

# 线性代数 第23讲

11月29日

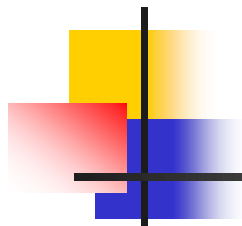
## 实对称矩阵

实对称矩阵的正交对角化

实对称阵对角化的方法

瑞雷 (Rayleigh) 商

例题选讲



- 对于一般  $n$  阶矩阵而言，只有少数能够对角化.
- 但是任何一个实对称阵一定可以对角化（在实数范围里）.
- 不仅如此，我们还可以得到一个更强的结论.
- 任意实对称阵  $A$  不仅可对角化，而且能找到一个正交阵  $Q$ ,  
使得  $Q^{-1}AQ = Q^T A Q$  为对角阵. 即  $A$  可正交对角化.
- 思考： $Q$ 是否唯一？



## 实对称阵的特征值均为实数

**命题6.1.1** 设  $A$  是  $n$  阶实对称阵, 则  $A$  的特征值都是实数.

**证** 设复数  $\lambda$  是  $A$  的特征值, 在  $\mathbb{C}^n$  中存在一个非零向量  $X$ ,

使得  $AX=\lambda X$  (1), 对(1)式两端取共轭有  $\overline{AX}=\overline{\lambda X}$

但是  $A$  是实矩阵,  $\overline{A}=A$ , 故有  $\overline{AX}=\overline{\lambda X}$  (2)

$X^T$ 左乘(2)式两端, 得到  $X^T A \overline{X} = \overline{\lambda} X^T \overline{X}$  (3)

因为  $A=A^T$ , 并注意到  $X^T A \overline{X}$  及  $X^T \overline{X}$  是数,

$$X^T A \overline{X} = (X^T A \overline{X})^T = \overline{X}^T A X = \overline{X}^T \lambda X = \lambda \overline{X}^T X = \lambda (\overline{X}^T X)^T = \lambda X^T \overline{X} \quad (4)$$

由(3)及(4)式, 有  $(\lambda - \overline{\lambda})X^T \overline{X} = 0$ , 由  $X \neq 0$  知  $X^T \overline{X} \neq 0$ . 所以  $\lambda - \overline{\lambda} = 0$

即  $\lambda$  是实数.



## 实对称阵属于不同特征值的特征向量互相正交

设  $A$  是  $n$  阶实对称矩阵,  $\lambda_1, \lambda_2$  是  $A$  的两个相异的特征值,  $X_1, X_2$  分别是属于  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  的特征向量, 则  $X_1$  和  $X_2$  必正交.

证明: 设  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  是对称矩阵  $A$  的两个互不相等的特征值  
 $x_1$  和  $x_2$  分别是属于特征值  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  的特征向量,  
即  $Ax_1 = \lambda_1 x_1, \quad Ax_2 = \lambda_2 x_2$

$$x_2^T Ax_1 = \lambda_1 x_2^T x_1$$

$$(x_2^T Ax_1)^T = x_1^T Ax_2 = \lambda_2 x_1^T x_2$$

$$\lambda_1 x_2^T x_1 = \lambda_2 x_1^T x_2 \Rightarrow x_1^T x_2 = 0.$$

### 定理6.1.2 (实对称矩阵的谱分解)

对  $n$  阶实对称矩阵  $A$ , 存在  $n$  阶正交矩阵  $Q$  和实对角矩阵  $\Lambda$ , 使得  $A = Q\Lambda Q^T$ .

**证明:** 对  $A$  的阶数用归纳法. 当  $n=1$  结论明显成立.

假定  $n-1$  命题成立, 证  $n$  的情形.

根据  $A$  实对称, 设  $(\lambda_1, \mathbf{q}_1)$  是  $A$  的一个实特征对, 设  $\|\mathbf{q}_1\| = 1$ .

把  $\mathbf{q}_1$  扩充成  $\mathbb{R}^n$  的一组标准正交基  $\mathbf{q}_1, \dots, \mathbf{q}_n$ , 令  $Q_1 = [\mathbf{q}_1 \quad Q_{12}] = [\mathbf{q}_1 \quad \mathbf{q}_2 \quad \dots \quad \mathbf{q}_n]$ . 由于  $\mathbf{q}_1$  与  $Q_{12}$  的列向量都正交,

$$Q_1^T A Q_1 = \begin{bmatrix} \mathbf{q}_1^T A \mathbf{q}_1 & \mathbf{q}_1^T A Q_{12} \\ Q_{12}^T A \mathbf{q}_1 & Q_{12}^T A Q_{12} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_1 \mathbf{q}_1^T \mathbf{q}_1 & \lambda_1 \mathbf{q}_1^T Q_{12} \\ \lambda_1 Q_{12}^T \mathbf{q}_1 & Q_{12}^T A Q_{12} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & Q_{12}^T A Q_{12} \end{bmatrix}.$$

注意  $Q_{12}^T A Q_{12}$  是  $n-1$  阶实对称矩阵, 根据归纳假设, 存在正交矩阵  $Q_2$  和实对角矩阵  $\Lambda_2$ , 使得  $Q_{12}^T A Q_{12} = Q_2 \Lambda_2 Q_2^T$ . 因此

$$A = Q_1 \begin{bmatrix} \lambda & 0 \\ 0 & Q_2 \Lambda_2 Q_2^T \end{bmatrix} Q_1^T = Q_1 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & Q_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \Lambda_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & Q_2 \end{bmatrix}^T Q_1^T.$$

定义 6.1.5 (正交相似) 对实方阵  $A, B$ , 如果存在正交矩阵  $Q$  使得  $Q^T A Q = B$ , 则称  $A$  和  $B$  正交相似, 或  $A$  正交相似于  $B$ .

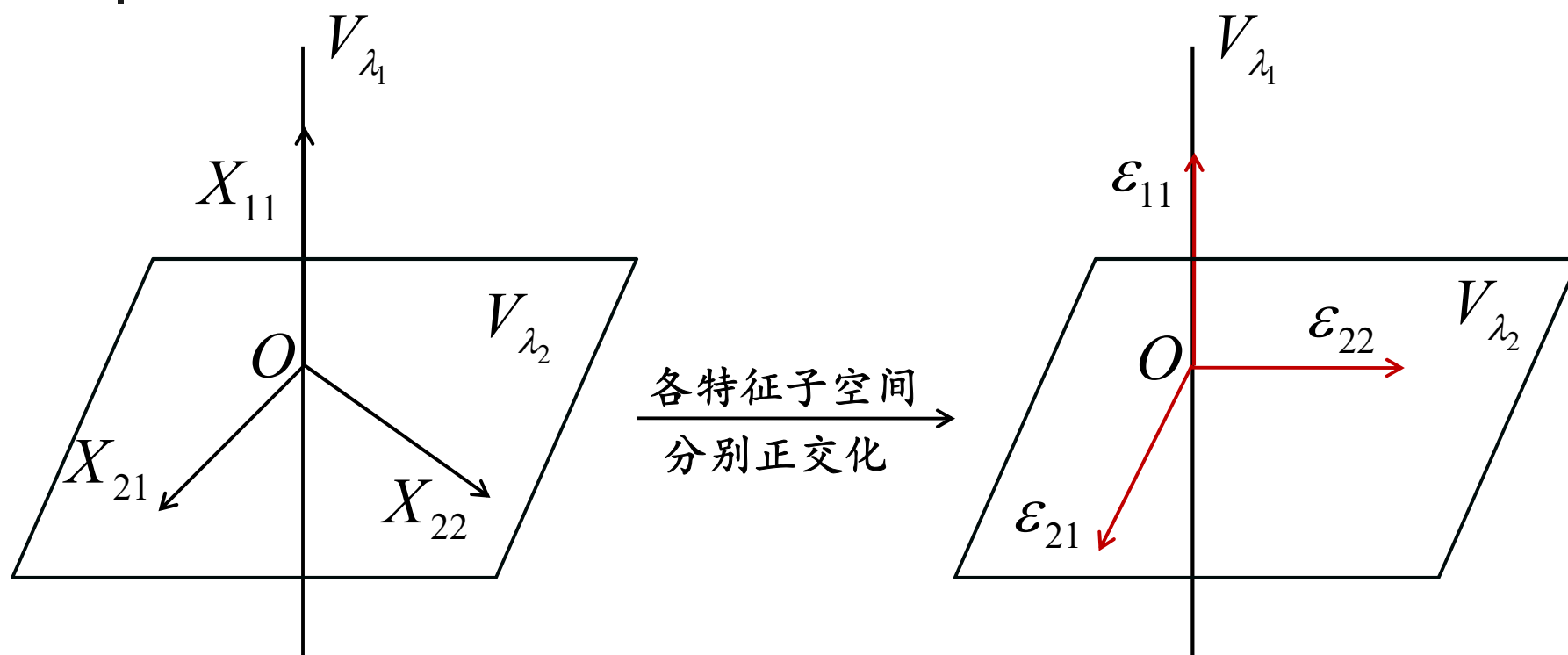
命题 6.1.6 实方阵的正交相似关系是等价关系.

- 这个定理的证明并没有使用矩阵可对角化的充分必要条件去证明.
- 定理说明实对称矩阵不仅特征值都是实数, 而且每个特征值的几何重数一定等于代数重数.

问题: 如何去求相应的正交矩阵 $Q$ ?

- 我们需要 $A$ 的 $n$ 个彼此正交的特征向量, 也就是有特征向量组成的  $\mathbb{R}^n$  的标准正交基.

**注记:** 把  $n$  阶实对称阵  $A$  的每个特征子空间的标准正交基求出来, 合在一起就构成  $\mathbb{R}^n$  的一组标准正交基. 以它们为列向量的矩阵  $Q$  为正交矩阵, 通过它可将  $A$  正交相似对角化.





## 实对称阵对角化的方法

(1) 求A的特征值, 得到  $f_A(\lambda) = |\lambda I - A| = \prod_{i=1}^s (\lambda - \lambda_i)^{n_i}$ , 其中  $\lambda_i \neq \lambda_j, i \neq j$ .

(2) 对每个  $\lambda_i$ , 求方程组  $(\lambda_i I - A)X = 0$  的基础解系,  $i = 1, 2, \dots, s$ , 得到

$$\alpha_{i1}, \alpha_{i2}, \dots, \alpha_{in_i}, i = 1, 2, \dots, s.$$

(3) 对每组向量  $\alpha_{i1}, \alpha_{i2}, \dots, \alpha_{in_i}$  进行施密特正交化, 得一个标准正交向量组:

$$\varepsilon_{i1}, \varepsilon_{i2}, \dots, \varepsilon_{in_i}, i = 1, 2, \dots, s.$$

(4) 令  $Q = (\varepsilon_{11}, \dots, \varepsilon_{1n_1}, \varepsilon_{21}, \dots, \varepsilon_{2n_2}, \dots, \varepsilon_{s1}, \dots, \varepsilon_{sn_s})$ , 则 Q 是正交矩阵, 而且

$$Q^{-1}AQ = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_2, \dots, \lambda_s, \dots, \lambda_s), \text{其中有 } n_i \text{ 个 } \lambda_i, i = 1, 2, \dots, s.$$



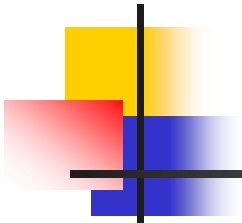


## 例题

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & -1 \\ 1 & 0 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & 0 & 1 \\ -1 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad \text{求正交阵 } Q, \text{ 使得 } Q^{-1}AQ \text{ 成对角阵.}$$

解 (1)  $|\lambda I - A| = \begin{vmatrix} \lambda & -1 & -1 & 1 \\ -1 & \lambda & 1 & -1 \\ -1 & 1 & \lambda & -1 \\ 1 & -1 & -1 & \lambda \end{vmatrix} = (\lambda - 1)^3(\lambda + 3).$

得到  $\lambda_1 = 1, n_1 = 3; \lambda_2 = -3, n_2 = 1.$



(2) 将  $\lambda_1=1$ , 代入  $(\lambda I-A)X=0$ , 得

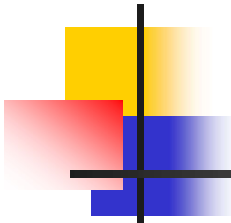
$$\begin{cases} x_1 - x_2 - x_3 + x_4 = 0, \\ -x_1 + x_2 + x_3 - x_4 = 0, \\ -x_1 + x_2 + x_3 - x_4 = 0, \\ x_1 - x_2 - x_3 + x_4 = 0. \end{cases}$$

求得基础解系:  $\alpha_{11} = (1, 0, 0, -1)^T$ ,  $\alpha_{12} = (0, 1, -1, 0)^T$ ,  $\alpha_{13} = (1, 1, 0, 0)^T$ .

将  $\lambda_2=-3$  代入  $(\lambda I-A)X=0$ , 得

$$\begin{cases} -3x_1 - x_2 - x_3 + x_4 = 0, \\ -x_1 - 3x_2 + x_3 - x_4 = 0, \\ -x_1 + x_2 - 3x_3 - x_4 = 0, \\ x_1 - x_2 - x_3 - 3x_4 = 0. \end{cases}$$

解得基础解系  $\alpha_{21} = (1, -1, -1, 1)^T$ .



### (3) 施密特正交化

先正交化:  $\beta_{11} = \alpha_{11} = (1, 0, 0, -1)^T,$

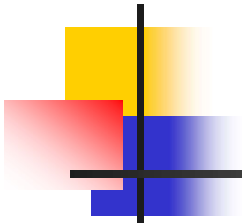
$$\beta_{12} = \alpha_{12} = (0, 1, -1, 0)^T,$$

$$\beta_{13} = \alpha_{13} - \frac{(\alpha_{13}, \beta_{11})}{(\beta_{11}, \beta_{11})} \beta_{11} - \frac{(\alpha_{13}, \beta_{12})}{(\beta_{12}, \beta_{12})} \beta_{12} = \frac{1}{2}(1, 1, 1, 1)^T,$$

$$\beta_{21} = \alpha_{21} = (1, -1, -1, 1)^T.$$

再单位化:  $\varepsilon_{11} = \frac{\beta_{11}}{|\beta_{11}|} = \frac{1}{\sqrt{2}}(1, 0, 0, -1)^T, \varepsilon_{12} = \frac{\beta_{12}}{|\beta_{12}|} = \frac{1}{\sqrt{2}}(0, 1, -1, 0)^T,$

$$\varepsilon_{13} = \frac{\beta_{13}}{|\beta_{13}|} = \frac{1}{2}(1, 1, 1, 1)^T, \varepsilon_{21} = \frac{\beta_{21}}{|\beta_{21}|} = \frac{1}{2}(1, -1, -1, 1)^T.$$



---

(4) 令  $Q = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix},$

则Q是正交阵, 且  $Q^{-1}AQ = Q^T AQ = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & & 1 & \\ & & & -3 \end{pmatrix}.$



## 瑞雷 (Rayleigh) 商

定义 6.1.7 (Rayleigh 商) 给定实矩阵  $A$  和非零向量  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ , 实数  $\frac{\mathbf{x}^T A \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \mathbf{x}}$  称为  $\mathbf{x}$  关于  $A$  的 Rayleigh 商.

若  $A$  和  $B$  正交相似, 即存在正交矩阵  $Q$  使得  $Q^T A Q = B$ , 则

$$\frac{\mathbf{y}^T B \mathbf{y}}{\mathbf{y}^T \mathbf{y}} = \frac{\mathbf{y}^T Q^T A Q \mathbf{y}}{\mathbf{y}^T \mathbf{y}} = \frac{\mathbf{y}^T Q^T A Q \mathbf{y}}{\mathbf{y}^T Q^T Q \mathbf{y}} = \frac{\mathbf{x}^T A \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \mathbf{x}},$$

即  $\mathbf{x} = Q \mathbf{y}$  关于  $A$  的 Rayleigh 商等于  $\mathbf{y}$  关于  $B$  的 Rayleigh 商.

命题 6.1.8 设实对称矩阵  $A$  的特征值为  $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_n$ , 相应的特征向量为  $\mathbf{q}_1, \dots, \mathbf{q}_n$ , 则

$$\lambda_1 = \max_{\mathbf{x} \neq \mathbf{0}} \frac{\mathbf{x}^T A \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \mathbf{x}}, \quad \lambda_i = \max_{\substack{\mathbf{x} \neq \mathbf{0} \\ \mathbf{x} \perp \text{span}(\mathbf{q}_1, \dots, \mathbf{q}_{i-1})}} \frac{\mathbf{x}^T A \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \mathbf{x}}, i = 2, \dots, n.$$

类似地,

$$\lambda_n = \min_{\mathbf{x} \neq \mathbf{0}} \frac{\mathbf{x}^T A \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \mathbf{x}}, \quad \lambda_i = \min_{\substack{\mathbf{x} \neq \mathbf{0} \\ \mathbf{x} \perp \text{span}(\mathbf{q}_{i+1}, \dots, \mathbf{q}_n)}} \frac{\mathbf{x}^T A \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \mathbf{x}}, i = 1, \dots, n-1.$$

证. 先说明后者能由前者简单得到. 考察  $-A$ , 注意  $-A$  的特征值是  $-\lambda_n \geq \dots \geq -\lambda_1$ , 由前者就得到  $-\lambda_n = \max_{x \neq 0} \frac{x^T(-A)x}{x^T x}$ , 于是  $\lambda_n = \min_{x \neq 0} \frac{x^T A x}{x^T x}$ . 另一等式类似.

下证  $\lambda_1 = \max_{x \neq 0} \frac{x^T A x}{x^T x}$ . 记  $A = Q \Lambda Q^T$  为  $A$  的谱分解. 则

$$\max_{x \neq 0} \frac{x^T A x}{x^T x} = \max_{x \neq 0} \frac{x^T Q \Lambda Q^T x}{x^T Q Q^T x} = \max_{y = Q^T x \neq 0} \frac{y^T \Lambda y}{y^T y} = \max_{y \neq 0} \frac{\lambda_1 y_1^2 + \dots + \lambda_n y_n^2}{y_1^2 + \dots + y_n^2} = \lambda_1,$$

最后一个等式成立, 是因为  $\lambda_1 y_1^2 + \dots + \lambda_n y_n^2 \leq \lambda_1 y_1^2 + \dots + \lambda_1 y_n^2 = \lambda_1 (y_1^2 + \dots + y_n^2)$ , 而令  $y_1 = 1, y_2 = \dots = y_n = 0$ , 等式成立.

再证  $\lambda_i = \max_{x \neq 0, x \perp \text{span}(q_1, \dots, q_{i-1})} \frac{x^T A x}{x^T x}$ . 注意  $x \perp \text{span}(q_1, \dots, q_{i-1}) \Leftrightarrow x \in \text{span}(q_i, \dots, q_n)$ .

则

$$\begin{aligned} \max_{\substack{x \neq 0 \\ x \in \text{span}(q_i, \dots, q_n)}} \frac{x^T A x}{x^T x} &= \max_{\substack{x \neq 0 \\ x \in \text{span}(q_i, \dots, q_n)}} \frac{x^T Q \Lambda Q^T x}{x^T Q Q^T x} \\ &= \max_{\substack{y \neq 0 \\ y \in \text{span}(e_i, \dots, e_n)}} \frac{y^T \Lambda y}{y^T y} \quad (\text{变量替换 } y = Q^T x) \\ &= \max_{\substack{y \neq 0 \\ y \in \text{span}(e_i, \dots, e_n)}} \frac{\lambda_i y_i^2 + \dots + \lambda_n y_n^2}{y_i^2 + \dots + y_n^2} = \lambda_i. \end{aligned}$$

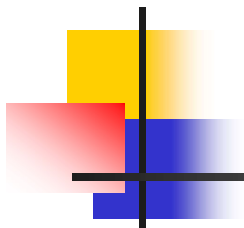
□



## 例题选讲

---

1.  $A \in M_3$  且是实对称矩阵, 已知  $A$  的特征值为  $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ ,  $\lambda_3 = -1$ , 又对应于  $\lambda = 1$  的特征向量为  $\xi_1 = (2, 1, 2)^T$ ,  $\xi_2 = (1, 2, -2)^T$ , 则对应于  $\lambda = -1$  的特征向量为.
2. 已知矩阵  $A$  是三阶实对称阵, 它的特征值分别是 1, 1, 2, 且属于 2 的特征向量是  $(1, 0, 1)^T$ , 求  $A = ?$
3. 若  $A$  可逆且可对角化, 则  $A^*$  是否可对角化? 理由是?



设  $A$ 、 $B$  均为  $n$  阶矩阵, 若  $AB=0$ , 则  $A$ 、 $B$  有公共的特征向量?

设  $A \in R^{n \times n}$ , 若  $(\lambda_1 I - A)(\lambda_2 I - A) = 0$ , 且  $\lambda_1 \neq \lambda_2$ ,

证明:  $A$  相似于对角矩阵

$$\begin{bmatrix} \lambda_1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & \lambda_1 & & \\ & & & \lambda_2 & \\ & & & & \ddots \\ & & & & & \lambda_2 \end{bmatrix}.$$





## 作业 (11月29日)

---

~~~~~

练习6.1

1(1, 2, 3), 2, 3, 5, 6, 9, 10, 14

12月6日提交

~~~~~