习题课7

20220604

- 一、第七章内容回顾
- 1. 欧式空间的定义: 在线性空间中引入内积
- 2. 内积的性质:对称性,线性性,正定性,柯西不等式与三角不等式
- 3. 度量矩阵,矩阵的相合
- 4. 标准正交基, schmidt 正交化

设欧氏空间 V 的一组基: $oldsymbol{lpha}_1, oldsymbol{lpha}_2, \ldots, oldsymbol{lpha}_n \Rightarrow$ 构造一组标准正交基? $oldsymbol{e}_1 = rac{oldsymbol{lpha}_1}{|oldsymbol{lpha}_1|}, \ eta_2 = oldsymbol{lpha}_2 - (oldsymbol{lpha}_2, oldsymbol{e}_1, \ oldsymbol{e}_2 = rac{oldsymbol{eta}_2}{|oldsymbol{eta}_2|}, \ .$

$$eta_k = oldsymbol{lpha}_k - \sum_{i=1}^{k-1} (oldsymbol{lpha}_k, oldsymbol{e}_i, oldsymbol{e}_k = rac{oldsymbol{eta}_k}{|oldsymbol{eta}_k|}, \ k = 1, 2, \ldots, n,$$

 \Rightarrow e_1, e_2, \dots, e_n 为一组标准正交基,上述<mark>构造性算法</mark>称为 Schmidt

正交化方法

- 5. 正交变换: 保持内积不变的变换
- 6. 正交矩阵的性质
- 7. 对称变换和对称矩阵
- 8. 实对称阵的对角化

对称阵的特征值一定是实数;不同特征值对应的特征向量相互正交;对称阵可以正交对角化

- 9. 酉空间 (
- 二、作业题选讲

14 证:

$$A^{T}A = I \rightarrow A^{T} = A^{-1} \rightarrow \begin{pmatrix} a & c \\ b & d \end{pmatrix} = \frac{1}{|A|} \begin{pmatrix} d & -b \\ -c & a \end{pmatrix}$$

由于 A 为正交阵,则 A 只可能为 1 或-1。

$$|A|=1$$
 时, $a=d,b=-c,a^2+b^2=1$, $\diamondsuit a=\cos\theta$, $b=\sin\theta$

此时的正交矩阵为 $\begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix}$

$$|A| = -1$$
时, $a = -d$, $b = c$, $a^2 + b^2 = 1$, $\diamondsuit a = \cos \theta$, $b = \sin \theta$ 此时的正交矩阵为 $\begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ \sin \theta & -\cos \theta \end{pmatrix}$

15

解:

先求出 A 的特征值和特征向量。

$$|\lambda I - A| = \begin{vmatrix} \lambda - 1 & 2 & 0 \\ 2 & \lambda - 2 & 2 \\ 0 & 2 & \lambda - 3 \end{vmatrix} = \lambda^3 - 6\lambda^2 + 3\lambda + 10 = (\lambda - 2)(\lambda^2 - 4\lambda - 5)$$
$$= (\lambda + 1)(\lambda - 2)(\lambda - 5)$$

A的特征值为-1,2,5,

对于 $\lambda = -1$,求解(-I - A)x = 0得 $x = (2,2,1)^T$

对于 $\lambda = 2$, 求解(2I - A)x = 0得 $x = (-2,1,2)^T$

对于 $\lambda = 5$,求解(5I - A)x = 0得 $x = (1, -2, 2)^T$

单位化并正交化得

$$P = \begin{pmatrix} \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} & \frac{1}{3} & -\frac{2}{3} \\ \frac{1}{3} & \frac{2}{3} & \frac{2}{3} \end{pmatrix}$$

$$P^{-1}AP = \begin{pmatrix} -1 \\ 2 \\ 5 \end{pmatrix}$$

$$A^{k} = P \begin{pmatrix} -1 \\ 2 \\ 5 \end{pmatrix}^{k} P^{-1} = \begin{pmatrix} \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} & \frac{1}{3} & -\frac{2}{3} \\ \frac{1}{3} & \frac{2}{3} & \frac{2}{3} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} (-1)^{k} \\ 2^{k} \\ 5^{k} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{2}{3} & \frac{2}{3} & \frac{1}{3} \\ -\frac{2}{3} & \frac{1}{3} & \frac{2}{3} \\ \frac{1}{3} & -\frac{2}{3} & \frac{2}{3} \end{pmatrix}$$

17

由于 $e_1, ..., e_n$ 是 n 维空间的一组标准正交基,则对任意 x_i 均可以被唯一表示为 $e_1, ..., e_n$ 的线性组合。

设 $x_i = t_{i1}e_1 + \dots + t_{in}e_n (i = 1, \dots, k)$ 必要性:

$$(x_i, x_j) = 0 \to t_{i1}t_{j1} + \dots + t_{in}t_{jn} = 0$$
$$\sum_{s=1}^{n} (x_i, e_s)(x_j, e_s) = \sum_{s=1}^{n} t_{is}t_{js} = 0$$

必要性成立。

充分性:

$$\sum_{s=1}^{n} (x_i, e_s)(x_j, e_s) = \sum_{s=1}^{n} t_{is} t_{js} = 0 \to (x_i, x_j) = 0$$

充分性成立。

三、补充题

1. 2020FA

4.
$$(16\
ho)$$
 设 V 是 3 维欧式空间,由基 $\alpha_1,\alpha_2,\alpha_3$ 给出的度量矩阵 $= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 10 & -2 \\ 1 & -2 & 2 \end{pmatrix}$. 请由 $\alpha_1,\alpha_2,\alpha_3$ 按现在的顺序进行 Schmidt 正交化给出一组标准正交基.

解:

$$\begin{split} e_1 &= \alpha_1, \beta_2 = \alpha_2 - (e_1, \alpha_2)e_1 = \alpha_2, e_2 = \frac{\alpha_2}{\sqrt{10}} \\ \beta_3 &= \alpha_3 - (e_1, \alpha_3)e_1 - (e_2, \alpha_3)e_2 = \alpha_3 - \alpha_1 + \frac{1}{5}\alpha_2 \\ |\beta_3| &= 2 + 1 + \frac{2}{5} - 2 - \frac{4}{5} = \frac{3}{5} \\ e_3 &= \frac{\sqrt{15}}{3} \left(\alpha_3 - \alpha_1 + \frac{1}{5}\alpha_2 \right) \end{split}$$

2. 2021SF

四、【12分】考虑线性空间 $V=\mathbb{R}_2[x]$, 运算为多项式的加法与数乘. 对于 $f(x)=a_0+a_1x+a_2x^2$, $g(x)=b_0+b_1x+b_2x^2$, 定义

$$(f,g) = \int_0^1 f(x)g(x)\mathrm{d}x.$$

则 (V,(,)) 为欧氏空间. 用Schimidt正交化方法将 $1,x,x^2$ 按顺序改造成标准正交基.

解:

$$\alpha_1 = 1, e_1 = 1$$

$$\beta_2 = \alpha_2 - (e_1, \alpha_2)e_1 = x - \frac{1}{2}$$

$$(\beta_2, \beta_2) = \int_0^1 \left(x - \frac{1}{2}\right)^2 dx = \frac{1}{3} - \frac{1}{2} + \frac{1}{4} = \frac{1}{12}$$

$$e_2 = \sqrt{3}(2x - 1)$$

$$\beta_3 = \alpha_3 - (e_1, \alpha_3)e_1 - (e_2, \alpha_3)e_2 = x^2 - \frac{1}{3} - 3(2x - 1)\int_0^1 (2x - 1)x^2 dx = x^2 - x + \frac{1}{6}$$

$$(\beta_3, \beta_3) = \int_0^1 \left(x^2 - x + \frac{1}{6}\right)^2 dx = \frac{1}{5} - \frac{1}{2} + \frac{1}{3}\left(\frac{1}{3} + 1\right) - \frac{1}{6} + \frac{1}{36} = \frac{1}{180}$$

$$e_3 = \sqrt{5}(6x^2 - 6x + 1)$$

3.2021SP

4. 设
$$\mathbb{R}_2[x]$$
 中的某个内积在基 $\alpha_1 = x - 1, \alpha_2 = x + 1, \alpha_3 = x^2$ 下的度量矩阵为 $\begin{pmatrix} 2 & 2 & 1 \\ 2 & 5 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$,

则该内积在基 $\beta_1 = 2x$, $\beta_2 = -x + 1$, $\beta_3 = x^2 + 2$ 下的度量矩阵为_____

$$(\alpha_1 \ \alpha_2 \ \alpha_3) = (1 \ x \ x^2) \begin{pmatrix} -1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$(\beta_1 \ \beta_2 \ \beta_3) = (1 \ x \ x^2) \begin{pmatrix} 0 & 1 & 2 \\ 2 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = (\alpha_1 \ \alpha_2 \ \alpha_3) \begin{pmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$P = \begin{pmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$P^T G P = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 2 & 1 \\ 2 & 5 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 4 & 7 & 1 \\ -2 & -2 & -1 \\ 1 & 3 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} 11 & -4 & 4 \\ -4 & 2 & -1 \\ 4 & -1 & 2 \end{pmatrix}$$

4.

- 6. (8 分) 设 n 阶实对称方阵 A 满足 $A^2 = I$, 证明:
 - (1) 存在正交方阵 P, 使得 $A = P \operatorname{diag}(I_r, -I_{n-r})P^{-1}$, 这里 $0 \le r \le n$.
 - (2) 存在实对称方阵 B, 使得 $I + A = B^2$.

证:

A 的特征值只有 1 和-1,且相应的特征向量两两正交,因此 A 与对角阵正交相似。 $I + A = 2Pdiag(I_r, O)P^{-1} = Pdiag(\sqrt{2}I_r, O)P^{-1}Pdiag(\sqrt{2}I_r, O)P^{-1} = B^2$

四、补充内容

1. 矩阵的 QR 分解

QR 分解的定义

m*n 矩阵 A, A 的列向量组线性无关,那么 A 可以唯一分解成 A=QR,其中 Q 是列向量组为正交单位向量组的 m*n 矩阵,R 是主对角元都是正数的 n 阶上三角阵。

QR 分解的存在性和唯一性

证法 1: 用数学归纳法

证明 先证明 QR 分解的存在性. 对 n 用数学归纳法. 当 n=1 时,此定理就是定理 3.2.2 所述的情形,因此自然成立. 现假定已经证明定理对所有的 $p\times (n-1)$ 矩阵成立,这里假设 $p\geqslant (n-1)$. 设 $A\in R^{m\times n}$ 的第一列为 a_1 ,则由定理 3.2.2 知,存在正交矩阵 $Q_1\in R^{m\times m}$ 使得 $Q_1^Ta_1=\|a_1\|_{2}e_1$,于是,有

$$Q_1^T A = \left[\begin{array}{cc} \|a_1\|_2 & v^T \\ 0 & A_1 \\ 1 & n-1 \end{array} \right] \begin{array}{cc} 1 \\ m-1 \end{array}.$$

对 $(m-1) \times (n-1)$ 矩阵 A_1 应用归纳法假定,得

$$A_1 = Q_2 \left[\begin{array}{c} R_2 \\ 0 \end{array} \right],$$

其中 Q_2 是 $(m-1)\times(m-1)$ 正交矩阵, R_2 是具有非负对角元的 $(n-1)\times(n-1)$ 上三角阵。这样,令

$$Q = Q_1 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & Q_2 \end{bmatrix}, \qquad R = \begin{bmatrix} \|a_1\|_2 & v^T \\ 0 & R_2 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

则 Q 和 R 满足定理的要求. 于是, 由归纳法原理知存在性得证.

再证唯一性. 设 m=n 且 A 非奇异,并假定 $A=QR=\tilde{Q}\tilde{R}$,其中 Q, $\tilde{Q}\in R^{m\times m}$ 是正交矩阵, R, $\tilde{R}\in R^{n\times n}$ 是具有非负对角元的上三角阵. A 非奇异蕴含者 R, \tilde{R} 的对角元均为正数. 因此,我们有

$$\tilde{Q}^{T}Q = \tilde{R}R^{-1}$$

既是正交矩阵又是对角元均为正数的上三角矩阵,这只能是单位矩阵。从而,必有 $\tilde{Q}=Q$, $\tilde{R}=R$,即分解是唯一的.

证法 2: 用施密特正交化

设 A 的列向量组为 $\alpha_1,...,\alpha_n$, 经过正交化和单位化得到正交的单位向量组 $e_1,...,e_n$, 以

 e_1, \dots, e_n 作为列向量得到矩阵 Q, $R = Q^T A$

QR 分解用于最小二乘求解

$$A = QR$$

$$A^{T}Ax = A^{T}b$$

$$R^{T}Rx = R^{T}Q^{T}b$$

$$x = R^{-1}Q^{T}b$$

2. 矩阵的奇异值分解 引理 1:

$$rank(AA^{T}) = rank(A^{T}A) = rank(A)$$

引理2. 假设 $\lambda \neq 0$ 是 $A^{\mathsf{T}}A$ 或 AA^{T} 的特征根,对应于 λ :

- (1) 若 \mathbf{v} 是 $A^{\mathsf{T}}A$ 的单位特征向量, 则 $\mathbf{u} = A\mathbf{v} / \sqrt{\lambda}$ 是 AA^{T} 的单位特征向量;
- (2) 若**u**是 AA^{T} 的单位特征向量,则 $\mathbf{v} = A^{\mathsf{T}}\mathbf{u} / \sqrt{\lambda} \mathbf{E} A^{\mathsf{T}} A$ 的单位特征向量。
- (3) 若非0特征根的特征向量 \mathbf{v} ' \mathbf{s} 相互正交,则对应的 \mathbf{u} ' \mathbf{s} 相互正交. 反之也对。

证明: 若 \mathbf{v} 是 $A^{\mathsf{T}}A$ 的特征根 λ 的单位特征向量 \mathbf{v} ,则

$$A^{\mathsf{T}} A \mathbf{v} = \mathbf{v} \lambda \Rightarrow A A^{\mathsf{T}} A \mathbf{v} = A \mathbf{v} \lambda,$$

所以 $\mathbf{b} = A\mathbf{v} \in AA^{\mathsf{T}}$ 的特征向量. 因为 $\mathbf{b}^{\mathsf{T}}\mathbf{b} = \mathbf{v}^{\mathsf{T}}A^{\mathsf{T}}A\mathbf{v} = \mathbf{v}^{\mathsf{T}}(\mathbf{v}\lambda) = \lambda$,

 \Rightarrow **u** = **b**/ $\sqrt{\lambda}$ = A**v**/ $\sqrt{\lambda}$ \neq AA^T 的单位特征向量.

同样,对于 AA^{T} 的特征向量 \mathbf{u} 、 $\mathbf{v} = A\mathbf{u}/\sqrt{\lambda}$ 是 $A^{\mathsf{T}}A$ 的单位特征向量.

若 $A^{\mathsf{T}}A$ 的非0特征根 λ_1,λ_2 对应的单位特征向量 $\mathbf{v}_1,\mathbf{v}_2$ 正交(λ_1,λ_2 可能相同), $\mathbf{u}_1 = A\mathbf{v}_1/\sqrt{\lambda_1} \quad , \mathbf{u}_2 = A\mathbf{v}_2/\sqrt{\lambda_2} \quad ,$

则
$$\mathbf{u}_1^\mathsf{T}\mathbf{u}_2 = \mathbf{v}_1^\mathsf{T}A^\mathsf{T}A\mathbf{v}_2/\sqrt{\lambda_1\lambda_2} = \mathbf{v}_1^\mathsf{T}\mathbf{v}_2\lambda_2/\sqrt{\lambda_1\lambda_2} = 0$$
,这是因为 $A^\mathsf{T}A\mathbf{v}_2 = \mathbf{v}_2\lambda_2$.

奇异值分解定理

定理6. 任一秩为r的 $n \times m$ 矩阵A可表示为

$$A = U_{n \times r} D_{r \times r} V^{\mathsf{T}}_{r \times m}$$

其中 $U^{\mathsf{T}}U = V^{\mathsf{T}}V = I_r$, $D = \operatorname{diag}(\sqrt{\lambda_1},...,\sqrt{\lambda_r})$ 称为奇异值, $\lambda_1 \geq ... \geq \lambda_r > 0$ 为 $A^{\mathsf{T}}A$ 或 AA^{T} 的r个正特征根,U的各列 \mathbf{u}_i 为 AA^{T} 的特征向量,V的各列 \mathbf{v}_i 为 $A^{\mathsf{T}}A$ 的特征向量.

定理6的证明:

我们以矩阵表达 $A^{\mathsf{T}}A$ 和 AA^{T} 所有非0特征根的特征向量的对偶关系. 由 $A^{\mathsf{T}}A$ 的谱分解定理,我们可选择单位正交特征向量 $\mathbf{v}_1,...,\mathbf{v}_r$,满足:

$$A^{\mathsf{T}} A \mathbf{v}_{j} = \mathbf{v}_{j} \lambda_{j}, \quad j = 1, ..., r \iff A^{\mathsf{T}} A V = V \Lambda$$
 (*)

令 $\mathbf{u}_j = A\mathbf{v}_j/\sqrt{\lambda_j}, j = 1,...,r$,由引理, $\mathbf{u}_1,...,\mathbf{u}_r$ 是 AA^T 的 对应于特征根 $\lambda_1,...,\lambda_r$ 的相互正交的单位正交特征向量,即

$$AA^{\mathsf{T}}\mathbf{u}_{j} = \mathbf{u}_{j}\lambda_{j} \Leftrightarrow AA^{\mathsf{T}}U = U\Lambda, U = (\mathbf{u}_{1}, ..., \mathbf{u}_{r})$$
 (**)

所有 $A\mathbf{v}_j = \mathbf{u}_j \sqrt{\lambda_j}$, j = 1,...,r, 按列排列在一起即AV = UD, 由引理,所有对偶关系 $A^\mathsf{T}\mathbf{u}_j = \mathbf{v}_j \sqrt{\lambda_j}$, j = 1,...,r排列在一起即 $A^\mathsf{T}U = VD$ 。因此我们有矩阵形式的对偶关系:

$$\begin{cases} A \ V = UD \\ A^{\mathsf{T}}U = VD \end{cases}$$

对偶方程AV = UD两边同时右乘 V^{T} ,得 $AVV^{\mathsf{T}} = UDV^{\mathsf{T}}$,因此,为证 $A = UDV^{\mathsf{T}}$,我们只需证明 $A = AVV^{\mathsf{T}}$.

因为 $V \not\in L(A^{\mathsf{T}})$ 的一组正交基 \Rightarrow 存在B使得 $A^{\mathsf{T}} = VB$,由 $V^{\mathsf{T}}V = I_r$ $\Rightarrow AVV^{\mathsf{T}} = B^{\mathsf{T}}V^{\mathsf{T}}VV^{\mathsf{T}} = B^{\mathsf{T}}V^{\mathsf{T}} = A$,所以 $A = UDV^{\mathsf{T}}$.