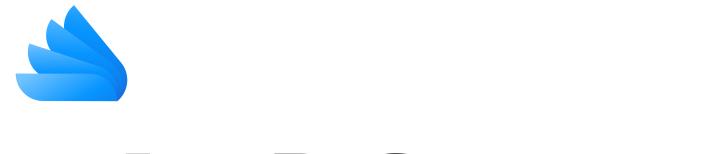
MLADS 3주차



ML/DS JI4 따라가기

Evaluation Techniques

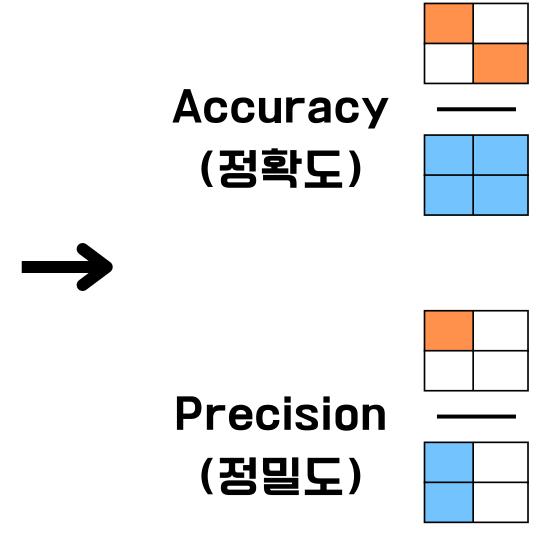
머신러님 모델을 만들었으면, 잘 돌아가는지 확인을 해야함

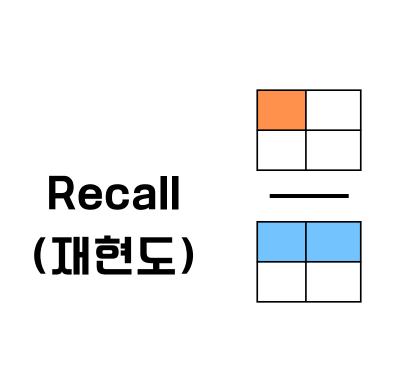


evaluation의 종류 - 분류

Confusion Matrix

		Prec	licted
		Positive	Negative
Actual	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN





evaluation의 종류 - 분류

Confusion Matrix

		Prec	licted
		Positive	Negative
Actual	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN

evaluation의 종류 - 분류

Confusion Matrix

		Prec	licted
		Positive	Negative
Actual	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN

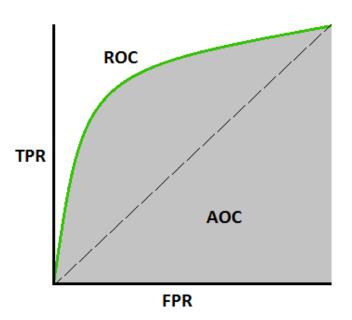
ROC X축:FPR

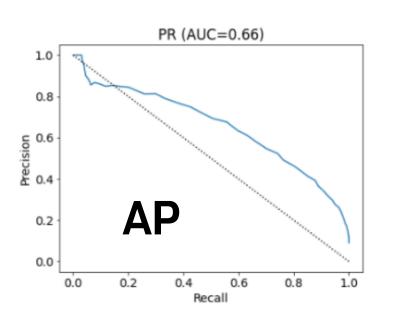
Y축: TPR



Recall PR X本。Recall

Y축: Precision





evaluation의 종류 - 분류

Confusion Matrix

		Prec	licted
		Positive	Negative
Actual	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN



Matthews Correlation Coefficient

$$MCC = \frac{TP \times TN - FP \times FN}{\sqrt{(TP + FP)(TP + FN)(TN + FP)(TN + FN)}}$$

데이터가 불균형해서 accuracy 값이 이상한 경우에 사용함

evaluation의 종류 - 분류

Confusion Matrix

		Prec	licted
		Positive	Negative
Actual	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN

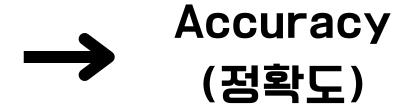


		Predicted			
		Α	В	•••	С
Actual	А	24	24	•••	35
	В	57	75	•••	46
	•••	•••	•••	•••	68
	С	86	57	68	85

evaluation의 종류 - 분류

Confusion Matrix

			Pred	icted	
		Α	В		O
Actual	А	24	24		35
	В	57	75		46
					68
	O	86	57	68	85



evaluation의 종류 - 분류

Confusion Matrix

		Predicted			
		А	В	:	С
Actual	А	24	24		35
	В	57	75		46
					68
	O	86	5 7	68	85

Micro Precision (마이크로 정밀도) 분류도 됐고 맞기도 한 것 -----해당 클래스로 분류된 것



Macro Precision (매크로 정밀도)

각 클래스의 Micro Precision의 평균을 구한 것

evaluation의 종류 - 분류

Confusion Matrix

			Pred	icted	
		Α	В		O
Actual	А	24	24		35
	В	57	75		46
					68
	O	86	57	68	85

Micro Recall (마이크로 개현율) 분류도 됐고 맞기도 한 것 _____ 점답이 해당 클래스인 것



Macro Recall (매크로 개현율)

각 클래스의 Micro Recall의 평균을 구한 것

evaluation의 종류 - 분류

Confusion Matrix

			Predicted				
		A	В		С		
Actual	А	24	24		35		
	В	57	75		46		
					68		
	O	86	57	68	85		

Micro F1 (마이크로 F1)

Micro Precision + Micro Recall

2 * Micro Precision * Micro Recall

 \rightarrow

Macro F1 (매크로 F1)

각 클래스의 Micro F1의 평균을 구한 것

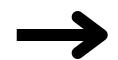
evaluation의 종류 - 분류

Confusion Matrix

			Predicted				
		A	В		С		
Actual	А	24	24		35		
	В	57	75		46		
					68		
	O	86	57	68	85		

Micro-average F1 (마이크로-평균 F1)

클래스별 Binary CM을 더한 후 그것을 기준으로 F1을 구한 것



Weighted F1 (가중 F1)

F1 식에 데이터 수로 가중치를 곱해줌

evaluation의 종류 - 분류

Confusion Matrix

			Pred	icted	
		А	В		С
Actual	А	24	24		35
	В	57	75		46
					68
	O	86	57	68	85

Kohen's Kappa

$$k = \frac{p_0 - p_e}{1 - p_e} = 1 - \frac{1 - p_0}{1 - p_e}$$

p0: accuracy

pe : 우연히 맞혔을 확률

= (대각선에 있는 값 / 전체 개수)의 평균

evaluation의 종류 - 회귀

Error값들

Mean of Absolute Error
 (평균 절대 오차)

$$ext{MAE} = rac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - f(\mathbf{x_i})|$$

특징

1. 직관적임.

2. 값이 낮을수록 좋음

1. 특이값이 많을 때 사용함.

2. 정답값과 예측값이 같은 단위임.

장점

단점

- 1. 정답값을 상회하는지 못 미치는지 를 알 수 없음.
- 2. 크기에 의존적임

evaluation의 종류 - 회귀

Error값들

Mean of Squared Error
 (평균 제곱 오차)

$$MSE = rac{\sum_{i=1}^{n} (y - \hat{y})^2}{n}$$

특징

장점

단점

1. 값이 낮을수록 좋음

1. 직관적임.

- 1. 1 미만은 작아지고. 그 이상은 커짐.
- 2. 정답값을 상회하는지 못 미치는지 를 알 수 없음.
- 3. 크기에 의존적임

evaluation의 종류 - 회귀

Error값들

Root Mean of Squared Error
 (평균 제곱근 오차)

$$RMSE = \sqrt{rac{\sum_{i=1}^{n}(y-\hat{y})^2}{n}}$$

특징

장점

단점

- 1. 값이 낮을수록 좋음
- 2. 루트를 씌워서 값의 왜곡을 줄임

1. 직관적임.

- 1. 1 미만은 작아지고, 그 이상은 커짐.
- 2. 정답값을 상회하는지 못 미치는지를 알 수 없음.
- 3. 크기에 의존적임

evaluation의 종류 - 회귀

Error값들

Mean Absolute Percentage Error
 (평균 절대 비율 오차)

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^{n} |\frac{y - \hat{y}}{y}|$$

특징

장점

단점

- 1. 크기 의존적인 문제를 해결함.
- 2. 값이 낮을수록 좋음

- 1. 직관적임.
 - 2. 다른 모델들과 에러율 비교가 쉬움.

- 1. 정답값을 상회하는지 못 미치는지 를 알 수 없음.
- 2. 정답값이 1보다 작으면 값이 무한 대로 수렴할 수 있음

evaluation의 종류 - 회귀

Error값들

• Mean Percentage Error (평균 비율 오차)

$$MPE = rac{100}{n} \sum_{i=1}^n rac{y - \hat{y}}{y}$$

특징

장점

단점

1. MAPE에서 절대값을 뺌

- 1. 정답값을 상회하는지 못 미치는지 를 알 수 있음.
- 2. 편향을 측정할 수 있음

- 1. 에러가 일부 상쇄될 수 있음.
- 2. 실제 값이 0이면 사용 불가능함.

evaluation의 종류 - 회귀

Error값들

• Symmetric Mean of Absolute Percentage Error (대칭 평균 절대 비율 오차)

$$SMAPE = \frac{100}{n} \times \sum_{i=1}^{n} \frac{\left| Y_i - \widehat{Y}_i \right|}{\left(\left| Y_i \right| + \left| \widehat{Y}_i \right| \right) / 2}$$

특징

1. MAPE이 가지는 한계점을 보완함

장점

더 좋음
2. 비율을 기반으로 한 값이므로 모델 간성능 비교를 하기 좋음
3. 실제 값에 0이 있어도 계산이 가능함.

1. 0~200%의 값을 가지므로 해석하기

단점

- 1. 실제 값과 예측 값이 전부 0이면 계 산이 불가능함.
- 2. 둘 중 하나가 0이며도 값이 매우 커 짐.

evaluation의 종류 - 회귀

= MSE

Error값들

R^2 (결정계수)

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST}$$

SSE:
$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})^2$$

SST:
$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left(y^{(i)} - \mu_{y} \right)^{2}$$
$$= 분산$$

특징

- 1. 상대적인 성능을 보여주기 좋음.
- 2. 1에 가까울수록 좋음
- 3. "설명력"이라는 개념을 사용함.

장점

- 1. 데이터 크기의 영향을 받지 않음.
- 2. 이상치에 덜 민감함.

단점

1. feature가 많아질수록 같이 올 라감.

evaluation의 종류 - 회귀

Error값들

• adjusted R² (수정된 결정계수)

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST}$$

$$\rightarrow$$

$$adj.R^{2} = 1 - \frac{(n-1)}{(n-p)} (1 - R^{2})$$

evaluation의 종류 - 군집

Internal Evaluation

Silhouette Score (실루엣 점수)

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max(a(i), b(i))}$$

a: 자신이 속한 군집의 평균 거리

b: 다른 군집과의 최소 거리

장점

- 클러스터 개수를 판단하기 좋음
- 시각화하기 좋음

단점

• 데이터 개수가 많아지면 계산량 도 엄청 많아진다.

evaluation의 종류 - 군집

Internal Evaluation

• Dunn Index (던 지수)

$$I(C) = \frac{\min_{i \neq j} \left\{ d_c(C_i, C_j) \right\}}{\max_{1 \leq l \leq k} \left\{ \triangle(C_l) \right\}}$$

(가장 작은 군집 간 거리) / (가장 큰 군집 내 거리)

장점

• 간단하고 직관적임

단점

- 클러스터 수에 영향을 받음
- 데이터 크기에 영향을 받음

evaluation의 종류 - 군집

External Evaluation

• Rand Index (랜드 지수)

$$RI = \frac{a+b}{\binom{n}{2}}$$
 \longrightarrow $ARI = \frac{RI - E[RI]}{max(RI) - E[RI]}$ (점탑인 쌈) / (가능한 모든 쌈) adjusted Rand index

evaluation의 종류 - 군집

External Evaluation

Fowlkes-Mallows Index (마울쿠스-말로우 지수)

$$FM = \sqrt{rac{TP}{TP + FP} \cdot rac{TP}{TP + FN}}$$

군집 간 유사성을 측정함

evaluation의 종류 - 군집

External Evaluation

• Fowlkes-Mallows Index (II)울쿠스-말로우 지수)

$$FM = \sqrt{rac{TP}{TP + FP} \cdot rac{TP}{TP + FN}}$$

군집 간 유사성을 측정함

Thank you