

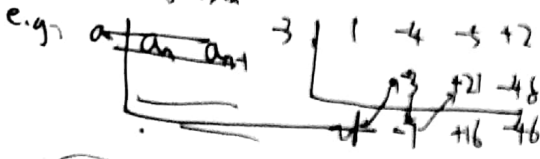
52 多项式
加法、减法、乘法、除法、求导、求值

多项式

多项式 $f(x) = a_n x^n + a_{n-1} x^{n-1} + \dots + a_1 x + a_0$

$\{a_n x^n, \dots, a_1 x, a_0\}$
 $n = \deg(f(x))$
 $f(x) = 0$ 多项式方程

$f(x) = q(x)(x-a) + f(a)$
 $f(a) = 0 \Leftrightarrow (x-a) | f(x)$
求 $f(a)$: 综合除法



整除性: $f(x) = q(x)g(x) + r(x)$
 $\deg(r(x)) < \deg(g(x))$
 $r(x) = 0$ 整除

例: $x^3 - 2x^2 - 2x - 1$ 除以 $x-2$
 $x^3 - 2x^2 - 2x - 1 = (x-2)(x^2 + 0x - 2) - 5$
 $6x - 5 = r(x)$

综合除法: 1. 把 x 的系数写下来, 2. 把 a 乘以下一行, 3. 把结果加到下一行, 4. 重复 2, 3 直到最后一行, 5. 最后一行的数就是余数

$x+1$	$g(x)$	$f(x)$	$x+1$
x^2	$x^2 - 2x$	$x^2 - x^2 - 2x + 1$	x^2
x	$-2x$	$-2x + 2x + 1$	x
1	$2x$	$2x - 2x + 1$	1
	2	$2 - 2 + 1$	
		1	
		1	

最大公因式/最小公倍式 (GCD/LCM)
 $d(x) = \gcd(f(x), g(x))$

互素: $\gcd(f(x), g(x)) = 1$
Bezout's identity: $u(x)f(x) + v(x)g(x) = 1$
Example: $[f(x), g(x)] = \frac{f(x)g(x)}{\gcd(f(x), g(x))}$

不可约: 不能分解为两个次数更低的多项式的乘积
例: $p(x) | f(x)$ 或 $p(x) | g(x)$

有理数域: $f(x) = \frac{p(x)}{q(x)}$
不可约: $f(x) = \frac{p(x)}{q(x)}$ 且 $p(x)$ 不可约

判断是否可约: Eisenstein 判别法 (充分条件)
例: $f(x) = a_n x^n + a_{n-1} x^{n-1} + \dots + a_1 x + a_0 \in \mathbb{Z}[x]$
若存在素数 p : $p | a_0, \dots, p | a_{n-1}, p \nmid a_n$ 则不可约

重因式: $f(x) = (x-a)^m g(x)$
求重数: $m = \max \{k \mid (x-a)^k | f(x)\}$

重因式: $f(x) = (x-a)^m g(x)$
求重数: $m = \max \{k \mid (x-a)^k | f(x)\}$

重因式: $f(x) = (x-a)^m g(x)$
求重数: $m = \max \{k \mid (x-a)^k | f(x)\}$

重因式: $f(x) = (x-a)^m g(x)$
求重数: $m = \max \{k \mid (x-a)^k | f(x)\}$

重因式: $f(x) = (x-a)^m g(x)$
求重数: $m = \max \{k \mid (x-a)^k | f(x)\}$

有理数域: 是代数数
① Eisenstein 判别法
② 模 p 判别法
③ 高斯判别法
④ 模 p 判别法

因式分解: $f(x) = p_1^{m_1}(x) p_2^{m_2}(x) \dots p_n^{m_n}(x)$
例: $f(x) = x^3 - 2x^2 - 2x - 1$
 $g(x) = x^3 - 2x^2 - 2x - 1$
 $[f(x), g(x)] = p_1^{t_1}(x) p_2^{t_2}(x) \dots p_n^{t_n}(x)$
 $t_i = \min(m_i, n_i)$

Jordan 标准形 → 实验: 求相似矩阵 $P^{-1}AP = B$ 是陪开式

理论

对称矩阵

① 均可上三角化

根子空间:

$$U_\lambda = \{ \alpha \in V \mid \exists m \in \mathbb{N}, \text{使 } (\sigma - \lambda E)^m \alpha = 0 \}$$

λ-根向量: 其中 U_λ 为 σ 不变子空间

(λ 为 σ 特征值 (U_λ 相))

σ-λE 作用在 U_λ 上为幂零变换, 在其基矩阵上变

U_λ 基向量为代数级

$$U_{\lambda_1} \oplus U_{\lambda_2} \oplus \dots \oplus U_{\lambda_n}$$

$$V = U_{\lambda_1} \oplus U_{\lambda_2} \oplus \dots \oplus U_{\lambda_n}$$

且在 U_{λ_i} 上, σ-λ_iE 为幂零变换

对称矩阵

② 不变子空间

① 特殊幂零矩阵: 修正矩阵:

$$\alpha, \sigma\alpha, \dots, \sigma^{n-1}\alpha \text{ 为 } V \text{ 的一组基, } P\sigma\alpha = 0$$

$$\text{在 } \alpha, \sigma\alpha, \dots, \sigma^{n-1}\alpha \text{ 下, 修正矩阵 } P^{-1}\sigma P = \begin{pmatrix} 0 & 1 & & \\ & 0 & \ddots & \\ & & \ddots & 1 \\ & & & 0 \end{pmatrix}$$

② 有幂零矩阵: $\exists m \in \mathbb{N}, \sigma^m = 0$, 则 σ 为幂零变换, 可分解为修正矩阵 (在 W 上不变)

$$\text{设 } W_i = \text{Im } \sigma^i$$

$$W_0 = V, W_1 \subset W_0, W_2 \subset W_1, \dots, W_m = 0$$

$$W_{n-1} \subset \ker \sigma$$

$$W_{n-2} \subset \ker \sigma^2$$

$$\text{设 } W_{n-1} \text{ 基为 } \{e_1^{n-1}, e_2^{n-1}, \dots, e_{r_{n-1}}^{n-1}\}$$

$$\text{在 } W_{n-2} \text{ 中取 } \{e_1^{n-2}, e_2^{n-2}, \dots, e_{r_{n-2}}^{n-2}\}$$

$$\text{再扩充为 } W_{n-1} \text{ 的一组基 (其余基向量在 } \ker \sigma)$$

$$\text{则 } W_{n-2} \text{ 中 } \{e_1^{n-2}, \dots, e_{r_{n-2}}^{n-2}\}$$

$$\{e_1^{n-1}, \dots, e_{r_{n-1}}^{n-1}\}$$

$$\{e_1^{n-2}, \dots, e_{r_{n-2}}^{n-2}\} \dots \{e_1^{n-2}, \dots, e_{r_{n-2}}^{n-2}\}$$

$$\{e_1^{n-1}, \dots, e_{r_{n-1}}^{n-1}\}$$

$$\{e_1^{n-2}, \dots, e_{r_{n-2}}^{n-2}\} \dots \{e_1^{n-2}, \dots, e_{r_{n-2}}^{n-2}\}$$

$$\{e_1^{n-1}, \dots, e_{r_{n-1}}^{n-1}\}$$

$$\{e_1^{n-2}, \dots, e_{r_{n-2}}^{n-2}\} \dots \{e_1^{n-2}, \dots, e_{r_{n-2}}^{n-2}\}$$

$$\{e_1^{n-1}, \dots, e_{r_{n-1}}^{n-1}\}$$

$$\{e_1^{n-2}, \dots, e_{r_{n-2}}^{n-2}\} \dots \{e_1^{n-2}, \dots, e_{r_{n-2}}^{n-2}\}$$

$$\{e_1^{n-1}, \dots, e_{r_{n-1}}^{n-1}\}$$

$$\{e_1^{n-2}, \dots, e_{r_{n-2}}^{n-2}\} \dots \{e_1^{n-2}, \dots, e_{r_{n-2}}^{n-2}\}$$

$$\{e_1^{n-1}, \dots, e_{r_{n-1}}^{n-1}\}$$

$$\{e_1^{n-2}, \dots, e_{r_{n-2}}^{n-2}\} \dots \{e_1^{n-2}, \dots, e_{r_{n-2}}^{n-2}\}$$

$$\{e_1^{n-1}, \dots, e_{r_{n-1}}^{n-1}\}$$

$$\{e_1^{n-2}, \dots, e_{r_{n-2}}^{n-2}\} \dots \{e_1^{n-2}, \dots, e_{r_{n-2}}^{n-2}\}$$

$$\{e_1^{n-1}, \dots, e_{r_{n-1}}^{n-1}\}$$

$$\{e_1^{n-2}, \dots, e_{r_{n-2}}^{n-2}\} \dots \{e_1^{n-2}, \dots, e_{r_{n-2}}^{n-2}\}$$

$$\{e_1^{n-1}, \dots, e_{r_{n-1}}^{n-1}\}$$

$$\{e_1^{n-2}, \dots, e_{r_{n-2}}^{n-2}\} \dots \{e_1^{n-2}, \dots, e_{r_{n-2}}^{n-2}\}$$

$$\{e_1^{n-1}, \dots, e_{r_{n-1}}^{n-1}\}$$

实验: 求相似矩阵

① 求 A 的特征值 λ

$$f(\lambda) = (\lambda - \lambda_1)^{s_1} \dots (\lambda - \lambda_n)^{s_n}$$

(每个 λ_i 的 s_i 称为 λ_i 的特征重数)

② 求特征向量 (特征子空间)

解: $\ker(A - \lambda_i E)$ (线性无关, 基向量个数)

(特征: 每个 λ_i 对应的特征子空间基向量为 λ_i-根向量)

$$\text{基向量个数} = s_i \text{ (代数重数)}$$

特征标准形:

$$\begin{bmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_1 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_{s_1} \end{bmatrix}$$

s_i: 基向量 s_i 列 (代数)

$$JA = P^{-1}AP, P^{-1}AP = J$$

$$A^m = P^{-1}J^m P$$

$$J = \text{diag}(A_1, A_2, \dots, A_m)$$

$$J^m = \text{diag}(A_1^m, A_2^m, \dots, A_m^m)$$

$$A^m = (A - \lambda E)^m = \sum_{k=0}^m \binom{m}{k} (-\lambda)^{m-k} A^k$$

③ 求 A 的特征值 λ

$$P^{-1}AP = B$$

④ 求 A 的特征值 λ

$$A^m = \sum_{k=0}^m \binom{m}{k} (-\lambda)^{m-k} A^k$$

⑤ 求 A 的特征值 λ

$$A^m = \sum_{k=0}^m \binom{m}{k} (-\lambda)^{m-k} A^k$$

$$A^m = \sum_{k=0}^m \binom{m}{k} (-\lambda)^{m-k} A^k$$

$$A^m = \sum_{k=0}^m \binom{m}{k} (-\lambda)^{m-k} A^k$$

$$A^m = \sum_{k=0}^m \binom{m}{k} (-\lambda)^{m-k} A^k$$

$$A^m = \sum_{k=0}^m \binom{m}{k} (-\lambda)^{m-k} A^k$$

$$A^m = \sum_{k=0}^m \binom{m}{k} (-\lambda)^{m-k} A^k$$

应用: ① 求不变子空间

先求特征值 λ_i

再求特征子空间 U_{λ_i}

所有不变子空间

均在每个 U_{λ_i} 中

各子空间的直和

即为 V



内积的应用

(二) 对称

① 正交变换: σ 正交变换
 $(\sigma(\alpha), \sigma(\beta)) = (\alpha, \beta)$
 $\forall \alpha \in V, (\sigma(\alpha)) = |\alpha|$
 将正交基 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 变为另一组正交基 $\sigma(\varepsilon_1), \dots, \sigma(\varepsilon_n)$
 任一正交矩阵为正交阵

对称变换: $(\sigma(\alpha), \beta) = (\alpha, \sigma(\beta))$
 在任一正交基下对称阵

② 三大应用

① 奇异值分解: 实矩阵 $m \times n$ $A: r(A)=r$

$$A = U \Sigma V^T \rightarrow n \text{ 个正交阵}$$

$m \times n$ 正交阵

求法: ① 求 $A^T A$ 的特征值 $\lambda_1, \dots, \lambda_r$ 并求大特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r$ 对应的单位正交特征向量 v_1, \dots, v_r

② 求对应的 $u_i = \frac{A v_i}{\lambda_i}$

③ 将 v_1, \dots, v_r 扩充为 R^n 上正交基

v_1, \dots, v_n

u_1, \dots, u_r 扩充为 R^m 上正交基

u_1, \dots, u_m

② 目的: $Ax=b$ 无解时, 求 \bar{x} , 使 $|Ax-b|^2$ 最小

③ 目的: 求 \bar{x} 时: $(A\bar{x}-b, A\bar{x}-b)=0$

即求 $A\bar{x}=p$ 的解 BPP (因为 b 在 A 的列空间中)

即求 $A^T A \bar{x} = A^T b$ 的解

最小二乘解: 长度最短的 \bar{x}

设 $\bar{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T = x_r + x_0$

$A^T A x = A^T b$ 通解

$A^T A x = A^T b$ 特解, $x_0 \in N(A)$

求法: $x_0 = A^+ b$

$x_r \in V(A)$
 $x_0 \in R(A^T)$
 $V(A) \oplus R(A^T) = R^n$
 求 $x_0 \in R(A^T)$ 为最优

奇异值分解
 $A = U \Sigma V^T$

综合:

$\begin{cases} u_1, \dots, u_r & v_1, \dots, v_r \text{ 为 } A \text{ 的正交特征向量} \\ u_i = \frac{A v_i}{\lambda_i} & \lambda_i = \sigma_i(A) \end{cases}$

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

最小二乘解:
 $A^+ A \bar{x} = A^+ b$
 最优解: $x_0 = A^+ b$

③ 性质:
 $A: m \times n$
 $A G A = A$
 $G A G = G$
 $(A G)^T = A G$
 $(G A)^T = G A$

则 $G = A^+$, 为 A^+ 的表达式

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

(Σ^+ : 非零对角元倒置再转置)

qsir.org(qiutopia)



由 扫描全能王 扫描创建

由 扫描全能王 扫描创建

(x_1, x_2, x_3)
 $x_3 = (x_1, x_2, 0)$ 在 $z=0$ 上
 $x_1 = 0: (0, x_2, 0)$ 在 y 轴上
 $x_2 = 0: (x_1, 0, 0)$ 在 x 轴上
 $u_1 x_1 + u_2 x_2 + u_3 x_3 = 0$
 (u_1, u_2, u_3) ($u_1 = u_2 = 0$)
 $(k = \frac{u_1}{u_2})$

射影几何
 射影 Euclid 平面: 无穷远点
 点: 射影点
 线: 射影线
 射影: 射影变换

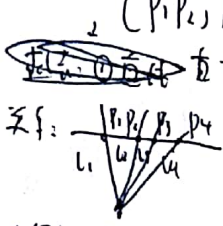
射影线的无穷远点
 点-线-线无穷远点
 无穷远点在同一直线上
 射影几何: 射影变换

射影: 射影变换
 射影: 射影变换
 射影: 射影变换
 射影: 射影变换

(a_1, a_2, a_3) 射影点 $(a_1, a_2, a_3) = 0$	(u_1, u_2, u_3) 射影线 $(u_1, u_2, u_3) = 0$
Desargues: 两三角形对应点连线共点	Desargues: 两三角形对应点连线共点
两直线交点: $A \times B$	两直线交点: $U \times V$
射影: $\begin{vmatrix} x_1 & x_2 & x_3 \\ a_1 & a_2 & a_3 \\ b_1 & b_2 & b_3 \end{vmatrix} = 0$	射影: $\begin{vmatrix} u_1 & u_2 & u_3 \\ v_1 & v_2 & v_3 \\ w_1 & w_2 & w_3 \end{vmatrix} = 0$

变化: 射影变换, 射影几何 (不变量)

设: A, B, C, D 为 $(P_1), (P_2), (P_1 + \lambda(P_2)), (P_1 + \mu(P_2))$
 $(P_1, P_2, P_3, P_4) = \lambda$



射影: 射影变换
 射影: 射影变换
 射影: 射影变换
 射影: 射影变换

几何上: $(P_1, P_2, P_3, P_4) = \frac{P_1 P_3 \cdot P_2 P_4}{P_2 P_3 \cdot P_1 P_4}$
 $(L_1, L_2, L_3, L_4) = \frac{\sin \angle(L_1, L_3) \cdot \sin \angle(L_2, L_4)}{\sin \angle(L_1, L_4) \cdot \sin \angle(L_2, L_3)}$

(调和比) $(P_1, P_2; P_3, P_4) = -1$
 $(L_1, L_2; L_3, L_4) = -1$

射影几何: 射影几何

$\triangle ABC$:
 A, B, C 在射影平面上
 (射影几何与射影几何)

射影: 射影变换
 射影: 射影变换
 射影: 射影变换
 射影: 射影变换

射影: 射影变换
 射影: 射影变换
 射影: 射影变换
 射影: 射影变换

射影: 射影变换
 射影: 射影变换
 射影: 射影变换
 射影: 射影变换

射影: 射影变换
 射影: 射影变换
 射影: 射影变换
 射影: 射影变换

射影: 射影变换
 射影: 射影变换
 射影: 射影变换
 射影: 射影变换

射影: 射影变换
 射影: 射影变换
 射影: 射影变换
 射影: 射影变换



Linear Algebra

分解法

(线性) 向量

矩阵

多项式

内积

(线性) 变换

多项式

~~不可约多项式~~

整除

商和余数

带余除法 (一次)

deg

$$\begin{cases} \deg q(x) + \deg g(x) = \deg f(x) \\ \deg r(x) < \deg g(x) \end{cases}$$

二次型

特征值 (m, n)

正交矩阵

①. 求 $A^T A$ 的特征值与特征向量

$\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$

$\Sigma = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{bmatrix}$

②. 求特征向量, 正交化

ξ_1, \dots, ξ_n 两两正交

③. 求 $U = A\xi_i$ (前 n 个)

$U = [u_1, \dots, u_m]$

$A = U\Sigma V^T$

$V = [\xi_1, \dots, \xi_n]$ (正交阵)

$U = [u_1, \dots, u_m]$

②. 求 $A^T A x = A^T b$ 的通解: $A^T = V\Sigma^T U^T$

条件: $|B| \neq 0$, 为 $A^T b$

求 A 的奇异值

定义: $(x, y) = x^T y$

$(x, y) = (y, x)$ (实内积)

UR 分解: $A = U R V^T$ 正交化

②. 求 $A^T A = I$ (正交阵)

求 A 的奇异值

定义: $(\alpha, \beta) = (\alpha, \beta)$

$\alpha \cdot \alpha = \alpha \cdot \alpha$: 正交 (正交阵)

$(\alpha, \beta) = (\alpha, \beta)$: 特征值与特征向量

$(\alpha, \beta) = (\alpha, \beta)$ 的特征值

正交阵: $A^T A = I$

求 A 的奇异值

定义: $(\alpha, \beta) = (\alpha, \beta)$

求 A 的奇异值

定义: $(\alpha, \beta) = (\alpha, \beta)$

特征值

相似矩阵

Jordan 标准型

①. 求特征值, 代数重数

λ_i 特征空间 $(\sigma - \lambda_i)^{r_i} x = 0$

(代数重数 r_i , $\sigma - \lambda_i$ 为特征多项式)

(几何重数 g_i)

②. 求特征向量

$(\sigma - \lambda_i)x = 0$

③. 求 Jordan 块

ξ_1, \dots, ξ_n

ξ_1, \dots, ξ_n

ξ_1, \dots, ξ_n

ξ_1, \dots, ξ_n

ξ_1, \dots, ξ_n

ξ_1, \dots, ξ_n

ξ_1, \dots, ξ_n

ξ_1, \dots, ξ_n

ξ_1, \dots, ξ_n

ξ_1, \dots, ξ_n

ξ_1, \dots, ξ_n

ξ_1, \dots, ξ_n

ξ_1, \dots, ξ_n

ξ_1, \dots, ξ_n

ξ_1, \dots, ξ_n

ξ_1, \dots, ξ_n

ξ_1, \dots, ξ_n

求 A 的奇异值

定义: $(x, y) = x^T y$

$(x, y) = (y, x)$ (实内积)

UR 分解: $A = U R V^T$ 正交化

②. 求 $A^T A = I$ (正交阵)

求 A 的奇异值

定义: $(\alpha, \beta) = (\alpha, \beta)$

$\alpha \cdot \alpha = \alpha \cdot \alpha$: 正交 (正交阵)

$(\alpha, \beta) = (\alpha, \beta)$: 特征值与特征向量

$(\alpha, \beta) = (\alpha, \beta)$ 的特征值

正交阵: $A^T A = I$

求 A 的奇异值

定义: $(\alpha, \beta) = (\alpha, \beta)$

求 A 的奇异值

定义: $(\alpha, \beta) = (\alpha, \beta)$

求 A 的奇异值

定义: $(\alpha, \beta) = (\alpha, \beta)$

求 A 的奇异值

定义: $(\alpha, \beta) = (\alpha, \beta)$

求 A 的奇异值

