

## 基于 softmax 函数的多分类模型

假设一个多分类模型，共输出  $C$  中类型，则对于单个样本的交叉熵损失函数为：

$$L = -\sum_{j=1}^C y_j \ln f(x_j)$$

上式中， $y_j$  表示该样本实际是否属于第  $j$  类，属于为 1，不属于为 0， $x_j$  表示样本在第  $j$  个输出节点(每个输出节点对应一类)的输入， $f(x_j)$  (激活函数) 表示该样本属于第  $j$  类的概率，即

softmax 函数：  $f(x_j) = \frac{e^{x_j}}{\sum_{k=1}^C e^{x_k}}$ ，因此：

(1). 当  $i$  等于  $j$  时：

$$\begin{aligned}\frac{\partial f(x_j)}{\partial x_i} &= \frac{\partial f(x_j)}{\partial x_j} = \frac{e^{x_j} \sum_{k=1}^C e^{x_k} - e^{x_j} e^{x_j}}{\left(\sum_{k=1}^C e^{x_k}\right)^2} \\ &= \frac{e^{x_j}}{\sum_{k=1}^C e^{x_k}} - \left(\frac{e^{x_j}}{\sum_{k=1}^C e^{x_k}}\right)^2 \\ &= f(x_j) [1 - f(x_j)]\end{aligned}$$

(2). 当  $i$  不等于  $j$  时：

$$\begin{aligned}\frac{\partial f(x_j)}{\partial x_i} &= \frac{-e^{x_i} e^{x_j}}{\left(\sum_{k=1}^C e^{x_k}\right)^2} \\ &= -\frac{e^{x_i}}{\sum_{k=1}^C e^{x_k}} \cdot \frac{e^{x_j}}{\sum_{k=1}^C e^{x_k}} \\ &= -f(x_i) f(x_j)\end{aligned}$$

所以：

$$\frac{\partial f(x_j)}{\partial x_i} = \begin{cases} f(x_j) [1 - f(x_j)] & i = j \\ -f(x_i) f(x_j) & i \neq j \end{cases}$$

因此单个样本的损失函数  $L$  对  $x_i$  的偏导为：

$$\begin{aligned}
\frac{\partial L}{\partial x_i} &= -\sum_{j=1}^c y_j \frac{1}{f(x_j)} \cdot \frac{\partial f(x_j)}{\partial x_i} \\
&= -y_i \frac{1}{f(x_i)} f(x_i) [1 - f(x_i)] + \sum_{j=1, j \neq i}^c y_j \frac{1}{f(x_j)} f(x_i) f(x_j) \\
&= -y_i [1 - f(x_i)] + \sum_{j=1, j \neq i}^c y_j f(x_i) \\
&= -y_i + \sum_{j=1}^c y_j f(x_i)
\end{aligned}$$

由于在所有的类别中，只有一个类别为 1，其他都为 0，所以：

$$\frac{\partial L}{\partial x_i} = f(x_i) - y_i$$

因此，另  $\mathbf{x}=(x_1, x_2, \dots, x_c)^T$ ， $\mathbf{x}$  表示样本所有输出节点的输入向量， $\mathbf{y}=(y_1, y_2, \dots, y_c)^T$ ， $\mathbf{y}$  表示该样本实际类别向量，其中  $\mathbf{y}$  里面只有一个元素为 1，其他都为 0，所以：

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{x}} = f(\mathbf{x}) - \mathbf{y}$$