

矩阵理论

王磊

自动化科学与电气工程学院

第一章 线性空间引论

- □ 线性空间
- □ 线性子空间
- □ 基与坐标
- □ 内积空间
- □ 直积与投影
- □ 应用:多项式插值

第一章 线性空间引论

内积空间



定义1.4.1(内积空间)设F是实数域或复数域,V是F上的线性空间,若对V中任意两个向量 α 和 β ,定义了一个数(α , β) $\in F$,使得对任意向量x, y, $z \in V$ 和 $k \in F$ 满足

- (1) 共轭对称性: (x, y) = (y, x);
- (2) 可加性: (x + y, z) = (x, z) + (y, z);
- (3) 齐次性: (kx, y) = k(x, y);
- (4) 正定性: $(x,x) \ge 0$,当且仅当 $x = \theta$ 时等号成立. 此时, V称为一个**内积空间**, 数(x,y)称为x与y的内积. 有限维的实内积空间称为**欧几里得空间**. 有限维的复内积空间称为**西空间**.



注1: 欧氏(酉)空间的维数指它作为线性空间的维数; 它们的线性子空间仍是欧氏(酉)子空间.

注2: 定义1.4.1中性质(3) 齐次性仅对第一个向量成立, 对第二个向量则是"共轭齐次性".

例1.4.1 设V是F上的线性空间, $\forall x, y, z \in V$ 和 $k \in F$,

$$(x, y + z) = (x, ky) =$$

注1: 欧氏(酉)空间的维数指它作为线性空间的维数; 它们的线性子空间仍是欧氏(酉)子空间.

注2: 定义1.4.1中性质(3) 齐次性仅对第一个向量成立, 对第二个向量则是"共轭齐次性".

例1.4.1 设V是F上的线性空间, $\forall x, y, z \in V$ 和 $k \in F$, (x, y + z) = (x, y) + (x, z)

$$(x, ky) = \overline{k}(y, x) = \overline{k}(x, y)$$

思考: $\forall y \in V, (\theta, y) = ?$

例1.4.2 \mathbb{R}^n 中,取 $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_n]^T$, $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_n]^T$,令

$$(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) = \boldsymbol{y}^T \boldsymbol{x} = x_1 y_1 + \dots + x_n y_n$$

满足内积四条性质, 故 \mathbb{R}^n 是欧氏空间, 仍记为 \mathbb{R}^n .

例1.4.3 \mathbb{C}^n 中 $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_n]^T, \mathbf{y} = [y_1, \dots, y_n]^T,$ 令 $(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \mathbf{y}^H \mathbf{x} = x_1 \bar{y}_1 + \dots + x_n \bar{y}_n$

式中, $\mathbf{y}^H = [\bar{y}_1, \dots, \bar{y}_n]$ 表示为向量 \mathbf{y} 的共轭转置. 满足内积四条性质, 故 \mathbb{C}^n 为酉空间, 仍记为 \mathbb{C}^n . 定义1.4.2(Hermite矩阵)设矩阵 $A = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{n \times n}$,若 $A^H = A$,则称矩阵A是Hermite矩阵;若 $A^H = -A$,则称A是反Hermite矩阵.

定义1.4.3(正定矩阵)设 $x = [x_1, \dots, x_n]^T \in \mathbb{C}^n$ 是未定元向量, $A = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是Hermite矩阵, 定义复二次型

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^H A \mathbf{x}$$

称 A 为 f(x)的矩阵. 若 $\forall x \in \mathbb{C}^n$, $f(x) \geq 0$, 且f(x) = 0当且仅当x = 0, 则称f(x)是正定二次型, A是正定矩阵.



例1.4.4 设复二次型 $f(x) = x^H A x$, 其中, $x = [x_1, x_2]^T \in \mathbb{C}^2$, 矩阵A为

$$A = \begin{bmatrix} 1 & i \\ -i & 2 \end{bmatrix}$$

例1.4.4 设复二次型 $f(x) = x^H A x$, 其中, $x = [x_1, x_2]^T \in \mathbb{C}^2$, 矩阵A为

$$A = \begin{bmatrix} 1 & i \\ -i & 2 \end{bmatrix}$$

则 $f(x) = |x_1 + ix_2|^2 + |x_2|^2$. 故f(x)是正定二次型, A是正定矩阵.

例1.4.4 设复二次型 $f(x) = x^H A x$, 其中, $x = [x_1, x_2]^T \in \mathbb{C}^2$, 矩阵A为

$$A = \begin{bmatrix} 1 & i \\ -i & 1 \end{bmatrix}$$

则 $f(\mathbf{x}) = |x_1 + ix_2|^2$.

例1.4.4 设复二次型 $f(x) = x^H A x$, 其中, $x = [x_1, x_2]^T \in \mathbb{C}^2$, 矩阵A为

$$A = \begin{bmatrix} 1 & i \\ -i & 1 \end{bmatrix}$$

则 $f(x) = |x_1 + ix_2|^2$. 显然, f(x)是半正定二次型, A是半正定矩阵.

例1.4.5 \mathbb{C}^n 中,取 $x = [x_1, \dots, x_n]^T$, $y = [y_1, \dots, y_n]^T$,并设Hermite矩阵 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是正定的. 令 $(x, y) = y^H A x$

满足内积的四条性质, 故 \mathbb{C}^n 为酉空间.

例1.4.5 \mathbb{C}^n 中,取 $\mathbf{x} = [x_1, \cdots, x_n]^T$, $\mathbf{y} = [y_1, \cdots, y_n]^T$,并设Hermite矩阵 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是正定的. 令 $(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \mathbf{y}^H A \mathbf{x}$

满足内积的四条性质, 故 \mathbb{C}^n 为酉空间.

注4: 同一线性空间可定义不同的内积.

思考: 为什么在酉空间中采用共轭转置而不用普通的向量转置?



定义1.4.4(度量矩阵)设 $\epsilon_1, \dots, \epsilon_n$ 是内积空间V中的一组基,称n阶矩阵

$$A = ((\epsilon_i, \epsilon_j))_{n \times n} = \begin{bmatrix} (\epsilon_1, \epsilon_1) & (\epsilon_1, \epsilon_2) & \cdots & (\epsilon_1, \epsilon_n) \\ (\epsilon_2, \epsilon_1) & (\epsilon_2, \epsilon_2) & \cdots & (\epsilon_2, \epsilon_n) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ (\epsilon_n, \epsilon_1) & (\epsilon_n, \epsilon_2) & \cdots & (\epsilon_n, \epsilon_n) \end{bmatrix}$$

为V关于基 $\epsilon_1, \dots, \epsilon_n$ 的<mark>度量矩阵</mark>(或**Gram矩阵**),常记为 $G(\epsilon_1, \dots, \epsilon_n)$.

注5: 内积空间中内积与度量矩阵是一一对应的.



命题1.4.1(度量矩阵的性质)设 $G(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n)$ 和 $G(\epsilon_1, \dots, \epsilon_n)$ 均为内积空间V的度量矩阵,则有 (1) $G(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n)$ 和 $G(\epsilon_1, \dots, \epsilon_n)$ 是正定Hermite矩阵:

(2) $G(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n)$ 和 $G(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n)$ 合同(或相合),即存在非奇异矩阵P使得

$$P^HG(\boldsymbol{\varepsilon}_1,\cdots,\boldsymbol{\varepsilon}_n)P=G(\boldsymbol{\epsilon}_1,\cdots,\boldsymbol{\epsilon}_n)$$

式中, P是由基 $\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n$ 到基 $\epsilon_1, \dots, \epsilon_n$ 的过渡矩阵.



定义1.4.5 (长度)设V是内积空间, $\forall x \in V$,实数

 $\sqrt{(x,x)}$ 称为x的长度(模),记为||x||. 长度为1的向量称为单位向量.

- 命题1.4.2 (长度性质) $\forall x, y \in V$ 和 $k \in F$,有
 - (1) 正定性: $||x|| \ge 0$ 当且仅当x = 0时有||x|| = 0;
 - (2) 齐次性: ||kx|| = |k|||x||;
 - (3) 三角不等式: $||x + y|| \le ||x|| + ||y||$;
 - (4) 平行四边形法则: $||x + y||^2 + ||x y||^2 = 2(||x||^2 + ||y||^2).$



定理1.4.1(Cauchy不等式)设V是数域F上的内积空间,对任意 $x,y \in V$,

 $|(x,y)| \leq ||x|| ||y||$

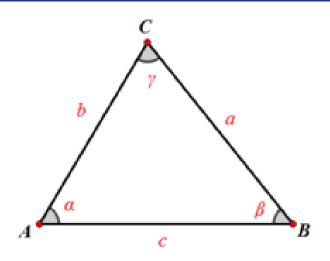
其中, |(x,y)| = ||x||||y||当且仅当x, y线性相关成立.

- 注6: 定义不同内积可得到不同的Cauchy不等式.
- (1) 对 \mathbb{R}^n 中任两向量 $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_n]^T$ 和 $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_n]^T$,有

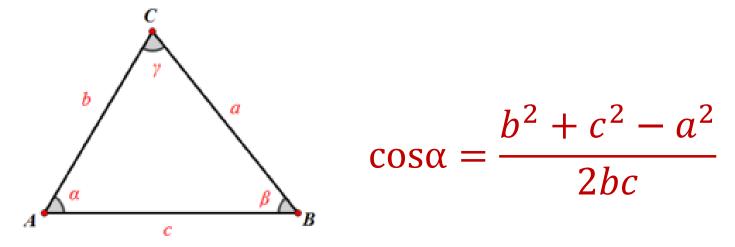
$$\left| \sum_{i=1}^{n} x_i y_i \right| \le \sqrt{\sum_{i=1}^{n} x_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{n} y_i^2}$$

(2) 对 $C_{[a,b]}$ 中任两函数f(x)和g(x),有

$$\left| \int_{a}^{b} f(x)g(x)dx \right| \leq \sqrt{\int_{a}^{b} f^{2}(x)dx} \sqrt{\int_{a}^{b} g^{2}(x)dx}$$



$$\cos\alpha = \frac{b^2 + c^2 - a^2}{2bc}$$



若定义 \overrightarrow{AC} 和 \overrightarrow{AB} 为 \mathbb{R}^2 空间的两个向量,则角 α 即为向量的夹角.

$$\cos\alpha = \frac{(\overrightarrow{AC}, \overrightarrow{AB})}{\|\overrightarrow{AC}\| \|\overrightarrow{AB}\|}$$



定义1.4.6(向量夹角)设V是欧氏空间,对V中任意向量x和y,定义向量x和y的夹角为

$$\alpha = \langle x, y \rangle = \arccos \frac{(x, y)}{\|x\| \|y\|} \in [0, \pi]$$

例1.4.7 \mathbb{R}^2 关于基 x_1, x_2 的度量矩阵为

$$G(x_1, x_2) = \begin{bmatrix} (x_1, x_1) & (x_2, x_1) \\ (x_1, x_2) & (x_2, x_2) \end{bmatrix}$$

行列式 $|G(x_1,x_2)|$ 恰好是以向量 x_1 与 x_2 为邻边的平行四边形的面积的平方.



定义1.4.7(正交向量和正交向量组)设V是内积空间,对V中任意向量x和y, (x,y) = 0,则称向量x与y正交(或垂直),记为 $x \perp y$.若一组非零向量两两正交,则称为正交向量组。单位向量构成的正交向量组称为标准正交向量组。

注7: 零向量θ与任何向量均正交. 正交向量组要求 向量均为非零向量.

注8: 向量x与y正交当且仅当 $||x + y||^2 = ||x||^2 + ||y||^2$ (**勾股定理**). 该结果可推广至一般情形.



例1.4.8 求 \mathbb{R}^4 中的单位向量x使它与 α_1 = $[1,1,-1,1]^T$, α_2 = $[1,-1,-1,1]^T$, α_3 = $[2,1,1,3]^T$ 均正交.

定理1.4.2 正交向量组线性无关.

推论1.4.1 在n维内积空间中, 正交向量组中的向量不会超过n个.



定义1.4.8(标准正交基)在n维内积空间中,由n个向量组成的正交向量组称为正交基. 由单位向量组成的正交基称为标准正交基.



定义1.4.8(标准正交基)在n维内积空间中,由n 个向量组成的正交向量组称为正交基.由单位向量 组成的正交基称为标准正交基.

解: 在区间 $[-\pi,\pi]$ 上的三角函数组

 $1, \cos t, \sin t, \dots, \cos kt, \sin kt, \dots$, 是正交向量组.

光滑函数f(x)展开为(<mark>傅里叶三角级数</mark>)

$$f(x) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} (a_n \cos nx + b_n \sin nx)$$



例1.4.10 设 ϵ_1 , …, ϵ_n 是线性空间V的标准正交基,并定义 $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]^T$ 和 $\beta = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n]^T$ 分别是V中向量x和y在基 ϵ_1 , …, ϵ_n 下的坐标,则 $(x, y) = \beta^H \alpha$

注9: 线性空间V的向量组 $\epsilon_1, \dots, \epsilon_n$ 是标准正交基当且仅当V关于 $\epsilon_1, \dots, \epsilon_n$ 的度量矩阵为单位矩阵. 在标准正交基下, 内积的运算变得更加简单.



定义1.4.9(向量正交于集合)设V是内积空间,W是V的子集,若对任意向量 $y \in W$ 和 $x \in V$ 有 $x \perp y$,则称x正交(或垂直)于集合W,记为 $x \perp W$.

定义1.4.10(两集合正交)设 W_1 与 W_2 是内积空间V的两个子集,若对任意向量 $x \in W_1$ 和任意向量 $y \in W_2$ 有 $x \perp y$,则称 W_1 与 W_2 是正交的,记为 $W_1 \perp W_2$.



例1.4.11 在直角坐标系O - xyz中,定义过坐标原点的直线x和过坐标原点的平面 W_1 和 W_2 . 直线x在几何上垂直平面 W_1 ,平面 W_1 与 W_2 在几何上相互垂直.



定义1.4.11(子空间正交补)设W是V的线性子空间,则集合 $W^{\perp} = \{x \in V | x \perp W\}$ 称为W的正交补.

定义1.4.11(子空间正交补)设W是V的线性子空间,则集合 $W^{\perp} = \{x \in V | x \perp W\}$ 称为W的正交补.

定理1.4.3 设W是线性空间V的子空间, 则集合 W^{\perp} 是V的线性子空间.



思考: 与W正交的子空间是W的正交补空间吗?

思考: 与W正交的子空间是W的正交补空间吗?

定理1.4.4 设W是线性空间V的线性子空间,则 $V = W + W^{\perp}$.



- **注10**: 我们在说明线性空间V的两个子空间 W_1 和 W_2 相等常采用以下两种方法:
- (1) W_1 和 W_2 均是由同一向量组所张成的子空间, 或更确定的说明它们有相同的一组基;
- (2) W_1 是 W_2 的子集(或 W_2 是 W_1 的子集)且 W_1 和 W_2 的维数相等.



定义1.5.1 (直和与正交直和)设 W_1 与 W_2 是线性空间V的子空间,若和空间 $W_1 + W_2$ 中任意向量均唯一地表示成 W_1 中的一个向量和 W_2 中的一个向量之和,则称 $W_1 + W_2$ 是 W_1 与 W_2 的直和,记为 $W_1 + W_2$. 进一步,若 $W_1 \perp W_2$,则称直和 $W_1 + W_2$ 是 W_1 与 W_2 的正交直和,记为 $W_1 \oplus W_2$.

例1.5.1 在直角坐标系O - xyz中, 若 $W_1 = xoy$ 平面, $W_2 = yoz$ 平面, 试判断 $W_1 + W_2$ 是否为直和.



定理1.5.1 (直和判定定理)设 W_1 与 W_2 是线性空

间1/的两个子空间,则以下命题等价:

- (1) $W_1 + W_2$ 是直和;
- (2) $W_1 + W_2$ 中零元素表法唯一;
- (3) $W_1 \cap W_2 = \{ \boldsymbol{\theta} \};$
- (4) $\dim(W_1 + W_2) = \dim W_1 + \dim W_2$.

Need to prove

例1.5.2 取
$$V = \mathbb{R}^{n \times n}$$
, $W_1 = \{A \in V | A^T = A\}$, $W_2 = \{A \in V | A^T = -A\}$, 则 $V = W_1 \dot{+} W_2$.

思考: 在线性空间V中, W_1 , W_2 的维数分别是多少?



定理1.5.2 设 W_1 与 W_2 是线性空间V的两个子空间,则 $W_1 + W_2 = W_1 + W_2$.

例1.5.3 定义ℝ^{2×2}的两个线性子空间分别为

$$W_1 = \left\{ \begin{bmatrix} x_1 & x_2 \\ x_3 & x_4 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{2 \times 2} \middle| \begin{array}{c} 2x_1 + 3x_2 - x_3 = 0 \\ x_1 + 2x_2 + 3x_3 - x_4 = 0 \end{array} \right\}$$

$$W_2 = \operatorname{span}\left(\begin{bmatrix} 2 & -1 \\ a+2 & 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -1 & 2 \\ 4 & a+8 \end{bmatrix}\right)$$

- (1) 求 W_1 的一组基;
- (2) 当a取何值时, $W_1 + W_2$ 是直和.

例1.5.4 设
$$A \in \mathbb{C}^{n \times n}$$
且满足 $A^2 = A$,试证明
$$\mathbb{C}^n = R(A) \dot{+} R(I - A)$$

例1.5.5 在直角坐标系O - xyz中,假设 W_1 是位于 ox轴上所有向量的集合, W_2 是过坐标原点且不包括ox轴的任一平面,则 $\mathbb{R}^3 = W_1 + W_2$ (直和分解不唯一).假若定义 $W_1^{\perp} = yoz$ 平面. 此时, $V = W_1$ ⊕ W_1^{\perp} (正交直和分解).



定理1.5.3 设
$$A = (a_{ij}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$$
,则
$$N(A) \oplus R(A^T) = \mathbb{R}^n \underline{\mathrm{IR}}(A^T) = (N(A))^{\perp}$$

定义1.5.3 (投影与正交投影) 设 W_1 与 W_2 是线性空间V的两个子空间且 $V = W_1 + W_2$,对任意向量 $x \in V$ 均可唯一地分解成x = y + z,其中 $y \in W_1$, $z \in W_2$,此时称向量y为向量x在 W_1 上的<mark>投影</mark>. 特别地,若 $V = W_1 \oplus W_2$,则称向量y为向量x在 W_1 上的**正交投影**.



例1.5.6 定义 \mathbb{R}^3 的线性子空间 $W = \text{span}(x_1, x_2)$, 其中, $x_1 = [2,5,-1]^T$, $x_2 = [-2,1,1]^T$. 求向量 $y = [1,2,3]^T$ 在W和 W^\perp 的正交投影.

例1.5.6 定义 \mathbb{R}^3 的线性子空间 $W = \text{span}(x_1, x_2)$, 其中, $x_1 = [2,5,-1]^T$, $x_2 = [-2,1,1]^T$. 求向量 $y = [1,2,3]^T$ 在W和 W^\perp 的正交投影.

解:方法1. 先求 $W^{\perp} = \text{span}\{x_3\}, x_3 = (1,0,2)^T$.

再求 $\mathbf{y} = (1,2,3)^T$ 在空间 W^{\perp} 上的投影:

$$\operatorname{Proj}_{W^{\perp}} y = \frac{(y, x_3)}{\|x_3\|} \frac{x_3}{\|x_3\|} = (\frac{7}{5}, 0, \frac{14}{5})^T.$$

再由分解的唯一性知,

$$\text{Proj}_{W} y = y - \text{Proj}_{W^{\perp}} y = (-\frac{2}{5}, 2, \frac{1}{5})^{T}.$$



例1.5.6 定义 \mathbb{R}^3 的线性子空间 $W = \text{span}(x_1, x_2)$, 其中, $x_1 = [2,5,-1]^T$, $x_2 = [-2,1,1]^T$. 求向量 $y = [1,2,3]^T$ 在W和 W^\perp 的正交投影.

解:方法2. 先求 $y = (1,2,3)^T$ 在空间W上的投影

$$\operatorname{Proj}_{W} \mathbf{y} = \frac{(\mathbf{y}, \mathbf{x}_{1})}{\|\mathbf{x}_{1}\|^{2}} \mathbf{x}_{1} + \frac{(\mathbf{y}, \mathbf{x}_{2})}{\|\mathbf{x}_{2}\|^{2}} \mathbf{x}_{2} = (-\frac{2}{5}, 2, \frac{1}{5})^{T}.$$

余下略.



命题1.5.1 若W是V的子空间, x_1, \dots, x_n 是W的一组正交基. 对于V中任一向量y均可唯一地表示为 $y = \text{Proj}_{W}y + \text{Proj}_{W^{\perp}}y$

其中 $Proj_W y$ 和 $Proj_{W^{\perp}} y$ 分别为向量y在空间W和补空间 W^{\perp} 上的正交投影,且

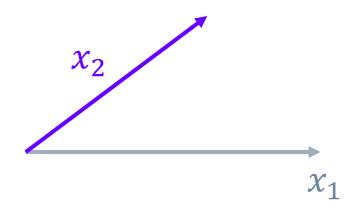
$$Proj_{W} y = \frac{(y, x_{1})}{(x_{1}, x_{1})} x_{1} + \dots + \frac{(y, x_{n})}{(x_{n}, x_{n})} x_{n}$$

特别地,若 x_1 ,…, x_n 是W的一组标准正交基,则

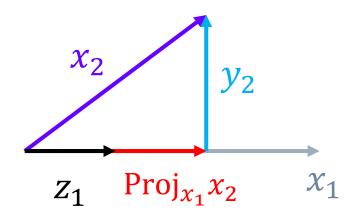
$$Proj_W y = (y, x_1)x_1 + \dots + (y, x_n)x_n$$



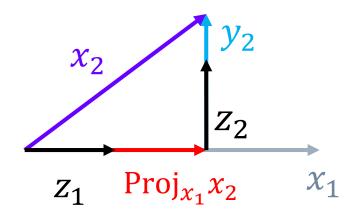
定理1.5.4 内积空间必存在标准正交基.



定理1.5.4 内积空间必存在标准正交基.



定理1.5.4 内积空间必存在标准正交基.



定理1.5.4 内积空间必存在标准正交基.

证明方法是构造性的, 称为Gram-Schmidt正交化方法.

$$y_k = x_k - \sum_{i=1}^{k-1} \frac{(x_k, y_i)}{(y_i, y_i)} y_i$$
$$= x_k - \sum_{i=1}^{k-1} (x_k, z_i) z_i$$

定理1.5.4 内积空间必存在标准正交基.

构造性证明方法, 称为Gram-Schmidt正交化方法.

$$(x_1, \dots, x_n) = (z_1, \dots, z_n)A$$
,其中,过渡矩阵 A 为正线上三角矩阵,定义为

$$A = \begin{bmatrix} \|y_1\| & (x_2, z_1) & \cdots & (x_n, z_1) \\ & \|y_2\| & \cdots & (x_n, z_2) \\ & \vdots & & \vdots \\ 0 & & \|y_n\| \end{bmatrix}.$$

例1.5.7 已知 \mathbb{R}^4 中的一组基 $x_1 = [1,1,0,0]^T, x_2 = [1,0,1,0]^T, x_3 = [-1,0,0,1]^T, x_4 = [1,-1,-1,1]^T, 求<math>\mathbb{R}^4$ 的一组标准正交基.

定义1.5.3 (最佳逼近)设W是线性空间V的非空子集, $\alpha \in V$ 为给定向量, 若存在 $x \in W$ 满足如下不等式

 $\|\alpha - x\| \le \|\alpha - y\|, \forall y \in W$

则称x是 α 在W的最佳逼近(最佳近似)向量.

定理1.5.5(最佳逼近定理)设W是线性空间V的线性子空间,则V中任一向量 α 在W上都有唯一的最佳逼近,且 α 在W上的最佳逼近是 α 在W上的正交投影.



例1.5.8(最小二乘问题)在许多实际观测数据的处理中,若已知量y与量 x_1 ,…, x_n 间呈线性关系:

$$y = \lambda_1 x_1 + \dots + \lambda_n x_n$$

但不知道系数 $\lambda_1, \dots, \lambda_n$. 为确定这些系数, 通常做 $m \geq n$ 次试验, 得到m组观测数据

$$(x_1^{(k)}, x_2^{(k)}, \dots, x_n^{(k)}, y^{(k)}), k = 1, \dots, m$$

通常按如下意义确定系数: 求 $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ 使得

$$\min_{c_k \in F} \sum_{k=1}^m \left| y^{(k)} - \sum_{i=1}^n c_i x_i^{(k)} \right|^2$$



设函数y = f(x)定义在区间[a,b]上, x_0, x_1, \dots, x_n 是 [a,b]上取定的(n+1)个互异点,且仅在这些点处的函数值 $y_i = f(x_i)$ 已知,要构造函数g(x)使得 $g(x_i) = y_i, i = 0,1,\dots$,

且要求误差r(x) = f(x) - g(x)的绝对值在区间 [a,b]上比较<mark>小. 点 x_0, x_1, \dots, x_n 称为插值基点</mark>,由插值基点确定的区间为端点的区间)称为**插值区间**, f(x)称为**求插函数**, g(x)称为**插值函数**, r(x)称为**插值余项**.



第一章 线性空间引论——应用:多项式插值

若选定 $P_n(x)$ 中的一组基为 $1, x, x^2, \dots, x^n, 则$ $g(x) = a_0 + a_1 x + a_2 x^2 + \dots + a_n x^n$ 得如下方程组

$$D^T \boldsymbol{a} = \boldsymbol{y}$$

式中, $\mathbf{a} = [a_0, a_1, \cdots, a_n]^T$ 为待定向量, $\mathbf{y} = [y_0, y_1, \cdots, y_n]^T$ 为给定向量,系数矩阵D定义为

$$D = \begin{bmatrix} 1 & x_0 & \cdots & x_0^n \\ 1 & x_1 & \cdots & x_1^n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & \cdots & x_n^n \end{bmatrix}$$

第一章 线性空间引论——应用:多项式插值

形如D的矩阵称为Vardermonde矩阵

$$|D^T| = |D| = \prod_{0 \le j < i \le n} (x_i - x_j)$$

则D可逆, 方程有唯一解 $\mathbf{a} = (D^T)^{-1}\mathbf{y}$, 可唯一确定 g(x). 为避开矩阵求逆, 重新选取 $P_n(x)$ 的一组基:

$$l_i(x) = \prod_{\substack{j=0,\ j\neq i}}^{n} \frac{(x-x_j)}{(x_i-x_j)}, i = 0,1,\dots,n$$

称为Lagrange基本多项式.



第一章 线性空间引论——应用:多项式插值

因此,我们将

$$p_n(x) = g(x) = \sum_{i=0}^n f(x_i)l_i(x)$$

称为Lagrange插值多项式.