هوش مصنوعي

بهار ۱۴۰۰

استاد: محمدحسین رهبان گردآورندگان: محمدمهدی اصمع



دانشگاه صنعتی شریف دانشکدهی مهندسی کامپیوتر

مهلت ارسال: _

رگرسیون و پرسپترون

پاسخ تمرین ششم، بخش اول

۱. (نمره)

 $(\tilde{1})$

$$Y \sim Bernoulli(p) \Rightarrow \mathbb{P}(Y) = p^{Y}(1-p)^{(1-Y)}$$

$$\mathbb{P}(y_1, \dots, y_N; p) = \prod_{i=1}^{N} \mathbb{P}(y_i; p) = \prod_{i=1}^{N} p^{y_i} (1-p)^{(1-y_i)}$$

$$\log \mathbb{P}(y_1, \dots, y_N; p) = \sum_{i=1}^N \log(p^{y_i}(1-p)^{(1-y_i)}) = \sum_{i=1}^N \{y_i \log(p) + (1-y_i) \log(1-p)\}$$

(ب) ابتدا p را با استفاده از رابطه داده شده به دست می آوریم:

$$\log(\frac{p}{1-p}) = ax + b \Rightarrow \frac{p}{1-p} = e^{ax+b} \Rightarrow \frac{1}{1-p} = 1 + e^{ax+b}$$
$$p = \frac{e^{ax+b}}{1 + e^{ax+b}} = \frac{1}{1 + e^{-(ax+b)}} = \sigma(-(ax+b))$$

حال p را در رابطهی قسمت (آ) جایگذاری میکنیم:

$$\hat{p} = \arg\min_{p} -\sum_{i=1}^{N} \log(p^{y_i}(1-p)^{(1-y_i)}) = \sum_{i=1}^{N} \{y_i \log(p) + (1-y_i) \log(1-p)\}$$

$$\hat{a}, \hat{b} = \arg\min_{a,b} \sum_{i=1}^{N} \log(p^{y_i}(1-p)^{(1-y_i)})$$

$$= \arg\min_{a,b} \sum_{i=1}^{N} \{y_i \log(\sigma(-(ax_i + b))) + (1-y_i) \log(1-\sigma(-(ax_i + b)))\}$$

که این همان تابع loss رگرسیون لجستیک است.

۲. (نمره)

: را به جای اینکه
$$p(C_1|x)$$
 را تخمین بزنیم، هر $p(C_i|x)$ را به جای اینکه $p(C_1|x)$ در نظرمیگیریم:

$$p(C_i|x) = y_i(x) = \frac{\exp(-w_i^T x)}{\sum_{j=1}^K \exp(-w_j^T x)}$$

را ماتریسی N imes K در نظر میگیریم که هر سطر آن بردار one-hot انکود شده $t^{(i)}$ است و هر دیتاپوینت را به شکل $x^{(i)},t^{(i)}$ در نظر میگیریم. تابع loss برای این مدل به صورت زیر است:

$$p(t^{(i)}|x^{(i)}, w) = y_{t^{(i)}}(x^{(i)})$$

$$L(w) = -\sum_{n=1}^{N} \{\sum_{k=1}^{K} T_{nk} \log(y_k(x^{(n)}))\}$$

(ب) كد پايتون مدل قسمت قبل به شكل زير است:

```
import numpy as np
 \label{logisticRegression_kClass(X, t, k, lr=1e-4, max_iter=1e5):} \\
5
      Attributes
6
      X: 2D-array or matrix
          independent variables
9
      t: array
          target variables \{0,1,\ldots,k-1\}
10
      k: int
11
           number of classes
12
      lr: float
13
           learning rate
14
15
      max_iter: int
           maximum number of iteration
16
17
      Return
18
19
      w: array
20
           estimated coefficients
23
24
      N, d = X.shape
      T = zeros((N,k))
25
      for i in range(N):
26
           T[i][t[i]] = 1
      w = np.zeros((k,d))
28
      for i in range(max_iter):
29
          l = i \mod N
30
           for j in range(d):
31
               w = lr * (y(w,j,x[1],k) - T[1][j]) * x[1]
32
33
34
      return w
35
36
37 \text{ def } y(w,ind,x,k):
return np.exp(w[ind] @ x.T)/ np.sum(np.exp(w @ x.T))
```