

평가 지표(Metric)

4-1 예측 오차

\hat{y}_i : 훈련 데이터 세트로부터 생성된 예측 모델을 적용하여 예측한 종속변수 값

y_i : 검증 데이터 세트의 실제 종속 변수

$y_i - \hat{y}_i$ 를 이용하여 산출하는 척도

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

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

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

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

4-1 예측 오차

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

- MSE는 항상 음수가 아니고 0에 가까울 수록 좋음.

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

\hat{y}_i : 예측 모델을 적용하여 예측한 값

y_i : 예측값

n : 데이터 개수

4-1 예측 오차

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

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

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{y_i \in L} (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

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

4-1 예측 오차

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.

$$\text{MAPE} = \frac{100}{n} \sqrt{\sum_{t=1}^n \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{y_t}}$$

4-1 예측 오차

MAPE(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)

$$\text{MAPE} = \frac{100}{n} \sqrt{\sum_{t=1}^n \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{y_t}}$$

y_t : 실제값

\hat{y}_t : 예측값

혼동 행렬(confusion matrix)

- Confusion matrix는 'contingency table' or 'an error matrix'라고 표현
- 알고리즘 성능을 평가할 때, 평가하는 지표로 많이 사용.

4-2 Metric

혼동 행렬(confusion matrix)

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,

4-2 Metric

정확도(Accuracy)

예측한 값이 얼마나 잘 맞았을까?

	Actual=Y	Actual=N
Predict=Y	TP	FP
Predict=N	FN	TN

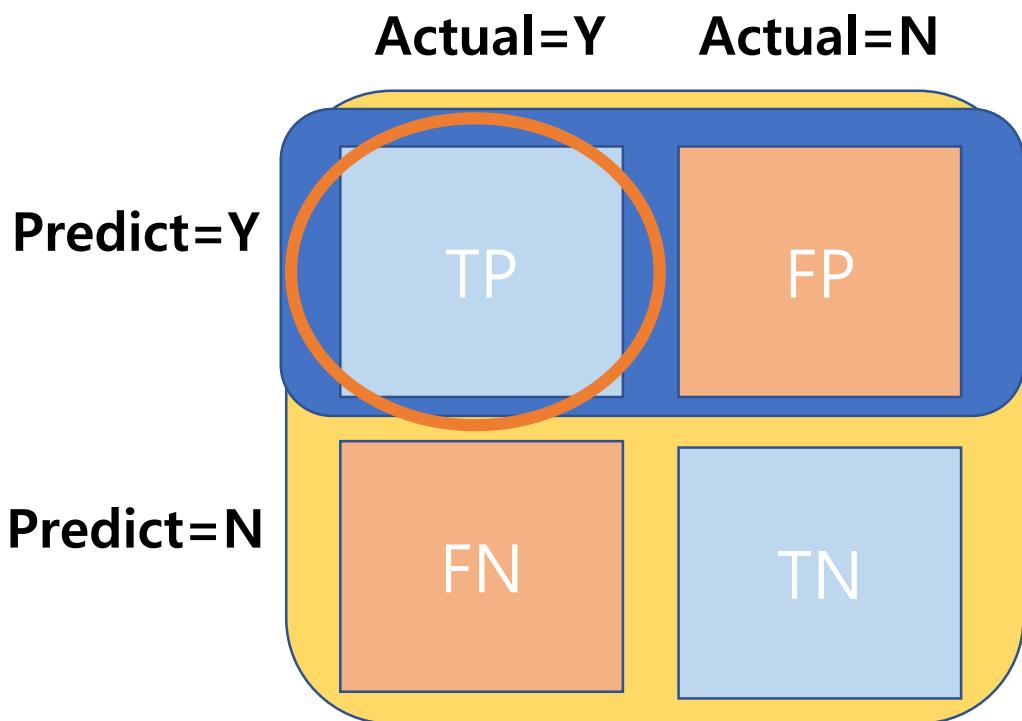
정확도(Accuracy) =

$$\frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}$$

4-2 Metric

정밀도(Precision)

실제 Y, N의 값 중에서 예측을 Y로 한 확률



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

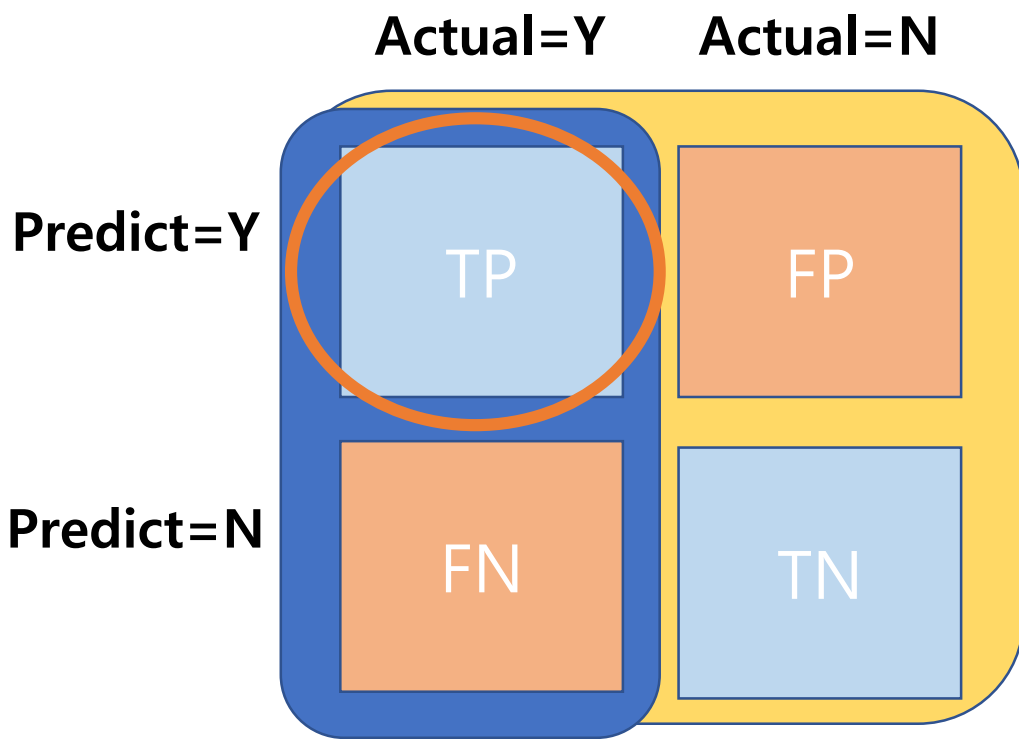
TP	FP
FN	TN

TP	FP
FN	TN

4-2 Metric

민감도(Sensitivity, Recall, TPrate)

실제 Yes값 중에서 예측을 Yes로 한 확률



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

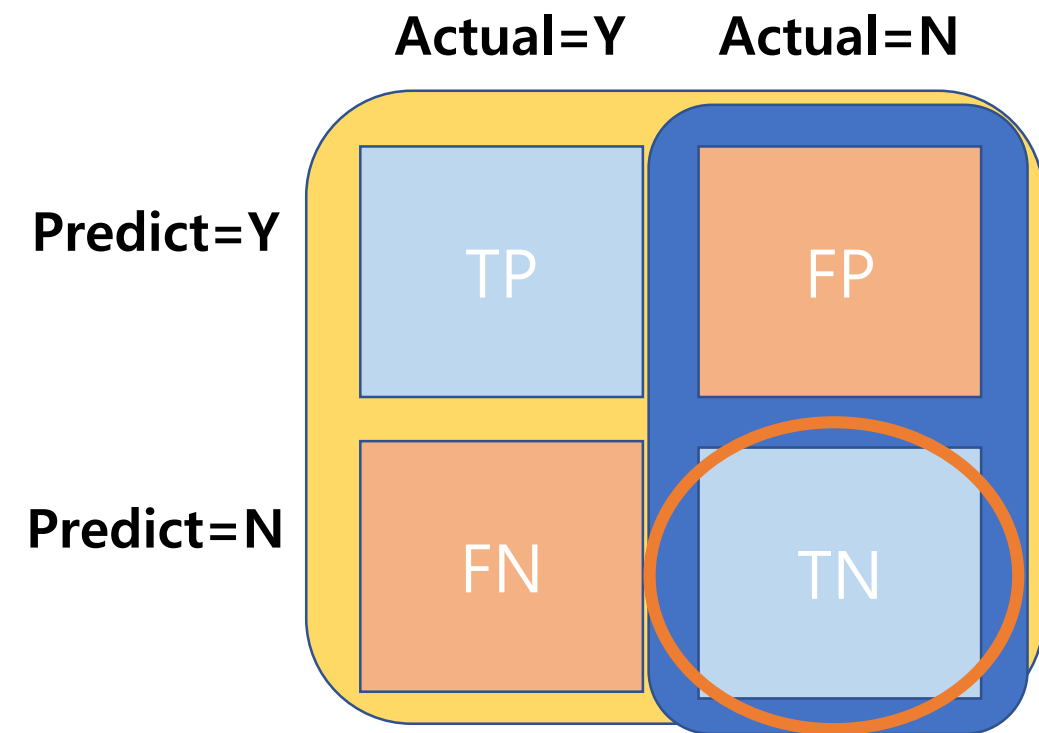
TP	FP
FN	TN

TP	FP
FN	TN

4-2 Metric

특이도(Specificity)

실제로 N(거짓)인 값을 N으로 예측한 확률



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

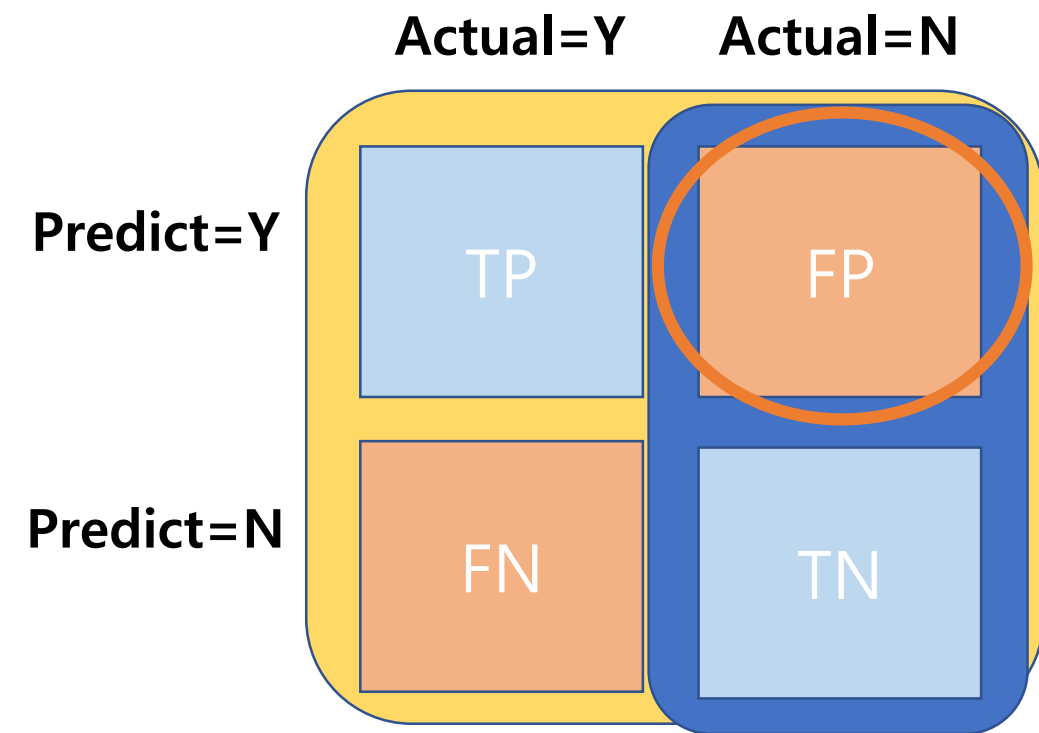
TP	FP
FN	TN

TP	FP
FN	TN

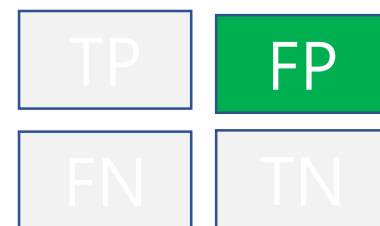
4-2 Metric

FPrate

실제로 No인데 예측이 Yes로 된 경우



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

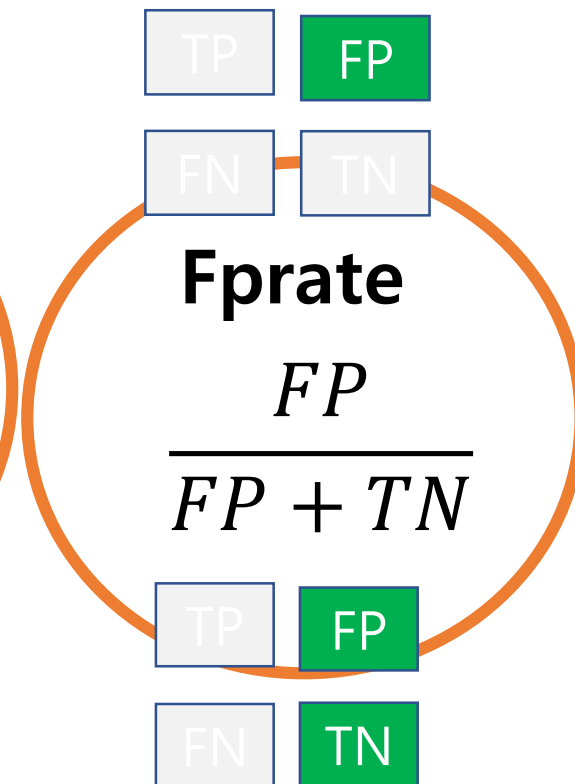
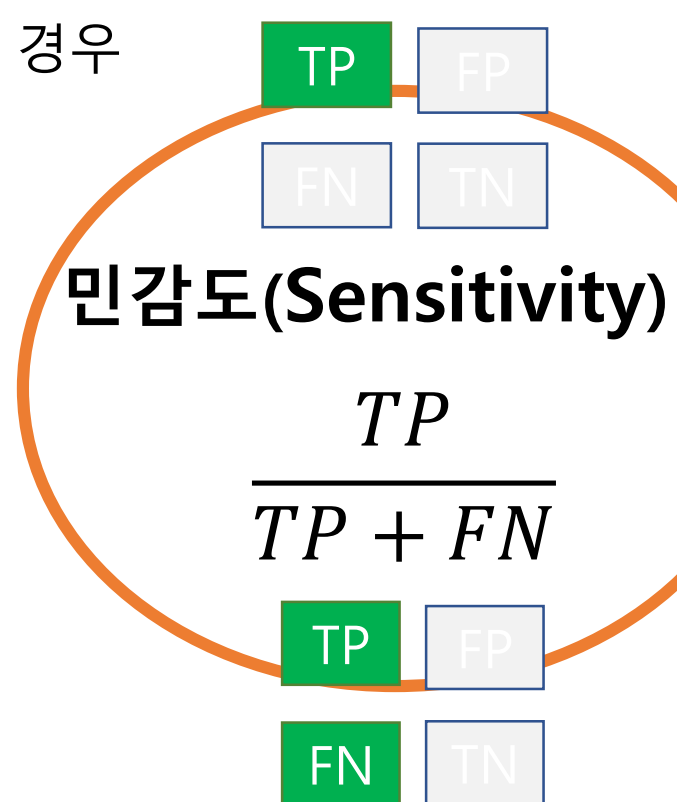
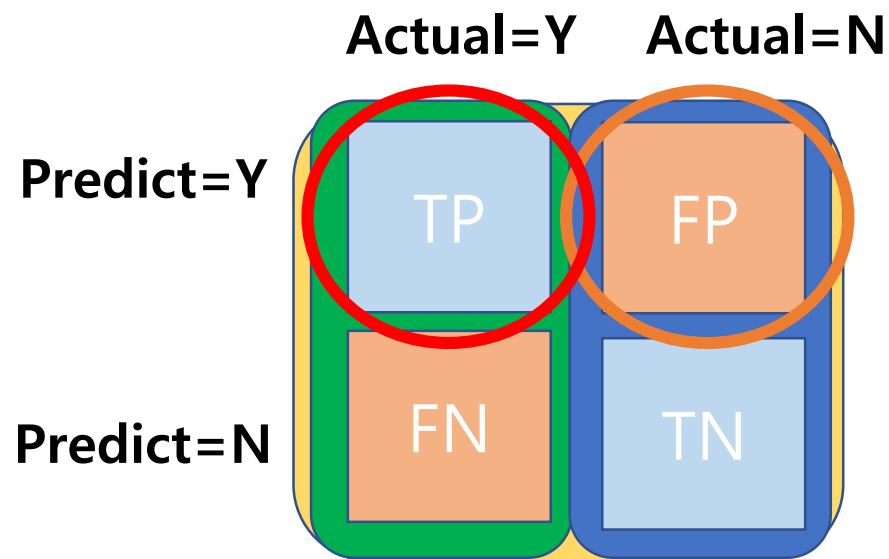


4-2 Metric

민감도(Sensitivity, Recall, TPrate)와 FPrate

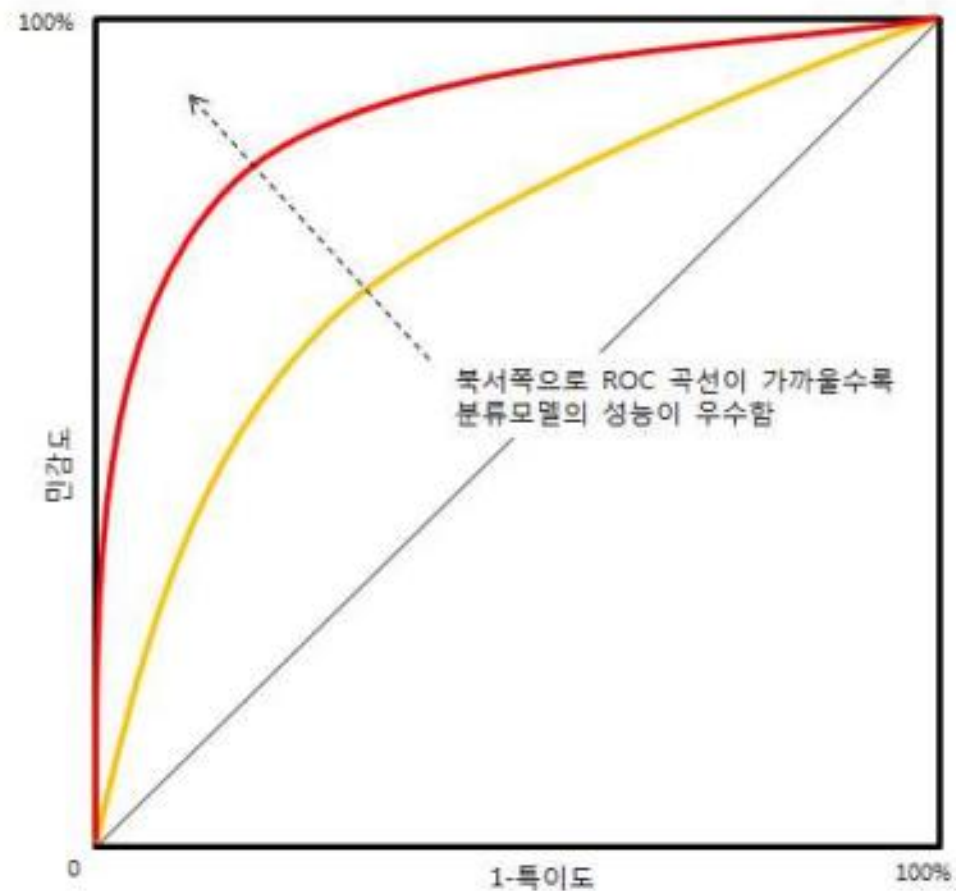
민감도 : 실제로 Yes인데 예측이 Yes로 된 경우

Fprate : 실제로 No인데 예측이 Yes로 된 경우



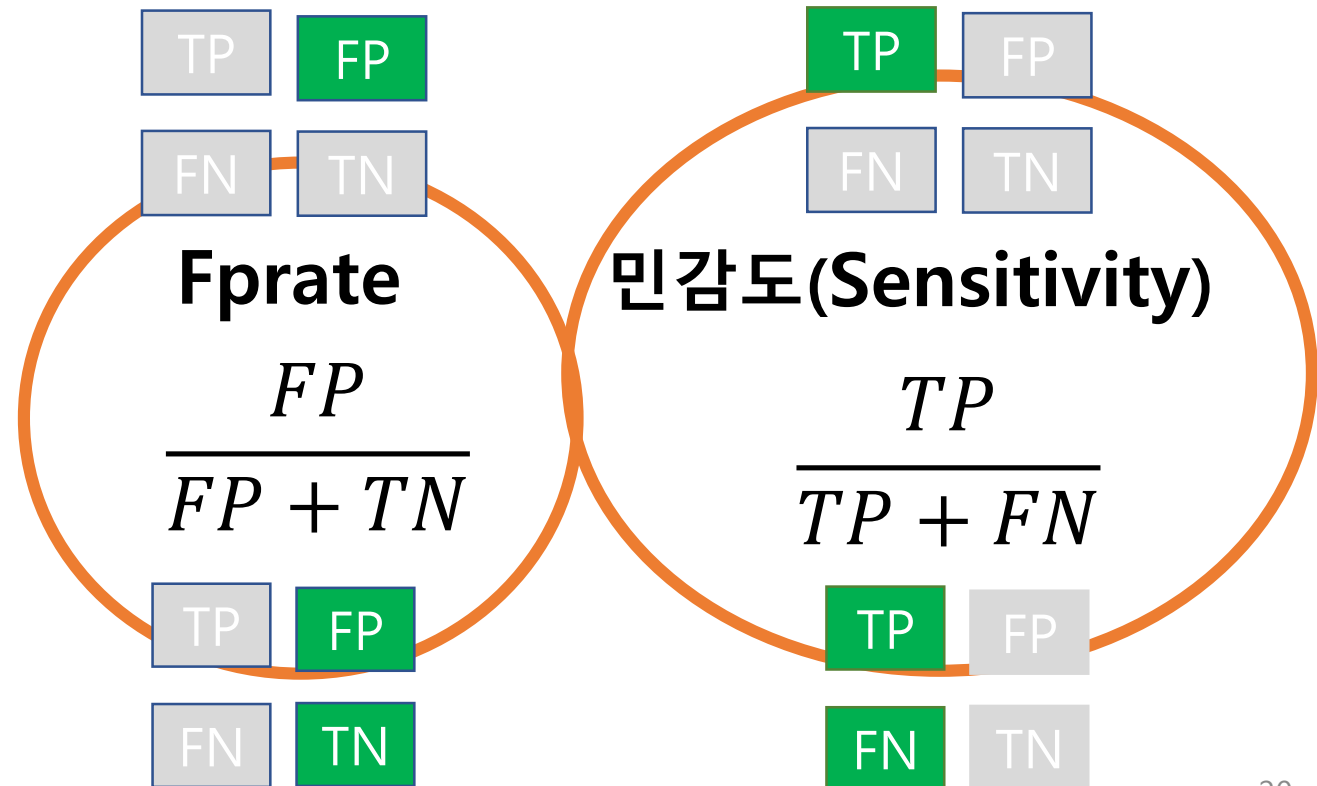
4-2 Metric

ROC Curve



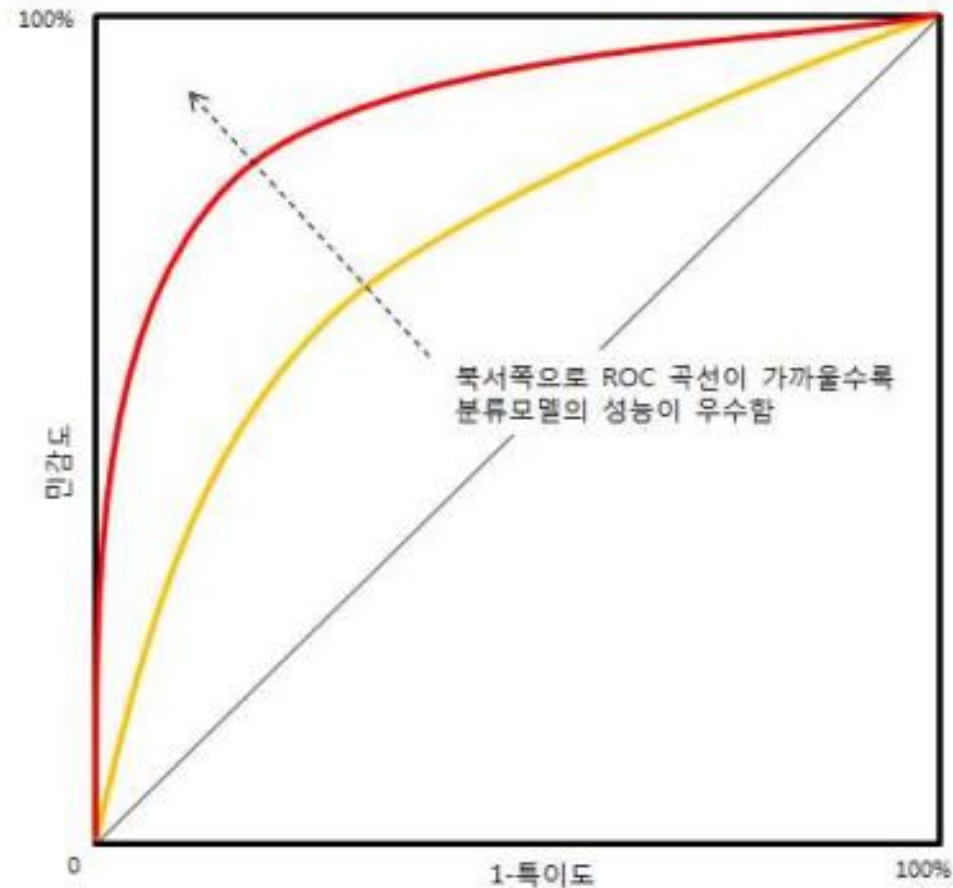
[그림 3-2] ROC 곡선

1-특이도는 Fprate이다.



4-2 Metric

ROC Curve

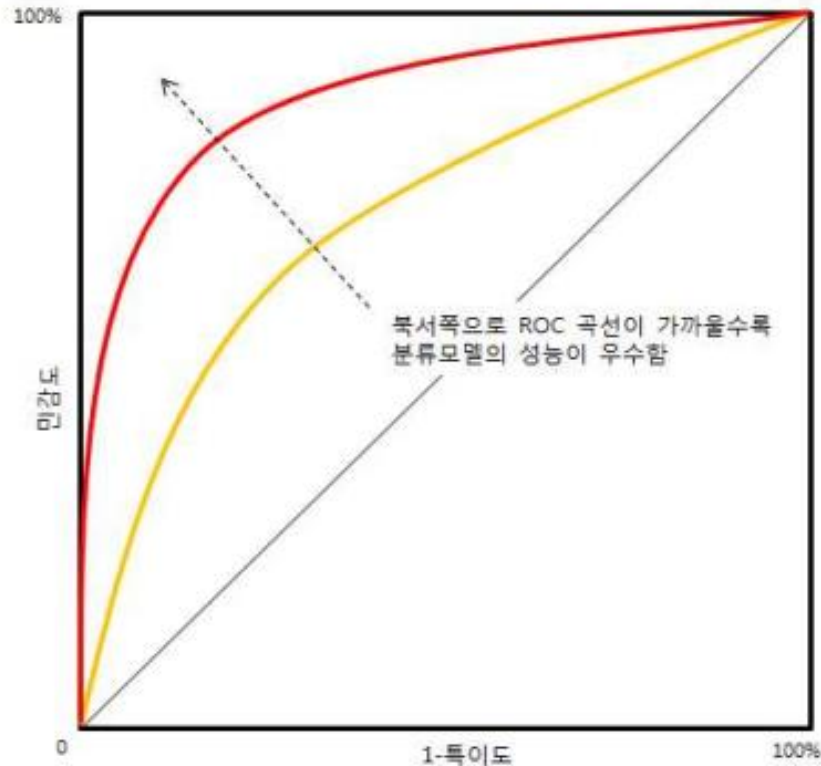


[그림 3-2] ROC 곡선

- 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

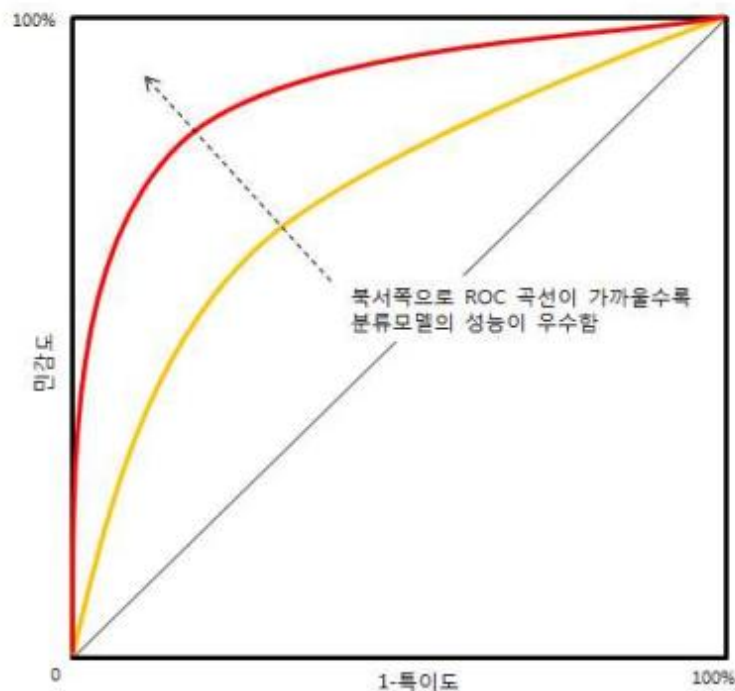


[그림 3-2] ROC 곡선

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

4-2 Metric

민감도와 특이도



[그림 3-2] ROC 곡선

- 민감도(Sensitivity)와 특이도(Specificity)는 반비례합니다.

민감도(Sensitivity) ↑ 특이도(Specificity) ↓

민감도(Sensitivity) ↓ 특이도(Specificity) ↑

4-2 Metric

F-score

- F-score는 의미상으로는 정밀도(Precision)과 민감도(Recall)에 대한 평균
- 이를 평균을 내면 값의 외곡 현상이 생겨, 가중치를 주는 평균이라 생각함.

$$F_{\beta} = \frac{(1 + \beta^2)(PREC \cdot REC)}{(\beta^2 \cdot PREC + REC)}$$

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.

4-2 Metric

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.