

DR. ÖĞR. ÜYESİ SİNAN UĞUZ



ÖĞRENME

MAKİNE.

TEORİK YÖNLERİ VE

python

UYGULAMALARI

ile Bir **YAPAY ZEKA** Ekolü

BÖLÜM 10

REGRESYON İÇİN PERFORMANS DEĞERLENDİRME ÖLÇÜTLERİ

“Karanlığa küfredeceğine bir mum yak.”

Konfüçyus

❖ 10.1 Ortalama Mutlak Hata

❖ 10.2 Ortalama Kare Hata

❖ 10.3 Ortalama Kare Hata Karekökü

❖ 10.4 Medyan Mutlak Hata

❖ 10.5 Belirleme Katsayısı

❖ 10.6 Bölüm Özeti

REGRESYON İÇİN PERFORMANS DEĞERLENDİRME ÖLÇÜTLERİ

Makine öğrenmesi modellerinin başarısının ölçülmesi yani performansının değerlendirilmesi önemli bir aşamayı temsil etmektedir.

Bir makine öğrenmesi modelinin başarısının nasıl ölçülebileceği ya da modelin iyi bir model olduğuna nasıl karar verilebileceği bu bölümde ele alınan temel soruları oluşturmaktadır.

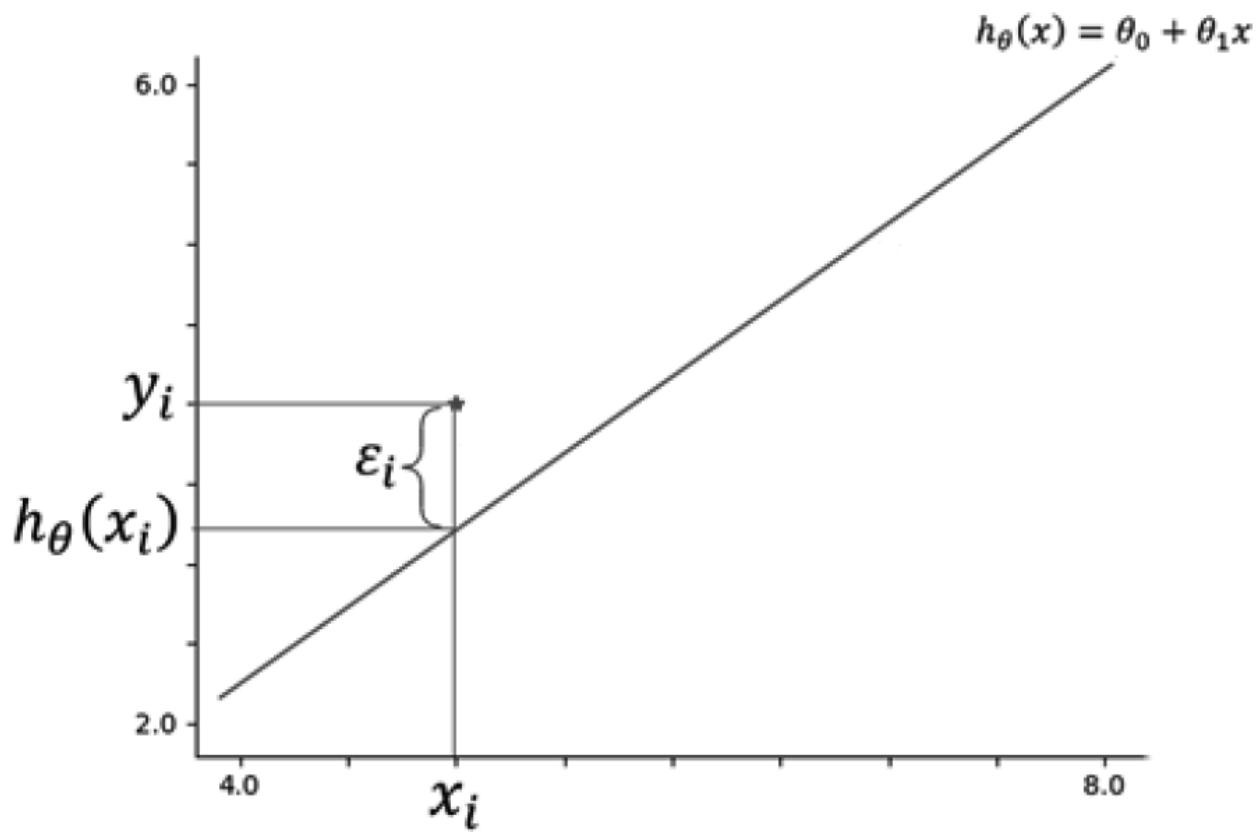
Regresyon ve sınıflandırma kavramlarının farkları önceki bölümlerde ele alınmıştı.

10.1 Ortalama Mutlak Hata

Doğrusal regresyon bölümünde, en uygun regresyon modelinin belirlenmesi için en uygun 0 ağırlık değerlerinin bulunmasının gerekliliğinden bahsedilmişti.

Bunu gerçekleştirmek için E_i ile ifade edilen hataların toplamlarının minimum yapılmasının sağlanması gerekmektedir.

Şekil 10.1'de, y_i veri setine ait gerçek bir değeri, $h_0(x_i)$ ise bu gerçek değer model tarafından oluşturulan tahmin değerini ifade etmektedir.



Şekil 10.1: Hata kavramı

10.2 Ortalama Kare Hata

Ortalama kare hata (mean squared error, MSE), veri setindeki gerçek değerler ile tahmin değerlerinin farklarının karelerinin toplamı alınarak sonucun örnek sayısına bölünmesi ile elde edilir.

Eğer veri setinde aykırı değerler var ise ortalama kare hata değeri yüksek olarak hesaplanabilir.

10.3 Ortalama Kare Hata Karekökü

Ortalama kare hata karekökü (root mean squared error, RMSE), ortalama kare hata değerinin karekökünün alınması ile elde edilir.

Veri集中的 i'nci örneğın gerçek değeri y_i ve tahmin edilen değeri $h_o(x_i)$ ise n adet örnek için RMSE değeri Denklem 10.3'de görölmektedir.

$$RMSE(y, h_o(x)) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} (y_i - h_o(x_i))^2} \quad (10.3)$$

10.4 Medyan Mutlak Hata

Medyan mutlak hata (median absolute error, MedAe), veri setindeki gerçek ve tahmin değerleri arasındaki tüm mutlak farkların medyanı alınarak elde edilir.

10.5 Belirleme Katsayısı

Belirleme katsayısı (determination coefficient, R-Squared, R^2), veri setinde yer almayan örneklerin model tarafından ne kadar iyi tahmin edileceğinin bir ölçüsüdür.

0 ile 1 arasında değer aralığına sahiptir.

Belirleme katsayısı 1'e ne kadar yakın bir değer çıkar ise modelin o kadar iyi tahmin yeteneğine sahip olduğundan bahsedilebilir.

Örnek: Şekil 10.2'de üç adet örnek ve bu örnekleri temsil eden regresyon doğrusu görülmektedir. Her örneğe ait hata değeri E_i ile ifade edilen gerçek değer ve tahmin değeri arasındaki farktır. Hata değerleri aşağıdaki gibi hesaplanabilir.

$E_i = y_i - h_0(x_i)$ olmak üzere;

$(x_1, y_1) = (2, 2)$ $E_1 = y_1 - h_0(x_1)$ $E_1 = 2 - (2 \times 2 - 3)$ $E_1 = 1$	$(x_2, y_2) = (3, 4)$ $E_2 = y_2 - h_0(x_2)$ $E_2 = 4 - (2 \times 3 - 3)$ $E_2 = 1$	$(x_3, y_3) = (4, 3)$ $E_3 = y_3 - h_0(x_3)$ $E_3 = 3 - (2 \times 4 - 3)$ $E_3 = -2$
--	--	---

Liste 10.1

```
import numpy as np
from sklearn.metrics import mean_absolute_error
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from sklearn.metrics import median_absolute_error
from sklearn.metrics import r2_score

gercek=[ 2,4,3]
tahmin=[ 1,3,5]

print("MAE=%0.2f"%mean_absolute_error(gercek,tahmin))

>>> MAE=1.33
```

10.6 Bölüm Özeti

Bir regresyon modelinin performansının ölçülmesi için MAE, MSE, RMSE, MedAE gibi gerçek değerler ve tahmin değerleri arasındaki fark olarak ifade edilebilen hata değerine dayalı ölçütler kullanılabilir.

Hatanın en az olması makine öğrenmesinde her zaman arzulanan bir durumdur.

Veri setlerindeki özniteliklerin aldıkları sayısal değerler arasındaki farklılıklardan dolayı bu ölçütlerin bir alt limitinden bahsedilemez.