Accuracy(정확도)

In [1]:

```
import sklearn
print(sklearn.__version__)
```

1.0.2

In [2]:

In [3]:

```
import pandas as pd
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
# Null 처리 함수
def fillna(df):
   df['Age'].fillna(df['Age'].mean(),inplace=True)
   df['Cabin'].fillna('N',inplace=True)
   df['Embarked'].fillna('N',inplace=True)
   df['Fare'].fillna(0,inplace=True)
   return df
# 머신러닝 알고리즘에 불필요한 속성 제거
def drop_features(df):
   df.drop(['PassengerId', 'Name', 'Ticket'],axis=1,inplace=True)
   return df
# 레이블 인코딩 수행.
def format features(df):
   df['Cabin'] = df['Cabin'].str[:1]
   features = ['Cabin', 'Sex', 'Embarked']
   for feature in features:
       le = LabelEncoder()
       le = le.fit(df[feature])
       df[feature] = le.transform(df[feature])
   return df
# 앞에서 설정한 Data Preprocessing 함수 호출
def transform_features(df):
   df = fillna(df)
   df = drop_features(df)
   df = format_features(df)
   return df
```

In [4]:

Dummy Classifier의 정확도는: 0.7877

In [5]:

```
from sklearn.datasets import load_digits
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.base import BaseEstimator
from sklearn.metrics import accuracy_score
import numpy as np
import pandas as pd
class MyFakeClassifier(BaseEstimator):
   def fit(self,X,y):
       pass
   # 입력값으로 들어오는 X 데이터 셋의 크기만큼 모두 O값으로 만들어서 반환
   def predict(self,X):
       return np.zeros((len(X), 1), dtype=bool)
# 사이킷런의 내장 데이터 셋인 load_digits( )를 이용하여 MNIST 데이터 로딩
digits = load_digits()
print(digits.data)
print("### digits.data.shape:", digits.data.shape)
print(digits.target)
print("### digits.target.shape:", digits.target.shape)
[[0. 0. 5. ... 0. 0. 0.]
[ 0. 0. 0. ... 10.
                     0.
                        0.1
[ 0. 0. 0. ... 16.
                     9.
                        0.1
 [0. 0. 1. ... 6. 0. 0.]
 [ 0. 0. 2. ... 12. 0. 0.]
 [ 0. 0. 10. ... 12. 1. 0.]]
### digits.data.shape: (1797, 64)
[0 1 2 ... 8 9 8]
### digits.target.shape: (1797,)
In [6]:
digits.target == 7
Out[6]:
array([False, False, False, ..., False, False, False])
In [7]:
# digits번호가 7번이면 True이고 이를 astype(int)로 1로 변환, 7번이 아니면 False이고 0으로 변환.
y = (digits.target == 7).astype(int)
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split( digits.data, y, random_state=11)
```

In [8]:

```
# 불균형한 레이블 데이터 분포도 확인.
print('레이블 테스트 세트 크기 :', y_test.shape)
print('테스트 세트 레이블 0 과 1의 분포도')
print(pd.Series(y_test).value_counts())
# Dummy Classifier로 학습/예측/정확도 평가
fakeclf = MyFakeClassifier()
fakeclf.fit(X_train , y_train)
fakepred = fakeclf.predict(X_test)
print('모든 예측을 0으로 하여도 정확도는:{:.3f}'.format(accuracy_score(y_test , fakepred)))
레이블 테스트 세트 크기: (450.)
테스트 세트 레이블 0 과 1의 분포도
0
    405
    45
dtype: int64
모든 예측을 0으로 하여도 정확도는:0.900
```

Confusion Matrix

In [9]:

```
from sklearn.metrics import confusion_matrix
# 앞절의 예측 결과인 fakepred와 실제 결과인 y_test의 Confusion Matrix출력
confusion_matrix(y_test , fakepred)

Out[9]:
array([[405, 0],
```

[45, 0]], dtype=int64)

정밀도(Precision) 과 재현율(Recall)

MyFakeClassifier의 예측 결과로 정밀도와 재현율 측정

In [10]:

```
from sklearn.metrics import accuracy_score, precision_score , recall_score
print("정밀도:", precision_score(y_test, fakepred))
print("재현율:", recall_score(y_test, fakepred))
```

정밀도: 0.0 재현율: 0.0

C:\ProgramData\Anaconda3\Iib\site-packages\sklearn\metrics_classification.py:1318:
UndefinedMetric\Undefined Precision is ill-defined and being set to 0.0 due to no pred icted samples. Use `zero_division` parameter to control this behavior.
_warn_prf(average, modifier, msg_start, len(result))

오차행렬, 정확도, 정밀도, 재현율을 한꺼번에 계산하는 함수 생성

In [11]:

```
from sklearn.metrics import accuracy_score, precision_score , recall_score , confusion_matrix

def get_clf_eval(y_test , pred):
    confusion = confusion_matrix( y_test, pred)
    accuracy = accuracy_score(y_test , pred)
    precision = precision_score(y_test , pred)
    recall = recall_score(y_test , pred)
    print('오차 행렬')
    print(confusion)
    print('정확도: {0:.4f}, 정밀도: {1:.4f}, 재현율: {2:.4f}'.format(accuracy , precision ,recall))
```

In [12]:

```
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
# 원본 데이터를 재로딩, 데이터 가공, 학습데이터/테스트 데이터 분할.
titanic_df = pd.read_csv('./titanic_train.csv')
y_titanic_df = titanic_df['Survived']
X_titanic_df= titanic_df.drop('Survived', axis=1)
X_titanic_df = transform_features(X_titanic_df)
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_titanic_df, y_titanic_df, ₩
                                                 test_size=0.20, random_state=11)
Ir_clf = LogisticRegression()
Ir_clf.fit(X_train , y_train)
pred = Ir_clf.predict(X_test)
get_clf_eval(y_test , pred)
오차 행렬
[[104 14]
[ 13 48]]
정확도: 0.8492, 정밀도: 0.7742, 재현율: 0.7869
C:\ProgramData\Anaconda3\lib\site-packages\sklearn\linear_model\_logistic.py:814: Co
nvergenceWarning: 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-learn.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 (https://scikit-learn.org/stable/modules/linear_model.html#logistic-regression)
```

Precision/Recall Trade-off

n_iter_i = _check_optimize_result(

```
predict proba() 메소드 확인
```

In [13]:

```
pred_proba = Ir_clf.predict_proba(X_test)
pred = Ir_clf.predict(X_test)
print('pred_proba()결과 Shape : {0}'.format(pred_proba.shape))
print('pred_proba array에서 앞 3개만 샘플로 추출 ₩n:', pred_proba[:3])
# 예측 확률 array 와 예측 결과값 array 를 concatenate 하여 예측 확률과 결과값을 한눈에 확인
pred_proba_result = np.concatenate([pred_proba, pred.reshape(-1,1)],axis=1)
print('두개의 class 중에서 더 큰 확률을 클래스 값으로 예측 ₩n',pred_proba_result[:3])
pred_proba()결과 Shape : (179, 2)
pred_proba array에서 앞 3개만 샘플로 추출
: [[0.46161968 0.53838032]
 [0.87858765 0.12141235]
[0.87723954 0.12276046]]
두개의 class 중에서 더 큰 확률을 클래스 값으로 예측
 [[0.46161968 0.53838032 1.
                              ]
 [0.87858765 0.12141235 0.
                              ]]
 [0.87723954 0.12276046 0.
```

Binarizer 활용

In [14]:

```
from sklearn.preprocessing import Binarizer

X = [[ 1, -1, 2],
       [ 2, 0, 0],
       [ 0, 1.1, 1.2]]

# threshold 기준값보다 같거나 작으면 0을, 크면 1을 반환
binarizer = Binarizer(threshold=1.1)
print(binarizer.fit_transform(X))

[[0, 0, 1.]
```

[[0. 0. 1.] [1. 0. 0.] [0. 0. 1.]]

분류 결정 임계값 0.5 기반에서 Binarizer를 이용하여 예측값 변환

In [15]:

```
from sklearn.preprocessing import Binarizer

#Binarizer의 threshold 설정값. 분류 결정 임곗값임.
custom_threshold = 0.5

# predict_proba() 반환값의 두번째 컬럼, 즉 Positive 클래스 컬럼 하나만 추출하여 Binarizer를 적용
pred_proba_1 = pred_proba[:,1].reshape(-1,1)

binarizer = Binarizer(threshold=custom_threshold).fit(pred_proba_1)
custom_predict = binarizer.transform(pred_proba_1)

get_clf_eval(y_test, custom_predict)
```

오차 행렬 [[104 14] [13 48]] 정확도: 0.8492, 정밀도: 0.7742, 재현율: 0.7869

분류 결정 임계값 0.4 기반에서 Binarizer를 이용하여 예측값 변환

In [16]:

```
# Binarizer의 threshold 설정값을 0.4로 설정. 즉 분류 결정 임곗값을 0.5에서 0.4로 낮춤 custom_threshold = 0.4 pred_proba_1 = pred_proba[:,1].reshape(-1,1) binarizer = Binarizer(threshold=custom_threshold).fit(pred_proba_1) custom_predict = binarizer.transform(pred_proba_1) get_clf_eval(y_test , custom_predict)
```

오차 행렬 [[99 19] [10 51]] 정확도: 0.8380, 정밀도: 0.7286, 재현율: 0.8361

여러개의 분류 결정 임곗값을 변경하면서 Binarizer를 이용하여 예측값 변환

```
In [17]:
# 테스트를 수행할 모든 임곗값을 리스트 객체로 저장.
thresholds = [0.4, 0.45, 0.50, 0.55, 0.60]
def get_eval_by_threshold(y_test , pred_proba_c1, thresholds):
   # thresholds list객체내의 값을 차례로 iteration하면서 Evaluation 수행.
   for custom_threshold in thresholds:
       binarizer = Binarizer(threshold=custom_threshold).fit(pred_proba_c1)
       custom_predict = binarizer.transform(pred_proba_c1)
       print('임곗값:',custom_threshold)
       get_clf_eval(y_test , custom_predict)
get_eval_by_threshold(y_test ,pred_proba[:,1].reshape(-1,1), thresholds )
임곗값: 0.4
오차 행렬
[[99 19]
[10 51]]
정확도: 0.8380, 정밀도: 0.7286, 재현율: 0.8361
임곗값: 0.45
오차 행렬
[[103 15]
[ 12 49]]
정확도: 0.8492, 정밀도: 0.7656, 재현율: 0.8033
임곗값: 0.5
```

precision recall curve()를 이용하여 임곗값에 따른 정밀도-재현율 값 추출

정확도: 0.8492, 정밀도: 0.7742, 재현율: 0.7869

정확도: 0.8659, 정밀도: 0.8364, 재현율: 0.7541

정확도: 0.8771, 정밀도: 0.8824, 재현율: 0.7377

오차 행렬 [[104 14] [13 48]]

임곗값: 0.55 오차 행렬 [[109 9] [15 46]]

임곗값: 0.6 오차 행렬 [[112 6] [16 45]]

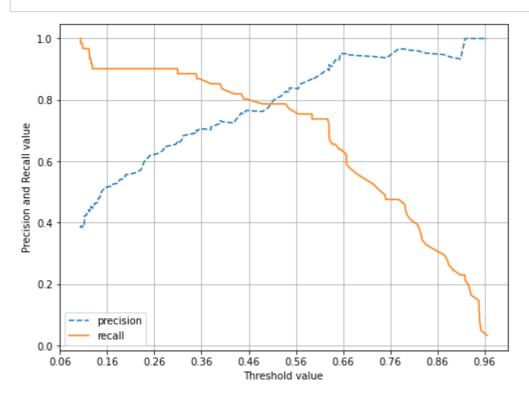
In [18]:

```
from sklearn.metrics import precision_recall_curve
# 레이블 값이 1일때의 예측 확률을 추출
pred_proba_class1 = Ir_clf.predict_proba(X_test)[:, 1]
# 실제값 데이터 셋과 레이블 값이 1일 때의 예측 확률을 precision_recall_curve 인자로 입력
precisions, recalls, thresholds = precision_recall_curve(y_test, pred_proba_class1)
print('반환된 분류 결정 임곗값 배열의 Shape:', thresholds.shape)
print('반환된 precisions 배열의 Shape:', precisions.shape)
print('반환된 recalls 배열의 Shape:', recalls.shape)
print("thresholds 5 sample:", thresholds[:5])
print("precisions 5 sample:", precisions[:5])
print("recalls 5 sample:", recalls[:5])
#반환된 임계값 배열 로우가 147건이므로 샘플로 10건만 추출하되, 임곗값을 15 Step으로 추출.
thr_index = np.arange(0, thresholds.shape[0], 15)
print('샘플 추출을 위한 임계값 배열의 index 10개:', thr_index)
print('샘플용 10개의 임곗값: ', np.round(thresholds[thr_index], 2))
# 15 step 단위로 추출된 임계값에 따른 정밀도와 재현율 값
print('샘플 임계값별 정밀도: ', np.round(precisions[thr_index], 3))
print('샘플 임계값별 재현율: ', np.round(recalls[thr_index], 3))
반환된 분류 결정 임곗값 배열의 Shape: (143,)
반환된 precisions 배열의 Shape: (144,)
반환된 recalls 배열의 Shape: (144,)
thresholds 5 sample: [0.1039616  0.10396382  0.10398871  0.10735794  0.10894754]
precisions 5 sample: [0.38853503 0.38461538 0.38709677 0.38961039 0.38562092]
recalls 5 sample: [1.
                          0.98360656 0.98360656 0.98360656 0.96721311]
샘플 추출을 위한 임계값 배열의 index 10개: [ 0 15 30 45 60 75 90 105 120 135]
샘플용 10개의 임곗값: [0.1 0.12 0.14 0.19 0.28 0.4 0.56 0.67 0.82 0.95]
샘플 임계값별 정밀도: [0.389 0.44 0.466 0.539 0.647 0.729 0.836 0.949 0.958 1.
샘플 임계값별 재현율: [1. 0.967 0.902 0.902 0.902 0.836 0.754 0.607 0.377 0.148]
```

임곗값의 변경에 따른 정밀도-재현율 변화 곡선을 그림

In [19]:

```
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.ticker as ticker
%matplotlib inline
def precision_recall_curve_plot(y_test , pred_proba_c1):
   # threshold ndarray와 이 threshold에 따른 정밀도, 재현율 ndarray 추출.
   precisions, recalls, thresholds = precision_recall_curve( y_test, pred_proba_c1)
   # X축을 threshold값으로, Y축은 정밀도, 재현율 값으로 각각 Plot 수행. 정밀도는 점선으로 표시
   plt.figure(figsize=(8,6))
   threshold_boundary = thresholds.shape[0]
   plt.plot(thresholds, precisions[0:threshold_boundary], linestyle='--', label='precision')
   plt.plot(thresholds, recalls[0:threshold_boundary],label='recall')
   # threshold 값 X 축의 Scale을 0.1 단위로 변경
   start, end = plt.xlim()
   plt.xticks(np.round(np.arange(start, end, 0.1),2))
   # x축, y축 label과 legend, 그리고 grid 설정
   plt.xlabel('Threshold value'); plt.ylabel('Precision and Recall value')
   plt.legend(); plt.grid()
   plt.show()
precision_recall_curve_plot( y_test, Ir_clf.predict_proba(X_test)[:, 1] )
```



F1 Score

In [20]:

```
from sklearn.metrics import f1_score f1 = f1_score(y_test , pred) print('F1 스코어: {0:.4f}'.format(f1))
```

F1 스코어: 0.7805

```
In [21]:
```

```
def get_clf_eval(y_test , pred):
   confusion = confusion_matrix( y_test, pred)
   accuracy = accuracy_score(y_test , pred)
   precision = precision_score(y_test , pred)
   recall = recall_score(y_test , pred)
   # F1 스코어 추가
   f1 = f1_score(y_test,pred)
   print('오차 행렬')
   print(confusion)
   # f1 score print 추가
   print('정확도: {0:.4f}, 정밀도: {1:.4f}, 재현율: {2:.4f}, F1:{3:.4f}'.format(accuracy, precision
thresholds = [0.4, 0.45, 0.50, 0.55, 0.60]
pred_proba = Ir_clf.predict_proba(X_test)
get_eval_by_threshold(y_test, pred_proba[:,1].reshape(-1,1), thresholds)
임곗값: 0.4
오차 행렬
[[99 19]
[10 51]]
정확도: 0.8380, 정밀도: 0.7286, 재현율: 0.8361, F1:0.7786
임곗값: 0.45
오차 행렬
[[103 15]
[ 12 49]]
정확도: 0.8492, 정밀도: 0.7656, 재현율: 0.8033, F1:0.7840
임곗값: 0.5
오차 행렬
[[104 14]
[ 13 48]]
정확도: 0.8492, 정밀도: 0.7742, 재현율: 0.7869, F1:0.7805
임곗값: 0.55
오차 행렬
[[109 9]
[ 15 46]]
정확도: 0.8659, 정밀도: 0.8364, 재현율: 0.7541, F1:0.7931
임곗값: 0.6
오차 행렬
[[112 6]
[ 16 45]]
정확도: 0.8771, 정밀도: 0.8824, 재현율: 0.7377, F1:0.8036
```

ROC Curve와 AUC

In [22]:

```
from sklearn.metrics import roc_curve
# 레이블 값이 1일때의 예측 확률을 추출
pred_proba_class1 = Ir_clf.predict_proba(X_test)[:, 1]
fprs , tprs , thresholds = roc_curve(y_test, pred_proba_class1)
# 반환된 임곗값 배열에서 샘플로 데이터를 추출하되, 임곗값을 5 Step으로 추출.
# thresholds[0]은 max(예측확률)+1로 임의 설정됨. 이를 제외하기 위해 np.arange는 1부터 시작
thr_index = np.arange(1, thresholds.shape[0], 5)
print('샘플 추출을 위한 임곗값 배열의 index:', thr_index)
print('샘플 index로 추출한 임곗값: ', np.round(thresholds[thr_index], 2))
# 5 step 단위로 추출된 임계값에 따른 FPR, TPR 값
print('샘플 임곗값별 FPR: ', np.round(fprs[thr_index], 3))
print('샘플 임곗값별 TPR: ', np.round(tprs[thr_index], 3))
샘플 추출을 위한 임곗값 배열의 index: [ 1 6 11 16 21 26 31 36 41 46 51]
샘플 index로 추출한 임곗값: [0.97 0.65 0.63 0.56 0.45 0.38 0.31 0.13 0.12 0.11 0.1
샘플 임곗값별 FPR:
                  [0.
                        0.017 0.034 0.076 0.127 0.186 0.237 0.576 0.619 0.754 0.8
14]
샘플 임곗값별 TPR: [0.033 0.639 0.705 0.754 0.803 0.852 0.902 0.902 0.951 0.967 1.
In [23]:
from sklearn.metrics import roc_curve
# 레이블 값이 1일때의 예측 확률을 추출
pred_proba_class1 = Ir_clf.predict_proba(X_test)[:, 1]
print('max predict_proba:', np.max(pred_proba_class1))
fprs , tprs , thresholds = roc_curve(y_test, pred_proba_class1)
print('thresholds[0]:', thresholds[0])
# 반환된 임곗값 배열 로우가 47건이므로 샘플로 10건만 추출하되, 임곗값을 5 Step으로 추출.
thr_index = np.arange(0, thresholds.shape[0], 5)
print('샘플 추출을 위한 임곗값 배열의 index 10개:', thr_index)
print('샘플용 10개의 임곗값: ', np.round(thresholds[thr_index], 2))
# 5 step 단위로 추출된 임계값에 따른 FPR, TPR 값
print('샘플 임곗값별 FPR: ', np.round(fprs[thr_index], 3))
print('샘플 임곗값별 TPR: ', np.round(tprs[thr_index], 3))
max predict_proba: 0.9651542351188102
thresholds[0]: 1.9651542351188103
샘플 추출을 위한 임곗값 배열의 index 10개: [ 0 5 10 15 20 25 30 35 40 45 50]
샘플용 10개의 임곗값: [1.97 0.75 0.63 0.59 0.49 0.4 0.31 0.15 0.12 0.11 0.1 ]
샘플 임곗값별 FPR: [0.
                       0.017 0.034 0.059 0.127 0.161 0.237 0.483 0.61 0.703 0.8
14]
샘플 임곗값별 TPR: [0. 0.475 0.672 0.754 0.787 0.852 0.885 0.902 0.934 0.967 0.9
84]
```

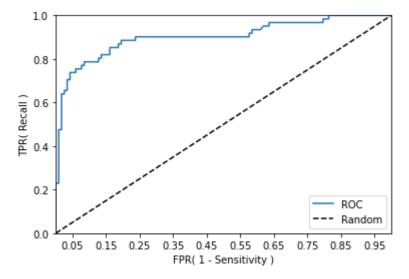
In [24]:

```
def roc_curve_plot(y_test , pred_proba_c1):
# 임곗값에 따른 FPR, TPR 값을 반환 받음.
fprs , tprs , thresholds = roc_curve(y_test ,pred_proba_c1)

# ROC Curve를 plot 곡선으로 그림.
plt.plot(fprs , tprs, label='ROC')
# 가운데 대각선 직선을 그림.
plt.plot([0, 1], [0, 1], 'k--', label='Random')

# FPR X 축의 Scale을 0.1 단위로 변경, X,Y 축명 설정등
start, end = plt.xlim()
plt.xticks(np.round(np.arange(start, end, 0.1),2))
plt.xlim(0,1); plt.ylim(0,1)
plt.xlabel('FPR( 1 - Sensitivity )'); plt.ylabel('TPR( Recall )')
plt.legend()
plt.show()

roc_curve_plot(y_test, lr_clf.predict_proba(X_test)[:, 1] )
```



In [25]:

```
from sklearn.metrics import roc_auc_score

### roc_auc_score(y_test, y_score)로 y_score는 predict_proba()로 호출된 예측 확률 ndarray중 Positive

#pred = Ir_clf.predict(X_test)

#roc_score = roc_auc_score(y_test, pred)

pred_proba = Ir_clf.predict_proba(X_test)[:, 1]

roc_score = roc_auc_score(y_test, pred_proba)

print('ROC AUC 값: {0:.4f}'.format(roc_score))
```

In [26]:

```
def get_clf_eval(y_test, pred=None, pred_proba=None):
    confusion = confusion_matrix( y_test, pred)
    accuracy = accuracy_score(y_test , pred)
    precision = precision_score(y_test , pred)
    recall = recall_score(y_test , pred)
    f1 = f1_score(y_test, pred)
    # ROC-AUC 추가
    roc_auc = roc_auc_score(y_test, pred_proba)
    print('오차 행렬')
    print(confusion)
# ROC-AUC print 추가
    print('정확도: {0:.4f}, 정밀도: {1:.4f}, 재현율: {2:.4f},\\
        F1: {3:.4f}, AUC:{4:.4f}'.format(accuracy, precision, recall, f1, roc_auc))
```

In []: