

范数及敏度分析

教师: 胡俊

北京大学数学科学学院

November 9, 2019

1 向量范数

2 矩阵范数

3 敏度分析

1 向量范数

2 矩阵范数

3 敏度分析

Definition 1.1

一个从 \mathbb{R}^n 到 \mathbb{R} 的非负函数 $\|\cdot\|$ 称做 \mathbb{R}^n 上的向量范数. 如果有

- (1) 正定性: $\|x\| \geq 0$, 且 $\|x\| = 0 \Leftrightarrow x = 0$;
- (2) 齐次性: $\|\alpha x\| = |\alpha|\|x\|, \forall \alpha \in \mathbb{R}, x \in \mathbb{R}^n$;
- (3) 三角不等式: $\|x + y\| \leq \|x\| + \|y\|, \forall x, y \in \mathbb{R}^n$.

$$\left| \|x\| - \|y\| \right| \leq \|x - y\| \leq \max_{1 \leq i \leq n} \|e_i\| \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|.$$

由此知, $\|\cdot\|$ 是 \mathbb{R}^n 上的连续函数.

定理:

设 V 是数域 R 上 n 维线性空间, $\|\cdot\|_\alpha$ 和 $\|\cdot\|_\beta$ 是 V 上的范数, 则存在正常数 C_1 和 C_2 使得

$$C_1\|v\|_\beta \leq \|v\|_\alpha \leq C_2\|v\|_\beta \quad \forall v \in V.$$

证明: 设 $\xi = [\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n]$ 是 V 的一个基. 对 V 上的任意范数 $\|\cdot\|$, 定义 $\phi: R^n \rightarrow R$

$$\phi(x) = \|\xi x\| \quad \forall x \in R^n.$$

易证 $\phi(x)$ 是 R^n 上非负连续函数, 且当 $\phi(x) = 0$ 时有 $x = 0$. 因而 $\phi(x)$ 在单位球面 $Y = \{x: \|x\|_2 = 1, x \in R^n\}$ 上有最大最小值. 特别地, 对范数 $\|\cdot\|_\alpha$, 最大和最小值分别为 D_{\max}^α 和 D_{\min}^α ; 对范数 $\|\cdot\|_\beta$, 最大和最小值分别为 D_{\max}^β 和 D_{\min}^β . 对任意非零向量 v , 存在 $x \in R^n$ 使得 $v = \xi x = \|x\|_2 \xi \frac{x}{\|x\|_2}$. 因此,

$$C_1 := \frac{D_{\min}^\alpha}{D_{\max}^\beta} \leq \frac{\|v\|_\alpha}{\|v\|_\beta} = \frac{\|\xi \frac{x}{\|x\|_2}\|_\alpha}{\|\xi \frac{x}{\|x\|_2}\|_\beta} \leq C_2 := \frac{D_{\max}^\alpha}{D_{\min}^\beta}$$

常用向量范数是 p 范数(Hölder范数)

$$\|x\|_p = (|x_1|^p + \cdots + |x_n|^p)^{\frac{1}{p}}, p \geq 1$$

$$\|x\|_1 = (|x_1| + \cdots + |x_n|) \rightarrow 1 \text{ 范数}$$

$$\|x\|_2 = (|x_1|^2 + \cdots + |x_n|^2)^{\frac{1}{2}} = \sqrt{x^T x} \rightarrow 2 \text{ 范数}$$

$$\|x\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i|, \rightarrow \infty \text{ 范数}$$

范数等价(作业)

$$\|x\|_2 \leq \|x\|_1 \leq \sqrt{n} \|x\|_2$$

$$\|x\|_\infty \leq \|x\|_2 \leq \sqrt{n} \|x\|_\infty$$

$$\|x\|_\infty \leq \|x\|_1 \leq n \|x\|_\infty$$

Theorem 1.2 (杨不等式)

假设 a 和 b 为非负实数, $p > 1$, 且 $\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$, 则

$$ab \leq \frac{a^p}{p} + \frac{b^q}{q},$$

等号成立当且仅当 $a^p = b^q$.

证明: 若 $b = 0$, 则不等式显然成立. 若 $b \neq 0$, 令 $t = \frac{a^p}{b^q}$, $\gamma = \frac{1}{p}$, 则不等式变成

$$t^\gamma \leq \gamma t + 1 - \gamma.$$

令 $f(t) = t^\gamma - \gamma t$, 则 $f'(t) = \gamma t^{\gamma-1} - \gamma$. 当 $t > 1$ 时, $f'(t) < 0$, $f(t)$ 单调递减; 当 $t < 1$ 时, $f'(t) > 0$, $f(t)$ 单调递增. 因此,

$$f(t) \leq f(1) = 1 - \gamma$$

即

$$t^\gamma \leq \gamma t + 1 - \gamma.$$

证毕.

Theorem 1.3 (Hölder不等式)

$$|x^T y| \leq \|x\|_p \|y\|_q \quad \frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1, \quad p \geq 1.$$

证明：不妨设 $x_i \geq 0, y_i \geq 0$ ($i = 1, \dots, n$). 设 $X = \sum_{i=1}^n x_i^p \geq 0$,
 $Y = \sum_{i=1}^n y_i^q \geq 0$. 当 $XY = 0$ 时, 不等式显然成立. 因此假设 $XY \neq 0$.

在杨不等式令 $a = \frac{x_i}{X^{1/p}}, b = \frac{y_i}{Y^{1/q}}$, 得

$$\frac{x_i}{X^{1/p}} \frac{y_i}{Y^{1/q}} \leq \frac{x_i^p}{Xp} + \frac{y_i^q}{Yq}.$$

对 i 求和得

$$\sum_{i=1}^n x_i y_i \leq X^{1/p} Y^{1/q} \left(\sum_{i=1}^n \frac{x_i^p}{Xp} + \sum_{i=1}^n \frac{y_i^q}{Yq} \right) = X^{1/p} Y^{1/q} = \|x\|_p \|y\|_q.$$

证毕

1 向量范数

2 矩阵范数

3 敏度分析

Definition 2.1

一个从 $\mathbb{R}^{n \times n}$ 到 \mathbb{R} 的非负函数 $\|\cdot\|$ 称做 $\mathbb{R}^{n \times n}$ 上的矩阵范数. 如果它满足

- 1 正定性: 对 $\forall A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 有 $\|A\| \geq 0$, 且 $\|A\| = 0 \Leftrightarrow A = 0$.
- 2 齐次性: 对 $\forall A \in \mathbb{R}^{n \times n}, \alpha \in \mathbb{R}$, 有 $\|\alpha A\| = |\alpha| \|A\|$.
- 3 三角不等式: 对 $\forall A, B \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 有 $\|A + B\| \leq \|A\| + \|B\|$.
- 4 相容性: 对 $\forall A, B \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 有 $\|AB\| \leq \|A\| \|B\|$.

Definition 2.2

若矩阵范数 $\|\cdot\|_M$ 和向量范数 $\|\cdot\|_v$ 满足

$$\|Ax\|_v \leq \|A\|_M \|x\|_v, A \in \mathbb{R}^{n \times n}, x \in \mathbb{R}^n.$$

则称 $\|\cdot\|_M$ 与 $\|\cdot\|_v$ 是相容的.

$\|A\| = \max_{\|x\|=1} \|Ax\|$, $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 是 $\mathbb{R}^{n \times n}$ 上的一个矩阵范数, 其中 $\|\cdot\|$ 是 \mathbb{R}^n 上的一个范数. 称 $\|\cdot\|$ 为矩阵的算子范数.

$$\|A\|_p = \max_{\|x\|_p=1} \|Ax\|_p, A \in \mathbb{R}^{n \times n}$$

作业: 证明 $\|A\| = \max_{\|x\|=1} \|Ax\|$, $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 是 $\mathbb{R}^{n \times n}$ 上的一个矩阵范数.

Theorem 2.3

设 $A = [a_{ij}] \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 则有

$$\|A\|_1 = \max_{1 \leq j \leq n} \sum_{i=1}^n |a_{ij}| \rightarrow \text{列和范数}$$

$$\|A\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n |a_{ij}| \rightarrow \text{行和范数}$$

$$\|A\|_2 = \sqrt{\lambda_{\max}(A^T A)}$$

证明:

$A = 0$ 时, 定理显然成立. 下面设 $A \neq 0$. 对于1范数, 将 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 按列分块为 $A = [a_1, \cdots, a_n]$, 并设

$$\delta = \|a_{j_0}\|_1 = \max_{1 \leq j \leq n} \|a_j\|_1$$

则对任意 $x \in \mathbb{R}^n$ 满足 $\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i| = 1$ 有

$$\begin{aligned} \|Ax\|_1 &= \left\| \sum_{j=1}^n x_j a_j \right\|_1 \leq \sum_{j=1}^n |x_j| \|a_j\|_1 \\ &\leq \left(\sum_{j=1}^n |x_j| \right) \max_{1 \leq j \leq n} \|a_j\|_1 = \|a_{j_0}\|_1 = \delta. \end{aligned}$$

另一方面, 若取 e_{j_0} 为 n 阶单位矩阵的第 j_0 列, 则有 $\|e_{j_0}\|_1 = 1$, 且

$$\|Ae_{j_0}\|_1 = \|a_{j_0}\|_1 = \delta.$$

因此, 有

$$\|A\|_1 = \max_{\|x\|_1=1} \|Ax\|_1 = \delta = \max_{1 \leq j \leq n} \|a_j\|_1 = \max_{1 \leq j \leq n} \sum_{i=1}^n |a_{ij}|.$$

对于 ∞ 范数, 记 $\eta = \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n |a_{ij}|$, 则对任一 $x \in \mathbb{R}^n$ 满足 $\|x\|_\infty = 1$ 有

$$\begin{aligned} \|Ax\|_\infty &= \max_{1 \leq i \leq n} \left| \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j \right| \leq \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n |a_{ij}| |x_j| \\ &\leq \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n |a_{ij}| = \eta. \end{aligned}$$

设 A 的第 k 行的 ∞ 范数最大, 即 $\eta = \sum_{j=1}^n |a_{kj}|$. 令

$$\tilde{x} = (\text{sgn}(a_{k1}), \dots, \text{sgn}(a_{kn}))^T,$$

则 $A \neq 0$ 蕴含着 $\|\tilde{x}\|_\infty = 1$, 而且有 $\|A\tilde{x}\|_\infty = \eta$. 这样, 我们就已经证明了

$$\|A\|_\infty = \eta = \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n |a_{ij}|.$$

对于2范数, 应有

$$\begin{aligned} \|A\|_2 &= \max_{\|x\|_2=1} \|Ax\|_2 = \max_{\|x\|_2=1} [(Ax)^T Ax]^{\frac{1}{2}} \\ &= \max_{\|x\|_2=1} [x^T (A^T A) x]^{\frac{1}{2}}. \end{aligned}$$

注意, $A^T A$ 是半正定的对称阵, 设其特征值为

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_n \geq 0.$$

以及其对应的正交规范特征向量为 $v_1, \cdots, v_n \in \mathbb{R}^n$, 则对任一满足 $\|x\|_2 = 1$ 的向量 $x \in \mathbb{R}^n$ 有

$$x = \sum_{i=1}^n \alpha_i v_i \text{ 和 } \sum_{i=1}^n \alpha_i^2 = 1.$$

于是, 有

$$x^T A^T A x = \sum_{i=1}^n \lambda_i \alpha_i^2 \leq \lambda_1.$$

另一方面, 若取 $x = v_1$, 则有

$$x^T A^T A x = v_1^T A^T A v_1 = v_1^T \lambda_1 v_1 = \lambda_1.$$

所以

$$\|A\|_2 = \max_{\|x\|_2=1} \|Ax\|_2 = \sqrt{\lambda_1} = \sqrt{\lambda_{\max}(A^T A)}.$$

证明结束.

Definition 2.4

设 $A \in C^{n \times n}$, 则称

$$\rho(A) = \max\{|\lambda| : \lambda \in \lambda(A)\}$$

为 A 的谱半径, 这里 $\lambda(A)$ 表示 A 的特征值的全体.

谱半径与矩阵范数之间有如下关系:

Theorem 2.5

设 $A \in C^{n \times n}$, 则有

(1) 对 $C^{n \times n}$ 上的任意矩阵范数 $\|\cdot\|$, 有

$$\rho(A) \leq \|A\|;$$

(2) 对任意给定的 $\epsilon > 0$, 存在 $C^{n \times n}$ 上的算子范数 $\|\cdot\|$, 使得

$$\|A\| \leq \rho(A) + \epsilon.$$

证明:

(1) 设 $x \in C^n$ 满足

$$x \neq 0, Ax = \lambda x, |\lambda| = \rho(A)$$

$$\lambda x e_1^T = A x e_1^T, \text{ 且 } 0 \neq x e_1^T \in C^{n \times n}.$$

这样

$$\rho(A) \|x e_1^T\| = \|\lambda x e_1^T\| \leq \|A\| \|x e_1^T\|.$$

因此

$$\rho(A) \leq \|A\|.$$

(2) 由Jordan分解定理知, 存在非奇异矩阵 $X \in C^{n \times n}$, 使得

$$X^{-1}AX = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \delta_1 & & & \\ & \lambda_2 & \delta_2 & & \\ & & \ddots & \ddots & \\ & & & \lambda_{n-1} & \delta_{n-1} \\ & & & & \lambda_n \end{bmatrix}$$

其中 $\delta_i = 1$ 或 0 .

对于任意给足的 $\epsilon > 0$, 令

$$D_\epsilon = \text{diag}(1, \epsilon, \epsilon^2, \dots, \epsilon^{n-1}).$$

则有

$$D_\epsilon^{-1} X^{-1} A X D_\epsilon = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \epsilon \delta_1 & & & \\ & \lambda_2 & \epsilon \delta_2 & & \\ & & \ddots & \ddots & \\ & & & \lambda_{n-1} & \epsilon \delta_{n-1} \\ & & & & \lambda_n \end{bmatrix}$$

现在定义

$$\|G\|_\epsilon = \|D_\epsilon^{-1} X^{-1} G X D_\epsilon\|_\infty, \quad G \in C^{n \times n}.$$

则容易验证这样定义的函数 $\|\cdot\|_\epsilon$ 是由如下的向量范数

$$\|x\|_{XD_\epsilon} = \|(XD_\epsilon)^{-1}x\|_\infty, \quad x \in C^n$$

诱导出的算子范数, 而且有

$$\begin{aligned} \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_{XD_\epsilon}}{\|x\|_{XD_\epsilon}} &= \max_{x \neq 0} \frac{\|(XD_\epsilon)^{-1}Ax\|_\infty}{\|(XD_\epsilon)^{-1}x\|_\infty} \\ &= \max_{y \neq 0} \frac{\|(XD_\epsilon)^{-1}AXD_\epsilon y\|_\infty}{\|y\|_\infty} = \|D_\epsilon^{-1}X^{-1}AXD_\epsilon\|_\infty. \end{aligned}$$

因此

$$\|A\|_\epsilon = \|D_\epsilon^{-1}X^{-1}AXD_\epsilon\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} (|\lambda_i| + |\epsilon\delta_i|) \leq \rho(A) + \epsilon.$$

其中假定 $\delta_n = 0$. 证明结束.

Theorem 2.6

设 $A \in C^{n \times n}$, 则

$$\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = 0 \iff \rho(A) < 1.$$

证明:

必要性. 设 $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = 0$, 并假定 $\lambda \in \lambda(A)$ 满足 $\rho(A) = |\lambda|$. 由于对任意的 k 有 $\lambda^k \in \lambda(A^k)$, 故由上述定理有

$$\rho(A)^k = |\lambda|^k \leq \rho(A^k) \leq \|A^k\|$$

对一切 k 成立, 从而必有 $\rho(A) < 1$.

充分性. 设 $\rho(A) < 1$, 则由上述定理, 必有算子范数 $\|\cdot\|$ 使 $\|A\| < 1$, 从而

$$0 \leq \|A^k\| \leq \|A\|^k \rightarrow 0, \quad k \rightarrow \infty$$

于是 $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = 0$. 证明结束.

Theorem 2.7

设 $A \in C^{n \times n}$, 则有

- 1 $\sum_{k=0}^{\infty} A^k$ 收敛的充分与必要条件是 $\rho(A) < 1$;
- 2 当 $\sum_{k=0}^{\infty} A^k$ 收敛时, 有

$$\sum_{k=0}^{\infty} A^k = (I - A)^{-1},$$

而且存在 $C^{n \times n}$ 上的算子范数 $\|\cdot\|$, 使得

$$\|(I - A)^{-1} - \sum_{k=0}^m A^k\| \leq \frac{\|A\|^{m+1}}{1 - \|A\|}.$$

Corollary 2.8

设 $\|\cdot\|$ 是 $C^{n \times n}$ 上的一个满足条件 $\|I\| = 1$ 的矩阵范数, 并假定 $A \in C^{n \times n}$ 满足 $\|A\| < 1$, 则 $I - A$ 可逆且有

$$\|(I - A)^{-1}\| \leq \frac{1}{1 - \|A\|}.$$

1 向量范数

2 矩阵范数

3 敏度分析

矩阵条件数

$\kappa(A) = \|A\| \|A^{-1}\|$ 称为矩阵 A 的条件数.

$$Ax = b, \quad (A + \delta A)(x + \delta x) = b + \delta b, \quad (\|A^{-1}\| \|\delta A\| < 1)$$

则

$$\frac{\|\delta x\|}{\|x\|} \leq \frac{\kappa(A)}{1 - \kappa(A) \frac{\|\delta A\|}{\|A\|}} \left(\frac{\|\delta A\|}{\|A\|} + \frac{\|\delta b\|}{\|b\|} \right).$$

当 $\frac{\|\delta A\|}{\|A\|}$ 较小时, 有

$$\frac{\kappa(A)}{1 - \kappa(A) \frac{\|\delta A\|}{\|A\|}} \approx \kappa(A).$$

从而

$$\frac{\|\delta x\|}{\|x\|} \lesssim \kappa(A) \left(\frac{\|\delta A\|}{\|A\|} + \frac{\|\delta b\|}{\|b\|} \right).$$

定理： 设 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 非奇异, 则

$$\min \left\{ \frac{\|\delta A\|_2}{\|A\|_2} : A + \delta A \text{ 奇异} \right\} = \frac{1}{\|A\|_2 \|A^{-1}\|_2} = \frac{1}{\kappa_2(A)},$$

即在谱范数下, 一个矩阵的条件数的倒数恰好等于该矩阵与全体奇异矩阵所组成集合的相对距离.

证明： 只需证明

$$\min \{ \|\delta A\|_2 : A + \delta A, \text{ 奇异} \} = \frac{1}{\|A^{-1}\|_2}$$

即可. 当 $\|A^{-1}\|_2 \|\delta A\|_2 < 1$ 时, $A + \delta A$ 必是非奇异的, 从而有

$$\min \{ \|\delta A\|_2 : A + \delta A, \text{ 奇异} \} \geq \frac{1}{\|A^{-1}\|_2}.$$

由于谱范数是由向量2范数诱导出的算子范数, 因此必存在 $x \in \mathbb{R}^n$ 且 $\|x\|_2 = 1$, 使得

$$\|A^{-1}x\|_2 = \|A^{-1}\|_2.$$

令

$$y = \frac{A^{-1}x}{\|A^{-1}x\|_2}, \delta A = -\frac{xy^T}{\|A^{-1}\|_2},$$

则有

$$(A + \delta A)y = Ay + \delta Ay = \frac{x}{\|A^{-1}x\|_2} - \frac{x}{\|A^{-1}\|_2} = 0,$$

$$\|\delta A\|_2 = \max_{\|z\|_2=1} \left\| \frac{xy^T}{\|A^{-1}\|_2} z \right\| = \frac{\|x\|_2}{\|A^{-1}\|_2} \max_{\|z\|_2=1} \|y\|_2 = \frac{1}{\|A^{-1}\|_2}.$$

这就是说存在 δA 使得 $A + \delta A$ 是奇异的, 且 $\|\delta A\|_2 = \frac{1}{\|A^{-1}\|_2}$. 因此结论成立.

谢谢！