出与期望输出之间的平方误差为:

$$E = \frac{1}{2} (d_j - o_j)^2$$

$$= \frac{1}{2} [d_j - f(\mathbf{W}_j^{\mathrm{T}} \mathbf{X})]^2$$
(2. 21)

其中,误差E是权向量 $W_i$ 的函数。欲使误差E最小, $\Delta W_i$ 应与误差的负梯度成正比,即:

$$\Delta W_i = -\eta \nabla E \tag{2.22}$$

式中,比例系数 7是一个正常数。由式(2.21),误差梯度为:

$$\nabla E = -(d_j - o_j) f'(\mathbf{W}_i^{\mathsf{T}} \mathbf{X}) \mathbf{X}$$
 (2.23)

将此结果代入式(2.22),可得权值调整计算式:

$$\Delta W_i = \eta (d_i - o_i) f'(\text{net}_i) X$$
 (2.24a)

可以看出,上式中 $\eta$ 与X之间的部分正是式(2.20) 中定义的学习信号 $\delta$ 。 $\Delta W_i$ 中每个分量的调整由下式计算:

$$\Delta w_{ij} = \eta(d_j - o_j) f'(\text{net}_j) x_i$$
  $i = 0, 1, \dots, n$  (2. 24b)

δ学习规则可推广到多层前馈网络中,权值可初始化为任意值。

下面举例说明δ学习规则的应用。

例 2.2 设有 3 输入单输出神经元网络,将阈值含于权向量内,故有  $w_0 = T$ ,  $x_0 = -1$ , 学习率  $\eta = 0.1$ , 3 个输入向量和初始权向量分别为  $\mathbf{X}^1 = (-1, 1, -2, 0)^{\mathrm{T}}, \mathbf{X}^2 = (-1, 0, 1.5, -0.5)^{\mathrm{T}}, \mathbf{X}^3 = (-1, -1, 1, 0.5)^{\mathrm{T}}, d^1 = -1, d^2 = -1, d^3 = 1, \mathbf{W}(0) = (0.5, 1, -1, 0)^{\mathrm{T}}$ 。

解 设转移函数为双极性连续函数  $f(net) = \frac{1 - e^{-net}}{1 + e^{-net}}$ , 权值调整步骤为:

(1) 输入样本  $X^1$ , 计算净输入  $net^1$  及权向量 W(1)

$$net^{1} = W(0)^{T} X^{1} = 2.5$$

$$o^{1} = f(net^{1}) = \frac{1 - e^{-net^{1}}}{1 + e^{-net^{1}}} = 0.848$$

$$f'(net^{1}) = \frac{1}{2} [1 - (o^{1})^{2}] = 0.14$$

$$W(1) = W(0) + \eta(d^{1} - o^{1}) f'(net^{1}) X^{1}$$

$$= (0.526, 0.974, -0.948, 0)^{T}$$

(2) 输入样本 X2, 计算净输入 net2 及权向量 W(2)

$$net^{2} = W(1)^{T}X^{2} = -1.948$$

$$o^{2} = f(net^{2}) = \frac{1 - e^{-\frac{\pi^{2}}{2}}}{1 + e^{-\frac{\pi^{2}}{2}}} = -0.75$$

$$f'(net^{2}) = \frac{1}{2} [1 - (\sigma^{2})^{T}] = 0.218$$

$$W(2) = W(1) + \eta(\sigma^{2} - \sigma^{2}) f'(net^{2})X^{2}$$

$$= (0.531 \pm 0.974 - 0.956, 0.002)^{T}$$

(3) 输入样本 X3, 计算净输入 == 及表面量 == 3

$$\frac{1}{\sigma^{2}} = W(2)^{T} X^{2} = -2.416$$

$$\frac{1}{\sigma^{2}} = f(\text{ned}^{2}) = \frac{1 - e^{-\frac{\pi r^{2}}{2}}}{1 + e^{-\frac{\pi r^{2}}{2}}} = -0.842$$