## 矩阵

2018年10月5日

#### 摘要

常用线性代数的引理和定理, 写着玩

### 1 实对称矩阵的特征值是实数

$$Ax = \lambda x$$

$$x^{H} A^{H} = \bar{\lambda} x^{H}$$

$$x^{H} A^{H} x = \bar{\lambda} x^{H} x$$

$$A^{H} = A$$

$$x^{H} Ax = \bar{\lambda} x^{H} x$$

$$\lambda x^{H} x = \bar{\lambda} x^{H} x$$

$$\lambda = \bar{\lambda}$$

$$(1)$$

## 2 n 阶方阵一定有 n 个特征根 (重跟按重数计算)

设 A 是一个 n 阶方阵,它的特征值多项式  $|A-\lambda I|$  是一个关于  $\lambda$  的多项式。根据代数基本定理,它可以唯一的分解成一次因式的乘积。所以  $|A-\lambda I|$  一定有 n 个复数跟。

# 3 n 阶实对称矩阵一定有 n 个实特征跟(重跟按重数计算)

由以上两条结论易证。

4 实对称矩阵,不同特征值的特征向量正交

$$Ax_{1} = \lambda_{1}x_{1}$$

$$Ax_{2} = \lambda_{2}x_{2}$$

$$x_{1}^{H}A^{H} = \lambda_{1}x_{1}^{H}$$

$$x_{1}^{H}A^{H}x_{2} = \lambda_{1}x_{1}^{H}x_{2}$$

$$\lambda_{2}x_{1}^{H}x_{2} = \lambda_{1}x_{1}^{H}x_{2}$$

$$(\lambda_{1} - \lambda_{2})x_{1}^{H}x_{2} = 0$$

$$\lambda_{1} \neq \lambda_{2}$$

$$x_{1}^{H}x_{2} = 0$$

$$(2)$$

5 设 A 为 n 阶对称矩阵,则必有正交矩阵 Q,使得  $Q^{-1}AQ = Q^TAQ = \Lambda$ ,其中  $\Lambda$  是以 A 的特征值为对角线元素的对角矩阵

也即对称矩阵与对角矩阵相似。不会证。为什么 A 一定会有 n 个线性 无关的特征向量?

6 实对称矩阵是半正定矩阵的充分必要条件是它的 所有特征值都非负

由以上结论不难证明。

正定矩阵定义: 一个  $n \times n$  的实对称矩阵 A 是正定的,当且仅当对于所有的非零实系数向量 x,都有  $x^T A x > 0$ .

## 7 n 阶方阵

### 7.1 可对角化的条件

n 阶方阵可对角化的充要条件是有 n 个线性无关的特征向量。如果 n 阶方阵有 n 个不同的特征值,则 n 可对角化,反之不一定对。考虑矩阵

$$A = \begin{bmatrix} -1 & 3 & -1 \\ -3 & 5 & -1 \\ -3 & 3 & 1 \end{bmatrix} \tag{3}$$

A 的特征值为 (1,2,2), 重根 2 有两个线性无关的特征向量, (1,1,0) 和 (-1/3,0,1). 所以 A 有 3 个线性无关的的特征向量, 可以对角化。所谓的代数重数和几何重数。

### 7.2 对角化的方法 - 特征值分解

假设 n 阶矩阵 A 有特征根  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ ,以及 n 个线性无关的特征向量  $q_1, q_2, \dots, q_n$  (列向量),易证明

$$Q^{-1}AQ=\Lambda$$

其中

$$\Lambda = egin{bmatrix} \lambda_1 & & & & \ & \lambda_2 & & & \ & \ddots & & \ & & \lambda_n \end{bmatrix}$$
  $Q = [q_1, q_2, \cdots, q_n]$ 

证明如下

$$\begin{aligned} AQ &= A[q_1, q_2, \cdots, q_n] \\ &= [Aq_1, Aq_2, \cdots, Aq_n] \\ &= [\lambda_1 q_1, \lambda_2 q_2, \cdots, \lambda_n q_n] \\ &= \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_n \end{bmatrix} [q_1, q_2, \cdots, q_n] \\ &= \Lambda Q \end{aligned}$$

所以有

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

特征值分解可以用来求矩阵的逆。可以看出

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

因为  $\Lambda$  是对角矩阵, 所以有

$$\Lambda^{-1} = egin{bmatrix} \lambda_1^{-1} & & & & \\ & \lambda_2^{-1} & & & \\ & & \ddots & & \\ & & & \lambda_n^{-1} \end{bmatrix}$$

当矩阵是对称方阵时

$$A = A^T$$

$$Q\Lambda Q^{-1} = (Q\Lambda Q^{-1})^T$$

$$= (Q^{-1})^T \Lambda^T Q^T$$

$$= (Q^{-1})^T \Lambda Q^T$$

于是有

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

也就是说, Q 是正交矩阵。

### 8 矩阵的奇异值分解 SVD

假设 A 是一个  $m \times n$  的矩阵, 那么定义矩阵 A 的 SVD 为:

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

其中 U 是  $m \times m$  的矩阵,V 是  $n \times n$  的矩阵。U 和 V 都是幺正矩阵(酉矩阵, unitary matrix),即  $U^TU = I$ ,  $V^TV = I$ 。 $\Sigma$  是  $m \times n$  的矩阵,除了对角线以外的元素都是 0,对角线上的元素称为奇异值。

 $A^TA$  是  $n\times n$  的一个对称方阵,又上文可知,可以对其做特征值分解,得到 n 个正交的特征向量,所有的特征向量可以张成一个  $n\times n$  的幺正矩阵 V.

用类似的方法,对  $AA^T$  做特征值分解,可以得到  $m \times m$  的幺正矩阵 U.

这里得到的 U 和 V 就是上面 SVD 公式里面的 U 和 V. 证明如下:

$$A = U\Sigma V^{T}$$
 
$$A^{T} = V\Sigma U^{T}$$
 
$$AA^{T} = U\Sigma^{2}U^{T}$$