

## ● H-K 算法

H-K 算法是求解  $Xw=b$ ，式中  $b=(b_1, b_2, \dots, b_n)^T$ ， $b$  的所有分量都是正值。这里要同时计算  $w$  和  $b$ ，我们已知  $X$  不是  $N*N$  的方阵，通常是行多于列的  $N*(n+1)$  阶的长方形，属于超定方程，因此一般情况下， $Xw=b$  没有唯一确定解，但可求其线性最小二乘解。

设  $Xw=b$  的线性最小二乘解为  $w^*$ ，即使  $\|Xw^*-b\|$  极小

采用梯度法，定义准则函数：

$$J(w, x, b) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (w^T x_i - b_i)^2 = \frac{1}{2} \|Xw - b\|^2 = \frac{1}{2} (Xw - b)^T (Xw - b)$$

当  $Xw=b$  的条件满足时， $J$  达到最小值。由于上式中包括的  $\sum_{i=1}^n (w^T x_i - b_i)^2$  项为两个数量方差的和，且我们将使其最小化，因此也称之为最小均方误差算法。

使函数  $J$  同时对变量  $w$  和  $b$  求最小。对于  $w$  的梯度为：

$$\frac{\partial J}{\partial w} = X^T (Xw - b)$$

使  $\frac{\partial J}{\partial w} = 0$ ，得  $X^T (Xw - b) = 0$ ，从而  $X^T Xw = X^T b$ 。因为  $X^T X$  为  $(n+1)*(n+1)$

阶方阵，因此可求得解：

$$w = (X^T X)^{-1} X^T b = X^\# b$$

这里  $X^\# = (X^T X)^{-1} X^T$  称为  $X$  的伪逆， $X$  是  $N*(n+1)$  阶的长方形。

由上式可知，只要求出  $b$  即可求得  $w$ 。利用梯度法可求得  $b$  的迭代公式为：

$$\mathbf{b}(k+1) = \mathbf{b}(k) - C \cdot \left( \frac{\partial J}{\partial \mathbf{b}} \right)_{\mathbf{b}=\mathbf{b}(k)}$$

根据上述约束条件，在每次迭代中， $\mathbf{b}(k)$ 的全部分量只能是正值。由  $J$  的准则函数式， $J$  也是正值，因此，当取校正增量  $C$  为正值时，为保证每次迭代中的  $\mathbf{b}(k)$  都是正值，应使  $\left( \frac{\partial J}{\partial \mathbf{b}} \right)_{\mathbf{b}=\mathbf{b}(k)}$  为非正值。在此条件下，准则函数  $J$  的微分为：

$$-2 \left( \frac{\partial J}{\partial \mathbf{b}} \right)_{\mathbf{b}=\mathbf{b}(k)} = (\mathbf{X}\mathbf{w} - \mathbf{b}) + |\mathbf{X}\mathbf{w} - \mathbf{b}|$$

该式满足以下条件：

$$\text{若 } [\mathbf{X}\mathbf{w}(k) - \mathbf{b}(k)] > 0, \text{ 则 } - \left( \frac{\partial J}{\partial \mathbf{b}} \right)_{\mathbf{b}=\mathbf{b}(k)} = \mathbf{X}\mathbf{w}(k) - \mathbf{b}(k)$$

$$\text{若 } [\mathbf{X}\mathbf{w}(k) - \mathbf{b}(k)] < 0, \text{ 则 } - \left( \frac{\partial J}{\partial \mathbf{b}} \right)_{\mathbf{b}=\mathbf{b}(k)} = 0$$

由  $\mathbf{b}$  的迭代式和微分，有：

$$\mathbf{b}(k+1) = \mathbf{b}(k) + \delta \mathbf{b}(k)$$

$$\delta \mathbf{b}(k) = C[\mathbf{X}\mathbf{w}(k) - \mathbf{b}(k) + |\mathbf{X}\mathbf{w}(k) - \mathbf{b}(k)|]$$

将此式代入  $\mathbf{w} = \mathbf{X}^\# \mathbf{b}$ ，有：

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{X}^\# \mathbf{b}(k+1) = \mathbf{X}^\# [\mathbf{b}(k) + \delta \mathbf{b}(k)] = \mathbf{w}(k) + \mathbf{X}^\# \delta \mathbf{b}(k)$$

为简化起见，令  $\mathbf{e}(k) = \mathbf{X}\mathbf{w}(k) - \mathbf{b}(k)$ ，可得 H-K 算法的迭代式。

设初值为  $\mathbf{b}(1)$ ，其每一分量均为正值，则：

$$\mathbf{w}(1) = \mathbf{X}^\# \mathbf{b}(1)$$

$$\mathbf{e}(k) = \mathbf{X}\mathbf{w}(k) - \mathbf{b}(k)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(k+1) &= \mathbf{w}(k) + \mathbf{X}^\# \{C[\mathbf{X}\mathbf{w}(k) - \mathbf{b}(k) + |\mathbf{X}\mathbf{w}(k) - \mathbf{b}(k)|]\} \\ &= \mathbf{w}(k) + C\mathbf{X}^\# [\mathbf{e}(k) + |\mathbf{e}(k)|] \end{aligned}$$

由于

$$\begin{aligned}X^{\#}e(k) &= X^{\#}[Xw(k) - b(k)] = (X^T X)^{-1} X^T [Xw(k) - b(k)] \\&= w(k) - X^{\#}b(k) = 0\end{aligned}$$

因此

$$\begin{aligned}w(k+1) &= w(k) + CX^{\#}|e(k)| \\b(k+1) &= b(k) + C[Xw(k) - b(k) + |Xw(k) - b(k)|] \\&= b(k) + C[e(k) + |e(k)|]\end{aligned}$$