

## Chapter 7.

1. 对应单位特征向量:  $\alpha$ .  $A\alpha = \lambda\alpha$ .

由对称可知  $\alpha^T A = \lambda \alpha^T$ , 亦为左特征向量. 且  $\alpha^T \alpha = 1$ .

由条件数定义可知为 1.

2. 利用定理 7.1.3, 计算知将  $A$  的第  $i$  行、列

除对角元外变如 0 的对称矩阵  $B$  有特征值  $a_{ii}$ .

而  $A - B$  只有第  $i$  行/列非 0.

将其第  $i$  行/列  $\alpha$ , 可知  $A - B = e_i \alpha^T + \alpha e_i^T$

(因  $\alpha_i = 0$ ).

$$\text{从而 } \|(A - B)\alpha\| = \sqrt{(\alpha^T \alpha)^2 + (\|\alpha\| \alpha_i)^2}$$

利用 Cauchy 不等式,  $\alpha^T \alpha = 1$  时

$$\begin{aligned} \alpha_i = 0 &\Rightarrow (\alpha^T \alpha)^2 + (\|\alpha\| \alpha_i)^2 \leq \alpha^T \alpha (1 - \alpha_i^2) + \alpha^T \alpha \alpha_i^2 \\ &= \alpha^T \alpha. \end{aligned}$$

$\|(A - B)\alpha\|$  的最大值为  $\sqrt{\alpha^T \alpha}$ .

而  $\alpha$  即为  $\pm$  范数. 因此  $A$  必然有一特征值在

$B$  的特征值  $\alpha_{ii}$  的周围  $\sqrt{\alpha^T \alpha}$  范数中, 从而得证.

3. 由于同时正交相似对角化不改变结果.

可不妨设  $A$  为对称阵.

此时记  $t^{-1} = \|A^{-1}\|_2$  为最小对称元的倒数.

即代表  $A$  的最小对称元.

$$\text{而对非0向量, } x^T A x + x^T E x \geq t x^T x - \|x\| \|E x\| \\ > t x^T x - \|x\| (t \|x\|) = 0.$$

$$4. A = P \Sigma Q. \quad \underline{A^T A} = Q^T \underline{\Sigma^T \Sigma} Q. \quad \begin{array}{l} \Sigma \text{ 对称 非负} \\ \downarrow \\ \Sigma \geq 0 \end{array}$$

$\downarrow$   
特征值  $\leftrightarrow$  对称

$A A^T$  类似.

$$5. A^T A = A^2. \Rightarrow A^2 \text{ 对应特征值 } \lambda^2.$$

奇异值平方对应特征值平方相同.

右奇异非负.

6. 没有异值分解

$$A = P \Sigma Q. \quad P, Q \text{ 正交} \Rightarrow \|A\|_2 = \max_x \frac{\|A x\|}{\|x\|}$$

$$= \max_{y=Qx} \frac{\|P \Sigma y\|}{\|Q^T y\|} = \max_y \frac{\|\Sigma y\|}{\|y\|}.$$

利用 $\Sigma$ 为对角阵可直接计算出  $\|A\|_2 = \sigma_1$ .

同理可计算出  $\|A^{-1}\|_2 = \frac{1}{\sigma_n}$ .

7. rank. 对 $n$ 的 $k-1$ 元子集 $I \subseteq G_k$ ,  $\exists x$  和  $x_i = 0 \forall i \in I$

不妨设 $I$ 为前 $k-1$ 个分量. 其余同理.

考虑 $0$ 的一组基 $1 \times 1$ 排成 $n \times k$ 矩阵.

对其上面的 $k-1 \times k$ 矩阵可左乘酉矩阵 $P$ 成为上三角阵  
(给出一个例子).

用基线性无关,  $P$ 可逆. 酉阵 $P$ 仍达满秩.

因此前 $k-1$ 个分量全为 $0$ , 则列其余分量不为 $0$ .

从而得证.

不妨设 $A$ 已经是 $\Sigma$ 形式.

非零对角元从大到小排列的对角阵.

由引理可知 $G_k$ 中一定存在非零向量使得前 $k-1$ 个全为 $0$ .

此时  $\frac{\|x\|_2}{\|x\|_1} \leq \sigma_1$  因此对所有子空间取最大值  
不超过 $\sigma_1$ .

而取前 $k$ 个单位向量生成的子空间可以取到 $\sigma_1$ .

从而第一个等号得证.

对右侧, 由于  $G_{n-1}^n$  中一定存在非0向量  
使得后  $n-1$  个分量为0. 此时

$\frac{\| \Sigma u \|}{\| u \|} \geq \sigma_1$ . 因此对所有子空间取最小值  
不低于  $\sigma_1$ . 而取后  $n-1$  个单位向量  
生成的子空间可以取系  $|\sigma_1|$ .  
第一个等号成立.

$$8. \quad 0 \left( \frac{(x+t)^T A (x+t)}{(x+t)^T (x+t)} - \lambda \right) = 0 \left( (x+t)^T A (x+t) x^T x - x^T A x (x+t)^T (x+t) \right).$$

$$= 0 (t^T A t x^T x) = 0 (t^T A t).$$

$$9. \quad T = \begin{pmatrix} \alpha_1 & \beta_1 & & \\ \beta_1 & \alpha_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \beta_{n-1} \\ & & & & \beta_n \end{pmatrix} \quad A q_i = \beta_i q_{i-1} + \alpha_i q_i + \beta_{i+1} q_{i+1}$$

任取  $\| q_i \| = 1$ .  $A q_1 = \alpha_1 q_1 = \beta_1 q_2$ .  $q_2^T q_1 = 0$ .

$\alpha_1$  就是  $A q_1$  在  $q_1$  上的投影长度.

$$\alpha_1 = \frac{q_1^T A q_1}{q_1^T q_1} \quad q_m, s.t.: x - s q_{m-1} = t q_m.$$

$s$  为投影长度  $\frac{x^T q_{m-1}}{q_{m-1}^T q_{m-1}} \Rightarrow t q_m$ . 重复操作.

10. 将每次循环中第一个  $U$  与  $\text{beta}$  累加在来到  
 下一个的  $U$  上. 第二个累加在来到右侧的  $U$  上.  
 $UAV = BVD$  形式. 最后分别取整置即可.

11. 直接计算  $\Delta$  为位势时结果为  $-\frac{\varepsilon^2}{(\Delta_1 \Delta_2)^2 + \varepsilon^2} = O(\varepsilon^2)$ .

由 Wilson 位势的性质:  $T_{\Delta\Delta}$  不可逆.

$QR$  分解后  $R$  第二行为 0.  $RQ$  第二列为 0.

$$\gamma(2,1) = 1 \text{ 为 } 0.$$

$$\begin{aligned} 12. (7.3.4) \Rightarrow \beta_{11} + \beta_{11} &= (c^2 + s^2)(\alpha_{11} + 2s_1) \\ &= 2p_1^2 + 2s_1^2 \Rightarrow (7.3.5). \end{aligned}$$

$$13. c\alpha_{12} + s\alpha_{22} = -s\alpha_{11} + c\alpha_{21}.$$

$$m^2 = (\alpha_{11} + \alpha_{22})^2 + (\alpha_{12} - \alpha_{21})^2$$

$$c = \frac{\alpha_{11} + \alpha_{22}}{m}, \quad s = \frac{\alpha_{12} - \alpha_{21}}{m}.$$

对此阵先化为 2 阶阵. Jacobi 方法对角化.

对角阵取模即为奇异值. (可由对角元为  $1/-1$  的

对角阵调整符号).

14. 由习题 13 得到  $\theta_0 \Rightarrow \theta_2$   
对称阵  $A$ .

$J(p, \theta, -\theta_2) A J(p, \theta, \theta_2)$  对称. 取  $\theta_1 = \theta_0 - \theta_2$  即可.

由正交阵性质  $\| \beta_i \|^2 = \| \alpha_i \|^2 \Rightarrow E(B), E(A) \in \mathbb{R}^n$ .

15. 利用 Householder  $\Rightarrow \min(m, n) \times \min(m, n)$  个非零.

$\downarrow$  习题 14.

不断两个两两正交  $\Rightarrow$  对称阵.

调整  $\beta_i$ .

$$16. \cos(x^T y - y^T y) + (c^2 - s^2)x^T y = 0.$$

$$(x^T y - y^T y) \sin \theta + 2x^T y \cos \theta = 0.$$

$$\varphi = 2\theta, \text{ 取 } c = \cos \frac{\varphi}{2}, s = \sin \frac{\varphi}{2}$$

$$17. \text{ 求 } \sum_{i,j} (\alpha_i^T \alpha_j)^2. \quad A = (\alpha_1, \dots, \alpha_n).$$

每次操作  $p, q$  使  $\alpha_p \perp \alpha_q$  ( $\alpha_p^T \alpha_q = 0$ ).

不断选取两列, 如上述操作可最终收敛至两两正交.

$$18. \text{ 由条件可知 } \alpha_i \text{ 满足 } \frac{\alpha_i^T \alpha_i}{\alpha_i^T \alpha_i} = \frac{\beta_i \alpha_i + 1}{\alpha_i}.$$

$$\text{由于 } \alpha_i^T \beta_i > 0, \text{ 取 } \alpha_{i+1} = \sqrt{\frac{\alpha_i^T \alpha_i}{\beta_i}}$$

已知  $d_1 = 1 \Rightarrow$  归约  $d_i$ .

1. (1) 若  $z_1 = 0$   $\alpha_1 z_1 + \beta_2 z_2 = \lambda z_1$ . 由不可约知  $\beta_2 = 0$ .

$z_2 = 0 \Rightarrow z = 0$  矛盾.

(2) 设  $T$  矩阵为  $T$ ,  $i=1$  时记为  $1$ ,  $i=2$  为  $\lambda - \alpha_i$ .

$$\beta_1 z_{i-1} + \alpha_i z_i + \beta_{i+1} z_{i+1} = \lambda z_i$$

$$\beta_i^2 \beta_{i+1} t_{i-1} + \alpha_i \beta_{i+1} t_i + \beta_{i+1} t_{i+1} = \lambda \beta_{i+1} t_i.$$

由不可约消去  $\beta_{i+1} \Rightarrow$  递推由  $(-1)^{i-1} p_{i-1}(\lambda)$  开始

20. (7.4.1)  $\Rightarrow$  不可约  $2 \times 2$  矩阵只有单特征值.

产生  $k$  重特征值至多需  $k$  次

$k-1$  个为 0 的扰动.

21 (a). 7.4.1  $\Rightarrow$  设  $A$  即首  $n$  阶主子式都非零. 成立成立.

(b). 由  $S_n(-2)$  可知有  $n$  个扰动在指定范围内.

22. 每次计算  $(T - \lambda I) y_k = z_{k-1}$ . 令  $z_k$  为  $y_k$  按最大范数的归一化.

由  $T$  不可约.  $T - \lambda I$  利用 Gauss 消元.

有  $O(n)$  复杂度 LU 分解.  $Y$  复杂度为  $O(n)$ .

每次迭代只需  $O(n)$  复杂度.

23. 即用二分法求  $B^T B$  特征值.

矩阵乘法计算复杂度为  $O(n^2)$ .

可直接显式计算.

27.  $C^* = C \Leftrightarrow A^T - iB^T = A + iB \Leftrightarrow M^T = M$ .

$$M \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \end{pmatrix} = \lambda \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \end{pmatrix} \Leftrightarrow \begin{cases} A\alpha - B\beta = \lambda\alpha \\ B\alpha + A\beta = \lambda\beta \end{cases}$$

$$\Leftrightarrow C(\alpha + \beta i) = \lambda(\alpha + \beta i).$$

$$\begin{pmatrix} 0 \\ -1 \end{pmatrix} \text{ 可化为 } \lambda \text{ 的特征向量,}$$

$\lambda$  对应特征值为  $i$  或  $-i$ .

$$\alpha + \beta i \Leftrightarrow \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \end{pmatrix} \text{ 及 } \begin{pmatrix} \beta \\ -\alpha \end{pmatrix}.$$