

第十二讲

王伟文 暨南大学

1 矩阵计算

定义 1.1: 矩阵函数

$A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 为对称矩阵, 其谱分解为

$$A = \sum_{i=1}^n \lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T,$$

若有函数 $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$, 则

$$f(A) \triangleq \sum_{i=1}^n f(\lambda_i) \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T \in \mathbb{R}^{n \times n}.$$

例 1.1.

$$\begin{aligned} e^A &= \sum_{i=1}^n e^{\lambda_i} \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\lambda_i^k}{k!} \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T \\ &= \sum_{k=0}^{\infty} \sum_{i=1}^n \frac{\lambda_i^k}{k!} \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T \\ &= I + \sum_{k=1}^{\infty} \frac{A^k}{k!} \end{aligned}$$

定义 1.2: 正半定矩阵 (Positive-Semidefinite, PSD)

称矩阵 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 为正定矩阵当且仅当对任意向量 $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^n$ 有 $\mathbf{u}^T A \mathbf{u} \geq 0$, 等价于 $\lambda_i(A) \geq 0, \forall i \in [n]$.

定义 1.3: Löwner 秩

矩阵 A 为 PSD, 则 $A \succeq 0$. 若 $X - Y \succeq 0$, 则 $X \succeq Y, Y \preceq X$.

评论. Löwner 秩非完全秩, 即存在两个矩阵不能判断它们之间的 Löwner 秩.

命题 1.1: Löwner 秩的性质

- (a) 若 $X \succeq Y$, $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 为任意 n 阶矩阵, 则 $A^T X A \succeq A^T Y A$.
- (b) 若 $X \preceq Y$, 则 $\lambda_i(X) \leq \lambda_i(Y), \forall i \in [n]$; 进一步若 X 与 Y 可交换, 则逆命题成立.
- (c) 设 $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ 为单调递增函数, 若 $X \preceq Y$, 则 $\text{trace} f(X) \leq \text{trace} f(Y)$.

证明. (a) 给定 n 阶矩阵 A , 因为 $X - Y \succeq 0$ 为 PSD, 故对任意向量 $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^n$ 有

$$(\mathbf{A}\mathbf{u})^T (X - Y) (\mathbf{A}\mathbf{u}) \geq 0,$$

即 $\mathbf{u}^T (A^T X A - A^T Y A) \mathbf{u} \geq 0 \Rightarrow A^T X A - A^T Y A \succeq 0$. 故 $A^T X A \succeq A^T Y A$.

(b) 设 \mathbb{S} 为 \mathbb{R}^n 的子空间, 由 Courant-Fisher 最小最大定理

$$\lambda_i(X) = \max_{\dim \mathbb{S}=i} \min_{\substack{\mathbf{u} \in \mathbb{S} \\ \|\mathbf{u}\|=1}} \mathbf{u}^T X \mathbf{u}$$

可直接得到结论.

(c) $\text{trace}(X) = \sum_{i=1}^n \lambda_i(X)$ 结合 (b) 得到. □

命题 1.2

若 X 可逆且 $0 \preceq X \preceq Y$, 则 Y 可逆且 $X^{-1} \succeq Y^{-1} \succeq 0$.

证明. 因为 X 可逆, 故 $\lambda_i \geq 0, \forall i \in [n]$. 又因为 $Y \succeq X$, 故 $\lambda_i(Y) \geq \lambda_i(X) > 0, \forall i \in [n]$. 故 Y 可逆.

若 $Y = I$, 即 $I \succeq X$, 故有 $X^{-\frac{1}{2}} I X^{-\frac{1}{2}} \succeq X^{-\frac{1}{2}} I X^{-\frac{1}{2}} \Rightarrow X^{-1} \succeq I$.

若 $Y \succeq X$, $Y^{-\frac{1}{2}} Y Y^{-\frac{1}{2}} \succeq Y^{-\frac{1}{2}} X Y^{-\frac{1}{2}} \Rightarrow I \succeq Y^{-\frac{1}{2}} X Y^{-\frac{1}{2}} \Rightarrow \left(Y^{-\frac{1}{2}} X Y^{-\frac{1}{2}} \right)^{-1} \succeq I$. 即有

$$Y^{-\frac{1}{2}} X^{-1} Y^{-\frac{1}{2}} \succeq I \Rightarrow X^{-1} \succeq Y^{-1}.$$

□

命题 1.3

若 X 可逆且 $0 \preceq X \preceq Y$, 则 $\log X \preceq \log Y$.

证明. 利用恒等式

$$\log x \equiv \int_0^\infty \left(\frac{1}{1+t} - \frac{1}{x+t} \right) dt \quad \forall x > 0$$

$$\begin{aligned}
\log X &= \sum_{i=1}^n \int_0^\infty \left(\frac{1}{1+t} - \frac{1}{\lambda_i(X)+t} \right) dt \cdot \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T \\
&= \int_0^\infty \sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{1+t} \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T - \frac{1}{\lambda_i(X)+t} \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T \right) dt \\
&= \int_0^\infty ((I+tI)^{-1} - (tI+X)^{-1}) dt
\end{aligned}$$

因为 $0 \preceq X \preceq Y \Rightarrow tI+X \preceq tI+Y$, 故 $(tI+X)^{-1} \succeq (tI+Y)^{-1}, \forall t > 0$.

$$\begin{aligned}
\log Y - \log X &= \int_0^\infty ((I+tI)^{-1} - (tI+Y)^{-1}) dt - \int_0^\infty ((I+tI)^{-1} - (tI+X)^{-1}) dt \\
&= \int_0^\infty ((tI+X)^{-1} - (tI+Y)^{-1}) dt \\
&\succeq 0,
\end{aligned}$$

故 $\log Y \succeq \log X$. □

2 矩阵 Hoeffding 不等式

定理 2.1: Hoeffding 不等式

设 ϵ_i 独立等概率地取 ± 1 , $a_i \in R$, 则

$$\mathbb{P} \left[\left| \sum_{i=1}^n \epsilon_i a_i \right| \geq t \right] \leq 2 \exp \left(-\frac{t^2}{2\sigma^2} \right) \quad t \geq 0.$$

其中 $\sigma^2 = \sum_{i=1}^n a_i^2$.

证明. 记 $S_n = \sum_{i=1}^n \epsilon_i a_i$.

$$\begin{aligned}
\mathbb{P}[S_n \geq t] &= \mathbb{P}[e^{\lambda S_n} \geq e^{\lambda t}] \quad \forall \lambda \geq 0. \\
&\leq e^{-\lambda t} \mathbb{E}[e^{\lambda S_n}] = e^{-\lambda t} \mathbb{E} \left[e^{\lambda \sum_{i=1}^n \epsilon_i a_i} \right] \\
&= e^{-\lambda t} \mathbb{E} \left[\prod_{i=1}^n e^{\lambda \epsilon_i a_i} \right] = e^{-\lambda t} \prod_{i=1}^n \mathbb{E}[e^{\lambda \epsilon_i a_i}] \\
&= e^{-\lambda t} \prod_{i=1}^n \left(\frac{e^{-\lambda a_i}}{2} + \frac{e^{\lambda a_i}}{2} \right) \\
&\leq e^{-\lambda t} \prod_{i=1}^n e^{\lambda^2 a_i^2 / 2} = \exp \left(-\lambda t + \frac{\lambda^2}{2} \sum_{i=1}^n a_i^2 \right)
\end{aligned}$$

关于 $\lambda \geq 0$ 最小化不等式右边得到

$$\mathbb{P}[S_n \geq t] \leq \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right) \quad \forall t \geq 0.$$

□

定理 2.2: Lieb 不等式

设 $H \in R^{n \times n}$ 为 n 阶对称矩阵, 定义函数

$$f(X) \triangleq \text{trace}(\exp(H + \log X)),$$

则函数 f 在 $\{X : X \succeq 0\}$ 为凹函数.

推论 2.1

设 $H \in R^{n \times n}$ 为 n 阶对称实矩阵, Z 为 n 阶对称随机矩阵, 则

$$\mathbb{E} \text{trace}(\exp(H + Z)) \leq \text{trace}(\exp(H + \log \mathbb{E} e^Z))$$

证明. $Z \triangleq \log e^Z$, 结合 Lieb 不等式和 Jensen 不等式得证.

□

推论 2.2

设 X_i 为一组相互独立的同阶对称随机矩阵, 则

$$\mathbb{E} \text{trace} \exp\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) \leq \text{trace} \exp\left(\sum_{i=1}^n \log \mathbb{E} e^{X_i}\right)$$

证明.

$$\begin{aligned} & \mathbb{E}_{X_i: i \in [n-1]} \left[\mathbb{E}_{X_n} \text{trace} \exp\left(\sum_{i=1}^{n-1} X_i + X_n\right) \right] \\ & \leq \mathbb{E}_{X_i: i \in [n-1]} \left[\text{trace} \exp\left(\sum_{i=1}^{n-1} X_i + \log \mathbb{E} e^{X_n}\right) \right] \\ & \leq \dots \\ & \leq \text{trace} \exp\left(\sum_{i=1}^n \log \mathbb{E} e^{X_i}\right) \end{aligned}$$

□

定理 2.3: 矩阵 Hoeffding 不等式

设 ϵ_i 独立等概率取 ± 1 , A_i 为 d -阶对称矩阵, 则

$$\mathbb{P} \left[\left\| \sum_{i=1}^n \epsilon_i A_i \right\| \geq t \right] \leq 2d \cdot \exp \left(-\frac{t^2}{2\sigma^2} \right) \quad \forall t \geq 0,$$

其中 $\sigma^2 = \left\| \sum_{i=1}^n A_i^2 \right\|$.

证明. 记 $S_n = \sum_{i=1}^n \epsilon_i A_i$, $\|S_n\| = \max(\lambda_1(S_n), \lambda_1(-S_n))$

对任意 $\lambda \geq 0$,

$$\begin{aligned} \mathbb{P}[\lambda_1(S_n) \geq t] &= \mathbb{P}[e^{\lambda \cdot \lambda_1(S_n)} \geq e^{\lambda t}] \\ &\leq e^{-\lambda t} \mathbb{E} [e^{\lambda \cdot \lambda_1(S_n)}] \\ &\leq e^{-\lambda t} \mathbb{E} \left[\sum_{i=1}^n e^{\lambda \cdot \lambda_i(S_n)} \right] = e^{-\lambda t} \mathbb{E} \text{trace} \exp(\lambda S_n) \\ &= e^{-\lambda t} \mathbb{E} \text{trace} \exp \left(\sum_{i=1}^n \lambda \epsilon_i A_i \right) \\ &\leq e^{-\lambda t} \text{trace} \exp \left(\sum_{i=1}^n \log \mathbb{E} e^{\lambda \epsilon_i A_i} \right) \end{aligned}$$

因为

$$\frac{e^{-A} + e^A}{2} \preceq e^{\frac{A^2}{2}}$$

由 \log 的单调性, 故有

$$\log \mathbb{E} e^{\lambda \epsilon_i A_i} \preceq \log e^{\frac{\lambda^2 A_i^2}{2}} = \frac{\lambda^2 A_i^2}{2}$$

因此

$$\sum_{i=1}^n \log \mathbb{E} e^{\lambda \epsilon_i A_i} \preceq \sum_{i=1}^n \frac{\lambda^2 A_i^2}{2}.$$

又因为 $\exp(\cdot)$ 为单调递增函数, 故

$$\text{trace} \exp \left(\sum_{i=1}^n \log \mathbb{E} e^{\lambda \epsilon_i A_i} \right) \leq \text{trace} \exp \left(\sum_{i=1}^n \frac{\lambda^2 A_i^2}{2} \right)$$

记 $Z = \sum_{i=1}^n A_i^2$, $\sigma^2 = \|Z\|$, 则有

$$\begin{aligned} \mathbb{P}[\lambda_1(S_n) \geq t] &\leq \exp(-\lambda t) \cdot \text{trace} \exp \left(\frac{\lambda^2}{2} Z \right) \\ &= \exp(-\lambda t) \cdot \sum_{k=1}^d \exp \left(\frac{\lambda^2 \cdot \lambda_k(Z)}{2} \right) \quad (\lambda_k(Z) \leq \sigma^2) \\ &\leq \exp(-\lambda t) \cdot d \exp \left(\frac{\lambda^2 \sigma^2}{2} \right) \end{aligned}$$

不等式右边关于 $\lambda \geq 0$ 最小化即

$$\mathbb{P}[\lambda_1(S_n) \geq t] \leq d \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right) \quad \forall t \geq 0.$$

□

3 矩阵 Bernstein 不等式

定理 3.1: 矩阵 Bernstein 不等式

设 X_1, \dots, X_N 为均值为 0, 相互独立的 d 阶对称随机矩阵, 且 $\forall i$

$$\|X_i\| \leq K \quad \text{a.s.},$$

则对任意 $t \geq 0$,

$$\mathbb{P}\left[\left\|\sum_{i=1}^N X_i\right\| \geq t\right] \leq 2d \exp\left(-\frac{t^2/2}{\sigma^2 + Kt/3}\right)$$

这里 $\sigma^2 = \left\|\sum_{i=1}^N \mathbb{E}X_i^2\right\|.$

记号 若存在常数 $C > 0$, 使得 $a \leq Cb$, 则该不等式简记为 $a \lesssim b$.

推论 3.1

在定理 3.1 条件下,

$$\mathbb{E}\left\|\sum_{i=1}^N X_i\right\| \lesssim \left\|\sum_{i=1}^N \mathbb{E}X_i^2\right\|^{1/2} \sqrt{\log(2d)} + K \log(2d).$$

定理 3.2

设 $\{X_i\}_{i=1}^N$ 为与 X 同一分布的独立 $d(d \geq 2)$ -维随机样本, 其中 $\mathbb{E}XX^T = \Sigma$. 记 $\Sigma_N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i X_i^T$. 若存在 $K \geq 1$, 使得

$$\|X\| \leq K(\mathbb{E}\|X\|^2)^{1/2} \quad \text{a.s.},$$

则

$$\mathbb{E}\|\Sigma_N - \Sigma\| \leq C \left(\sqrt{\frac{K^2 d \log d}{N}} + \frac{K^2 d \log d}{N} \right) \|\Sigma\| \quad \forall N \in \mathbb{N}_+$$

证明. $X_i X_i^T - \Sigma$ 相互独立且均值为 0, 由推论 3.1

$$\mathbb{E}\left\|\sum_{i=1}^N (X_i X_i^T - \Sigma)\right\| \lesssim \sigma \sqrt{\log d} + M \log d.$$

其中 $\sigma^2 = \left\| \sum_{i=1}^N \mathbb{E}(X_i X_i^T - \Sigma)^2 \right\| = N \|\mathbb{E}(X X^T - \Sigma)^2\|$, M 满足

$$\|X X^T - \Sigma\| \leq M \quad \text{a.s.}$$

故

$$\mathbb{E}\|\Sigma_N - \Sigma\| = \frac{1}{N} \mathbb{E} \left\| \sum_{i=1}^N (X_i X_i^T - \Sigma) \right\| \lesssim \frac{1}{N} \left(\sigma \sqrt{\log d} + M \log d \right)$$

控制 σ 对任意 d 阶对称矩阵 A , 有 $A^2 \equiv A \cdot A$. 故

$$\mathbb{E}(X X^T - \Sigma)^2 = \mathbb{E}(X X^T)^2 - \Sigma^2 \preceq \mathbb{E}(X X^T)^2$$

又因为

$$\begin{aligned} (X X^T)^2 &\preceq \lambda_{\max}(X X^T) X X^T \\ &= \|X\|^2 X X^T \\ &\leq K^2 \mathbb{E}(\|X\|^2) X X^T \quad \text{a.s.} \end{aligned}$$

即

$$\mathbb{E}(X X^T)^2 \preceq K^2 \mathbb{E}(\|X\|^2) \Sigma.$$

综合上述不等式有

$$\|\mathbb{E}(X X^T - \Sigma)^2\| \leq \|\mathbb{E}(X X^T)^2\| \leq K^2 \mathbb{E}(\|X\|^2) \|\Sigma\|$$

此外

$$\mathbb{E}\|X\|^2 = \mathbb{E} \mathbf{trace}(X^T X) = \mathbf{trace}(\Sigma) \leq d \|\Sigma\|$$

故

$$\sigma^2 = N \|\mathbb{E}(X X^T - \Sigma)^2\| \leq N K^2 d \|\Sigma\|^2$$

即

$$\sigma \leq K \sqrt{N d} \|\Sigma\|$$

控制 M

$$\begin{aligned} \|X X^T - \Sigma\| &\leq \|X X^T\| + \|\Sigma\| \\ &\leq \|X\|^2 + \|\Sigma\| \\ &\leq K^2 \mathbb{E}\|X\|^2 + \|\Sigma\| \\ &\leq 2K^2 d \|\Sigma\| : M \quad \text{a.s.} \quad \forall K \geq 1. \end{aligned}$$

综上所述

$$\begin{aligned}\mathbb{E}\|\Sigma_N - \Sigma\| &\lesssim \frac{1}{N} \left(\sigma \sqrt{\log(d)} + M \log(d) \right) \\ &\lesssim \left(\sqrt{\frac{K^2 d \log d}{N}} + \frac{K^2 d \log d}{N} \right) \|\Sigma\|\end{aligned}$$

□

评论. $\forall \epsilon \in (0, 1)$, $\sqrt{\frac{K^2 d \log d}{N}} + \frac{K^2 d \log d}{N}$ 中 $\sqrt{\frac{K^2 d \log d}{N}}$ 为主项,

$$\mathbb{E}\|\Sigma_N - \Sigma\| \leq \epsilon \|\Sigma\| \implies N \asymp \epsilon^{-2} d \log d.$$