

1. 余子式和代数余子式
 - 1) 余子式
 - 2) 代数余子式
2. 行列式的含义
3. 矩阵的秩(rank)
 - 1) 基本概念
 - 2) 与向量组的关系
 - 3) 与向量空间的关系 (几何意义)
 - 4) 与线性方程组解的关系
 - 5)
 - 6) 逆矩阵:
4. 矩阵的迹
5. 线性方程组解的情况 / 判断一个线性方程组是否有解有哪几种方法?
 - 1) 对于齐次线性方程组 $Ax=0$
 - 2) 对于非齐次线性方程组 $Ax=b$
6. 线性相关与线性无关
 - 1) 含义
 - 2) 几何意义
 - 3) 一个矩阵线性无关的等价定义有什么?
7. 线性空间 (向量空间)
8. 向量空间的基与维数
 - 1) 基
 - 2) 维数
9. 特征值和特征向量 ★
 - 1) 定义
 - 2) 矩阵的特征值与特征向量有什么关系?
 - 3) 特征值和特征向量的意义
 - 4) 矩阵特征值的求法
10. 相似矩阵 ★
11. 什么是向量正交? 什么是矩阵正交?
13. 合同矩阵
14. 什么是正定矩阵? 什么是半正定矩阵?
 - 1) 正定矩阵
 - 2) 半正定矩阵
15. 相似与对角化 ★
16. 向量范数与矩阵范数
 - 1) 向量范数
 - 2) 矩阵范数

1. 余子式和代数余子式

1) 余子式

n 阶行列式中, 划去元 a_{ij} 所在的第 i 行与第 j 列的元, 剩下的元不改变原来的顺序所构成的 $n-1$ 阶行列式称为元 a_{ij} 的余子式。

作用: 能把 n 阶的行列式化简为 $n-1$ 阶。

2) 代数余子式

a_{ij} 的代数余子式 [3] : $A_{ij} = (-1)^{i+j} M_{ij}$ 。

2. 行列式的含义

所有取自不同行不同列的 n 个元乘积的代数和：

$$|A| = \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{vmatrix} = \sum_{j_1, j_2, \dots, j_n} (-1)^{\tau(j_1, j_2, \dots, j_n)} a_{1j_1} a_{2j_2} \cdots a_{nj_n}$$

其中求和指标 j_1, j_2, \dots, j_n 取遍 $1, 2, \dots, n$ 所有 n 阶排列。共有 $n!$ 项求和。

知乎 @小红粒粒

行列式，记作 $\det(A)$ ，是一个将方阵 A 映射到实数的函数。

行列式等于矩阵**特征值的乘积**。

行列式的绝对值可以被认为是**衡量矩阵相乘后空间扩大或者缩小了多少**。如果行列式是 0, 那么空间至少沿着某一维完全收缩了，使其失去了所有的体积。如果行列式是 1, 那么矩阵相乘没有改变空间体积。

行列式等于它任意一行（列）的各元素与其对应的代数余子式乘积之和。

本质含义（几何意义）：行列式就是在给定一组基下， N 个向量张成的一个 N 维广义四边形的体积。2 阶行列式代表的是平面内的面积；3 阶行列式自然而然就是 3 维空间内的体积；4 阶行列式是 4 维空间里的超体积。

3. 矩阵的秩(rank)

1) 基本概念

k 阶子式：在一个矩阵或行列式中取 k 行 k 列，交叉处的 k^2 个元素按原顺序构成的行列式。

[1] 从子式的角度定义：矩阵的**秩**就是矩阵中**非零子式的最高阶数**。

[2] 从极大线性无关组的角度定义：矩阵的所有行向量中**极大线性无关组**的元素个数。

[3] 从标准型的角度定义：求一个矩阵的秩，可以先将其化为**行阶梯型**，**非零行**的个数即为矩阵的秩。
(行阶梯型矩阵的秩等于其非零行的行数。)

2) 与向量组的关系

矩阵的秩等于它列向量组的秩，也等于它行向量组的秩。

向量组的秩定义为向量组的极大线性无关组所含向量的个数。

3) 与向量空间的关系（几何意义）

任何矩阵的行空间的维数等于矩阵的列空间的维数等于矩阵的秩。

4) 与线性方程组解的关系

设 A 是 $m \times n$ 矩阵, 若 $R(A)=r < n$ (只和 n 有关, 因为 n 是未知数的个数), 则齐次线性方程组 $Ax=0$ 有**基础解系**, 且每个基础解系都含 $n-r$ 个解向量。

5)

- 初等变换不改变矩阵的秩
- 两个矩阵同型的充要条件: 秩相等
- 满秩——非奇异矩阵, 非满秩——奇异矩阵
- 初等变换与初等矩阵的关系: 对 $m \times n$ 矩阵 A 做一次初等行/列变换, 相当于用一个相应的 m/n 阶初等矩阵左/右乘 A
- 满秩矩阵可以表示成一组同阶初等矩阵的乘积

6) 逆矩阵:

n 阶方阵 A 、 B , 若有 $AB=BA=E$, 则称 A 是可逆矩阵, B 是 A 的逆矩阵

- A 可逆的充要条件是: $|A| \neq 0$, 则 $A^{-1} = \frac{1}{|A|} A^*$
- 通常求法: $(A|E) \xrightarrow{\text{初等行变换}} (E|A^{-1})$

4. 矩阵的迹

方阵 $A(n \times n)$ 的迹定义为对角线元素的和。即:

$$tr(A) = \sum_{i=1}^n a_{ii} = a_{11} + a_{22} + \dots + a_{nn}$$

- 方阵迹的和 = 特征值的和

5. 线性方程组解的情况 / 判断一个线性方程组是否有解有哪几种方法?

1) 对于齐次线性方程组 $Ax=0$

$r(A)=n$, 有**唯一零解**;

$r(A)<n$, 有**无穷多解**。

- 基础解系
 - 若齐次线性方程组的有限个解 ξ_1, \dots, ξ_t 满足:
 - 线性无关
 - 方程组的每个解都可以由 ξ_1, \dots, ξ_t 线性表示
 - 于是有通解 $k_1\xi_1 + \dots + k_t\xi_t$
- 若齐次线性方程组的系数矩阵 A 的秩 $r < n$, 则其存在基础解系, 且基础解系所含向量的个数为 $(n-r)$

2) 对于非齐次线性方程组 $Ax=b$

$r(A) \neq r(A, b)$, **无解**;

$r(A)=r(A, b)=n$, 有**唯一解**;

$r(A)=r(A, b)<n$, 有**无穷多解**。

6. 线性相关与线性无关

1) 含义

设 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 都为 n 维向量, 若存在一组不完全为0的 k_1, k_2, \dots, k_m , 使得 $k_1\alpha_1 + k_2\alpha_2 + \dots + k_m\alpha_m = 0$, 则称向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性相关, 否则, 称向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性无关。

m 个向量组成的向量组 A 线性无关的充分必要条件是 $R(A) = m$ 。

2) 几何意义

一组矢量的线性相关性本质上, 是描述他们所张成的广义平行四边形体积是否为零。 **N 个向量线性无关 \Leftrightarrow 他们所张成的 N 维体体积不为零。**于是有: 线性无关矢量组成的矩阵的行列式不为零; 线性相关矢量组成的矩阵的行列式必为零。

3) 一个矩阵线性无关的等价定义有什么?

非奇异矩阵、矩阵可逆、矩阵满秩、特征值没有 0。

(奇异矩阵: 行列式等于零的矩阵 (方阵) 。)

7. 线性空间 (向量空间)

n 维向量构成的非空集合, 对于向量加法和数乘两种运算封闭。

设 V 是非空向量几何, 若果对任意 $\alpha, \beta \in V$ 、任意实数 k , 都有 $\alpha + \beta \in V, k\alpha \in V$, 则称 V 是向量空间

8. 向量空间的基与维数

1) 基

设 V 是一向量空间, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r \in V$ 且满足:

- a) $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 线性无关;
- b) V 中向量均可由 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 线性表示。

则称 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 为 V 的一个基。

2) 维数

基中所含向量个数 r 称为向量空间的维数。

9. 特征值和特征向量 ★

1) 定义

对方阵 A 满足: $Ax = \lambda x$, 其中 x 为非零向量, 则称 x 为特征向量, λ 为特征值。

2) 矩阵的特征值与特征向量有什么关系?

- 一个特征值可能对应多个特征向量，一个特征向量只能属于一个特征值。
- 属于不同特征值的特征向量一定线性无关。
- 设 λ 是 n 阶方阵 A 的一个 k 重特征值 (λ 为特征方程的 k 重根)，对应于 λ 的线性无关的特征向量的最大个数为 l ，则 $k \geq l$ ，即特征值 λ 的代数重数不小于几何重数。

3) 特征值和特征向量的意义

如果一个向量投影到一个方阵定义的空间中只发生伸缩变化，而不发生旋转变换，那么该向量就是这个方阵的一个**特征向量**，伸缩的比例就是**特征值**。

特征向量的代数含义是：**将矩阵乘法转换为数乘操作**；特征向量的几何含义是：**特征向量通过方阵 A 变换只进行伸缩，而保持特征向量的方向不变**。特征值表示的是这个特征到底有多重要，类似于权重，而特征向量在几何上就是一个点，从原点到该点的方向表示向量的方向。

从物理意义来讲，这种**经过了矩阵变换之后，方向依然能保持不变的向量，就是这个矩阵的特征向量**，这些**特征向量经过变换后大小的改变，就是该特征向量的对应特征值了**。

4) 矩阵特征值的求法

- 计算 A 的特征多项式 $f(\lambda) = |A - \lambda E|$
- 求特征方程 $f(\lambda) = |A - \lambda E| = 0$ 的全部根，它们就是 A 的全部特征值
- 对于 A 的每个特征值 λ_i ，求出相应的特征方程组 $(A - \lambda_i E)X = 0$ 的一个基础解系，它们就是 A 对应于 λ_i 的一组线性无关的特征向量， A 对应于 λ_i 的全部特征向量为 $k_1\xi_1 + k_2\xi_2 + \dots + k_t\xi_t$ (k 不全为 0)

10. 相似矩阵 ★

设 A, B 都是 n 阶矩阵，若有可逆矩阵 P ，使得 $P^{-1}AP = B$ 则称 B 是 A 的相似矩阵，或说 A 和 B 相似。

相似矩阵： $P^{-1}AP = B$ (存在可逆的 P)

等价矩阵： $PAQ = B$ (存在 P, Q)

相似矩阵一定是等价矩阵，等价矩阵不一定是相似矩阵

11. 什么是向量正交？什么是矩阵正交？

- 若 $(\alpha, \beta) = 0$ ，即向量 α 和 β 内积为 0，则称向量 α 与 β 正交。
- 若 n 阶向量组满足任意两个向量都是正交的，则称向量组为 **n 维正交向量组**。
 - (n 维正交向量组一定线性无关，但是 n 维线性无关的向量不一定是正交向量组)
 - 通过施密特正交化，可以将线性无关向量组化为正交向量组。
再做规范化，就可以得到正交单位向量组
 - 于是，向量空间 V 中任一向量都可由它们线性表示
向量 α 在正交规范基下，第 i 个坐标可由该向量与第 i 个基 ϵ_i 的内积表示
- 若 n 阶方阵 A 满足 $A^T A = E$ ，则称 A 为 **n 阶正交矩阵**。
 - (充要条件： A 的行/列向量组是单位正交向量组)
 - 正交矩阵是指矩阵的转置等于矩阵的逆的矩阵。 $A^{-1} = A^T$ or $A^T A = E$

13. 合同矩阵

两个 n 阶方阵 A, B ，若存在可逆矩阵 C 使 $C^T A C = B$ ，则称方阵 A 和 B 合同。

14. 什么是正定矩阵？什么是半正定矩阵？

1) 正定矩阵

给定一个大小为 $n \times n$ 的实对称矩阵 A ，若对于任意长度为 n 的非零向量 X ，有 $X^T A X > 0$ 恒成立，则矩阵 A 是一个正定矩阵。

- 前提：矩阵是对称的
- 正定矩阵的所有特征值大于零
- 各阶主子式大于零

2) 半正定矩阵

给定一个大小为 $n \times n$ 的实对称矩阵 A ，若对于任意长度为 n 的非零向量 X ，有 $X^T A X \geq 0$ 恒成立，则矩阵 A 是一个半正定矩阵。

- 多元正态分布的协方差矩阵要求是半正定的。

根据正定矩阵和半正定矩阵的定义，我们也会发现：半正定矩阵包括了正定矩阵，与非负实数 (non-negative real number) 和正实数 (positive real number) 之间的关系很像。

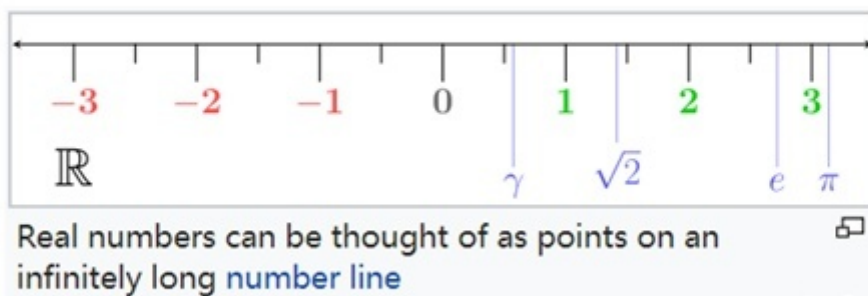


图1 正实数与负实数，图片来源于https://en.wikipedia.org/wiki/Real_number

15. 相似与对角化 ★

- 设 A, B 都是 n 阶矩阵，若有可逆矩阵 P ，使得 $P^{-1}AP = B$ 则称 B 是 A 的相似矩阵
- 对角化
 - A 能对角化的充分必要条件是 A 有 n 个线性无关的特征向量
 - 设 A 为 n 阶对称矩阵，则必有正交矩阵 P 使得 $P^{-1}AP = P^T A P = \Lambda$ ，其中 Λ 是以 A 的 n 个特征值为对角元的对角矩阵

相似对角化后，对角线的值就是矩阵 A 的 n 个特征值。

16. 向量范数与矩阵范数

1) 向量范数

- 1-范数：

$$\|X\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$$

，即向量元素绝对值之和，x 到零点的曼哈顿距离。

- 2-范数：

$$\|X\|_2 = (\sum_{i=1}^n x_i^2)^{1/2}$$

，Euclid范数（欧几里得范数，常用于计算向量长度），即向量元素绝对值的平方和再开方，表示 x 到零点的欧式距离。

- ∞ -范数：

$$\|x\|_{\infty} = \max_i |x_i|$$

，即所有向量元素绝对值中的最大值。

- $-\infty$ -范数：

$$\|x\|_{-\infty} = \min_i |x_i|$$

，即所有向量元素绝对值中的最小值。

- p-范数：

$$\|x\|_p = (\sum_{i=1}^m |x_i|^p)^{\frac{1}{p}}$$

，即向量元素绝对值的 p 次方和的 $\frac{1}{p}$ 次幂，表示 x 到零点的 p 阶闵氏距离。

2) 矩阵范数

一个在 $m \times n$ 的矩阵上的矩阵范数(matrix norm)是一个从 $m \times n$ 线性空间到实数域上的一个函数，记为 $\|\bullet\|$

对于矩阵 $A \in R^{m \times n}$

1-范数

$$\|A\|_1 = \max_j \sum_{i=1}^m |a_{i,j}|$$

，列和范数，即所有矩阵列向量绝对值之和的最大值

2-范数

$$\|A\|_2 = \sqrt{\lambda_1}$$

λ_1 表示 $A^T A$ 的最大特征值，称为谱范数

∞ -范数

$$\|A\|_{\infty} = \max_j \sum_{i=1}^m |a_{i,j}|$$

，称为行和范数，即所有矩阵行向量绝对值之和的最大值

F-范数

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

，称为Frobenius范数，即矩阵元素绝对值的平方和再开平方

