2.4 결과 해석

2.4.1 오차 행렬 (Confusion Matrix)

	예측 양성 (Pred +)	예측 음성 (Pred -)
실제 양성 (True +)	TP(True Positive)	FN(False Negative)
실제 음성 (True -)	FP(False Positive)	TN(True Negative)

• TP (True Positive): 실제 양성을 양성으로 맞춘 경우

• TN (True Negative): 실제 음성을 음성으로 맞춘 경우

• FP (False Positive): 실제 음성을 양성으로 잘못 예측

• FN (False Negative): 실제 양성을 음성으로 잘못 예측

2.4.2 정확도 (Accuracy)

모델이 전체 데이터 중에서 얼마나 많이 정답을 맞췄는지를 나타내는 지표입니다.

$$Accuracy = rac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

이해하기 쉬워 널리 사용되지만, 클래스 불균형 상황에서는 신뢰하기 어려운 단점이 있습니다.

2.4.3 정밀도·재현율·F1 스코어 (Precision, Recall, F1-score)

정밀도(Precision): 양성으로 예측한 것 중 실제 양성의 비율

$$Precision = rac{TP}{TP + FP}$$

- 거짓 양성(FP)을 얼마나 줄였는지를 보여줍니다.
- 예: 이메일 스팸 필터에서 정상 메일을 스팸으로 잘못 분류하면 문제가 크므로 정밀도가 중요합니다.

재현율(Recall) 또는 민감도(Sensitivity): 실제 양성 중 양성으로 맞춘 비율

$$Recall = rac{TP}{TP + FN}$$

- 거짓 음성(FN)을 얼마나 줄였는지를 보여줍니다.
- 예: 암 진단 모델에서는 암 환자를 놓치지 않는 것이 중요하므로 재현율이 중요합니다.

F1 스코어: 정밀도와 재현율의 조화평균

$$F1 = 2 imes rac{Precision imes Recall}{Precision + Recall}$$

조화평균: $H=rac{2ab}{a+b}$ 두 값 중 작은 값에 더 민감, 두 값이 모두 클 때만 조화 평균이 크게 나옴.

- 정밀도와 재현율이 모두 중요한 경우 F1-score가 유용합니다.
- 불균형 데이터셋에서 특히 많이 사용됩니다.

2.4.4 ROC 커브와 AUC (Receiver Operating Characteristic & Area Under Curve)

ROC 곡선은 모델의 임계값(threshold)을 변화시킬 때의 민감도(Recall)와 **특이도의 보완 지표(FPR)** 사이의 관계를 시각화한 것입니다.

항목	정의	수식
민감도 (Sensitivity, Recall)	실제 양성 중 양성으로 맞춘 비율	$rac{TP}{TP+FN}$
특이도 (Specificity)	실제 음성 중 음성으로 맞춘 비율	$rac{TN}{TN+FP}$

항목	정의	수식
FPR (False Positive Rate)	잘못 양성으로 예측한 비율	$rac{FP}{TN+FP} = 1 - ext{Specificity}$

2.4.4.1 ROC 커브란?

ROC (Receiver Operating Characteristic) 커브는 분류 모델의 성능을 임계값(threshold) 변화에 따라 시각화한 곡선입니다.

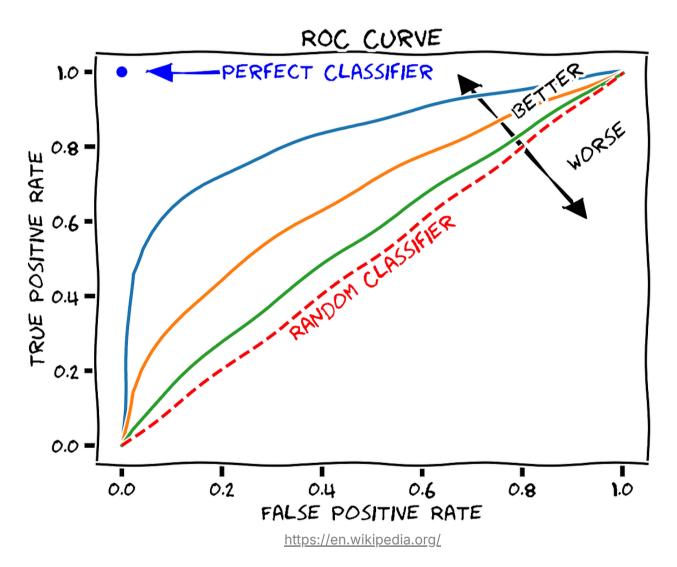
- x축: FPR (False Positive Rate) → 잘못 양성으로 예측한 비율
- y축: TPR (True Positive Rate) → 실제 양성 중에 양성으로 맞춘 비율 (Recall)

사용 이유:

이진 분류 모델은 일반적으로 확률을 출력하고, 그 값을 기준 임계값(예: 0.5)으로 양성/음성을 나눕니다.

- 임계값을 0.0 ~ 1.0 사이로 조금씩 변경해가며, 각 경우마다 TPR과 FPR을 계산합니다.
- 이 **(FPR, TPR)** 좌표를 잇는 선이 ROC 커브입니다.
- 좋은 모델은 ROC 커브가 **왼쪽 위 모서리에 가까울수록** 좋습니다 (높은 TPR, 낮은 FPR)

.



2.4.4.2 AUC(Area Under the Curve)

- ROC 커브 아래의 면적 (Area Under the Curve)
- 값의 범위: $0.5 \leq \mathrm{AUC} \leq 1.0$
 - 。 AUC = 1: 완벽한 분류기
 - AUC = 0.5: 무작위 분류기 수준
 - AUC < 0.5: 잘못된 방향으로 분류 (거꾸로 뒤집으면 더 좋음)

2.4 결과 해석