

# 머신러닝(Machine Learning)

앙상블 기법, 랜덤 포레스트

# 목 차

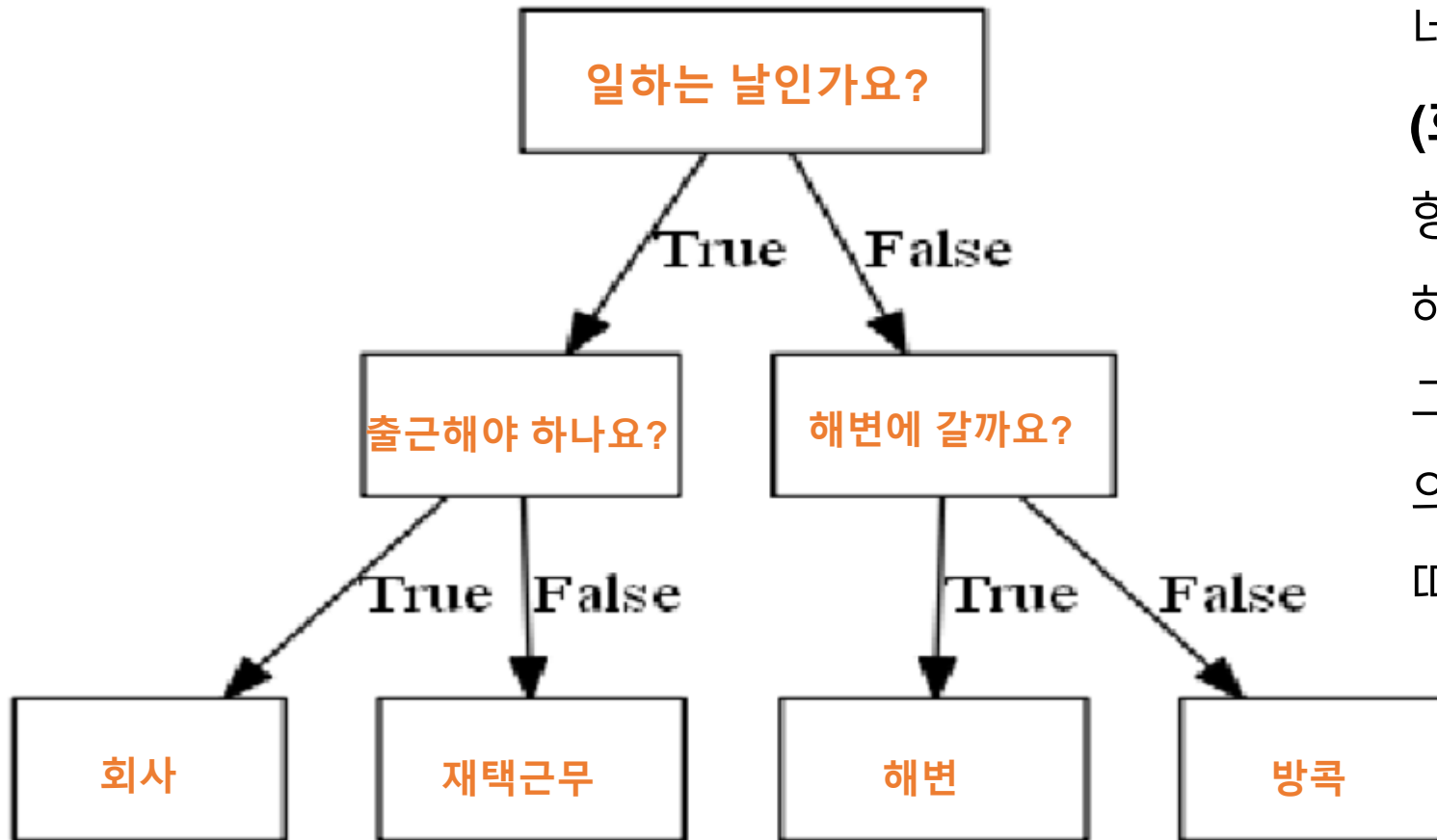
- 01 머신러닝
- 02 결정 트리
- 03 결정 트리의 결정 경계
- 04 지니계수 및 엔트로피
- 05 장단점과 매개변수
- 06 앙상블 기법
- 07 랜덤 포레스트 장단점

# 01 머신러닝(Machine Learning)

- ▶ 머신러닝(Machine Learning)은 지도학습과 비지도학습으로 나뉘어진다.
- ▶ 지도학습은 예측하려는 값이 존재하는 것이고, 비지도학습은 존재하지 않는다.
- ▶ 지도학습은 다시 회귀(regression)과 분류(classification)으로 나뉘어진다.

## 02 결정트리(decision tree)

### ▶ 결정 트리(decision tree)는 분류와 회귀 문제에 널리 사용하는 모델



네 개는 4개의 선택권이 있다.

**(회사, 재택근무, 해변, 방콕)**

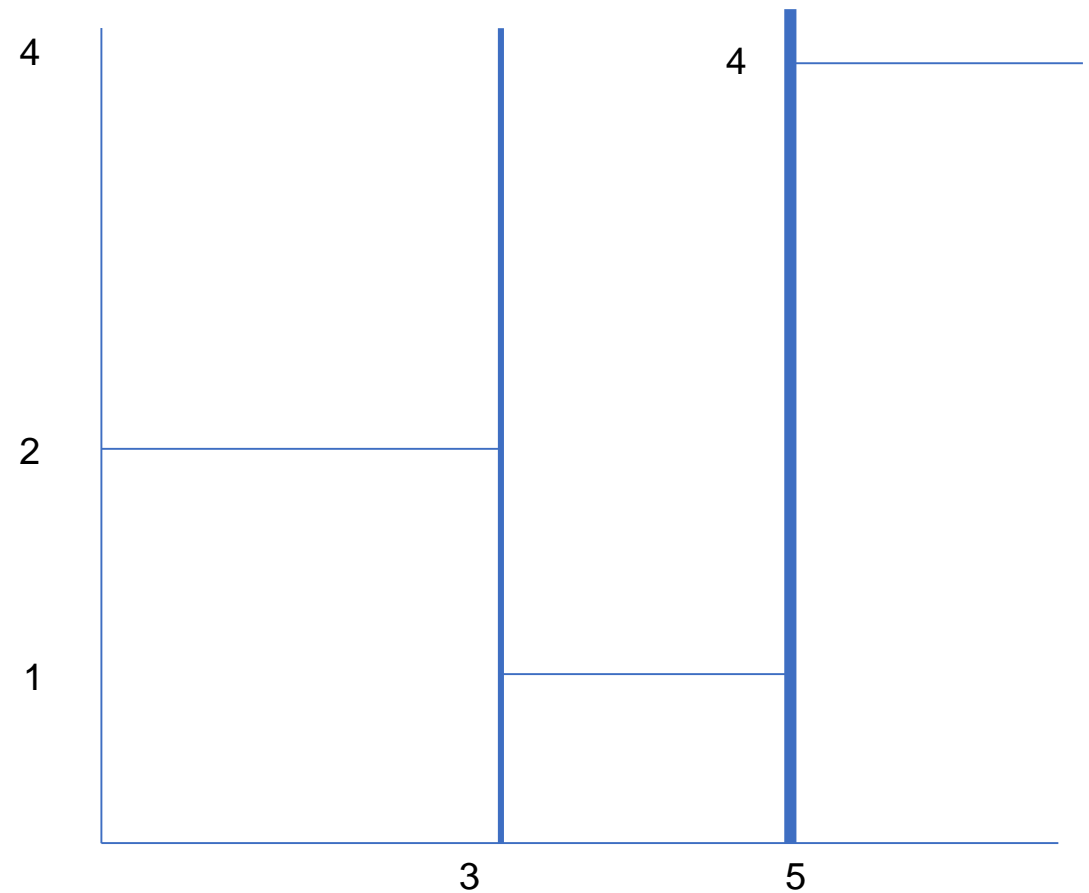
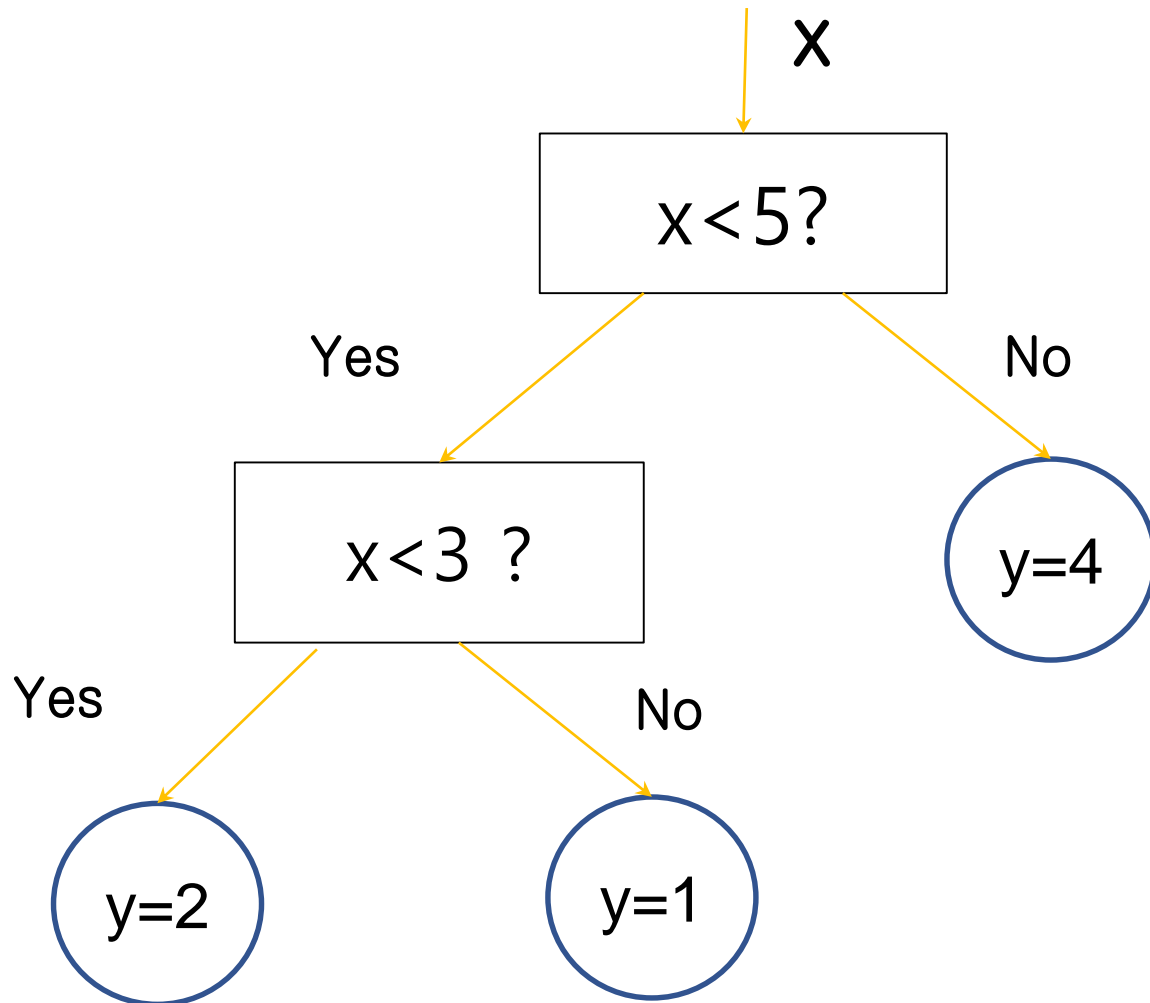
항상 같은 고민을 매번 한다. 이를 해결할 수 있도록 빠른 결정을 위해 그동안의 내가 했던 데이터를 토대로 의사결정트리를 만들고, 이후부터는 따라서 행동해 보자.

## 02 결정트리(decision tree)

- ▶ 이진분류의 결정 트리(decision tree)를 학습한다는 것은 정답에 가장 빨리 도달하는 예/아니오 질문 목록을 학습한다는 뜻이다.

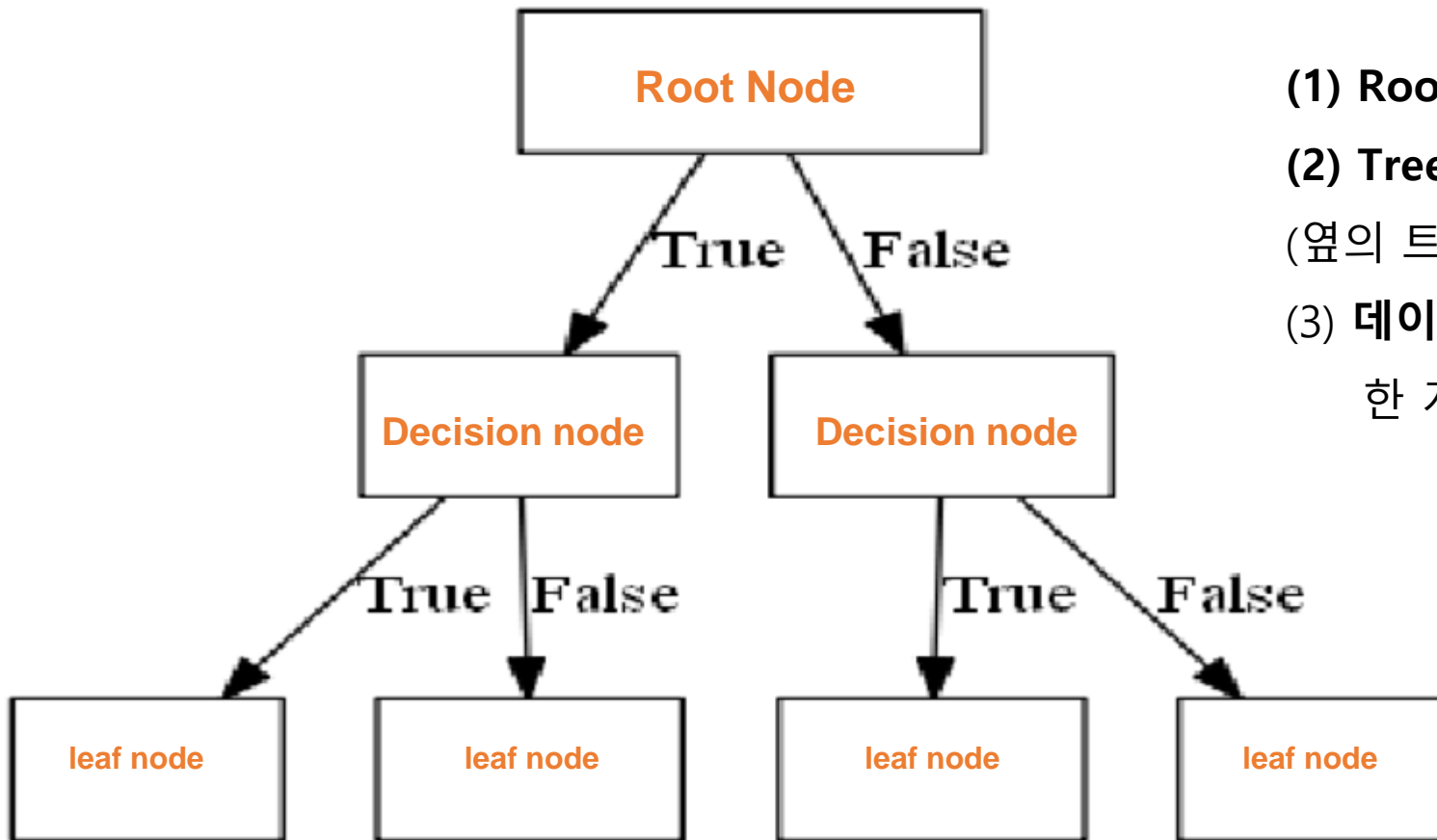
## 02 결정트리(decision tree)-연속형

▶ 우리가 예측하려는 값이 연속형 값일 경우,



## 02 결정트리(decision tree)

- ▶ 결정 트리(decision tree)는 분류와 회귀 문제에 널리 사용하는 모델



(1) **Root Node** : 맨 위의 노드

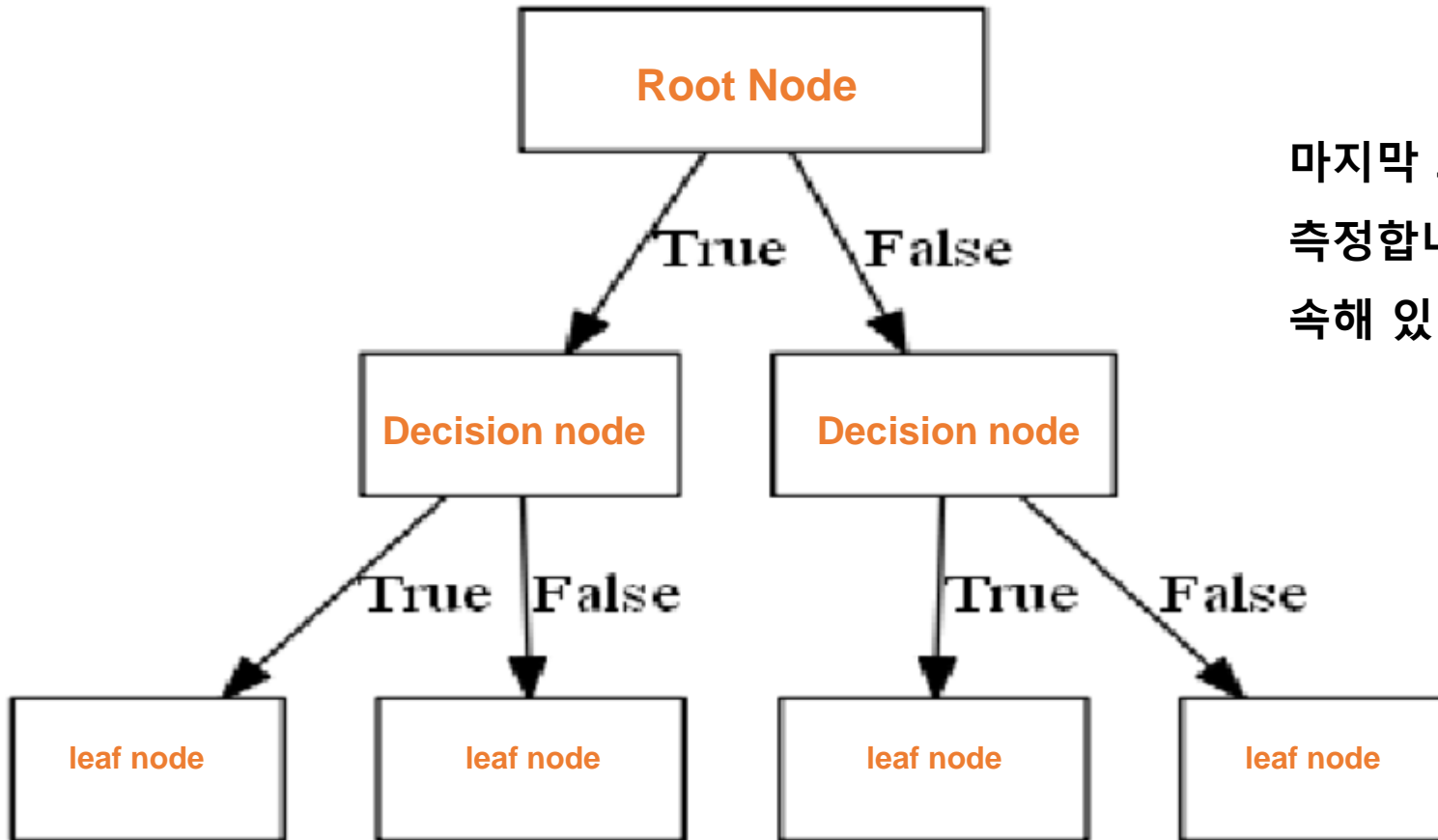
(2) **Tree Depth** : 분기를 최종 몇 단계까지 하는가?  
(옆의 트리는 depth가 2)

(3) **데이터의 분할**

한 개의 타깃 값을 가질 때까지 반복(순수노드)

## 02 결정트리(decision tree)

### ▶ 순수 노드

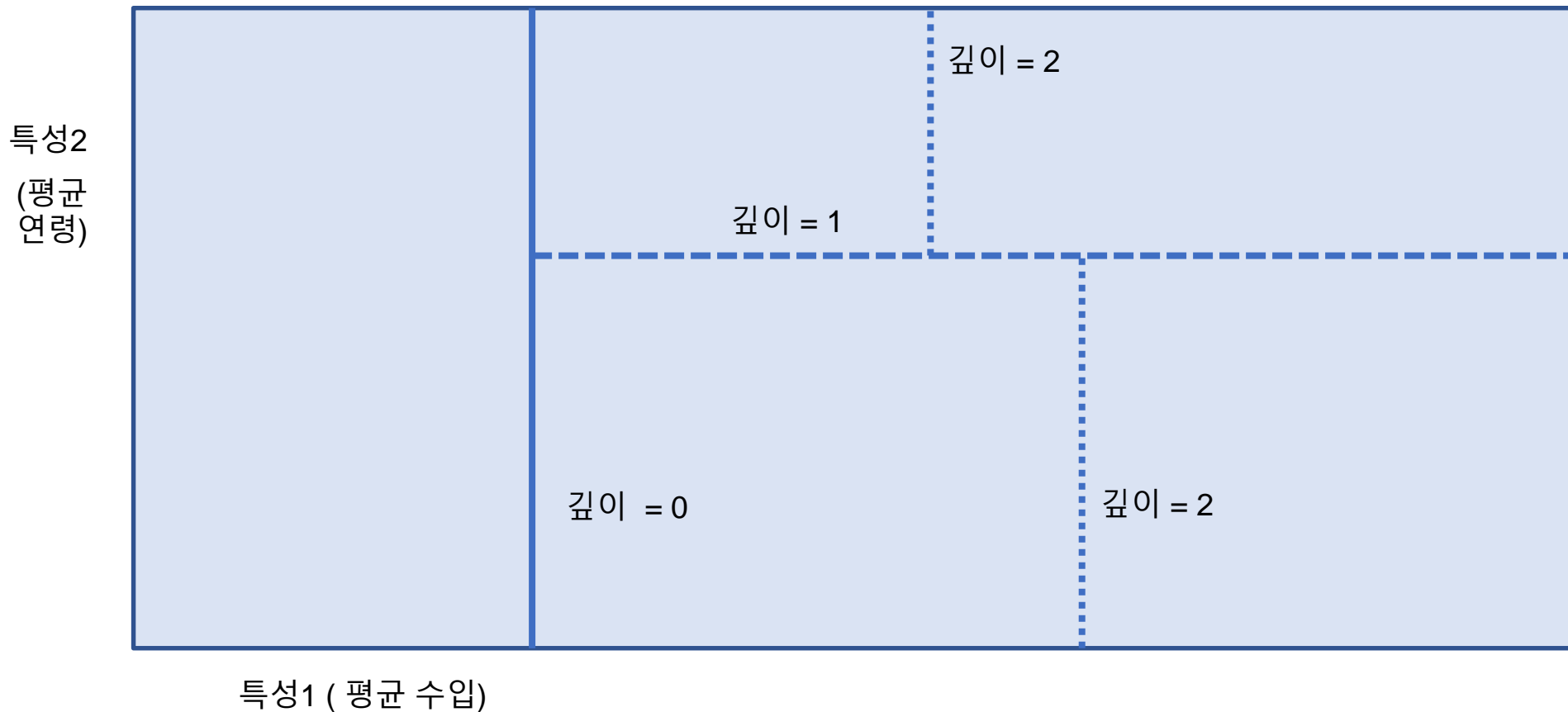


마지막 노드의 gini 속성은 **불순도(impurity)**를 측정합니다. 한 노드의 모든 샘플이 **같은 클래스**에 속해 있다면 이 노드를 순수( $\text{gini}=0$ )하다고 합니다.



# 03 결정 트리의 결정 경계(decision boundary)

## ▶ 결정 경계



## 04 지니 계수 및 엔트로피

- ▶ 기본적으로 지니 계수가 사용된다.
- ▶ 머신러닝의 불순도의 측정 방법으로 **지니계수, 엔트로피**가 많이 사용됨.
- ▶ **criterion** 매개변수를 '**entropy**'로 지정하여 엔트로피 불순도 사용 가능.
- ▶ 엔트로피는 **분자의 무질서함을 측정하는 것으로 열역학의 개념 분자가 안정되고 질서 정연할 경우 엔트로피가 0에 가깝다.**
- ▶ 엔트로피는 분자의 무질서함을 측정하는 것으로 열역학의 개념 분자가 안정되고 질서 정연할 경우 엔트로피가 0에 가깝다.

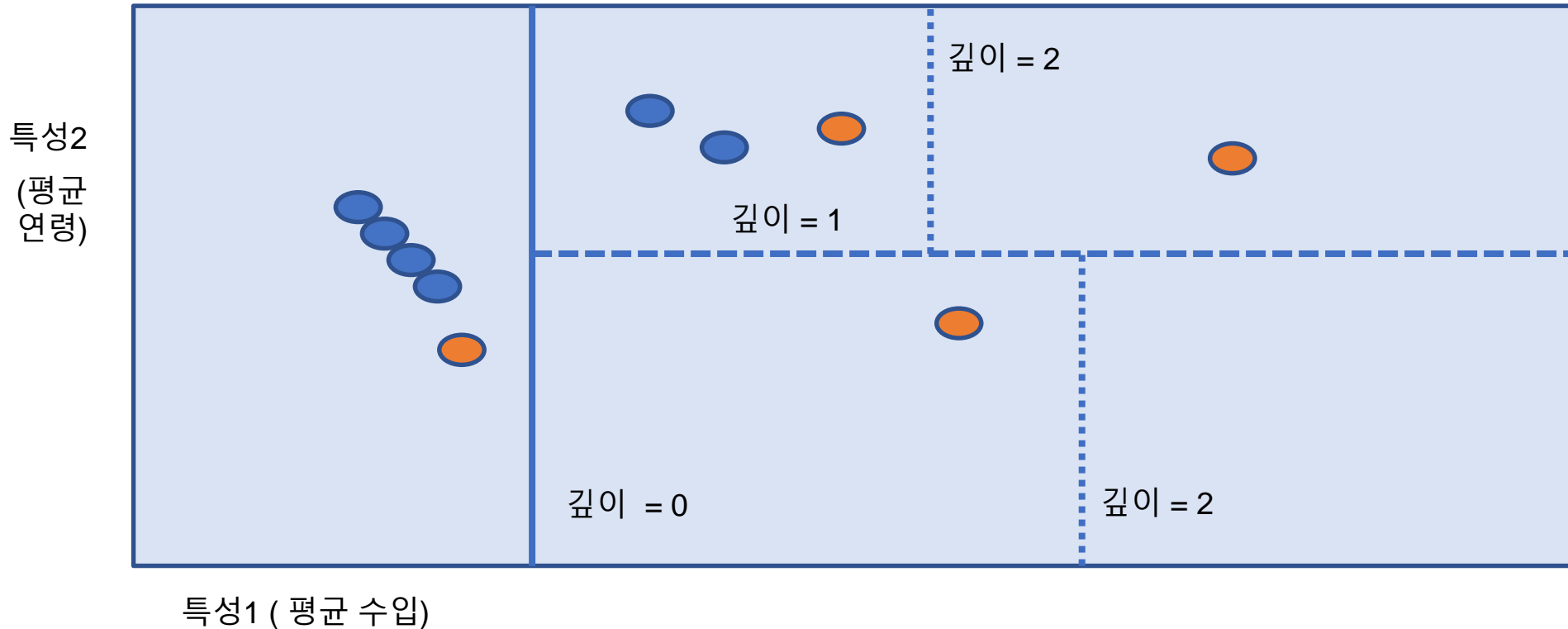
## 04 지니 계수 및 엔트로피

### ▶ 엔트로피 식

$$H_i = - \sum_{\substack{k=1 \\ p_{i,k} \neq 0}}^n p_{i,k} \log_2(p_{i,k})$$

## 04 지니 계수 및 엔트로피

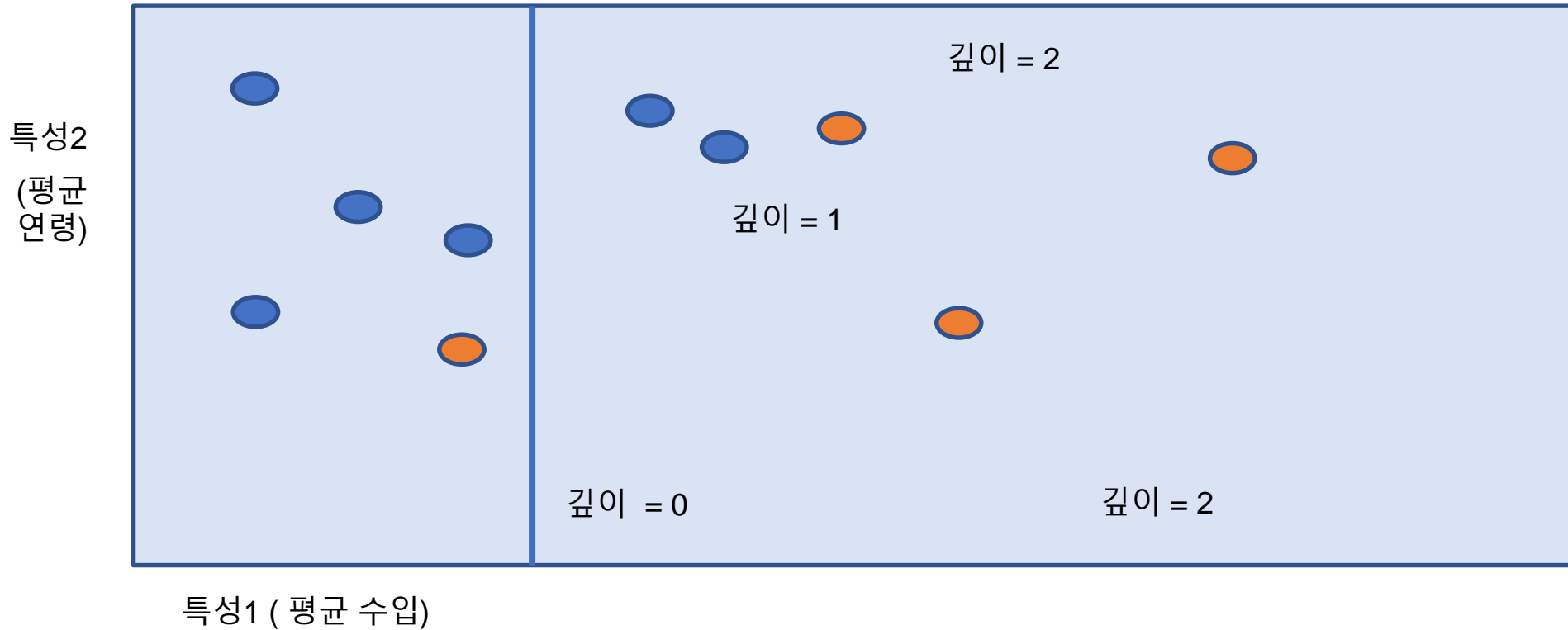
$$H_i = - \sum_{\substack{k=1 \\ p_{i,k} \neq 0}}^n p_{i,k} \log_2(p_{i,k})$$



$$\text{전체 엔트로피} = -\frac{6}{10} \log_2 \left( \frac{6}{10} \right) - \frac{4}{10} \log_2 \left( \frac{4}{10} \right)$$

## 04 지니 계수 및 엔트로피

$$H_i = - \sum_{p_{i,k} \neq 0}^n p_{i,k} \log_2(p_{i,k})$$



$$\text{분할 후, 엔트로피} = 0.5 * \left( -\frac{1}{5} \log_2 \left( \frac{1}{5} \right) - \frac{4}{5} \log_2 \left( \frac{4}{5} \right) \right) + 0.5 * \left( -\frac{2}{5} \log_2 \left( \frac{2}{5} \right) - \frac{3}{5} \log_2 \left( \frac{3}{5} \right) \right)$$

## 05 장단점과 매개변수(하이퍼 파라미터)

### ▶ 모델의 복잡도를 조절하는 매개변수(하이퍼 파라미터)

**max\_depth, max\_leaf\_nodes, min\_samples\_leaf**

(가) max\_depth : 최대 tree의 depth

(나) max\_leaf\_nodes : leaf의 최대 노드 개수 제한

(다) min\_samples\_leaf : 노드 분할을 위한 데이터 최소 개수 지정

## 05 장단점과 매개변수

### ▶ 장점

- (1) 만들어진 모델을 쉽게 시각화 할 수 있어, 비전문가도 이해하기 쉽다.
- (2) 각 특성이 개별적으로 처리되어, 데이터 분할시에 데이터 스케일의 영향을 받지 않음.
  - => 특성의 정규화와 표준화 같은 전 처리 과정이 필요 없음.
  - => 특성의 스케일(범위)가 다르거나 **이진 특성과 연속적인 특성**이 혼합되어 있을 때, 잘 작동

### ▶ 단점

- (1) 과대적합(Overfitting)이 되는 경향이 있다.
  - => 대안으로서 앙상블 방법을 사용함.(랜덤 포레스트, 그래디언트 부스팅)

## 06 앙상블 기법

- ▶ 앙상블(ensemble)는 여러 머신러닝 모델을 연결하여 더 강력한 모델을 만드는 기법
- ▶ 랜덤 포레스트(Random Forest)와 그래디언트 부스팅(gradient boosting)  
=> 둘 다 모델을 구성하는 기본 요소로 결정 트리를 사용.

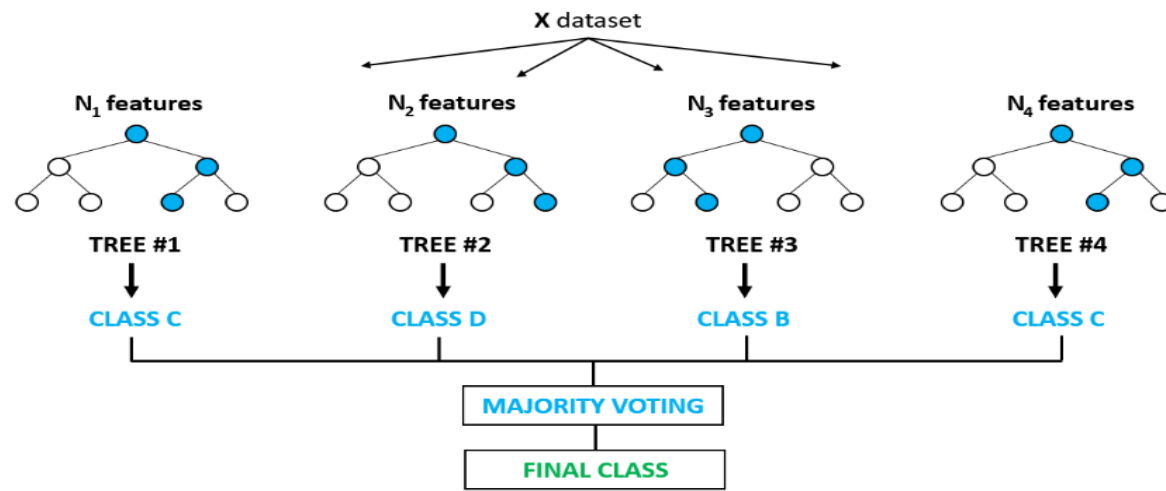


# 06 앙상블 기법-랜덤 포레스트

- ▶ 결정 트리의 주요 단점 – 훈련 데이터에 **과대 적합**되는 경향이 있음.

=> 랜덤 포레스트 등장

- ▶ 아이디어 : 조금씩 다른 여러 결정 트리의 묶음.



<http://bitly.kr/s2GOAgZm0>

참조

## 06 앙상블 기법-랜덤 포레스트

### ▶ 결정 트리의 주요 원리

=> 잘 작동하되 서로 다른 데이터에 대해서 과대 적합된 트리를 많이 만들어 평균을 내면 과대적합을 줄어듬.

=> 수학적으로 증명됨.

(1) 타깃 예측을 잘 해야 함.

(2) 다른 트리와 구별됨.

=> A. 데이터 포인트를 무작위로 선택

=> B. feature(특성)을 무작위로 선택

## 07 랜덤 포레스트-장단점 매개변수

- ▶ **max\_features** : 전체 feature 중에 몇 개의 feature를 선택할지

=> 기본값 분류 :  $\sqrt{n\_features}$ , 회귀 :  $n\_features$

- ▶ **n\_jobs** : 멀티 코어 프로세서일 때는 사용할 코어 수를 지정

- ▶ **n\_estimators** : 최대 몇 개의 트리를 사용할지.

=> n\_estimators는 클수록 좋다.

(장점) 더 많은 트리를 평균하면 과대 적합을 줄여준다.

(단점) 더 많은 트리는 더 많은 메모리와 긴 훈련시간

## 07 랜덤 포레스트-장단점

- ▶ (단점) 텍스트 데이터 같이 매우 차원이 높고 희소한 데이터는 잘 작동하지 않음.
- ▶ (단점) 선형 모델보다 많은 메모리를 사용한다.
- ▶ (장점) 성능이 매우 뛰어나고 매개 변수 튜닝을 하지 않아도 잘 작동한다.
- ▶ (장점) 데이터의 스케일을 맞추는 필요가 없음.