

# Lojistik Regresyon Katsayı Hesabi

## 1 Giriş

Asagıda verilen pseudo code'u kullanarak lojistik regresyon için gerekli olan katsayıları bulabilirsiniz. Note edin: bu code *gradient descent* methoduna dayanmaktadır. Bu method iteratif (yinelemeli) bir methodtur. İlk basta verilen başlangıç katsayı değerleri her bir iterasyonda gelişir. Iterasyon tamamlandığında umut edilirdi ki vardığımız katsayılar başlangıç katsayılarına göre daha anlamlıdır, yani lojistik regresyonda daha iyi sonuç verir. Burada iterasyon sayısı methodun bir parametresidir. Biz bu parametreyi 100 olarak sabit tutacağız. Yani for loop 100 defa donecek. Bu methodun bir başka parametresi adım büyüklüğüdür (step size). Biz bu parametreyi de sabitleyeceğiz ve 0.01 olarak alacağız.

Bu method üreteceğimiz katsayılar için bir başlangıç değerine ihtiyaç duyar. Biz bu aktivitelere denk gelecek katsayıların tamamının başlangıç değerini 1 olarak alacağız. Yani  $\beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \dots = \beta_{15} = 1$ . Tüm bu katsayılar ek olarak bir de  $\beta_0$  katsayısına ihtiyacımız var. Bu katsayının başlangıç değerini de 1 olarak alacağız:  $\beta_0 = 1$ . Sonuç olarak katsayılar vektörünü  $\beta = (\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{15})$  olarak göstereceğiz ve bunların her birinin başlangıç değerini 1 alacağız.

## 2 Datanın Matematiksel Olarak İfadesi

Lojistik regresyonu uygulayacağımız datayı (eğitim setini)

$$D = \{(x^i, y^i) | x^i \in \{0, 1, 2, \dots, 9, 10\}^{15}, y^i \in \{0, 1\}, i \in \{1, 2, \dots, N\}\}$$

şeklinde verelim. Demekki bu datada  $N$  tane kişi var ve  $i$ . kişi  $(x^i, y^i)$  ikilisi ile gösteriliyor. Burada  $x^i$ ,  $i$ . kişinin profilini oluşturuyor. Yani  $x^i$ , 15 uzunluğunda bir vektördür, çünkü hatırlarsanız 15 tane aktivite vardı. Ve biz her bir aktiviteyi 0–10 arası oylamistik. Hepsini birlikte düşünülürse  $i$ . kişinin profiline karşılık gelen  $x^i$ , 15 uzunluğunda bir vektördür ve bu vektörün elemanları 0 – 10 arası değer alır. Bu  $i$ . kişinin etiketi olan  $y^i$ , eğer  $i$ . kişi sorgulanan kişinin arkadaşı ise 1, değilse 0 değerini alır. Son olarak  $N$ , sorgulanan kişinin toplam arkadaş sayısı ile bu kişinin arkadaşı olmayan kişilerin toplam sayısının yarısının toplamından oluşur.

Yukarıda bahsettiğimiz gibi  $x^i$ ,  $i$ . kişinin profilini gösterir ve bu kişinin 15 tane aktiviteye verdiği oylardan oluşur. Özel olarak  $i$ . kişinin  $j$ . aktivite için

verdiği oyu  $x_j^i$  ile göstereceğiz. Su halde  $i$ ,  $1 - N$  arası bir değer,  $j$ ,  $1 - 15$  arası bir değer ve  $x_j^i$ ,  $1 - 10$  arası bir değer alır.

### 3 Arkadaslik Olasiligin Hesaplanmasi

Elimizde  $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{15})$  katsayılar vektörü ve bir kişiye ait  $x$  ( $x \in \{0, 1, 2, \dots, 9, 10\}^{15}$ ) profili varken bu kişinin sorgulanan kişi ile arkadaş olma olasılığını

$$P(y = 1|x, \beta) = h_\beta(x) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_{15} x_{15})}}$$

fonksiyonu ile hesaplayacağız.

### 4 Lojistik Regresyon Katsayılarını Veren Algoritma

---

**Algorithm 1** Gradient Descent ile Lojistik Regresyon Katsayılarının Bulunması

---

**Giris:** Data= $D$ ,  $maxIterSayisi = 100$ ,  $stepSize = 0.01$ ,

başlangıç katsayıları vektörü:  $\beta = (1, 1, \dots, 1)$ .

**Cikis:**  $\beta$  katsayılar vektörü

```

for  $t = 1 : maxIterSayisi$  do
     $\beta'_0 = \beta_0 - stepSize \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (h_\beta(x^i) - y^i) \right)$  //  $\beta_0$ 'i ayrı olarak hesaplıyoruz.
    for  $j = 1 : 15$  do
         $\beta'_j = \beta_j - stepSize \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (h_\beta(x^i) - y^i) x_j^i \right)$ 
    end for
     $(\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{15}) \leftarrow (\beta'_0, \beta'_1, \beta'_2, \dots, \beta'_{15})$  //  $\beta$  leri aynı anda güncelliyoruz.
end for // iterasyon sonu
return  $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{15})$ 

```

---

Yukarıdaki algoritmayı eğitim seti üzerine uygulayarak  $\beta$  katsayılarını hesaplayabilirsiniz. Daha sonra eğitim setine dahil etmediğimiz sorgulanan kişi ile arkadaş olmayan kişilerin diğer yarısındaki her bir kişi için bu katsayıları ve yukarıda verilen olasılık hesaplamasını kullanarak bu kişilerin arkadaş olma olasılığını hesaplayabilirsiniz. En son olarak bu kişileri aldıkları olasılıklara göre sıralayıp, arkadaş olma olasılığı en yüksek ilk 10 kişiyi çıktı olarak veririz.