向量范数

向量范数需要满足 正定性 齐次性 三角不等式

ℓp 范数

令记号 $||.||:\mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^+$ 是一种非负函数, 如果它满足:

- 正定性: 对于一切定义域内的 $v \in \mathbb{R}^n$, 有 $||v|| \ge 0$, 且 $||v|| = 0 \Leftrightarrow v = 0_{n \times 1}$;
- 齐次性: 对于一切 $v \in \mathbb{R}^n$ 和 $\alpha \in \mathbb{R}$, 有 $\|\alpha v\| = |\alpha| \|v\|$;
- 三角不等式: 对于一切 $v, w \in \mathbb{R}^n$, 均成立 $||v + w|| \leq ||v|| + ||w||$.

则称||.||是定义在向量空间配1上的向量范数。

范数的**计算方式**如下:

$$\ell_p$$
 范数(其中 $p \ge 1$):

$$||v||_p = \left(\sum_{i=1}^n |v_i|^p\right)^{\frac{1}{p}}$$

无穷范数定义为向量各分量绝对值的最大值,这要求分量是有限个,如果有无限个分量,应该取**上确界**

$$||v||_{\infty} = \max_{1 \leqslant j \leqslant n} |v_{(j)}|.$$

范数球

- p = 1 菱形 数据压缩,稀疏表示
- p = 2 圆球距离
- 无穷 超立方体 鲁棒性分析 最坏情况下的最大偏差

上确界和下确界

加权的向量范数

给定任意的向量范数 $\|v\|$,可以定义基于矩阵 $W \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 的加权范数 $\|v\|_W = \|Wv\|$,

特别, 若W是对角矩阵, 则W的对角元分别对应向量各分量的权系数,

A-范数

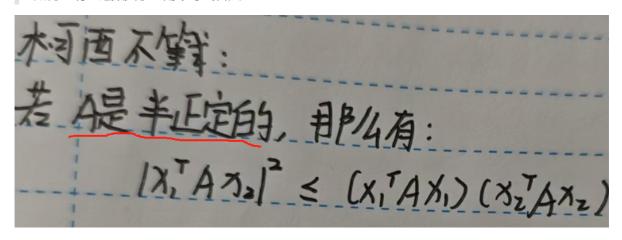
正定矩阵诱导的范数

给定任意的向量 ν ,可以基于正定矩阵 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 诱导

$$||v||_A = \sqrt{v^T A v}.$$

即v的A-范数,记<mark>为 $||v||_A$.</mark>

如何证明A-范数关于三角不等式合法?



这一步是证明中的关键一步。

特别的, 当A对称的时候, 有:

若规定A仍是对称的,则A-范数是一类以对称正定矩阵加权的向量范数:

$$\|v\|_A = \sqrt{v^T A v} = \sqrt{v^T A^{1/2} A^{1/2} v} = \sqrt{\left(A^{1/2} v\right)^T \left(A^{1/2} v\right)} = \|A^{1/2} v\|_2.$$

柯西不等式

设 $a,b \in \mathbb{R}^n$, 则

 $|a^{\mathrm{T}}b| \leqslant ||a||_2 ||b||_2$

且等号成立的条件是a与b线性相关.

证明过程中需要构造垂直向量, 利用勾股定理

$$||a||_{2}^{2} = ||v||_{2}^{2} + \left|\frac{a^{\mathrm{T}}b}{b^{\mathrm{T}}b}\right|^{2} ||b||_{2}^{2} = ||v||_{2}^{2} + \frac{|a^{\mathrm{T}}b|^{2}}{||b||_{2}^{2}},$$

所以:

$$||a||_{2}^{2} \geqslant \frac{|a^{\mathrm{T}}b|^{2}}{||b||_{2}^{2}} \Rightarrow ||a||_{2} ||b||_{2} \geqslant |a^{\mathrm{T}}b|.$$

矩阵范数

定义

令记号 $\|\cdot\|:\mathbb{R}^{m\times n}\to\mathbb{R}^+$ 是一种非负函数, 如果它满足:

- 正定性: 对于一切定义域内的 $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$, 有 $||A|| \ge 0$, 且 $||A|| = 0 \Leftrightarrow A = 0_{m \times n}$;
- 齐次性: 对于一切 $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 和 $\alpha \in \mathbb{R}$, 有 $\|\alpha A\| = |\alpha| \|A\|$;
- 三角不等式: 对于一切 $A,B \in \mathbb{R}^{m \times n}$, 均成立 $||A + B|| \leq ||A|| + ||B||$. 则称 $||\cdot||$ 是定义在向量空间 $\mathbb{R}^{m \times n}$ 上的矩阵范数.

ℓp 范数

$$p=1$$
时, $\|A\|_1=\sum_{i=1}^m\sum_{j=1}^n|a_{ij}|.$ $p=2$ 时,又称此时定义的"2-范数"为Frobenius范数(F-范数),记为 $\|A\|_F$,具体形式为 $\|A\|_F=\sqrt{{
m Tr}\,(AA^{
m T})}=\sqrt{\sum_{i=1}^m\sum_{j=1}^na_{ij}^2}.$

正交不变性

对于任意的正交矩阵 $U \in \mathbb{R}^{m \times m}, \mathcal{V} \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 成立 $\|UA\mathcal{V}\|_F^2 = \|A\|_F^2$.

矩阵的内积

Frobenius内积 矩阵A, B的内积定义为

$$\langle A, B \rangle = \operatorname{Tr} \left(A B^{\mathrm{T}} \right) = \sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{n} a_{ij} b_{ij}.$$

柯西不等式

设 $A, B \in \mathbb{R}^{m \times n}$,则

$$|\langle A,B\rangle| \leqslant ||A||_F ||B||_F,$$

等号成立当且仅当A和B线性相关.

如何证明呢?

未解决

算子范数

给定矩阵 $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$,以及 \mathbb{R}^m 中的向量范数 $\|\cdot\|_{(m)}$ 和 \mathbb{R}^n 中的向量范数 $\|\cdot\|_{(n)}$,其诱导的矩阵范数形式为

$$||A||_{(m,n)} = \max_{x \in \mathbb{R}^n, ||x||_{(n)} = 1} ||Ax||_{(m)}.$$

p范数

$$p = 1$$
 H, $||A||_{p=1} = \max_{||x||_1=1} ||Ax||_1 = \max_{1 \le j \le n} \sum_{i=1}^m |a_{ij}|$.

p=2时, $\|A\|_{p=2}=\max_{\|x\|_2=1}\|Ax\|_2=\sqrt{\lambda_{A^TA}}$. 其中, λ_{A^TA} 是 A^TA 的最大特征值. 此时,又称该范数为A的谱范数.

$$p = \infty$$
时, $||A||_{p=\infty} = \max_{\|x\|_{\infty}=1} ||Ax||_{\infty} = \max_{1 \leqslant i \leqslant m} \sum_{j=1}^{n} |a_{ij}|$. 逐行

核范数

给定矩阵 $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$, 其核范数定义为

$$||A||_* = \sum_{i=1}^r \sigma_i,$$

其中 $\sigma_i(i=1,\cdots,r)$ 为A的所有非零<mark>奇异值</mark>, $r=\operatorname{rank}(A)$.

