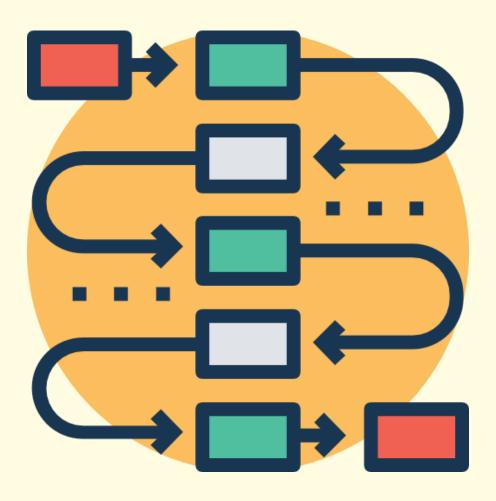


CONTENTS

- 01 머신러닝?!
- 02 의사결정나무란?
- 03 의사결정나무 모델 개요
- 04 의사결정나무의 형성 과정
- 05 의사결정나무의 장/단점



<u>메신러닝 ?!</u>

01 사람이 감독하는가?

지도, 비지도, 준지도, 강화학습

02 실시간으로 점진적인 학습을 하는가?

온라인, 배치

03 예측 모델을 만드는가?

사례기반, 학습 모델 기반

<u>메신러닝 ?!</u>

01 사람이 감독하는가?

지도, 비지도, 준지도, 강화학습

02 실시간으로 점진적인 학습을 하는가?

온라인, 배치

03 예측 모델을 만드는가?

사례기반, 학습 모델 기반

이 <u>메신러닝 ?!</u>

01 사람이 감독하는가 ? 지도, 비지도, 준지도, 강화학습



나무구조로 도표화하여 분류 및 예측을 수행하는 머신러닝 알고리즘



02 의사결정나무란?

특징

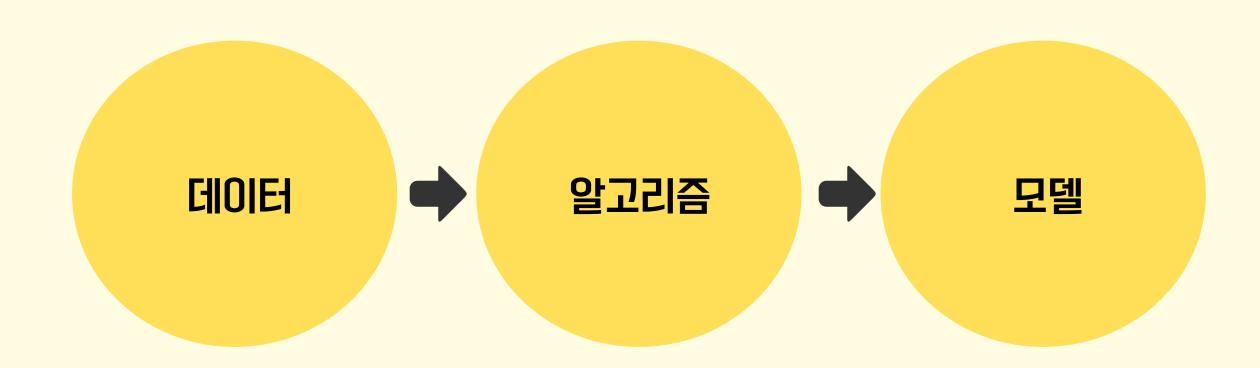
- 1. 분류와 회귀가 모두 가능한 머신러닝 알고리즘
- 분류) DecisionTreeClassifier
- 회귀) DecisionTreeRegressor

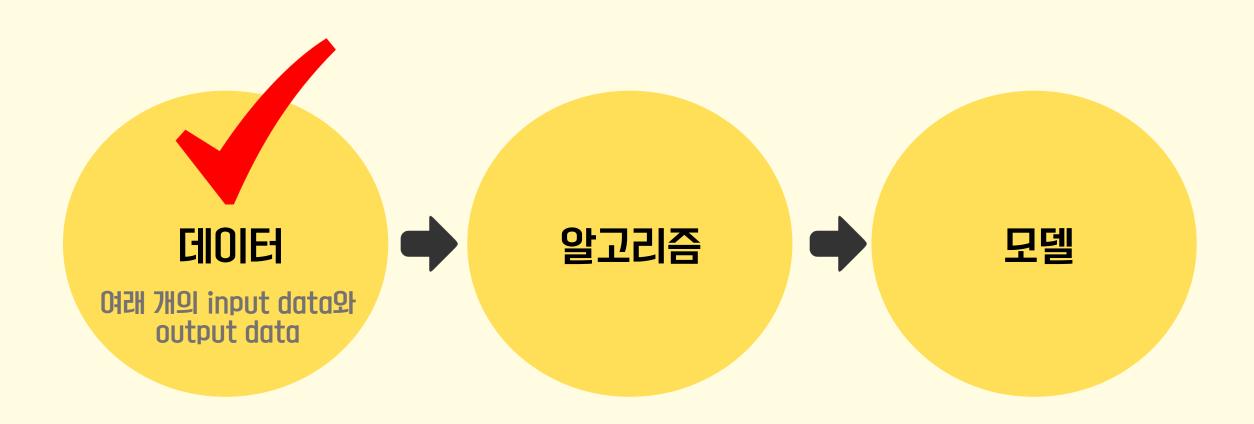
2. 질문을 던져서 맞고 틀리는 것에 따라 대상을 좁혀나감. 즉, 스무고개 놀이와 그 원리가 유사함.

3. RandomForest의 기본 구성 요소





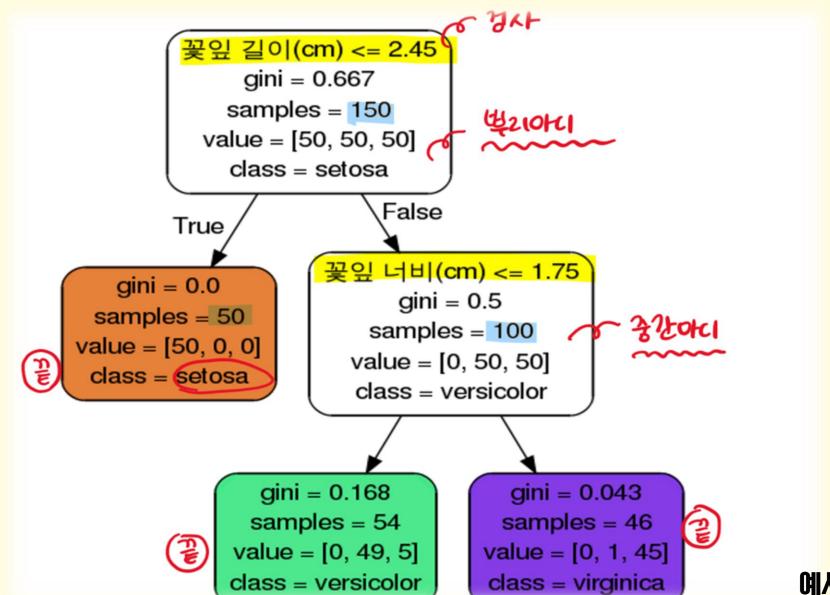




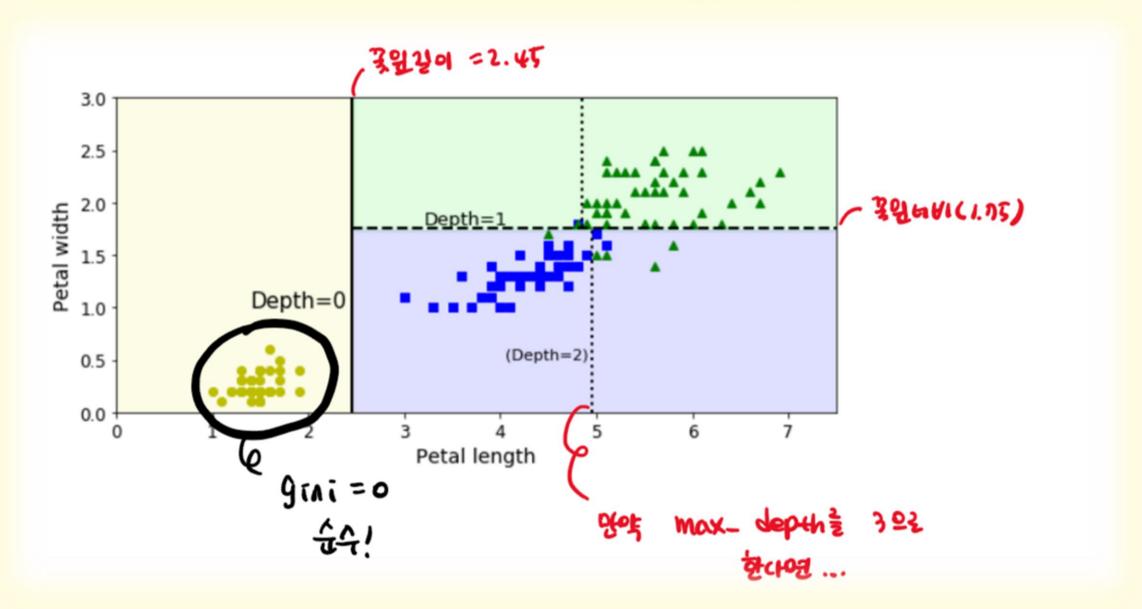


회귀 비슷한 수치를 가지고 있는 관측치끼리 균일해지도록





예시 _ 붓꽃 결정 트리



적절한 '분할규칙' 과 '정지규칙'을 지정하고 '예측값'을 할당





- 부모마디에서 자식 마디를 생성하는 기준
 - 순도 / 불순도에 의해 목표 변수 구별

CART 훈련 알고리즘

classification and regression tree

[기본원리]

훈련 세트를 하나의 특성 k의 임곗값 tk 을 사용해 서브셋으로 나누기

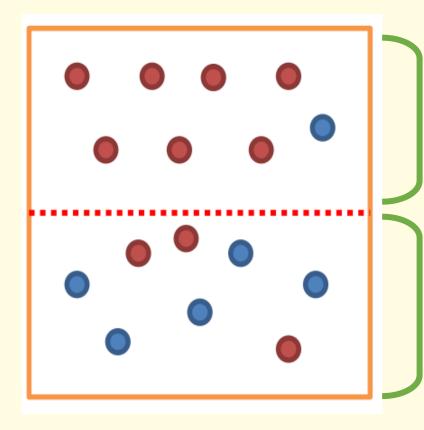
[분류에 대한 CART 비용 함수]

$$J(k, t_k) = \frac{m_{left}}{m}G_{left} + \frac{m_{right}}{m}G_{right}$$

m: 전체 샘플 수 (mleft: 왼쪽 서브셋의 불순도, mright: 오른쪽 서브셋의 불순도)

G: 불순도 (Gleft: 왼쪽 샘플 수, Gright: 오른쪽 샘플 수)

순도 / 불순도 / 지니계수



불순도가 낮음 순도가 높음 지니계수 낮음 (0에 가까움)

불순도가 높음 순도가 낮음 지니계수 높음



불순도를 최소화하는 방향으로 학습을 진행

엔트로피

[정보이론]

: 데이터를 정량화하기 위한 응용수학의 분야 중 하나

: 정보량이 높다 = 어떤 일이 일어날 확률이 낮다. 불확실하다.

: 이때, 정보량이 높은 문장이 맞을수록 해당 정보의 중요도는 높아짐.

$$I(\mathbf{x}) = -\log P(\mathbf{x})$$

[엔트로피]

: 정보량의 평균

: 분자의 무질서함을 측정하는 개념

$$Entropy(A) = -\sum_{k=1}^{m} p_k \log_2(p_k)$$

엔트로피

$$Entropy(A) = -\sum_{k=1}^{m} p_k \log_2{(p_k)}$$

$$Entropy(A) = -\frac{10}{16}\log_2{(\frac{10}{16})} - \frac{6}{16}\log_2{(\frac{6}{16})} \approx 0.95$$

분할 전



$$Entropy(A) = \sum_{i=1}^{d} R_i \left(-\sum_{k=1}^{m} p_k \log_2 (p_k) \right)$$

분할 후

$$Entropy(A) = 0.5 \times \left(-\frac{7}{8}\log_2{(\frac{7}{8})} - \frac{1}{8}\log_2{(\frac{1}{8})} \right) + 0.5 \times \left(-\frac{3}{8}\log_2{(\frac{3}{8})} - \frac{5}{8}\log_2{(\frac{5}{8})} \right) \approx 0.75$$



[더 이상 분리가 일어나지 않는 기준]

- 1) 더 이상 분리해도 불순도가 줄어들지 않을 때
- 2) 자식 마디에 남은 sample 수가 너무 적을 때
- 3) 분석자가 지정한 규제 매개변수에 도달했을 때



결정트리는 대체로 데이터에 대한 제약사항이 매우 적음. 하지만, 오버피팅의 위험성이 커서 규제 메개변수를 활용해 제약을 걸어주는 것이 좋음.

max_depth: 최대 깊이 설정

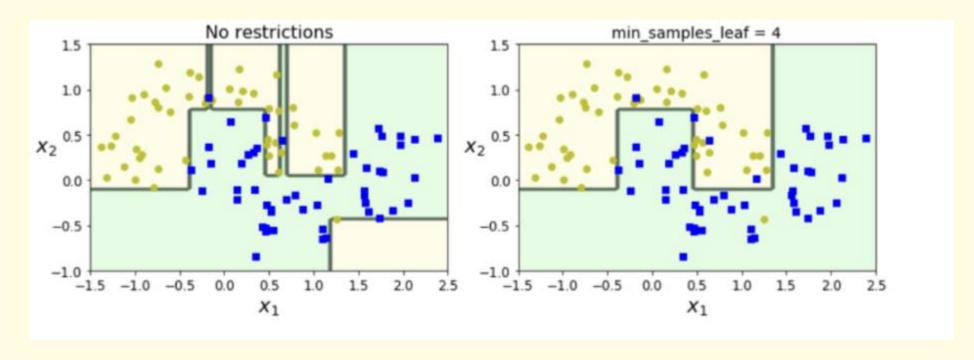
min_samples_split : 분할되기 위해 노드가 가져야하는 최소샘플 수

min_samples_leaf: 리프 노드가 가지고 있어야하는 최소 샘플 수

max_leaf_nodes : 리프 노드의 최대 수

max_features: 각 노드에서 분할에 사용할 특성의 최대 수

규제 매개변수란 ?



왼쪽은 규제 없는 상태. 오른쪽은 리프노드의 최소 샘플 수를 4개로 제한.

-> 오른쪽은 과적합을 피함.

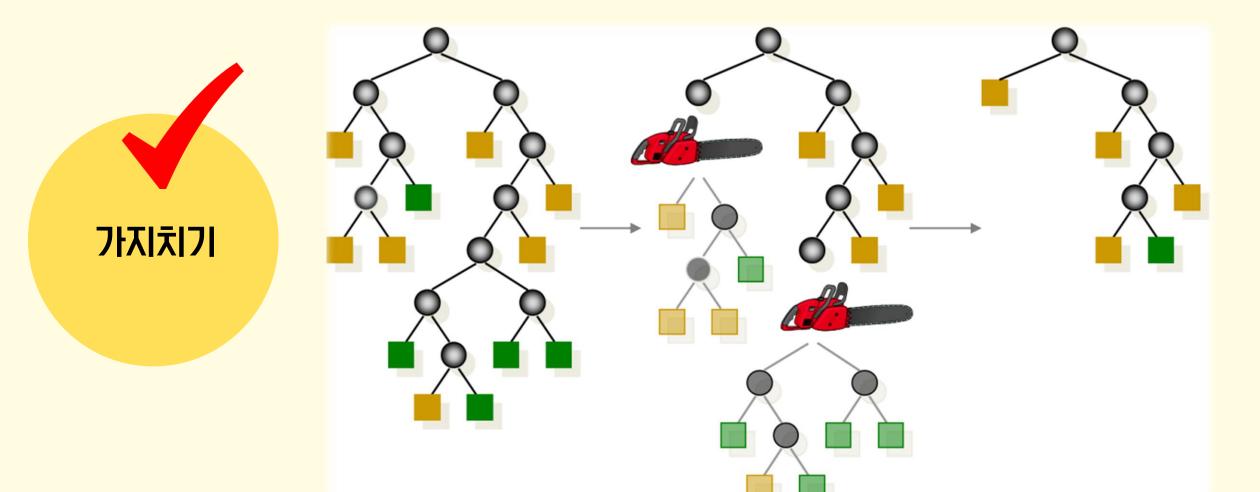


[부적절한 마디를 잘라내 모양을 단순화]

: depth가 깊어질수록 오버피팅의 위험성이 높음

: 불필요한(부적절한) 마디를 제거하는 과정

: 데이터를 버리는 것이 아닌 합치는 과정 (merge 개념)





- 예측값 할당

(분류: class 예측 vs 회귀: 특정값 예측)

- 타당성 평가 (cross validation 등을 통해 트리 모델 평가)
- 해석 및 예측 (생성한 tree에 새로운 데이터 대입 => 확인)

05 의사결정나무의 장/단점



- 직관적
- 이상치, 노이즈 큰 영향 x
- 높은 모델 해석력
- 연속형 데이터, 범주형 데이터 모두 처리 가능
- '균일도 '에만 초점 가능

(스케일링, 정규화 등의 과정 불필요)



- 일반화가 어려움 (불안전성)
- : 학습데이터에 따른 차이 큼
- = 모델 variance가 높음
- 오버피팅의 가능성이 매우 높음





- 직관적

Random Forest의 등장님의 가능성이 매우 높음

(트리들에서 만든 예측을 평균 -> 불안전성 금복)

- '균일도 '에만 초점 가능

(스케일링, 정규화 등의 과정 불필요)

