



Model Evaluation

모델 평가

AUC - ROC

모델 평가 - AUC_ROC

		Predicted Class		
		Positive	Negative	
Actual Class	Positive	True Positive (TP)	False Negative (FN) Type II Error	Sensitivity $\frac{TP}{(TP + FN)}$
	Negative	False Positive (FP) Type I Error	True Negative (TN)	Specificity $\frac{TN}{(TN + FP)}$
		Precision $\frac{TP}{(TP + FP)}$	Negative Predictive Value $\frac{TN}{(TN + FN)}$	Accuracy $\frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)}$

Confusion Matrix

민감도

특이도

정밀도

정확도

모델 평가 – confusion matrix

정확도(Accuracy) : 전체 예측 것 중에 올바른 예측의 비율

		Predict	
		Positive	Negative
Actual	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN

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

정밀도 (Precision) : 긍정(Positive)으로 예측한 것 중 실제로 맞춘 비율

		Predict	
		Positive	Negative
Actual	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN

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

모델 평가 – confusion matrix

민감도(Sensitivity, Recall 재현율) : 실제 긍정(Positive)를 얼마나 잘 예측했는지를 나타내는 지표

		Predict	
		Positive	Negative
Actual	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN

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

특이도(Specificity) : 실제 Negative를 얼마나 잘 예측했는지를 나타내는 지표

		Predict	
		Positive	Negative
Actual	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN

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

모델 평가 – confusion matrix

F1 Score

- ✓ 불균형 데이터의 분류문제에서의 평가척도로 사용
- ✓ 정밀도와 민감도의 조화 평균. 낮은 값에 더 많은 가중치를 부여
- ✓ 데이터가 불균형한 상태에서 Accuracy로 성능을 평가하기엔 데이터 편향성이 나타나 성능 척도로 사용하기에는 부적합.
- ✓ 거짓양성과 거짓음성의 중요성 사이의 균형을 유지해야 하는 경우 사용

$$2 * \frac{\text{Sensitivity} * \text{Precision}}{\text{Sensitivity} + \text{Precision}}$$

		Predict	
		Positive	Negative
Actual	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN

		Predict	
		Positive	Negative
Actual	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN

모델 평가 – AUC_ROC

AUC-ROC(Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve)

: 이진 분류 문제에서 모델의 성능을 평가하는 데 사용되는 지표

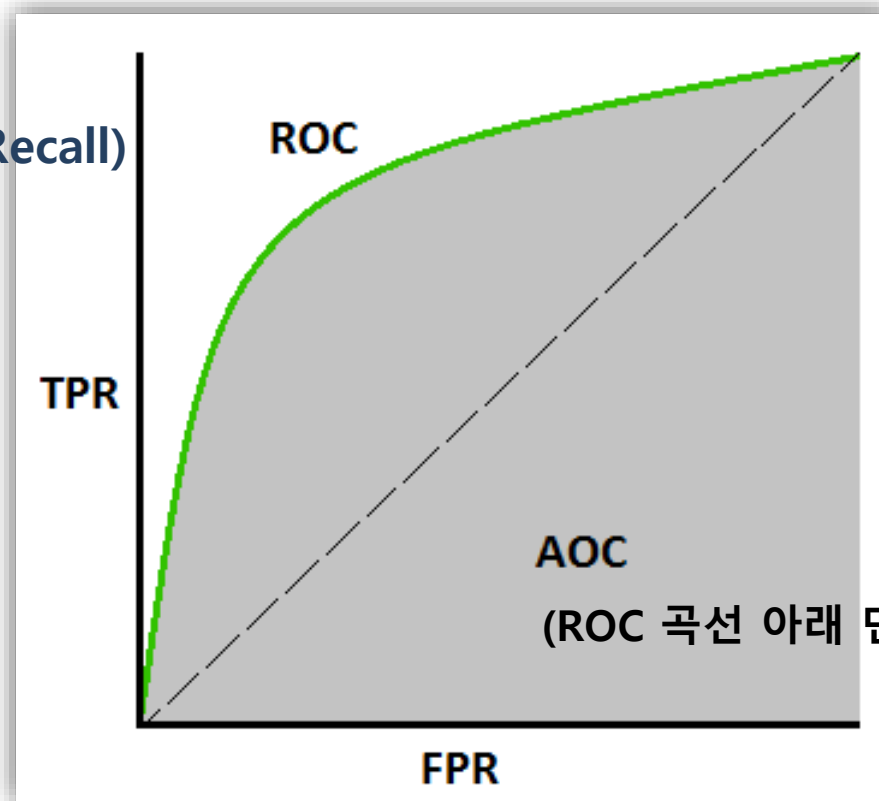
- ✓ ROC 곡선: "수신기 조작 특성(Receiver Operating Characteristic) 곡선"
 - ✓ AUC : "곡선 아래 영역(Area Under the Curve)"
 - ✓ 모델이 얼마나 잘 분류를 수행하는지에 대한 정보를 제공하며,
 - ✓ 특히 양성과 음성 클래스를 구분하는 데 있어 모델의 성능을 나타냄
-
- ✓ 불균형 데이터 문제에 특히 유용

모델 평가 - AUC_ROC

AUC-ROC(Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve)

: 이진 분류 문제에서 모델의 성능을 평가하는 데 사용되는 지표

y축: TPR
(True Positive Rate = Recall)

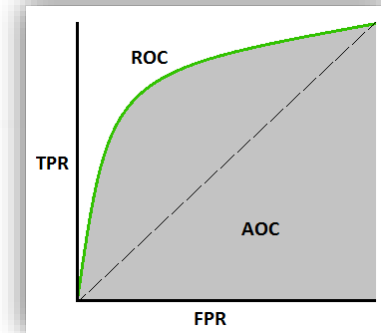


x축: FPR
(False Positive Rate = 1 - 특이도)

모델 평가 - AUC_ROC

AUC-ROC(Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve)

: 이진 분류 문제에서 모델의 성능을 평가하는 데 사용되는 지표



감기 환자 예측 모델

ID	실제 상태	예측 확률
A	감기 (1)	0.95
B	감기 (1)	0.9
C	정상 (0)	0.85
D	감기 (1)	0.8
E	정상 (0)	0.7
F	정상 (0)	0.6
G	감기 (1)	0.55
H	정상 (0)	0.4
I	정상 (0)	0.3
J	정상 (0)	0.2

감기 환자 : 4명(6명 정상)

threshold 변화에 따른 TP / FP / TNR / FPR

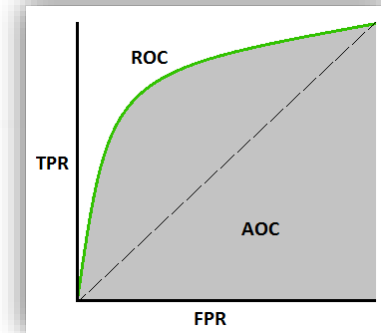
Threshold	TP	FP	FN	TN	TPR (=TP / (TP+FN))	FPR (=FP / (FP+TN))
1	0	0	4	6	0	0
0.9	1	0	3	6	0.25	0
0.8	2	0	2	6	0.5	0
0.7	2	1	2	5	0.5	0.1667
0.55	3	1	1	5	0.75	0.1667
0.4	4	2	0	4	1	0.3333
0.2	4	4	0	2	1	0.6667
0	4	6	0	0	1	1

threshold = 0.80이 경우 감기 환자 : 3명(7명 정상)

모델 평가 - AUC_ROC

AUC-ROC(Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve)

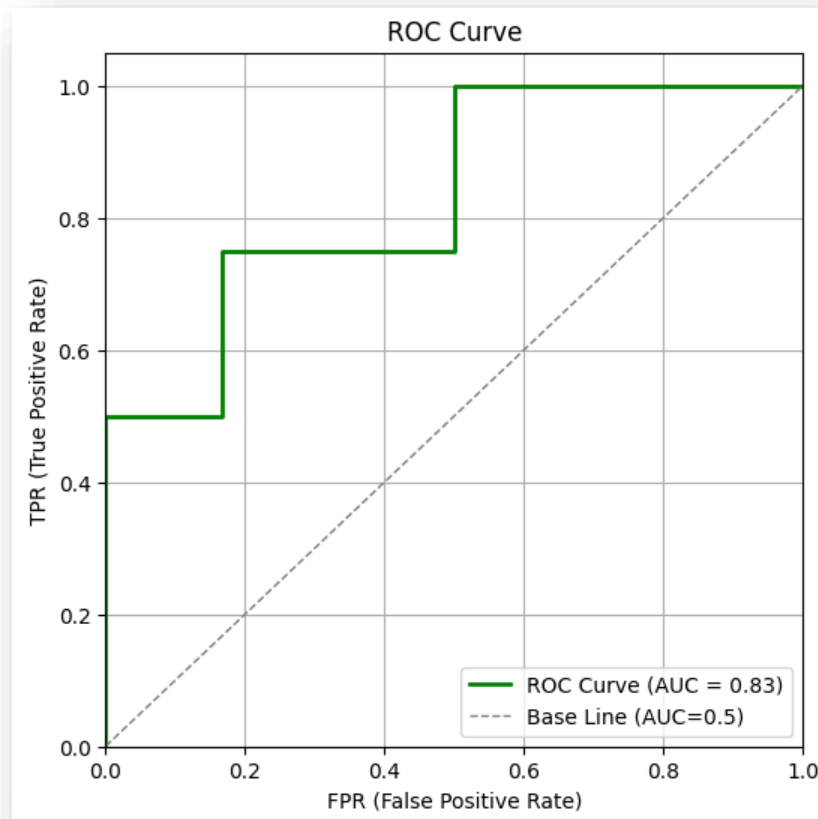
: 이진 분류 문제에서 모델의 성능을 평가하는 데 사용되는 지표



threshold 변화에 따른 TP / FP / TPR / FPR

TPR (=TP / (TP+FN))	FPR (=FP / (FP+TN))
0	0
0.25	0
0.5	0
0.5	0.1667
0.75	0.1667
1	0.3333
1	0.6667
1	1

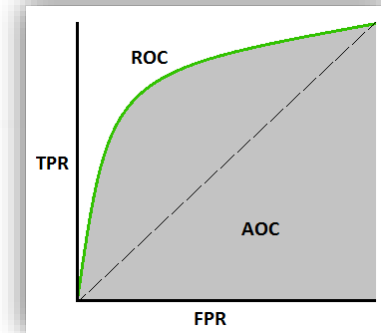
3.02.AUC_ROC.ipynb



모델 평가 - AUC_ROC

AUC-ROC(Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve)

: 이진 분류 문제에서 모델의 성능을 평가하는 데 사용되는 지표

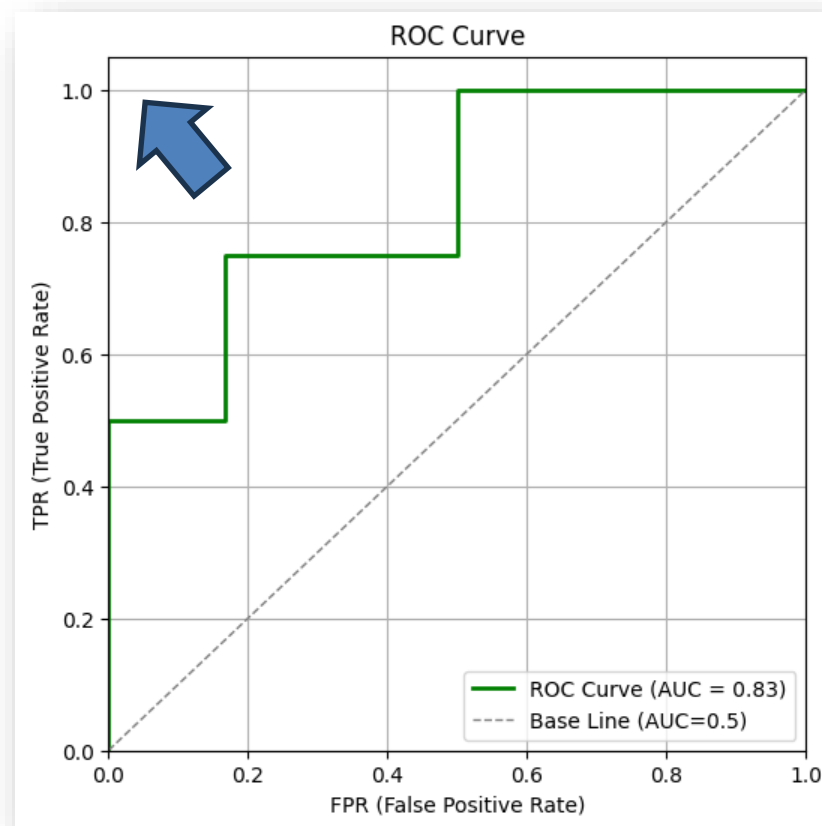


ROC 곡선이 왼쪽 위에 가까울수록:

> **FPR이 낮고** (잘못된 양성 예측이 거의 없고)

> **TPR은 높고** (진짜 양성은 잘 맞춘다는 뜻)

= True 양성은 잘 탐지, False 양성은 줄임



모델 평가 - AUC_ROC

AUC-ROC(Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve)

ROC 곡선

다양한 분류 임계값에서 모델의 성능을 나타내는 그래프

아래 두 가지 지표를 기반으로 함

- 진짜 양성 비율(True Positive Rate, TPR):

전체 양성 샘플 중에서 모델이 양성으로 올바르게 분류한 샘플의 비율 = Sensitivity

$$TPR = \frac{TP}{TP+FN}$$

- 거짓 양성 비율(False Positive Rate, FPR):

전체 음성 샘플 중에서 모델이 잘못 양성으로 분류한 샘플의 비율

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

		Predicted Class		
		Positive	Negative	
Actual Class	Positive	True Positive (TP)	False Negative (FN) Type II Error	Sensitivity $\frac{TP}{(TP + FN)}$
	Negative	False Positive (FP) Type I Error	True Negative (TN)	Specificity $\frac{TN}{(TN + FP)}$
		Precision $\frac{TP}{(TP + FP)}$	Negative Predictive Value $\frac{TN}{(TN + FN)}$	Accuracy $\frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)}$

Confusion Matrix

모델 평가 - AUC_ROC

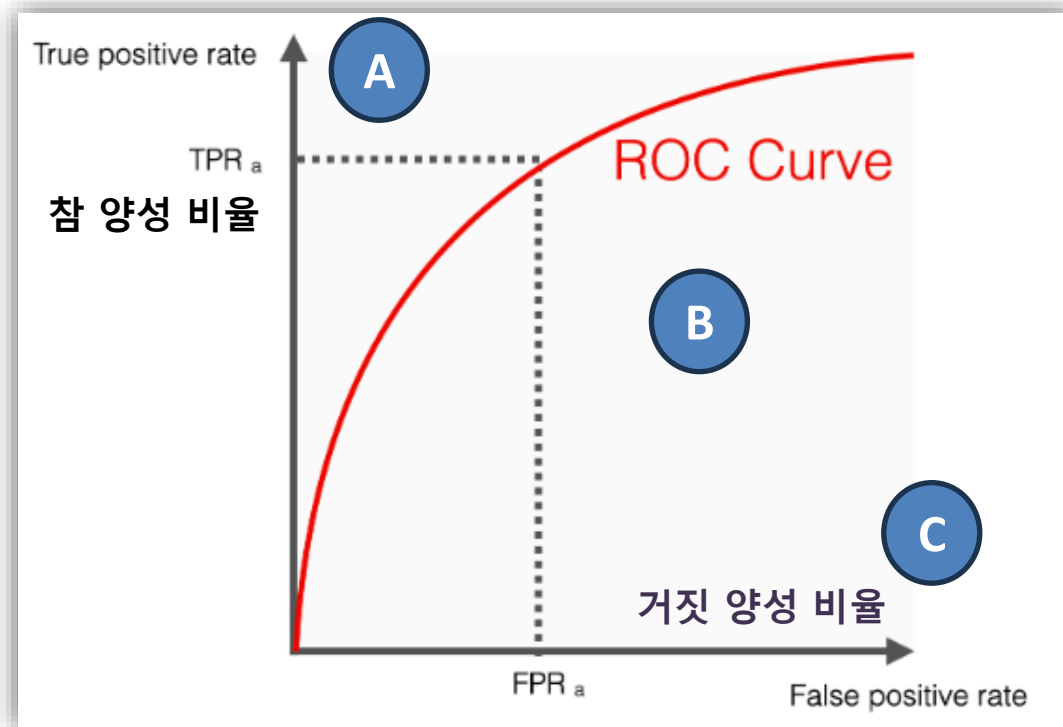
AUC-ROC(Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve)

ROC 곡선

- 진짜 양성 비율(True Positive Rate, TPR): $TPR = \frac{TP}{TP+FN}$
- 거짓 양성 비율(False Positive Rate, FPR): $FPR = \frac{FP}{FP+TN}$

- ✓ FPR을 x축으로, TPR을 y축으로 하는 곡선
- ✓ 곡선은 왼쪽 하단에서 시작하여 오른쪽 상단으로 이동
- ✓ 모델의 성능에 따라 곡선의 모양이 달라짐

Good Point?
(A, B, C)



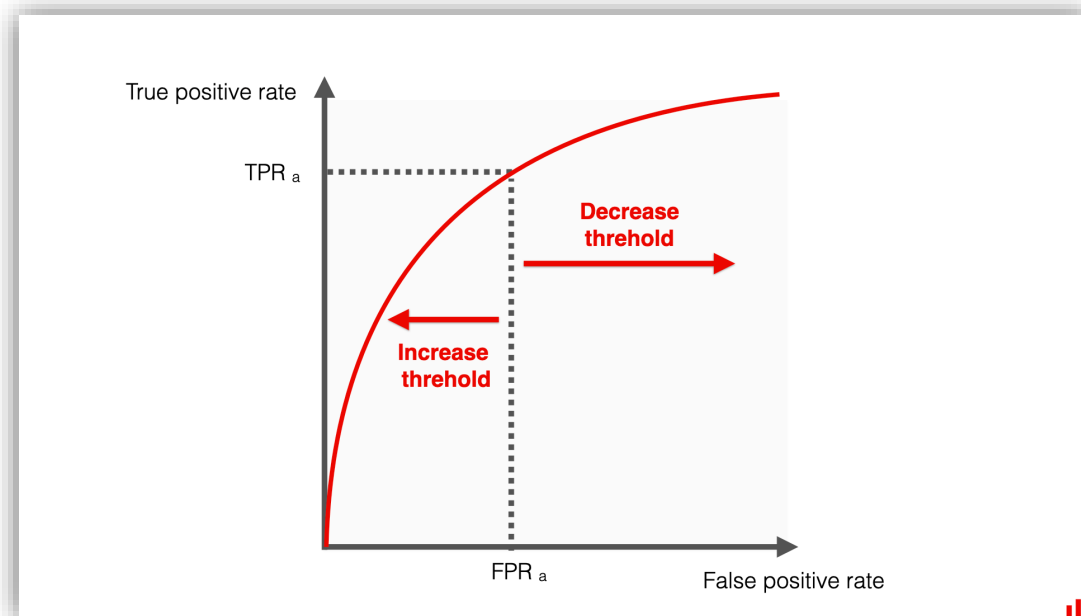
모델 평가 - AUC_ROC

AUC-ROC(Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve)

ROC 곡선 - Threshold

- 임계값(Threshold)
 - 분류 모델에서 특정 클래스(예: Positive)를 예측하는 기준 값
 - 모델이 산출한 확률 값(0과 1 사이의 값)을 기준으로, 이 확률이 임계값보다 크면 Positive(1) 작으면 Negative(0)로 분류

- 병 진단
정밀함 vs 안전



모델 평가 - AUC_ROC

AUC-ROC(Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve)

ROC 곡선 - Threshold

ID	실제 상태	모델 예측 확률
1	Positive	0.95
2	Positive	0.85
3	Positive	0.6
4	Positive	0.4
5	Negative	0.3
6	Negative	0.25
7	Negative	0.2
8	Negative	0.1

ex1.임계값 = **0.5**

- True Positive (TP):
- False Negative (FN):
- False Positive (FP):
- True Negative (TN):

• TPR=

• FPR=

모델 평가 - AUC_ROC

AUC-ROC(Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve)

ROC 곡선 - Threshold

ID	실제 상태	모델 예측 확률
1	Positive	0.95
2	Positive	0.85
3	Positive	0.6
4	Positive	0.4
5	Negative	0.3
6	Negative	0.25
7	Negative	0.2
8	Negative	0.1

ex1.임계값 = **0.3**

- True Positive (TP):
- False Negative (FN):
- False Positive (FP):
- True Negative (TN):

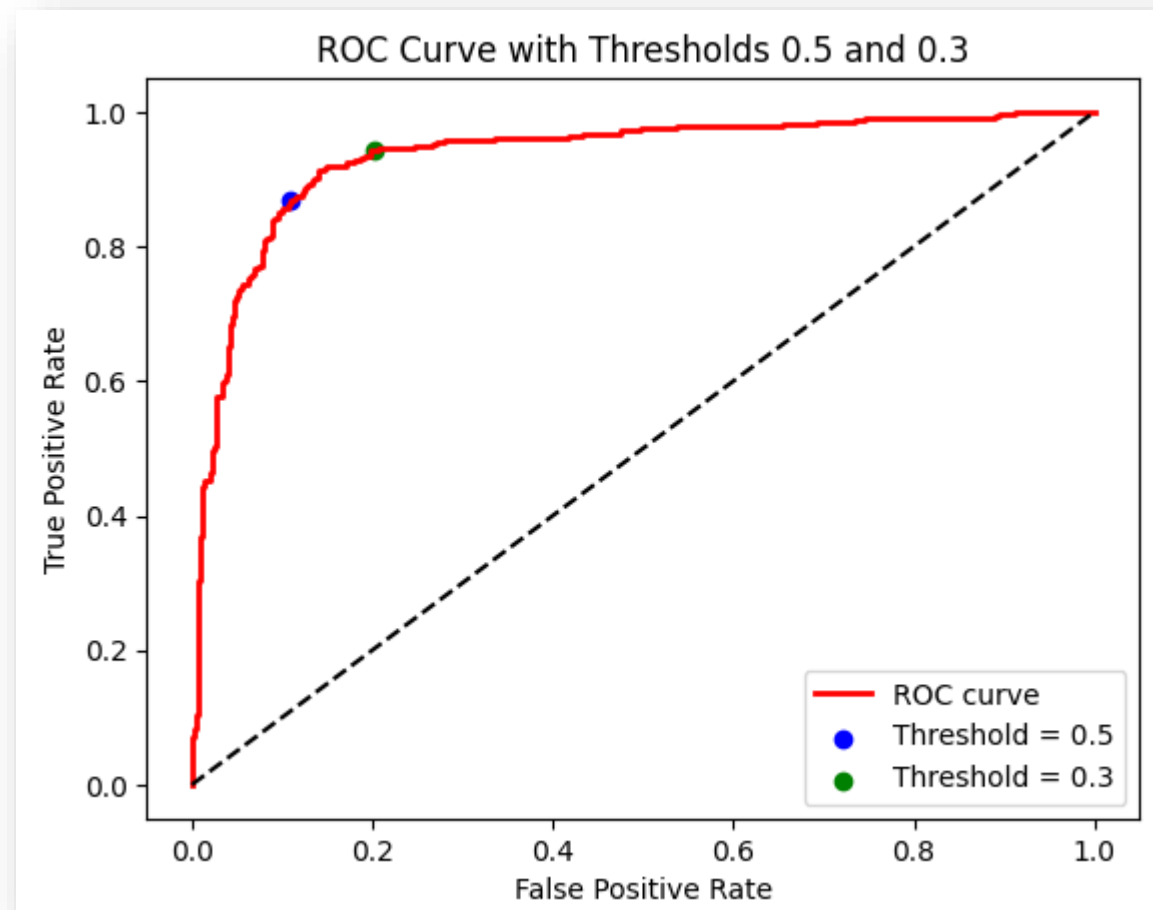
• TPR=

• FPR=

모델 평가 - AUC_ROC

AUC-ROC(Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve)

ROC 곡선 - Threshold



모델 평가 - AUC_ROC

AUC-ROC(Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve)

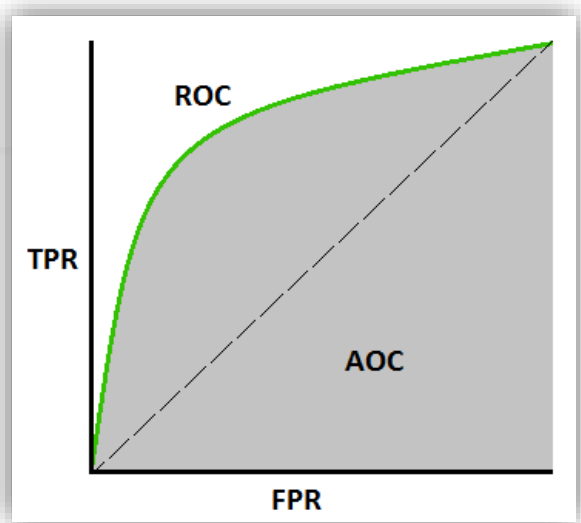
AUC 면적

- ✓ AUC는 ROC 곡선 아래의 영역으로, 값이 1에 가까울수록 모델의 성능이 좋음
 - AUC 값이 0.5인 경우는 무작위 추측(random guessing)의 성능과 동일,
 - 1.0은 완벽한 분류를 의미.
- ✓ 모델의 클래스 간 구분 성능, 특히 다양한 임계값에서의 성능을 종합적으로 평가하는 데 유용

• 클래스 불균형 문제에 강함:

양성과 음성 클래스의 비율이 크게 다른 경우에도 성능 지표로서의 신뢰성을 유지

<- threshold를 다양하게 바꿔가며 전체 성능을 평가

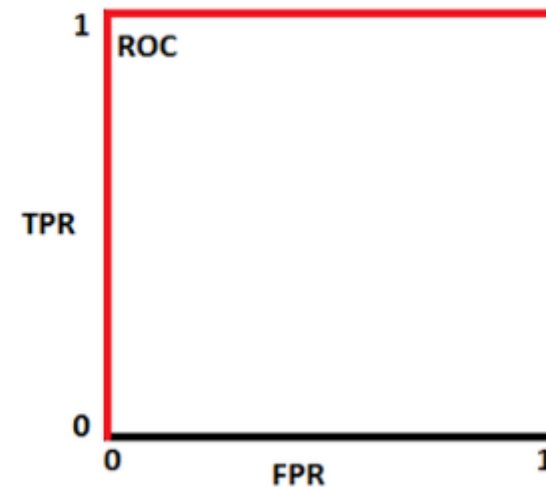
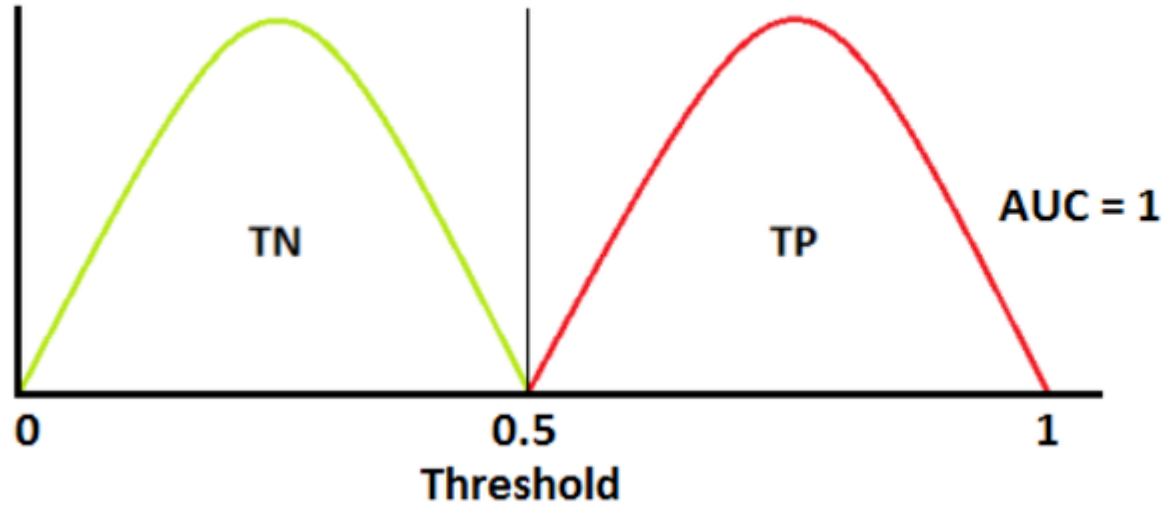


모델 평가 - AUC_ROC

AUC-ROC(Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve)

1) AUC = 1

- 두 개의 곡선이 전혀 겹치지 않는 경우 모델은 이상적인 분류 성능을 보임
- 양성 클래스와 음성 클래스를 완벽하게 구별 할 수 있음



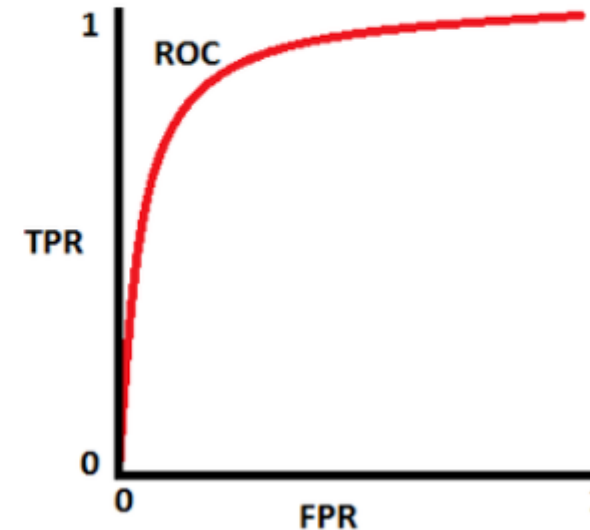
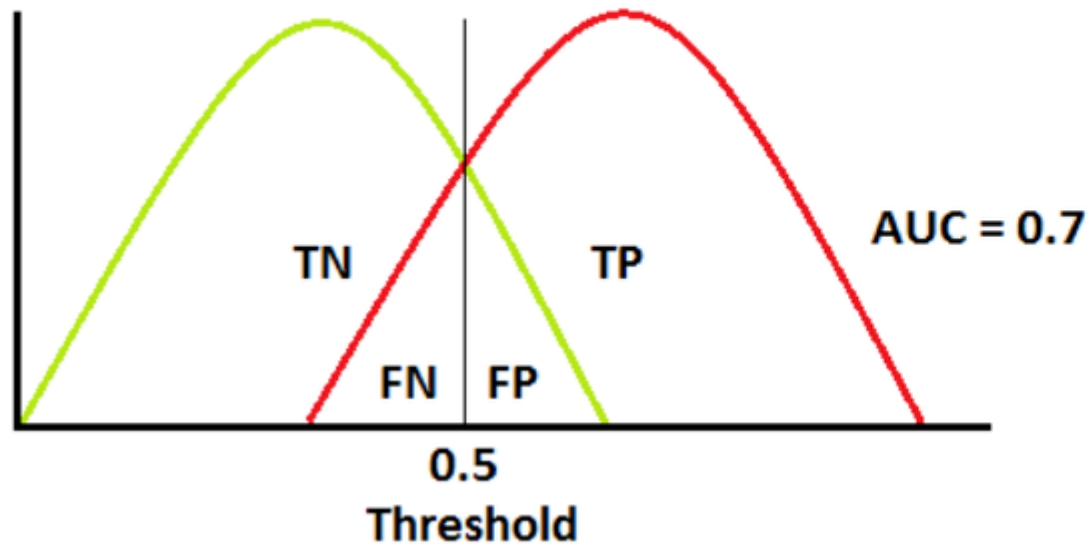
- 진짜 양성 비율(True Positive Rate, TPR): $TPR = \frac{TP}{TP+FN}$
- 거짓 양성 비율(False Positive Rate, FPR): $FPR = \frac{FP}{FP+TN}$

모델 평가 – AUC_ROC

AUC-ROC(Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve)

2) AUC = 0.7

- 두 분포가 겹치면 'type 1 error' 및 'type 2 error'가 발생
- 설정한 threshold에 따라, 위에 오류값들을 최소화 또는 최대화 할 수 있음
- AUC 값이 0.7이면, 해당 분류 모델이 양성 클래스와 음성 클래스를 구별 할 수 있는 확률은 70%임을 의미



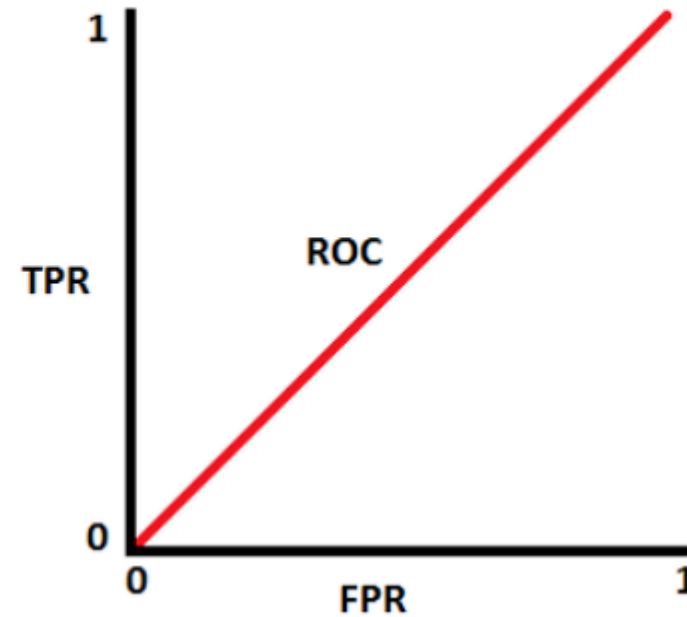
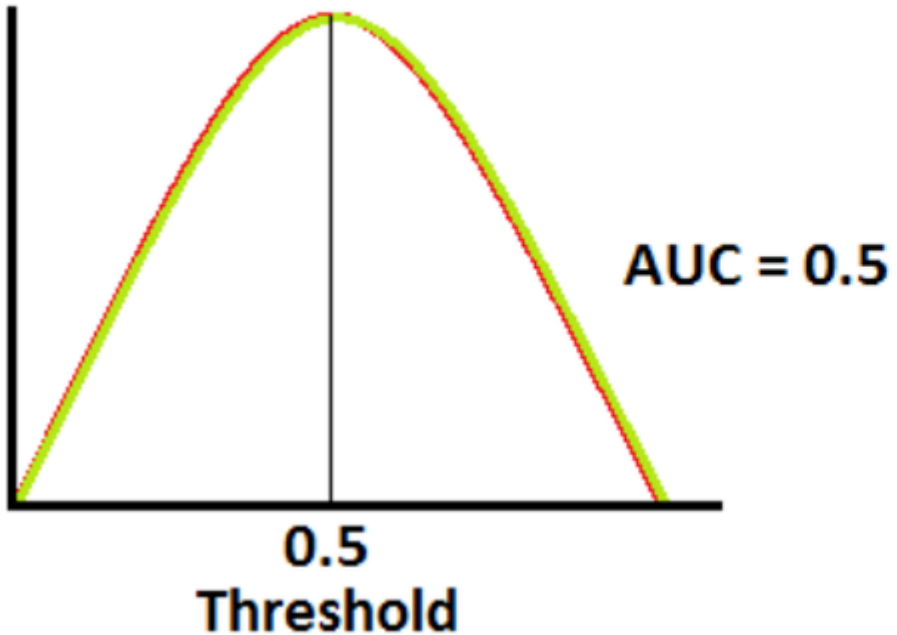
- 진짜 양성 비율(True Positive Rate, TPR): $TPR = \frac{TP}{TP+FN}$
- 거짓 양성 비율(False Positive Rate, FPR): $FPR = \frac{FP}{FP+TN}$

모델 평가 - AUC_ROC

AUC-ROC(Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve)

3) AUC = 0.5

- 분류 모델의 성능이 최악인 상황
- AUC가 0.5 정도인 경우, 해당 분류 모델은 양성 클래스와 음성 클래스를 구분할 수 있는 능력이 없음



- 진짜 양성 비율(True Positive Rate, TPR): $TPR = \frac{TP}{TP+FN}$
- 거짓 양성 비율(False Positive Rate, FPR): $FPR = \frac{FP}{FP+TN}$

모델 평가 – AUC_ROC

- 실습

3.02.auc_roc_titanic.ipynb

3.02.auc_roc_hr.ipynb

THANK YOU