误差反传算法

邢超 (xingnix@live.com)

September 19, 2016

$1 \quad \Delta W$ 计算

误差函数:

$$E = (\vec{Y_E} - \vec{Y_o})^T (\vec{Y_E} - \vec{Y_o})$$

每层输出:

$$\vec{X}_o = F(W\vec{X}_i + \vec{b})$$

= $[f(\vec{w}_1\vec{X}_i + b_1) \quad f(\vec{w}_2x_i + b_2) \quad \cdots \quad f(\vec{w}_n\vec{X}_i + b_n)]^T$

其中 $\vec{w_i}$ 为 W 矩阵的第 i 行。 对于 W 的一个微小变化 ΔW ,得:

$$\Delta \vec{X}_o = \begin{bmatrix} f'(\vec{w}_1 \vec{X}_i + b_1) \Delta \vec{w}_1 \vec{X}_i & f'(\vec{w}_2 \vec{X}_i + b_2) \Delta \vec{w}_2 \vec{X}_i & \cdots & f'(\vec{w}_n \vec{X}_i + b_n) \Delta \vec{w}_n \vec{X}_i \end{bmatrix}^T$$

$$= diag[F'(W \vec{X}_i + \vec{b})] \Delta W \vec{X}_i$$

$$= diag(F') \Delta W \vec{X}_i$$

其中 diag(F) 表示主对角元素为向量 F 的元素的方阵。误差函数的增量:

$$\begin{split} \Delta E &= \Delta E = -2(\vec{Y}_E - \vec{Y}_o)^T \cdot diag(F') \Delta (W\vec{X}_o + b) \\ &= -2(\vec{Y}_E - \vec{Y}_o)^T \cdot diag(F') \Delta W\vec{X}_o \end{split}$$

2 反向传播

根据链式法则:

$$\begin{split} \Delta \vec{X}_o &= diag(F')\Delta(W\vec{X}_i + \vec{b}) \\ &= diag(F')W\Delta \vec{X}_i \\ \Delta E &= 2(\vec{Y}_o - \vec{Y}_E)^T \cdot diag(F') \cdot W \cdot \Delta \vec{X}_o \\ &= 2(\vec{Y}_o - \vec{Y}_E)^T \cdot diag(F') \cdot W \cdot diag(F') \cdot \Delta W \cdot \vec{X}_i \end{split}$$

多层网络:

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

其中:

$$\vec{\alpha}^T = 2(\vec{Y}_o - \vec{Y}_E)^T \cdot \prod_{n=i+1}^N [diag(F') \cdot W] \cdot diag(F')$$

$$\vec{\beta} = \vec{X}_i \qquad \text{(inputs of the layer)}$$

3 偏置向量

对偏置向量的更新可考虑增广权植矩阵 [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。