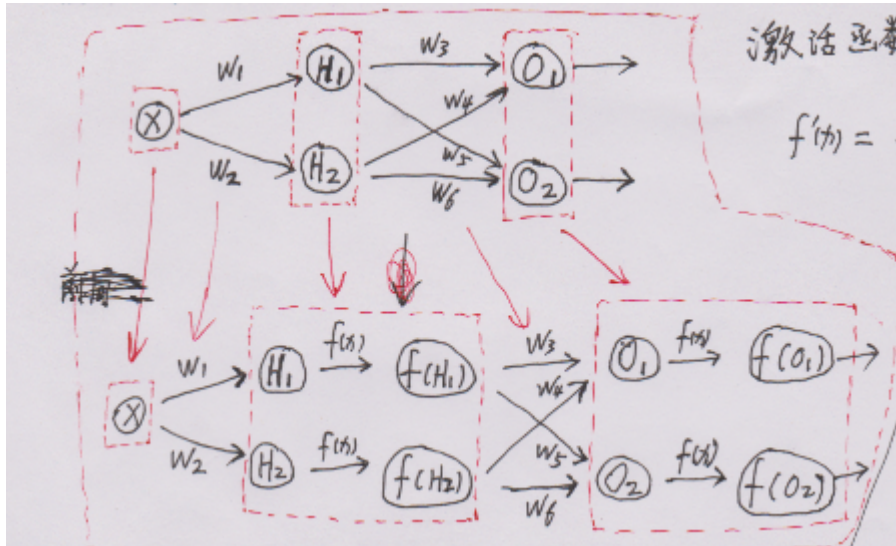


反向传播

1. 前向传播



$$\begin{cases} H_1 = w_1 x \\ f(H_1) = \frac{1}{1 + e^{-H_1}} \\ O_1 = w_3 f(H_1) + w_4 f(H_2) \\ f(O_1) = \frac{1}{1 + e^{-O_1}} \end{cases} \quad \begin{cases} H_2 = w_2 x \\ f(H_2) = \frac{1}{1 + e^{-H_2}} \\ O_2 = w_5 f(H_1) + w_6 f(H_2) \\ f(O_2) = \frac{1}{1 + e^{-O_2}} \end{cases}$$

2. 误差

$$E = -\sum \frac{1}{2} (f(O) - y)^2 = -\frac{1}{2} (f(O_1) - y_{O_1})^2 - \frac{1}{2} (f(O_2) - y_{O_2})^2$$

3. 反向传播

$$\frac{\partial E}{\partial w_3} = \frac{\partial E}{\partial f(O_1)} \frac{\partial f(O_1)}{\partial O_1} \frac{\partial O_1}{\partial w_3} = (y_{O_1} - f(O_1)) \cdot \underline{f(O_1) \cdot (1 - f(O_1))} \cdot f(H_1)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_1} = \left(\frac{\partial E}{\partial O_1} \frac{\partial O_1}{\partial f(H_1)} + \frac{\partial E}{\partial O_2} \frac{\partial O_2}{\partial f(H_1)} \right) \frac{\partial f(H_1)}{\partial H_1} \frac{\partial H_1}{\partial w_1}$$

4. 更新

$$w = w - \eta * \frac{\partial E}{\partial w}$$

5. 特殊环节的反向传播

● ReLU:

$$\text{ReLU}(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}$$

ReLU 在 $x=0$ 处不可微，直接将其在 $x=0$ 处的导数置为 1，

$$\text{ReLU}'(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

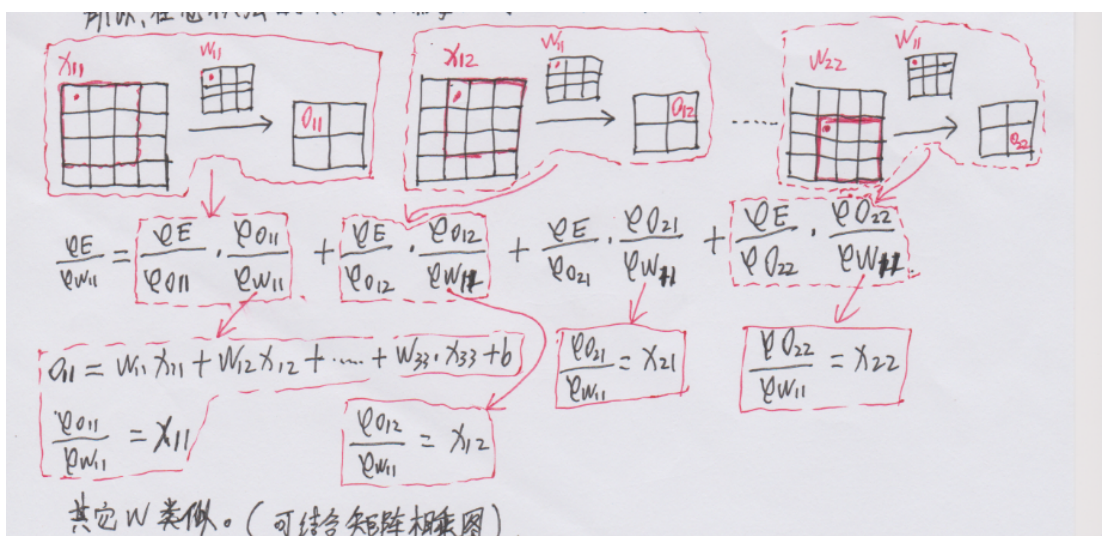
● Pooling:

把一个梯度传递给 $n \times n$ 个像素，需要保证梯度传递的总和不变：

$$\begin{cases} \text{mean pooling: 平分} n \text{ 分进行传递, 每个像素} \frac{1}{n} \\ \text{max pooling: 前向时保持 pooling 位置, 反向时根据位置传递给前一层, 其他位置为 0} \end{cases}$$

● 卷积层

在反向传播过程中，若第 L 层的 a 节点通过权值 w 对 $L+1$ 层的 b 节点有贡献，则在反向过程中，梯度通过权值 w 从 b 节点传播回 a 节点。都遵循这个规律，所以，在卷积层的反向中，需要找到卷积层 L 中的每个单元和 $L+1$ 层中哪些单元相关联。



6. 核心思想

链式求导法则，动态规划

7. Softmax 反向传播

<https://mp.weixin.qq.com/s/MS8h8BUv1BC3QI9w2oxmJg>

- 因为只有一个 $y=1$ ，其他都为 0，所以这里导数可以写成下面形式。

则关键为求出 $\frac{da_4}{dz_4}$

$z_4 = w_{41} a_1 + w_{42} a_2 + w_{43} a_3$

if $j=i$:

$$\begin{aligned} \frac{\partial a_j}{\partial z_i} &= \frac{\partial}{\partial z_i} \left(\frac{e^{z_j}}{\sum_k e^{z_k}} \right) \\ &= \frac{(e^{z_j})' \cdot \sum_k e^{z_k} - e^{z_j} \cdot e^{z_i}}{(\sum_k e^{z_k})^2} \\ &= \frac{e^{z_j}}{\sum_k e^{z_k}} - \frac{e^{z_j}}{\sum_k e^{z_k}} \cdot \frac{e^{z_i}}{\sum_k e^{z_k}} = a_j(1-a_j) \end{aligned}$$

if $j \neq i$:

$$\begin{aligned} \frac{\partial a_j}{\partial z_i} &= \frac{\partial}{\partial z_i} \left(\frac{e^{z_j}}{\sum_k e^{z_k}} \right) \\ &= \frac{0 \cdot \sum_k e^{z_k} - e^{z_j} \cdot e^{z_i}}{(\sum_k e^{z_k})^2} \\ &= -\frac{e^{z_j}}{\sum_k e^{z_k}} \cdot \frac{e^{z_i}}{\sum_k e^{z_k}} = -a_j a_i \end{aligned}$$

将这三个式子组合得到神奇的效果是：

如果输出是： $[0.0903, 0.2447, 0.665]$

那么梯度就是 $[0.0903, 0.2447 - 1, 0.665] = [0.0903, -0.7553, 0.665]$