

● 最佳变换向量 \mathbf{w}^* 的求取

为求使 $J_F(\mathbf{w}) = \frac{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_b \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_w \mathbf{w}}$ 取极大值时的 \mathbf{w}^* ，可以采用 [Lagrange 乘数](#)

[法](#)求解。令分母等于非零常数，即：

$$\mathbf{w}^T \mathbf{S}_w \mathbf{w} = c \neq 0$$

定义 Lagrange 函数为：

$$L(\mathbf{w}, \lambda) = \mathbf{w}^T \mathbf{S}_b \mathbf{w} - \lambda(\mathbf{w}^T \mathbf{S}_w \mathbf{w} - c)$$

其中 λ 为 Lagrange 乘子。将上式对 \mathbf{w} 求偏导数，可得：

$$\frac{\partial L(\mathbf{w}, \lambda)}{\partial \mathbf{w}} = \mathbf{S}_b \mathbf{w} + \mathbf{S}_b^T \mathbf{w} - \lambda(\mathbf{S}_w \mathbf{w} + \mathbf{S}_w^T \mathbf{w}) = 2\mathbf{S}_b \mathbf{w} - \lambda 2\mathbf{S}_w \mathbf{w}$$

令偏导数为零，有：

$$\mathbf{S}_b \mathbf{w}^* - \lambda \mathbf{S}_w \mathbf{w}^* = 0$$

y 是标量， $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_d]^T$ 是 d 维列向量，则 $\frac{\partial y}{\partial \mathbf{x}} = \left[\frac{\partial y}{\partial x_1} \ \frac{\partial y}{\partial x_2} \ \dots \ \frac{\partial y}{\partial x_d} \right]^T$

常用求导公式：

注：

$$\frac{\partial \mathbf{A} \mathbf{x}}{\partial \mathbf{x}} = \mathbf{A}^T$$

$$\frac{\partial \mathbf{x}^T \mathbf{x}}{\partial \mathbf{x}} = 2\mathbf{x}$$

$$\frac{\partial \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}}{\partial \mathbf{x}} = \mathbf{A} \mathbf{x} + \mathbf{A}^T \mathbf{x}$$

即

$$\mathbf{S}_b \mathbf{w}^* = \lambda \mathbf{S}_w \mathbf{w}^*$$

其中 \mathbf{w}^* 就是 $J_F(\mathbf{w})$ 的极值解。因为 \mathbf{S}_w 非奇异，将上式两边左乘 \mathbf{S}_w^{-1} ，

可得：

$$\mathbf{S}_w^{-1} \mathbf{S}_b \mathbf{w}^* = \lambda \mathbf{w}^*$$

上式为求一般矩阵 $S_w^{-1}S_b$ 的特征值问题。利用 $S_b = (m_1 - m_2)(m_1 - m_2)^T$ 的定义，将上式左边的 $S_b w^*$ 写成：

$$S_b w^* = (m_1 - m_2)(m_1 - m_2)^T w^* = (m_1 - m_2)R$$

其中 $R = (m_1 - m_2)^T w^*$ 为一标量，所以 $S_b w^*$ 总是在向量 $(m_1 - m_2)$ 的方向上。因此 λw^* 可写成：

$$\lambda w^* = S_w^{-1}S_b w^* = S_w^{-1}(m_1 - m_2)R$$

从而可得：

$$w^* = \frac{R}{\lambda} S_w^{-1}(m_1 - m_2)$$

由于我们的目的是寻找最佳的投影方向， w^* 的比例因子对此并无影响，因此可忽略比例因子 $\frac{R}{\lambda}$ ，有：

$$w^* = S_w^{-1}(m_1 - m_2)$$