

反向传播算法

Yimeng Ren

目录

使用交叉熵损失函数，对于样本 (x, y) ，其损失函数为：

$$\mathcal{L}(y, \hat{y}) = -y^T \log \hat{y}$$

对第 1 层中的参数 $W^{(l)}$ 和 $b^{(l)}$ 计算偏导数：

$$\frac{\partial \mathcal{L}(y, \hat{y})}{\partial w_{ij}^{(l)}} = \frac{\partial z^{(l)}}{\partial w_{ij}^{(l)}} \frac{\partial \mathcal{L}(y, \hat{y})}{\partial z^{(l)}}$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}(y, \hat{y})}{\partial b^{(l)}} = \frac{\partial z^{(l)}}{\partial b^{(l)}} \frac{\partial \mathcal{L}(y, \hat{y})}{\partial z^{(l)}}$$

第一部分偏导 $\frac{\partial z^{(l)}}{\partial w_{ij}^{(l)}}$ ，由于 $z^{(l)} = W^{(l)} a^{(l-1)} + b^{(l)}$ ，偏导数

$$\begin{aligned} \frac{\partial z^{(l)}}{\partial w_{ij}^{(l)}} &= \left[\frac{\partial z_1^{(l)}}{\partial w_{ij}^{(l)}}, \dots, \frac{\partial z_i^{(l)}}{\partial w_{ij}^{(l)}}, \dots, \frac{\partial z_{m^{(l)}}^{(l)}}{\partial w_{ij}^{(l)}} \right] \\ &= \left[0, \dots, \frac{\partial (w_{ij}^{(l)} a_j^{(l-1)} + b_i^{(l)})}{\partial w_{ij}^{(l)}}, \dots, 0 \right] \\ &= [0, \dots, a_j^{(l-1)}, \dots, 0] \\ &\triangleq \mathbb{1}_i(a_j^{(l-1)}) \in \mathbb{R}^{m^{(l)}} \end{aligned} \tag{1}$$

第二部分偏导 $\frac{\partial z^{(l)}}{\partial b^{(l)}}$ ，因为 $z^{(l)} = W^{(l)} a^{(l-1)} + b^{(l)}$ ，偏导数

$$\frac{\partial z^{(l)}}{\partial b^{(l)}} = I_{m^{(l)}} \in \mathbb{R}^{m^{(l)} \times m^{(l)}}$$

第三部分偏导记为 $\frac{\partial \mathcal{L}(y, \hat{y})}{\partial z^{(l)}} \triangleq \delta^{(l)}$

这个值表示第 1 层神经元对最终损失的影响（贡献程度），也反映了最终损失对第 1 层神经元的敏感程度。

根据 $z^{(l+1)} = W^{(l+1)}a^{(l)} + b^{(l+1)}$ ，有 $\frac{\partial z^{(l+1)}}{\partial a^{(l)}} = (W^{(l+1)})^T$ ；

根据 $a^{(l)} = f_l(z^{(l)})$ ，有

$$\begin{aligned} \frac{\partial a^{(l)}}{\partial z^{(l)}} &= \frac{\partial f_l(z^{(l)})}{\partial z^{(l)}} \\ &= \text{diag}(f'_l(z^{(l)})) \end{aligned}$$

根据链式法则，有

$$\begin{aligned} \delta^{(l)} &\triangleq \frac{\partial \mathcal{L}(y, \hat{y})}{\partial z^{(l)}} \\ &= \frac{\partial a^{(l)}}{\partial z^{(l)}} \cdot \frac{\partial z^{(l+1)}}{\partial a^{(l)}} \cdot \frac{\partial \mathcal{L}(y, \hat{y})}{\partial z^{(l+1)}} \\ &= \text{diag}(f'_l(z^{(l)})) \cdot (W^{(l+1)})^T \cdot \delta^{(l+1)} \\ &= f'_l(z^{(l)}) \odot \left((W^{(l+1)})^T \delta^{(l+1)} \right) \end{aligned} \quad (2)$$

第 1 层的一个神经元的敏感性是所有与该神经元相连的第 1+1 层的神经元的敏感性加权求和之后再乘该神经元的激活函数梯度。

计算出上面的三个偏导数之后，损失函数对于权重 w 的梯度就可以写成：

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathcal{L}(y, \hat{y})}{\partial w_{ij}^{(l)}} &= \mathbb{1}_i(a_j^{(l-1)}) \delta^{(l)} \\ &= [0, \dots, a_j^{(l-1)}, \dots, 0] [\delta_1^{(l)}, \dots, \delta_i^{(l)}, \dots, \delta_{m^{(l)}}^{(l)}]^T \\ &= \delta_i^{(l)} a_j^{(l-1)} \end{aligned} \quad (3)$$

即：

$$\left[\frac{\partial \mathcal{L}(y, \hat{y})}{\partial W^{(l)}} \right]_{ij} = \left[\delta^{(l)} (a^{(l-1)})^T \right]_{ij}$$

$\mathcal{L}(y, \hat{y})$ 关于第 1 层权重 $W^{(l)}$ 的梯度为:

$$\frac{\partial \mathcal{L}(y, \hat{y})}{\partial W^{(l)}} = \delta^{(l)} (a^{(l-1)})^T$$

$\mathcal{L}(y, \hat{y})$ 关于第 1 层偏移项 $b^{(l)}$ 的梯度为:

$$\frac{\partial \mathcal{L}(y, \hat{y})}{\partial b^{(l)}} = \delta^{(l)}$$