Metrics in Machine Learning

# 1. 분류(Classification) 문제에서의 평가 지표

정확도(Accuracy):

전체 예측 중에서 올바르게 예측된 비율을 나타냅니다. 계산식: Accuracy = (True Positives + True Negatives) / (Total Samples)

정밀도(Precision):

모델이 긍정 클래스로 예측한 것 중 실제로 긍정 클래스인 비율을 나타냅니다. 계산식: Precision = True Positives / (True Positives + False Positives)

재현율(Recall) 또는 민감도(Sensitivity):

실제 긍정 클래스 중에서 모델이 올바르게 예측한 비율을 나타냅니다. 계산식: Recall = True Positives / (True Positives + False Negatives)

F1-스코어(F1-Score):

정밀도와 재현율의 조화평균(Harmonic Mean)으로, 불균형한 데이터셋에서 유용합니다. 계산식: F1-Score = 2 \* (Precision \* Recall) / (Precision + Recall)

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

분류 모델의 성능을 평가하기 위한 곡선 아래의 면적을 나타내며, AUC 값이 1에 가까울수록 모델의 성능이 좋음을 의미합니다.

# 2. 회귀(Regression) 문제에서의 평가 지표

평균 절대 오차(MAE, Mean Absolute Error):

예측값과 실제값 간의 절대적인 차이의 평균을 계산합니다. 계산식: MAE = (1/n) \* Σ|y\_i - ŷ\_i|

평균 제곱 오차(MSE, Mean Squared Error):

예측값과 실제값 간의 차이의 제곱 평균을 계산합니다. 계산식: MSE = (1/n) \* Σ(y\_i - ŷ\_i)^2

루트 평균 제곱 오차(RMSE, Root Mean Squared Error):

MSE의 제곱근으로, 실제값과 예측값 간의 차이의 평균적인 크기를 나타냅니다. 계산식: RMSE = sqrt((1/n) \* Σ(y\_i - ŷ\_i)^2)

결정 계수(R^2 Score):

예측값이 실제값과 얼마나 일치하는지를 나타내는 지표로, 1에 가까울수록 예측이 잘 되었음을 의미합니다. 계산식: R^2 = 1 - [Σ(y\_i - ŷ\_i)^2 / Σ(y\_i - ȳ)^2]

# 3. 클러스터링(Clustering) 문제에서의 평가 지표

실루엣 계수(Silhouette Score):

클러스터링의 품질을 측정하며, -1에서 1 사이의 값을 가집니다. 1에 가까울수록 잘 분류된 클러스터링을 의미합니다.

ARI (Adjusted Rand Index):

클러스터링이 실제 그룹과 얼마나 잘 일치하는지를 나타냅니다. 1에 가까울수록 클러스터링이 잘된 것입니다.

다빈도 균등점수(Purity Score):

각 클러스터에서 가장 큰 클래스를 찾고 그 클래스의 데이터 비율을 측정하는 지표입니다.

# 사용 시 고려사항

문제의 특성:

분류 문제인지 회귀 문제인지에 따라 적합한 평가 지표를 선택해야 합니다.

데이터의 불균형:

불균형한 데이터셋의 경우, 정확도보다는 정밀도, 재현율, F1-스코어와 같은 지표를 사용하는 것이 좋습니다.

목적에 따른 선택:

모델의 목적이 무엇인지(예: False Positive를 줄이려는지, False Negative를 줄이려는지)에 따라 적합한 평가 지표를 선택합니다.