

Lojistik Regresyon – Performans Metrikleri

Atil Samancioglu

1 Giriş

Lojistik regresyon, sınıflandırma problemlerinde kullanılan güçlü bir algoritmadır. Bu algoritmanın başarısını ölçmek için doğrusal regresyondan farklı metriklere ihtiyaç duyulur. Bu dökümda özellikle **binary classification** problemleri için kullanılan *Confusion Matrix, Accuracy, Precision, Recall* ve $F1/F_\beta$ gibi metrikler açıklanacaktır.

2 Confusion Matrix (Karmaşıklık Matrisi)

Confusion matrix, sınıflandırma problemlerinde modelin doğru ve yanlış tahminlerini dört kategoriye ayırır:

- **True Positive (TP)**: Gerçek değer pozitif, tahmin de pozitif.
- **True Negative (TN)**: Gerçek değer negatif, tahmin de negatif.
- **False Positive (FP)**: Gerçek değer negatif, tahmin pozitif.
- **False Negative (FN)**: Gerçek değer pozitif, tahmin negatif.

Confusion Matrix

		Actually Positive (1)	Actually Negative (0)
Predicted Positive (1)	True Positives (TPs)	False Positives (FPs)	
Predicted Negative (0)	False Negatives (FNs)	True Negatives (TNs)	

Figure 1: Confusion Matrix bileşenleri.

Accuracy (Doğruluk)
yüksek olsun isterim

doğru tahmin yaptıklarımızın tümüne oranı

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

Genel olarak modelin ne kadar doğru tahmin yaptığı gösterir. Ancak **dengesiz veri kümelerinde** yaniltıcı olabilir.

3 Precision ve Recall

Precision (Kesinlik)

pozitif tahminlerimi oranlar ve benim için pozitif tahminlerin önemi fazla ise bu metrice bakılır

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

Modelin pozitif tahminleri arasında, kaç tanesinin gerçekten pozitif olduğunu ölçer.

Recall (Duyarlılık)

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

Gerçek pozitif örneklerden kaç tanesini modelin doğru tahmin ettiğini gösterir.

Kullanım Senaryoları

Precision'in önemli olduğu durumlar:

- Spam sınıflandırma: Gerçek spam olmayan e-postaların yanlışlıkla spam olarak işaretlenmemesi gereklidir. FP azaltılmalıdır → Precision yüksek olmalıdır.

Recall'in önemli olduğu durumlar:

- Hastalık teşhis (örneğin diyabet): Hasta bir bireyin hasta değil olarak sınıflandırılması ciddi bir hatadır. FN azaltılmalıdır → Recall yüksek olmalıdır.

4 F_1 e F_β korları

Precision ve Recall metrikleri arasında denge sağlamak için kullanılır.

F1 Skoru

$$F_1 = \frac{2 \cdot (\text{Precision} \cdot \text{Recall})}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

F_β koru

$$F_\beta = (1 + \beta^2) \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{(\beta^2 \cdot \text{Precision}) + \text{Recall}}$$

- $\beta = 1$: Precision ve Recall eşit ağırlıkta (F_1).
- $\beta < 1$: Precision daha önemli (örnek: $F_{0.5}$).
- $\beta > 1$: Recall daha önemli (örnek: F_2).

 F-skoru daima 0 ile 1 arasında bir değer alır. Bu değer 1'e yaklaşıkça modelin hem **precision** hem de **recall** açısından güclü olduğu anlaşılır. F -skorunun 0'a yaklaşması ise modelin bu iki metrikten en az birinde ciddi sorunlar yaşadığını gösterir.

5 Sonuç

Logistic regresyon modellerinin başarısını anlamak için sadece doğruluk (accuracy) yeterli olmayabilir. Özellikle dengesiz veri kümelerinde precision, recall ve F_1/F_β skorları oldukça önemlidir. Hangi metriğin kullanılacağı, probleme ve risklere göre değişir.