令 $K \in \mathbb{R}^{m\times m}$ 为核函数对应的核矩阵，$K_{ij} = \kappa(x_i, x_j)$

$\mathbf{1}_i \in \{1,0\}^{m\times 1}$，当 $x_j \in X_i$，$\mathbf{1}_j = 1$（分类正确）

否则 $\mathbf{1}_j = 0$（分类错误）

$\mathbf{1}_0 = (1,1,1,0,0,0)$ 属于0，为1.

$\mathbf{1}_1 = (0,0,0,1,1,1)$ 属于1，为1.

$\hat{\mu}_0 = \frac{1}{m_0} K \mathbf{1}_0$,

$\hat{\mu}_1 = \frac{1}{m_1} K \mathbf{1}_1$,

$M = (\hat{\mu}_0 - \hat{\mu}_1)(\hat{\mu}_0 - \hat{\mu}_1)^T$,

$N = KK^T - \sum_{i=0}^{1} m_i \hat{\mu}_i \hat{\mu}_i^T$,

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

$= \max_\alpha J(\alpha)$

$= \frac{\alpha^T M \alpha}{\alpha^T N \alpha}$

2019.10.05

I 贝叶斯分类器

在样本 x 上的"条件风险"

$$R(c_i|x) = \sum_{j=1}^{N} \lambda_{ij} P(c_j|x)$$

λ_{ij} 的损失

$h: x \mapsto y$ 最小化总体风险

$$R(h) = \mathbb{E}_x[R(h(x)|x)]$$

$h^*(x) = \underset{c\in y}{\arg\min}\, R(c|x)$ 对每个样本最小化风险.

h^* 为最优贝叶斯分类器，$R(h^*)$ 为贝叶斯风险.

若最小化分类错误率，则误判损失 λ_{ij}

$$\lambda_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{if } i=j \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases}$$

条件风险：$R(c|x) = 1 - P(c|x)$

$$h^*(x) = \underset{c\in y}{\arg\max}\, P(c|x)$$

对每个样本 x，使后验概率 $P(c|x)$ 最大