

**题 1：**在一个 10 类的模式识别问题中，有 3 类单独满足多类情况 1，其余的类别满足多类情况 2。问该模式识别问题所需判别函数的最少数目是多少？

答：将 10 类问题可看作 4 类满足多类情况 1 的问题，可将 3 类单独满足多类情况 1 的类找出来，剩下的 7 类全部划到 4 类中剩下的一个子类中。再在此子类中，运用多类情况 2 的判别法则进行分类，此时需要  $7 * (7-1) / 2 = 21$  个判别函数。故共需要  $4 + 21 = 25$  个判别函数。

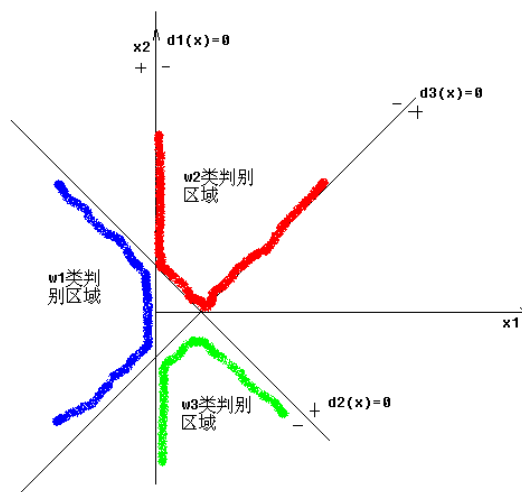
**题 2：**一个三类问题，其判别函数如下：

$$d1(x) = -x_1, d2(x) = x_1 + x_2 - 1, d3(x) = x_1 - x_2 - 1$$

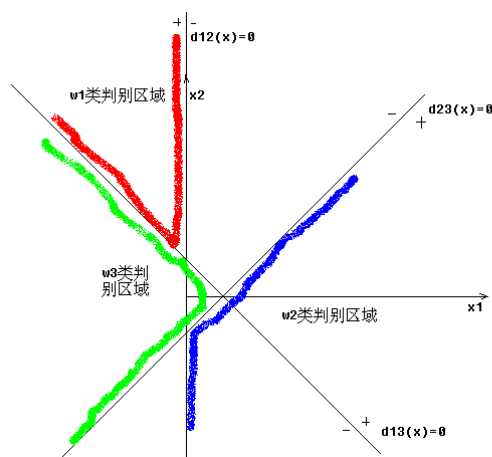
1. 设这些函数是在多类情况 1 条件下确定的，绘出其判别界面和每一个模式类别的区域。
2. 设为多类情况 2，并使： $d12(x) = d1(x)$ ,  $d13(x) = d2(x)$ ,  $d23(x) = d3(x)$ 。绘出其判别界面和多类情况 2 的区域。
3. 设  $d1(x)$ ,  $d2(x)$  和  $d3(x)$  是在多类情况 3 的条件下确定的，绘出其判别界面和每类的区域。

答：三种情况分别如下图所示：

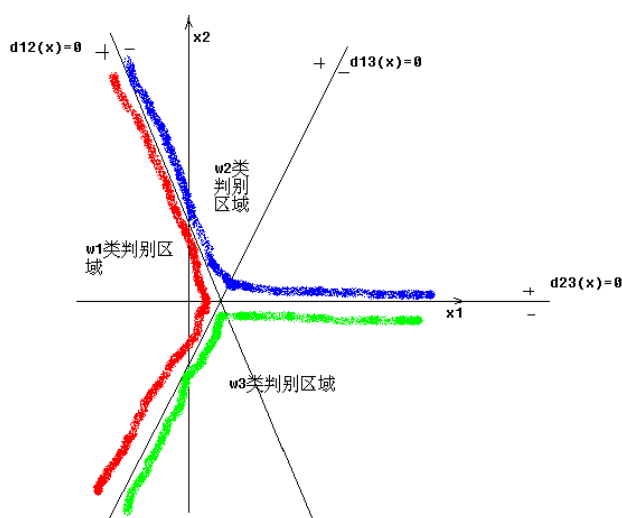
1.



2.



3.



**题 3:** 两类模式，每类包括 5 个 3 维不同的模式，且良好分布。如果它们是线性可分的，问权向量至少需要几个系数分量？假如要建立二次的多项式判别函数，又至少需要几个系数分量？（设模式的良好分布不因模式变化而改变。）

答：（1）若是线性可分的，则权向量至少需要  $N = n + 1 = 4$  个系数分量；

（2）若要建立二次的多项式判别函数，则至少需要  $N = \frac{5!}{2!3!} = 10$  个系数分量。

**题 4:** 用感知器算法求下列模式分类的解向量  $w$ :

$\omega 1: \{(0\ 0\ 0)^T, (1\ 0\ 0)^T, (1\ 0\ 1)^T, (1\ 1\ 0)^T\}$

$\omega 2: \{(0\ 0\ 1)^T, (0\ 1\ 1)^T, (0\ 1\ 0)^T, (1\ 1\ 1)^T\}$

解：将属于  $w_2$  的训练样本乘以  $(-1)$ ，并写成增广向量的形式

$x_1 = [0\ 0\ 0\ 1]^T, x_2 = [1\ 0\ 0\ 1]^T, x_3 = [1\ 0\ 1\ 1]^T, x_4 = [1\ 1\ 0\ 1]^T;$

$x_5 = [0\ 0\ -1\ -1]^T, x_6 = [0\ -1\ -1\ -1]^T, x_7 = [0\ -1\ 0\ -1]^T, x_8 = [-1\ -1\ -1\ -1]^T;$

迭代选取  $C = 1$ ， $w(1) = (0, 0, 0, 0)^T$ ，则迭代过程中权向量  $w$  变化如下：

$w(2) = (0\ 0\ 0\ 1)^T$ ； $w(3) = (0\ 0\ -1\ 0)^T$ ； $w(4) = (0\ -1\ -1\ -1)^T$ ； $w(5) = (0\ -1\ -1\ 0)^T$ ；

$w(6) = (1\ -1\ -1\ 1)^T$ ； $w(7) = (1\ -1\ -2\ 0)^T$ ； $w(8) = (1\ -1\ -2\ 1)^T$ ； $w(9) = (2\ -1\ -1\ 2)^T$ ；

$w(10) = (2\ -1\ -2\ 1)^T$ ； $w(11) = (2\ -2\ -2\ 0)^T$ ； $w(12) = (2\ -2\ -2\ 1)^T$ ；收敛

所以最终得到解向量  $w = (2\ -2\ -2\ 1)^T$ ，相应的判别函数为  $d(x) = 2x_1 - 2x_2 - 2x_3 + 1$ 。

**题 5:** 用多类感知器算法求下列模式的判别函数：

$\omega 1: (-1\ -1)^T$ ， $\omega 2: (0\ 0)^T$ ， $\omega 3: (1\ 1)^T$

解：采用一般化的感知器算法，将模式样本写成增广形式，即

$$x_1 = \begin{pmatrix} -1 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix}, x_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}, x_3 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$\text{取初始值 } w_1 = w_2 = w_3 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \text{ 取 } C = 1, \text{ 则有}$$

第一次迭代：以  $x_1$  为训练样本， $d_1(1) = d_2(1) = d_3(1) = 0$ ，故

$$w_1(2) = \begin{pmatrix} -1 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix}, w_2(2) = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \end{pmatrix}, w_3(2) = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \end{pmatrix}$$

第二次迭代：以  $x_2$  为训练样本， $d_1(2) = 1, d_2(2) = -1, d_3(2) = -1$ ，故

$$w_1(3) = \begin{pmatrix} -1 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix}, w_2(3) = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, w_3(3) = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ -2 \end{pmatrix}$$

第三次迭代：以  $x_3$  为训练样本， $d_1(3) = -2, d_2(3) = 2, d_3(3) = 0$ ，故

$$w_1(4) = \begin{pmatrix} -1 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix}, w_2(4) = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ -1 \end{pmatrix}, w_3(4) = \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \\ -1 \end{pmatrix}$$

第四次迭代：以  $x_1$  为训练样本， $d_1(4) = 2, d_2(4) = -1, d_3(4) = -5$ ，故

$$w_1(5) = w_1(4), w_2(5) = w_2(4), w_3(5) = w_3(4)$$

第五次迭代：以  $x_2$  为训练样本， $d_1(5) = 0, d_2(5) = -1, d_3(5) = -1$ ，故

$$w_1(6) = \begin{pmatrix} -1 \\ -1 \\ -1 \end{pmatrix}, w_2(6) = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, w_3(6) = \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \\ -2 \end{pmatrix}$$

第六次迭代：以  $x_3$  为训练样本， $d_1(6) = -3, d_2(6) = 0, d_3(6) = 2$ ，故

$$w_1(7) = w_1(6), w_2(7) = w_2(6), w_3(7) = w_3(6)$$

第七次迭代：以  $x_1$  为训练样本， $d_1(7) = 1, d_2(7) = 0, d_3(7) = -6$ ，故

$$w_1(8) = w_1(7), w_2(8) = w_2(7), w_3(8) = w_3(7)$$

第八次迭代：以  $x_2$  为训练样本， $d_1(8) = -1, d_2(8) = 0, d_3(8) = -2$ ，故

$$w_1(9) = w_1(8), w_2(9) = w_2(8), w_3(9) = w_3(8)$$

由于第六、七、八次迭代中对  $x_3, x_1, x_2$  均以正确分类，故权向量的解为：

$$w_1 = \begin{pmatrix} -1 \\ -1 \\ -1 \end{pmatrix}, w_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, w_3 = \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \\ -2 \end{pmatrix}, \text{ 可得三个判别函数为:}$$

$$d_1 = -x_1 - x_2 - 1$$

$$d_2 = 0$$

$$d_3 = 2x_1 + 2x_2 - 2$$

**题 6：** 采用梯度法和准则函数  $J_{(w,x,b)} = \frac{1}{8\|x\|^2} [(w^t x - b) - |w^t x - b|]^2$ ，式中实数  $b$

**0**，试导出两类模式的分类算法。

$$\text{解: } \frac{\partial J}{\partial w} = \frac{1}{4\|x\|^2} [(w^t x - b) - |w^t x - b|] * [x - x * \text{sgn}(w^t x - b)]$$

$$\text{其中: } \text{sgn}(w^t x - b) = \begin{cases} 1, w^t x - b > 0 \\ -1, w^t x - b \leq 0 \end{cases}$$

得迭代式：

$$w(k+1) = w(k) + \frac{C}{4\|x\|^2} [(w(k)^t x - b) - |w(k)^t x - b|] * [x - x * \text{sgn}(w(k)^t x - b)]$$

$$w(k+1) = w(k) + C \begin{cases} 0 & w^t x - b > 0 \\ \frac{(b - w^t x)}{\|x\|^2} x & w^t x - b \leq 0 \end{cases}$$

**题 7：** 用 LMSE 算法求下列模式的解向量：

$$\omega_1: \{(0 \ 0 \ 0)^T, (1 \ 0 \ 0)^T, (1 \ 0 \ 1)^T, (1 \ 1 \ 0)^T\}$$

$$\omega_2: \{(0 \ 0 \ 1)^T, (0 \ 1 \ 1)^T, (0 \ 1 \ 0)^T, (1 \ 1 \ 1)^T\}$$

解：写出模式的增广矩阵 X：

$$X = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -1 & -1 \\ 0 & -1 & -1 & -1 \\ 0 & -1 & 0 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}$$

$$X^\# = (X'X)^{-1}X' = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & -1 & -1 & 0 & -1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & -1 & -1 & -1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -1 & -1 \\ 0 & -1 & -1 & -1 \\ 0 & -1 & 0 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & -1 & -1 & 0 & -1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & -1 & -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}$$

$$= 2 \begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 & 2 \\ 1 & 2 & 1 & 2 \\ 1 & 1 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 2 & 4 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & -1 & -1 & 0 & -1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & -1 & -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}$$

$$= \frac{1}{4} \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 2 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & -1 & -1 & 0 & -1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & -1 & -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}$$

$$= \frac{1}{4} \begin{pmatrix} -1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & 1 & 1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 & -1 & -1 & -1 & 1 & -1 \\ 2 & 1 & 0 & 0 & -1 & 0 & -1 & 1 \end{pmatrix}$$

取  $\mathbf{b}(1) = (1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1)^t$  和  $C = 1$

第一次迭代:

$$\mathbf{w}(1) = X^\# \mathbf{b}(1) = (1 \ -1 \ -1 \ 0.5)^t$$

$$\mathbf{e}(1) = X\mathbf{w}(1) - \mathbf{b}(1) = (-0.5 \ 0.5 \ -0.5 \ -0.5 \ -0.5 \ 0.5 \ -0.5 \ -0.5)^t$$

$$\mathbf{w}(2) = \mathbf{w}(1) + CX^\# |\mathbf{e}(1)| = (1.5 \ -1.5 \ -1.5 \ 0.75)^t$$

$$\mathbf{b}(2) = \mathbf{b}(1) + C[\mathbf{e}(1) + |\mathbf{e}(1)|] = (1 \ 2 \ 1 \ 1 \ 1 \ 2 \ 1 \ 1)^t$$

第二次迭代:

$$\mathbf{e}(2) = X\mathbf{w}(2) - \mathbf{b}(2) = (-0.25 \ 0.25 \ -0.25 \ -0.25 \ -0.25 \ 0.25 \ -0.25 \ -0.25)^t$$

$$\mathbf{w}(3) = \mathbf{w}(2) + CX^\# |\mathbf{e}(2)| = (1.75 \ -1.75 \ -1.75 \ 0.875)^t$$

$$\mathbf{b}(3) = \mathbf{b}(2) + C[|\mathbf{e}(2)|] = (1 \ 2.5 \ 1 \ 1 \ 1 \ 2.5 \ 1 \ 1)^t$$

第三次迭代:

$$\mathbf{e}(3) = X\mathbf{w}(3) - \mathbf{b}(3) = (-0.125 \ 0.125 \ -0.125 \ -0.125 \ -0.125 \ 0.125 \ -0.125 \ -0.125)^t$$

$$\mathbf{w}(4) = \mathbf{w}(3) + CX^\# |\mathbf{e}(3)| = (1.875 \ -1.875 \ -1.875 \ 0.9375)^t$$

$$\mathbf{b}(4) = \mathbf{b}(3) + C[|\mathbf{e}(3)|] = (1 \ 2.75 \ 1 \ 1 \ 1 \ 2.75 \ 1 \ 1)^t$$

第四次迭代:

$$\mathbf{e}(4) = X\mathbf{w}(4) - \mathbf{b}(4) = (-0.0625 \ 0.0625 \ -0.0625 \ -0.0625 \ -0.0625 \ 0.0625 \ -0.0625 \ -0.0625)^t$$

$$\mathbf{w}(5) = \mathbf{w}(4) + CX^\# |\mathbf{e}(4)| = (1.9375 \ -1.9375 \ -1.9375 \ 0.9688)^t$$

$$\mathbf{b}(5) = \mathbf{b}(4) + C[|\mathbf{e}(4)|] = (1 \ 2.875 \ 1 \ 1 \ 1 \ 2.875 \ 1 \ 1)^t$$

第五次迭代:

$$\mathbf{e}(5) = X\mathbf{w}(5) - \mathbf{b}(5) = (-0.0313 \ 0.0313 \ -0.0313 \ -0.0313 \ -0.0313 \ 0.0313 \ -0.0313 \ -0.0313)^t$$

$$\mathbf{w}(6) = \mathbf{w}(5) + CX^\# |\mathbf{e}(5)| = (1.9688 \ -1.9688 \ -1.9688 \ 0.9844)^t$$

$$\mathbf{b}(6) = \mathbf{b}(5) + C[|\mathbf{e}(5)|] = (1 \ 2.9375 \ 1 \ 1 \ 1 \ 2.9375 \ 1 \ 1)^t$$

第六次迭代:

$$\mathbf{e}(6) = X\mathbf{w}(6) - \mathbf{b}(6) = (-0.0156 \ 0.0156 \ -0.0156 \ -0.0156 \ -0.0156 \ 0.0156 \ -0.0156 \ -0.0156)^t$$

$$\mathbf{w}(7) = \mathbf{w}(6) + CX^\# |\mathbf{e}(6)| = (1.9844 \ -1.9844 \ -1.9844 \ 0.9922)^t$$

$$\mathbf{b}(7) = \mathbf{b}(6) + C[|\mathbf{e}(6)|] = (1 \ 2.9688 \ 1 \ 1 \ 1 \ 2.9688 \ 1 \ 1)^t$$

第七次迭代:

$$\mathbf{e}(7) = X\mathbf{w}(7) - \mathbf{b}(7) = (-0.0078 \ 0.0078 \ -0.0078 \ -0.0078 \ -0.0078 \ 0.0078 \ -0.0078 \ -0.0078)^t$$

$$\mathbf{w}(8) = \mathbf{w}(7) + CX^\# |\mathbf{e}(7)| = (1.9922 \ -1.9922 \ -1.9922 \ 0.9961)^t$$

$$\mathbf{b}(8) = \mathbf{b}(7) + C[|\mathbf{e}(7)|] = (1 \ 2.9844 \ 1 \ 1 \ 1 \ 2.9844 \ 1 \ 1)^t$$

第八次迭代:

$$\mathbf{e}(8) = X\mathbf{w}(8) - \mathbf{b}(8) = (-0.0039 \ 0.0039 \ -0.0039 \ -0.0039 \ -0.0039 \ 0.0039 \ -0.0039 \ -0.0039)^t$$

$$\mathbf{w}(9) = \mathbf{w}(8) + CX^{\#}|\mathbf{e}(8)| = (1.9961 \quad -1.9961 \quad -1.9961 \quad 0.9980)^t$$

$$\mathbf{b}(9) = \mathbf{b}(8) + C[\mathbf{e}(8) + |\mathbf{e}(8)|] = (1 \quad 2.9922 \quad 1 \quad 1 \quad 1 \quad 2.9922 \quad 1 \quad 1)^t$$

第九次迭代:

$$\mathbf{e}(9) = X\mathbf{w}(9) - \mathbf{b}(9) = (-0.0020 \quad 0.0020 \quad -0.0020 \quad -0.0020 \quad -0.0020 \quad 0.0020 \quad -0.0020 \quad -0.0020)^t$$

$$\mathbf{w}(10) = \mathbf{w}(9) + CX^{\#}|\mathbf{e}(9)| = (1.9980 \quad -1.9980 \quad -1.9980 \quad 0.9990)^t$$

$$\mathbf{b}(10) = \mathbf{b}(9) + C[\mathbf{e}(9) + |\mathbf{e}(9)|] = (1 \quad 2.9961 \quad 1 \quad 1 \quad 1 \quad 2.9961 \quad 1 \quad 1)^t$$

第十次迭代:

$$\mathbf{e}(10) = X\mathbf{w}(10) - \mathbf{b}(10) = 1.0 \times 10^{-3} \times (-0.9766 \quad 0.9766 \quad -0.9766 \quad -0.98 \quad -0.98 \quad 0.98 \quad -0.98 \quad -0.98)^t$$

$$\mathbf{w}(11) = \mathbf{w}(10) + CX^{\#}|\mathbf{e}(10)| = (1.9990 \quad -1.9990 \quad -1.9990 \quad 0.9995)^t$$

$$\mathbf{b}(11) = \mathbf{b}(10) + C[\mathbf{e}(10) + |\mathbf{e}(10)|] = (1 \quad 2.9980 \quad 1 \quad 1 \quad 1 \quad 2.9980 \quad 1 \quad 1)^t$$

由于  $e < 1.0 \times 10^{-3}$ , 可以认为此时权系数调整完毕, 最终的权系数为:

$$\mathbf{w} \approx (2 \quad -2 \quad -2 \quad 1)^t$$

相应的判别函数为:

$$d(\mathbf{x}) = 2x_1 - 2x_2 - 2x_3 + 1$$

**题 8:** 用二次埃尔米特多项式的势函数算法求解以下模式的分类问题

$$\omega_1: \{(0 \ 1)^T, (0 \ -1)^T\} \quad \omega_2: \{(1 \ 0)^T, (-1 \ 0)^T\}$$

$$\varphi_1(x) = \varphi_1(x_1, x_2) = H_0(x_1)H_0(x_2) = 1$$

$$\varphi_2(x) = \varphi_2(x_1, x_2) = H_0(x_1)H_1(x_2) = 2x_2$$

$$\varphi_3(x) = \varphi_3(x_1, x_2) = H_0(x_1)H_2(x_2) = 4x_2^2 - 2$$

$$\varphi_4(x) = \varphi_4(x_1, x_2) = H_1(x_1)H_0(x_2) = 2x_1$$

$$\varphi_5(x) = \varphi_5(x_1, x_2) = H_1(x_1)H_1(x_2) = 4x_1x_2$$

$$\varphi_6(x) = \varphi_6(x_1, x_2) = H_1(x_1)H_2(x_2) = 2x_1(4x_2^2 - 2)$$

$$\varphi_7(x) = \varphi_7(x_1, x_2) = H_2(x_1)H_0(x_2) = 4x_1^2 - 2$$

$$\varphi_8(x) = \varphi_8(x_1, x_2) = H_2(x_1)H_1(x_2) = 2x_2(4x_1^2 - 2)$$

$$\varphi_9(x) = \varphi_9(x_1, x_2) = H_2(x_1)H_2(x_2) = (4x_1^2 - 2)(4x_2^2 - 2)$$

$$\text{所以, 势函数 } K(x, x_k) = \sum_{i=1}^9 \varphi_i(x)\varphi_i(x_k)$$

第一步：取  $X_1 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \in w_1$ ，故  $K_1(X) = -15 + 20x_2 + 40x_2^2 + 24x_1^2 - 32x_1^2x_2 - 64x_1^2x_2^2$

第二步：取  $X_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ -1 \end{pmatrix} \in w_1$ ， $K_1(X_2) = 5 > 0$ ，故  $K_2(X) = K_1(X)$

第三步：取  $X_3 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \in w_2$ ， $K_2(X_3) = 9 > 0$ ，故

$$K_3(X) = K_2(X) - K(X, X_3) = 20x_2 + 16x_2^2 - 20x_1 - 16x_1^2$$

第四步：取  $X_4 = \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \end{pmatrix} \in w_2$ ， $K_3(X_4) = 4 > 0$ ，故

$$K_4(X) = K_3(X) - K(X, X_4) = 15 + 20x_2 - 56x_1^2 - 8x_2^2 - 32x_1^2x_2 + 64x_1^2x_2^2$$

第五步：取  $X_5 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \in w_1$ ， $K_4(X_5) = 27 > 0$ ，故  $K_5(X) = K_4(X)$

第六步：取  $X_6 = \begin{pmatrix} 0 \\ -1 \end{pmatrix} \in w_1$ ， $K_5(X_6) = -13 < 0$ ，故

$$K_6(X) = K_5(X) + K(X, X_6) = -32x_1^2 + 32x_2^2$$

第七步：取  $X_7 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \in w_2$ ， $K_6(X_7) = -32 < 0$ ，故

$$K_7(X) = K_6(X)$$

第八步：取  $X_8 = \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \end{pmatrix} \in w_2$ ， $K_7(X_8) = -32 < 0$ ，故

$$K_8(X) = K_7(X)$$

第九步：取  $X_9 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \in w_1$ ， $K_8(X_9) = 32 > 0$ ，故

$$K_9(X) = K_8(X)$$

第十步：取  $X_{10} = \begin{pmatrix} 0 \\ -1 \end{pmatrix} \in w_1$ ， $K_9(X_{10}) = 32 > 0$ ，故

$$K_{10}(X) = K_9(X)$$



从第七步到第十步的迭代过程中，全部模式都已正确分类，故算法已经收敛于判别函数：

$$d(X) = K_{10}(X) = -32x_1^2 + 32x_2^2$$

### 题 9：用下列势函数

$$K(X, X_k) = e^{-\alpha \|X - X_k\|^2}$$

求解以下模式的分类问题

$$\omega 1: \{(0 \ 1)^T, (0 \ -1)^T\}$$

$$\omega 2: \{(1 \ 0)^T, (-1 \ 0)^T\}$$

选取  $\alpha = 1$ ，在二维情况下，势函数为

$$K(X, X_k) = \exp\{-\|X - X_k\|^2\} = \exp\{-(x_1 - x_{k_1})^2 + (x_2 - x_{k_2})^2\}$$

以下为势函数迭代算法：

$$\text{第一步：取 } X_1 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \in w_1, \text{ 故 } K_1(X) = \exp\{-x_1^2 - (x_2 - 1)^2\}$$

$$\text{第二步：取 } X_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ -1 \end{pmatrix} \in w_1, \quad K_1(X_2) = \exp\{-4\} > 0, \text{ 故 } K_2(X) = K_1(X)$$

$$\text{第三步：取 } X_3 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \in w_2, \quad K_2(X_3) = \exp\{-1\} > 0, \text{ 故}$$

$$K_3(X) = K_2(X) - K(X, X_3) = \exp\{-x_1^2 - (x_2 - 1)^2\} - \exp\{-(x_1 - 1)^2 - x_2^2\}$$

$$\text{第四步：取 } X_4 = \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \end{pmatrix} \in w_2, \quad K_3(X_4) = \exp\{-2\} - \exp\{-4\} > 0, \text{ 故}$$

$$K_4(X) = K_3(X) - K(X, X_4) = \exp\{-x_1^2 - (x_2 - 1)^2\} - \exp\{-(x_1 - 1)^2 - x_2^2\} - \exp\{-(x_1 + 1)^2 - x_2^2\}$$

$$\text{第五步：取 } X_5 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \in w_1, \quad K_4(X_5) = 1 - \exp\{-2\} - \exp\{-2\} > 0, \text{ 故 } K_5(X) = K_4(X)$$

$$\text{第六步：取 } X_6 = \begin{pmatrix} 0 \\ -1 \end{pmatrix} \in w_1, \quad K_5(X_6) = \exp\{-4\} - \exp\{-2\} - \exp\{-2\} < 0, \text{ 故}$$

$$K_6(X) = K_5(X) + K(X, X_6) = \exp\{-x_1^2 - (x_2 + 1)^2\} + \exp\{-x_1^2 - (x_2 - 1)^2\} - \exp\{-(x_1 - 1)^2 - x_2^2\} - \exp\{-(x_1 + 1)^2 - x_2^2\}$$

$$\text{第七步：取 } X_7 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \in w_2, \quad K_6(X_7) = \exp\{-2\} + \exp\{-2\} - 1 - \exp\{-4\} < 0, \text{ 故}$$

$$K_7(X) = K_6(X)$$

第八步：取  $X_8 = \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \end{pmatrix} \in w_2$  ,  $K_7(X_8) = \exp\{-2\} + \exp\{-2\} - \exp\{-4\} - 1 < 0$  , 故

$$K_8(X) = K_7(X)$$

第九步：取  $X_9 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \in w_1$  ,  $K_8(X_9) = \exp\{-4\} + 1 - \exp\{-2\} - \exp\{-2\} > 0$  , 故

$$K_9(X) = K_8(X)$$

第十步：取  $X_{10} = \begin{pmatrix} 0 \\ -1 \end{pmatrix} \in w_1$  ,  $K_9(X_{10}) = 1 + \exp\{-4\} - \exp\{-2\} - \exp\{-2\} > 0$  , 故

$$K_{10}(X) = K_9(X)$$

从第七步到第十步的迭代过程中, 全部模式都已正确分类, 故算法已经收敛于判别函数:

$$\begin{aligned} d(X) = K_{10}(X) = & \exp\{-x_1^2 - (x_2 + 1)^2\} + \exp\{-x_1^2 - (x_2 - 1)^2\} \\ & - \exp\{-(x_1 - 1)^2 - x_2^2\} - \exp\{-(x_1 + 1)^2 - x_2^2\} \end{aligned}$$