

矩阵运算

本资料是微信公众号<机器人学家>编者的个人笔记，综合了各种线性代数课程、资料和自己的思考总结，仅供<机器人学家>公众号读者内部交流学习使用。

个人笔记难免有疏漏之处，关于笔记内容的任何疑问，可以在微信公众号<机器人学家>上与我直接交流，或者发送邮件给gorobotics@126.com，我尽量一一回复。



机器人学家

扫码关注微信公众号
机器人学家



扫码向我打赏
金额随意

目录

矩阵运算

I. 基本定义

- 伴随矩阵
- 矩阵的逆
- Determinant
- 相抵
- 实对称阵

II. 矩阵运算

- 转置 取逆 伴随
- 行列式
- trace
- Matrix and data
- Matrix Analysis
- 其他

III. 矩阵的秩

- 3.1 运算关系
- 3.2 Examples

IV. 特征值

- 4.1 定义
- 4.2 计算

V. 相似similarity

- 5.1 定义
- 5.2 常用性质

VI. 矩阵对角化

- 6.1 Meaning
 - 6.1.1 by Matrix
 - 6.1.2 by Linear Space
- 6.2 Existence
- 6.3 对角化步骤
- 6.4 性质
 - 6.4.1 实对称阵

VII. 正交性和正交矩阵

- 7.1 向量组的正交性
- 7.2 坐标含义
- 7.3 正交矩阵和标准正交基
 - 7.3.1 性质

I. 基本定义

-伴随矩阵

- 定义：把方阵A中每个元素都换成行列式中该元素的余子式，再转置即得。
- 性质：
 1. $A^* = |A| * A^{-1}$, $A^* A = A A^* = |A| I$
 2. $A \in M_n, n \geq 2$ 时, $|A^*| = |A|^{n-1}$
 3. 可由以上两条得出： $(A^*)^* = |A|^{n-2} A$

-矩阵的逆

- 性质
 1. A的逆为 $\frac{A^*}{|A|}$
 2. A可逆 等价于 $|A|$ 不等于0
 3. A可逆 等价于 存在B使得 $AB=I$
 4. 手动求逆：利用 $[A|I] * A^{-1} = [I|A^{-1}]$ ，行变换把A变成I，用I记录的操作就成了A的逆。

- Determinant

- Def
 1. one from each row, different column, times them,
 2. the sign of each term:

-相抵

- 定义：两个矩阵AB能通过初等变换转换，称为他们相抵。
- 实质即两矩阵同秩。

-实对称阵

实对称阵每个特征值的几何重数等于代数重数。

实对称阵的特征值都是实数。

II. 矩阵运算

-转置 取逆 伴随

- 叠加 $(A^T)^{-1} = (A^{-1})^T, (A^T)^* = (A^*)^T, (A^*)^{-1} = (A^{-1})^*$
- 和

1. 转置： $(A+B)^T = A^T + B^T$

2. 取逆：没有

3. 伴随：没有

- 数乘

1. 转置： $(kA)^T = kA^T$

2. 取逆： $(kA)^{-1} = \frac{1}{k} A^{-1}$

3. 伴随： $(kA)^* = k^{n-1} A^*$

- 乘积

1. 转置： $(ABC)^T = C^T B^T A^T$

2. 取逆： $(ABC)^{-1} = C^{-1} B^{-1} A^{-1}$

3. 伴随：？

- 分块矩阵的逆

1. $A = \text{diag}(A_1, A_2, \dots, A_n)$ 则A可逆等价于 A_i 都可逆，且

$$A^{-1} = \text{diag}(A_1^{-1}, A_2^{-1}, \dots, A_n^{-1})$$

2. $A = \begin{bmatrix} 0 & B \\ C & 0 \end{bmatrix}$ ，A可逆等价于B、C都可逆，且 $A^{-1} = \begin{bmatrix} 0 & C^{-1} \\ B^{-1} & 0 \end{bmatrix}$

-行列式

$\det(A)$ 是原空间的单位球经过A变换后得到的体积。

$\det(A)=0$ 意味着损失了维度。

- 初等变换对行列式的影响是带上一个非零系数

- $|AB| = |A| * |B|$

- $|A^T| = |A|$

- $|kA| = k^n |A|$

- $|A^{-1}| = \frac{1}{|A|}$

- $\det \begin{bmatrix} A & 0 \\ B & C \end{bmatrix} = |A| \cdot |C| = |AC|$

- $A \in M_{m,n}, B \in M_{n,m}$ ，则 $|I_m - AB| = |I_n - BA|$

-trace

[https://en.wikipedia.org/wiki/Trace_\(linear_algebra\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Trace_(linear_algebra))

- def: sum of diagonal elements.

- cyclic permutations:

$$\text{tr}(X^T Y) = \text{tr}(XY^T) = \text{tr}(Y^T X) = \text{tr}(YX^T) = \sum_{i,j} X_{ij} Y_{ij}$$

$$\text{tr}(ABCD) = \text{tr}(BCDA) = \text{tr}(CDAB) = \text{tr}(DABC)$$

Note: must be cyclic.

$$\text{tr}(ABC) \neq \text{tr}(ACB)$$

It is often used on scalar products:

$$\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} = \text{tr}(\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}) = \text{tr}(\mathbf{x} \mathbf{x}^T \mathbf{A}) = \text{tr}(\mathbf{A} \mathbf{x} \mathbf{x}^T)$$

- other

$$\text{tr}(A + B) = \text{tr}(A) + \text{tr}(B)$$

$$\text{tr}(cA) = c \cdot \text{tr}(A)$$

$$\text{tr}(AB) = \text{tr}(BA)$$

- Matrix and data

- $\mathbf{X}[\dots]$ X is row vector: sum up! X is col vector: generate matrix!
- vector-matrix \leftrightarrow scalar-vector

$$\|\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\omega}\| = \sum (\mathbf{y}_i - \text{row}(\mathbf{X})_i * \boldsymbol{\omega})^2$$

$\mathbf{X}\boldsymbol{\omega}$ treats X as a collection of row vector, maps to a col vector

$\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{X}$ treats X as a collection of col vector, maps to a row vector

- sum of squares matrix
each row of \mathbf{X} is a data point \mathbf{x}_i .

$$\mathbf{X}^T \mathbf{X} = \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T = \sum_{i=1}^N \begin{pmatrix} x_{i,1}^2 & \cdots & x_{i,1}x_{i,D} \\ & \ddots & \\ x_{i,D}x_{i,1} & \cdots & x_{i,D}^2 \end{pmatrix}$$

- Matrix Analysis

$$\frac{\partial(\mathbf{b}^T \mathbf{a})}{\partial \mathbf{a}} = \mathbf{b}$$

$$\frac{\partial(\mathbf{a}^T \mathbf{A} \mathbf{a})}{\partial \mathbf{a}} = (\mathbf{A} + \mathbf{A}^T) \mathbf{a}$$

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{A}} \text{tr}(\mathbf{B} \mathbf{A}) = \mathbf{B}^T$$

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{A}} \log |\mathbf{A}| = \mathbf{A}^{-T} \triangleq (\mathbf{A}^{-1})^T$$

-其他

- 两个上（下）三角阵的乘积仍是上（下）三角阵。对角元素为对应元素相乘
- 上（下）三角阵的逆仍是上（下）三角阵。逆的对角元素为原对角元素的倒数

III. 矩阵的秩

3.1 运算关系

(to be updated)

3.2 Examples

$r(A)$ 与 $r(A^*)$, for $A \in Mn$

- if $r(A) = n$, then $|A^*|$ is not zero. Thus $r(A^*) = n$
- if $r(A) = n - 1$, then $r(A^*) = 1$
- else, $r(A^*) = 0$

$$r(A) = r(A^T A) = r(AA^T)$$

IV. 特征值

4.1 定义

- 线性变换定义：线性变换 θ 的矩阵为 A 。则若非零向量 x 满足 $\theta x = \lambda x$ （共线），则称 λ 为 θ 的特征值。
- 公式定义：线性变换 θ ，或矩阵 A 的特征多项式 $f(\lambda) = |\lambda I - A|$ 的根为特征根

4.2 计算

上/下三角矩阵，其对角元素即为特征值。（写出特征多项式可看出）

V. 相似similarity

5.1 定义

The matrices of a transform under different basis are similar matrices.

等价于，

For $A, B \in M_n$, we say $A \sim B$ when $\exists P, \det(P) \neq 0, P^{-1}AP = B$,

5.2 常用性质

AB相似，则：

- $A^m \sim B^m$ 而且P相同： $P^{-1}A^mP = B^m$
- $f(x)$ 为一元多项式，则 $f(A) \sim f(B)$
- $A^{-1} \sim B^{-1}$
- 若 $A_i \sim B_i, A_i = P_i^{-1}B_iP_i$, 则 $\text{diag}(A_1, A_2, \dots, A_n) = P^{-1} \text{diag}(B_1, B_2, \dots, B_n)P$,
其中 $P = \text{diag}(P_1, P_2, \dots, P_n)$

A、B为实对称阵时，AB相似 等价于 AB有相同的特征值。

证明：用相似于同一个对角阵来证。

相似变换不改变矩阵的特征值和特征多项式。

单位阵仅与自己相似。

方阵A仅与自己相似 等价于 $A = cI$, c为常数

VI. 矩阵对角化

即将矩阵相似到一个对角阵。

6.1 Meaning

6.1.1 by Matrix

n阶方阵与对角阵相似，等价于

它有n个线性无关的特征向量，因为那实际是说

$$A[e_1, e_2, \dots, e_n] = [e_1, e_2, \dots, e_n] \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$$

也即

$$A = E\Lambda E^{-1}$$

其中 $[e_1, e_2, \dots, e_n]$ 就是那n个线性无关特征向量，记为 E , E 可逆；

Λ 对角元素即为A的特征值。

6.1.2 by Linear Space

Since A is square, we could find a basis for both input and output space of A, under which a dilation transform could be obtained to be equivalent with the effect of transformation A.

The set of basis consists of n independent eigenvectors of A.

6.2 Existence

n阶方阵与对角阵相似，等价于

- 它有n个线性无关的特征向量
- 等价于其每个特征向量的几何重数都等于其代数重数。
- 也就是说，空间可以分为该变换的一维不变子空间的直和。

对角化不一定存在，但化成Jordan标准型是一定可以的。

6.3 对角化步骤

1. 求特征值，求特征向量，组成一组基
2. 正交化、单位化成标准正基 (e_1, \dots, e_n)
3. 记 $Q = (e_1, \dots, e_n)$ 则所求对角阵为 $Q^{-1}AQ$

6.4 性质

对角化后的对角阵为 $\text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$

对角化用的矩阵Q（也即特征向量构成的基）只是线性无关，未必是正交的。

特例：当 $AA^T = A^T A$ 时，Q是正交的。

6.4.1 实对称阵

实对称阵一定可以对角化。

实对称阵 -> 对角化 -> 对角阵

相似，相合，对角化用的还是正交矩阵。

VII. 正交性和正交矩阵

7.1 向量组的正交性

正交性定义：内积为零。

利用正交性的方法：用向量去乘某式

正交 => 线性无关

对于任何一种内积，定义了其标准正交基后，该内积就成为标准内积形式 $\mathbf{X}_1^T \mathbf{X}_2$ ，则正交意味着 $\mathbf{X}_1^T \mathbf{X}_2 = 0$

7.2 坐标含义

选定任意一组基 $[s_1, s_2, \dots, s_n]$ ，这组基下向量 V 可如下表示：

$$V = \sum \frac{(V \cdot S_i)}{S_i \cdot S_i} S_i$$

7.3 正交矩阵和标准正交基

1. $Q^T Q = I$ （定义）
2. 由标准正交基到标准正交基的过渡矩阵为正交矩阵。
3. 正交矩阵 \Leftrightarrow 行（列）向量组为标准正交基

—

说明：1自然能推出3. 因为，记 Q 的列向量为 q_i ，1即是说

$$\begin{bmatrix} q_1^T \\ \vdots \\ q_n^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_1 & \cdots & q_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

也即， $q_j \cdot q_i = 0, q_i \cdot q_i = 1$ ，是标准正交基。

7.3.1 性质

$$S^{-1} = S^T$$

正交阵的逆、乘积还是正交阵