Part1. 기본학습 - AI 핵심이론 및 활용

chp07 - AI 모델링 필수개념

- AI 학습의 종류 : 지도학습, 비지도학습, 강화학습
- 지도학습은 크게 회귀와 분류로 문제로 나뉨
- 비지도학습은 주로 군집화를 사용
- AI 모델링 프로세스:
  1) 데이터확인 -> 2) 데이터 전처리 -> 3) 모델링 -> 4) 데이터분할 -> 5) 학습 -> 6) 평가

Confusion Matrix

CONFUSUSION MATRIX	ACTUAL	
PREDICTED	True Positive (TP)	False Positive (FP)
	False Negative (FN)	True Negative (TN)

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \qquad \text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN}$$

$$\text{F1-Score} = \frac{2*Precision*Recall}{Precision+Recall} \qquad \text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN}$$

- TP(True Positive) : 실제 답이 positive이고, 예측값도 positive로 정답
- FP(False Positive) : 실제 답이 Negative인데, 예측값이 Positive로 오류
- FN(False Negative) : 실제 답이 Positive인데, 예측값이 Negative로 오류
- TN(True Negative) : 실제 답이 Negative이고, 예측값도 Negative로 정답

오차행렬 평가지표의 의미

- Accuracy(정확도) : 전체 데이터 중 예측하여 맞춘 값의 비율 $\frac{(TP+TN)}{(TP+FP+FN+TN)}$
- Recall(재현율) : 실제값이 Potivie인 것 중 예측값이 Positive인 비율 $\frac{TP}{(TP+FN)}$
- Precision(정밀도) : Positive로 예측한 것 중 실제값이 Positive인 비율 $\frac{TP}{(TP+FP)}$
- F1-score : Recall과 Precision의 조화평균 $\frac{2\times Recall\times Precision}{Racall+Precision}$

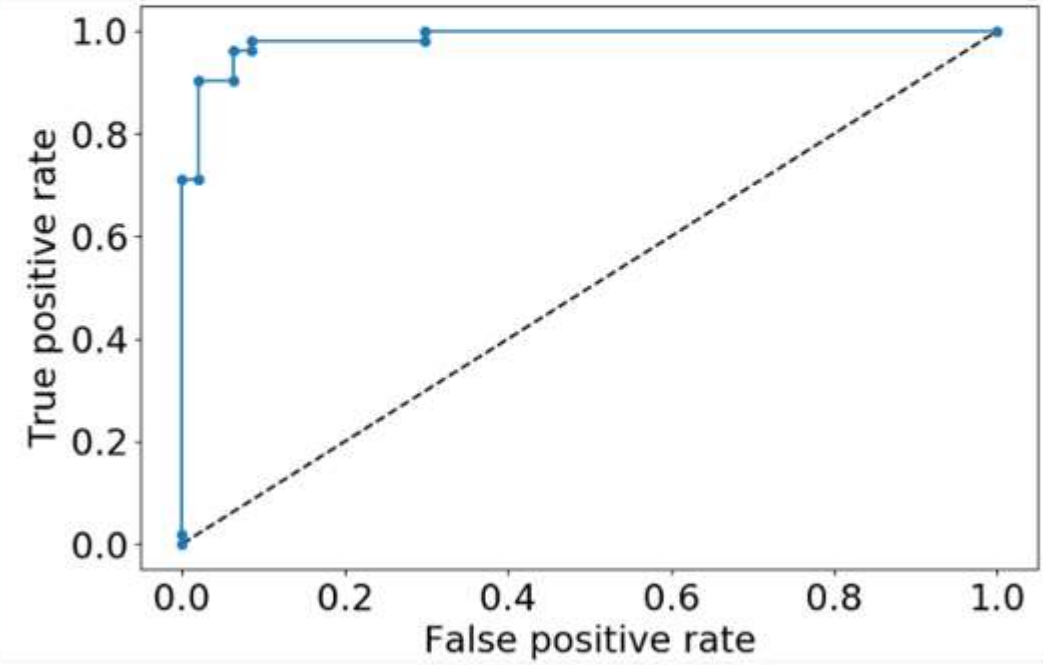
정확도 vs F1-score

만약 데이터가 균등하게 나뉘어져 있다면(ex. 7:3), 정확도와 F1-score 모두 사용 가능하다. 단, 데이터가 편중(Imbalanced)되어 있는 경우에는 정확도의 성능이 떨어진다. 이를 '정확도의 함정'이라고도 한다. F1-score는 각 레이블당 재현율과 정밀도가 각각 계산되고 이를 활용하여 종합적인 지표를 제공하기 때문에 데이터가 편중되어 있는 경우에는 정확도 보다 F1-score를 사용하는 것이 더욱 효과적이다.

ROC curve, AUC, Validation

- ROC

ROC(Receiver Operation Curve)는 FPR(False Positive Rate)이 변함에 따른 TPR(True Positive Rate)의 변화를 그린 곡선이다. FPR은 $\frac{FP}{(TN+FP)}$로 실제 Negative 중 Positive라고 잘못 예측한 비율을 의미하므로 낮을수록 좋다. TPR은 $\frac{TP}{(TP+FN)}$로 실제 Positive 중 Positive라고 잘 예측한 비율을 의미하므로 높을수록 좋다. 곡선이 직각에 가까울수록 모델의 성능이 좋다고 판단한다. 반대로 Random(직선)에 가까울수록 성능이 나쁘다고 판단한다. Random은 무작위로 예측했을 때 나올 수 있는 최솟값을 선으로 나타낸 것이다.



- AUC

AUC(Area Under ROC)는 ROC 곡선 아래의 면적을 의미한다. AUC값이 클수록 모델의 성능이 좋다고 판단한다. 최댓값은 1이고 최솟값은 0.5다.

1) MAE

MAE(Mean Absoulte Error, 평균절대오차)의 식은 다음과 같다.

$$MAE = \frac{\sum |y-\hat{y}|}{n}$$

y = 실제값 $\hat{y}$ = 예측값 n = 데이터 수
예측값에 대한 실제값의 오차를 구하고 그 절댓값의 평균을 구하는 방식이다.

2) MSE

MSE(Mean Squared Error, 평균제곱오차)의 식은 다음과 같다.

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

y = 실제값 $\hat{y}$ = 예측값 n = 데이터 수
예측값에 대한 실제값의 오차를 구하고 그 제곱값의 평균을 구하는 방식이다. 절댓값을 취하는 것(MAE)와 제곱을 취하는 것(MSE)의 차이는 이상치와 같은 특이값의 영향도를 파악하는 데에 있다. MSE는 특이값이 발생했을 때 오차를 제곱하기 때문에 수치가 크게 늘어난다는 특징이 있다. 그렇기에 MSE는 데이터분석을 할 때 손실함수(Cost Fucntion)로 자주 사용된다.

3) RMSE

RMSE(Root Mean Squared Error, 평균 제곱근 오차)의 식은 다음과 같다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (y-\hat{y})^2}{n}}$$

y = 실제값 $\hat{y}$ = 예측값 n = 데이터 수
RMSE는 MSE에 루트를 취한 지표다. MSE는 데이터가 많고 오차가 커질수록 그 값이 기하급수적으로 커지기 때문에 지표로 활용하기 어려운 경우가 생긴다. 따라서 루트를 씌어 값을 축소한 것이 RMSE다. RMSE는 MAE와 더불어 가장 일반적으로 쓰이는 회귀지표 중 하나다.

4) R2 Score

R2 Score = 결정계수(Coefficient of Determination) = R-Squared
R2 Score는 회귀 모델에서 독립변수가 종속변수를 얼마나 잘 설명해주는 지 나타내는 지표다.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(t-y)^2}{\sum(t-\bar{t})^2} = 1 - \frac{\sum(\text{오차})^2}{\sum(\text{편차})^2}$$

t = 실제값 y = 예측값 $\bar{t}$ = 평균값

- R2 Score <= 0: 쓰레기 모델, 모델 활용 불가
- 0 < R2 Score < 1 : 1에 가까울 수록 좋은 모델
- R2 Score = 1 : 가장 좋은 모델
  결정계수가 높다는 것은 독립변수가 종속변수를 잘 나타낸다는 의미인데, 독립변수의 개수가 늘어나면 결정계수도 함께 증가한다. 그러므로 독립변수가 2개 이상일 경우에는 조정된 결정계수(Adjusted R-Squared)를 사용해줘야 한다.

확인문제

- 분류모델 성능평가를 정확도(accuracy)로만 판단해서는 안되는 까닭은?
  -> 편중된 데이터의 경우 정확도의 성능이 떨어진다(정확도의 함정). 재현율과 정밀도를 종합적으로 고려하는(조화평균) F1 score 를 사용하는 것이 더 적합하다.

- 다음 중 회귀모델 성능 평가에 대한 설명으로 바르지 않은것은? (정답:4 ~ RMSE = MSE root squre)
  1) R2 score 가 1 에 가까울 수록 성능이 좋다.
  2) R2 score 가 0 보다 작다면, 예측값 대신 평균값을 넣는 것이 더 효과적이다.
  3) MSE 는 MAE 보다 이상치에 민감하다.
  4) RMSE 는 MSE 의 제곱이다.