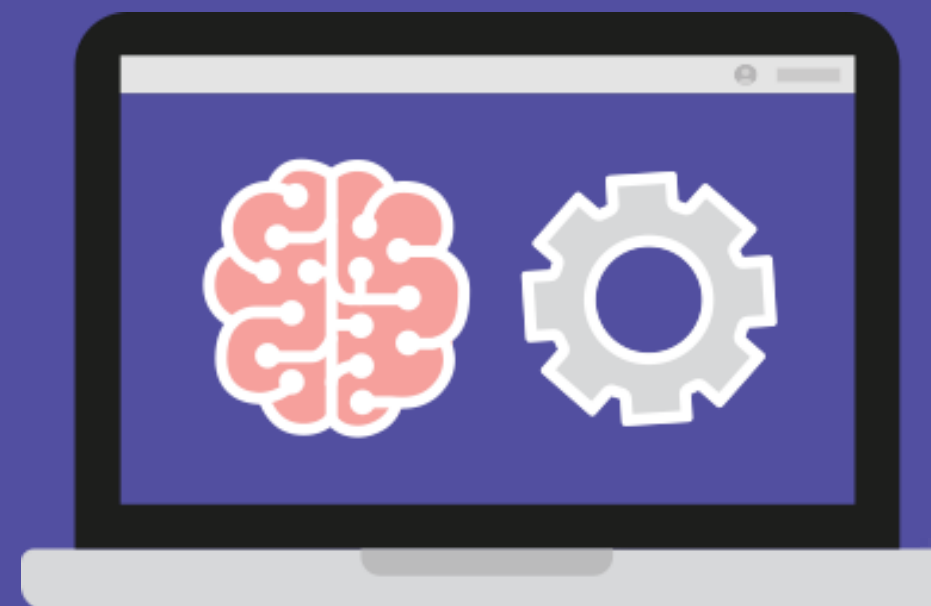


/* elice */

양재 AI School 인공지능 캠프



Lecture 8

Confusion Matrix, ROC Curve, F1 Score



김도경 선생님

수업 목표

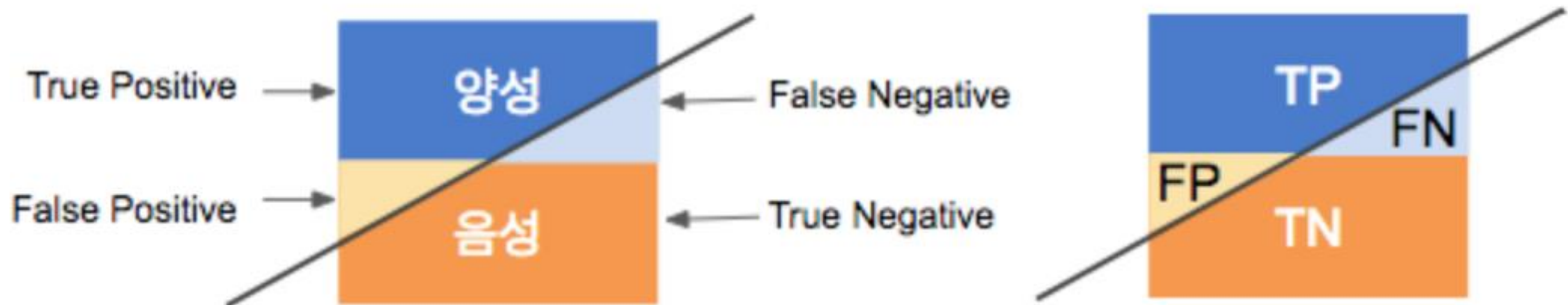
- 1  혼동 행렬(Confusion Matrix)과 여러 지표들
 1. 혼동 행렬 및 TP, FN, FP, TN
 2. Accuracy, Precision, Recall, FPR
- 2  ROC 곡선 및 PR 곡선, AUC, F1점수
 1. ROC(Receiver Operating Characteristics) 곡선
 2. PR(Precision-Recall) 곡선과 mAP
 3. F1점수

1. 혼동 행렬(Confusion Matrix)과 여러 지표들

1-1. 혼동 행렬 및 TP, FN, FP, TN

암을 양성 and 음성으로 구분하는 이진 분류 문제를 고려하자.

- 양성인데, 양성으로 제대로 검출된 것은 True Positive (TP)
- 음성인데 음성으로 제대로 검출된 것은 True Negative (TN)
- 양성인데 음성으로 잘못 검출된 것은 False Negative (FN)
- 음성인데 양성으로 잘못 검출된 것은 False Positive (FP)



1-1. 혼동 행렬 및 TP, FN, FP, TN

- 혼동 행렬(Confusion Matrix)

FP: 통계학에서의 **Type 1** 에러에 해당

FN: 통계학에서의 **Type 2** 에러에 해당

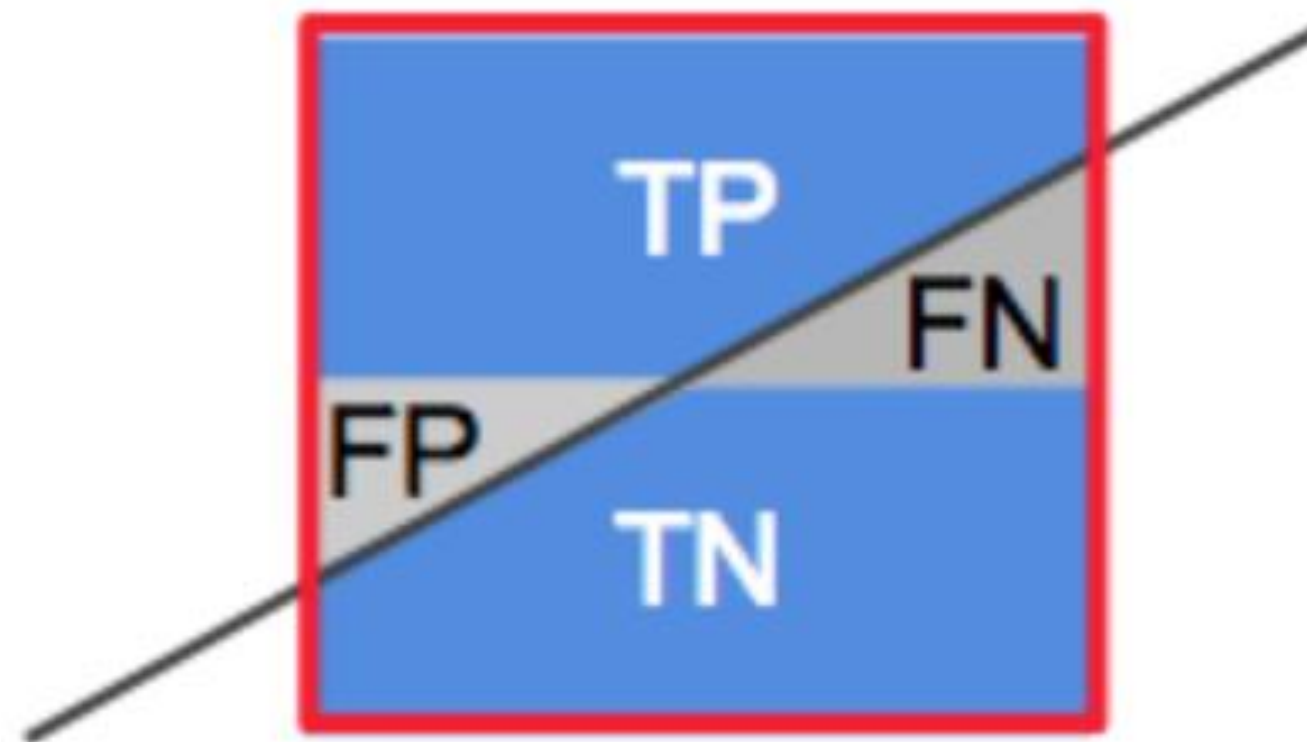
		Predicted		
		Positive	Negative	
Observed	Positive	TP	FN	P
	Negative	FP	TN	N

1-2. Accuracy, Precision, Recall, FPR

- **정확도 (Accuracy)**

전체 데이터 중에서, 제대로 분류된 데이터의 비율로,
모델이 얼마나 정확하게 분류를 하는지를 나타낸다.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{P + N}$$

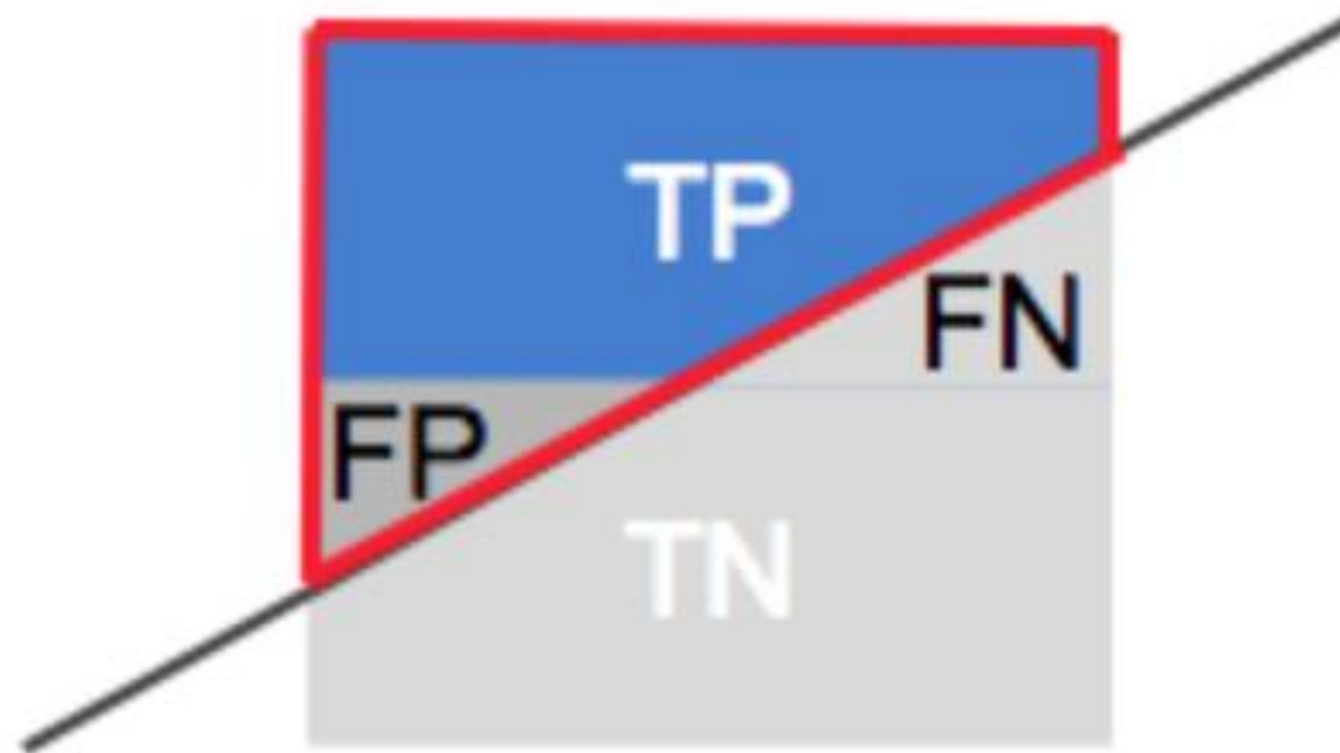


1-2. Accuracy, Precision, Recall, FPR

- 정밀도(Precision)

모델이 양성이라고 분류한 데이터 중에서
실제로 양성인 데이터의 비율

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$



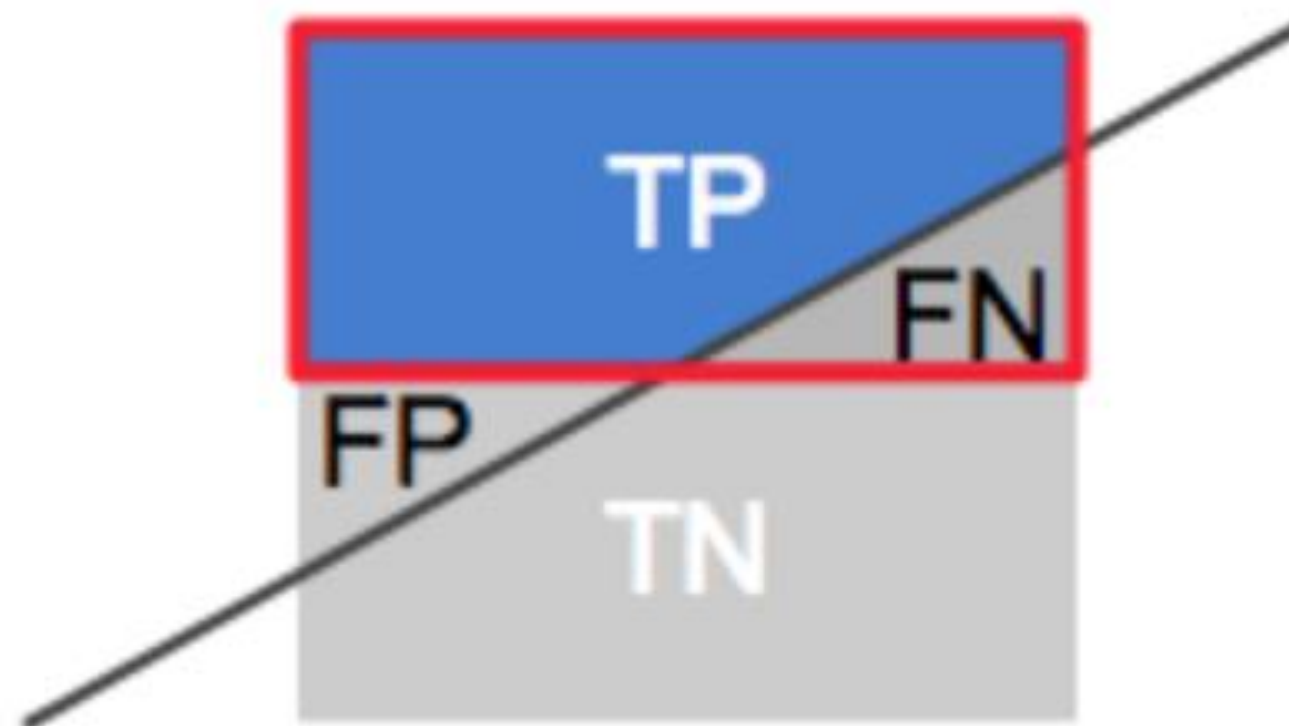
1-2. Accuracy, Precision, Recall, FPR

- 재현율 (Recall, TPR)

실제로 양성인 데이터 중에서

모델이 양성으로 분류한 데이터의 비율

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{TP}{P}$$



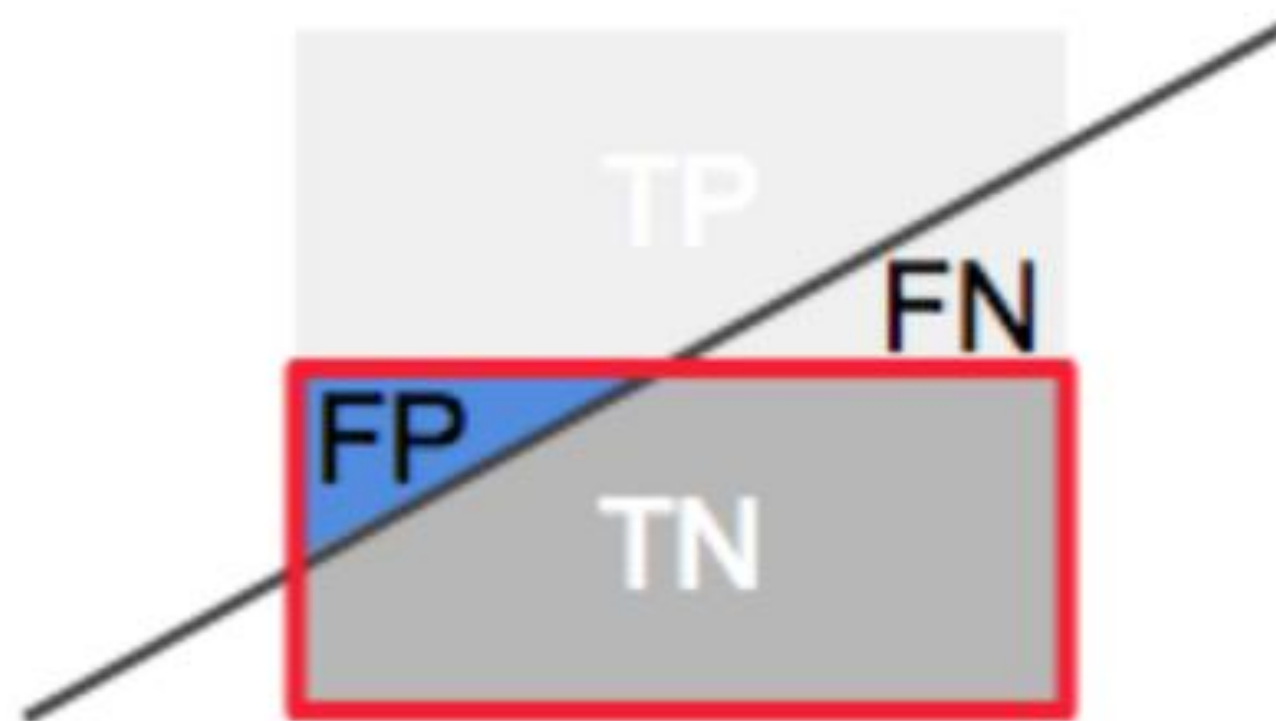
1-2. Accuracy, Precision, Recall, FPR

- **FPR(False Positive Rate)**

실제로 음성인 데이터 중에서

모델이 음성으로 분류한 데이터의 비율

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} = \frac{FP}{N}$$



1-2. Accuracy, Precision, Recall, FPR

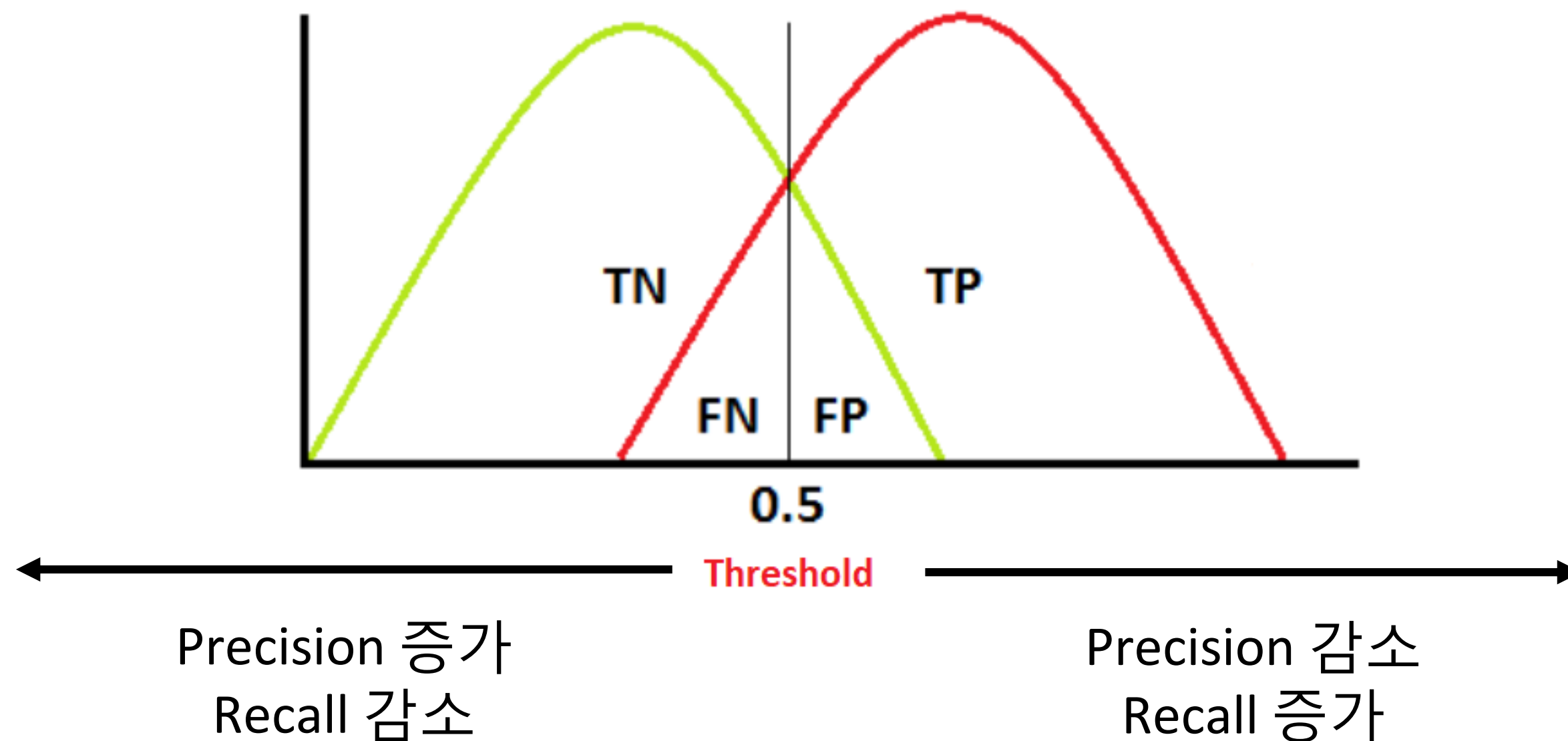
- **FPR(False Positive Rate)**
 - Ex) 게임에서 비정상 사용자를 검출할때 FPR이 높다는 것은 정상 사용자를 비정상 사용자로 검출하는 경우가 많다는 의미
 - 비정상 사용자에게 대해서는 계정 정지등 페널티를 주게 되는데, 모델의 정확도가 높더라도 FPR이 높으면, 선의의 사용자가 징계를 받게 되서, 전체적인 게임 충성도에 문제가 생길 수 있다.

1-2. Accuracy, Precision, Recall, FPR

- Precision-Recall Trade off

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{TP}{P}$$



1-2. Accuracy, Precision, Recall, FPR

- Multi-class 분류에서의 혼동 행렬(Confusion Matrix)

$$C = \begin{matrix} & \begin{matrix} \text{Classified} \\ c_{11} & \dots & c_{1n} \\ \vdots & \ddots & \\ c_{n1} & & c_{nn} \end{matrix} \\ \text{Actual} \end{matrix}$$

- TP, FN, TP, TN의 정의

$$tp_i = c_{ii}$$

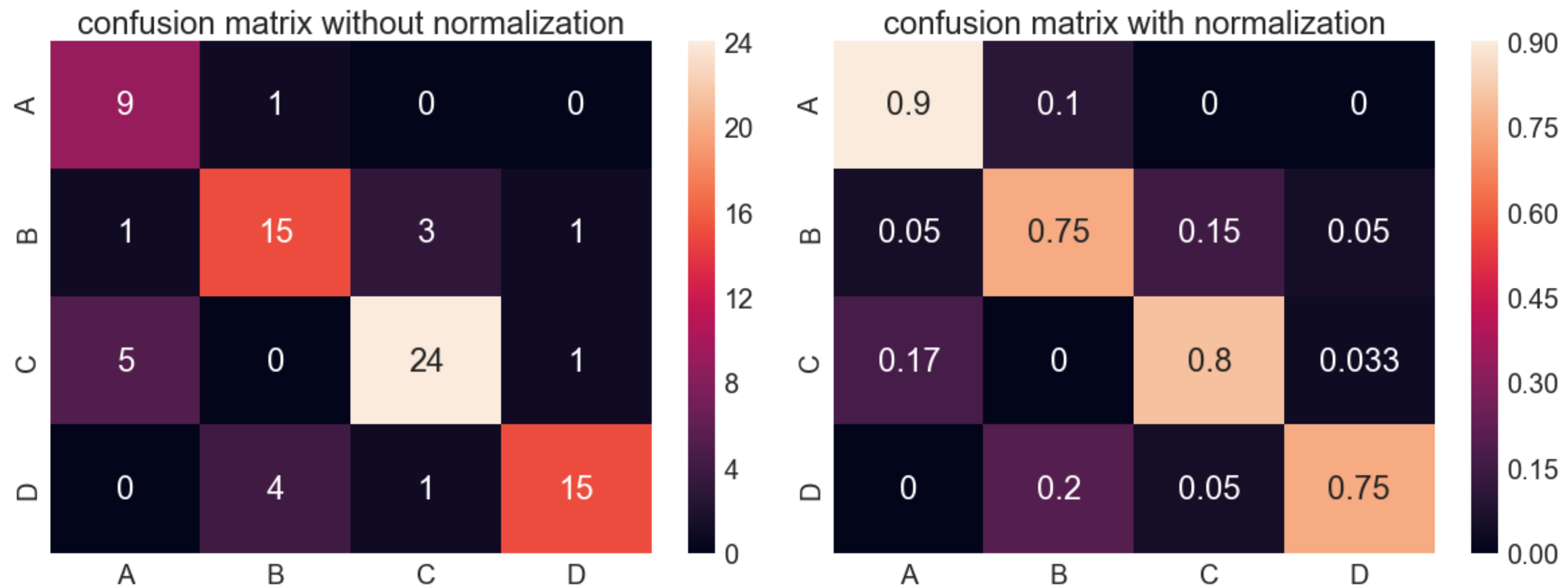
$$fp_i = \sum_l^L c_{li} - tp_i$$

$$fn_i = \sum_l^L c_{il} - tp_i$$

$$tn_i = \sum_l^L \sum_k^L c_{lk} - tp_i - fp_i - fn_i$$

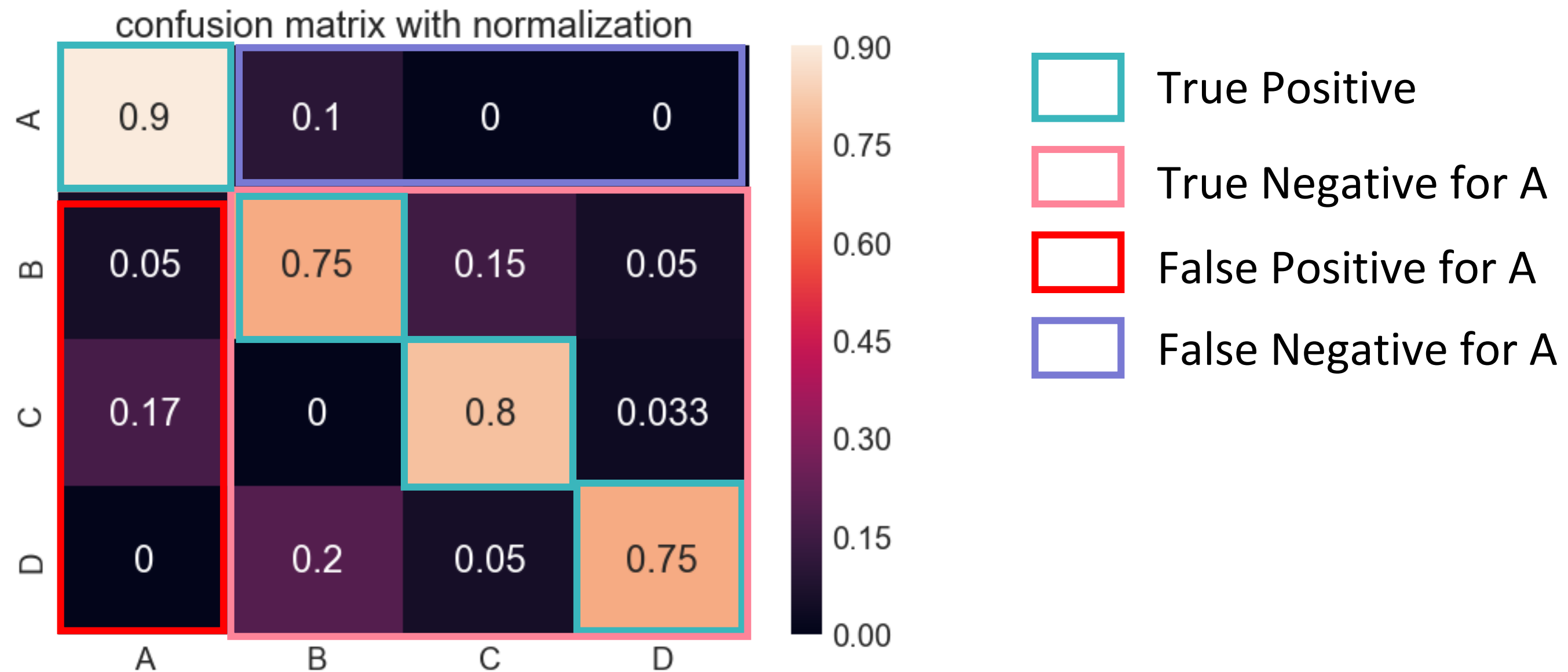
1-2. Accuracy, Precision, Recall, FPR

- Multi-class 분류에서의 혼동 행렬 (Confusion Matrix)



1-2. Accuracy, Precision, Recall, FPR

- Multi-class 분류에서의 혼동 행렬 (Confusion Matrix)



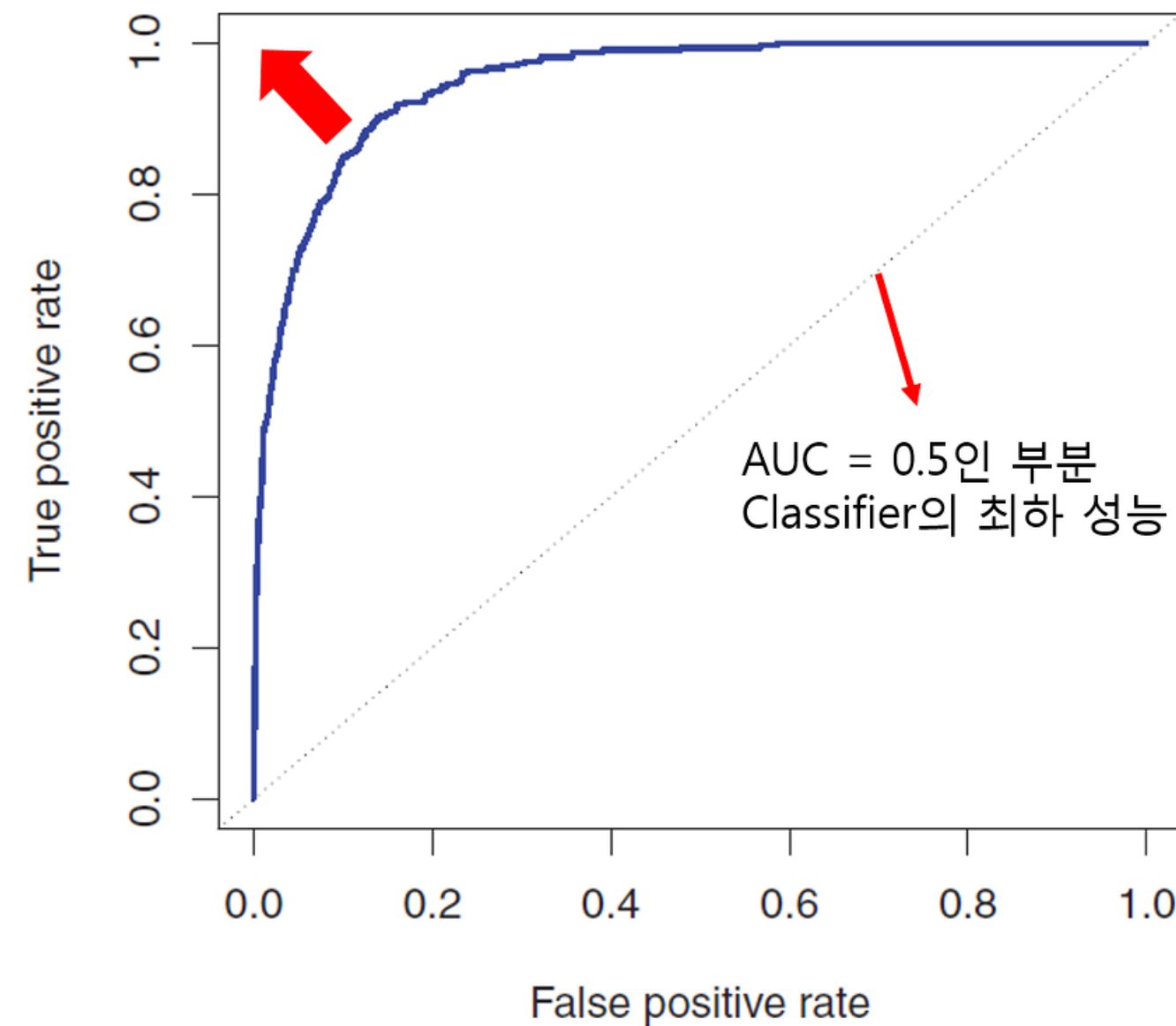
2. ROC 곡선 및 PR 곡선, AUC, F1점수

2-1. ROC 곡선

- x축을 FPR, y축을 Recall(TPR)으로 두고 시각화한 그래프
- AUC를 이용해 모델의 성능을 평가

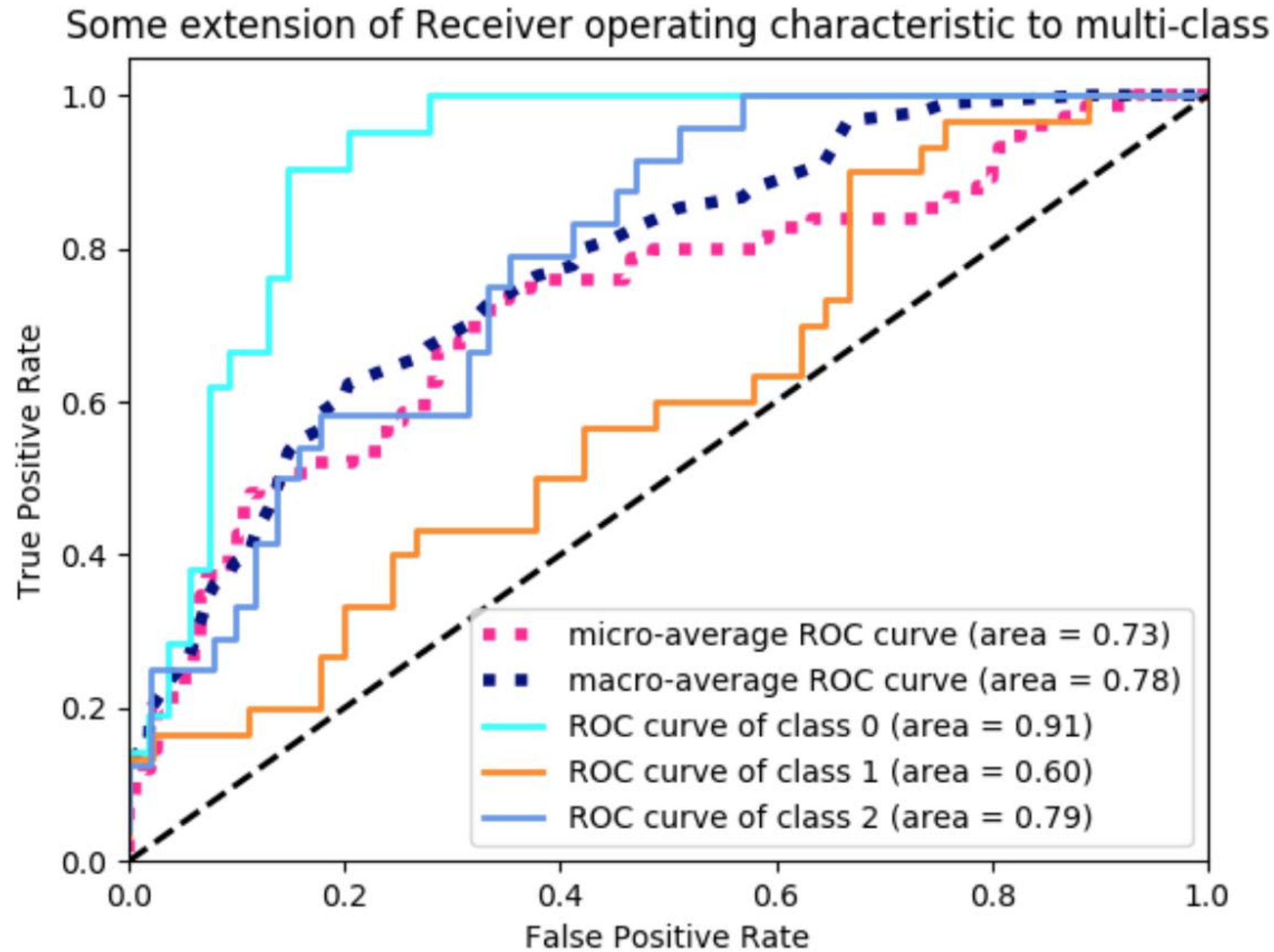
화살표 쪽으로 커브가
당겨질 수록 Classifier의
성능이 향상됨을 의미함.

ROC Curve



※ **AUC(Area Under Curve)**: 그래프 아래의 면적

2-1. ROC 곡선



2-1. ROC 곡선

- **Macro-average** : 평균들의 평균

$$\frac{40 + 70 + 90}{3} = 66$$

- **Micro-average** : 전체값들의 평균 (Weighted average)

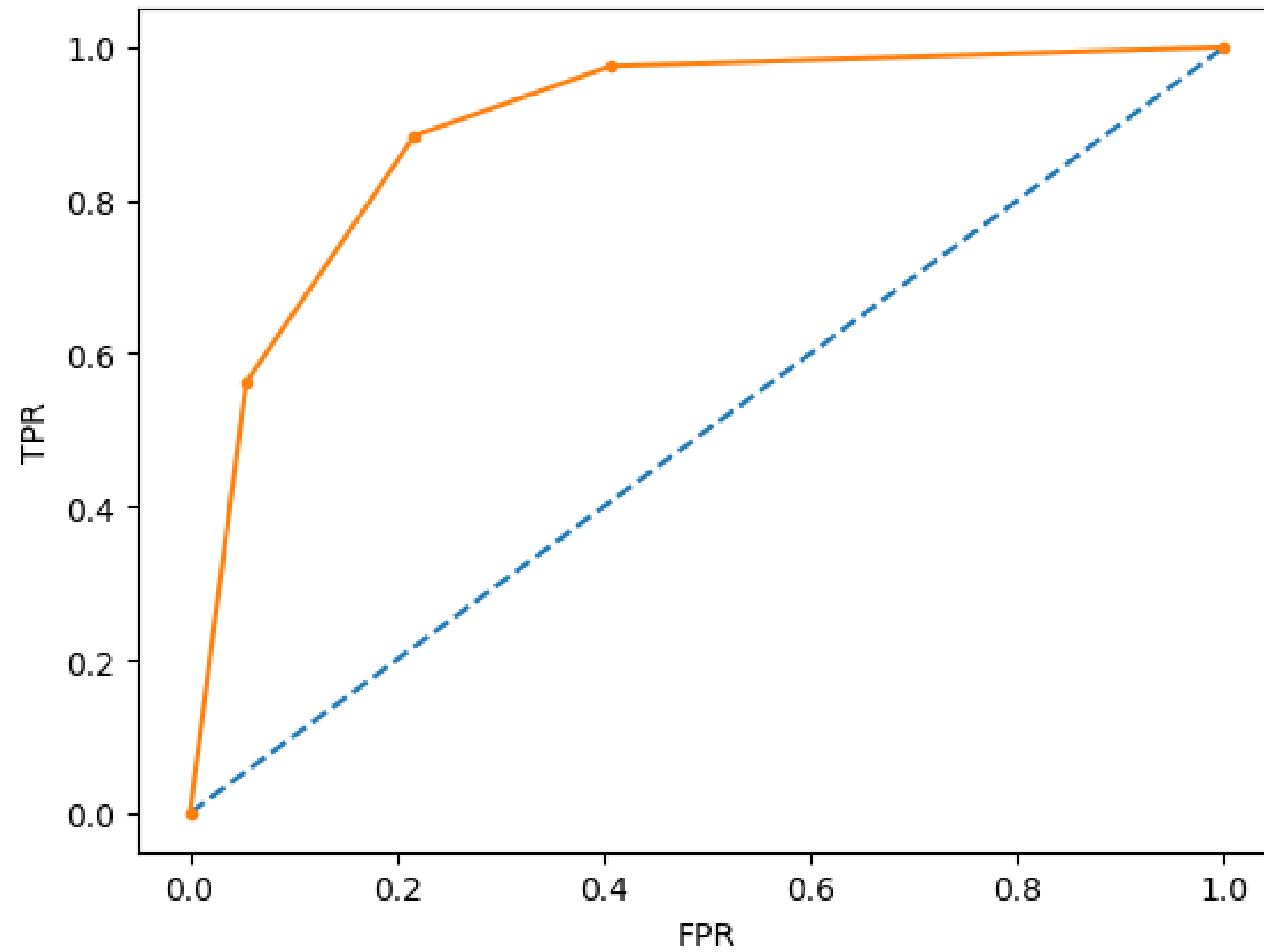
$$\frac{40 \times 9 + 70 \times 2 + 90 \times 3}{14} = 55$$

	A반	B반	C반
학생수	9	2	3
평균	40	70	90

2-1. ROC 곡선

```
X, y = make_classification(n_samples=1000, n_classes=2, weights=[1,1], random_state=1)
trainX, testX, trainy, testy = train_test_split(X, y, test_size=0.5, random_state=2)
model = KNeighborsClassifier(n_neighbors=3)
model.fit(trainX, trainy)
probs = model.predict_proba(testX)
probs = probs[:, 1]
auc = roc_auc_score(testy, probs)
print('AUC: %.3f' % auc)
fpr, tpr, thresholds = roc_curve(testy, probs)
pyplot.plot([0, 1], [0, 1], linestyle='--')
pyplot.plot(fpr, tpr, marker='.')
pyplot.show()
```

2-1. ROC 곡선

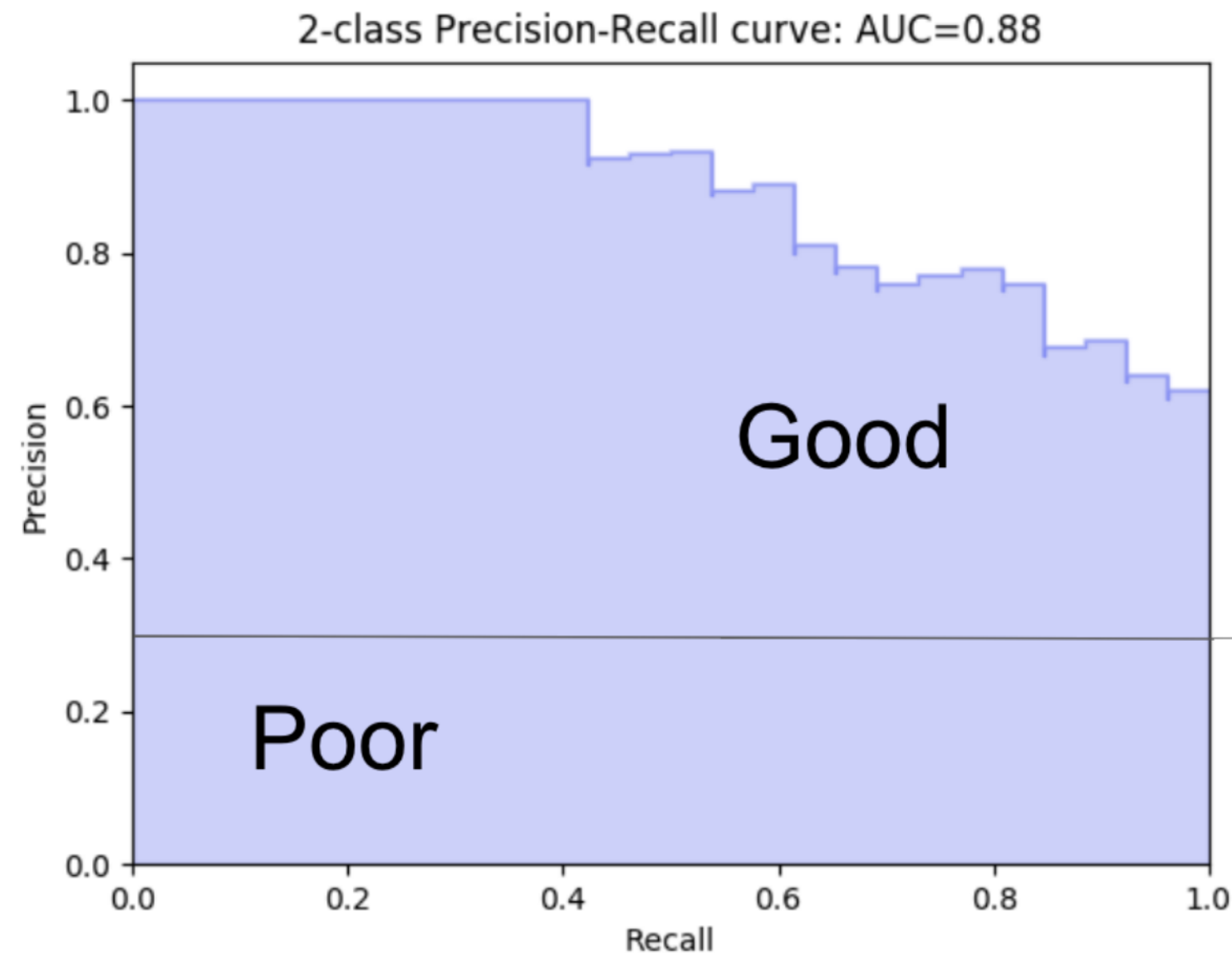


2-2. PR(Precision-Recall) 곡선과 mAP

- x축을 Recall, y축을 Precision으로 두고 시각화한 그래프
- ROC 곡선과 마찬가지로 AUC로 평가
- 주로 데이터 라벨의 분포가 심하게 불균등할 때 사용
- 예) 이상 거래 검출 시나리오의 경우
정상 거래의 비율이 비정상 거래에 비해
압도적으로 많기 때문에(98%, 2%)
ROC 그래프보다 PR 그래프가 분석에 더 유리함

2-2. PR(Precision-Recall) 곡선과 mAP

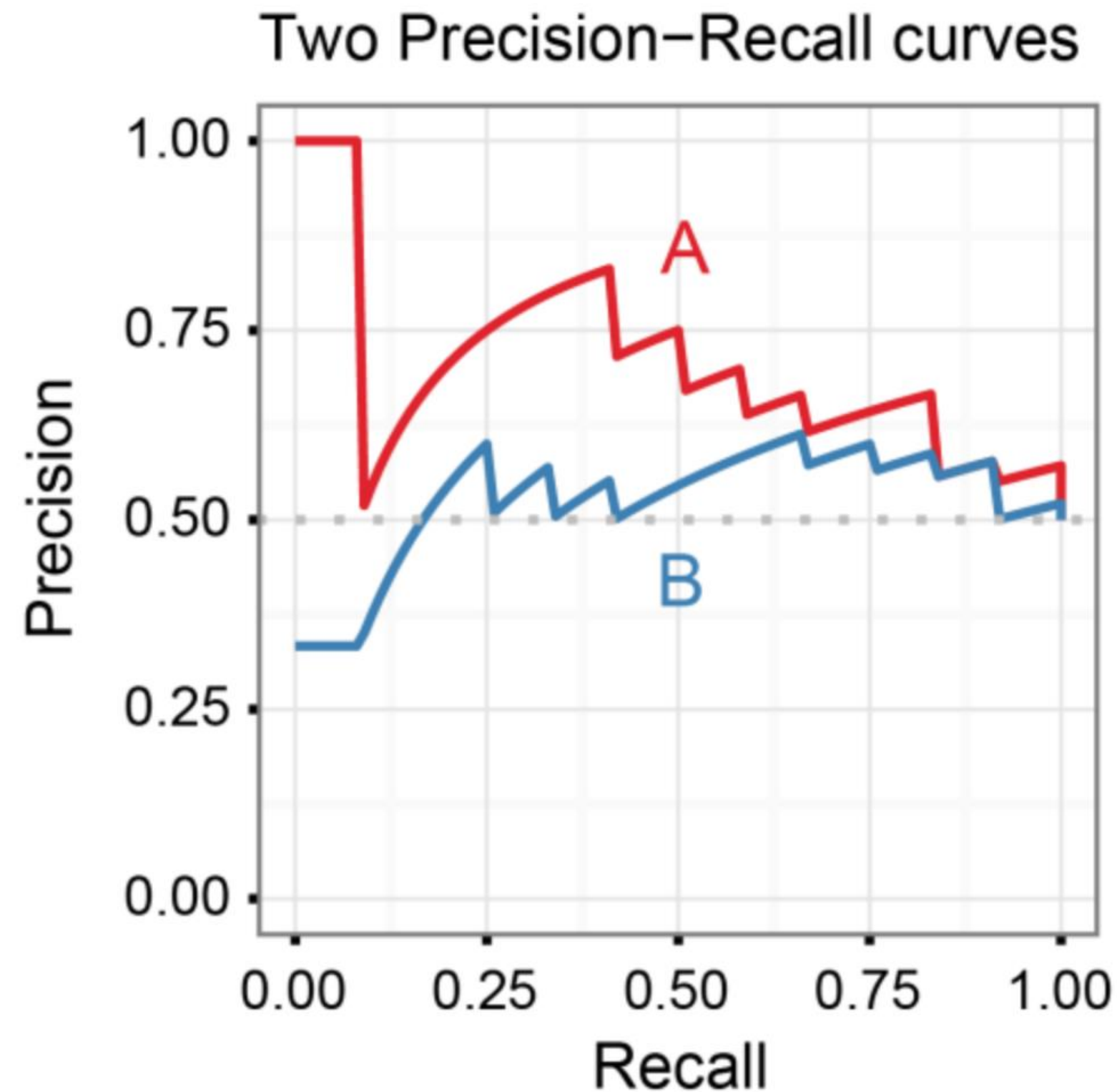
- 일반적으로 Precision과 Recall을 동시에 줄이기는 어려움
- 데이터의 양을 늘리면 둘다 올릴 수 있음



$$Baseline = \frac{P}{P + N}$$

2-2. PR(Precision-Recall) 곡선과 mAP

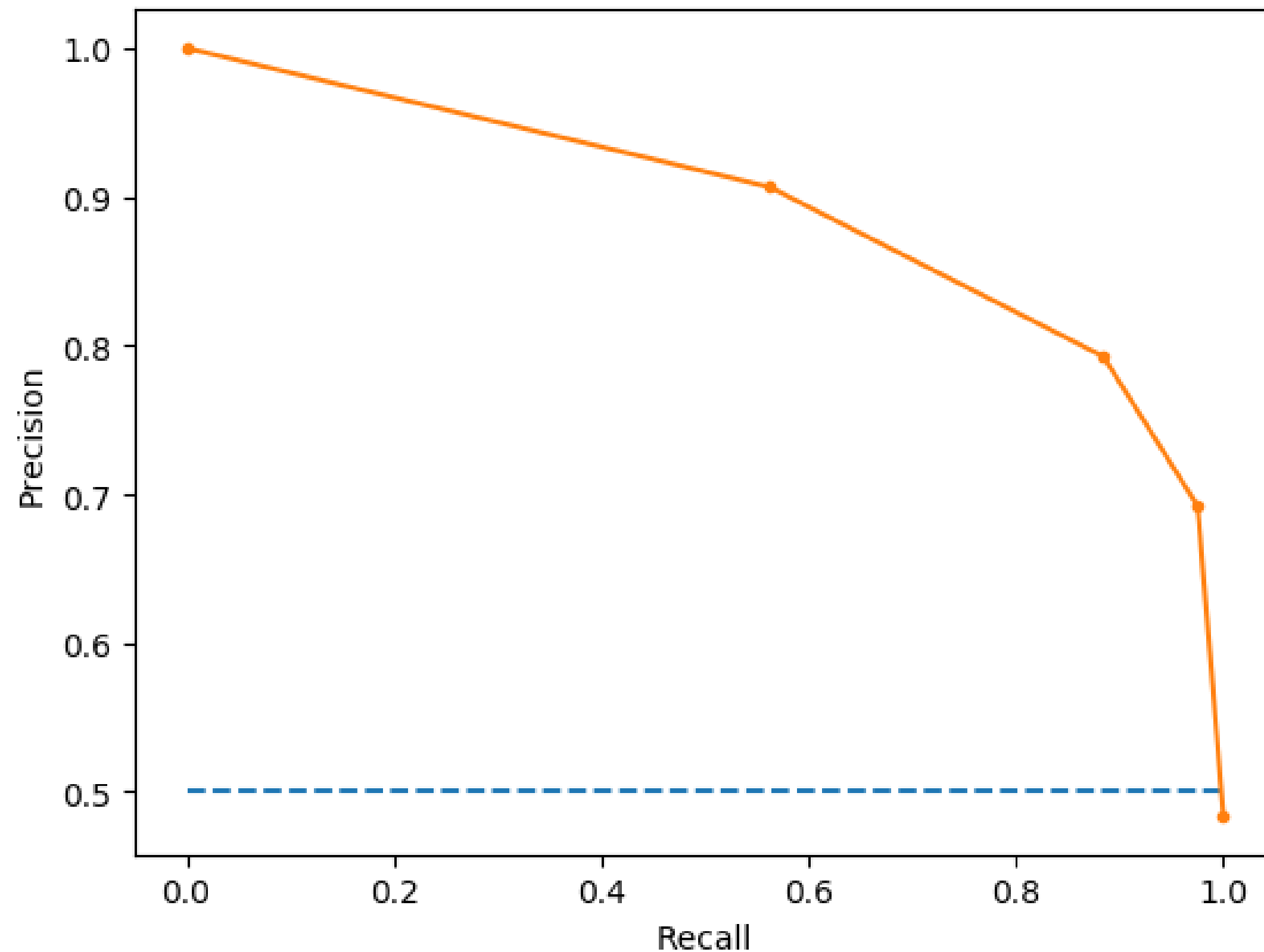
두 모델 중 A 모델이 B 모델보다 성능이 좋다.



2-2. PR(Precision-Recall) 곡선과 mAP

```
X, y = make_classification(n_samples=1000, n_classes=2, weights=[1,1], random_state=1)
trainX, testX, trainy, testy = train_test_split(X, y, test_size=0.5, random_state=2)
model = KNeighborsClassifier(n_neighbors=3);          model.fit(trainX, trainy)
probs = model.predict_proba(testX);                  probs = probs[:, 1]
yhat = model.predict(testX)
precision, recall, thresholds = precision_recall_curve(testy, probs)
f1 = f1_score(testy, yhat)
auc = auc(recall, precision)
ap = average_precision_score(testy, probs)
print('f1=%.3f auc=%.3f ap=%.3f' % (f1, auc, ap))
pyplot.plot([0, 1], [0.5, 0.5], linestyle='--')
pyplot.plot(recall, precision, marker='.');          pyplot.show()
```


2-2. PR(Precision-Recall) 곡선과 mAP



2-2. PR(Precision-Recall) 곡선과 mAP

- **AP**

11개의 Recall값 (0.0, 0.1, ..., 1.0)들에 대한 Precision 값들의
평균

1개의 object에 대한 측정값

- **mAP**

여러 개의 object에 대한 AP의 평균값

2-3. F1 점수

- 모델의 성능을 하나의 수로 표현할 때, ROC 곡선이나 PR 곡선의 AUC 이외에 많이 사용되는 지표
- 일반적으로 F 점수는 β 의 값에 따라 다음과 같이 정의된다.

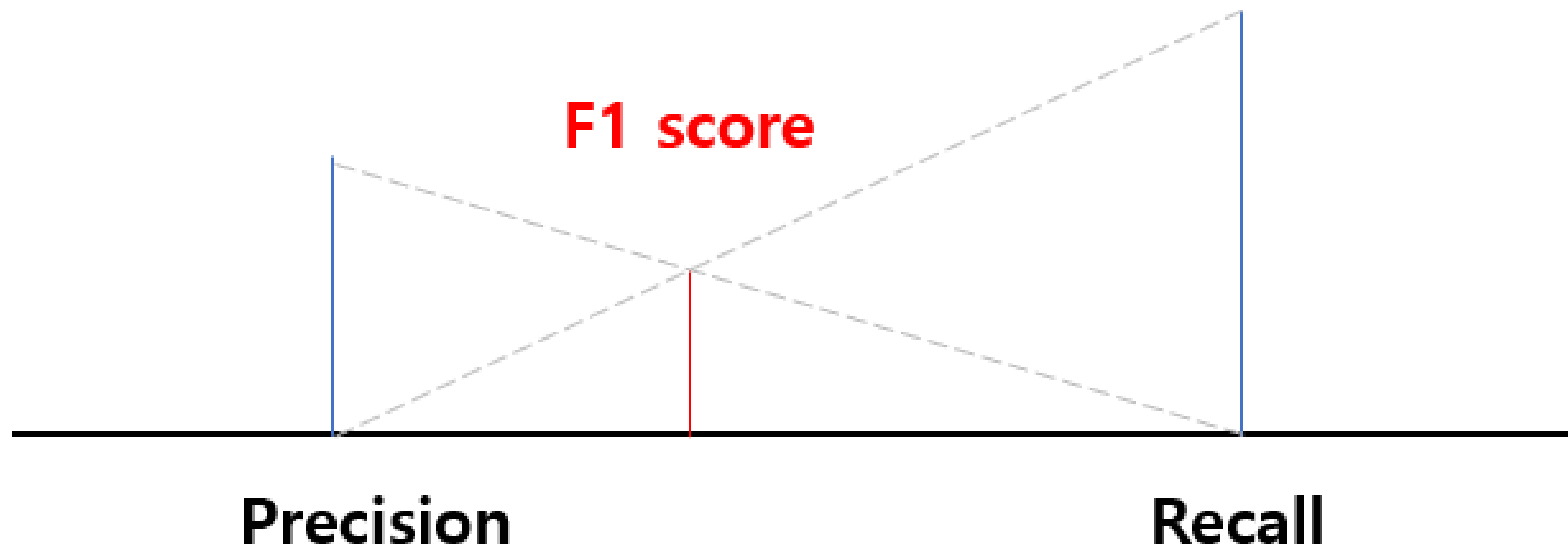
$$F_{\beta} = (1 + \beta^2) \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{\beta^2 \cdot Precision + Recall}$$

- F1 점수는 위 식에서 $\beta = 1$ 일때의 값으로 Precision과 Recall의 조화평균이다.

$$F_1 = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}$$

2-3. F1 점수

- 조화 평균(Harmonic mean): 음악에서 음정을 수로 표현할 때 조화로운 화음이 나오는 경우를 표현해 줌
- 그냥 평균보다 조화 평균을 택하는 것이 적당한 경우가 많다.
예) 두 지점 사이를 왕복할 때의 평균속도



2-3. F1 점수

- 산술 평균 보다 F_1 점수로 모델을 판별하는 것이 더 좋다
- Recall = 1이면 항상 positive 예측이므로 쓸모 없다

	Precision(P)	Recall (R)	Average	F_1 Score
Algorithm 1	0.5	0.4	0.45	0.444
Algorithm 2	0.7	0.1	0.4	0.175
Algorithm 3	0.02	1.0	0.51	0.0392

참고자료

1. Classification에 대한 모델 평가
<https://bcho.tistory.com/1206>
2. Precision(정밀도), Recall(재현율) and Accuracy(정확도)
<https://sumniya.tistory.com/26>
3. ROC and PR curves in Python
<https://machinelearningmastery.com/roc-curves-and-precision-recall-curves-for-classification-in-python/>

/* elice */

문의 및 연락처

academy.elice.io

contact@elice.io

facebook.com/elice.io

medium.com/elice