

空间定义
R (A) 矩阵范围
零空间nullspace
补空间subspace
特征值分解
性质
范数性质
正定矩阵
奇异值分解SVD
范数性质
伪逆pseudo-inverse
舒尔补schur complement
应用1：计算行列式
应用2：计算（半）正定

空间定义

R (A) 矩阵范围

m*n

表示：所有可以写成列向量线性组合的所有向量

$$\mathcal{R}(A) = \{Ax|x \in \mathbf{R}^n\} \subseteq \mathbf{R}^m$$

x是n个权重，Ax是所有线性组合

零空间nullspace

$$\mathcal{N}(A) = \{x | Ax = 0\} \subseteq \mathbf{R}^n$$

是x（列向量）的集合，是与A的行向量垂直的那个空间
A每一行和x相乘都为0，x与所有A行向量垂直

补空间subspace

If \mathcal{V} is a subspace of \mathbf{R}^n , its orthogonal complement, denoted \mathcal{V}^\perp , is defined as:

$$\mathcal{V}^\perp = \{x | z^\top x = 0 \text{ for all } z \in \mathcal{V}\}$$

与v中所有向量垂直的向量空间

- 关系

$$\mathcal{N}(A) = \mathcal{R}(A^\top)^\perp$$

特征值分解

实对称矩阵

- Suppose $A \in \mathbf{S}^n$, i.e., A is a real symmetric $n \times n$ matrix. Then A can be factored as

$$A = Q\Lambda Q^\top$$

where $Q \in \mathbf{R}^{n \times n}$ is orthogonal, i.e., satisfies $Q^\top Q = I$, and $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$

分解成两个正交Q，中间对角 Λ

diag: 把向量放到矩阵对角线上，其他位置补0

Q列向量是特征向量， λ_1 最大特征值，降序

性质

det: 行列式

$$\det A = \prod_{i=1}^n \lambda_i, \text{tr } A = \sum_{i=1}^n \lambda_i$$

范数性质

$$\|A\|_2 = \max_{i=1,\dots,n} |\lambda_i| = \max(\lambda_1, -\lambda_n)$$

$$\|A\|_F = \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i^2 \right)^{1/2}$$

tr (a,b,c) 有循环不变性

正定矩阵

所有特征值为正

S_{n++} : 正定 $n \times n$ 矩阵

- 半正定 positive semidefinite

S_{n+}

奇异值分解SVD

singular value decomposition

对任意矩阵都可以分解，没有实对称要求

A : $m \times n$ 。秩 r

区别:是 UV 不是 Q ，且正交性只是单方面

$$A = U \Sigma V^T$$

- U

$m \times r$ ，瘦长矩阵

$U^T U = I$ ，但 U 不酉交， $U U^T \neq I$

列向量之间正交，称为左奇异向量

- V

$n \times r$

$V^T V = I$ ，但 V 不酉交， $V V^T \neq I$

列向量之间正交，称为右奇异向量

- Σ

$= \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$

$\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r$ ，必有降序 r 个正奇异值，不像特征值可正可负

- U按列, V按行分成r块 (特征值也能这么干)

只有r个非零的保留下来

σ_i 是 Σ 退化成的系数

每个矩阵秩1, 加在一起秩r

$$A = \sum_{i=1}^r \sigma_i u_i v_i^T$$

范数性质

$$\|A\|_2 = \sigma_1$$

$$\|A\|_F = \left(\sum_{i=1}^n \sigma_i^2 \right)^{1/2}$$

同一个实对称矩阵??

伪逆pseudo-inverse

Pseudo-inverse

- Let $A = U\Sigma V^T$ be the singular value decomposition of $A \in \mathbf{R}^{m \times n}$, with $\text{rank } A = r$. The pseudo-inverse or Moore-Penrose inverse of A is

$$A^\dagger = V\Sigma^{-1}U^T \in \mathbf{R}^{n \times m}$$

$$AA^\dagger A = A$$

舒尔补schur complement

a满秩时, 定义S为舒尔补

- $A \in \mathbf{S}^k$, and a matrix $X \in \mathbf{S}^n$ partitioned as

$$X = \begin{bmatrix} A & B \\ B^T & C \end{bmatrix}$$
- If $\det A \neq 0$, the matrix

$$S = C - B^T A^{-1} B$$

is called the Schur complement of A in X

应用1: 计算行列式

$$\det X = \det A \det S$$

应用2: 计算 (半) 正定

PD Matrices

- $X > 0$ if and only if $A > 0$ and $S > 0$
- If $A > 0$, then $X \geq 0$ if and only if $S \geq 0$

PSD Matrices

$$X \geq 0 \Leftrightarrow A \geq 0, (I - AA^\dagger)B = 0, C - B^\top A^\dagger B \geq 0$$