



北京航空航天大学
BEIHANG UNIVERSITY

数值分析

主讲教师：贺慧霞

北京航空航天大学数学科学学院



第一章 绪论

1.3 向量范数与矩阵范数

1.3.1 向量范数



1.3.1 向量范数

实数轴上距离的定义：

$\forall x_1, x_2 \in R$ 则它们之间的距离为： $|x_1 - x_2|$

有了距离的定义，我们可以判断收敛性：

$$\{x_n\} \quad x_n \xrightarrow{n \rightarrow \infty} x \quad \Leftrightarrow \quad |x_n - x| \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0.$$

平面上的距离定义：

$$p_1(x_1, y_1), p_2(x_2, y_2), \|p_1 - p_2\| = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}$$

两点间的距离为 $\|x - y\|$ $\|x - y\| \leq \|x - z\| + \|z - y\|$ (距离的三角不等式)



向量范数的定义:

定义在 R^n 上的实值函数 $\|\cdot\|$ 称为 **向量范数**, 如果 $\forall x, y \in R^n$, $k \in R$, 满足

(1) 正定性: $\|x\| \geq 0$;

(2) 齐次性: $\|kx\| = |k| \|x\|$;

(3) 满足三角不等式: $\|x + y\| \leq \|x\| + \|y\|$.

向量范数是一种度量, 用来衡量一个向量的长度或它到原点 (即零向量) 的距离。



常用范数 设 $\vec{x} = [x_1, \dots, x_n]^T \in R^n$,

$$\|\vec{x}\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i| \quad (\text{列范数})$$

$$\|\vec{x}\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i|^2} \quad (\text{欧氏范数})$$

$$\|\vec{x}\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i| \quad (\text{行范数})$$

$$\|\vec{x}\|_p = \sqrt[p]{\sum_{i=1}^n |x_i|^p} \quad (p\text{范数})$$

cauchy-schwarz不等式:
$$\left(\sum_{k=1}^n a_k b_k \right)^2 \leq \left(\sum_{k=1}^n a_k^2 \right) \left(\sum_{k=1}^n b_k^2 \right)$$

Holder不等式:
$$\sum_{k=1}^n |a_k b_k| \leq \left(\sum_{k=1}^n |a_k|^p \right)^{\frac{1}{p}} \left(\sum_{k=1}^n |b_k|^q \right)^{\frac{1}{q}}, \quad \frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$$



证 只证 $\|\cdot\|_2$ 是向量范数,其余两个留给读者自己证明。

$\|\cdot\|_2$ 满足定义中的条件(1)是显然的。对任一数 $k \in \mathbf{R}$,有

$$\|k\mathbf{x}\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n (kx_i)^2} = \sqrt{k^2 \sum_{i=1}^n x_i^2} = |k| \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2} = |k| \|\mathbf{x}\|_2$$

因此, $\|\cdot\|_2$ 满足定义中的条件(2)。由 $\|\mathbf{x}\|_2$ 的含义,可用内积表示 $\|\mathbf{x}\|_2$,即

$$\|\mathbf{x}\|_2 = \sqrt{\mathbf{x}^T \mathbf{x}}$$

任取向量 $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^n$,则有

$$\|\mathbf{x} + \mathbf{y}\|_2^2 = (\mathbf{x} + \mathbf{y})^T (\mathbf{x} + \mathbf{y}) = \|\mathbf{x}\|_2^2 + 2\mathbf{x}^T \mathbf{y} + \|\mathbf{y}\|_2^2$$

根据 Cauchy - Schwarz(柯西-施瓦兹)不等式

$$(\mathbf{x}^T \mathbf{y})^2 \leq (\mathbf{x}^T \mathbf{x})(\mathbf{y}^T \mathbf{y})$$

可知

$$\|\mathbf{x} + \mathbf{y}\|_2^2 \leq \|\mathbf{x}\|_2^2 + 2\|\mathbf{x}\|_2 \|\mathbf{y}\|_2 + \|\mathbf{y}\|_2^2 = (\|\mathbf{x}\|_2 + \|\mathbf{y}\|_2)^2$$

因而 $\|\cdot\|_2$ 满足定义中的条件(3)。



范数的连续性:

定理1: (向量范数的连续性) 设 $N(x) = \|\cdot\|_A$ 是 R^n 上任一向量范数, 则 $N(x)$ 是 x 的连续函数.

证明: 设 $\bar{x} = \sum_{i=1}^n x_i \bar{e}_i, \bar{y} = \sum_{i=1}^n y_i \bar{e}_i, \bar{e}_i = (0, \dots, 1, \dots, 0)^T$,

只需证明当 $\bar{x} \rightarrow \bar{y}$ 时, $N(\bar{x}) \rightarrow N(\bar{y})$ 即可.

$$\begin{aligned} |N(\bar{x}) - N(\bar{y})| &= |\|\bar{x}\| - \|\bar{y}\|| \leq \|\bar{x} - \bar{y}\| = \left\| \sum_{i=1}^n (x_i - y_i) \bar{e}_i \right\| \\ &\leq \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \|\bar{e}_i\| \leq \|x - y\|_{\infty} \left(\sum_{i=1}^n \|\bar{e}_i\| \right) \xrightarrow{\bar{x} \rightarrow \bar{y}} 0. \quad \square \end{aligned}$$



范数的等价性:

定理2: (向量范数的等价性) 设 $\|\cdot\|_A, \|\cdot\|_B$ 是 R^n 上向量的任意两种范数,

则存在常数 $c_1, c_2 > 0$, 使得 $\forall \vec{x} \in R^n$ 有

$$c_1 \|\vec{x}\|_B \leq \|\vec{x}\|_A \leq c_2 \|\vec{x}\|_B.$$

证明: 只需证明当 $\|\vec{x}\|_B = \|\vec{x}\|_\infty$ 时上式成立即可.

定理等价于证明: $\exists c_1, c_2 > 0$, 使得 $c_1 \leq \frac{\|\vec{x}\|_A}{\|\vec{x}\|_\infty} \leq c_2, \quad \forall 0 \neq \vec{x} \in R^n$.

考虑函数 $f(\vec{x}) = \|\vec{x}\|_A \geq 0, \quad \vec{x} \in R^n$.

记 $S = \{\vec{x} \mid \|\vec{x}\|_\infty = 1, \vec{x} \in R^n\}$, 则 S 是一个有界闭集.

$f(x)$ 是 S 上的 **连续函数**. 有最大最小值



即存在 $\bar{x}', \bar{x}'' \in S$, 使得

$$f(\bar{x}') = \min f(x) = c_1, f(\bar{x}'') = \max f(x) = c_2,$$

设 $\bar{x} \in R^n$ 且 $\bar{x} \neq 0$, 则 $\frac{\bar{x}}{\|\bar{x}\|_\infty} \in S$, 从而 $c_1 \leq f\left(\frac{\bar{x}}{\|\bar{x}\|_\infty}\right) \leq c_2$ $c_1, c_2 > 0$,

$$\text{即 } c_1 \leq \left\| \frac{\bar{x}}{\|\bar{x}\|_\infty} \right\|_A \leq c_2 \Leftrightarrow c_1 \|\bar{x}\|_\infty \leq \|\bar{x}\|_A \leq c_2 \|\bar{x}\|_\infty, \forall \bar{x} \in R^n.$$

定理3: R^n 上的所有向量范数都等价.

注记: 定理的意义

向量 x 的某种范数可以任意小 (大) 时, 该向量的其他任意一种范数也会任意小 (大). 如果在一种范数意义下向量序列收敛时, 则在任何一种范数意义下该向量序列均收敛.



定理4 $\lim_{k \rightarrow \infty} x^{(k)} = x^* \Leftrightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} \|x^{(k)} - x^*\| = 0,$

其中 $\|\cdot\|$ 为向量的任一种范数.

证明 显然, $\lim_{k \rightarrow \infty} x^{(k)} = x^* \Leftrightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} \|x^{(k)} - x^*\|_{\infty} = 0,$

而对于 \mathbb{R}^n 上任一种范数 $\|\cdot\|$, 由定理2, 存在常数 $c_1, c_2 > 0$ 使

$$c_1 \|x^{(k)} - x^*\|_{\infty} \leq \|x^{(k)} - x^*\| \leq c_2 \|x^{(k)} - x^*\|_{\infty},$$

于是又有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|x^{(k)} - x^*\|_{\infty} = 0 \Leftrightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} \|x^{(k)} - x^*\| = 0.$$



1.3.2 矩阵范数(Norm of a Matrix)

定义3: 定义在 $R^{n \times n} = R^{n^2}$ 上的实值函数 $\|\cdot\|$ 称为范数，
如果对于 $R^{n \times n}$ 中任意矩阵 A, B ，满足

1. $\|A\| \geq 0$ ($\|A\| = 0 \Leftrightarrow Ax = 0$) (正定条件),
2. $\|cA\| = |c| \cdot \|A\|$, $\forall c \in \mathbf{R}^n$ (齐次条件);
3. $\|A + B\| \leq \|A\| + \|B\|$ (三角不等式);
4. $\|AB\| \leq \|A\| \cdot \|B\|$.



视 \mathbb{R}^n 中的矩阵为 \mathbb{R}^{n^2} 中的向量，则由 \mathbb{R}^n 上的 2 范数可以得到 \mathbb{R}^n 中矩阵的一种范数

$$F(A) = \|A\|_F = \left(\sum_{i,j=1}^n a_{i,j}^2 \right)^{\frac{1}{2}},$$

称为 A 的 **Frobenius 范数**.

F (显然满足正定性、齐次性及三角不等式).



向量范数与矩阵范数的相容性

定义4: 给定向量范数 $\|\cdot\|$ 矩阵范数 $\|\cdot\|$, 如果对任意的 n 维向量 \bar{x} 和任意的 $n \times n$ 矩阵 A , 它们总满足

$$\|A\bar{x}\| \leq \|A\| \cdot \|\bar{x}\|.$$

则称所给的矩阵范数与 向量范数是相容的 .

定理2: 设在 R^n 中给定一种向量范数 , 对任意的 $n \times n$ 矩阵 A , 则

$$\|A\| = \max_{\|\bar{x}\|=1} \|A\bar{x}\|$$

是一种矩阵范数 , 并且它与给定的向量范 数是相容的 .



证明 先证相容性. 对任意的 $n \times n$ 矩阵 A 和 n 维非零向量 y . 由于

$$\max_{\|x\|=1} \|Ax\| \geq \left\| A \frac{y}{\|y\|} \right\| = \frac{1}{\|y\|} \cdot \|Ay\|.$$

所以有 $\|Ay\| \leq \|y\| \cdot \max_{\|x\|=1} \|Ax\| = \|y\| \cdot \|A\|$,

此结果对 $y=0$ 也成立.

再证 (1.2) 式定义的矩阵函数为范数.

(1) 当 $A=0$ 时, $\|A\|=0$; 当 $A \neq 0$ 时, 必有 $x_0 \in R^n$, $\|x_0\|=1$, 满足 $Ax_0 \neq 0$, 因而必有 $\|A\|>0$.

(2) 对任意的数 $k \in R$, 有

$$\|kA\| = \max_{\|x\|=1} \|kAx\| = |k| \cdot \max_{\|x\|=1} \|Ax\| = |k| \cdot \|A\| \quad .$$



(3) 对任意的 $n \times n$ 矩阵 A 和 B , 有

$$\begin{aligned}\|A + B\| &= \max_{\|x\|=1} \|(A + B)x\| = \max_{\|x\|=1} \|Ax + Bx\| \\ &\leq \max_{\|x\|=1} \{\|Ax\| + \|Bx\|\} \quad \text{向量范数满足三角不等式.} \\ &\leq \max_{\|x\|=1} \|Ax\| + \max_{\|x\|=1} \|Bx\| = \|A\| + \|B\|\end{aligned}$$

(4) 对任意的 $n \times n$ 矩阵 A 和 B , 有

$$\begin{aligned}\|AB\| &= \max_{\|x\|=1} \|(AB)x\| \leq \max_{\|x\|=1} \{\|A\| \cdot \|Bx\|\} \\ &= \|A\| \cdot \max_{\|x\|=1} \{\|Bx\|\} = \|A\| \cdot \|B\|.\end{aligned}$$

$$\|A\| = \max_{\|\bar{x}\|=1} \|A\bar{x}\|$$

上式所定义的矩阵范数叫做从属于所给定向量范数的矩阵范数, 又称为矩阵的算子范数.

设给定的向量范数为 $\|\cdot\|_p$, 则从属于向量范数的矩阵范数为:

$$\|A\|_p = \max_{\|x\|_p=1} \|Ax\|_p.$$

$$\|A\|_p = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_p}{\|x\|_p}.$$

上式中矩阵范数 $\|A\|_p$ 也叫 A 的 p -范数. 矩阵的 p -范数与向量的 p -范数相容, 即,

$$\|Ax\|_p \leq \|A\|_p \cdot \|x\|_p.$$



由相应的向量范数导出来的矩阵范数

1. 矩阵 A 的 p -范数: $\|A\|_p = \max_{\|\vec{x}\|_p=1} \|A\vec{x}\|_p$
2. 矩阵 A 的行范数: $\|A\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n |a_{ij}|$
3. 矩阵 A 的列范数: $\|A\|_1 = \max_{1 \leq j \leq n} \sum_{i=1}^n |a_{ij}|$
4. 矩阵 A 的谱范数: $\|A\|_2 = \sqrt{\lambda_{\max}(A^T A)}$

其中 $\lambda_{\max}(A^T A)$ 表示 $A^T A$ 的最大特征值.



证明： 对于2范数, 设 n 维向量 x 满足 $\|x\|_2 = 1$. 因为

$$\|Ax\|_2^2 = (Ax)^T (Ax) = x^T A^T Ax \geq 0 \quad \text{又 } A^T A \text{ 对称,}$$

$A^T A$ 是正定或者半正定矩阵, 所以 $A^T A$ 的特征值非负, 设

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

设 u_1, u_2, \cdots, u_n 是对应于 $\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_n$ 的特征向量, 且 $(u_i, u_j) = \delta_{ij}$

则存在实数 c_i , 使得 $x = \sum_{i=1}^n c_i u_i$, 且 $\|x\|_2^2 = x^T x = \sum_{i=1}^n c_i^2 = 1$.

$$\|Ax\|_2^2 = x^T A^T Ax = (A^T Ax, x) = (A^T A (\sum_{i=1}^n c_i u_i), \sum_{i=1}^n c_i u_i)$$

对任意对称正定矩阵 A :

$$\bar{x}^T A \bar{x} = (A \bar{x}, \bar{x}) \geq 0.$$



$$\begin{aligned}
\|Ax\|_2^2 &= (A^T A (\sum_{i=1}^n c_i u_i), \sum_{i=1}^n c_i u_i) = (\sum_{i=1}^n c_i [A^T A(u_i)], \sum_{i=1}^n c_i u_i) \\
&= (\sum_{i=1}^n \lambda_i c_i u_i, \sum_{i=1}^n c_i u_i) = \sum_{i,j=1}^n \lambda_i c_i c_j (u_i, u_j) \\
&= \sum_{i,j=1}^n \lambda_i c_i c_j \delta_{ij} = \sum_{i=1}^n \lambda_i c_i^2 \leq \max_i \lambda_i.
\end{aligned}$$

取 $\tilde{x} = u_1$, 则 $\|\tilde{x}\|_2 = 1$,

$$\|A\tilde{x}\|_2^2 = u_1^T A^T A u_1 = \lambda_{\max},$$

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



👉 还有一种常用的矩阵范数，

$$\|A\|_F = \sqrt{\sum_{i,j=1}^n a_{ij}^2}$$

称为 *Frobrnius*（佛罗贝尼乌斯）范数，又称为 *Euclid* 范数。

注： $\|\cdot\|_F$ 不从属于任何向量范数，即 $\|\cdot\|_F$ 不是算子范数。

$\|\vec{x}\|_2$ 与 $\|A\|_F$ 是相容的。



任何一种矩阵范数都存在与之相容的向量范数.

定理：与矩阵范数相容的向量范数的存在性.

证明：设 $\|A\|_0$ 是给定的矩阵范数， $\vec{a} \neq \vec{0}$ 是一个 n 维列向量，对任意一个向量 $\vec{x} \in R^n$ ，定义

$$\|\vec{x}\|_l = \|\vec{x}\vec{a}^T\|_0,$$

其中右端是矩阵范数.可验证 $\|\cdot\|_l$ 是一个向量范数.

先证明 $\|\vec{x}\|_l$ 与 $\|A\|_0$ 相容.

$$\|A\vec{x}\|_l = \|(A\vec{x})\vec{a}^T\|_0 = \|A(\vec{x}\vec{a}^T)\|_0 \leq \|A\|_0 \|\vec{x}\vec{a}^T\|_0 = \|A\|_0 \|\vec{x}\|_l.$$



下面证明 $\|\cdot\|_l$ 是向量范数.

1) 正定性: 设 \vec{x} 是一个 n 维列向量, 则

$$\text{当 } \vec{x} \neq 0 \text{ 时 } \Rightarrow \vec{x}\vec{a}^T \neq 0 \Rightarrow \|\vec{x}\|_l = \|\vec{x}\vec{a}^T\|_0 > 0;$$

$$\text{当 } \vec{x} = 0 \text{ 时 } \Rightarrow \vec{x}\vec{a}^T = 0 \Rightarrow \|\vec{x}\|_l = \|\vec{x}\vec{a}^T\|_0 = 0;$$

2) 齐次性: $\forall \lambda \in R, \vec{x}$ 是一个 n 维列向量, 则

$$\|\lambda \vec{x}\|_l = \|(\lambda \vec{x})\vec{a}^T\|_0 = |\lambda| \|\vec{x}\vec{a}^T\|_0 = |\lambda| \|\vec{x}\|_l;$$

3) 三角不等式: $\forall \vec{x}, \vec{y} \in R^n,$

$$\|\vec{x} + \vec{y}\|_l = \|(\vec{x} + \vec{y})\vec{a}^T\|_0 \leq \|\vec{x}\vec{a}^T\|_0 + \|\vec{y}\vec{a}^T\|_0 = \|\vec{x}\|_l + \|\vec{y}\|_l.$$



矩阵范数的性质

1. 单位矩阵 I 的任何一种算子范数都有

$$\|I\| = \max_{\|x\|=1} \|Ix\| = 1.$$

2. 如果矩阵 A 可逆, $AA^{-1} = I$, 则 $\|A^{-1}\| \geq \frac{1}{\|A\|}$.

证明: $AA^{-1} = I \Rightarrow 1 = \|I\| = \|AA^{-1}\| \leq \|A\| \cdot \|A^{-1}\|,$

$$\Rightarrow \|A^{-1}\| \geq \frac{\|I\|}{\|A\|}, \text{对任意的矩阵范数};$$

$$\Rightarrow \|A^{-1}\| \geq \frac{1}{\|A\|}, \text{对任意的算子范数}.$$



定理 如果 $\|A\| < 1$, 则 $I \pm A$ 为非奇异矩阵, 且当 $\|A\|$ 是算子范数时

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

证明 用反证法. 假定 $(I \pm A)$ 奇异阵, 则 $(I \pm A)x = 0$ 有非零解,

即存在 $x_0 \neq 0$, 使 $x_0 = \pm Ax_0$,

在等式两边取与矩阵范数相容得向量范数, 则

$$\|x_0\| = \|Ax_0\| \leq \|A\| \cdot \|x_0\|$$

因为 $\|x_0\| > 0$, 故由上式得 $\|A\| \geq 1$. 与已知矛盾.

所以 $I \pm A$ 是非奇异矩阵.



$$\begin{aligned}\text{由于 } (I - A)(I - A)^{-1} = I &\Leftrightarrow (I - A)^{-1} - A(I - A)^{-1} = I, \\ &\Leftrightarrow (I - A)^{-1} = A(I - A)^{-1} + I,\end{aligned}$$

两端取范数，得

$$\| (I - A)^{-1} \| \leq \| A \| \cdot \| (I - A)^{-1} \| + \| I \|$$

即 $(1 - \| A \|) \| (I - A)^{-1} \| \leq \| I \| = 1$ (因为是算子范数)

又因为 $\| A \| < 1$, 所以 $\| (I - A)^{-1} \| \leq \frac{1}{1 - \| A \|}.$

同理可得 $\| (I + A)^{-1} \| \leq \frac{1}{1 - \| A \|}.$



例

$$\text{矩阵 } A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & -1 \\ -3 & 3 & 3 \\ 2 & 2 & 0 \end{pmatrix}, \vec{x} = (3, -2, 2)^T,$$



求 $\|\vec{x}\|_p, \|A\|_p (p=1, 2, \infty)$ 以及 $\|A\|_F$.

解

$$\|\vec{x}\|_1 = |3| + |-2| + |2| = 7, \quad \|\vec{x}\|_2 = \sqrt{3^2 + (-2)^2 + 2^2} = \sqrt{17},$$

$$\|\vec{x}\|_\infty = \max\{|3|, |-2|, |2|\} = 3,$$

$$\|A\|_1 = \max \begin{Bmatrix} |0| + |-3| + |2|, \\ |1| + |3| + |2|, \\ |-1| + |3| + |0| \end{Bmatrix} = 6,$$



$$\|A\|_{\infty} = \max \begin{Bmatrix} |0| + |1| + |-1|, \\ |-3| + |3| + |3| \\ |2| + |2| + |0| \end{Bmatrix} = 9,$$

$$\|A\|_F = \sqrt{0^2 + 1^2 + 1^2 + 3^2 + 3^2 + 3^2 + 2^2 + 2^2 + 0^2} = \sqrt{37}.$$

$$A^T A = \begin{pmatrix} 0 & -3 & 2 \\ 1 & 3 & 2 \\ -1 & 3 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 & -1 \\ -3 & 3 & 3 \\ 2 & 2 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 2 \\ 0 & 27 & 0 \\ 2 & 0 & 2 \end{pmatrix}$$

特征值多项式： $\det |A^T A - kI| = k(k-4)(k-27) = 0$

特征值为： $k = 0, k = 4, k = 27$. $\|A\|_2 = \sqrt{\max\{0, 4, 27\}} = \sqrt{27}$.



矩阵的误差：

设 A^* 为矩阵 A 的近似矩阵,则 $\|A^* - A\|$ 和 $\frac{\|A^* - A\|}{\|A\|}$ 分别称为 A^* 关于范数 $\|\cdot\|$ 的绝对误差和相对误差。

矩阵的谱半径：设 A 是一个 $n \times n$ 矩阵，它的所有特征值记为 λ_i ，则 $\rho(A) = \max_{1 \leq i \leq n} |\lambda_i|$ 称为矩阵 A 的谱半径。

定理： $\|A\| \geq \rho(A)$, $\|A\|$ 为 A 的任意范数。



$$\|Ax\|_v \leq \|A\|_v \cdot \|x\|_v.$$

证明

设 λ 是 A 的任意特征值 \circ , x 为相应的特征向量 ,

\circ

则 $Ax = \lambda x$, 由相容性条件可得

$$|\lambda| \cdot \|x\| = \|\lambda x\| = \|Ax\| \leq \|A\| \cdot \|x\|,$$

注意到 $\|x\| \neq 0$ 即得 $|\lambda| \leq \|A\|$



定理 $\|\vec{x}\|_2$ 与 $\|A\|_F$ 是相容的.

证明

$$\begin{aligned}\|AX\|_2^2 &= \sqrt{\langle AX, AX \rangle} = \sum_{i=1}^n \left| \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j \right|^2 \\ &\leq \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^n |a_{ij} x_j|^2 \right) = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2 \cdot |x_j|^2 \right) \\ &\leq \sum_{i=1}^n \left[\left(\sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2 \right) \left(\sum_{j=1}^n |x_j|^2 \right) \right] \\ &= \left\{ \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2 \right) \right\} \left(\sum_{j=1}^n |x_j|^2 \right) \\ &= \|A\|_F^2 \|x\|_2^2.\end{aligned}$$



作 业

- 教材第13页：
习题9，11，12，14.
- 证明定理1.2.



补充题:

1. 设 $A, B \in R^{n^2}$, 证明: $\|AB\|_F \leq \min\{\|A\|_F \|B\|_2, \|A\|_2 \|B\|_F\}$.

2. 设 $A \in R^{n^2}$, λ 是 A 的任意特征值, 证明: $\|A\| \geq |\lambda|$, 其中

$\|\cdot\|$ 是任意的矩阵范数, $\|Ax\|_v \leq \|A\|_v \cdot \|x\|_v$.

证明 设 λ 是 A 的任一特征值, x 为相应的特征向量,

则 $Ax = \lambda x$, 由相容性条件 得

$$|\lambda| \cdot \|x\| = \|\lambda x\| = \|Ax\| \leq \|A\| \cdot \|x\|,$$

注意到 $\|x\| \neq 0$, 即得 $|\lambda| \leq \|A\|$



常用范数 设 $\vec{x} = [x_1, \dots, x_n]^T \in R^n$,

$$\|\vec{x}\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i| \text{ (列范数)} \quad \|\vec{x}\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i|^2} \text{ (欧氏范数)}$$

$$\|\vec{x}\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i| \text{ (行范数)} \quad \|\vec{x}\|_p = \sqrt[p]{\sum_{i=1}^n |x_i|^p} \text{ (} p \text{ 范数)}$$

1. 矩阵 A 的行范数: $\|A\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n |a_{ij}|$

2. 矩阵 A 的列范数: $\|A\|_1 = \max_{1 \leq j \leq n} \sum_{i=1}^n |a_{ij}|$

3. 矩阵 A 的谱范数: $\|A\|_2 = \sqrt{\lambda_{\max}(A^T A)}$

