

多类分类习题解答

1, 假设有如下训练样本: $\mathbf{x}_1 = (0,0)^T$ 属于第一类, $\mathbf{x}_2 = (1,1)^T$ 属于第二类, $\mathbf{x}_3 = (-1,1)^T$ 属于第三类, 请用多类分类中的 OVO (One-versus-one) 策略, 设计上述三类别的两两分类器, 并分析测试样本 $\mathbf{x} = (1,-2)^T$ 属于哪个类别。

解: 利用 OVO 策略, 对三个类别两两求分类面:

(1) 用感知器算法求第一类和第二类之间的分类面

样本增广后为: $\mathbf{x}_1 = (1,0,0)^T$, $y_1 = 1$, $\mathbf{x}_2 = (1,1,1)^T$, $y_2 = -1$,

初始化权重: $\mathbf{w}_{[1,2]}^{(0)} = (0,0,0)^T$

$$\text{sign}(\mathbf{w}_{[1,2]}^{(0)T} \mathbf{x}_1) = 0 \neq y_1, \therefore \mathbf{w}_{[1,2]}^{(1)} = \mathbf{w}_{[1,2]}^{(0)} + y_1 \mathbf{x}_1 = (1,0,0)^T,$$

$$\text{sign}(\mathbf{w}_{[1,2]}^{(1)T} \mathbf{x}_2) = 1 \neq y_2, \therefore \mathbf{w}_{[1,2]}^{(2)} = \mathbf{w}_{[1,2]}^{(1)} + y_2 \mathbf{x}_2 = (0,-1,-1)^T$$

$$\text{sign}(\mathbf{w}_{[1,2]}^{(2)T} \mathbf{x}_1) = 0 \neq y_1, \therefore \mathbf{w}_{[1,2]}^{(3)} = \mathbf{w}_{[1,2]}^{(2)} + y_1 \mathbf{x}_1 = (1,-1,-1)^T$$

$$\text{sign}(\mathbf{w}_{[1,2]}^{(3)T} \mathbf{x}_2) = -1 = y_2, \text{ 且 } \text{sign}(\mathbf{w}_{[1,2]}^{(3)T} \mathbf{x}_1) = 1 = y_1$$

$$\therefore \mathbf{w}_{[1,2]} = (1,-1,-1)^T, \text{ 分类面为: } 1 - x_1 - x_2 = 0$$

(2) 用感知器算法求第一类和第三类之间的分类面

样本增广后为: $\mathbf{x}_1 = (1,0,0)^T$, $y_1 = 1$, $\mathbf{x}_3 = (1,-1,1)^T$, $y_3 = -1$,

初始化权重: $\mathbf{w}_{[1,3]}^{(0)} = (0,0,0)^T$

$$\text{sign}(\mathbf{w}_{[1,3]}^{(0)T} \mathbf{x}_1) = 0 \neq y_1, \therefore \mathbf{w}_{[1,3]}^{(1)} = \mathbf{w}_{[1,3]}^{(0)} + y_1 \mathbf{x}_1 = (1,0,0)^T,$$

$$\text{sign}(\mathbf{w}_{[1,3]}^{(1)T} \mathbf{x}_3) = 1 \neq y_3, \therefore \mathbf{w}_{[1,3]}^{(2)} = \mathbf{w}_{[1,3]}^{(1)} + y_3 \mathbf{x}_3 = (0,1,-1)^T$$

$$\text{sign}(\mathbf{w}_{[1,3]}^{(2)T} \mathbf{x}_1) = 0 \neq y_1, \therefore \mathbf{w}_{[1,3]}^{(3)} = \mathbf{w}_{[1,3]}^{(2)} + y_1 \mathbf{x}_1 = (1,1,-1)^T$$

$$\text{sign}(\mathbf{w}_{[1,3]}^{(3)T} \mathbf{x}_3) = -1 = y_3, \text{ 且 } \text{sign}(\mathbf{w}_{[1,3]}^{(3)T} \mathbf{x}_1) = 1 = y_1$$

$\therefore \mathbf{w}_{[1,3]} = (1, 1, -1)^T$, 分类面为: $1 + x_1 - x_2 = 0$

(3) 用感知器算法求第二类和第三类之间的分类面

样本增广后为: $\mathbf{x}_2 = (1, 1, 1)^T$, $y_2 = 1$, $\mathbf{x}_3 = (1, -1, 1)^T$, $y_3 = -1$,

初始化权重: $\mathbf{w}_{[2,3]}^{(0)} = (0, 0, 0)^T$

$\text{sign}(\mathbf{w}_{[2,3]}^{(0)T} \mathbf{x}_2) = 0 \neq y_2$, $\therefore \mathbf{w}_{[2,3]}^{(1)} = \mathbf{w}_{[2,3]}^{(0)} + y_2 \mathbf{x}_2 = (1, 1, 1)^T$,

$\text{sign}(\mathbf{w}_{[2,3]}^{(1)T} \mathbf{x}_3) = 1 \neq y_3$, $\therefore \mathbf{w}_{[2,3]}^{(2)} = \mathbf{w}_{[2,3]}^{(1)} + y_3 \mathbf{x}_3 = (0, 2, 0)^T$

$\text{sign}(\mathbf{w}_{[2,3]}^{(2)T} \mathbf{x}_2) = 1 = y_2$, 且 $\text{sign}(\mathbf{w}_{[2,3]}^{(2)T} \mathbf{x}_3) = -1 = y_3$

$\therefore \mathbf{w}_{[2,3]} = (0, 2, 0)^T$, 分类面为: $x_1 = 0$

对测试样本进行增广, $\mathbf{x} = (1, 1, -2)^T$, 分别代入上述三个分类面:

第一类和第二类:

$\text{sign}(\mathbf{w}_{[1,2]}^T \mathbf{x}) = \text{sign}((1, -1, -1)(1, 1, -2)^T) = 1$, $\therefore \mathbf{x} \in \text{第一类}$

第一类和第三类:

$\text{sign}(\mathbf{w}_{[1,3]}^T \mathbf{x}) = \text{sign}((1, 1, -1)(1, 1, -2)^T) = 1$, $\therefore \mathbf{x} \in \text{第一类}$

第二类和第三类:

$\text{sign}(\mathbf{w}_{[2,3]}^T \mathbf{x}) = \text{sign}((0, 2, 0)(1, 1, -2)^T) = 1$, $\therefore \mathbf{x} \in \text{第二类}$

最终的投票结果是测试样本属于第一类。

2, 现有四个样本, 假设样本 (3, 0) 和 (3, 6) 属于第一类, 样本 (0, 3) 属于第二类, 样本 (-3, 0) 属于第三类, 请用 Softmax 算法设计出这三个类别的分类器(假设这三个类别的初始权向量均为零向量, 迭代步长取 1, 需要写出计算过程)。

解：

(1) 梯度的计算

假设输入样本 \mathbf{x} 属于 K 个类别 $Y = \{1, 2, \dots, k, \dots, K\}$ 中的某个类别 k 时，在Softmax中，我们按照式（1）计算其内积，按照式（2）计算其属于类别 j 的概率：

$$s_j = \mathbf{w}_j^T \mathbf{x} \quad (1)$$

$$\hat{y}_j = \frac{e^{s_j}}{\sum_k e^{s_k}} \quad (2)$$

经过Softmax函数后，得到的输出为 K 个类别的概率列向量： $\hat{\mathbf{y}} = (\hat{y}_1, \dots, \hat{y}_j, \dots, \hat{y}_K)^T$ ，假设理想的各个类别标签对应的概率为列向量： $\mathbf{y} = \{y_1, \dots, y_j, \dots, y_K\}$ ，且该列向量的一个元素为1，其他均为0，代表样本属于这个类别。我们选择用交叉熵作为误差函数其表达式为：

$$L_{in}(\mathbf{w}_k) = -\sum_{k=1}^K y_k \ln \hat{y}_k = -\ln \hat{y}_k \quad (3)$$

我们可以计算 L_{in} 对于 \mathbf{w}_j ($j = 1, 2, \dots, K$)的梯度：

$$\frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_j} = \frac{\partial L_{in}}{\partial \hat{y}_k} \frac{\partial \hat{y}_k}{\partial s_j} \frac{\partial s_j}{\partial \mathbf{w}_j} = -\frac{1}{\hat{y}_k} \frac{\partial \hat{y}_k}{\partial s_j} \mathbf{x}^T \quad (4)$$

我们再来计算 $\frac{\partial \hat{y}_k}{\partial s_j}$ ：

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{y}_k}{\partial s_j} &= \frac{\partial}{\partial s_j} \left(\frac{e^{s_k}}{\sum_k e^{s_k}} \right) = \frac{(e^{s_k})' \sum_k e^{s_k} - (\sum_k e^{s_k})' e^{s_k}}{(\sum_k e^{s_k})^2} = \\ &\begin{cases} \frac{e^{s_j} \sum_k e^{s_k} - e^{s_j} e^{s_k}}{(\sum_k e^{s_k})^2} = \frac{e^{s_j}}{\sum_k e^{s_k}} - \frac{e^{s_j} e^{s_k}}{\sum_k e^{s_k} \sum_k e^{s_k}} = \hat{y}_j (1 - \hat{y}_k) & j = k \\ \frac{0 \sum_k e^{s_k} - e^{s_j} e^{s_k}}{(\sum_k e^{s_k})^2} = 0 - \frac{e^{s_j} e^{s_k}}{\sum_k e^{s_k} \sum_k e^{s_k}} = -\hat{y}_k \hat{y}_j & j \neq k \end{cases} \quad (5) \end{aligned}$$

将式（5）代入到式（4），我们得到 L_{in} 对于 \mathbf{w}_j 的梯度：

$$\frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_j} = \frac{\partial L_{in}}{\partial \hat{y}_k} \frac{\partial \hat{y}_k}{\partial s_j} \frac{\partial s_j}{\partial \mathbf{w}_j} = -\frac{1}{\hat{y}_k} \frac{\partial \hat{y}_k}{\partial s_j} \mathbf{x}^T = \begin{cases} (\hat{y}_j - 1) \mathbf{x}^T & j = k \\ \hat{y}_j \mathbf{x}^T & j \neq k \end{cases} \quad (6)$$

针对 N 个训练样本，将上述推导及求解过程写成矩阵或向量形式如下：

假设训练样本集有N个样本 $\{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n, \dots, \mathbf{x}_N\}$ ，每个样本有d维特征，写成增广向量后是d+1维， $\mathbf{x}_n = (x_{n0}, x_{n1}, \dots, x_{nd})^T$ ，所有的训练样本我们用 \mathbf{X} 来表示成一个N*(d+1)维的矩阵：

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1^T \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n^T \\ \vdots \\ \mathbf{x}_N^T \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{10} & \cdots & x_{1d} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N0} & \cdots & x_{Nd} \end{pmatrix} \quad (7)$$

所有训练样本标签对应的概率输出用N*K维矩阵表示，其中K是类别数，样本只能属于其中一个类别且概率取1，其他类别概率为0，假设如下表示的第一个样本属于类别1，第N个样本属于类别K：

$$\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} \mathbf{y}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{y}_n \\ \vdots \\ \mathbf{y}_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_{11} & \cdots & y_{1K} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{N1} & \cdots & y_{NK} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 \end{pmatrix} \quad (8)$$

经过式(1)、式(2)后，我们得到的样本类别的概率估计值为N*K维矩阵 $\hat{\mathbf{Y}}$ ：

$$\hat{\mathbf{Y}} = \begin{pmatrix} \hat{\mathbf{y}}_1 \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{y}}_n \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{y}}_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{y}_{11} & \cdots & \hat{y}_{1K} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{y}_{N1} & \cdots & \hat{y}_{NK} \end{pmatrix} \quad (9)$$

根据式 (6) 得到 L_{in} 的梯度可以写为：

$$\nabla L_{in} = (\hat{\mathbf{Y}} - \mathbf{Y})^T \mathbf{X} = (\hat{\mathbf{y}}_1 - \mathbf{y}_1, \dots, \hat{\mathbf{y}}_n - \mathbf{y}_n, \dots, \hat{\mathbf{y}}_N - \mathbf{y}_N) \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1^T \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n^T \\ \vdots \\ \mathbf{x}_N^T \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{n=1}^N (\hat{y}_{n1} - y_{n1}) \mathbf{x}_n^T \\ \vdots \\ \sum_{n=1}^N (\hat{y}_{nj} - y_{nj}) \mathbf{x}_n^T \\ \vdots \\ \sum_{n=1}^N (\hat{y}_{nK} - y_{nK}) \mathbf{x}_n^T \end{pmatrix} \quad (10)$$

这相当于K*N维的矩阵与N*(d+1)维的矩阵做内积，得到K*(d+1)维的梯度，这里 y_{nj} 只会取0或者1。

假设类别对应的权系数向量用 \mathbf{w} 表示，加上常数项，它也是(d+1)维，一共K个类别，可以写成(d+1)*K维矩阵形式：

$$\mathbf{W} = (\mathbf{w}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{w}_j \quad \cdots \quad \mathbf{w}_K) = \begin{pmatrix} w_{01} & \cdots & w_{0K} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{d1} & \cdots & w_{dK} \end{pmatrix} \quad (11)$$

假设学习率为 η ，迭代次数用上标 t 表示，利用梯度下降法得到权重的更新式：

$$\mathbf{w}^{T(t+1)} = \mathbf{w}^{T(t)} - \eta \nabla L_{in} = \begin{pmatrix} \mathbf{w}_1^{(t)} - \eta \sum_{n=1}^N (\hat{y}_{n1} - y_{n1}) \mathbf{x}_n^T \\ \vdots \\ \mathbf{w}_j^{(t)} - \eta \sum_{n=1}^N (\hat{y}_{nj} - y_{nj}) \mathbf{x}_n^T \\ \vdots \\ \mathbf{w}_K^{(t)} - \eta \sum_{n=1}^N (\hat{y}_{nK} - y_{nK}) \mathbf{x}_n^T \end{pmatrix} \quad (12)$$

根据更新后的权重，我们可以重新计算每个样本在每个类别权系数向量下的内积 S ，同样，我们也可以把 S 写成矩阵形式，它是 $N \times K$ 维矩阵：

$$\mathbf{S} = \mathbf{XW}^{(t+1)} = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1^T \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n^T \\ \vdots \\ \mathbf{x}_N^T \end{pmatrix} (\mathbf{w}_1^{(t+1)}, \dots, \mathbf{w}_j^{(t+1)}, \dots, \mathbf{w}_K^{(t+1)}) = \begin{pmatrix} (\mathbf{w}_1^{(t+1)})^T \mathbf{x}_1 & \cdots & (\mathbf{w}_K^{(t+1)})^T \mathbf{x}_1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ (\mathbf{w}_1^{(t+1)})^T \mathbf{x}_N & \cdots & (\mathbf{w}_K^{(t+1)})^T \mathbf{x}_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s_{11} & \cdots & s_{1j} & \cdots & s_{1K} \\ \vdots & \cdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ s_{n1} & \cdots & s_{nj} & \cdots & s_{nK} \\ \vdots & \cdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ s_{N1} & \cdots & s_{Nj} & \cdots & s_{NK} \end{pmatrix} \quad (13)$$

利用Softmax可以得到：

$$\hat{\mathbf{Y}} = \begin{pmatrix} \hat{y}_1 \\ \vdots \\ \hat{y}_n \\ \vdots \\ \hat{y}_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{y}_{11} & \cdots & \hat{y}_{1K} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{y}_{N1} & \cdots & \hat{y}_{NK} \end{pmatrix} \quad (14)$$

因为对于一个样本的误差函数为式 (3)，所以，对于所有样本其误差函数（损失函数）为：

$$L_{in} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (-\ln \hat{y}_{nk}) \quad (15)$$

(2) 习题的求解

首先，将样本变为增广向量： $\mathbf{x}_1 = (1, 3, 0)^T, \mathbf{x}_2 = (1, 3, 6)^T, \mathbf{x}_3 = (1, 0, 3)^T, \mathbf{x}_4 =$

$(1, -3, 0)^T$, 得到:

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} 1 & 3 & 0 \\ 1 & 3 & 6 \\ 1 & 0 & 3 \\ 1 & -3 & 0 \end{pmatrix}$$

四个样本对应的理想概率值为 $\mathbf{y}_1 = (1, 0, 0)^T$, $\mathbf{y}_2 = (1, 0, 0)^T$, $\mathbf{y}_3 = (0, 1, 0)^T$, $\mathbf{y}_4 = (0, 0, 1)^T$, 即:

$$\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

假设三个类别的初始权向量为: $\mathbf{w}_1^{(0)} = (0, 0, 0)^T$, $\mathbf{w}_2^{(0)} = (0, 0, 0)^T$, $\mathbf{w}_3^{(0)} = (0, 0, 0)^T$, 即:

$$\mathbf{W}^{(0)} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

令 $\eta = 1$ 。

第一次迭代: $t=0$, 将 \mathbf{x}_n , ($n = 1, 2, 3, 4$), $\mathbf{w}_k^{(0)}$, ($k = 1, 2, 3$)代入到式 (13), 得到:

$$\mathbf{S} = \mathbf{XW}^{(0)} = \begin{pmatrix} 1 & 3 & 0 \\ 1 & 3 & 6 \\ 1 & 0 & 3 \\ 1 & -3 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

利用式(2)和式(14)得到:

$$\hat{\mathbf{Y}} = \begin{pmatrix} \hat{\mathbf{y}}_1 \\ \hat{\mathbf{y}}_2 \\ \hat{\mathbf{y}}_3 \\ \hat{\mathbf{y}}_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \end{pmatrix}$$

显然所有样本都没有正确分类, 按照式(15), 每一个样本任意选择一个类别获得

其概率, 计算 $L_{in} = \frac{1}{4} \sum_{n=1}^4 (-\ln \frac{1}{3}) = 1.099$

所以, 我们按照式 (10) 求得梯度:

$$\nabla L_{in} = (\hat{\mathbf{Y}} - \mathbf{Y})^T \mathbf{X} = \begin{pmatrix} \frac{1}{3} - 1 & \frac{1}{3} - 1 & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} - 1 & \frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} - 1 \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} - 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 3 & 0 \\ 1 & 3 & 6 \\ 1 & 0 & 3 \\ 1 & -3 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\frac{2}{3} & -5 & -3 \\ \frac{1}{3} & 1 & 0 \\ \frac{1}{3} & 1 & 0 \\ \frac{1}{3} & 4 & 3 \end{pmatrix}$$

用梯度下降法式(12)进行权系数向量更新:

$$\mathbf{w}^{T(1)} = \mathbf{w}^{T(0)} - \eta \nabla L_{in} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} -\frac{2}{3} & -5 & -3 \\ \frac{1}{3} & 1 & 0 \\ \frac{1}{3} & 4 & 3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{2}{3} & 5 & 3 \\ -\frac{1}{3} & -1 & 0 \\ -\frac{1}{3} & -4 & -3 \end{pmatrix}$$

根据式(13)得到S矩阵:

$$\mathbf{S} = \mathbf{XW}^{(1)} = \begin{pmatrix} 1 & 3 & 0 \\ 1 & 3 & 6 \\ 1 & 0 & 3 \\ 1 & -3 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} \\ 5 & -1 & -4 \\ 3 & 0 & -3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 15.67 & -3.33 & -12.33 \\ 33.67 & -3.33 & -30.33 \\ 9.67 & -0.33 & -9.33 \\ -14.33 & 2.67 & 11.67 \end{pmatrix}$$

利用Softmax得到:

$$\hat{\mathbf{Y}} = \begin{pmatrix} \hat{\mathbf{y}}_1 \\ \hat{\mathbf{y}}_2 \\ \hat{\mathbf{y}}_3 \\ \hat{\mathbf{y}}_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1.00 & 0.00 & 0.00 \\ 1.00 & 0.00 & 0.00 \\ 1.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 1.00 \end{pmatrix}$$

第三个样本错分, 计算 $L_{in} = (-\ln 1 - \ln 1 - \ln 0 - \ln 1)/4 = \infty$

第二次迭代:

我们按照式 (10) 求得梯度:

$$\nabla L_{in} = (\hat{\mathbf{Y}} - \mathbf{Y})^T \mathbf{X} = \begin{pmatrix} 1-1 & 1-1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0-1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1-1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 3 & 0 \\ 1 & 3 & 6 \\ 1 & 0 & 3 \\ 1 & -3 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 3 \\ -1 & 0 & -3 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

用梯度下降法式(12)进行权系数向量更新:

$$\begin{aligned}\mathbf{w}^{T(2)} &= \mathbf{w}^{T(1)} - \eta \nabla L_{in} = \begin{pmatrix} \frac{2}{3} & 5 & 3 \\ -\frac{1}{3} & -1 & 0 \\ -\frac{1}{3} & -4 & -3 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 1 & 0 & 3 \\ -1 & 0 & -3 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} -0.33 & 5 & 0 \\ 0.67 & -1 & 3 \\ -0.33 & -4 & -3 \end{pmatrix}\end{aligned}$$

根据式(13)得到S矩阵:

$$\mathbf{S} = \mathbf{XW}^{(2)} = \begin{pmatrix} 1 & 3 & 0 \\ 1 & 3 & 6 \\ 1 & 0 & 3 \\ 1 & -3 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -0.33 & 0.67 & -0.33 \\ 5 & -1 & -4 \\ 0 & 3 & -3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 14.67 & -2.33 & -12.33 \\ 14.67 & 15.67 & -30.33 \\ -0.33 & 9.67 & -9.33 \\ -15.33 & 3.67 & 11.27 \end{pmatrix}$$

利用Softmax得到:

$$\hat{\mathbf{Y}} = \begin{pmatrix} \hat{y}_1 \\ \hat{y}_2 \\ \hat{y}_3 \\ \hat{y}_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.27 & 0.73 & 0.00 \\ 0.00 & 1.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 1.00 \end{pmatrix}$$

第二个样本错分, 计算 $L_{in} = (-\ln 1 - \ln 0.27 - \ln 1 - \ln 1)/4 = 0.33$

第三次迭代:

我们按照式 (10) 求得梯度:

$$\begin{aligned}\nabla L_{in} &= (\hat{\mathbf{Y}} - \mathbf{Y})^T \mathbf{X} = \begin{pmatrix} 1-1 & 0.27-1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.73 & 1-1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1-1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 3 & 0 \\ 1 & 3 & 6 \\ 1 & 0 & 3 \\ 1 & -3 & 0 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} -0.73 & -2.19 & -4.38 \\ 0.73 & 2.19 & 4.38 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}\end{aligned}$$

用梯度下降法式(12)进行权系数向量更新:

$$\begin{aligned}\mathbf{w}^{T(3)} &= \mathbf{w}^{T(2)} - \eta \nabla L_{in} = \begin{pmatrix} -0.33 & 5 & 0 \\ 0.67 & -1 & 3 \\ -0.33 & -4 & -3 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} -0.73 & -2.19 & -4.38 \\ 0.73 & 2.19 & 4.38 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 0.40 & 7.19 & 4.38 \\ -0.06 & -3.19 & -1.38 \\ -0.33 & -4 & -3 \end{pmatrix}\end{aligned}$$

根据式(13)得到S矩阵:

$$\mathbf{S} = \mathbf{XW}^{(3)} =$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 3 & 0 \\ 1 & 3 & 6 \\ 1 & 0 & 3 \\ 1 & -3 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0.40 & -0.06 & -0.33 \\ 7.19 & -3.19 & -4 \\ 4.38 & -1.38 & -3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 21.97 & -9.63 & -12.33 \\ 48.25 & -17.91 & -30.33 \\ 13.54 & -4.20 & -9.33 \\ -21.17 & 9.51 & 11.67 \end{pmatrix}$$

利用Softmax得到:

$$\hat{\mathbf{Y}} = \begin{pmatrix} \hat{y}_1 \\ \hat{y}_2 \\ \hat{y}_3 \\ \hat{y}_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1.00 & 0.00 & 0.00 \\ 1.00 & 0.00 & 0.00 \\ 1.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.11 & 0.89 \end{pmatrix}$$

第三个样本错分, 计算 $L_{in} = (-\ln 1 - \ln 1 - \ln 0 - \ln 0.89)/4 = \infty$

第四次迭代:

我们按照式 (10) 求得梯度:

$$\begin{aligned} \nabla L_{in} &= (\hat{\mathbf{Y}} - \mathbf{Y})^T \mathbf{X} = \begin{pmatrix} 1-1 & 1-1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0-1 & 0.11 \\ 0 & 0 & 0 & 0.89-1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 3 & 0 \\ 1 & 3 & 6 \\ 1 & 0 & 3 \\ 1 & -3 & 0 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 3 \\ -0.89 & -0.33 & -3 \\ -0.11 & 0.33 & 0 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

用梯度下降法式(12)进行权系数向量更新:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}^{T(4)} &= \mathbf{w}^{T(3)} - \eta \nabla L_{in} = \begin{pmatrix} 0.40 & 7.19 & 4.38 \\ -0.06 & -3.19 & -1.38 \\ -0.33 & -4 & -3 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 1 & 0 & 3 \\ -0.89 & -0.33 & -3 \\ -0.11 & 0.33 & 0 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} -0.60 & 7.19 & 1.38 \\ 0.83 & -2.86 & 1.62 \\ -0.22 & -4.33 & -3 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

根据式(13)得到S矩阵:

$$\mathbf{S} = \mathbf{XW}^{(4)} =$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 3 & 0 \\ 1 & 3 & 6 \\ 1 & 0 & 3 \\ 1 & -3 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -0.60 & 0.83 & -0.22 \\ 7.19 & -2.86 & -4.33 \\ 1.38 & 1.62 & -3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 20.97 & -7.75 & -13.21 \\ 29.25 & 1.97 & -31.21 \\ 3.54 & 5.69 & -9.22 \\ -22.17 & 9.41 & 12.77 \end{pmatrix}$$

利用Softmax得到:

$$\hat{Y} = \begin{pmatrix} \hat{y}_1 \\ \hat{y}_2 \\ \hat{y}_3 \\ \hat{y}_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1.00 & 0.00 & 0.00 \\ 1.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.10 & 0.90 & 0.00 \\ 0.00 & 0.02 & 0.98 \end{pmatrix}$$

所有样本均正确分类，计算 $L_{in} = (-\ln 1 - \ln 1 - \ln 0.90 - \ln 0.98)/4 = 0.03$

此时求得的权系数向量矩阵为：

$$\mathbf{W}^{(4)} = \begin{pmatrix} -0.60 & 0.83 & -0.22 \\ 7.19 & -2.86 & -4.33 \\ 1.38 & 1.62 & -3 \end{pmatrix}$$

即：

$$\mathbf{w}_1 = (-0.60, 7.19, 1.38)^T$$

$$\mathbf{w}_2 = (0.83, -2.86, 1.62)^T$$

$$\mathbf{w}_3 = (-0.22, -4.33, -3)^T$$

不习惯看矩阵的，可以看如下求解过程：

第一次迭代：将 \mathbf{x}_n , ($n = 1, 2, 3, 4$), $\mathbf{w}_k^{(0)}$, ($k = 1, 2, 3$) 代入到式 (1)，对每一个样

本均得到 $s_1 = s_2 = s_3 = 0$ ，代入式 (2) 得到： $\hat{Y} = (\hat{y}_1, \hat{y}_2, \hat{y}_3)^T = (\frac{1}{3}, \frac{1}{3}, \frac{1}{3})^T$ ，

显然这个样本没有正确分类，所以，我们按照式 (6) 求得梯度去计算新的 \mathbf{w}_k ，

我们以计算 \mathbf{w}_1 为例，先用式 (6) 计算梯度：

$$\begin{aligned} \frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_1} &= \sum_{n=1}^4 \frac{\partial L_{in}(\mathbf{x}_n)}{\partial \mathbf{w}_1} = (\hat{y}_1 - 1)\mathbf{x}_1^T + (\hat{y}_1 - 1)\mathbf{x}_2^T + \hat{y}_2\mathbf{x}_3^T + \hat{y}_3\mathbf{x}_4^T \\ &= \left(\frac{1}{3} - 1\right)\mathbf{x}_1^T + \left(\frac{1}{3} - 1\right)\mathbf{x}_2^T + \frac{1}{3}\mathbf{x}_3^T + \frac{1}{3}\mathbf{x}_4^T = \left(-\frac{2}{3}, -5, -3\right)^T \end{aligned}$$

同理，我们可以得到： $\frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_2} = \left(\frac{1}{3}, 1, 0\right)^T$ ， $\frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_3} = \left(\frac{1}{3}, 4, 3\right)^T$

用梯度下降法对 \mathbf{w}_k 进行更新：

$$\mathbf{w}_1^{(1)} = \mathbf{w}_1^{(0)} - \frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_1} = (0,0,0)^T - \left(-\frac{2}{3}, -5, -3\right)^T = \left(\frac{2}{3}, 5, 3\right)^T$$

$$\mathbf{w}_2^{(1)} = \mathbf{w}_2^{(0)} - \frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_2} = (0,0,0)^T - \left(\frac{1}{3}, 1, 0\right)^T = \left(-\frac{1}{3}, -1, 0\right)^T$$

$$\mathbf{w}_3^{(1)} = \mathbf{w}_3^{(0)} - \frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_3} = (0,0,0)^T - \left(\frac{1}{3}, 4, 3\right)^T = \left(-\frac{1}{3}, -4, -3\right)^T$$

根据 $\mathbf{w}_1^{(1)}$, $\mathbf{w}_2^{(1)}$ 和 $\mathbf{w}_3^{(1)}$, 我们用式 (1) 得到：

$$\begin{aligned} \text{对于 } \mathbf{x}_1, \text{ 我们有: } s_1 &= \mathbf{w}_1^T \mathbf{x}_1 = \left(\frac{2}{3}, 5, 3\right) \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \\ 0 \end{pmatrix} = 15.67, \quad s_2 = \mathbf{w}_2^T \mathbf{x}_1 = \\ &\left(-\frac{1}{3}, -1, 0\right) \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \\ 0 \end{pmatrix} = -3.33, \quad s_3 = \mathbf{w}_3^T \mathbf{x}_1 = \left(-\frac{1}{3}, -4, -3\right) \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \\ 0 \end{pmatrix} = -12.33 \end{aligned}$$

利用式 (2), 我们可以得到: $\hat{y}_1 = \frac{e^{s_1}}{e^{s_1}+e^{s_2}+e^{s_3}} = 1.00$, $\hat{y}_2 = \frac{e^{s_2}}{e^{s_1}+e^{s_2}+e^{s_3}} = 0.00$, $\hat{y}_3 = \frac{e^{s_3}}{e^{s_1}+e^{s_2}+e^{s_3}} = 0.00$, 即, $\hat{\mathbf{y}}_1 = (1.00, 0.00, 0.00)^T$, 对照 $\mathbf{y}_1 = (1, 0, 0)^T$, 此时对于样本 \mathbf{x}_1 分类是正确的。

同理: 对于 \mathbf{x}_2 , 我们有 $s_1 = 33.67$, $s_2 = -3.33$, $s_3 = -30.33$, 对应的我们可以计算出 $\hat{\mathbf{y}}_2 = (1.00, 0.00, 0.00)^T$, 对照 $\mathbf{y}_2 = (1, 0, 0)^T$, 此时对于样本 \mathbf{x}_2 分类是正确的。

对于 \mathbf{x}_3 , 我们有 $s_1 = 9.67$, $s_2 = -0.33$, $s_3 = -9.33$, 对应的我们可以计算出 $\hat{\mathbf{y}}_3 = (1.00, 0.00, 0.00)^T$, 对照 $\mathbf{y}_3 = (0, 1, 0)^T$, 此时对于样本 \mathbf{x}_3 分类是错误的。

对于 \mathbf{x}_4 , 我们有 $s_1 = -14.33$, $s_2 = 2.67$, $s_3 = 11.67$, 对应的我们可以计算出 $\hat{\mathbf{y}}_4 = (0.00, 0.00, 1.00)^T$, 对照 $\mathbf{y}_4 = (0, 0, 1)^T$, 此时对于样本 \mathbf{x}_4 分类是正确的。

第三个样本错分, 计算 $L_{in} = (-\ln 1 - \ln 1 - \ln 0 - \ln 1)/4 = \infty$

第二次迭代: 我们需要按照式 (6) 重新计算梯度去得到新的 \mathbf{w}_k , 仍以计算 \mathbf{w}_1 为

例，先用式（6）计算梯度：

$$\begin{aligned}\frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_1} &= \sum_{n=1}^4 \frac{\partial L_{in}(\mathbf{x}_n)}{\partial \mathbf{w}_1} = (\hat{y}_1 - 1)\mathbf{x}_1^T + (\hat{y}_1 - 1)\mathbf{x}_2^T + \hat{y}_2\mathbf{x}_3^T + \hat{y}_3\mathbf{x}_4^T \\ &= (1 - 1)\mathbf{x}_1^T + (1 - 1)\mathbf{x}_2^T + 1\mathbf{x}_3^T + 0\mathbf{x}_4^T = (1, 0, 3)^T\end{aligned}$$

同理，我们可以得到： $\frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_2} = 0\mathbf{x}_1^T + 0\mathbf{x}_2^T + (0 - 1)\mathbf{x}_3^T + 0\mathbf{x}_4^T = (-1, 0, -3)^T$ ，

$$\frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_3} = 0\mathbf{x}_1^T + 0\mathbf{x}_2^T + 0\mathbf{x}_3^T + (1 - 1)\mathbf{x}_4^T = (0, 0, 0)^T$$

用梯度下降法对 \mathbf{w}_k 进行更新：

$$\mathbf{w}_1^{(2)} = \mathbf{w}_1^{(1)} - \frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_1} = (0.67, 5, 3)^T - (1, 0, 3)^T = (-0.33, 5, 0)^T$$

$$\mathbf{w}_2^{(2)} = \mathbf{w}_2^{(1)} - \frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_2} = (-0.33, -1, 0)^T - (-1, 0, -3)^T = (0.67, -1, 3)^T$$

$$\mathbf{w}_3^{(2)} = \mathbf{w}_3^{(1)} - \frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_3} = (-0.33, -4, -3)^T - (0, 0, 0)^T = (-0.33, -4, -3)^T$$

根据 $\mathbf{w}_1^{(2)}$ ， $\mathbf{w}_2^{(2)}$ 和 $\mathbf{w}_3^{(2)}$ ，我们用式（1）得到：

$$\text{对于 } \mathbf{x}_1, \text{ 我们有: } s_1 = \bar{\mathbf{w}}_1^T \mathbf{x}_1 = (-0.33, 5, 0) \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \\ 0 \end{pmatrix} = 14.67, \quad s_2 = \mathbf{w}_2^T \mathbf{x}_1 =$$

$$(0.67, -1, 3) \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \\ 0 \end{pmatrix} = -2.33, \quad s_3 = \mathbf{w}_3^T \mathbf{x}_1 = (-0.33, -4, -3) \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \\ 0 \end{pmatrix} = -12.33$$

利用式（2），我们可以得到： $\hat{y}_1 = \frac{e^{s_1}}{e^{s_1} + e^{s_2} + e^{s_3}} = 1.00$ ， $\hat{y}_2 = \frac{e^{s_2}}{e^{s_1} + e^{s_2} + e^{s_3}} = 0.00$ ， $\hat{y}_3 = \frac{e^{s_3}}{e^{s_1} + e^{s_2} + e^{s_3}} = 0.00$ ，即， $\hat{\mathbf{y}}_1 = (1.00, 0.00, 0.00)^T$ ，对照 $\mathbf{y}_1 = (1, 0, 0)^T$ ，此时对于样本 \mathbf{x}_1 分类是正确的。

同理：对于 \mathbf{x}_2 ，我们有 $s_1 = 14.67$ ， $s_2 = 15.67$ ， $s_3 = -30.33$ ，对应的我们可以计算出 $\hat{\mathbf{y}}_2 = (0.27, 0.73, 0.00)^T$ ，对照 $\mathbf{y}_2 = (1, 0, 0)^T$ ，此时对于样本 \mathbf{x}_2 分类是错误的。

对于 \mathbf{x}_3 ，我们有 $s_1 = -0.33$ ， $s_2 = 9.67$ ， $s_3 = -9.33$ ，对应的我们可以计算

出 $\hat{\mathbf{y}}_3 = (0.00, 1.00, 0.00)^T$ ，对照 $\mathbf{y}_3 = (0, 1, 0)^T$ ，此时对于样本 \mathbf{x}_3 分类是正确的。

对于 \mathbf{x}_4 ，我们有 $s_1 = -15.33$ ， $s_2 = 3.67$ ， $s_3 = 11.27$ ，对应的我们可以计

算出 $\hat{\mathbf{y}}_4 = (0.00, 0.00, 1.00)^T$ ，对照 $\mathbf{y}_4 = (0, 0, 1)^T$ ，此时对于样本 \mathbf{x}_4 分类是正确的。

第二个样本错分，计算 $L_{in} = (-\ln 1 - \ln 0.27 - \ln 1 - \ln 1)/4 = 0.33$

第三次迭代：我们需要按照式（6）重新计算梯度去得到新的 \mathbf{w}_k ，仍以计算 \mathbf{w}_1 为

例，先用式（6）计算梯度：

$$\begin{aligned}\frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_1} &= \sum_{n=1}^4 \frac{\partial L_{in}(\mathbf{x}_n)}{\partial \mathbf{w}_1} = (\hat{y}_1 - 1)\mathbf{x}_1^T + (\hat{y}_1 - 1)\mathbf{x}_2^T + \hat{y}_2\mathbf{x}_3^T + \hat{y}_3\mathbf{x}_4^T \\ &= (1 - 1)\mathbf{x}_1^T + (0.27 - 1)\mathbf{x}_2^T + 0\mathbf{x}_3^T + 0\mathbf{x}_4^T \\ &= (-0.73, -2.19, -4.38)^T\end{aligned}$$

同理，我们可以得到： $\frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_2} = 0\mathbf{x}_1^T + 0.73\mathbf{x}_2^T + (1 - 1)\mathbf{x}_3^T + 0\mathbf{x}_4^T = (0.73, 2.19, 4.38)^T$ ， $\frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_3} = 0\mathbf{x}_1^T + 0\mathbf{x}_2^T + 0\mathbf{x}_3^T + (1 - 1)\mathbf{x}_4^T = (0, 0, 0)^T$

用梯度下降法对 \mathbf{w}_k 进行更新：

$$\begin{aligned}\mathbf{w}_1^{(3)} &= \mathbf{w}_1^{(2)} - \frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_1} = (-0.33, 5, 0)^T - (-0.73, -2.19, -4.38)^T \\ &= (0.40, 7.19, 4.38)^T \\ \mathbf{w}_2^{(3)} &= \mathbf{w}_2^{(2)} - \frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_2} = (0.67, -1, 3)^T - (0.73, 2.19, 4.38)^T \\ &= (-0.06, -3.19, -1.38)^T \\ \mathbf{w}_3^{(3)} &= \mathbf{w}_3^{(2)} - \frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_3} = (-0.33, -4, -3)^T - (0, 0, 0)^T = (-0.33, -4, -3)^T\end{aligned}$$

根据 $\mathbf{w}_1^{(3)}$ ， $\mathbf{w}_2^{(3)}$ 和 $\mathbf{w}_3^{(3)}$ ，我们用式（1）得到：

对于 \mathbf{x}_1 ，我们有： $s_1 = \mathbf{w}_1^T \mathbf{x}_1 = (0.40, 7.19, 4.38) \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \\ 0 \end{pmatrix} = 21.97$ ， $s_2 = \mathbf{w}_2^T \mathbf{x}_1 =$

$$(-0.06, -3.19, -1.38) \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \\ 0 \end{pmatrix} = -9.63, \quad s_3 = \mathbf{w}_3^T \mathbf{x}_1 = (-0.33, -4, -3) \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \\ 0 \end{pmatrix} = -12.33$$

利用式 (2)，我们可以得到： $\hat{y}_1 = \frac{e^{s_1}}{e^{s_1} + e^{s_2} + e^{s_3}} = 1.0000$, $\hat{y}_2 = \frac{e^{s_2}}{e^{s_1} + e^{s_2} + e^{s_3}} = 0.0000$, $\hat{y}_3 = \frac{e^{s_3}}{e^{s_1} + e^{s_2} + e^{s_3}} = 0.0000$ ，即， $\hat{\mathbf{y}}_1 = (1.00, 0.00, 0.00)^T$ ，对照 $\mathbf{y}_1 = (1, 0, 0)^T$ ，此时对于样本 \mathbf{x}_1 分类是正确的。

同理：对于 \mathbf{x}_2 ，我们有 $s_1 = 48.25$, $s_2 = -17.91$, $s_3 = -30.33$ ，对应的我们可以计算出 $\hat{\mathbf{y}}_2 = (1.00, 0.00, 0.00)^T$ ，对照 $\mathbf{y}_2 = (1, 0, 0)^T$ ，此时对于样本 \mathbf{x}_2 分类是正确的。

对于 \mathbf{x}_3 ，我们有 $s_1 = 13.54$, $s_2 = -4.20$, $s_3 = -9.33$ ，对应的我们可以计算出 $\hat{\mathbf{y}}_3 = (1.00, 0.00, 0.00)^T$ ，对照 $\mathbf{y}_3 = (0, 1, 0)^T$ ，此时对于样本 \mathbf{x}_3 分类是错误的。

对于 \mathbf{x}_4 ，我们有 $s_1 = -21.17$, $s_2 = 9.51$, $s_3 = 11.67$ ，对应的我们可以计算出 $\hat{\mathbf{y}}_4 = (0.0000, 0.11, 0.89)^T$ ，对照 $\mathbf{y}_4 = (0, 0, 1)^T$ ，此时对于样本 \mathbf{x}_4 分类是正确的。

第三个样本错分，计算 $L_{in} = (-\ln 1 - \ln 1 - \ln 0 - \ln 0.89)/4 = \infty$

第四次迭代：我们需要按照式 (6) 重新计算梯度去得到新的 \mathbf{w}_k ，仍以计算 \mathbf{w}_1 为例，先用式 (6) 计算梯度：

$$\begin{aligned} \frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_1} &= \sum_{n=1}^4 \frac{\partial L_{in}(\mathbf{x}_n)}{\partial \mathbf{w}_1} = (\hat{y}_1 - 1)\mathbf{x}_1^T + (\hat{y}_1 - 1)\mathbf{x}_2^T + \hat{y}_2\mathbf{x}_3^T + \hat{y}_3\mathbf{x}_4^T \\ &= (1 - 1)\mathbf{x}_1^T + (1 - 1)\mathbf{x}_2^T + 1\mathbf{x}_3^T + 0\mathbf{x}_4^T = (1, 0, 3)^T \end{aligned}$$

同理，我们可以得到：

$$\frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_2} = 0\mathbf{x}_1^T + 0\mathbf{x}_2^T + (0 - 1)\mathbf{x}_3^T + 0.11\mathbf{x}_4^T = (-0.89, -0.33, -3)^T,$$

$$\frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_3} = 0\mathbf{x}_1^T + 0\mathbf{x}_2^T + 0\mathbf{x}_3^T + (0.89 - 1)\mathbf{x}_4^T = (-0.11, 0.33, 0)^T$$

用梯度下降法对 \mathbf{w}_k 进行更新:

$$\mathbf{w}_1^{(4)} = \mathbf{w}_1^{(3)} - \frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_1} = (0.40, 7.19, 4.38)^T - (1, 0, 3)^T = (-0.60, 7.19, 1.38)^T$$

$$\begin{aligned}\mathbf{w}_2^{(4)} &= \mathbf{w}_2^{(3)} - \frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_2} = (-0.06, -3.19, -1.38)^T - (-0.89, -0.33, -3)^T \\ &= (0.83, -2.86, 1.62)^T\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\mathbf{w}_3^{(4)} &= \mathbf{w}_3^{(3)} - \frac{\partial L_{in}}{\partial \mathbf{w}_3} = (-0.33, -4, -3)^T - (-0.11, 0.33, 0)^T \\ &= (-0.22, -4.33, -3)^T\end{aligned}$$

根据 $\mathbf{w}_1^{(4)}$, $\mathbf{w}_2^{(4)}$ 和 $\mathbf{w}_3^{(4)}$, 我们用式 (1) 得到:

$$\begin{aligned}\text{对于 } \mathbf{x}_1, \text{ 我们有: } s_1 &= \mathbf{w}_1^T \mathbf{x}_1 = (-0.60, 7.19, 1.38) \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \\ 0 \end{pmatrix} = 20.97, \quad s_2 = \mathbf{w}_2^T \mathbf{x}_1 = \\ &(0.83, -2.86, 1.62) \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \\ 0 \end{pmatrix} = -7.75, \quad s_3 = \mathbf{w}_3^T \mathbf{x}_1 = (-0.18, -4.45, -3) \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \\ 0 \end{pmatrix} = \\ &-13.21\end{aligned}$$

利用式 (2), 我们可以得到: $\hat{y}_1 = \frac{e^{s_1}}{e^{s_1} + e^{s_2} + e^{s_3}} = 1.00$, $\hat{y}_2 = \frac{e^{s_2}}{e^{s_1} + e^{s_2} + e^{s_3}} = 0.00$, $\hat{y}_3 = \frac{e^{s_3}}{e^{s_1} + e^{s_2} + e^{s_3}} = 0.00$, 即, $\hat{\mathbf{y}}_1 = (1.00, 0.00, 0.00)^T$, 对照 $\mathbf{y}_1 = (1, 0, 0)^T$, 此时对于样本 \mathbf{x}_1 分类是正确的。

同理: 对于 \mathbf{x}_2 , 我们有 $s_1 = 29.25$, $s_2 = 1.97$, $s_3 = -31.21$, 对应的我们可以计算出 $\hat{\mathbf{y}}_2 = (1.00, 0.00, 0.00)^T$, 对照 $\mathbf{y}_2 = (1, 0, 0)^T$, 此时对于样本 \mathbf{x}_2 分类是正确的。

对于 \mathbf{x}_3 , 我们有 $s_1 = 3.54$, $s_2 = 5.69$, $s_3 = -9.22$, 对应的我们可以计算出 $\hat{\mathbf{y}}_3 = (0.10, 0.90, 0.00)^T$, 对照 $\mathbf{y}_3 = (0, 1, 0)^T$, 此时对于样本 \mathbf{x}_3 分类是正确的。

对于 \mathbf{x}_4 , 我们有 $s_1 = -22.17$, $s_2 = 9.41$, $s_3 = 12.77$, 对应的我们可以计算出 $\hat{\mathbf{y}}_4 = (0.00, 0.02, 0.98)^T$, 对照 $\mathbf{y}_4 = (0, 0, 1)^T$, 此时对于样本 \mathbf{x}_4 分类是正确的。

计算 $L_{in} = (-\ln 1 - \ln 1 - \ln 0.90 - \ln 0.98)/4 = 0.03$

于是我们最终得到的是:

$$\mathbf{w}_1 = (-0.60, 7.19, 1.38)^T$$

$$\mathbf{w}_2 = (0.83, -2.86, 1.62)^T$$

$$\mathbf{w}_3 = (-0.22, -4.33, -3)^T$$