평가 지표 및 측정

1.1.1 이진 분류의 평가지표

1.1.2 임계값과 평가지표

1.1.3 평가지표 - ROC 커브, AUC

1.1.4 다중 분류의 평가지표

학습 내용

- 이진 분류의 평가 지표에 대해 알아본다.
- 불균형 데이터 셋일때의 정확도에 대해 알아본다.
- 정밀도, 민감도, 특이도, FPRate, F-score에 대해 알아본다.
- 함수를 활용하여 각각의 모델별 정밀도, 민감도, F-score를 확인해 본다.

목차

01. 데이터 준비 및 라이브러리 임포트

목차로 이동하기

In [1]:

```
from IPython.display import display, Image
import warnings
warnings.filterwarnings(action='ignore')
```

In [2]:

```
import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.model_selection import train_test_split
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
```

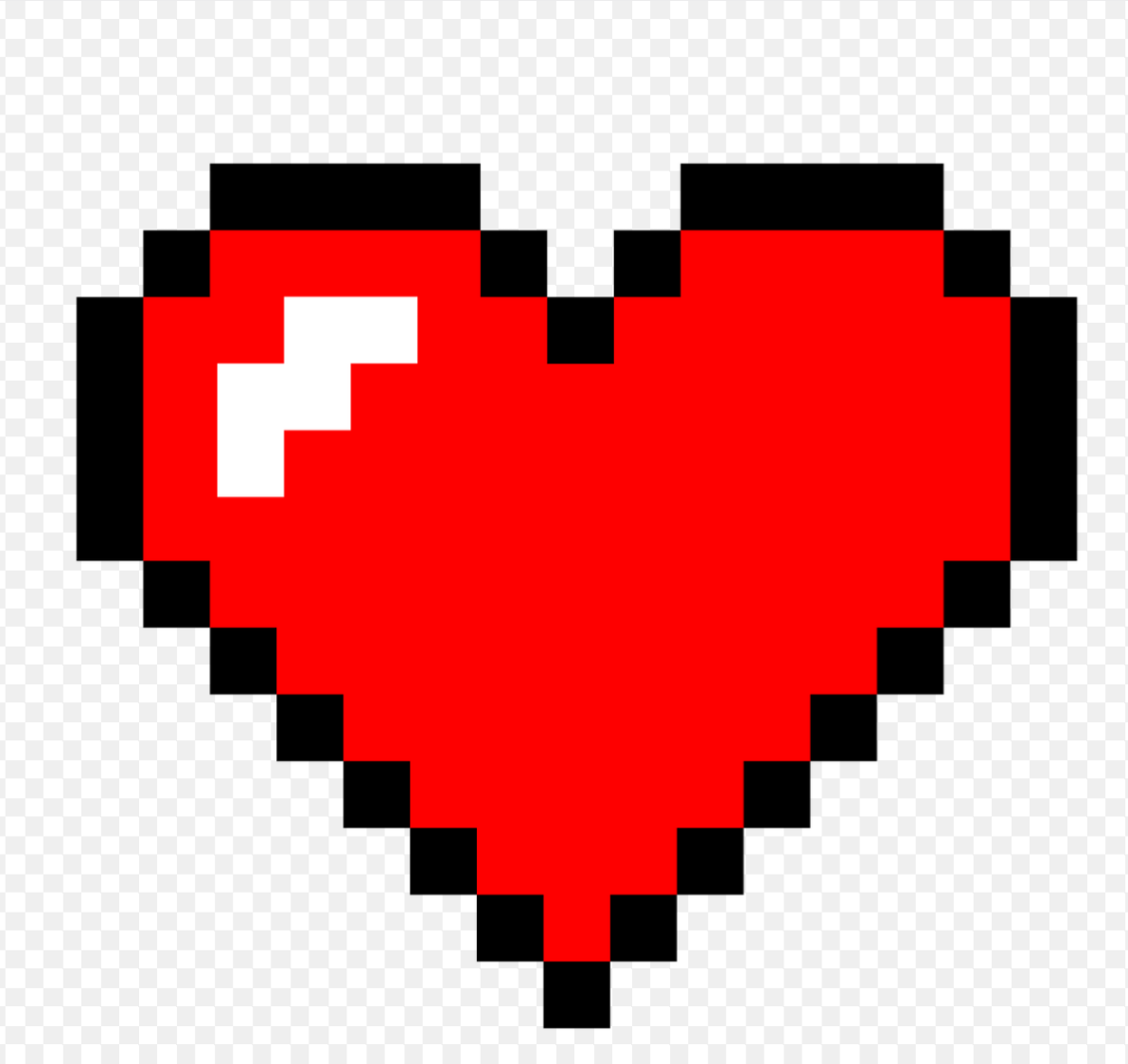
데이터 셋

- 손글씨 데이터
- data : 1797장, 64개의 pixel 데이터
  - images : 1797, 8, 8

- target : 0~9까지의 손글씨 값
- pixel : 화소(텔레비전·컴퓨터 화면의 화상을 구성하는 최소 단위)
  - 화면 이미지들은 더 이상 쪼개지지 않는 사각형의 작은 점들이 모여 이뤄진다. 이때 이미지를 구성하는 최소 단위를 픽셀이라고 한다.

In [3]:

```
## 머신러닝 작업 flow
display(Image(filename='img/model_validation_pixel01.png'))
```



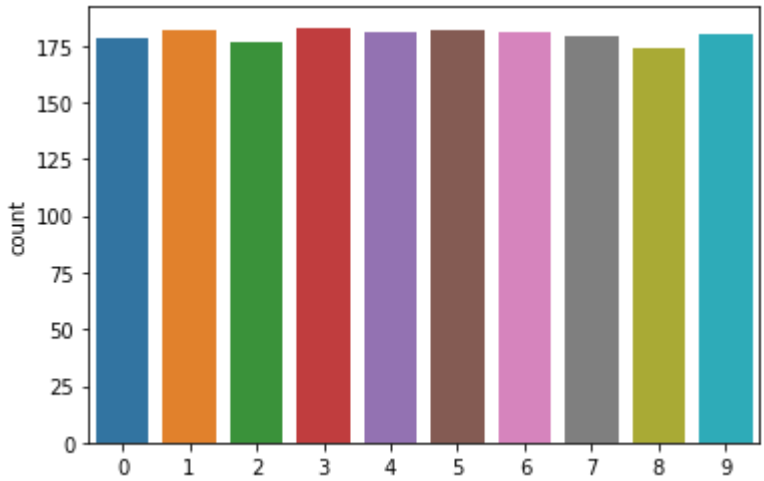
In [4]:

```
from sklearn.datasets import load_digits

digits = load_digits()
print(digits.data.shape)
print(digits.keys(), digits.target)
print(np.unique( digits.target ) )
sns.countplot(digits.target)
```

```
(1797, 64)
dict_keys(['data', 'target', 'frame', 'feature_names', 'target_names',
'images', 'DESCR']) [0 1 2 ... 8 9 8]
[0 1 2 3 4 5 6 7 8 9]
```

Out[4]:

```
<AxesSubplot:ylabel='count'>
```



Target 값을 이진값으로 만들기

데이터 셋의 Target(타깃)을 9:1의 비율로 나누기

- 9이면 True
- 9가 아니면 False

In [5]:

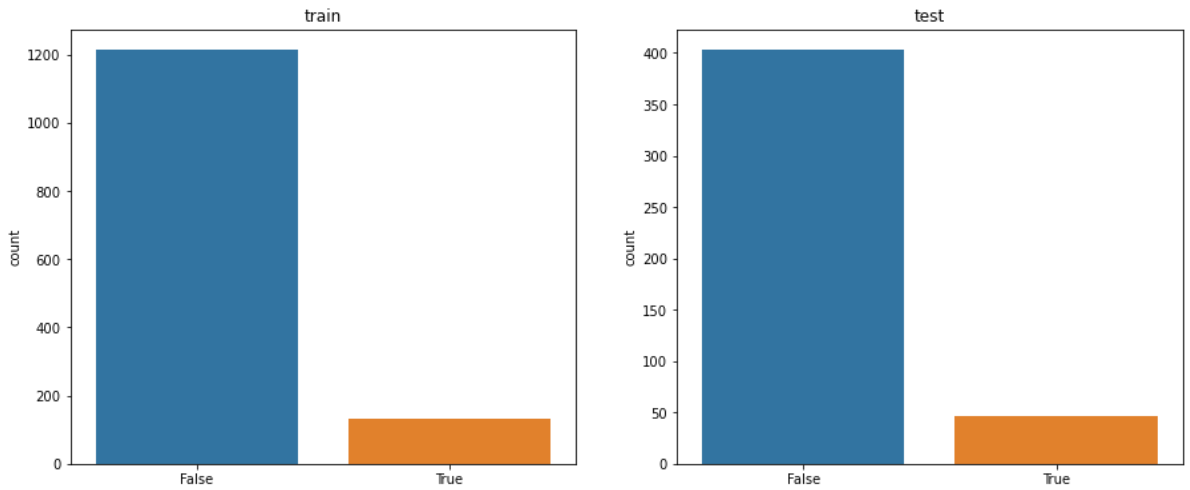
```
X = digits.data             # 입력
y = digits.target == 9      # 출력

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

In [6]:

```
plt.figure(figsize=(15,6))
plt.subplot(1, 2, 1)
# y_train의 값 확인
sns.countplot(y_train)
plt.title("train")

plt.subplot(1, 2, 2)
# y_test의 값 확인
sns.countplot(y_test)
plt.title("test")
```

Out[6]:

```
Text(0.5, 1.0, 'test')
```



02. 다양한 모델의 평가 수행

목차로 이동하기

- 정확도(accuracy) 확인

02-01 기본 모델 DummyClassifier

- 간단한 규칙을 사용하여 예측을 수행한다.
- 실제 프로젝트에서 사용하지 않으며, **간단한 베이스라인 모델**로서 사용된다.
- DummyClassifier(strategy='most_frequent') : 학습용 데이터 셋에서 가장 많이 있는 Label(라벨)을 예측한다.
  - most_frequent : 가장 많이 있는 Label(라벨)을 예측
  - stratified : 클래스 분포를 존중하여 예측을 생성
  - uniform : 무작위로 균일하게 예측을 생성 ,

    - 기타 : prior, constant

- 아래 모델은 가장 많은 레이블을 가진 False만 예측하게 된다.

In [7]:

```
from sklearn.dummy import DummyClassifier
dummy_model = DummyClassifier(strategy='most_frequent').fit(X_train, y_train)
pred_most_frequent = dummy_model.predict(X_test)

print("예측된 레이블의 고유값: {}".format(np.unique(pred_most_frequent)))
print("테스트 평가 정확도 : {:.2f}".format(dummy_model.score(X_test, y_test)))
```

```
예측된 레이블의 고유값: [False]
테스트 평가 정확도 : 0.90
```

02-02 DummyClassifier를 이용한 예측

- 매개변수 없을 때의 기본 동작
    - stratified : 클래스 분포를 고려하여 예측

- 클래스의 9:1 분포를 가만하여 예측

In [8]:

```
dummy = DummyClassifier(strategy='stratified').fit(X_train, y_train)
pred_dummy = dummy.predict(X_test)

print("예측된 레이블의 고유값: {}".format(np.unique(pred_dummy)))
print("테스트 평가 정확도 : {:.2f}".format(dummy.score(X_test, y_test)))
```

```
예측된 레이블의 고유값: [False  True]
테스트 평가 정확도 : 0.81
```

02-03 실제 모델 - DecisionTreeClassifier

In [9]:

```
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
tree = DecisionTreeClassifier(max_depth=2).fit(X_train, y_train)
pred_tree = tree.predict(X_test)

print("테스트 평가 정확도: {:.2f}".format(tree.score(X_test, y_test)))
```

```
테스트 평가 정확도: 0.92
```

- DecisionTreeClassifier(의사결정트리)와 기본 모델 dummy 분류기(하나만 예측)와 성능차이가 거의 없다.

02-04 LogisticRegression(로지스틱 회귀) 모델

In [10]:

```
from sklearn.linear_model import LogisticRegression

logreg = LogisticRegression(C=0.1).fit(X_train, y_train)
pred_logreg = logreg.predict(X_test)

print("logreg 점수: {:.2f}".format(logreg.score(X_test, y_test)))
```

```
logreg 점수: 0.98
```

하나만 예측하는 기본 모델도 90% 이상의 정확도를 갖는다.

- 값의 편중이 이루어져 하나만 예측하더라도 정확도가 높게 나오기에
  - 정확도는 때로는 평가지표로 사용하기에 부족한 부분이 있다.

정확도 대신에 사용할 지표가 무엇이 있을까?

03 오차행렬(confusion matrix)을 이용하기

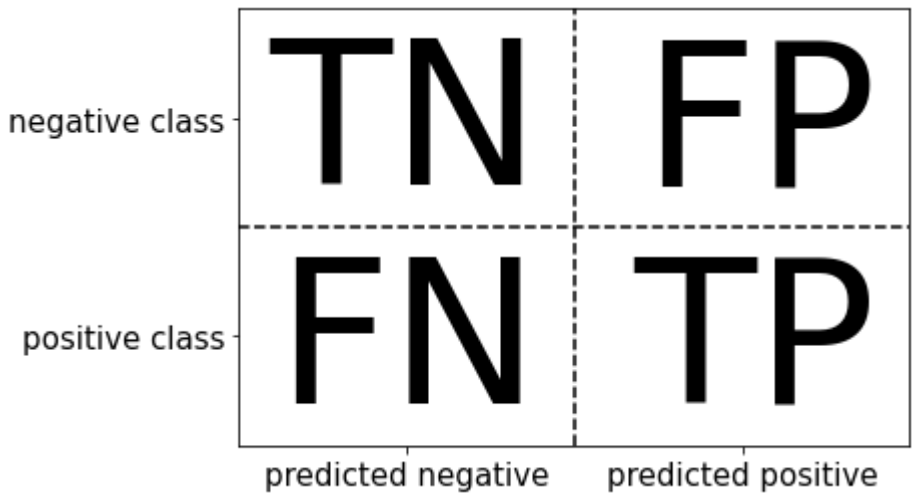
목차로 이동하기

In [11]:

```
import mglearn
```

In [12]:

```
mglearn.plots.plot_binary_confusion_matrix()
```



confusion_matrix 를 이용한 오차(혼동) 행렬 구하기

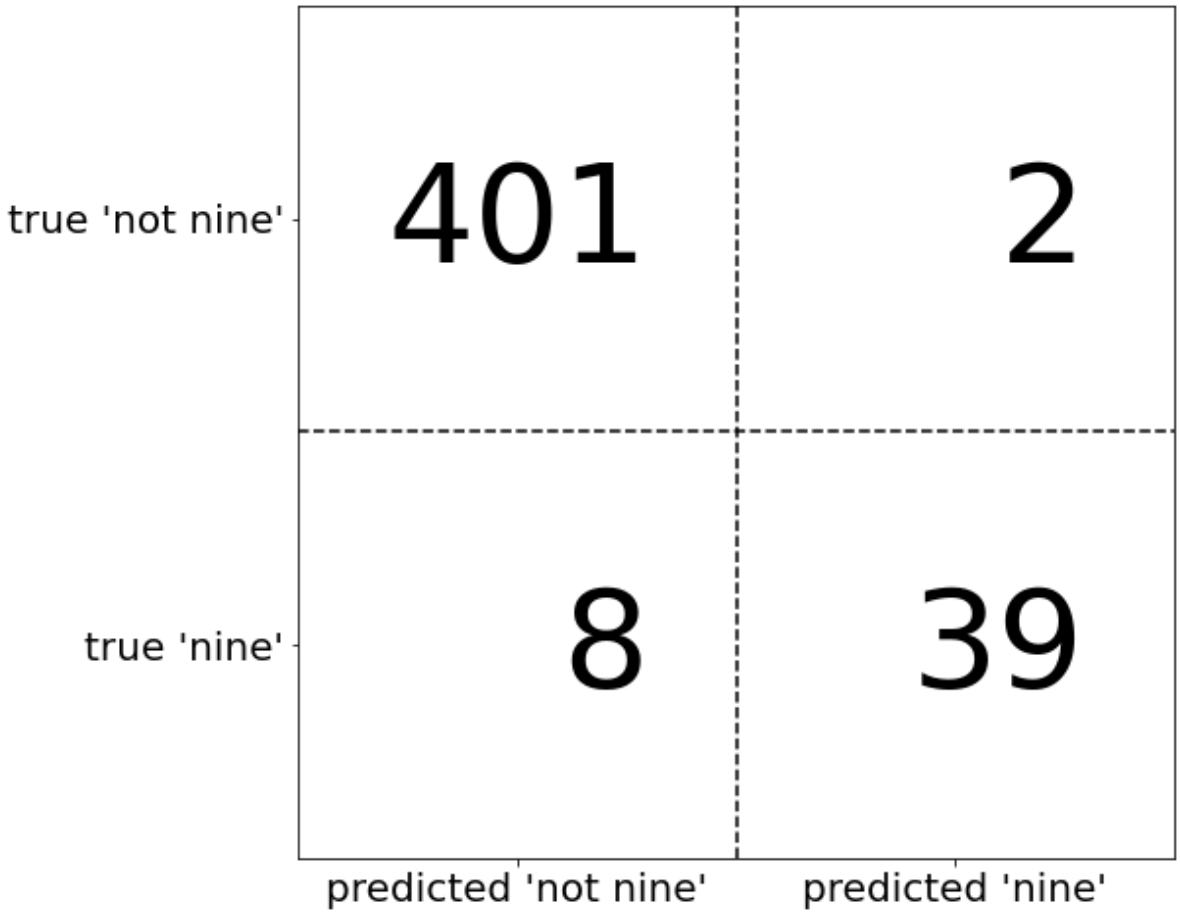
In [13]:

```
from sklearn.metrics import confusion_matrix

confusion = confusion_matrix(y_test, pred_logreg)
print("오차 행렬:\n{}".format(confusion))
```

```
오차 행렬:
[[402   1]
 [  6  41]]
```

In [14]:

```
mglearn.plots.plot_confusion_matrix_illustration()
```



3-1 각각의 예측값에 대한 오차행렬을 확인해보기

- 행은 실제 클래스(1행:9가 아니다, 2행:9이다)에 해당하고, 열은 예측 클래스(1열:9가 아니다, 2열:9이다)에 해당

In [15]:

```
print("빈도 기반 더미 모델:")
print(confusion_matrix(y_test, pred_most_frequent))

print("\n무작위 더미 모델:")
print(confusion_matrix(y_test, pred_dummy))

print("\n결정 트리:")
print(confusion_matrix(y_test, pred_tree))

print("\n로지스틱 회귀")
print(confusion_matrix(y_test, pred_logreg))
```

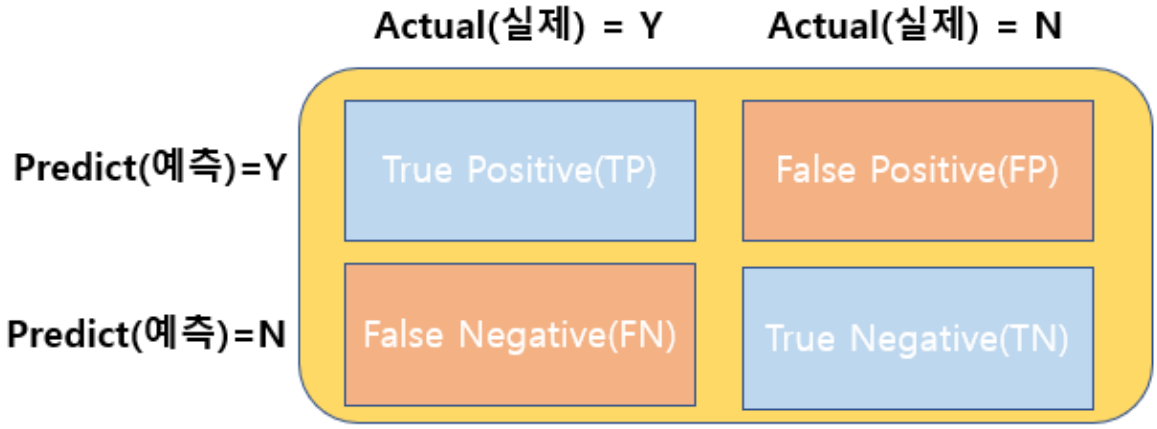
```
빈도 기반 더미 모델:
[[403   0]
 [ 47   0]]

무작위 더미 모델:
[[368  35]
 [ 43   4]]

결정 트리:
[[390  13]
 [ 24  23]]

로지스틱 회귀
[[402   1]
 [  6  41]]
```

3-2 분류의 다양한 평가지표를 살펴보기

- 정확도(accuracy) : 전체 값 중에 얼마나 예측을 정확하게 했는가?
  - (정확하게 예측한 개수)/(전체 개수)
- 정밀도(precision) : 양성으로 예측한 것중(TP+FP), 진짜 양성(TP)
- 민감도(sensitivity), 재현율(recall) : 전체 양성 샘플(TP + FN)중에서 얼마나 많은 샘플이 양성 클래스로 분류(TP)
- 특이도
- Fprate
- F-score
- AUC

In [17]:

```
## 혼동 행렬
display(Image(filename='img/model_validation01.png'))
```



Classification(분류)의 평가지표를 살펴보자.

정확도(accuracy) : 정확하게 예측/전체 예측수

$$\text{accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{FN} + \text{TN}}$$

정밀도(precision) : 예측을 양성(Positive)으로 한것 전체(TP+FP)중에 잘 예측한 것(TP)

$$\text{정밀도(precision)} = \frac{\text{잘 예측(TP)}}{\text{예측을 양성으로 한 것 전체(TP+FP)}}$$

- 언제 사용하는가? : **거짓 양성(FP)의 수를 줄일 때** 사용
  - 임상 실험을 통해 신약의 치료 효과를 예측하는 모델
  - 임상 실험은 가격이 매우 비싸, 제약회사는 한번의 임상실험으로 신약의 효과를 검증하기를 원함. 모델이 거짓 양성(FP)을 많이 만들지 않는 것이 중요. 높은 정밀도가 필요. 이때 정밀도를 지표로 확인

민감도(sensitivity), 재현율(recall, TPRate), 진짜 양성 비율(TPR)

- 전체 **실제 양성 데이터(TP + FN)**중에 얼마나 많은 샘플을 양성으로 잘 분류했나?(TP)
- TP/(TP + FN)

$$\text{민감도(recall, 재현율)} = \frac{\text{잘 예측(TP)}}{\text{전체 양성 샘플 전체(TP+FN)}}$$

- 재현율이 높아지면 FP는 상대적으로 낮아짐.
- 언제 사용? FN(가짜 음성. 잘못 예측함.)을 줄일 때, 성능 지표로 사용합니다.
- **재현율**의 최적화와 **정밀도**의 최적화는 상충한다. 하나의 성능이 좋아지면 다른 하나는 성능이 떨어진다.

- 다른 말로 **민감도(sensitivity), 적중률(hit rate), 진짜 양성 비율(TPR)**이라고 합니다.
- 따라서 병원의 암 예측 같은 경우는 FN를 최소화시켜 재현율을 줄이면, 상대적으로 정밀도를 최대화된다.

특이도

- 전체 **실제 데이터의 음성 데이터(FP + TN)**중에 제대로 예측한 샘플(음성 예측)?(TN)
- TN/(FP + TN)

$$\text{특이도} = \frac{\text{잘 예측(TN)}}{\text{실제 값이 음성인것 전체(FP + TN)}}$$

FPRate

- 전체 **실제 데이터의 음성 데이터(FP + TN)**중에 예측을 실패(양성 예측), 잘 분류하지 못한 것?(FP)
- FP/(FP + TN)

$$\text{FPRate} = \frac{\text{틀린 예측(FP)}}{\text{실제 값이 음성인것 전체(FP + TN)}}$$

다양한 분류 측정 방법

- https://en.wikipedia.org/wiki/Sensitivity_and_specificity (https://en.wikipedia.org/wiki/Sensitivity_and_specificity)
- 이진 분류에서는 정밀도와 재현율을 가장 많이 사용.
  - 분야마다 다른 지표를 사용할 수 있다.

04. f1-score를 확인해보기

목차로 이동하기

F-score

- 오차 행렬의 결과를 요약하는 여러 방법 중 가장 일반적인 것은 정밀도, 재현율이다.
- 정밀도와 재현율은 중요한 측정 방법이지만, 둘중의 하나의 방법으로 전체 그림을 보기가 어렵다.
- 정밀도와 민감도(recall,재현율)을 하나만 가지고 측정이 안된다. 정밀도(precision)와 재현율(recall)의 조화 평균인 f-점수 또는 f-측정은 이 둘을 하나로 요약을 해 줍니다.

$$\text{F} = 2 * \frac{\text{정밀도*재현율}}{\text{정밀도} + \text{재현율}}$$

위의 공식을 우리는 f_1 점수라고한다.

- 정밀도와 재현율을 함께 고려하므로 불균형한 이진 분류 데이터셋에서의 **정확도보다 더 나은 지표**가 될 수 있다.

각각의 모델 예측값을 f1-score로 예측

In [18]:

```
from sklearn.metrics import f1_score

# 빈도기반 모델 f1-score
print("무작위 더미 모델의 f1 score: {:.2f}".format(f1_score(y_test, pred_most_frequent))

# Dummy분류 f1-score
print("무작위 더미 모델의 f1 score: {:.2f}".format(f1_score(y_test, pred_dummy)))

# 의사결정트리
print("트리 모델의 f1 score: {:.2f}".format(f1_score(y_test, pred_tree)))

# 로지스틱
print("로지스틱 회귀 모델의 f1 score: {:.2f}".format(f1_score(y_test, pred_logreg)))
```

```
무작위 더미 모델의 f1 score: 0.00
무작위 더미 모델의 f1 score: 0.09
트리 모델의 f1 score: 0.55
로지스틱 회귀 모델의 f1 score: 0.92
```

- 로지스틱 회귀 모델이 가장 좋은 성능을 보여준다.

f1-score를 요약해서 보여주기

- classification_report() : 정밀도, 재현율, f1-score을 모두 한번에 계산
- support는 단순히 샘플의 수
- macro avg : 단순히 클래스별 점수의 평균 계산
- weighted avg : 클래스의 샘플수로 가중 평균

In [19]:

```
from sklearn.metrics import classification_report
print(classification_report(y_test, pred_most_frequent,
                           target_names=["not 9", "is 9"]))
```

```
              precision    recall  f1-score   support

       not 9       0.90      1.00      0.94       403
        is 9       0.00      0.00      0.00        47

    accuracy                           0.90       450
   macro avg       0.45      0.50      0.47       450
weighted avg       0.80      0.90      0.85       450
```

dummyClassifier 모델

In [20]:

```
print(classification_report(y_test, pred_dummy,
                            target_names=["not 9", "is 9"]))
```

```
              precision    recall  f1-score   support

       not 9       0.90      0.91      0.90       403
        is 9       0.10      0.09      0.09        47

    accuracy                           0.83       450
   macro avg       0.50      0.50      0.50       450
weighted avg       0.81      0.83      0.82       450
```

의사결정트리

In [23]:

```
print(classification_report(y_test,
                            pred_tree,
                            target_names=["not 9", "is 9"]))
```

```
              precision    recall  f1-score   support

       not 9       0.94      0.97      0.95       403
        is 9       0.64      0.49      0.55        47

    accuracy                           0.92       450
   macro avg       0.79      0.73      0.75       450
weighted avg       0.91      0.92      0.91       450
```

로지스틱 회귀

In [24]:

```
print(classification_report(y_test,
                            pred_logreg,
                            target_names=["not 9", "is 9"]))
```

```
              precision    recall  f1-score   support

       not 9       0.99      1.00      0.99       403
        is 9       0.98      0.87      0.92        47

    accuracy                           0.98       450
   macro avg       0.98      0.93      0.96       450
weighted avg       0.98      0.98      0.98       450
```

In [ ]:

```
```