위스콘신 유방암 데이터의 기본 모델 만들기

학습 목표

- 보팅 방식의 앙상블 기법을 실습을 통해 알아본다.
- 배깅 방식의 앙상블 기법을 실습을 통해 알아본다.

학습 내용

- 위스콘신 유방암 데이터 세트에 대한 기본 모델 구현하기
- 보팅 방식과 배깅 방식의 앙상블 기법 구현해 보기

목차

01 데이터 로드 및 전처리02 모델 학습 및 평가 - LogisticRegression03 배깅 방식의 앙상블 기법 활용 - 랜덤 포레스트

01 데이터 로드 및 전처리

목차로 이동하기

데이터 로드 및 전처리

In [14]:

```
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib

from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.datasets import load_breast_cancer
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier

from sklearn.metrics import accuracy_score
```

In [4]:

```
cancer = load_breast_cancer()
cancer_df = pd.DataFrame(cancer.data, columns=cancer.feature_names)
cancer_df.head()
```

Out[4]:

	mean radius	mean texture	mean perimeter	mean area	mean smoothness	mean compactness	mean concavity	mean concave points	mear symmetry
0	17.99	10.38	122.80	1001.0	0.11840	0.27760	0.3001	0.14710	0.2419
1	20.57	17.77	132.90	1326.0	0.08474	0.07864	0.0869	0.07017	0.1812
2	19.69	21.25	130.00	1203.0	0.10960	0.15990	0.1974	0.12790	0.2069
3	11.42	20.38	77.58	386.1	0.14250	0.28390	0.2414	0.10520	0.2597
4	20.29	14.34	135.10	1297.0	0.10030	0.13280	0.1980	0.10430	0.1809

5 rows × 30 columns

4

In [5]:

cancer_df.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 569 entries, 0 to 568
Data columns (total 30 columns):

# 	Column	Non-Null Count	Dtype
0	mean radius	569 non-null	float64
1	mean texture	569 non-null	float64
2	mean perimeter	569 non-null	float64
3	mean area	569 non-null	float64
4	mean smoothness	569 non-null	float64
5	mean compactness	569 non-null	float64
6	mean concavity	569 non-null	float64
7	mean concave points	569 non-null	float64
8	mean symmetry	569 non-null	float64
9	mean fractal dimension	569 non-null	float64
10	radius error	569 non-null	float64
11	texture error	569 non-null	float64
12	perimeter error	569 non-null	float64
13	area error	569 non-null	float64
14	smoothness error	569 non-null	float64
15	compactness error	569 non-null	float64
16	concavity error	569 non-null	float64
17	concave points error	569 non-null	float64
18	symmetry error	569 non-null	float64
19	fractal dimension error	569 non-null	float64
20	worst radius	569 non-null	float64
21	worst texture	569 non-null	float64
22	worst perimeter	569 non-null	float64
23	worst area	569 non-null	float64
24	worst smoothness	569 non-null	float64
25	worst compactness	569 non-null	float64
26	worst concavity	569 non-null	float64
27	worst concave points		float64
28	worst symmetry	569 non-null	float64
29	worst fractal dimension	569 non-null	float64

dtypes: float64(30) memory usage: 133.5 KB

In [6]:

print(cancer_df.shape)

(569, 30)

데이터 설명

- 위스콘신 유방암 데이터 세트는 유방암의 악성 종양, 양성 종양 여부를 결정하는 이진 분류
- 종양의 크기, 모양 등의 형태와 관련한 많은 피처를 가지고 있음.
- 569개의 행과, 30개의 피처로 이루어진 데이터
- null 값이 없음. 값들은 실수로 되어 있음.

데이터 나누기

```
In [10]:
                                                                                                H
# 피처와 레이블를 지정.
X = cancer_df[:]
y = cancer.target
X.shape, y.shape
Out[10]:
((569, 30), (569,))
In [11]:
                                                                                                H
from sklearn.model_selection import train_test_split
X_train , X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y,
                                                    test_size=0.2, random_state=0)
X_train.shape, X_test.shape, y_train.shape, y_test.shape
Out[11]:
```

((455, 30), (114, 30), (455,), (114,))

02 모델 학습 및 평가 - LogisticRegression

목차로 이동하기

```
In [13]:
# 모델 선택
model_log = LogisticRegression()
# 학습
model_log.fit(X_train, y_train)
# 예측
pred = model_log.predict(X_test)
pred[:15]
C:\Users\withJesus\angleanaconda3\lib\site-packages\sklearn\linear_model\_logistic.py:76
2: ConvergenceWarning: lbfgs failed to converge (status=1):
STOP: TOTAL NO. of ITERATIONS REACHED LIMIT.
Increase the number of iterations (max_iter) or scale the data as shown in:
    https://scikit-learn.org/stable/modules/preprocessing.html (https://scikit-lear
n.org/stable/modules/preprocessing.html)
Please also refer to the documentation for alternative solver options:
    https://scikit-learn.org/stable/modules/linear_model.html#logistic-regression (h
ttps://scikit-learn.org/stable/modules/linear_model.html#logistic-regression)
  n_iter_i = _check_optimize_result(
Out[13]:
array([0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 1])
In [16]:
                                                                                                H
print("LogisticRegression 분류기 정확도 : {0:.4f}".format(accuracy_score(y_test, pred) ) )
LogisticRegression 분류기 정확도 : 0.9474
모델 학습 및 평가 - LogisticRegression
In [17]:
# 모델 선택
model_knn = KNeighborsClassifier()
# 학습
model_knn.fit(X_train, y_train)
# 예측
pred = model_knn.predict(X_test)
pred[:15]
Out[17]:
array([0, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0])
In [18]:
                                                                                                H
print("KNeighborsClassifier 분류기 정확도 : {0:.4f}".format(accuracy_score(y_test, pred) ) )
```

LogisticRegression 분류기 정확도 : 0.9386

LogisticRegression의 정확도는 94.74%, Knn 모델의 정확도는 93.86%로 현재 결과로 LogisticRegression 우수하다.

보팅 분류기(Voting Classifier)를 활용한 앙상블 학습

- 앙상블 학습의 유형은 크게; 보팅(Voting), 배깅(Bagging), 부스팅(Boostin)의 세가지로 구분
 - 보팅(Voting): 여러개의 머신러닝 알고리즘 활용하여 최종 예측 결과 결정
 - 배깅(Bagging): **하나의 머신러닝 알고리즘 활용**. 샘플 데이터를 다르게 하며 학습을 수행.
- 보팅 유형 하드 보팅(Hard Voting)과 소프트 보팅(Soft Voting)
 - 하드 보팅: 다수의 분류기가 결정한 예측값을 최종 결과값으로 선정
 - 소프트 보팅 : 분류기들의 레이블 값 결정 확률을 더하고 이를 평균하여 확률이 가장 높은 레이블 값을 최종 결과값으로 선정.
 - 보통 소프트 보팅이 보팅 방법으로 적용됩니다.

Out [37]:

((455, 30), (114, 30), (455,), (114,))

• 사이킷 런은 보팅 방식의 앙상블을 Voting Classifier 클래스로 제공하고 있음.

```
In [36]:

In [36]:

# 모델 선택

model_log = LogisticRegression()

model_knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=8)

# 개별 모델을 소프트 보팅 기반의 앙상블 모델로 구현

vo_clf = VotingClassifier( estimators=[("LR", model_log), ("KNN", model_knn)], voting='soft') # 기본값 voting=hard

In [37]:

X_train , X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=0)

X_train.shape, X_test.shape, y_train.shape, y_test.shape
```

In [38]:

```
### VotingClassifier 학습/예측 평가
vo_clf.fit(X_train, y_train)
pred = vo_clf.predict(X_test)
print("Voting 분류기 정확도 : {0:.4f}".format(accuracy_score(y_test, pred)))
```

Voting 분류기 정확도: 0.9561

03 배깅 방식의 앙상블 기법 활용 - 랜덤 포레스트

목차로 이동하기

배깅 방식의 앙상블 기법 활용 - 랜덤 포레스트

• 랜덤 포레스트는 여러개의 결정 트리 분류기가 각각의 데이터 샘플링으로 개별적으로 학습 수행 후, 최종적으로 모든 분류기가 보팅을 통해 예측 결정하게 됨.

```
In [39]:

from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.metrics import accuracy_score
import pandas as pd
import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')
```

Out[40]:

In [40]:

```
((455, 30), (114, 30), (455,), (114,))
```

In [42]: ▶

```
# 모델 선택
model_rf = RandomForestClassifier()
# 학습
model_rf.fit(X_train, y_train)
# 예측
pred = model_rf.predict(X_test)
print( pred[:15] )
print("RandomForestClassifier 분류기 정확도 : {0:.4f}".format(accuracy_score(y_test, pred) ) )

•
```

```
[0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0 1 1 0 0]
RandomForestClassifier 분류기 정확도 : 0.9561
```

정리

- 앙상블 기법에는 보팅 방식, 배깅 방식, 부스팅 방식의 3가지 종류가 있다.
- VotingClassifier 는 보팅 방식의 앙상블 기법이다.
- 보팅 방식은 또 2가지 하드 보팅, 소프트 보팅 방식으로 나누어진다.

참조

• VotingClassifier: https://clay-atlas.com/us/blog/2021/10/30/python-scikit-learn-convergence-warning/)

In []:		H