



合肥工业大学

HEFEI UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 线性代数 (复习课)

---

张神星 (合肥工业大学)

办公室: 翡翠科教楼 B1810 东

Email: [zhangshenxing@hfut.edu.cn](mailto:zhangshenxing@hfut.edu.cn)

课件地址: <https://zhangshenxing.github.io>



- $(AB)^T = B^T A^T$ ,  $(AB)^* = B^* A^*$ ,  $(AB)^{-1} = B^{-1} A^{-1}$ .
- $(A^T)^* = (A^*)^T$ ,  $(A^T)^{-1} = (A^{-1})^T$ ,  $(A^*)^{-1} = (A^{-1})^*$ .
- $AA^* = A^*A = |A|E_n$ ,  $(kA)^* = k^{n-1}A^*$ ,  $|A^*| = |A|^{n-1}$ .
- $(A^*)^* = \begin{cases} A, & n = 2; \\ |A|^{n-2}A, & n \geq 3. \end{cases}$
- $R(A^*) = \begin{cases} n, & R(A) = n; \\ 1, & R(A) = n - 1; \\ 0, & R(A) \leq n - 2. \end{cases}$
- $(A, E) \overset{r}{\sim} (E, A^{-1})$ ,  $(A, B) \overset{r}{\sim} (E, A^{-1}B)$ .
- $A$  可逆  $\iff |A| \neq 0 \iff R(A) = n \iff A$  行最简形为  $E$   
 $\iff A \sim E \iff A \overset{r}{\sim} E \iff A \overset{c}{\sim} E \iff Ax = 0$  只有零解  $\iff Ax = b$   
总有解  $\iff Ax = b$  总有唯一解  $\iff A$  特征值都非零.

- 行列式：2, 3 阶直接算. 对角阵和三角阵行列式的计算, 分块情形类似.
- 一般用初等变换计算.
- $R(\mathbf{A}) < n$  时  $|\mathbf{A}| = 0$ .
- $|\mathbf{AB}| = |\mathbf{A}| \cdot |\mathbf{B}|$ ,  $|\mathbf{A}^T| = |\mathbf{A}|$ ,  $|k\mathbf{A}| = k^n |\mathbf{A}|$ .
- 拉普拉斯展开, 以及  $\sum_{j=1}^n a_{ij} A_{jk} = 0$  或  $|\mathbf{A}|$ .
- 特殊形状行列式的计算, 范德蒙行列式.
- 互换两行 (列) 后, 方阵的行列式变为  $-1$  倍.
- 方阵的某一行 (列) 乘  $k$  后, 方阵的行列式变为  $k$  倍.
- 将方阵某一行 (列) 对应向量写成两个向量之和, 则行列式也可对应拆成两个行列式之和.
- 具有相同的两行 (列) 的方阵的行列式为零:  $|\cdots, \mathbf{v}, \cdots, \mathbf{v}, \cdots| = 0$ .
- 若方阵有一行 (列) 全为零, 则行列式为零:  $|\cdots, \mathbf{0}, \cdots| = 0$ .
- 若方阵有两行 (列) 成比例, 则行列式为零:  $|\cdots, \mathbf{v}, \cdots, k\mathbf{v}, \cdots| = 0$ .

设  $A = (\alpha_1, \dots, \alpha_m)$ ,  $B = (\beta_1, \dots, \beta_m)$  列向量组分别为  $S, T$ .

- 线性组合:  $\beta = \lambda_1 \alpha_1 + \dots + \lambda_m \alpha_m \iff \beta = Ax$  有解  $\iff R(A) = R(A, \beta)$ .
- 线性无关:  $\lambda_1 \alpha_1 + \dots + \lambda_m \alpha_m = 0$  只有零解  $\iff Ax = 0$  只有零解  $\iff R(A) = R(S) = m$ .
- 线性相关: 存在不全为零的数使得  $\lambda_1 \alpha_1 + \dots + \lambda_m \alpha_m = 0 \iff R(S) < m$ .
- $T$  可以被  $S$  线性表示  $\iff AX = B$  有解  $\iff R(A) = R(A, B)$ .
- $S, T$  向量组等价  $\iff B = AX, A = BY$  有解  $\iff R(A) = R(A, B) = R(B)$ .
- 设  $\alpha_1, \dots, \alpha_m$  线性无关,  $(\beta_1, \dots, \beta_n) = (\alpha_1, \dots, \alpha_m)C$ .  $\beta_1, \dots, \beta_n$  线性无关  $\iff Cx = 0$  只有零解.
- 向量组线性相关  $\iff$  其中至少有一个向量可以由其它向量线性表示.
- 若  $S$  线性无关,  $S \cup \{\beta\}$  线性相关, 则  $\beta$  可以由  $S$  唯一线性表示.
- 整体无关  $\implies$  部分无关.
- 低维无关  $\implies$  高维无关.
- 多的由少的表示, 多的一定线性相关.

- 设  $R(\mathbf{A}) = r$ , 则存在非零的  $r$  阶子式, 但所有的  $r + 1$  阶子式都是零.
- 设  $\mathbf{A} \in M_{m \times n}$ , 则  $0 \leq R(\mathbf{A}) \leq \min(m, n)$ .
- $R(\mathbf{A}) = 0 \iff \mathbf{A} = \mathbf{O}$ ;
- $n$  阶方阵  $\mathbf{A}$  可逆  $\iff R(\mathbf{A}) = n$ ;
- $R(k\mathbf{A}) = R(\mathbf{A}) = R(\mathbf{A}^T), k \neq 0$ ;
- $\mathbf{A} \sim \mathbf{B} \iff R(\mathbf{A}) = R(\mathbf{B})$ ;
- $R(\mathbf{AB}) \leq \min(R(\mathbf{A}), R(\mathbf{B}))$ ;
- 若  $\mathbf{A}_{m \times n} \mathbf{B}_{n \times \ell} = \mathbf{O}$ , 则  $R(\mathbf{A}) + R(\mathbf{B}) \leq n$ ;
- $R(a\mathbf{A} + b\mathbf{B}) \leq R(\mathbf{A}, \mathbf{B}) \leq R(\mathbf{A}) + R(\mathbf{B})$ . 特别地,  $\max(R(\mathbf{A}), R(\mathbf{B})) \leq R(\mathbf{A}, \mathbf{B})$ .
- $S_0 \subseteq S$  是极大无关组, 如果下面任意两条满足:  $S_0$  大小是  $R(S)$ ;  $S_0$  和  $S$  等价;  $S_0$  线性无关.

- 设  $A \in M_{m \times n}$ ,  $R(A) = r$ . 线性方程组  $Ax = 0$  的基础解系包含  $n - r$  个向量.
- 若  $R(A) < R(A, b)$ , 则  $Ax = b$  无解;
- 若  $R(A) = R(A, b) = n$ , 则  $Ax = b$  有唯一解;
- 若  $R(A) = R(A, b) < n$ , 则  $Ax = b$  有无穷多解.

- 正交阵: 行 (列) 向量组是标准正交基.
- $\mathbf{A}$  正交  $\iff \mathbf{A}^T, \mathbf{A}^{-1}, \mathbf{A}^*$  也正交.
- $|\mathbf{A}| = \pm 1$ .
- 特征值: 解特征多项式.
- 对角元之和 = 迹  $\text{Tr}(\mathbf{A}) =$  特征值之和. ( $\text{Tr}(\mathbf{A}^2) =$  特征值平方和)
- 行列式 = 特征值乘积.
- $g(\mathbf{A})/h(\mathbf{A})$  的特征值,  $\mathbf{A}^T, \mathbf{A}^*, \mathbf{P}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{P}$  特征值.
- 对称阵:  $\mathbf{A} = \mathbf{A}^T$ , 反对称阵:  $\mathbf{A} = -\mathbf{A}^T$ .



- 行等价:  $A \stackrel{r}{\sim} B \iff B = PA, P \text{ 可逆} \iff$  行向量组等价  $\iff$  列向量组保持线性关系  $\iff Ax = 0$  和  $Bx = 0$  等价.
- 等价:  $A \sim B \iff B = PAQ, P, Q \text{ 可逆} \iff R(A) = R(B)$ .
- 相似: 若  $B = P^{-1}AP$ , 则特征值、迹、行列式、特征多项式相同.
- 可对角化  $\iff$  有  $n$  个线性无关特征向量 (作为  $P$  的列). 特征值两两不同, 或对所有特征值  $R(A - \lambda E) = n - k$  ( $\lambda$  是  $k$  重).
- 不同特征值的特征向量线性无关.
- 相合: 即二次型等价  $B = P^TAP$ . 特征值特征向量 (可) 全实, 可对角化. 标准型  $\text{diag}(E_p, -E_{r-p}, O)$ .
- 正交相合:  $P$  是正交阵. 将特征向量正交单位化.
- 正定: 特征值全正,  $p = n$ , 顺序主子式全正 ( $\implies$  对角元全正).

- (1) 将向量组以列向量形式组成矩阵  $A = (\alpha_1, \dots, \alpha_m)$ .
- (2) 通过初等行变换将  $A$  变为行阶梯形矩阵.
  - 行阶梯形矩阵非零行的行数就是秩  $R(A)$ ;
  - 行阶梯形矩阵每个非零行的首个非零元对应的  $A$  的列向量, 就是极大线性无关组.
- (3) 继续化简为行最简形矩阵, 则可将其余向量表示为极大线性无关组的线性组合.

- (1) 将系数矩阵通过初等行变换化为行最简形.
- (2) 将矩阵重新写成方程形式  $x_i + \cdots = 0$ .
- (3) 移项, 使得等式左侧只有阶梯拐角列  $i$  对应的  $x_i = \cdots$ .
- (4) 添加  $n - r$  项  $x_j = x_j$ , 使得等式左边凑成  $x$ .
- (5) 等式右侧是非拐角列  $j$  对应的  $x_j$  的组合, 其系数形成的  $n - r$  个向量就是基础解系.

- (1) 写: 写出方程组对应的增广矩阵  $(A, b)$ ;
- (2) 变: 通过初等行变换将其化为行最简形;
- (3) 判: 通过行最简形判定方程是否有解;
- (4) 解: 若系数矩阵部分零行对应的常数项均为零, 则方程有解.
- (5) 类似于齐次情形, 将矩阵重新写成方程形式、移项、添恒等式, 使得等式左边凑成  $x$ .
- (6) 等式右侧的常数部分是特解, 其余是非拐角列  $j$  对应的  $x_j$  的组合, 其系数形成的  $n - r$  个向量就是基础解系.

$$\beta_1 = \alpha_1$$

$$\beta_2 = \alpha_2 - \frac{[\alpha_2, \beta_1]}{[\beta_1, \beta_1]} \beta_1$$

$$\beta_3 = \alpha_3 - \frac{[\alpha_3, \beta_1]}{[\beta_1, \beta_1]} \beta_1 - \frac{[\alpha_3, \beta_2]}{[\beta_2, \beta_2]} \beta_2$$

⋮

$$\beta_r = \alpha_r - \frac{[\alpha_r, \beta_1]}{[\beta_1, \beta_1]} \beta_1 - \dots - \frac{[\alpha_r, \beta_{r-1}]}{[\beta_{r-1}, \beta_{r-1}]} \beta_{r-1}$$

$e_1 = \frac{\beta_1}{\|\beta_1\|}, \dots, e_r = \frac{\beta_r}{\|\beta_r\|}$  就是  $V$  的一组标准正交基.

## 特征值和特征向量的计算

- (1) 求  $A$  的特征多项式  $f(\lambda) = |A - \lambda E|$ ;
- (2) 解  $f(\lambda) = |A - \lambda E| = 0$  得到特征值;
- (3) 对于每一个特征值  $\lambda_i$ , 解  $(A - \lambda_i E)x = 0$ , 其**非零解**就是对应特征向量.

### 相似对角化:

- (1) 求出  $A$  的所有特征值  $\lambda_i$  和特征向量  $p_i$ ;
- (2) 若  $k$  重特征值均有  $k$  个对应的线性无关的特征向量, 则可对角化.
- (3) 若能, 将  $n$  个对应的线性无关的特征向量  $p_1, \dots, p_n$  组成方阵  $P = (p_1, \dots, p_n)$ ,

$$P^{-1}AP = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n).$$

实对称阵的正交合同对角化, 或求正交变换  $x = Py$  将实二次型  $f$  化为标准形:

- (1) 写出  $f$  对应的对称阵  $A$ .
- (2) 求出  $A$  的特征值.
- (3) 若特征值是  $k$  重的, 求出  $k$  个特征向量后, 用格拉姆-施密特方法将其正交单位化.
- (4) 这些特征向量构成正交阵  $P$ ,  $P^TAP$  为这些特征向量对应的特征值构成的对角阵.
- (5) 写出正交变换  $x = Py$  以及对应的实二次型  $f = \lambda_1 y_1^2 + \cdots + \lambda_n y_n^2$ .

求可逆变换  $x = Py$  将实二次型  $f$  化为规范形:

- (1) 求出正交变换  $Q$  使得

$$Q^T A Q = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n).$$

- (2) 取  $P = Q \text{diag}(\sqrt{|\lambda_1|}, \dots, \sqrt{|\lambda_n|})^{-1}$ , 零特征值对应位置任取非零数.

也可用配方法. 若只求规范形, 可只看特征值正负号.