- 固定增量的逐次调整算法

设取准则函数为：

$$J(w,x)=\frac{|w^T x|-w^T x}{2}$$

则 J 对 w 的微分式：

$$\frac{\partial J}{\partial w}=\frac{1}{2}[x\cdot \mathrm{sign}(w^T x)-x]$$

定义：

$$\mathrm{sign}(w^T x)=\begin{cases}+1 & \text{if } w^T x>0\\ -1 & \text{if } w^T x\le 0\end{cases}$$

则由梯度法中 w(k+1)和 w(k)的关系有：

$$w(k+1)=w(k)+\frac{C}{2}[x_k-x_k\cdot \mathrm{sign}(w^T(k)x_k)]$$

其中 x_k 是训练模式样本，k 是指第 k 次迭代。

$$w(k+1)=w(k)+C\cdot\begin{cases}0 & \text{if } w^T x>0\\ x_k & \text{if } w^T x\le 0\end{cases}$$

可以看出，当 $w^T x>0$ 时，则 w(k+1) = w(k)，此时不对权向量进行修正；当 $w^T x\le 0$ 时，则 $w(k+1) = w(k) + Cx_k$，需对权向量进行校正，初始权向量 w(1)的值可任选，显然这就是前面所说的感知器算法，因此感知器算法是梯度法的一个特例。在上式中 C 是预先选好的固定值，在迭代过程中，只要 $w^T x\le 0$，就要对权向量修正 Cx_k 值，因此称为固定增量算法。