

인공지능 모델 모델성능 평가지표

학습 주제

각 모델성능의 평가지표에 대한 이해

01 회귀모델의 성능평가지표

02 분류모델의 성능평가지표

학습목표

1. 회귀모델의 성능평가지표를 이해할 수 있다.
2. 분류모델의 성능평가지표를 이해할 수 있다.

01

회귀모델 성능평가지표

회귀모델의 성능평가지표

평균절대오차 평균절대백분율오차 평균제곱오차 평균제곱근오차

회귀모델이 잘 만들어 졌는지 확인하는 성능평가지표는 실제값과 예측값을 오차들의 통계값을 활용합니다.

회귀모델에서 주로 사용되는 성능평가지표인 평균절대오차, 평균절대백분율오차, 평균제곱오차, 평균제곱근오차에 대해 알아보겠습니다.

01

회귀모델 성능평가지표

평균절대오차

$$MAE = \frac{\sum \text{실제값} - \text{예측값}}{\text{데이터 수}}$$

평균절대오차(MAE, Mean Absolute Error)는 모델의 예측값과 실제값의 차이를 모두 더하여 데이터의 수로 나누어주는 값으로, 절대값을 취하기 때문에 가장 직관적으로 알 수 있는 지표입니다.

이 값은 0에 가까울수록 좋은 모델이라고 할 수 있습니다. 이상값이 존재하는 경우에도 어느 정도 저항을 가지며, 데이터의 특성을 잘 표현합니다. 하지만 오차를 계산하는데 있어 절대값을 활용하기 때문에 모델이 실제보다 낮은 값으로 예측하였는지, 높은 값으로 예측하였는지에 대해 알 수가 없는 단점을 가지고 있습니다.

01

회귀모델 성능평가지표

평균절대백분율오차

$$MAE = \frac{\sum \left| \frac{\text{실제값} - \text{예측값}}{\text{실제값}} \right|}{\text{데이터 수}} \times 100 \%$$

평균절대백분율오차(MAPE, Mean Absolute Percentage Error)는 모델의 예측값과 실제값의 백분율을 다하여 데이터수로 나누어준 뒤 다시 100을 곱하여 백분율로 표현한 값입니다.

평균절대오차와 마찬가지로 이상값이 존재하는 경우에도 어느정도 저항을 가지며, 데이터의 특성을 잘 표현 합니다. 하지만 모델에 따라 편향이 존재하는데 데이터가 0근처의 값을 가지는 경우에 활용하기 어렵습니다.

평균제곱오차

$$MAE = \frac{\sum (\text{실제값} - \text{예측값})^2}{\text{데이터 수}}$$

평균제곱오차(MSE, Mean Squared Error)는 실제값과 예측값의 오차의 제곱들의 합은 데이터수로 나누어주는 값입니다. 평균절대오차(MAE)와의 차이는 오차에 제곱을 하는 것입니다.

이 방법을 활용하면 오차가 적을 경우 이를 반감시키고, 오차를 클 경우 더 그 특징이 두드러지게 하는 효과가 있습니다. 하지만 오차에 제곱을 하였기 때문에 직관적으로 어느 정도 오차가 발생하는지 확인하기 어렵고, 매우 큰 이상값이 있을 경우 값이 매우 커지는 단점이 존재합니다.

01

회귀모델 성능평가지표

평균제곱근오차

$$MAE = \frac{\sqrt{\sum (\text{실제값} - \text{예측값})^2}}{\text{데이터 수}}$$

평균제곱근오차(RMSE, Root Mean Squared Error)는 평균제곱오차에 루트를 씌워주는 것입니다.

이 방법을 통해 실제값과 유사한 단위 값으로 변환하기 때문에 평균제곱오차에 비해 해석에 용이합니다.

하지만 매우 큰 이상값이 있을 경우 값이 매우 커지는 단점은 같습니다.

분류모델의 성능평가지표

		실제 정답	
		참	거짓
모델 예측	참	TP	FP
	거짓	FN	TN

분류모델이 잘 만들어 졌는지 확인하는 성능지표로 정확도, 정밀도, 재현율, F1 Score가 있습니다.
4가지 지표를 계산하기 위해서는 아래의 모델결과를 나타내는 Confusion Matrix라는 표를 참고 할 수 있습니다.
Confusion Matrix는 실제 데이터의 라벨과 전처리한 데이터를 학습한 모델이 예측한 라벨을 비교하여 표로 나타낸 것입니다.

분류모델의 성능평가지표

TP (True Positive)	실제 정답이 참인 데이터를 모델이 참이라고 예측한 경우 (정답)
FP (False Positive)	실제 정답이 거짓인 데이터를 모델이 참이라고 예측한 경우 (오답)
FN (False Negative)	실제 정답이 참인 데이터를 모델이 거짓이라고 예측한 경우 (오답)
TN (True Negative)	실제 정답이 거짓인 데이터를 모델이 거짓이라고 예측한 경우 (오답)

위의 예시는 참/거짓 두 가지 라벨을 가지고 있는 데이터셋의 Confusion Matrix를 나타낸 것이며, 라벨의 갯수에 따라 행열의 수가 증가 할 수가 있으며, 실제 데이터의 라벨과 예측한 라벨의 일치할 경우에 맞는 것으로, 일치하지 않는 경우 틀린 것으로 간주합니다. Confusion Matrix를 통해 4가지 성능지표에 대해 알아보겠습니다.

정확도 (Accuracy)

$$\text{정밀도} = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN}$$

전체 정답을 맞춘 비율입니다. 즉 참인 데이터를 참이라고 예측한 TP, 거짓이인 데이터를 거짓이라고 예측한 TN의 합이 전체 데이터에서 차지하는 비율입니다.

정확도는 1에 가까울수록 좋습니다. 하지만 데이터의 라벨 간의 수의 편차가 큰 데이터 셋에서는 정확도가 높다고 무조건 좋은 모델이 아닐 수 있습니다.

정확도 (Accuracy)

예를 들어 공장에서 불량품을 검수하는 모델이 있다고 가정하겠습니다.

공장에서 하루 생산되는 물건이 1000개 중 불량품이 100개 정도 발생한다고 할 때,

불량품 중 예측모델이 50개만 불량품이라고 예측하고, 나머지 50개는 정상이라고 예측하였고,

정상인 물건 900중 10개를 불량품, 890개를 정상이라고 예측하였다면 940개의 정답을 가지기 때문에,

정확도는 0.94로 1과 가까운 값이지만 불량품을 절반 밖에 찾아 내지 못하였기 때문에 좋은 모델이라고 할 수 없습니다.

따라서 좋은 모델인지 판단하기 위해서 정밀도와 재현율을 함께 보는 것이 좋습니다.

정밀도 (Precision)

$$\text{정밀도} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}$$

모델이 참이라고 분류한 것 중에서 실제로 참인 것의 비율을 의미하며 정확도와 마찬가지로 1에 가까울수록 좋습니다.

위의 공장 예시에서 모델이 불량품이라고 예측한 경우는 총 60개이며, 실제 불량품은 50개입니다.

이 경우 정밀도는 0.830이 됩니다. 또한 정밀도만 높다고 하여 좋은 모델이라고 이야기하기는 어렵습니다.

재현율(Recall)

$$\text{정밀도} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}$$

실제 참인 데이터 중 모델이 참이라고 예측한 비율을 의미하며 앞서 지표들과 마찬가지로 1에 가까울수록 좋습니다.

위의 공장 예시에서 불량품 100개 중 50개만 불량품이라고 예측하였기 때문에

재현율은 0.5로 낮은 값을 가지기 때문에 위의 모델은 좋은 성능을 가지고 있다고 보기 어렵습니다.

재현율 또한 정확도의 정밀도와 마찬가지로 1에 가까울수록 좋지만 라벨에 따라 다른 성능을 보일 수 있습니다.

F1 점수(F1 score)

$$(F1 \text{ 점수}) = 2 \times \frac{1}{\frac{1}{\text{정밀도}} + \frac{1}{\text{재현율}}} = 2 \times \frac{\text{정밀도} \times \text{재현율}}{\text{정밀도} + \text{재현율}}$$

정밀도와 재현율의 조화평균으로, 1에 가까울수록 높은 성능이라고 이야기 할 수 있습니다.

일반적인 산술평균이 아닌 조화평균을 구하는 이유는, 정밀도와 재현율 둘 중 하나가 0에 가깝게 낮을 때 성능이 그것을 잘 반영하기 때문입니다. F1 점수는 정밀도와 재현율 모두 잘 반영하기 때문에 일반적으로 해당 라벨의 F1 점수가 높을 경우 좋은 모델이라고 이야기 할 수 있습니다.