KKT条件要求

$$\begin{cases} \alpha_i \geq 0, \ \mu_i \geq 0 \\ y_i f(x_i) - 1 + \xi_i \geq 0 \\ \alpha_i (y_i f(x_i) - 1 + \xi_i) = 0 \\ \xi_i \geq 0, \ \mu_i \xi_i = 0 \end{cases}$$

IV

核方法

学得的函数总能表示为 $f(x) = \sum_{i=1}^{m} \alpha_i y_i K(x, x_i) + b$，表示为核函数 $K(x, x_i)$ 的线性组合。

任何一个核函数都隐式地定义了一个称为"再生核希尔伯特空间"

令 H 为核函数 K 对应的再生核希尔伯特空间，$\|h\|_H$ 表示 H 空间中关于 h 的范数。

$\mapsto$：映射

对任意单调递增函数 $\Omega : [0, \infty] \mapsto R$

任意非负损失函数 $l : R^m \mapsto [0, \infty]$

优化问题：$\min_{h \in H} F(h) = \Omega(\|h\|_H) + l(h(x_1), h(x_2), \ldots, h(x_m))$

解总可写为：$h^*(x) = \sum_{i=1}^{m} \alpha_i K(x, x_i)$ ①

核线性判别分析 (KLDA)

某种映射 $\phi : X \mapsto F$，将样本映射到特征空间 F，然后在 F 中执行线性判别分析，求得：

$h(x) = w^T \phi(x)$ ②

$$\max_w J(w) = \frac{w^T S_b^\phi w}{w^T S_w^\phi w}$$

between：类间散度矩阵

within：类内散度矩阵

令 X_i 表示第 $i \in \{0, 1\}$ 类样本的集合，样本数 m_i

第 i 类样本在特征空间 F 中的均值为：

$$\mu_i^\phi = \frac{1}{m_i} \sum_{x \in X_i} \phi(x)$$

两个散度矩阵：

$$S_b^\phi = (\mu_1^\phi - \mu_0^\phi)(\mu_1^\phi - \mu_0^\phi)^T$$

$$S_w^\phi = \sum_{i=1} \sum_{x \in X_i} (\phi(x) - \mu_i^\phi)(\phi(x) - \mu_i^\phi)^T$$

$K(x, x_i) = \phi(x_i)^T \phi(x)$ ③

$w = \sum_{i=1}^{m} \alpha_i \phi(x_i)$ ①②③