# 지도학습(분류)

• 결정 트리 모델

왜 이렇게 분류했는지 정확!(모델 설명 가능)

=> 머신러닝, 딥러닝 문제점=>XAI 데이터를 넣어서 학습을 시킨 후 성능이 잘나옴 근데 왜 성능이 잘 나오는지 모름 코드는 시험에 안나오고 내용만 시험에 나옴(예시-가지치기를 하는 이유 또는 코드 해석 정도)

## 와인 데이터

- 레드와인, 화이트 와인 분류
- 당도, 알콜, pH, 클래스(정답)

# 1. 데이터 로드

# In [1]:

```
import pandas as pd
wine = pd.read_csv('https://bit.ly/wine_csv_data')
```

# In [2]:

wine.head() #클래스는 0과 1로 구성됨

# Out[2]:

	alcohol	sugar	рН	class
0	9.4	1.9	3.51	0.0
1	9.8	2.6	3.20	0.0
2	9.8	2.3	3.26	0.0
3	9.8	1.9	3.16	0.0
4	9.4	1.9	3.51	0.0

# 2. 탐색 전 데이터 분석

#### In [3]:

```
# 와인 6497개 샘플
# 4가지(알콜, 당도, pH, 클래스): 실수값
# 누락된 값 없음(결측치 존재 X, non-null)
wine.info()
```

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'> RangeIndex: 6497 entries, 0 to 6496 Data columns (total 4 columns): # Column Non-Null Count Dtype ----\_\_\_\_\_ alcohol 6497 non-null 0 float64 6497 non-null float64 1 sugar 6497 non-null float64 Нα 6497 non-null float64 3 class dtypes: float64(4)

memory usage: 203.2 KB

## In [4]:

```
# 정규화 필요 => 알콜, 당도, pH 특징의 크기가 모두 제각각
wine.describe()
```

## Out[4]:

	alcohol	sugar	рН	class
count	6497.000000	6497.000000	6497.000000	6497.000000
mean	10.491801	5.443235	3.218501	0.753886
std	1.192712	4.757804	0.160787	0.430779
min	8.000000	0.600000	2.720000	0.000000
25%	9.500000	1.800000	3.110000	1.000000
50%	10.300000	3.000000	3.210000	1.000000
75%	11.300000	8.100000	3.320000	1.000000
max	14.900000	65.800000	4.010000	1.000000

# 3. 데이터 전처리

## In [5]:

```
data = wine[['alcohol', 'sugar', 'pH']].to_numpy()
target = wine['class'].to_numpy()

print(type(data))
print(type(target))
```

```
<class 'numpy.ndarray'>
<class 'numpy.ndarray'>
```

#### In [6]:

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
# 8:2의 비율
train_input, test_input, train_target, test_target = train_test_split(data, target,
```

## In [7]:

```
print(train_input.shape, test_input.shape)
(5197, 3) (1300, 3)
```

#### In [8]:

```
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

ss = StandardScaler()
ss.fit(train_input)

train_scaled = ss.transform(train_input)
test_scaled = ss.transform(test_input)
```

# 4. 결정 트리 모델

• 분류결과 설명 가능한 모델

## In [9]:

```
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier

dt = DecisionTreeClassifier(criterion = 'gini', random_state = 42)

dt.fit(train_scaled, train_target)

print(dt.score(train_scaled, train_target))
print(dt.score(test_scaled, test_target))
```

- 0.996921300750433
- 0.8592307692307692

## overfitting, 과대적합되었음

- 가장 좋은 모델: train이 test보다 쪼오금 더 좋게 나와야함
  - train: 0.99 이므로 test: 0.97 정도

#### In [10]:

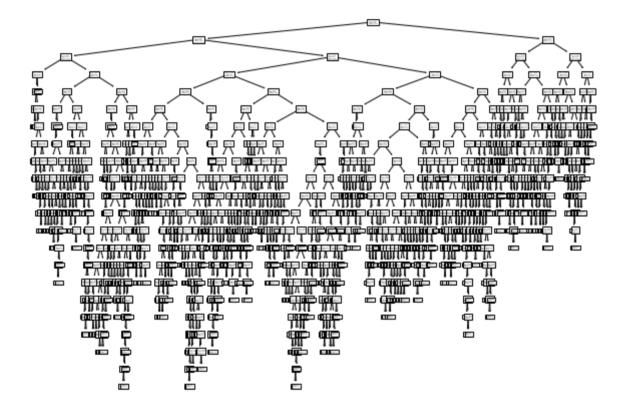
```
# 트리 모델 시각화
# - 트리모델은 나무 거꾸로 한 형상

import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.tree import plot_tree

plt.figure(figsize=(10,7))
plot_tree(dt)
plt.show
```

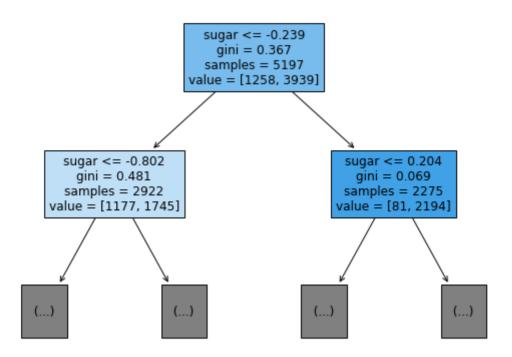
## Out[10]:

<function matplotlib.pyplot.show(\*args, \*\*kw)>



#### In [11]:

```
plt.figure(figsize =(10,7))
plot_tree(dt, max_depth = 1, filled = True, feature_names=['alcohol', 'sugar', 'pH']
plt.show()
```



## 설명

- root의 value 값을 더하면 5197개일 것(전체)
- 당도가 -0.239보다 작으면 왼쪽, 크면 오른쪽
- 왼쪽의 subtree에서 sugar값이 -0.802보다 더 작으면 왼쪽 크면 오른쪽
- gini라는 것은 불순도(중요)
- 가지친 것을 계속 따라가면 레드와인 구분할 수 있음

# 불순도(gini 계수) 시험

지니불순도 =  $1 - (음성클래스비율^2 + 양성클래스비율^2)$ 

- 지니계수의 값은 0~0.05
- 0.5면 최악(클래스가 모두 동일)
- 0이면 순수노드(하나의 클래스로 분류됨)

• 가지를 쳤을 때 불순도값이 줄어드는 방향으로 학습

### 트리모델의 가지치기 방법 시험: 트리모델에서 가지치기를 하는 이유

문제점: 현재처럼 가지치기를 하지 않고 학습하면, 가지가 계속 뻗어나서 일반화된 모델이 안나옴!!

가지치기 방법을 사용하면 과적합되지 않고 일반화 된 모델!

가지치기: 자라날 수 있는 트리의 최대 깊이를 지정

# In [12]:

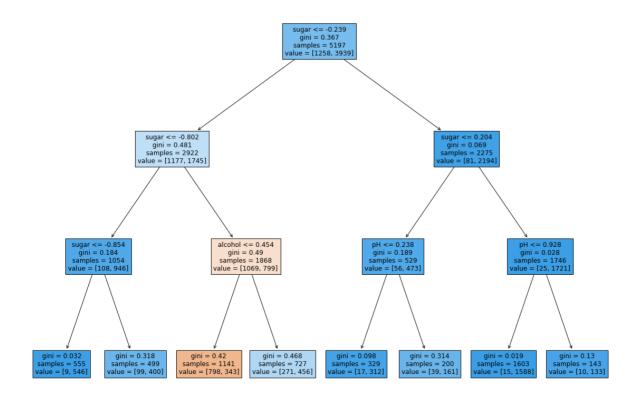
```
dt = DecisionTreeClassifier(max_depth=3, random_state =42) #max_depth를 설정하여 가지치
dt.fit(train_scaled, train_target)
print(dt.score(train_scaled, train_target))
print(dt.score(test_scaled, test_target))
```

0.8454877814123533

0.8415384615384616

## In [13]:

```
plt.figure(figsize=(20,15))
plot_tree(dt, filled=True, feature_names=['alcohol','sugar','pH'])
plt.show()
```



#### In [14]:

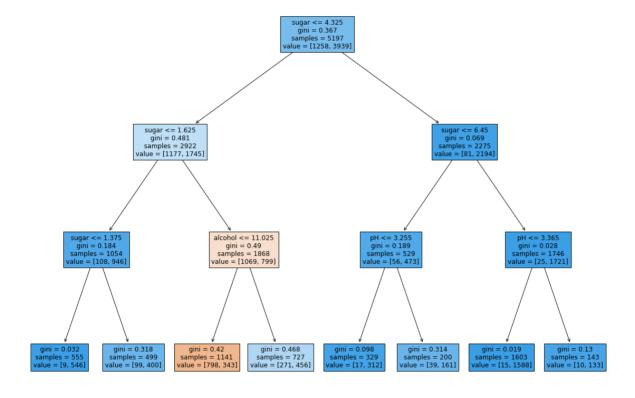
```
dt = DecisionTreeClassifier(max_depth=3, random_state =42) #max_depth를 설정하여 가지치
dt.fit(train_input,train_target)
# *_scaled: 정규화 된 값
print(dt.score(train_input, train_target)) #*_input: 정규화 된 값을 쓰지 않겠다 = 원래의 값
print(dt.score(test_input, test_target))
```

0.8454877814123533

0.8415384615384616

#### In [15]:

```
plt.figure(figsize=(20,15))
plot_tree(dt, filled=True, feature_names=['alcohol','sugar','pH'])
plt.show()
```



# 결정 트리 모델은 특징의 정규화가 필요 없음

- 따라서, 정규화값과 원본 값의 차이가 없음
- 왜? 트리 모델은 불순도(gini) 즉 클래스 비율로 계산하기 때문
- 오히려 정규화 하지 않았을 때 가독성이 더 좋음(수치값이 명확 예시) 정규화와 원본 비교하면 sugar 값 다름

# 트리모델의 단점

- 과적합(overfitting)으로 알고리즘 성능 저하(트리의 크기를 사전에 제한하는 가지치기 필수!)
- 한번에 하나의 변수만 고려(변수간 상호작용 파악 어려움)
- 약간의 차이에 따라 트리 모양이 많이 달라짐(두 변수가 비슷한 수준의 정보력, 약간의 차이로 다른 변수가 선택되면 이후의 트리 구성이 크게 달라짐)

앙상블 기법: 랜덤 포레스트 (앙상블 기법: 똑같은 모델을 여러개 써서 뭔갈 해보겠다, 랜덤 포레스트: 결정 트리를 여러개해서 뭔갈 하겠다)

# 5. 검증세트(Valid Set)

기존방법: Train(8): Test(2) => 결과

- Train결과 / Test결과 => 과대적합, 과소적합 => 더 나은 성능(모델)
- 문제점: 모델 튜닝(튜닝시 Test 데이터를 활용하고 있음)

NEW 방법: Train(6): Valid(2): Test(2)

- Train => Train과 Valid로 분리해서 활용
- Test는 전혀 사용하지 않음(검증에만 활용)

#### In [16]:

```
data = wine[['alcohol', 'sugar', 'pH']].to_numpy()
target = wine['class'].to_numpy()
```

## In [17]:

```
# Train(8): Test(2)
train_input, test_input, train_target, test_taret = train_test_split(data, target, test_target)
```

## In [18]:

```
# Train(8) => Train(6) : Valid(2)
sub_input, val_input, sub_target, val_target = train_test_split(train_input, train_t
```

#### In [19]:

```
print(sub_input.shape, val_input.shape, test_input.shape)
```

```
(4157, 3) (1040, 3) (1300, 3)
```

#### In [20]:

```
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier

dt = DecisionTreeClassifier(random_state = 42)
dt.fit(sub_input, sub_target)

print(dt.score(sub_input, sub_target)) # train 값이 더 크므로 과대적합
print(dt.score(val_input, val_target))
```

- 0.9971133028626413
- 0.864423076923077

#### 6. 교차검증(cross validation)

- valid 세트 생성하느라 Train 세트 크기가 줄어듬
- 보통 많은 데이터를 훈련할수록 좋은 모델이 만들어짐
- 그렇다고 검증 세트를 너무 적게 때면 검증 점수가 들쑥 날쑥

교차검증 사용하면 해결 가능!

교차검증: Test는 그대로 두고, Train 세트를 3-fold와 같이 나눠서 1개 set를 valid로 사용방법(보통 5-fold, 10-fold 많이 사용)

총 데이터: 500명 simple => 300명(Train), 100명(Valid), 100명(Test) cross => 400명, 100명(Test)

## 4-fold =>

- 100명-1 1평가:1,2,3(학습), 4(valid)
- 100명-2 2평가:1,2,4(학습), 3(valid)
- 100명-3 3평가:1,3,4(학습), 2(valid)
- 100명-4 4평가:2,3,4(학습), 1(valid)

## In [22]:

```
from sklearn.model_selection import cross_validate

#default => 5-fold
#fit => Train
#score => Valid
#test => Test
scores = cross_validate(dt, train_input, train_target)
print(scores)
```

## In [23]:

```
import numpy as np
#평균점수
print(np.mean(scores['test_score']))
```

0.855300214703487