평가 지표(Metric)

목차

4-1 회귀에서의 평가 지표

MAE(mean absolute error, MAE) : 평균 절대 오차

MSE(Mean Square Error; MSE) : 평균 제곱 오차

MAPE(Mean Absolute Percentage Error : MAPE) : 평균 절대 백분 오차 비율

RMSE(Root Mean Square error, RMSE) : 평균 제곱근 오차(RMSE)

RMSLE(Root Mean Squared Logaithmic Error, RMSE)

4-1 예측 오차

$\hat{y}_i$: 모델로 부터 생성된 예측값

y_i : 실제값

$y_i - \hat{y}_i$ 실제값과 예측값의 차이

4-1 예측 오차

MAE(Mean absolute Error; MAE) : 평균 절대 오차

* 예측 에러(Prediction Error) = 실제값 – 예측값

* 절대 오차(Absolute Error) -> |예측 오차|

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\,|y_i - \widehat{y_i}|\,\right)$$

$\hat{y}_i$: 모델로 예측한 값

y_i : 예측값

n : 데이터 개수

* MAE는 오차이기에 0에 가까우면 좋다.

4-1 예측 오차

MSE(Mean Squared Error; MSE) : 평균 제곱 오차

$$\text{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2$$

$\hat{y}_i$: 모델로 예측한 값

y_i : 예측값

n : 데이터 개수

* MSE는 0에 가까우면 좋다.

4-1 예측 오차

RMSE(Root Mean Square error, RMSE) : 평균 제곱근 오차

RMSE는 평균제곱오차(MSE)의 제곱근 값으로 다음과 같이 정의한다.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y_i})^2}$$

$\hat{y_i}$: 모델로 예측한 값

y_i : 예측값

n : 데이터 개수

MSE로 예측 오차를 평가할 때, 그 수치가 커지는 것을 제곱근을 취함으로써 보정한 값이다.

MAPE(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)

평균 절대 백분 오차 비율(Mean Absoulte Percentage Error : MAPE)

MAPE는 실제 종속변수 값 대비 예측오차 비율의 절대값들을 평균한 값으로
실제 데이터에서 오차가 어느 정도의 비율로 발생했는지 확인한다.

$$\mathrm{MAPE} = \frac{100}{n}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i}}$$

$\hat{y}_i$: 모델로 예측한 값

y_i : 예측값

n : 데이터 개수

4-2 분류 문제에서는 어떤 평가지표를 사용할까?

혼동 행렬(confusion matrix) or 오차 행렬

- Confusion matrix는 분류 모델의 성능을 알고자 할 때 많이 사용.

- 알고리즘 성능을 평가할 때, 평가하는 지표로 많이 사용.

4-2 Metric

이진 분류 모델을 위한 혼동 행렬

파란색 부분은 정답을 맞춘 경우이고, 붉은색 부분은 오류가 생성된 부분

	Actual(실제) = Y	Actual(실제) = N
Predict(예측)=Y	True Positive(TP)	False Positive(FP)
Predict(예측)=N	False Negative(FN)	True Negative(TN)

4-2 Metric

혼동 행렬(confusion matrix)

	Actual = Y	Actual = N
Predict=Y	True Positive(TP)	False Positive(FP)
Predict=N	False Negative(FN)	True Negative(TN)

(1) ‘True/False’는 실제 값이 1이냐 0이냐를 맞추는 지를 나타냄

(2) ‘True’는 실제와 예측이 일치. ‘False’는 실제와 예측이 불일치

4-2 Metric

혼동 행렬(confusion matrix)

	Actual = Y	Actual = N
Predict=Y	True Positive(TP)	False Positive(FP)
Predict=N	False Negative(FN)	True Negative(TN)

(1) TP의 경우 1이라고 예측했는데, 실제 값이 1인 경우.

(2) TN의 경우 0이라고 예측했는데, 실제 값이 0인 경우

4-2 Metric

혼동 행렬(confusion matrix)

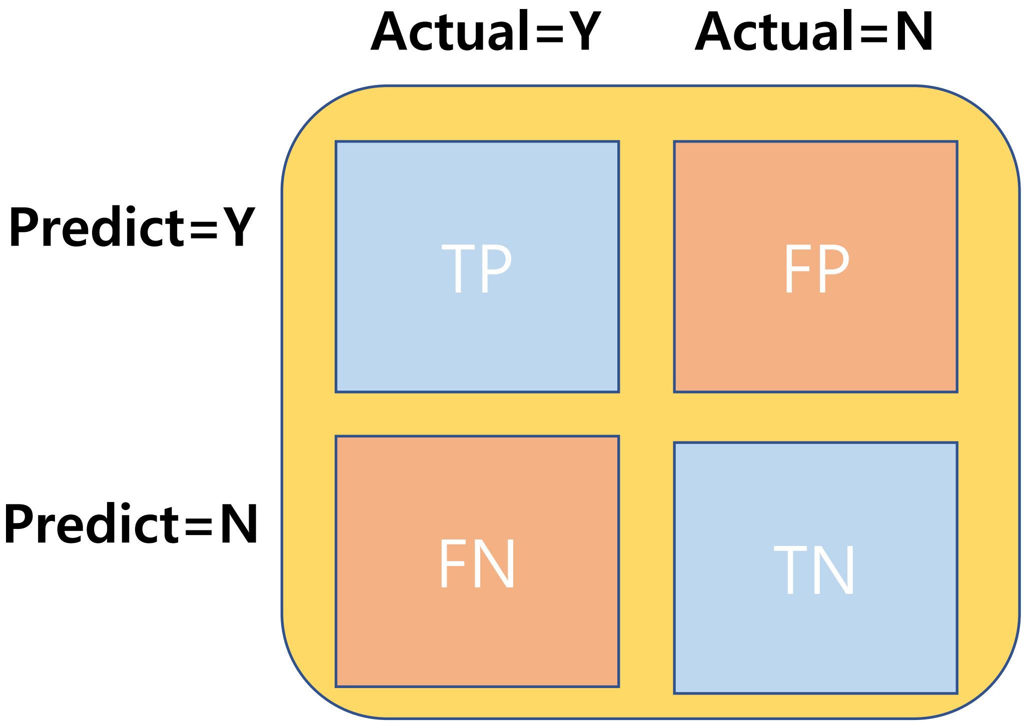
	Actual = Y	Actual = N
Predict=Y	True Positive(TP)	False Positive(FP)
Predict=N	False Negative(FN)	True Negative(TN)

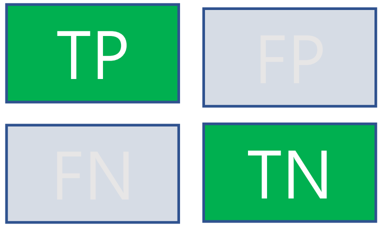
(1) FP의 경우 1이라고 예측했는데, 실제 값이 0인 경우,

(2) FN의 경우 0이라고 예측했는데, 실제 값이 1인 경우,

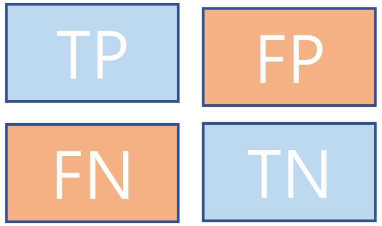
정확도(Accuracy)

전체 샘플 데이터 중에서 예측한 값이 얼마나 잘 맞췄을까?



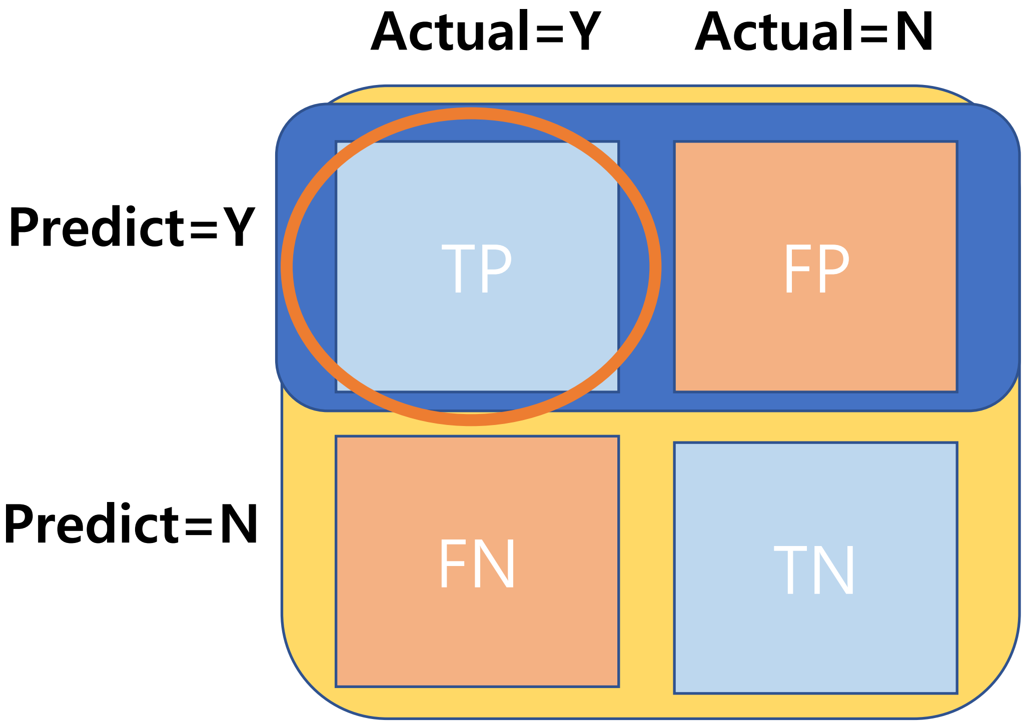


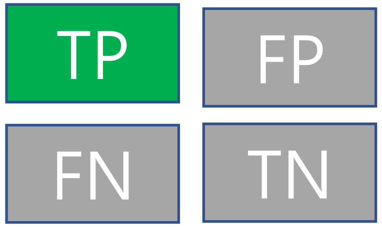
$$\text{정확도(Accuracy)} = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}$$



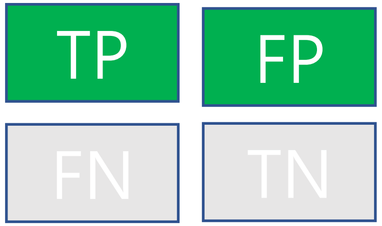
정밀도(Precision)

예측 Y중에 실제 Y를 정확하게 한 확률





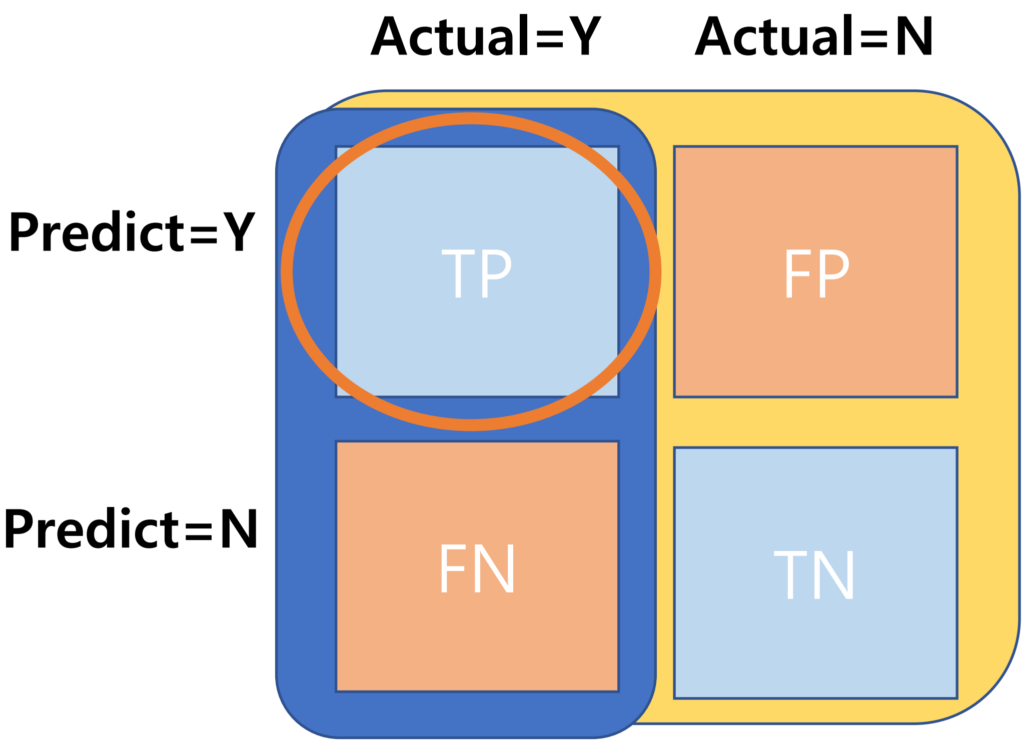
정밀도(Precision) = $\dfrac{TP}{TP + FP}$

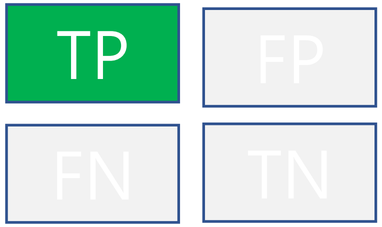


4-2 Metric

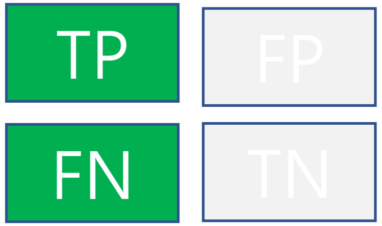
민감도(Sensitivity, Recall, TPrate)

실제 Y값 중에서 예측을 정확하게 Y로 한 확률



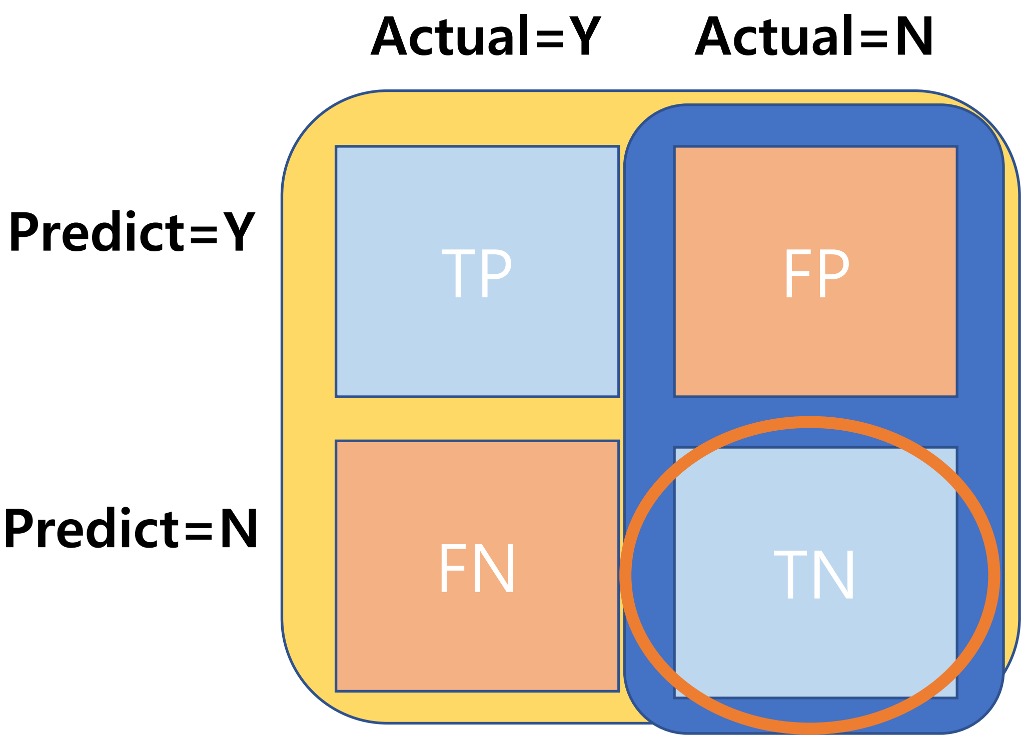


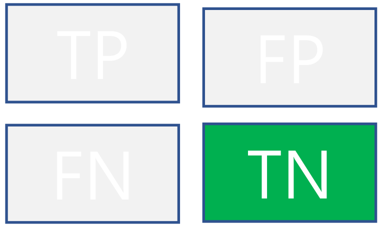
민감도(Sensitivity) = $\dfrac{TP}{TP + FN}$



특이도(Specificity)

실제 N(거짓)인 것 중에서 정확하게 N(거짓)을 예측한 확률



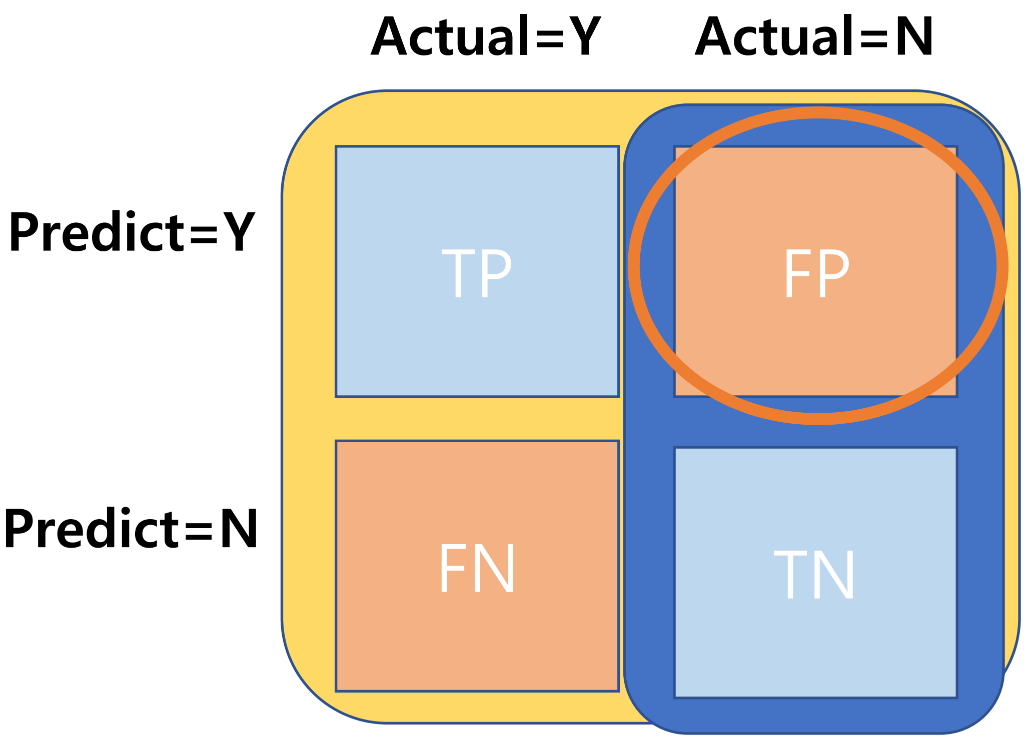


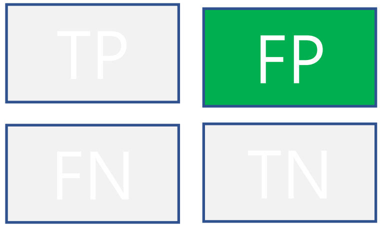
특이도(Specificity) $= \dfrac{TN}{FP + TN}$

4-2 Metric

FPrate

실제로 N(거짓)중에 예측이 틀린 경우(Y) 한 경우





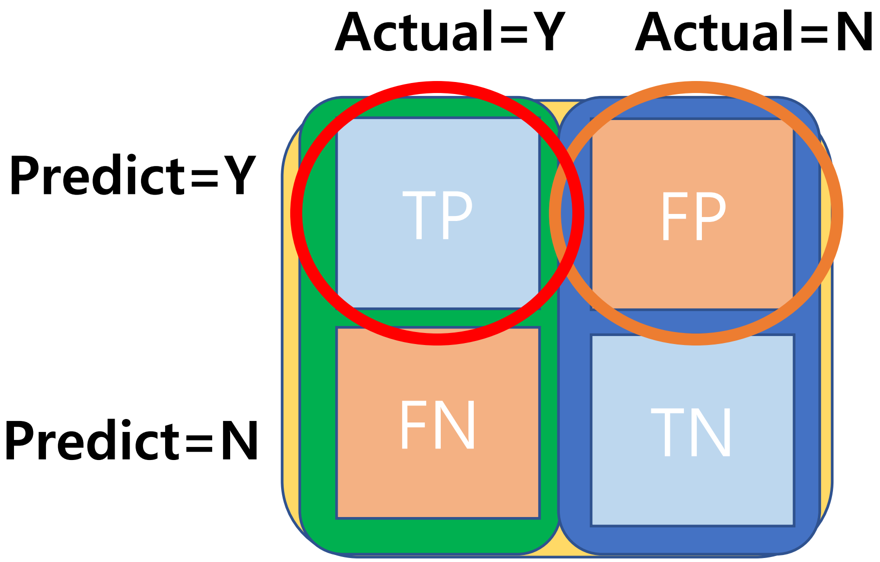
$$\textbf{Fprate} = \frac{FP}{FP + TN}$$

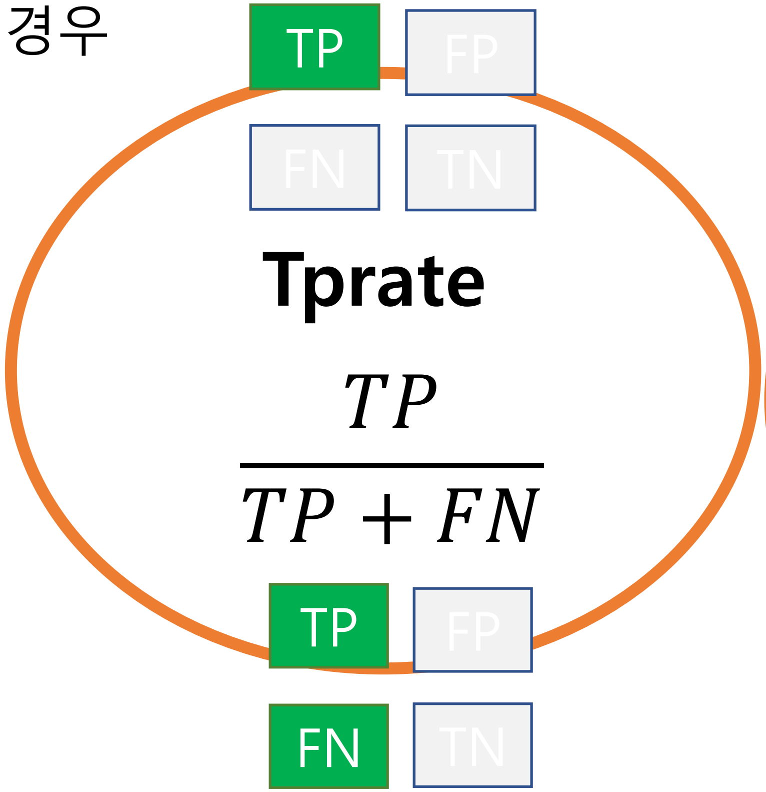
4-2 Metric

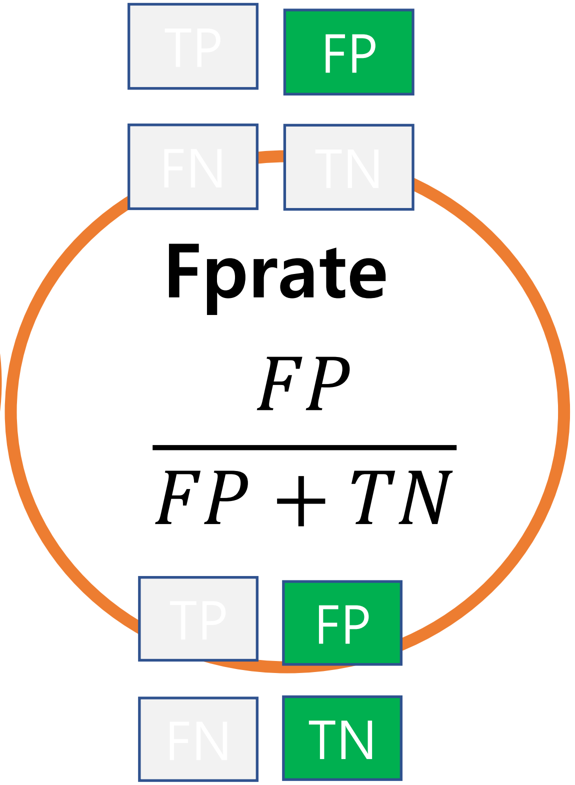
민감도(Sensitivity, Recall, TPrate)와 FPrate

민감도 : 실제로 Yes인데 예측이 Yes로 된 경우

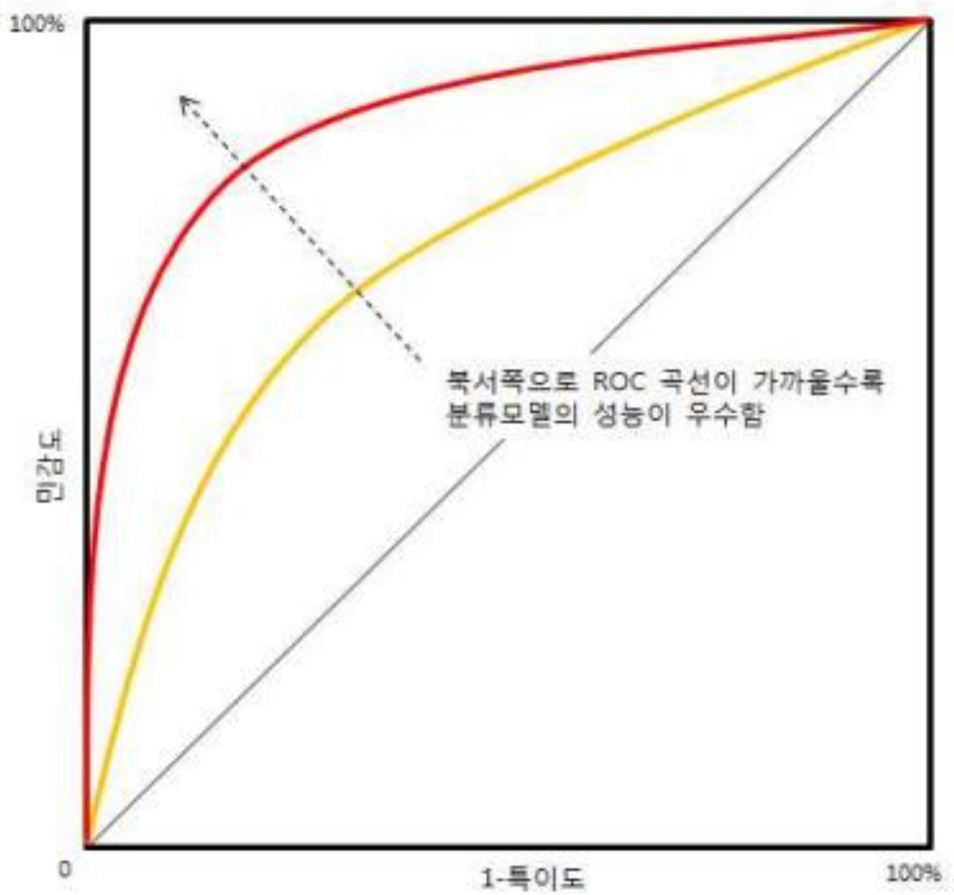
Fprate : 실제로 No인데 예측이 Yes로 된 경우





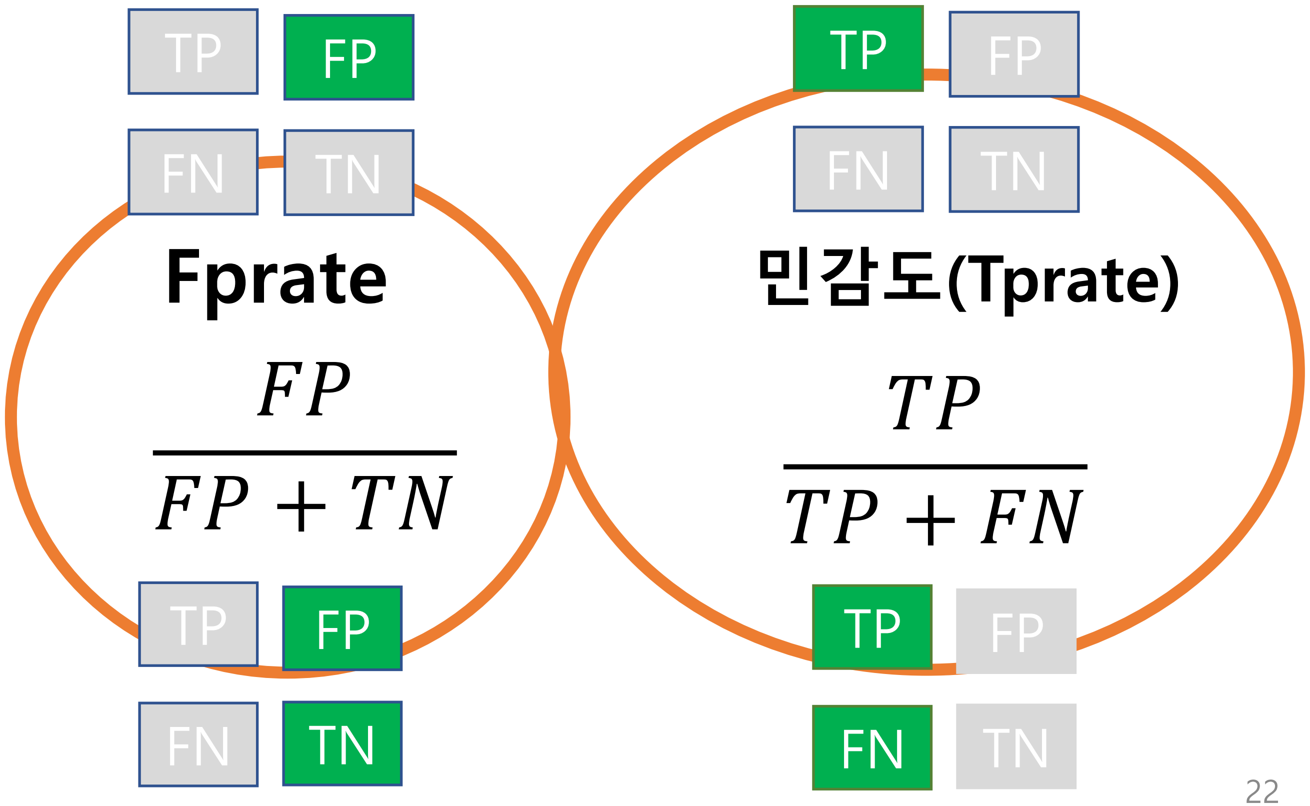


ROC Curve

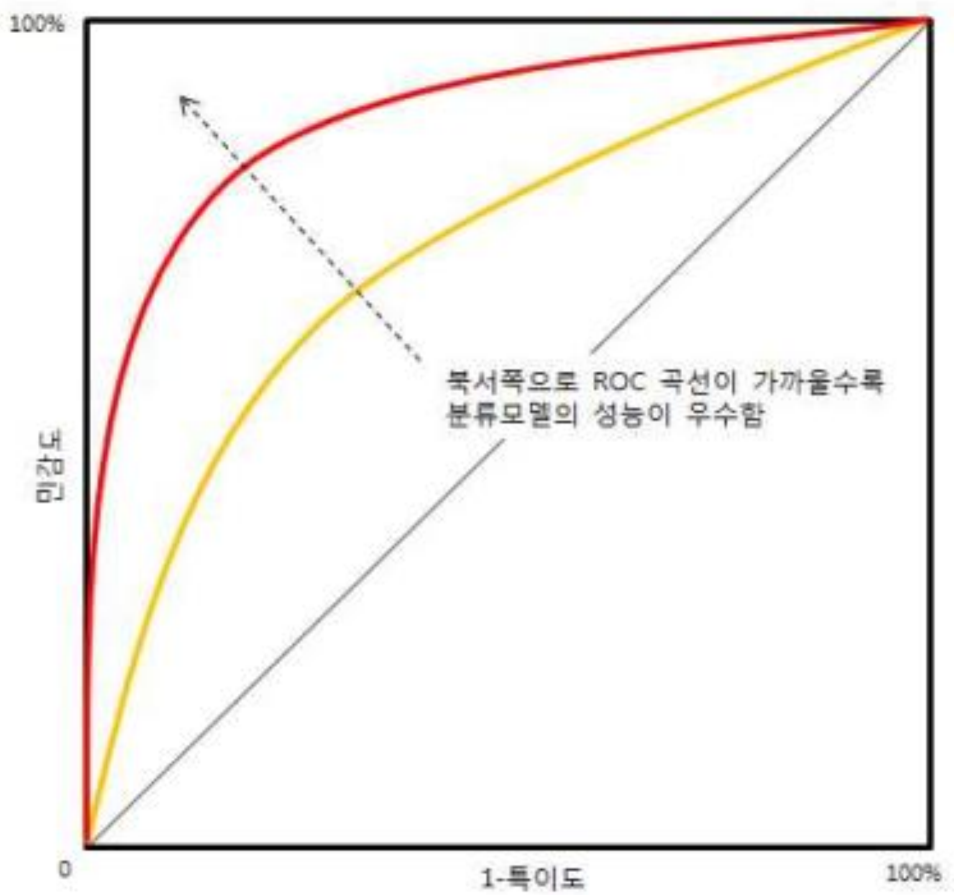


[그림 3-2] ROC 곡선

1-특이도는 Fprate이다.



ROC Curve



[그림 3-2] ROC 곡선

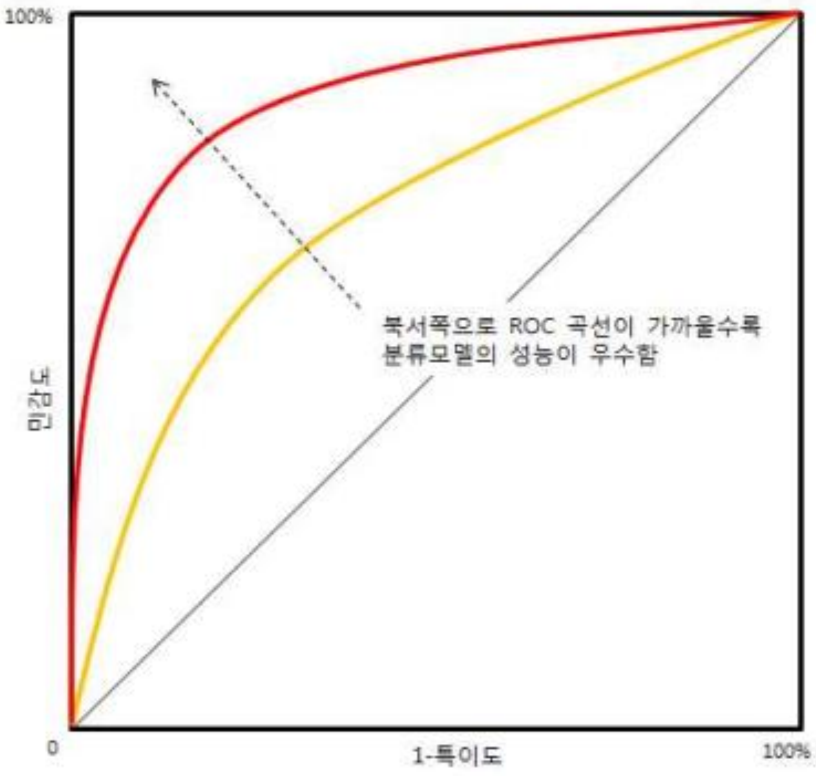
- 분류 문제와 관련하여 AUC-ROC곡선을 성능 측정용으로 사용할 수 있다.

- AUC(곡선 아래 영역)을 의미함.

- ROC는 확률 곡선을 의미함.

4-2 Metric

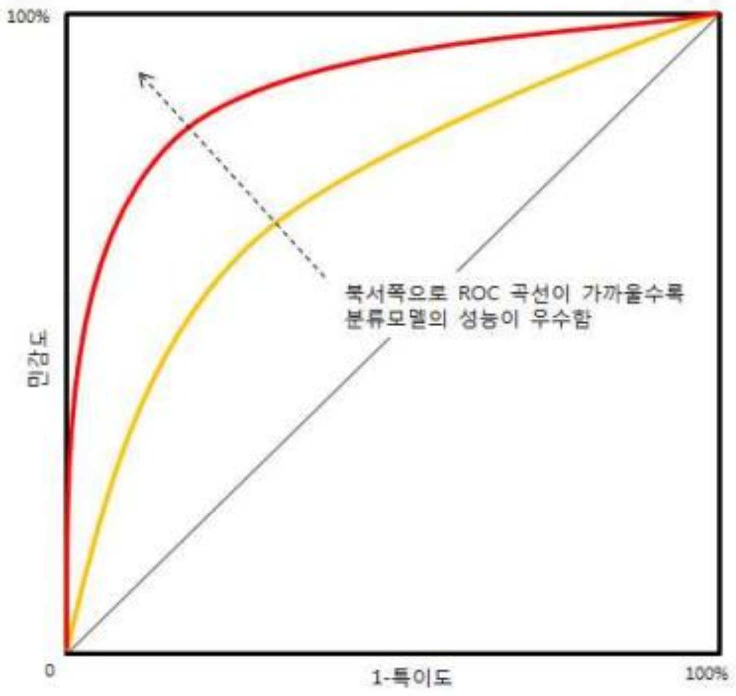
ROC Curve



[그림 3-2] ROC 곡선

- AUC가 높을수록 모델을 0을 0으로 1을 1로 예측하는 것이 좋음.

민감도와 특이도



[그림 3-2] ROC 곡선

- 민감도(Sensitivity)와 특이도(Specificity)는 반비례 합니다.

민감도(Sensitivity) ↑ 특이도(Specificity) ↓

민감도(Sensitivity) ↓ 특이도(Specificity) ↑

F-score

- **F-score는 의미상으로는 정밀도(Precision)과 민감도(Recall)에 대한 평균**

- **이를 평균을 내면 값의 외곡 현상이 생겨, 가중치를 주는 평균이라 생각함.**

$$F_\beta = \frac{(1+\beta^2)(\text{정밀도} \cdot \text{민감도})}{(\beta^2 \cdot \text{정밀도} + \text{민감도})}$$

4-2 Metric

F1-score

- F-score의 일반식에서 $\beta = 1$인 경우를 f1-score라고 한다.

$$F_1 = \left(\frac{recall^{-1} + precision^{-1}}{2}\right)^{-1} = 2 \cdot \frac{precision \cdot recall}{precision + recall}$$

위의 내용은 결국 precision과 recall의 Harmonic mean(=Harmonic average)가 된다.

조화평균(Harmonic Mean)

조화 평균이란,
n개의 양수에 대하여 그 역수들을 산술 평균한 것의 역수를 말함.

$$F_1 = \left(\frac{recall^{-1} + precision^{-1}}{2}\right)^{-1} = 2 \cdot \frac{precision \cdot recall}{precision + recall}$$

위의 내용은 결국 precision과 recall의 Harmonic mean(=Harmonic average)가 된다.