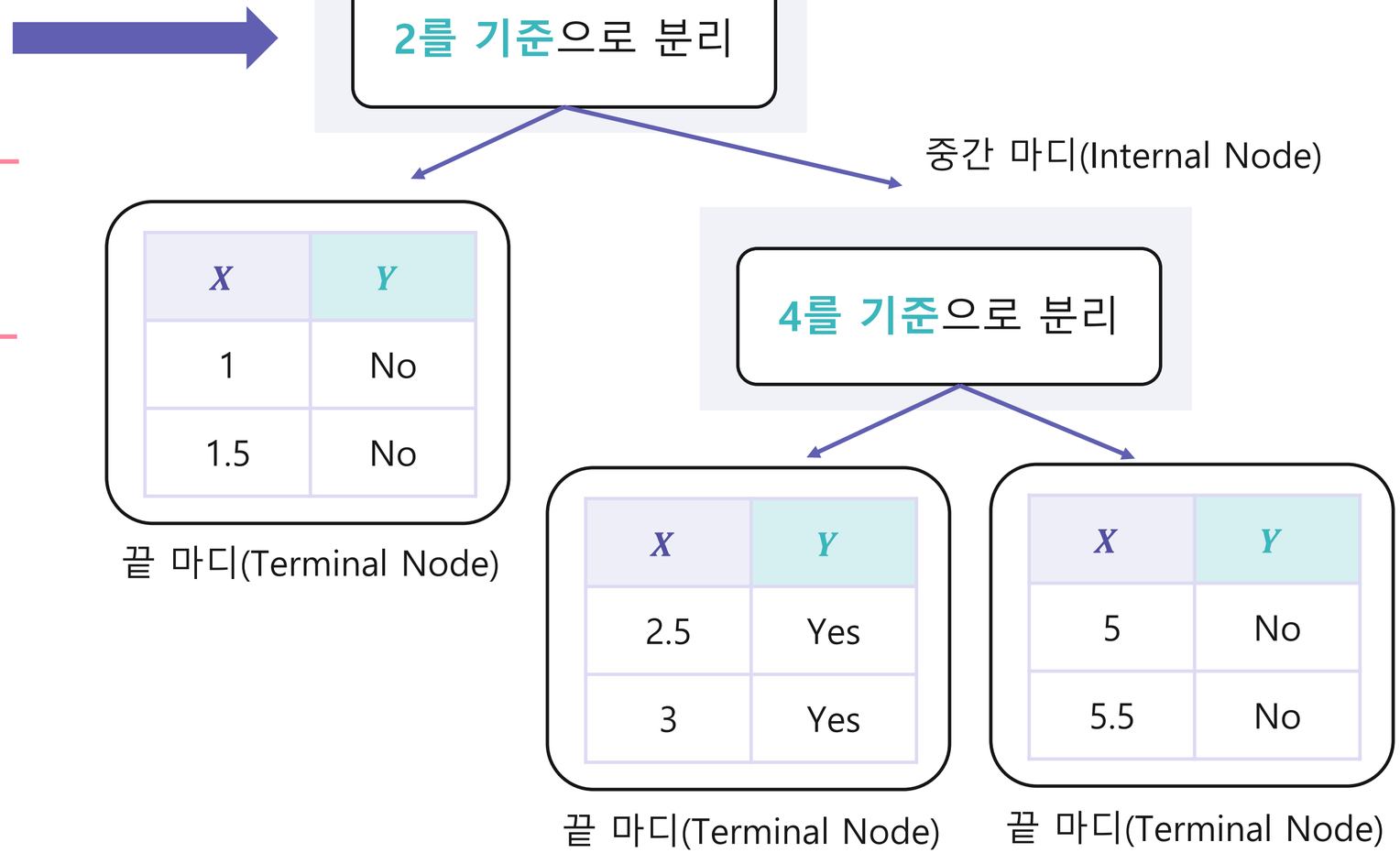
아래와 같은 데이터는 어떻게 나눠야 할까?

| X | Y |
|---|---|
| 1 | No |
| 1.5 | No |
| 2.5 | Yes |
| 3 | Yes |
| 5 | No |
| 5.5 | No |



## 중간 마디 추가하기

| X | Y |
|---|---|
| 1 | No |
| 1.5 | No |
| 2.5 | Yes |
| 3 | Yes |
| 5 | No |
| 5.5 | No |



## 2개 이상의 feature 데이터의 경우

| $X1$ | $X2$ | $Y$ |
|---|---|---|
| A | 1 | No |
| A | 1.5 | No |
| B | 2.5 | Yes |
| B | 3 | Yes |
| B | 5 | No |
| B | 5.5 | No |

뿌리 마디(Root Node)

X1이 A인지 B인지

중간 마디(Internal Node)

| $X1$ | $X2$ | $Y$ |
|---|---|---|
| A | 1 | No |
| A | 1.5 | No |

X2의 값을 4 기준으로

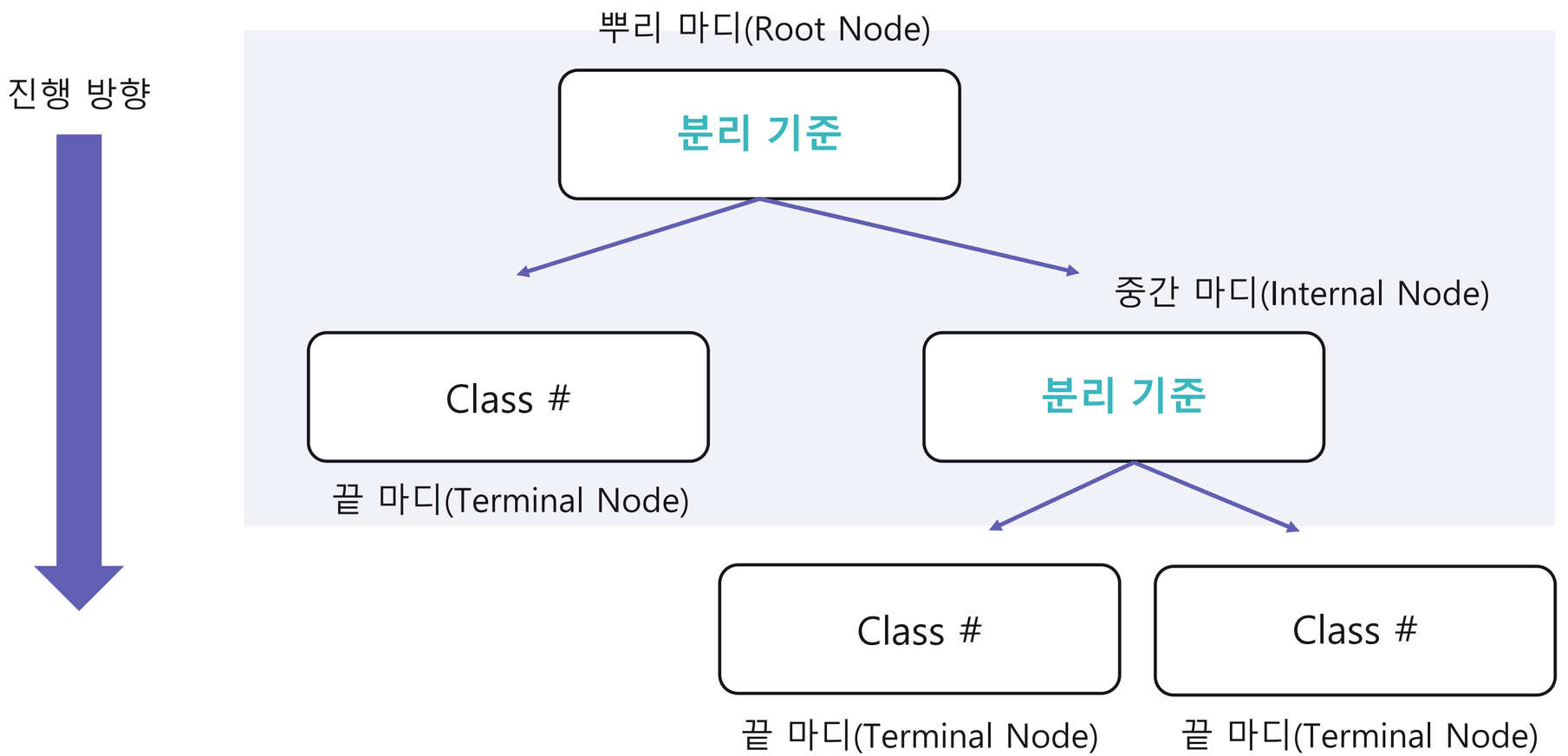
| $X1$ | $X2$ | $Y$ |
|---|---|---|
| B | 2.5 | Yes |
| B | 3 | Yes |

끝 마디(Terminal Node)

| $X1$ | $X2$ | $Y$ |
|---|---|---|
| B | 5 | No |
| B | 5.5 | No |

끝 마디(Terminal Node)

## 의사결정나무 구조 살펴보기



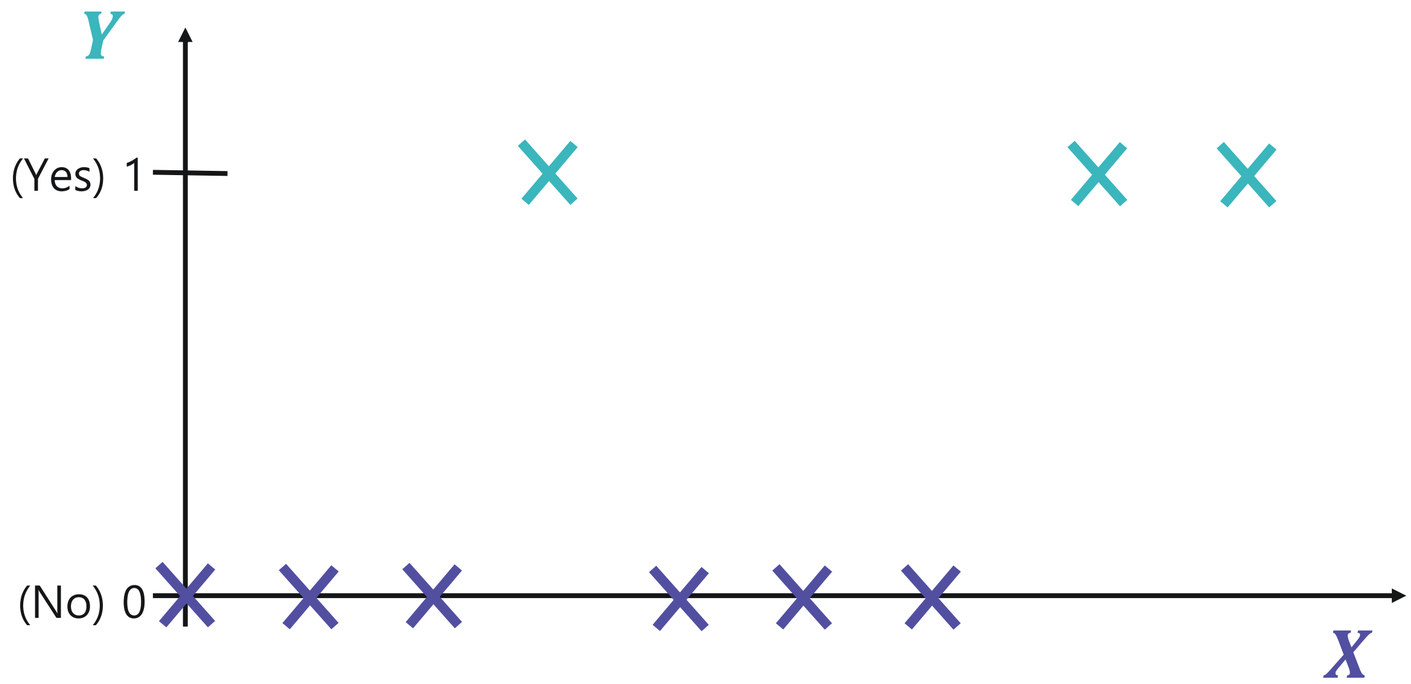
03

# 의사결정나무 - 불순도

## 의사결정나무 분리 기준 알아보기

아래와 같은 데이터는 어떻게 나눠야 할까?

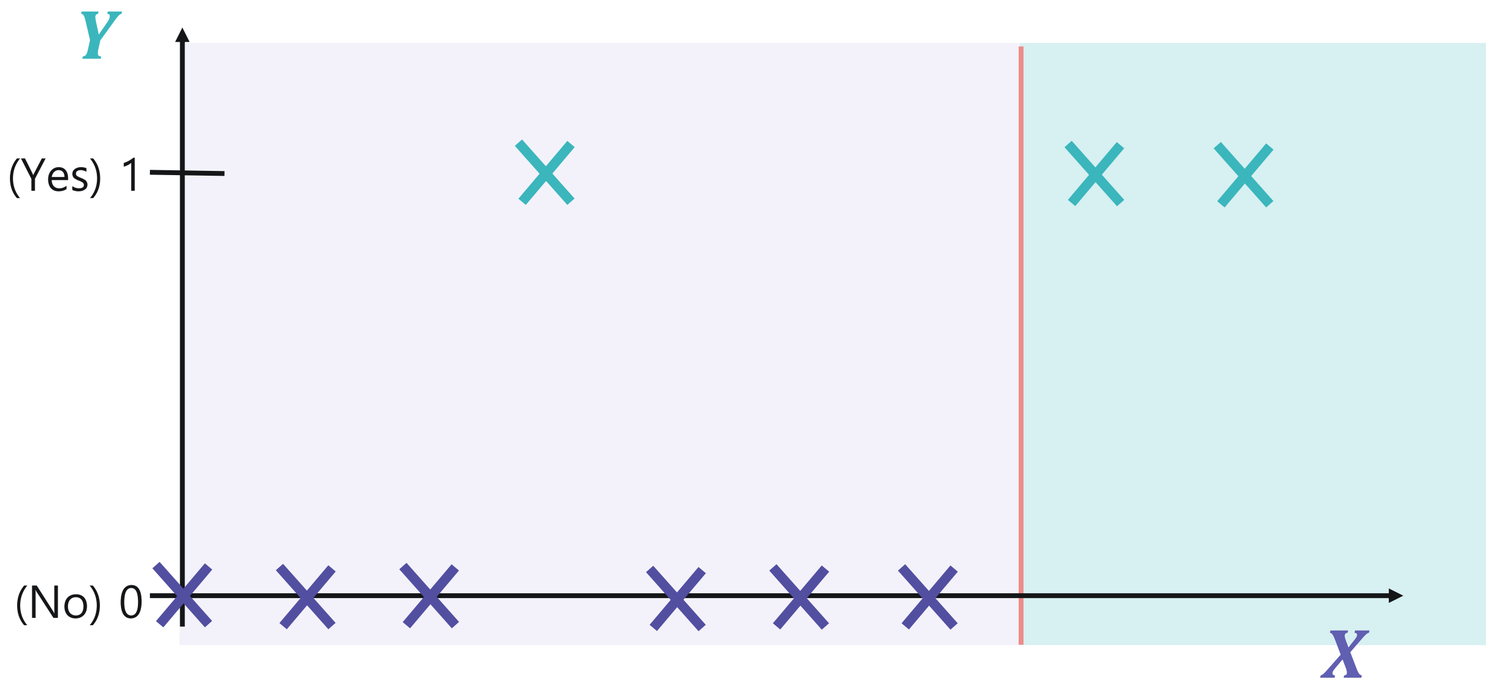
| X | Y |
|---|---|
| 1 | No |
| 2 | No |
| 3 | Yes |
| 4 | No |
| 5 | No |
| 6 | No |
| 7 | Yes |
| 8 | Yes |



## 의사결정나무 분리 기준 알아보기

데이터의 **불순도(Impurity)**를 최소화하는 구역으로 나누자!

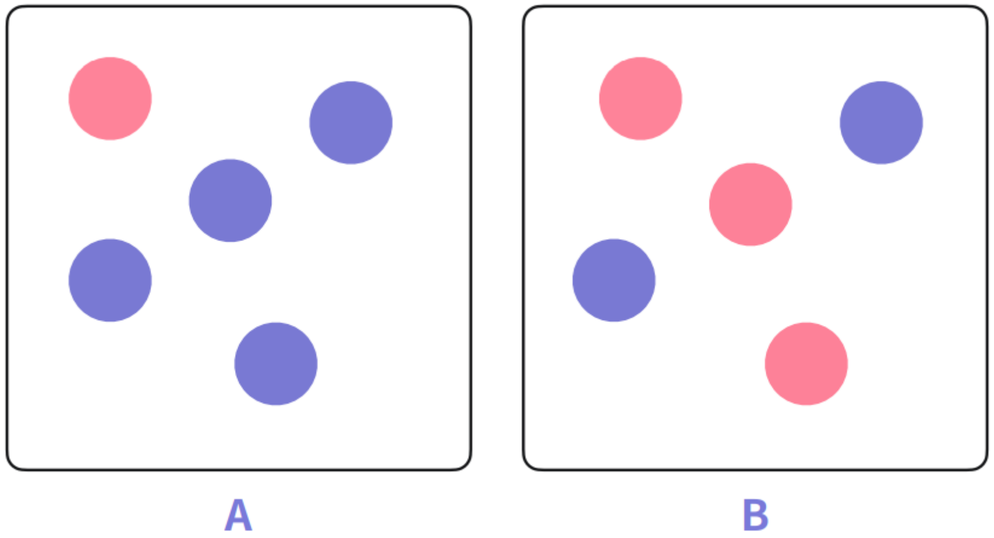
| X | Y |
|---|---|
| 1 | No |
| 2 | No |
| 3 | Yes |
| 4 | No |
| 5 | No |
| 6 | No |
| 7 | Yes |
| 8 | Yes |



## 불순도(Impurity)

- **불순도**
  다른 데이터가 섞여 있는 정도

- **데이터 셋 A와 B 중 불순도가 더 낮은 것은?**
  **정답은 A!**
  데이터의 개수가 적기 때문에 눈으로 확인
  그렇다면 수많은 데이터가 존재할 때
  불순도는 어떻게 측정할 수 있을까?



## 불순도 측정 방법, 지니 불순도(Gini Impurity)

- **지니 계수(Gini Index)**

해당 구역 안에서 특정 클래스에 속하는 데이터의 비율을 모두 제외한 값
즉, **다양성을 계산**하는 방법

- **지니 불순도(Gini Impurity)**

$$\textbf{Gini Index} = 1 - \left(yes\text{의 확률}\right)^2 - \left(no\text{의 확률}\right)^2$$

$$\textbf{Gini Impurity} = \frac{n_1}{N} Gini_1 + \frac{n_2}{N} Gini_2$$

$n_i$: i번째 자식 마디의 데이터 개수
N: 부모 마디의 데이터 개수

## 지니 불순도(Gini Impurity) 계산하기

**Gini Index** $= 1 - (yes\text{의 확률})^2 - (no\text{의 확률})^2$

**Gini Impurity** $= \frac{n_1}{N} Gini_1 + \frac{n_2}{N} Gini_2$

| $X$ | $Y$ |
|---|---|
| 1 | No |
| 2 | No |
| 3 | Yes |
| 4 | No |
| 5 | No |
| 6 | No |
| 7 | Yes |
| 8 | Yes |

| $Yes$ | $No$ | Gini index |
|---|---|---|
| 0 | 2 | $1 - \left(\frac{0}{2}\right)^2 - \left(\frac{2}{2}\right)^2 = 0$ |
| 3 | 3 | $1 - \left(\frac{3}{6}\right)^2 - \left(\frac{3}{6}\right)^2 = \frac{1}{2}$ |

**Gini Impurity** $= \frac{2}{8} \times 0 + \frac{6}{8} \times \frac{1}{2} = \frac{3}{8}$

## 지니 불순도(Gini Impurity) 계산하기

**Gini Index** $= 1 - (yes\text{의 확률})^2 - (no\text{의 확률})^2$

**Gini Impurity** $= \frac{n_1}{N} Gini_1 + \frac{n_2}{N} Gini_2$

| $X$ | $Y$ |
|---|---|
| 1 | No |
| 2 | No |
| 3 | Yes |
| 4 | No |
| 5 | No |
| 6 | No |
| 7 | Yes |
| 8 | Yes |

**Gini Impurity** $= 0.375$

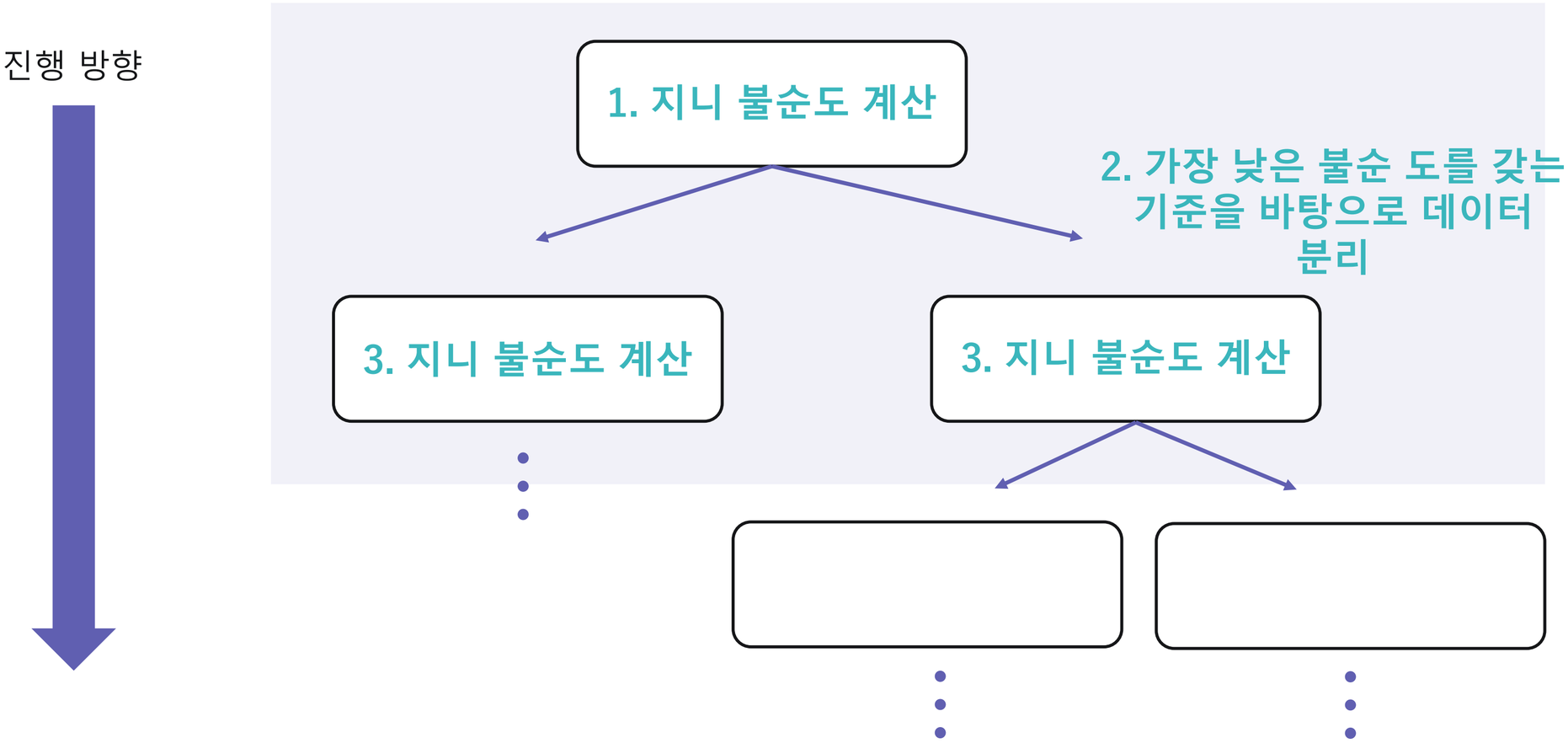
**Gini Impurity** $= 0.467$

**Gini Impurity** $= 0.438$

**Gini Impurity** $= 0.367$

**Gini Impurity** $= 0.208$ ← 가장 낮은 Gini 불순도를 갖는 기준을 선택

## 지니 불순도(Gini Impurity) 적용하기

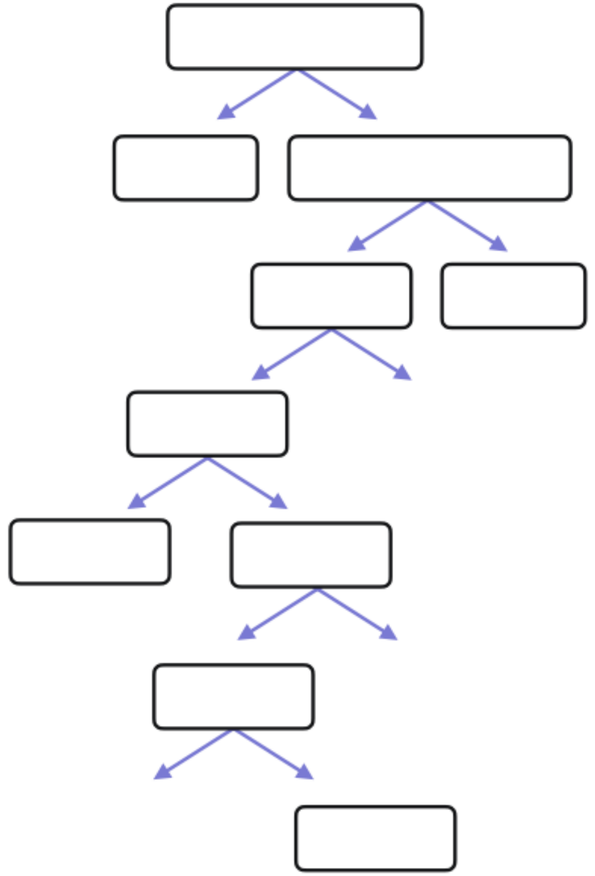


## 의사결정나무의 깊이의 trade-off

의사결정나무의 깊이가 깊어질 수록 세분화해서 나눌 수 있음

하지만 너무 깊은 모델은 과적합을 야기할 수 있음

⇒ 데이터에 따라 다를 수 있지만 **너무 깊은 모델은 지양**



## 의사결정나무의 특징

- 결과가 직관적이며, 해석하기 쉬움
- 나무 깊이가 깊어질수록 과적합(Overfitting) 문제 발생 가능성이 매우 높음
- 학습이 끝난 트리의 작업 속도가 매우 빠르다

04

# 분류 평가 지표

## 혼동 행렬(Confusion Matrix)

분류 모델의 성능을 평가하기 위함

| | | 예측 | |
|---|---|---|---|
| | | Positive | Negative |
| 실제 | Positive | True Positive (TP) | False Negative (FN) |
| | Negative | False Positive (FP) | True Negative (TN) |

## 혼동 행렬(Confusion Matrix)

**True Positive:** 실제 **Positive** 인 값을 **Positive** 라고 예측(정답)

**True Negative:** 실제 **Negative** 인 값을 **Negative** 라고 예측(정답)

**False Positive:** 실제 **Negative** 인 값을 **Positive** 라고 예측(오답) – **1형 오류**

**False Negative:** 실제 **Positive** 인 값을 **Negative** 라고 예측(오답) – **2형 오류**

## 정확도(Accuracy)

전체 데이터 중에서 제대로 분류된 데이터의 비율로,
**모델이 얼마나 정확하게 분류**하는지를 나타냄

일반적으로 분류 모델의 주요 평가 방법으로 사용됨

그러나, 클래스 비율이 **불균형** 할 경우
평가 지표의 신뢰성을 잃을 가능성이 있음

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{P+N}$$

$$P : TP + FN,$$

$$N : TN + FP$$

## 정밀도(Precision)

모델이 Positive라고 분류한 데이터 중에서
실제로 Positive인 데이터의 비율

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}$$

**Negative가 중요한 경우**

즉, 실제로 Negative인 데이터를
Positive라고 판단하면 안되는 경우 사용되는 지표

## Negative가 중요한 경우

스팸 메일 판결을 위한 분류 문제

해당 메일이 스팸일 경우 **Positive,**
스팸이 아닐 경우 즉, 일반 메일일 경우 **Negative**

일반 메일을 **스팸 메일(Positive)로 잘못 예측**했을 경우
중요한 메일을 전달받지 못하는 상황이 발생할 수 있음

## 재현율(Recall, TPR)

실제로 Positive인 데이터 중에서
모델이 Positive로 분류한 데이터의 비율

**Positive가 중요한 경우**

즉, 실제로 Positive인 데이터를
Negative라고 판단하면 안되는 경우 사용되는
지표

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{TP}{P}$$

## Positive가 중요한 경우

악성 종양 여부 판결을 위한 검사

악성 종양일 경우 **Positive,**
악성 종양이 아닐 경우 즉, 양성 종양일 경우 **Negative**

악성 종양(Positive)을 **양성 종양(Negative)으로 잘못 예측**했을 경우
제 때 치료를 받지 못하게 되어 생명이 위급해질 수 있음

## 다양한 분류 지표의 활용

분류 목적에 따라 다양한 지표를 계산하여 평가

- 분류 결과를 전체적으로 보고 싶다면 → **혼동 행렬(Confusion Matrix)**
- 정답을 얼마나 잘 맞췄는지 → **정확도(Accuracy)**
- FP 또는 FN의 중요도가 높다면 → **정밀도(Precision), 재현율(Recall)**