

# 第2章 矩阵论的预备知识

吴密霞

北京工业大学 统计与数据科学系

E-mail: [wumixia@bjut.edu.cn](mailto:wumixia@bjut.edu.cn)



- 吴密霞, 王松桂. 2024. 线性模型引论(第2版), 科学出版社.



- 线性空间
- 矩阵分解
- 广义逆
- 幂等方阵
- 特征值
- 偏序
- Kronecker乘积和向量化
- 矩阵微商

## 线性空间

$S$ 是向量的一个集合, 若它对向量加法和数乘两种运算具有封闭性, 则 $S$ 是一个线性空间.

例如

- 全体 $n \times 1$ 实向量组成的集合为 $\mathbb{R}^n$
- $\mathbf{A} = (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_k)$ 的列向量张成的子空间

$$\mathcal{M}(\mathbf{A}) = \{\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{t}, \mathbf{t} \in \mathbb{R}^k\},$$

这里 $\mathbf{t} = (t_1, t_2, \dots, t_k)'$ ,  $\mathbf{A}\mathbf{t} = \sum_{i=1}^k \mathbf{a}_i t_i$ . **注:**  $\dim \mathcal{M}(\mathbf{A}) = \text{rk}(\mathbf{A})$

## 线性相关

若存在不全为零的实数 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$ , 使得

$$\alpha_1 \mathbf{a}_1 + \alpha_2 \mathbf{a}_2 + \dots + \alpha_k \mathbf{a}_k = \mathbf{0},$$

则称向量组 $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_k$ 是线性相关的, 否则称它们是线性无关的.

**注**  $\mathcal{M}(\mathbf{A}) \subset \mathcal{M}(\mathbf{A}, \mathbf{B})$ , 特别地若 $\mathbf{B}$ 的列向量 $\mathbf{b}_j, j = 1, 2, \dots, m$  皆可表为 $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_k$ 的线性组合, 则

$$\mathcal{M}(\mathbf{A}) = \mathcal{M}(\mathbf{A}, \mathbf{B})$$

线性空间上的几种运算：

- 向量  $\mathbf{a} = (a_1, a_2, \dots, a_n)'$ ,  $\mathbf{b} = (b_1, b_2, \dots, b_n)'$  的内积：

$$(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \mathbf{a}'\mathbf{b} = \sum_{i=1}^n a_i b_i$$

- $\mathbf{a}$  与  $\mathbf{b}$  正交:  $(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = 0$ , 记为  $\mathbf{a} \perp \mathbf{b}$ .
- $\mathbf{a}$  正交于  $\mathbb{S}$ :  $\mathbf{a}$  与子空间  $\mathbb{S}$  中的每一个向量正交, 记为  $\mathbf{a} \perp \mathbb{S}$ .
- 向量  $\mathbf{a}$  的长度:  $\|\mathbf{a}\| = (\mathbf{a}'\mathbf{a})^{1/2} = (\sum_{i=1}^n a_i^2)^{1/2}$
- 子空间  $\mathbb{S}$  的正交补空间:  $\mathbb{S}^\perp = \{\mathbf{x}: \mathbf{x} \perp \mathbb{S}\}$
- 设  $\mathbf{A}$  为  $n \times k$  矩阵, 记  $\mathbf{A}^\perp$  为满足条件  $\mathbf{A}'\mathbf{A}^\perp = \mathbf{0}$  且具有最大秩的矩阵, 则  $\mathcal{M}(\mathbf{A}^\perp) = \mathcal{M}(\mathbf{A})^\perp$ .

## 定理2.1.1

对任意矩阵 $\mathbf{A}$ , 恒有 $\mathcal{M}(\mathbf{A}) = \mathcal{M}(\mathbf{A}\mathbf{A}')$ .

## 定理2.1.2

设 $\mathbf{A}_{n \times m}$ ,  $\mathbf{H}_{k \times m}$ , 则

(1)  $\mathcal{S} = \{\mathbf{Ax} : \mathbf{Hx} = \mathbf{0}\}$ 是 $\mathcal{M}(\mathbf{A})$ 的子空间,

(2)  $\dim(\mathcal{S}) = \text{rk} \begin{pmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{H} \end{pmatrix} - \text{rk}(\mathbf{H})$ .

## 推论2.1.1

设 $\mathcal{M}(\mathbf{A}) \cap \mathcal{M}(\mathbf{B}) = \{\mathbf{0}\}$ , 则 $\mathcal{M}(\mathbf{A}'\mathbf{B}^\perp) = \mathcal{M}(\mathbf{A}')$ .

## 定理2.2.1 (矩阵谱分解)

设 $\mathbf{A}$  是一个 $n \times n$ 为对称矩阵, 则存在一个 $n \times n$ 的正交方阵 $\mathbf{P}$ , 使得

$$\mathbf{A} = \mathbf{P}\mathbf{\Lambda}_n\mathbf{P}' = \sum_{i=1}^n \lambda_i \varphi_i \varphi_i'$$

这里 $\mathbf{P} = (\varphi_1, \dots, \varphi_n)$ ,  $\mathbf{\Lambda}_n = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ , 其中 $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ 为 $\mathbf{A}$ 的特征值,  $\varphi_1, \dots, \varphi_n$ 为相应的正交标准化的特征向量.

实对称矩阵具有许多优良性质, 如

- 实对称矩阵的特征值都是实数; 特征向量都是实向量.
- 不同特征值对应的特征向量彼此正交.

## 推论2.2.1

设 $\mathbf{A}$  是一个 $n \times n$ 为对称矩阵, 则

$$\operatorname{tr}(\mathbf{A}) = \sum_{i=1}^n \lambda_i, \quad \det(\mathbf{A}) = \prod_{i=1}^n \lambda_i.$$

这里 $\operatorname{tr}(\cdot)$ 表示方阵的迹(trace), 即主对角线上的元素和,  $\det(\cdot)$ 表示方阵的行列式.

## 定理2.2.2 (奇异值分解)

设 $\mathbf{A}$ 为 $m \times n$ 的矩阵, 且 $\text{rk}(\mathbf{A}) = r$ , 则存在两个正交方阵 $\mathbf{P}$ 和 $\mathbf{Q}$ , 使得

$$\mathbf{A} = \mathbf{P} \begin{pmatrix} \Lambda_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \mathbf{Q}' = \mathbf{P}_1 \Lambda_r \mathbf{Q}'_1,$$

这里,  $\mathbf{P} = (\mathbf{P}_1, \mathbf{P}_2)$ ,  $\mathbf{Q} = (\mathbf{Q}_1, \mathbf{Q}_2)$ ,  $\Lambda_r = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_r)$ , 其中 $\lambda_i > 0$  ( $i = 1, \dots, r$ ) 为 $\mathbf{A}$ 的奇异值,  $\lambda_1^2, \dots, \lambda_r^2$ 为 $\mathbf{A}'\mathbf{A}$ 的非零特征根,  $\mathbf{P}_1$ 和 $\mathbf{Q}_1$ 的列向量分别为 $\mathbf{A}\mathbf{A}'$ 和 $\mathbf{A}'\mathbf{A}$ 对应于 $r$ 个非零特征根的标准正交化的特征向量.

# 广义逆矩阵

广义逆矩阵的研究可以追溯到Moore(1935) 的著名论文, 对任意一个矩阵 $A$ , Moore用如下四个条件:

$$AXA = A,$$

$$XAX = X,$$

$$(AX)' = AX,$$

$$(XA)' = XA,$$

定义了 $A$ 的广义逆 $X$ .

- **广义逆 $A^-$** : 满足上述第一个条件 $AXA = A$  的广义逆.
- **广义逆 $A^+$** : 满足上述四个条件, 称作Moore-Penrose广义逆.

# 广义逆矩阵 $A^-$ 存在性和构造性问题

## 定理2.3.1

对任何矩阵 $A$ ,  $A^-$ 总是存在的. 设 $A$ 为 $m \times n$ 矩阵,  $\text{rk}(A) = r$ . 若

$$A = P \begin{pmatrix} I_r & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} Q,$$

这里 $P$ 和 $Q$ 分别为 $m \times m$ ,  $n \times n$ 的可逆阵, 则

$$A^- = Q^{-1} \begin{pmatrix} I_r & B \\ C & D \end{pmatrix} P^{-1},$$

这里 $B$ ,  $C$ 和 $D$ 为适当阶数的任意矩阵.

# 广义逆矩阵 $\mathbf{A}^+$ 的唯一性和构造性问题

## 定理2.3.2

对任何矩阵 $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{A}^+$ 唯一. 设 $\mathbf{A}$ 为 $m \times n$ 矩阵,  $\text{rk}(\mathbf{A}) = r$ , 若 $\mathbf{A}$ 的奇异值分解为

$$\mathbf{A} = \mathbf{P} \begin{pmatrix} \Lambda_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \mathbf{Q}',$$

则

$$\mathbf{A}^+ = \mathbf{Q} \begin{pmatrix} \Lambda_r^{-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \mathbf{P}',$$

其中 $\Lambda_r = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_r)$ ,  $\lambda_i > 0, i = 1, 2, \dots, r$ ,  $\lambda_1^2, \dots, \lambda_r^2$ 为 $\mathbf{A}'\mathbf{A}$ 的非零特征根.

# 广义逆的性质

- $\mathbf{A}^-$  唯一  $\iff \mathbf{A}$  为可逆方阵. 此时  $\mathbf{A}^- = \mathbf{A}^{-1}$ ;
- $\text{rk}(\mathbf{A}^-) \geq \text{rk}(\mathbf{A}) = \text{rk}(\mathbf{A}^-\mathbf{A}) = \text{rk}(\mathbf{A}\mathbf{A}^-)$ ;
- 若  $\mathcal{M}(\mathbf{B}) \subset \mathcal{M}(\mathbf{A})$ ,  $\mathcal{M}(\mathbf{C}) \subset \mathcal{M}(\mathbf{A}')$ , 则  $\mathbf{C}'\mathbf{A}^-\mathbf{B}$  与  $\mathbf{A}^-$  的选择无关;
- $\mathbf{A}(\mathbf{A}'\mathbf{A})^-\mathbf{A}'$  与广义逆  $(\mathbf{A}'\mathbf{A})^-$  的选择无关;
- $\mathbf{A}(\mathbf{A}'\mathbf{A})^-\mathbf{A}'\mathbf{A} = \mathbf{A}$ ,  $\mathbf{A}'\mathbf{A}(\mathbf{A}'\mathbf{A})^-\mathbf{A}' = \mathbf{A}'$ .
  
- $(\mathbf{A}^+)^+ = \mathbf{A}$ ;  $(\mathbf{A}^+)' = (\mathbf{A}')^+$ ;  $\text{rk}(\mathbf{A}^+) = \text{rk}(\mathbf{A})$ ;
- $\mathbf{A}^+ = (\mathbf{A}'\mathbf{A})^+\mathbf{A}' = \mathbf{A}'(\mathbf{A}\mathbf{A}')^+$ , 特别地,  $\mathbf{a}^+ = \mathbf{a}'/\|\mathbf{a}\|^2$ ;
- $\mathbf{I} \geq \mathbf{A}^+\mathbf{A}$ ;  $(\mathbf{A}'\mathbf{A})^+ = \mathbf{A}^+(\mathbf{A}')^+$ .

# 广义逆 $A^-$ 和线性方程组的解的关系

对于相容线性方程组

$$Ax = b, \quad (1.1)$$

这里 $A$ 是 $m \times n$ 矩阵, 其秩 $\text{rk}(A) = r \leq \min(m, n)$ , 则

- 当 $r = m = n$ 时, 方程组(1.1)有唯一解  $x = A^{-1}b$ .
- 当 $A$ 不可逆或根本不是方阵时, (1.1)有无穷多解,
  - 对任一广义逆 $A^-$ ,  $x = A^-b$ 必为解;
  - $Ax = b$ 的通解为  $x = A^-b + (I - A^-A)z$ , 其中 $A^-$ 为任一固定的广义逆,  $z$ 为任意向量;
  - 在 $Ax = b$ 的解集中,  $x_0 = A^+b$ 为长度最小者.

# 分块矩阵的广义逆

- 设 $\mathbf{A}$ 的分块形式:

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{A}_{12} \\ \mathbf{A}_{21} & \mathbf{A}_{22} \end{pmatrix}.$$

- 若 $|\mathbf{A}_{11}| \neq 0$ , 则 $\mathbf{A}$ 可被对角块化

$$\begin{aligned} & \begin{pmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ -\mathbf{A}_{21}\mathbf{A}_{11}^{-1} & \mathbf{I} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{A}_{12} \\ \mathbf{A}_{21} & \mathbf{A}_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{I} & -\mathbf{A}_{11}^{-1}\mathbf{A}_{12} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{A}_{22.1} \end{pmatrix}, \quad (\text{若}\mathbf{A}\text{可逆, 则两边取逆可得}\mathbf{A}\text{的逆}) \end{aligned}$$

这里,  $\mathbf{A}_{22.1} = \mathbf{A}_{22} - \mathbf{A}_{21}\mathbf{A}_{11}^{-1}\mathbf{A}_{12}$ .

# 分块矩阵的逆

## 定理2.3.4 (分块矩阵的逆)

设矩阵 $\mathbf{A}$ 可逆.

若 $|\mathbf{A}_{11}| \neq 0$ , 则

$$\mathbf{A}^{-1} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11}^{-1} + \mathbf{A}_{11}^{-1} \mathbf{A}_{12} \mathbf{A}_{22.1}^{-1} \mathbf{A}_{21} \mathbf{A}_{11}^{-1} & -\mathbf{A}_{11}^{-1} \mathbf{A}_{12} \mathbf{A}_{22.1}^{-1} \\ -\mathbf{A}_{22.1}^{-1} \mathbf{A}_{21} \mathbf{A}_{11}^{-1} & \mathbf{A}_{22.1}^{-1} \end{pmatrix}.$$

若 $|\mathbf{A}_{22}| \neq 0$ , 则

$$\mathbf{A}^{-1} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11.2}^{-1} & -\mathbf{A}_{11.2}^{-1} \mathbf{A}_{12} \mathbf{A}_{22}^{-1} \\ -\mathbf{A}_{22}^{-1} \mathbf{A}_{21} \mathbf{A}_{11.2}^{-1} & \mathbf{A}_{22}^{-1} + \mathbf{A}_{22}^{-1} \mathbf{A}_{21} \mathbf{A}_{11.2}^{-1} \mathbf{A}_{12} \mathbf{A}_{22}^{-1} \end{pmatrix},$$

其中 $\mathbf{A}_{22.1} = \mathbf{A}_{22} - \mathbf{A}_{21} \mathbf{A}_{11}^{-1} \mathbf{A}_{12}$ ,  $\mathbf{A}_{11.2} = \mathbf{A}_{11} - \mathbf{A}_{12} \mathbf{A}_{22}^{-1} \mathbf{A}_{21}$ .

# 分块矩阵的广义逆

## 定理2.3.5 (分块矩阵的广义逆)

(1) 若 $\mathbf{A}_{11}^{-1}$ 存在, 则

$$\begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{A}_{12} \\ \mathbf{A}_{21} & \mathbf{A}_{22} \end{pmatrix}^{-} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11}^{-1} + \mathbf{A}_{11}^{-1} \mathbf{A}_{12} \mathbf{A}_{22.1}^{-} \mathbf{A}_{21} \mathbf{A}_{11}^{-1} & -\mathbf{A}_{11}^{-1} \mathbf{A}_{12} \mathbf{A}_{22.1}^{-} \\ -\mathbf{A}_{22.1}^{-} \mathbf{A}_{21} \mathbf{A}_{11}^{-1} & \mathbf{A}_{22.1}^{-} \end{pmatrix}.$$

(2) 若 $\mathbf{A}$ 半正定, 即 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{A}_{12} \\ \mathbf{A}_{21} & \mathbf{A}_{22} \end{pmatrix} \geq \mathbf{0}$ , 则

$$\mathbf{A}^{-} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11}^{-} + \mathbf{A}_{11}^{-} \mathbf{A}_{12} \mathbf{A}_{22.1}^{-} \mathbf{A}_{21} \mathbf{A}_{11}^{-} & -\mathbf{A}_{11}^{-} \mathbf{A}_{12} \mathbf{A}_{22.1}^{-} \\ -\mathbf{A}_{22.1}^{-} \mathbf{A}_{21} \mathbf{A}_{11}^{-} & \mathbf{A}_{22.1}^{-} \end{pmatrix},$$

其中 $\mathbf{A}_{22.1}^{-} = \mathbf{A}_{22} - \mathbf{A}_{21} \mathbf{A}_{11}^{-} \mathbf{A}_{12}$ .

## 定义2.4.1

若方阵 $\mathbf{A}_{n \times n}$ 满足 $\mathbf{A}^2 = \mathbf{A}$ , 则称 $\mathbf{A}$ 为幂等阵(idempotent matrix).

- 幂等阵的特征根只能为0 或1;
- 幂等阵的迹等于秩, 即若 $\mathbf{A}^2 = \mathbf{A}$ , 则 $\text{tr}(\mathbf{A}) = \text{rk}(\mathbf{A})$ ;
- 若 $\mathbf{A}$ 为对称幂等阵, 则 $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}$ ;
- 对任意的矩阵 $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{A}^-\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{A}\mathbf{A}^-$ ,  $\mathbf{I} - \mathbf{A}^-\mathbf{A}$ , 和 $\mathbf{I} - \mathbf{A}\mathbf{A}^-$ 都是幂等阵. 特别,  $\mathbf{A}^+\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{A}\mathbf{A}^+$ ,  $\mathbf{I} - \mathbf{A}^+\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{I} - \mathbf{A}\mathbf{A}^+$ 都是幂等阵;
- 设 $\mathbf{P}_{n \times n}$ 为对称幂等阵 $\text{rk}(\mathbf{P}) = r$ , 则存在秩为 $r$ 的 $\mathbf{A}_{n \times r}$ , 使

$$\mathbf{P} = \mathbf{A}(\mathbf{A}'\mathbf{A})^{-1}\mathbf{A}'.$$

## 正交投影

设  $x \in \mathbb{R}^n$ ,  $S$  为  $\mathbb{R}^n$  的一个线性子空间. 对  $x$  作分解

$$x = y + z, \quad y \in S, \quad z \in S^\perp,$$

则称  $y$  为  $x$  在  $S$  上的正交投影. 若  $P$  为  $n$  阶方阵, 使得对一切  $x \in \mathbb{R}^n$ ,  $y$  满足  $y = Px$ , 则称  $P$  为向  $S$  的正交投影阵.

## 定理2.4.5

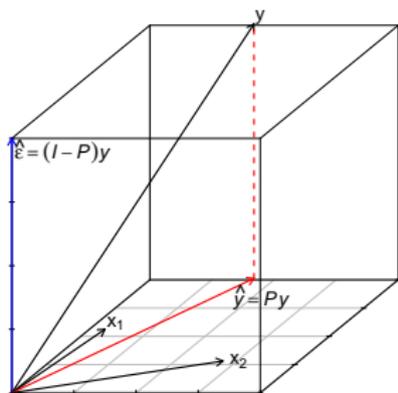
设  $A$  为  $n \times m$  矩阵,  $P_A$  为向  $\mathcal{M}(A)$  的正交投影阵, 则  $P_A = A(A'A)^{-1}A'$ .

- 正交投影阵  $P_A$  唯一. ( $P_A = A(A'A)^{-1}A'$  与广义逆选择无关)
- $P$  为正交投影阵  $\iff P$  为对称幂等阵.

## 定理2.4.7

$n$ 阶方阵 $\mathbf{P}$ 为正交投影阵 $\iff$  对任给 $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ ,

$$\|\mathbf{y} - \mathbf{P}\mathbf{y}\| = \inf \|\mathbf{y} - \mathbf{u}\|, \quad \mathbf{u} \in \mathcal{M}(\mathbf{P}). \quad (1.2)$$



# 特征值的极值性质与不等式

记 $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_n$ 为 $\mathbf{A}$ 的特征值,  $\varphi_1, \dots, \varphi_n$ 为对应的标准正交化特征向量.

## 定理2.5.1 (Rayleigh-Ritz)

设 $\mathbf{A}$ 为 $n \times n$ 对称阵, 则

$$(1) \sup_{\mathbf{x} \neq \mathbf{0}} \frac{\mathbf{x}'\mathbf{A}\mathbf{x}}{\mathbf{x}'\mathbf{x}} = \varphi_1'\mathbf{A}\varphi_1 = \lambda_1; \quad (2) \inf_{\mathbf{x} \neq \mathbf{0}} \frac{(\mathbf{x}'\mathbf{A}\mathbf{x})}{\mathbf{x}'\mathbf{x}} = \varphi_n'\mathbf{A}\varphi_n = \lambda_n.$$

• 对任一 $n$ 阶对称阵 $\mathbf{A} = (a_{ij})$ , 总有 $\lambda_n \leq a_{ii} \leq \lambda_1, i = 1, \dots, n$ .

•  $\sup_{\substack{\varphi_i'x=0 \\ i=1, \dots, k}} \frac{(\mathbf{x}'\mathbf{A}\mathbf{x})}{\mathbf{x}'\mathbf{x}} = \varphi_{k+1}'\mathbf{A}\varphi_{k+1} = \lambda_{k+1};$

•  $\inf_{\substack{\varphi_i'x=0 \\ i=k+1, \dots, n}} \frac{(\mathbf{x}'\mathbf{A}\mathbf{x})}{\mathbf{x}'\mathbf{x}} = \varphi_k'\mathbf{A}\varphi_k = \lambda_k.$

# 特征值的极值性质与不等式

## 定理2.5.2 (Courant-Fischer 极大极小定理)

设 $\mathbf{A}$ 为 $n \times n$ 对称阵,  $\mathbf{B}$ 为 $n \times k$ 矩阵, 则

$$(1) \inf_{\mathbf{B}} \sup_{\mathbf{B}'\mathbf{x}=\mathbf{0}} \frac{(\mathbf{x}'\mathbf{A}\mathbf{x})}{\mathbf{x}'\mathbf{x}} = \sup_{\Phi'_{(k)}\mathbf{x}=\mathbf{0}} \frac{(\mathbf{x}'\mathbf{A}\mathbf{x})}{\mathbf{x}'\mathbf{x}} = \varphi'_{k+1}\mathbf{A}\varphi_{k+1} = \lambda_{k+1};$$

$$(2) \sup_{\mathbf{B}} \inf_{\mathbf{B}'\mathbf{x}=\mathbf{0}} \frac{(\mathbf{x}'\mathbf{A}\mathbf{x})}{\mathbf{x}'\mathbf{x}} = \inf_{\Phi'_{(k)}\mathbf{x}=\mathbf{0}} \frac{(\mathbf{x}'\mathbf{A}\mathbf{x})}{\mathbf{x}'\mathbf{x}} = \varphi'_{n-k}\mathbf{A}\varphi_{n-k} = \lambda_{n-k},$$

其中 $\Phi_k$ 和 $\Phi_{(k)}$ 分别表示 $\Phi = (\varphi_1, \dots, \varphi_n)$ 的前 $k$ 列和后 $k$ 列。

# 特征值的极值性质与不等式

## 定理2.5.3 (Sturm分离定理)

设 $\mathbf{A}$ 为 $n \times n$ 对称阵, 记

$$\mathbf{A}_r = \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1r} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{r1} & \cdots & a_{rr} \end{pmatrix}, \quad r = 1, \cdots, n$$

为 $\mathbf{A}$ 的顺序主子式, 则

$$\lambda_{i+1}(\mathbf{A}_{r+1}) \leq \lambda_i(\mathbf{A}_r) \leq \lambda_i(\mathbf{A}_{r+1}), \quad i = 1, 2, \cdots, r.$$

# 特征值的极值性质与不等式

## 定理2.5.4 (Weyl定理)

设 $\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{B}$ 皆为 $n \times n$ 的对称阵, 则

$$\lambda_i(\mathbf{A}) + \lambda_n(\mathbf{B}) \leq \lambda_i(\mathbf{A} + \mathbf{B}) \leq \lambda_i(\mathbf{A}) + \lambda_1(\mathbf{B}), \quad i = 1, \dots, n.$$

## 定理2.5.4 (Weyl定理)

设 $\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{B}$ 皆为 $n \times n$ 的对称阵, 则

$$\lambda_i(\mathbf{A}) + \lambda_n(\mathbf{B}) \leq \lambda_i(\mathbf{A} + \mathbf{B}) \leq \lambda_i(\mathbf{A}) + \lambda_1(\mathbf{B}), \quad i = 1, \dots, n.$$

**证明** 设 $\mathbf{x}'\mathbf{x} = 1$ . 令 $\Phi_{(i-1)} = (\phi_1, \dots, \phi_{i-1})$ 和 $\Psi_{(i-1)} = (\psi_1, \dots, \psi_{i-1})$ 分别由 $\mathbf{A}$ 和 $(\mathbf{A} + \mathbf{B})$ 的前 $i - 1$ 个特征值对应的标准化正交化的特征向量,  $\mathbf{C}$ 是 $n \times (i - 1)$ 的矩阵, 则根据定理2.5.1和定理2.5.2有

$$\begin{aligned} \lambda_i(\mathbf{A}) + \lambda_1(\mathbf{B}) &\geq \sup_{\Phi'_{(i-1)}\mathbf{x}=\mathbf{0}} \mathbf{x}'(\mathbf{A} + \mathbf{B})\mathbf{x} \geq \inf_{\mathbf{C}} \sup_{\mathbf{C}'\mathbf{x}=\mathbf{0}} \mathbf{x}'(\mathbf{A} + \mathbf{B})\mathbf{x} = \lambda_i(\mathbf{A} + \mathbf{B}) \\ &= \sup_{\Psi'_{(i-1)}\mathbf{x}=\mathbf{0}} \mathbf{x}'(\mathbf{A} + \mathbf{B})\mathbf{x} \geq \sup_{\Psi'_{(i-1)}\mathbf{x}=\mathbf{0}} \mathbf{x}'\mathbf{A}\mathbf{x} + \lambda_n(\mathbf{B}) \geq \lambda_i(\mathbf{A}) + \lambda_n(\mathbf{B}). \end{aligned}$$

# 特征值的极值性质与不等式

## 定理2.5.5 (Poincaré 分离定理)

设 $\mathbf{A}_{n \times n}$ 为对称阵,  $\mathbf{P}$ 为 $n \times k$ 的列正交阵, 即 $\mathbf{P}'\mathbf{P} = \mathbf{I}_k$ , 则

$$\lambda_{n-k+i}(\mathbf{A}) \leq \lambda_i(\mathbf{P}'\mathbf{A}\mathbf{P}) \leq \lambda_i(\mathbf{A}), \quad i = 1, \dots, k.$$

## 定理2.5.5 (Poincaré 分离定理)

设 $\mathbf{A}_{n \times n}$ 为对称阵,  $\mathbf{P}$ 为 $n \times k$ 的列正交阵, 即 $\mathbf{P}'\mathbf{P} = \mathbf{I}_k$ , 则

$$\lambda_{n-k+i}(\mathbf{A}) \leq \lambda_i(\mathbf{P}'\mathbf{A}\mathbf{P}) \leq \lambda_i(\mathbf{A}), \quad i = 1, \dots, k.$$

**证明** 将 $\mathbf{P}$ 扩充为正交方阵 $\tilde{\mathbf{P}} = (\mathbf{P}, \mathbf{Q})$ , 记

$$\mathbf{H}_n = \tilde{\mathbf{P}}'\mathbf{A}\tilde{\mathbf{P}} = \begin{pmatrix} \mathbf{P}'\mathbf{A}\mathbf{P} & \mathbf{P}'\mathbf{A}\mathbf{Q} \\ \mathbf{Q}'\mathbf{A}\mathbf{P} & \mathbf{Q}'\mathbf{A}\mathbf{Q} \end{pmatrix},$$

$\mathbf{H}_k = \mathbf{P}'\mathbf{A}\mathbf{P}$ 为 $\mathbf{H}_n$ 的 $k$ 阶顺序主子阵. 由Sturm定理得

$$\begin{aligned} \lambda_i(\mathbf{A}) &= \lambda_i(\tilde{\mathbf{P}}'\mathbf{A}\tilde{\mathbf{P}}) \geq \lambda_i(\mathbf{P}'\mathbf{A}\mathbf{P}) = \lambda_i(\mathbf{H}_k) \geq \lambda_{i+1}(\mathbf{H}_{k+1}) \geq \\ &\dots \geq \lambda_{i+(n-k)}(\mathbf{H}_n) = \lambda_{i+n-k}(\tilde{\mathbf{P}}'\mathbf{A}\tilde{\mathbf{P}}) = \lambda_{n-k+i}(\mathbf{A}). \end{aligned}$$

# 特征值的极值性质与不等式

## 定理2.5.6 Cauchy-Schwarz不等式

设 $x$ 和 $y$  为任意两个 $n \times 1$ 的向量, 则

$$(x'y)^2 \leq x'x \cdot y'y, \quad (1.3)$$

等号成立 $\iff x$ 和 $y$ 线性相关.

## 定理2.5.6 Cauchy-Schwarz不等式

设 $x$ 和 $y$ 为任意两个 $n \times 1$ 的向量, 则

$$(x'y)^2 \leq x'x \cdot y'y, \quad (1.4)$$

等号成立 $\iff x$ 和 $y$ 线性相关.

**证明** 当 $x$ 和 $y$ 至少有一个为零时, 结论显然成立. 不妨假设 $x \neq \mathbf{0}$ , 定义

$$z = y - \frac{x'y}{\|x\|^2}x,$$

则 $x'z = 0$ . 于是

$$0 \leq \|z\|^2 = z'y = \|y\|^2 - \frac{x'y}{\|x\|^2}x'y = \|y\|^2 - \frac{(x'y)^2}{\|x\|^2},$$

得证 $(x'y)^2 \leq x'x \cdot y'y$ , 等号成立 $\iff z = \mathbf{0} \iff x$ 和 $y$ 成比例.

# 特征值的极值性质与不等式

Cauchy-Schwarz不等式的两种推广形式:

- 设 $\mathbf{A}$ 为 $n \times n$ 半正定对称阵,

$$| \mathbf{x}'\mathbf{A}\mathbf{y} |^2 \leq (\mathbf{x}'\mathbf{A}\mathbf{x}) \cdot (\mathbf{y}'\mathbf{A}\mathbf{y}),$$

等号成立 $\iff$   $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{y}$ 线性相关.

- 设 $\mathbf{A}$ 为 $n \times n$ 正定对称阵,

$$| \mathbf{x}'\mathbf{y} |^2 \leq (\mathbf{x}'\mathbf{A}\mathbf{x}) \cdot (\mathbf{y}'\mathbf{A}^{-1}\mathbf{y}),$$

等号成立 $\iff$   $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{A}^{-1}\mathbf{y}$ 线性相关.

# 矩阵偏序

设  $A, B$  为两个  $n$  阶对称阵.

若  $B - A \geq 0$ , 即  $B - A$  为半正定阵, 则称  $A$  低于  $B$ , 记为  $B \geq A$  或  $A \leq B$ . 类似地,  $A > B$  表明  $A - B$  为正定阵.

易证对称阵的这种关系满足下列性质:

- 自反性:  $A \geq A$ ;
- 传递性: 若  $A \geq B, B \geq C$ , 则  $A \geq C$ ;
- 若  $A \geq B, B \geq A$ , 则  $A = B$ ,

这种关系被称为 **Lowner偏序**. 因为并非任意两个对称阵都有这种关系, 所以称其为偏序.

## 定理2.6.1 (单调性)

设 $\mathbf{A}, \mathbf{B}$ 为两个 $n$ 阶对称阵.

(1) 若 $\mathbf{A} \geq \mathbf{B}$ , 则 $\lambda_i(\mathbf{A}) \geq \lambda_i(\mathbf{B}), i = 1, \dots, n$ ;

(2) 若 $\mathbf{A} > \mathbf{B}$ , 则 $\lambda_i(\mathbf{A}) > \lambda_i(\mathbf{B}), i = 1, \dots, n$ .

**证明** 由Weyl定理得

$$\lambda_i(\mathbf{A}) = \lambda_n(\mathbf{B} + (\mathbf{A} - \mathbf{B})) \geq \lambda_i(\mathbf{B}) + \lambda_n(\mathbf{A} - \mathbf{B}) \geq \lambda_i(\mathbf{B}).$$

若 $\mathbf{A} \geq \mathbf{B}$ , 即 $\mathbf{A} - \mathbf{B} \geq \mathbf{0}$ , 故 $\lambda_n(\mathbf{A} - \mathbf{B}) \geq 0$ , (1) 得证;

若 $\mathbf{A} > \mathbf{B}$ , 则 $\lambda_n(\mathbf{A} - \mathbf{B}) > 0$ , 故 $\lambda_i(\mathbf{A}) > \lambda_i(\mathbf{B}), i = 1, \dots, n$ , (2) 得证.

## 推论2.6.1

设  $\mathbf{A} \geq \mathbf{B} \geq \mathbf{0}$ , 则

(1)  $\text{tr}(\mathbf{A}) \geq \text{tr}(\mathbf{B})$ ; (2)  $|\mathbf{A}| \geq |\mathbf{B}|$ ; (3)  $\text{rk}(\mathbf{A}) \geq \text{rk}(\mathbf{B})$ .

## 定理2.6.2

设  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{B}$  为两个  $n$  阶对称阵,  $\mathbf{P}$  为  $n \times k$  矩阵.

(1) 若  $\mathbf{A} \geq \mathbf{B}$ , 则  $\mathbf{P}'\mathbf{A}\mathbf{P} \geq \mathbf{P}'\mathbf{B}\mathbf{P}$ ;

(2) 若  $\text{rk}(\mathbf{P}) = k$ ,  $\mathbf{A} > \mathbf{B}$ , 则  $\mathbf{P}'\mathbf{A}\mathbf{P} > \mathbf{P}'\mathbf{B}\mathbf{P}$ .

## 定理2.6.3

设  $\mathbf{A} \geq \mathbf{B} \geq \mathbf{0}$ , 则  $\mathcal{M}(\mathbf{B}) \subset \mathcal{M}(\mathbf{A})$ .

## 定理2.6.4

设  $\mathbf{A} \geq \mathbf{0}, \mathbf{B} \geq \mathbf{0}$ , 则下面的命题等价.

- (1)  $\mathbf{A} \geq \mathbf{B}$ ;
- (2)  $\mathcal{M}(\mathbf{B}) \subseteq \mathcal{M}(\mathbf{A})$ , 对任意的  $\mathbf{x} \in \mathcal{M}(\mathbf{A}), \mathbf{x}'(\mathbf{A} - \mathbf{B})\mathbf{x} \geq 0$ ;
- (3)  $\mathcal{M}(\mathbf{B}) \subseteq \mathcal{M}(\mathbf{A}), \lambda_1(\mathbf{B}\mathbf{A}^-) \leq 1$ , 这里  $\lambda_1(\mathbf{B}\mathbf{A}^-)$  与  $\mathbf{A}^-$  的选择无关.

## 推理2.6.2

设  $\mathbf{A} \geq \mathbf{0}, \mathbf{B} \geq \mathbf{0}$ , 则

- (1) 若  $\text{rk}(\mathbf{A}) = \text{rk}(\mathbf{B})$ , 则  $\mathbf{A} \geq \mathbf{B} \Leftrightarrow \mathbf{B}^+ \geq \mathbf{A}^+$ ;
- (2) 若  $\mathbf{B} > \mathbf{0}$ , 则  $\mathbf{A} \geq \mathbf{B} \Leftrightarrow \mathbf{B}^{-1} \geq \mathbf{A}^{-1}; \mathbf{A} > \mathbf{B} \Leftrightarrow \mathbf{B}^{-1} > \mathbf{A}^{-1}$ .

## 引理2.6.1

设 $\mathbf{A}$ 为 $n \times n$ 实方阵,  $\lambda_1(\mathbf{A})$ ,  $\sigma_1(\mathbf{A})$ 分别为它的最大特征根和最大奇异值, 则 $|\lambda_1(\mathbf{A})| \leq \sigma_1(\mathbf{A})$ .

**证明** 设 $\mathbf{x}$ 为 $\mathbf{A}$ 的对应于 $\lambda_1(\mathbf{A})$ 的单位特征向量. 于是

$$(\lambda_1(\mathbf{A}))^2 = (\mathbf{Ax})' \mathbf{Ax} = \mathbf{x}' \mathbf{A}' \mathbf{Ax} \leq \lambda_1(\mathbf{A}' \mathbf{A}) = \sigma_1^2(\mathbf{A}).$$

## 定理2.6.5

设 $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{B}$ 为两个半正定阵, 则

(1)  $\mathbf{A}^2 \geq \mathbf{B}^2 \implies \mathbf{A} \geq \mathbf{B}$ ;

(2) 若 $\mathbf{AB} = \mathbf{BA}$ , 则 $\mathbf{A} \geq \mathbf{B} \implies \mathbf{A}^k \geq \mathbf{B}^k \geq \mathbf{0}$ ,  $k$ 为任意正整数.

## 定义2.6.1

设 $\mathbf{A} = (a_{ij})$ 和 $\mathbf{B} = (b_{ij})$ 分别为 $m \times n, p \times q$ 的矩阵, 称

$$\mathbf{A} \otimes \mathbf{B} = \begin{pmatrix} a_{11}\mathbf{B} & a_{12}\mathbf{B} & \cdots & a_{1n}\mathbf{B} \\ a_{21}\mathbf{B} & a_{22}\mathbf{B} & \cdots & a_{2n}\mathbf{B} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{m1}\mathbf{B} & a_{m2}\mathbf{B} & \cdots & a_{mn}\mathbf{B} \end{pmatrix}$$

为 $\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{B}$ 的Kronecker乘积.

这种乘积具有下列性质:

$$(\alpha\mathbf{A}) \otimes (\beta\mathbf{B}) = \alpha\beta(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}); (\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})' = \mathbf{A}' \otimes \mathbf{B}';$$

$$(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})^{-} = \mathbf{A}^{-} \otimes \mathbf{B}^{-}; (\mathbf{A}_1 \otimes \mathbf{B}_1)(\mathbf{A}_2 \otimes \mathbf{B}_2) = (\mathbf{A}_1\mathbf{A}_2) \otimes (\mathbf{B}_1\mathbf{B}_2).$$

# 矩阵的向量化

## 定义2.6.2 (矩阵的向量化)

矩阵的向量化就是把矩阵按列向量依次排成的向量. 设  $\mathbf{A}_{m \times n} = (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n)$ , 则

$$\text{Vec}(\mathbf{A}) = \begin{pmatrix} \mathbf{a}_1 \\ \mathbf{a}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{a}_n \end{pmatrix}.$$

向量化运算具有下列性质:

- $\text{Vec}(\mathbf{A} + \mathbf{B}) = \text{Vec}(\mathbf{A}) + \text{Vec}(\mathbf{B}); \quad \text{Vec}(\alpha\mathbf{A}) = \alpha\text{Vec}(\mathbf{A}), (\alpha \text{为数});$
- $\text{tr}(\mathbf{A}\mathbf{B}) = (\text{Vec}(\mathbf{A}'))'\text{Vec}(\mathbf{B}); \quad \text{Vec}(\mathbf{A}\mathbf{B}\mathbf{C}) = (\mathbf{C}' \otimes \mathbf{A})\text{Vec}(\mathbf{B})$

# 矩阵微商

假设  $\mathbf{X}$  为  $n \times m$  矩阵,  $y = f(\mathbf{X})$  为  $\mathbf{X}$  的一个实值函数, 矩阵

$$\frac{\partial y}{\partial \mathbf{X}} \triangleq \begin{pmatrix} \frac{\partial y}{\partial x_{11}} & \frac{\partial y}{\partial x_{12}} & \cdots & \frac{\partial y}{\partial x_{1m}} \\ \frac{\partial y}{\partial x_{21}} & \frac{\partial y}{\partial x_{22}} & \cdots & \frac{\partial y}{\partial x_{2m}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial y}{\partial x_{n1}} & \frac{\partial y}{\partial x_{n2}} & \cdots & \frac{\partial y}{\partial x_{nm}} \end{pmatrix}_{n \times m}$$

称为  $y$  对  $\mathbf{X}$  的微商.

- 设  $\mathbf{a}, \mathbf{x}$  均为  $n \times 1$  向量,  $\mathbf{A}_{n \times n}$  对称阵, 则

$$\frac{\partial \mathbf{a}'\mathbf{x}}{\partial \mathbf{x}} = \mathbf{a}, \quad \frac{\partial \mathbf{x}'\mathbf{A}\mathbf{x}}{\partial \mathbf{x}} = 2\mathbf{A}\mathbf{x}.$$