

误差反传算法

邢超 (xingnix@live.com)

September 21, 2016

1 $\Delta E, \Delta O, \Delta W$

对于第 i 层网络:

$$\begin{aligned}\vec{O}_i &= F_i(W_i \vec{X}_i + \vec{b}_i) \\ &= [f_i(\vec{w}_1 \vec{X}_i + b_{i,1}) \quad f_i(\vec{w}_2 \vec{X}_i + b_{i,2}) \quad \cdots \quad f_i(\vec{w}_n \vec{X}_i + b_{i,n})]^T\end{aligned}$$

其中:

- \vec{O}_i 为第 i 层网络输出,
- \vec{X}_i 为第 i 层网络输入, 等于第 $i-1$ 层网络输出 \vec{O}_{i-1}
- \vec{w}_j 为第 i 层网络权值矩阵 W_i 的第 j 行,
- $b_{i,j}$ 为向量 \vec{b}_i 的第 j 个元素。

对于 W_i 的一个微小变化 ΔW_i , 得:

$$\begin{aligned}\Delta \vec{O}_i &= [f'_i(\vec{w}_1 \vec{X}_i + b_{i,1}) \Delta \vec{w}_1 \vec{X}_i \quad f'_i(\vec{w}_2 \vec{X}_i + b_{i,2}) \Delta \vec{w}_2 \vec{X}_i \quad \cdots \quad f'_i(\vec{w}_n \vec{X}_i + b_{i,n}) \Delta \vec{w}_n \vec{X}_i]^T \\ &= \text{diag}[F'_i(W_i \vec{X}_i + \vec{b}_i)] \Delta W_i \vec{X}_i \\ &= \text{diag}(F'_i) \Delta W_i \vec{X}_i\end{aligned}$$

其中 $\text{diag}(F)$ 表示主对角元素为向量 F 的元素的方阵。

对于 N 层网络的误差函数:

$$E = (\vec{Y} - \vec{O}_N)^T (\vec{Y} - \vec{O}_N)$$

误差函数的增量:

$$\begin{aligned}\Delta E &= -2(\vec{Y} - \vec{O}_N)^T \cdot \Delta \vec{O}_N \\ &= -2(\vec{Y} - \vec{O}_N)^T \cdot \text{diag}(F'_N) \Delta W_N \vec{X}_N \\ \frac{\partial E}{\partial W_N} &= -2 \text{diag}(F'_N) \cdot (\vec{Y} - \vec{O}_N) \cdot \vec{X}_N^T\end{aligned}$$

2 反向传播

根据链式法则：

$$\begin{aligned}
 \Delta \vec{O}_i &= [f'_i(\vec{w}_1 \vec{X}_i + b_{i,1}) \vec{w}_1 \Delta \vec{X}_i \quad f'_i(\vec{w}_2 \vec{X}_i + b_{i,2}) \vec{w}_2 \Delta \vec{X}_i \quad \cdots \quad f'_i(\vec{w}_n \vec{X}_i + b_{i,n}) \vec{w}_n \Delta \vec{X}_i]^T \\
 &= \text{diag}(F'_i) W_i \Delta \vec{X}_i \\
 \Delta E &= 2(\vec{O}_N - \vec{Y})^T \cdot \text{diag}(F'_N) \cdot W_N \cdot \Delta \vec{X}_N \\
 &= 2(\vec{O}_N - \vec{Y})^T \cdot \text{diag}(F'_N) \cdot W_N \cdot \Delta \vec{O}_{N-1} \\
 &= 2(\vec{O}_N - \vec{Y})^T \cdot \text{diag}(F'_N) \cdot W_N \cdot \text{diag}(F'_{N-1}) \cdot \Delta W_N \cdot \vec{X}_{N-1}
 \end{aligned}$$

对于 N 层网络可得：

$$\begin{aligned}
 \Delta E &= \vec{\alpha}^T \cdot \Delta W_i \cdot \vec{\beta} \\
 \frac{\partial E}{\partial W_i} &= \vec{\alpha} \cdot \vec{\beta}^T
 \end{aligned}$$

其中：

$$\begin{aligned}
 \vec{\alpha}^T &= 2(\vec{O}_N - \vec{Y})^T \cdot \text{diag}(F'_N) \cdot \left[\prod_{n=i+1}^N W_n \cdot \text{diag}(F'_{n-1}) \right] \\
 \vec{\beta} &= \vec{X}_i \quad (\text{inputs of the } i\text{'th layer})
 \end{aligned}$$

反向传播：

$$\begin{aligned}
 \vec{\delta}_N &= [2(\vec{Y}_o - \vec{Y}_E)^T \cdot \text{diag}(F'_N)]^T \\
 &= \text{diag}(F'_N) \cdot 2(\vec{Y}_o - \vec{Y}_E) \\
 \vec{\delta}_n &= \text{diag}(F'_n) \cdot W_{n+1}^T \cdot \vec{\delta}_{n+1} \\
 \Delta W_i &= \delta_i \cdot \vec{X}_i^T
 \end{aligned}$$

3 偏置向量

对偏置向量的更新可考虑增广权值矩阵 $[W|b]$ ，增广输入 $\begin{bmatrix} \vec{X}_o \\ 1 \end{bmatrix}$ 。令 $\beta = \begin{bmatrix} \vec{X}_o \\ 1 \end{bmatrix}$ 即可得到增广权值矩阵的更新公式。