



计算方法复习

典型概念例题



零 绪论





若以 $x=1.414$ 代替 $x^*=\sqrt{2}$ 求 $y^*=(\sqrt{2}-1)^4$
的近似值，以下哪个算法更好？

$$y^*=(\sqrt{2}-1)^4 \quad y^*=(3-2\sqrt{2})^2 \quad y^*=\left(\frac{1}{\sqrt{2}+1}\right)^4$$

解 $y=(x-1)^4 \quad y^*=(x^*-1)^4$

$$y-y^*=4(\xi-1)^3(x-x^*)$$

$$\approx 4(x-1)^3(x-x^*)$$

$$|4(x-1)^3|=4*(1.414-1)^3 \approx 0.2838$$

$$\max_{1.414 \leq \xi \leq \sqrt{2}} |4(\xi-1)^3| = 4(\sqrt{2}-1)^3 \\ \approx 4*0.414^3$$



若以 $x=1.414$ 代替 $x^* = \sqrt{2}$ 求 $y^* = (\sqrt{2} - 1)^4$ 的近似值，以下哪个算法更好？

$$y^* = (\sqrt{2} - 1)^4 \quad y^* = (3 - 2\sqrt{2})^2 \quad y^* = \left(\frac{1}{\sqrt{2} + 1}\right)^4$$

解

$$y = (3 - 2x)^2 \quad y^* = (3 - 2x^*)^2$$

$$y - y^* = -4(3 - 2\xi)(x - x^*)$$

$$\approx -4(3 - 2x)(x - x^*)$$

$$|-4(3 - 2 * 1.414)| \approx 0.0204$$

$$\max_{1.414 \leq \xi \leq \sqrt{2}} |-4(3 - 2\xi)| = 4(3 - 2 * 1.414)^3$$
$$\approx 4 * 0.172^3$$



$$y^* = (\sqrt{2} - 1)^4 \quad y^* = (3 - 2\sqrt{2})^2 \quad y^* = \left(\frac{1}{\sqrt{2} + 1}\right)^4$$

解

$$y = \left(\frac{1}{x+1}\right)^4 \quad y^* = \left(\frac{1}{x^*+1}\right)^4$$

$$y - y^* = -4(1+\xi)^{-5}(x - x^*)$$

$$\approx -4(1+x)^{-5}(x - x^*)$$

$$|-4(1+1.414)^{-5}| \approx 0.0488$$

$$\max_{1.414 \leq \xi \leq \sqrt{2}} |-4(1+\xi)^{-5}| = 4(1+1.414)^{-5} \\ \approx 4 * 2.414^{-5}$$



一 插值与逼近





函数逼近

预备知识

范数
内积
正交多项式

函数逼近方法

最佳一致逼近
最佳平方逼近
最小二乘拟合
三角函数逼近
帕德逼近



例1 求 $g(x)=\sqrt{x}$ 在 $P_1[0,1]$ 中的最佳平方逼近元

解法一

这是 $C[0,1]$ 上的最佳平方逼近问题.

取 $\varphi_0 = 1$, $\varphi_1 = x$, $P_1[0,1] = \text{span}\{1, x\}$

记 $p_1(x) = a_0 + a_1 x$

$(\varphi_0, \varphi_0) = 1$, $(\varphi_0, \varphi_1) = 1/2$,

$(\varphi_1, \varphi_1) = 1/3$,

$(\varphi_0, g) = 2/3$, $(\varphi_1, g) = 2/5$.

所以, 关于 a_0 , a_1 为未知数的法方程组为



$$\begin{cases} a_0 + \frac{1}{2}a_1 = \frac{2}{3} \\ \frac{1}{2}a_0 + \frac{1}{3}a_1 = \frac{2}{5} \end{cases}$$

解得 $a_0 = 4/15$, $a_1 = 4/5$

即 $p_1(x) = 4/5x + 4/15$

为 $P_1[0,1]$ 中对 $g(x) = \sqrt{x}$ 的最佳平方逼近元.



例1

观测物体过原点的直线运动,得到所示数据,求运动方程.

时间t/s	0	0.9	1.9	3.0	3.9	5.0
距离s/m	0	10	30	50	80	110

解

作直线模型: $at+s=0$

n 为观测点数

定义残差向量: $V = (at_1 + s_1, at_2 + s_2, \dots, at_n + s_n)^T$

$$I(a) = \|V\|_2^2 = \sum_{i=1}^n (at_i + s_i)^2$$



$$\frac{dI}{da} = 2 \sum_{i=1}^n (at_i + s_i)t_i = 2a \sum_{i=1}^n t_i^2 + 2 \sum_{i=1}^n t_i s_i$$

所以: $\frac{dI}{da} = 2 \times 53.63a + 2 \times 1078$

令: $\frac{dI}{da} = 2 \times 53.63a + 2 \times 1078 = 0$

$$a = -20.1007$$

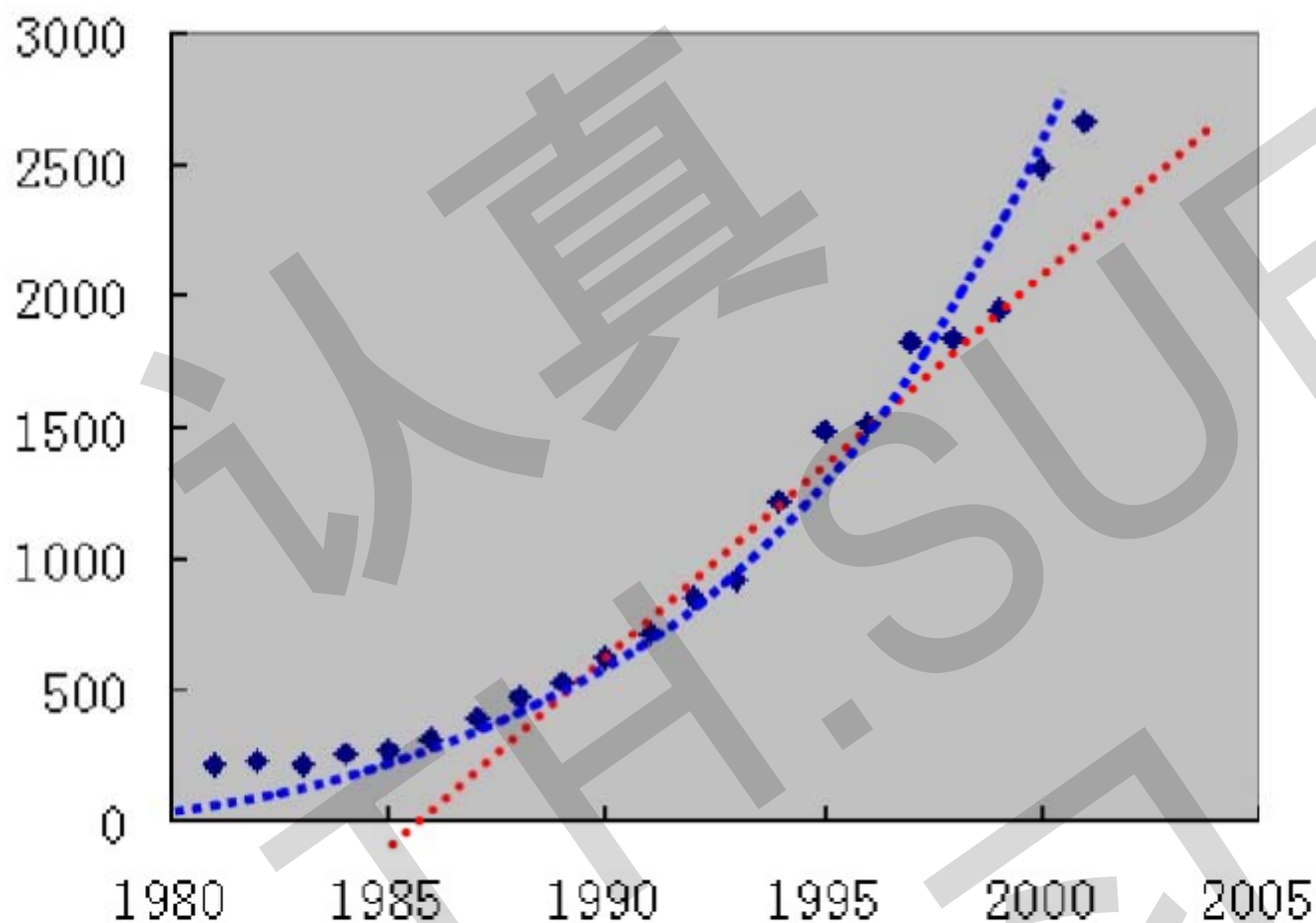
所求运动方程为: $-20.1007t + s = 0$



可线性化回归或拟合

下表按年份给出了1981~2001年我国出口贸易量（亿美元）的数据，根据此表你能预测2008年我国的出口贸易量么？

年份	1981	1982	1983	1984	1985	1986	1987
出口贸易量	220.1	223.2	222.3	261.4	273.5	309.4	394.4
年份	1988	1989	1990	1991	1992	1993	1994
出口贸易量	475.2	525.4	620.9	719.1	849.4	917.4	1210.1
年份	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001
出口贸易量	1487.8	1510.5	1827.9	1837.1	1949.3	2492.0	2661.0



从散点图中观察，数据与直线的拟合性不好，若用直线来预测，误差将会很大。

而图像近似指数函数，呈现出非线性相关性。



考虑函数 $y = ae^{bx}$ 来拟合数据的变化关系，将其转化成线性函数，两边取对数： $\ln y = \ln a + bx$

设 $u = \ln y, c = \ln a$ ，则上式变为 $u = c + bx$ ，

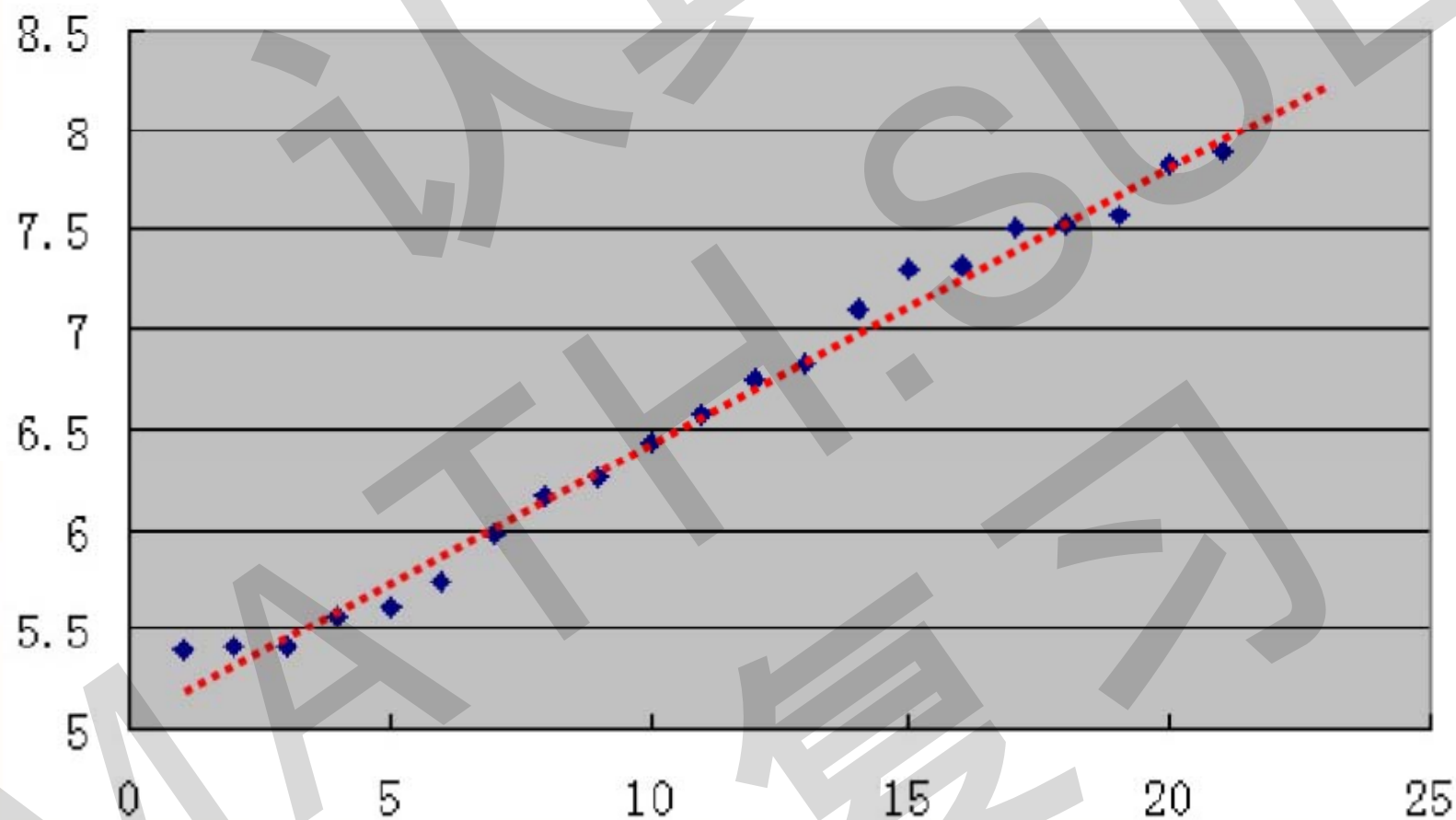
即线性回归方程，记1981年为 $x=1$ ，1982年为 $x=2$ ， \cdots 变换后的数据如下表：

x	1	2	3	4	5	6	7
u	5.394	5.408	5.404	5.566	5.611	5.735	5.977
x	8	9	10	11	12	13	14
u	6.164	6.264	6.432	6.578	6.745	6.822	7.098
x	15	16	17	18	19	20	21
u	7.305	7.320	7.511	7.516	7.575	7.821	7.886



对上表数据求线性回归方程得: $c = 5.056$, $b = 0.138$,

即: $u = 5.056 + 0.138x$





二 数值积分

数值积分

基本概念

数值求积思想

代数精度

插值型求积公式

收敛及稳定性

梯形公式

辛普森公式

N-C公式

Romberg求积公式及外推加速

Gauss求积公式



取 $\int_a^b f(x) dx \approx \sum_{k=0}^n f(x_k) \int_a^b l_k(x) dx$

A_k

称为插值型求积公式

其中

$$A_k = \int_a^b \prod_{\substack{i=0 \\ i \neq k}}^n \frac{(x - x_i)}{x_k - x_i} dx$$

由节点决定，与 $f(x)$ 无关。



Simpson 公式

$$\int_a^b f(x)dx = A_0 f(a) + A_1 f\left(\frac{a+b}{2}\right) + A_2 f(b)$$

$$l_0(x) = \frac{(x - \frac{a+b}{2})(x-b)}{(a - \frac{a+b}{2})(a-b)}$$

$$A_0 = \int_a^b l_0(x)dx = \frac{1}{6}(b-a)$$

$$l_1(x) = \frac{(x-a)(x-b)}{(\frac{a+b}{2} - a)(\frac{a+b}{2} - b)}$$

$$A_1 = \int_a^b l_1(x)dx = \frac{4}{6}(b-a)$$

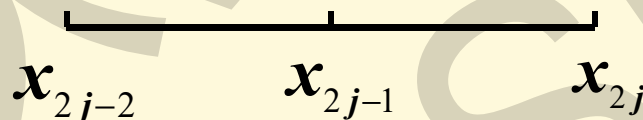
$$l_2(x) = \frac{(x-a)(x - \frac{a+b}{2})}{(b-a)(b - \frac{a+b}{2})}$$

$$A_2 = \int_a^b l_2(x)dx = \frac{1}{6}(b-a)$$



复化 Simpson 公式

$$h = \frac{b-a}{2n}, x_j = a + jh \quad (j = 0, 1, \dots, 2n)$$



$$I(f) \approx \sum_{j=1}^n \frac{h}{3} [f(x_{2j-2}) + 4f(x_{2j-1}) + f(x_{2j})]$$

$$S_n(f) = \sum_{j=1}^n \frac{h}{3} [f(x_{2j-2}) + 4f(x_{2j-1}) + f(x_{2j})]$$

$$\int_a^b f(x) dx \approx \frac{h}{3} [f(a) + 4 \sum_{j=1}^n f(x_{2j-1}) + 2 \sum_{j=1}^{n-1} f(x_{2j}) + f(b)]$$



例2

试确定常数A,B,C及 α ,使求积公式:

$$\int_{-2}^2 f(x)dx \approx Af(-\alpha) + Bf(0) + Cf(\alpha)$$

代数精确度尽可能高, 并确定上述公式的代数精确度。是否为高斯型求积公式。

解

令:

$$\begin{aligned} f(x) &= 1 & \int_{-2}^2 dx &= 4 = A + B + C \\ f(x) &= x & \int_{-2}^2 x dx &= 0 = -A\alpha + C\alpha \\ f(x) &= x^2 & \int_{-2}^2 x^2 dx &= \frac{16}{3} = A\alpha^2 + C\alpha^2 \\ f(x) &= x^3 & \int_{-2}^2 x^3 dx &= 0 = -A\alpha^3 + C\alpha^3 \end{aligned}$$



整理得: $A = C$

$$2A + B = 4$$

$$A\alpha^2 = \frac{8}{3}$$

$$f(x) = x^4 \quad \int_{-2}^2 x^4 dx = \frac{64}{5} = A\alpha^4 + C\alpha^4$$

$$A\alpha^4 = \frac{32}{5}$$

$$\frac{8}{3}\alpha^2 = \frac{32}{5} \quad \alpha = \pm\sqrt{\frac{12}{5}}$$



$$A = \frac{10}{9} \quad B = \frac{16}{9} \quad C = \frac{10}{9}$$

$$f(x) = x^5 \quad \int_{-2}^2 x^5 dx = 0 = -A\alpha^5 + C\alpha^5$$

$$f(x) = x^6$$

$$\int_{-2}^2 x^6 dx = \frac{128}{7} \neq A\alpha^6 + C\alpha^6 = 2 \times \frac{8}{3} \times \frac{12^2}{5^2}$$

所以代数精确度为5次.

因为代数精确度为 $2 \times 3 = 5$ 次,是高斯型求积公式.



一、Richardson外推法

外推法是一种精确度较低的近似公式组合成精确度较高的近似公式的方法.

设 $h \neq 0$ 是任意数, $F(h)$ 是关于步长 h 逼近 F^* 的近似公式, 它们的误差估计式为

$$F^* - F(h) = k_1 h + k_2 h^2 + k_3 h^3 + \dots$$

这里, k_1, k_2, k_3, \dots 是一组常数.

称 $F(h)$ 逼近 F^* 的误差为 $O(h)$.



把 h 的幂次称为误差的阶,例如 $O(h^2)$,称为二阶误差,等等.

我们希望找到一种简便的方法,用近似公式 $F(h)$ 的组合,得到误差阶较高的近似公式 $\tilde{F}(h)$,使

$$F^* - \tilde{F}(h) = k'_2 h^2 + k'_3 h^3 + \dots$$

$\tilde{F}(h)$ 逼近 F^* 的误差为 $O(h^2)$

类似地,用 $\tilde{F}(h)$ 组合产生逼近 F^* 的误差 $O(h^3)$ 的近似公式等



改写 $F^* - F(h) = k_1 h + k_2 h^2 + k_3 h^3 + \dots$

为 $F^* = F(h) + k_1 h + k_2 h^2 + k_3 h^3 + \dots$ (1)

用 $h/2$ 代替式中的 h , 得

$$F^* = F\left(\frac{h}{2}\right) + k_1 \frac{h}{2} + k_2 \left(\frac{h}{2}\right)^2 + k_3 \left(\frac{h}{2}\right)^3 + \dots \quad (2)$$

2×(2)-(1)得:

$$F^* = \left[F\left(\frac{h}{2}\right) + \left(F\left(\frac{h}{2}\right) - F(h) \right) \right] + k_2 \left(\frac{h^2}{2} - h^2 \right) + k_3 \left(\frac{h^3}{2} - h^3 \right) + \dots \quad (3)$$

令 $F_1(h) = F(h)$

$$F_2(h) = F_1\left(\frac{h}{2}\right) + \left[F_1\left(\frac{h}{2}\right) - F_1(h) \right]$$



改写(3)式为 $F^* = F_2(h) - \frac{1}{2}k_2h^2 - \frac{3}{4}k_3h^3 - \dots$ (4)

这里, $F_2(h)$ 逼近 F^* 的误差为 $O(h^2)$

再用 $h/2$ 代替 h , 使(4)式变为

$$F^* = F_2\left(\frac{h}{2}\right) - \frac{1}{8}k_2h^2 - \frac{3}{32}k_3h^3 - \dots \quad (5)$$

4×(5)-(4)得:

$$F^* = \left[F_2\left(\frac{h}{2}\right) + \frac{F_2(h/2) - F_2(h)}{3} \right] + \frac{1}{8}k_3h^3 + \dots \quad (6)$$

记 $F_3(h) = F_2\left(\frac{h}{2}\right) + \frac{F_2(h/2) - F_2(h)}{3}$



(6)式可以写为 $F^* = F_3(h) + \frac{1}{8}k_3h^3 + \dots$ (7)

这里, $F_3(h)$ 逼近 F^* 的误差为 $O(h^3)$

还是用 $h/2$ 代替 h 代入(7)式后,类似上述过程,可以得到误差为 $O(h^3)$ 的 $F_3(h)$

一般地,对 $k=2,3,\dots,n$,有逼近 F^* 的误差为 $O(h^k)$ 的递推公式

$$F_k(h) = F_{k-1}\left(\frac{h}{2}\right) + \frac{F_{k-1}\left(\frac{h}{2}\right) - F_{k-1}(h)}{2^{k-1} - 1}$$

称为关于步长 h 的外推公式.



三 线性方程组

直接法

选主元Gauss消去法

矩阵三角分解法

追赶法

向量和矩阵范数

矩阵条件数



三 线性方程组

迭代法

基本概念

迭代格式

收敛条件

雅可比迭代

高斯-塞德尔迭代

SOR迭代

迭代收敛速度



求 $A = \begin{pmatrix} 3 & -1 \\ -1 & 3 \end{pmatrix}$ 的特征值和特征向量.

$$\begin{aligned} |\lambda E - A| &= \begin{vmatrix} \lambda - 3 & 1 \\ 1 & \lambda - 3 \end{vmatrix} \\ &= \lambda^2 - 6\lambda + 8 = (\lambda - 2)(\lambda - 4) \end{aligned}$$

所以 A 的特征值为 $\lambda_1 = 2, \lambda_2 = 4$.

当 $\lambda_1 = 2$ 时, 解 $(2E - A)x = o$

$$2E - A = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$



例3

设线性方程组 $Ax = b$ 的系数矩阵为:

$$\begin{pmatrix} 2 & a & 1 \\ 1 & 1 & 2 \\ 1 & a & 1 \end{pmatrix}$$

(1) 写出 **Jacobi** 迭代法的迭代格式

(2) 确定 a 的取值范围, 使方程组对应的 **Gauss-Seidel** 迭代收敛。

解

(1) 线性方程组

$$\begin{cases} 2x_1 + ax_2 + x_3 = b_1 \\ x_1 + x_2 + 2x_3 = b_2 \\ x_1 + ax_2 + x_3 = b_3 \end{cases}$$

Jacobi 迭代



$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = -\frac{a}{2}x_2^{(k)} - \frac{1}{2}x_3^{(k)} + \frac{b_1}{2} \\ x_2^{(k+1)} = -x_1^{(k)} - 2x_3^{(k)} + b_2 \\ x_3^{(k+1)} = -x_1^{(k)} - ax_2^{(k)} + b_3 \end{cases}$$

(2) 线性方程组

$$\begin{pmatrix} 2 & a & 1 \\ 1 & 1 & 2 \\ 1 & a & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & a & 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & a & 1 \\ 0 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Gauss-Seidel迭代矩阵:

$$B_{G-S} = - \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & a & 1 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} 0 & a & 1 \\ 0 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$



$$|\lambda I - B_{G-s}| =$$

$$\left| \begin{pmatrix} \lambda & & \\ & \lambda & \\ & & \lambda \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & a & 1 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} 0 & a & 1 \\ 0 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \right| = 0$$

$$\frac{1}{2} \left| \begin{pmatrix} 2\lambda & & \\ \lambda & \lambda & \\ \lambda & a\lambda & \lambda \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & a & 1 \\ 0 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \right| = 0$$

$$\frac{1}{2} \begin{vmatrix} 2\lambda & a & 1 \\ \lambda & \lambda & 2 \\ \lambda & a\lambda & \lambda \end{vmatrix} = 0$$



令 $|\lambda I - B_{G-s}| = 0$

得 $\lambda_1 = 0 \quad \lambda_2 = \frac{1}{2} \quad \lambda_3 = 2a$

$$|2a| < 1$$

$$-\frac{1}{2} < a < \frac{1}{2}$$



例 7-11 设求解方程组 $Ax = b$ 的简单迭代法

$$x^{(k+1)} = Bx^{(k)} + g, \quad (k = 0, 1, 2, \dots)$$

收敛 求证: 对 $0 < \omega < 1$, 迭代法

$$x^{(k+1)} = [(1 - \omega)I + \omega B]x^{(k)} + \omega g, \quad (k = 0, 1, 2, \dots)$$

收敛.

分析 由于已知 $x^{(k+1)} = Bx^{(k)} + g$ ($k = 0, 1, 2, \dots$) 收敛, 故谱半径 $\rho(B) < 1$, 如果把第二个迭代法的迭代矩阵的特征值和 B 的特征值联系起来, 则有可能完成证明.

证 设 $C = (1 - \omega)I + \omega B$, $\lambda(C)$, $\lambda(B)$ 分别为 C 和 B 的特征值, 则显然

$$\lambda(C) = (1 - \omega) + \omega\lambda(B)$$

因为 $0 < \omega < 1$, $\lambda(C)$ 是 1 和 $\lambda(B)$ 的加权平均, 故

$$|\lambda(B)| < |\lambda(C)| < 1$$

即迭代法 $x^{(k+1)} = Cx^{(k)} + \omega g$ ($k = 0, 1, 2, \dots$) 收敛.



四 非线性方程求根

求根法

二分法

不动点迭代法及收敛性理论

牛顿迭代法

插值型迭代

弦截法

抛物线法



定理1

考虑方程 $x = g(x)$, $g(x) \in C[a, b]$, 若

(I) 当 $x \in [a, b]$ 时, $g(x) \in [a, b]$;

(II) 在 $[a, b]$ 上成立不等式: $|g(x_1) - g(x_2)| \leq \alpha |x_1 - x_2|$

则 (1) g 在 $[a, b]$ 上存在惟一不动点 x^*

(2) 任取 $x_0 \in [a, b]$, 由 $x_{k+1} = g(x_k)$ 得到的序列 $\{x_k\}$ ($\subset [a, b]$) 收敛于 x^*

(3) k 次迭代所得到的近似不动点 x_k 与精确不动点 x^* 有误差估计式:

$$|x_k - x^*| \leq \frac{\alpha}{1 - \alpha} |x_k - x_{k-1}|$$

$$|x_k - x^*| \leq \frac{\alpha^k}{1 - \alpha} |x_1 - x_0|$$



局部收敛性定理

定理2 设 x^* 为 g 的不动点, $g(x)$ 与 $g'(x)$ 在包含 x^* 的某邻域 $U(x^*)$ (即开区间)内连续, 且 $|g'(x^*)| < 1$, 则存在 $\delta > 0$, 当 $x_0 \in [x^* - \delta, x^* + \delta]$ 时, 迭代法产生的序列 $\{x_k\} \subset [x^* - \delta, x^* + \delta]$ 且收敛于 x^* .

定理3 设 x^* 为 g 的不动点, $p \geq 2$ 为正整数, g 在 x^* 的某邻域 $U(x^*)$ 内 p 阶连续可微, 且 $g'(x^*) = g''(x^*) = \dots = g^{(p-1)}(x^*) = 0$, 而 $g^{(p)}(x^*) \neq 0$, 则存在 $\delta > 0$, 当 $x_0 \in [x^* - \delta, x^* + \delta]$ ($x_0 \neq x^*$)时, 由迭代法产生的序列 $\{x_k\}$ 以 p 阶收敛速度收敛于 x^* .



例4

证明迭代公式 $x_{n+1} = \frac{1}{2} \left(x_n + \frac{a}{x_n} \right)$

对于 $x_0 > 0$, $a > 0$ 迭代收敛, 且以2阶收敛于 \sqrt{a} 。

证明：

(1) 首先证明收敛性：

$$x_{n+1} = \frac{1}{2} \left(x_n + \frac{a}{x_n} \right) \geq \sqrt{a}$$

迭代函数为：
$$g(x) = \frac{1}{2} \left(x + \frac{a}{x} \right)$$

$$g'(x) = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{a}{x^2} \right)$$

$$x \geq \sqrt{a} \quad |g'(x)| = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{a}{x^2} \right) \leq \frac{1}{2}$$

所以迭代收敛。



(2) 证明收敛性于： \sqrt{a}

$$\lim_{n \rightarrow \infty} x_n = l \quad l = \frac{1}{2} \left(l + \frac{a}{l} \right) \quad l^2 = a$$

$$l = \pm \sqrt{a} \quad x_{n+1} \geq \sqrt{a}$$

所以： $l = \sqrt{a}$

(3) 证明收敛阶为2：

$$g'(x) = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{a}{x^2} \right) \quad g'(\sqrt{a}) = 0$$

$$g''(x) = ax^{-3} \quad g''(\sqrt{a}) \neq 0$$

所以 $x_{n+1} = \frac{1}{2} \left(x_n + \frac{a}{x_n} \right)$ 以2阶迭代收敛于 \sqrt{a}



例5

用一般迭代法求方程 $x - \ln x = 2$ 在区间 $(2, \infty)$ 内的根，
要求 $|x_k - x_{k-1}| / |x_k| \leq 10^{-8}$

解

令 $f(x) = x - \ln x - 2$

$f(2) < 0, f(4) > 0$, 故方程在 $(2, 4)$ 内至少有一个根

又 $f'(x) = 1 - \frac{1}{x} > 0 \quad x \in (2, \infty)$

因此 $f(x) = 0$ 在 $(2, \infty)$ 内仅有一个根 x^*

将方程化为等价方程： $x = 2 + \ln x$

$$g(x) = 2 + \ln x \quad |g'(x)| = \left| \frac{1}{x} \right| < 0.5 \quad x \in (2, 4)$$



因此, $\forall x_0 \in (2, \infty)$, $x_{k+1} = 2 + \ln x_k$ 产生的序列 $\{x_k\}$ 收敛于 x^*

取初值 $x_0 = 3.0$, 计算结果如下:

k	x_i				
0	3.0000000000	5	3.145702209	10	3.146191628
1	3.098612289	6	3.146037143	11	3.146192714
2	3.130954362	7	3.146143611	12	3.146193060
3	3.141337866	8	3.146177452	13	3.146193169
4	3.144648781	9	3.146188209	14	3.146193204

另一种迭代格式

$$x_{k+1} = \frac{x_k (1 + \ln x_k)}{x_k - 1}$$

0	3.0000000000	2	3.146193441
1	3.147918433	3	3.146193221



五 常微分方程数值解

数值解法

重要概念

局部截断误差

方法精度

重要构造方法

差分构造

积分构造

泰勒展式构造

单步法(Euler法, 改进Euler法)

线性多步法

方程组与高阶方程



例5

给定求解常微分方程初值问题
$$\begin{cases} y' = f(x, y) \\ y(x_0) = y_0 \end{cases}$$

的线性多步公式

$$y_{n+1} = \alpha(y_n + y_{n-1}) + h(\beta_1 f_{n+1} + f_n + \beta_{-1} f_{n-1})$$

试确定系数 $\alpha, \beta_1, \beta_{-1}$, 使它具有尽可能高的精度, 并推导其局部截断误差主项。

解

$$y(x_{n+1}) = y(x_n + h)$$

$$= y(x_n) + hy'(x_n) + \frac{h^2}{2} y''(x_n) + \frac{h^3}{6} y'''(x_n) + \frac{h^4}{24} y^{(4)}(x_n) + O(h^5)$$



$$y(x_{n-1}) = y(x_n - h)$$

$$= y(x_n) - hy'(x_n) + \frac{h^2}{2} y''(x_n) - \frac{h^3}{6} y'''(x_n) + \frac{h^4}{24} y^{(4)}(x_n) + O(h^5)$$

$$f(x_{n+1}, y(x_{n+1})) = y'(x_{n+1}) = y'(x_n + h)$$

$$= y'(x_n) + hy''(x_n) + \frac{h^2}{2} y'''(x_n) + \frac{h^3}{6} y^{(4)}(x_n) + O(h^4)$$

$$f(x_{n-1}, y(x_{n-1})) = y'(x_{n-1}) = y'(x_n - h)$$

$$= y'(x_n) - hy''(x_n) + \frac{h^2}{2} y'''(x_n) - \frac{h^3}{6} y^{(4)}(x_n) + O(h^4)$$



线性多步公式局部截断误差：

$$\begin{aligned} R(x_{n+1}) &= y(x_{n+1}) - \alpha(y(x_n) + y(x_{n-1})) \\ &\quad - h(\beta_1 f(x_{n+1}, y(x_{n+1})) + f(x_n, y(x_n)) + \beta_{-1} f(x_{n-1}, y(x_{n-1}))) \\ &= y(x_{n+1}) - \alpha(y(x_n) + y(x_{n-1})) \\ &\quad - h(\beta_1 y'(x_{n+1}) + y'(x_n) + \beta_{-1} y'(x_{n-1})) \end{aligned}$$



$$= y(x_n) + hy'(x_n) + \frac{h^2}{2} y''(x_n) + \frac{h^3}{6} y'''(x_n) + \frac{h^4}{24} y^{(4)}(x_n) + O(h^5)$$

$$-\alpha y(x_n)$$

$$-\alpha[y(x_n) - hy'(x_n) + \frac{h^2}{2} y''(x_n) - \frac{h^3}{6} y'''(x_n) + \frac{h^4}{24} y^{(4)}(x_n) + O(h^5)]$$

$$-h\beta_1[y'(x_n) + hy''(x_n) + \frac{h^2}{2} y'''(x_n) + \frac{h^3}{6} y^{(4)}(x_n) + O(h^4)]$$

$$-hy'(x_n)$$

$$-h\beta_{-1}[y'(x_n) - hy''(x_n) + \frac{h^2}{2} y'''(x_n) - \frac{h^3}{6} y^{(4)}(x_n) + O(h^4)]$$



$$\begin{aligned} &= (1-2\alpha)y(x_n) \\ &\quad + (1+\alpha-\beta_1-1-\beta_{-1})hy'(x_n) \\ &\quad + \left(\frac{1}{2}-\frac{\alpha}{2}-\beta_1+\beta_{-1}\right)h^2y''(x_n) \\ &\quad + \left(\frac{1}{6}+\frac{\alpha}{6}-\frac{\beta_1}{2}-\frac{\beta_{-1}}{2}\right)h^3y'''(x_n) \\ &\quad + \left(\frac{1}{24}-\frac{\alpha}{24}-\frac{\beta_1}{6}+\frac{\beta_{-1}}{6}\right)h^4y^{(4)}(x_n) \\ &\quad + O(h^5) \end{aligned}$$



令:
$$\begin{cases} 1 - 2\alpha = 0 \\ \alpha - \beta_1 - \beta_{-1} = 0 \\ \frac{1}{2} - \frac{\alpha}{2} - \beta_1 + \beta_{-1} = 0 \end{cases}$$

得:
$$\alpha = \frac{1}{2} \quad \beta_1 = \frac{3}{8} \quad \beta_{-1} = \frac{1}{8}$$

此时:
$$\frac{1}{6} + \frac{\alpha}{6} - \frac{\beta_1}{2} - \frac{\beta_{-1}}{2} = 0$$

$$\frac{1}{24} - \frac{\alpha}{24} - \frac{\beta_1}{6} + \frac{\beta_{-1}}{6} = -\frac{1}{48} \neq 0$$



所以当: $\alpha = \frac{1}{2}$ $\beta_1 = \frac{3}{8}$ $\beta_{-1} = \frac{1}{8}$

$$y_{n+1} = \frac{1}{2}(y_n + y_{n-1}) + h\left(\frac{3}{8}f_{n+1} + f_n + \frac{1}{8}f_{n-1}\right)$$

为三阶多步公式.

局部截断误差主项为: $-\frac{1}{48}h^4 y^{(4)}(x_n)$



二、二级Runge-Kutta方法

$$\begin{cases} y_{i+1} = y_i + h(b_1 k_1 + b_2 k_2) \\ k_1 = f(x_i, y_i) \\ k_2 = f(x_i + c_2 h, y_i + c_2 h k_1) \end{cases}$$

二级Runge-Kutta方法不超过二阶



记 $f = f(x_i, y_i)$ $f'_x = f'_x(x_i, y_i)$ $f'_y = f'_y(x_i, y_i)$
 $f''_{xx} = f''_{xx}(x_i, y_i)$ $f''_{yy} = f''_{yy}(x_i, y_i)$ $f''_{xy} = f''_{xy}(x_i, y_i)$

由此得

$$k_1 = f$$

$$\begin{aligned} k_2 &= f(x_i + c_2 h, y_i + c_2 h k_1) \\ &= f(x_i, y_i) + c_2 h (f'_x + k_1 f'_y) + O(h^2) \end{aligned}$$

$$y_{i+1} = y_i + (b_1 + b_2) h f + c_2 b_2 h^2 (f'_x + k_1 f'_y) + O(h^3)$$

另一方面

$$y' = f(x_i, y_i) = f \quad y'' = f'_x + f'_y f$$

$$\begin{aligned} y(x_{i+1}) &= y(x_i) + h y'(x_i) + \frac{1}{2} h^2 y''(x_i) + O(h^3) \\ &= y_i + h f + \frac{1}{2} h^2 (f'_x + f'_y f) + O(h^3) \end{aligned}$$



$$e_{i+1} = y(x_{i+1}) - y_{i+1} = (1 - b_1 - b_2)hf + \left(\frac{1}{2} - c_2b_2\right)h^2(f'_x + k_1f'_y) + O(h^3)$$

为使局部截断误差为 $O(h^3)$ ，应取

$$\begin{cases} b_1 + b_2 = 1 \\ c_2b_2 = \frac{1}{2} \end{cases} \quad \longrightarrow \quad e_{i+1} = O(h^3)$$



六 特征值特征向量

特征值及特征向量解法

重要概念

特征值特征向量

变换

QR分解

正交相似

反射

平面旋转

迭代法

幂法

反幂法

变换法

Householder变换法

QR法



一、乘幂法

乘幂法是适用于求一般矩阵按模最大特征值及相应特征向量的算法.

设 A 是 n 阶矩阵, 其 n 个特征值按模从大到小排序为

$$|\lambda_1| > |\lambda_2| \geq \dots \geq |\lambda_n|$$

又假设关于 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 的特征向量 v_1, v_2, \dots, v_n 线性无关



任意取定初始向量 \mathbf{x}_0

$$\mathbf{x}_0 = a_1 \mathbf{v}_1 + a_2 \mathbf{v}_2 + \cdots + a_n \mathbf{v}_n (a_1 \neq 0)$$

建立迭代公式 : $\mathbf{x}_k = A\mathbf{x}_{k-1}$

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_1 &= A\mathbf{x}_0 = a_1 A\mathbf{v}_1 + a_2 A\mathbf{v}_2 + \cdots + a_n A\mathbf{v}_n \\ &= a_1 \lambda_1 \mathbf{v}_1 + a_2 \lambda_2 \mathbf{v}_2 + \cdots + a_n \lambda_n \mathbf{v}_n \end{aligned}$$

$$\mathbf{x}_2 = A\mathbf{x}_1 = A^2 \mathbf{x}_0 = a_1 \lambda_1^2 \mathbf{v}_1 + a_2 \lambda_2^2 \mathbf{v}_2 + \cdots + a_n \lambda_n^2 \mathbf{v}_n$$

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_k &= A\mathbf{x}_{k-1} = A^k \mathbf{x}_0 = a_1 \lambda_1^k \mathbf{v}_1 + a_2 \lambda_2^k \mathbf{v}_2 + \cdots + a_n \lambda_n^k \mathbf{v}_n \\ &= \lambda_1^k \left[a_1 \mathbf{v}_1 + a_2 \left(\frac{\lambda_2}{\lambda_1} \right)^k \mathbf{v}_2 + \cdots + a_n \left(\frac{\lambda_n}{\lambda_1} \right)^k \mathbf{v}_n \right] \end{aligned}$$



因为 $\left| \frac{\lambda_i}{\lambda_1} \right| < 1 \quad i = 2, \dots, n$

故当 $k \rightarrow \infty$ 时, $\mathbf{x}_k \rightarrow \lambda_1^k a_1 \mathbf{v}_1$.

因此, \mathbf{x}_k 可看成是关于特征值 λ_1 的近似特征向量
有一严重缺点, 当 $|\lambda_1| > 1$ (或 $|\lambda_1| < 1$ 时) $\{\mathbf{v}_k\}$ 中不为零的分量将随 k 的增大而无限增大, 计算机就可能出现上溢 (或随 k 的增大而很快出现下溢)

因此, 在实际计算时, 须按规范法计算, 每步先对向量 \mathbf{x}_k 进行“规范化”。

迭代格式改为: $\mathbf{z}_k = \frac{\mathbf{x}_k}{\|\mathbf{x}_k\|_\infty} \quad \mathbf{x}_{k+1} = A\mathbf{z}_k \quad k = 0, 1, 2, \dots$



例2

设 $x = (3, 4, 12)^T$ 试求H矩阵, 使 $Hx = y = (-13, 0, 0)^T$

$$u = x - y = (16, 4, 12)^T$$

$$H = I - 2 \frac{uu^T}{\|u\|_2^2} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} - \frac{2}{416} \begin{bmatrix} 16 \\ 4 \\ 12 \end{bmatrix} [16, 4, 12]$$

$$= \frac{1}{13} \begin{bmatrix} -3 & -4 & -12 \\ -4 & 12 & -3 \\ -12 & -3 & 4 \end{bmatrix}$$

直接验证 $Hx = (-13, 0, 0)^T$



计算 $y = Hx = (-\sigma, 0, \dots, 0)^T$ 的算法如下:

$$\sigma = \text{sign}(x_1) \left(\sum_{i=1}^n x_i^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

$$u = (x_1 + \sigma, x_2, \dots, x_n)^T \triangleq (u_1, u_2, \dots, u_n)^T$$

$$\rho = \sigma(x_1 + \sigma) = \sigma u_1$$

$$y = x - u$$



例3

设矩阵 $A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 2 & -1 & -1 \\ 2 & -4 & 5 \end{bmatrix}$ 试作矩阵 $A=QR$ 分解。

(1) 求 H_1 , 作 $A_2 = H_1 A$ 。

$$1^\circ \sigma_1 = \text{sign}(a_{11}) \left(\sum_{i=1}^3 a_{i1}^2 \right)^{\frac{1}{2}} = 3;$$

$$2^\circ u_1 = a_{11} + \sigma_1 = 4, u_2 = 2, u = (4, 2, 2)^T;$$

$$3^\circ \rho_1 = \sigma_1 u_1 = 3 \times 4 = 12;$$

$$H_1 = I - \rho_1^{-1} u u^T = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} -1 & -2 & -2 \\ -2 & 2 & -1 \\ -3 & -1 & 2 \end{bmatrix}$$



4°

$$A_2 = H_1 A = \begin{bmatrix} -3 & 3 & -3 \\ 0 & 0 & -3 \\ 0 & -3 & 3 \end{bmatrix}$$

(2) 求 H_2 , 作 $A_3 = H_2 A_2 = R$

$$1^\circ \sigma_2 = \text{sign}(a_{22}^{(2)}) \left(\sum_{i=2}^2 a_{i2}^{(2)^2} \right) = 3 \quad (\text{约定 } \text{sign}(0) = 1);$$

$$2^\circ u_1 = 0, u_2 = a_{22}^{(2)} + \sigma_2 = 3, u_3 = a_{32}^{(2)} = -3, u = (0, 3, -3)^T;$$



$$3^\circ \quad \rho_2 = \sigma_2 u_2 = 9;$$

$$H_2 = I - \rho_2^{-1} u u^T = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$A_3 = H_2 A_2 = \begin{bmatrix} -3 & 3 & -3 \\ 0 & -3 & -3 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix} = R$$

4°

$$Q = H_1 H_2 = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} -1 & -2 & -2 \\ -2 & -1 & 2 \\ -2 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

由矩阵乘法可直接验证 $A = QR$ 。



例4

设矩阵 $A = \begin{bmatrix} 2 & 2 & 1 \\ 0 & 2 & 2 \\ 2 & 1 & 2 \end{bmatrix}$ 试作矩阵 $A=QR$ 分解。

(1) 先将 $a_{31}=2$ 变为0 $A = \begin{bmatrix} 2 & 2 & 1 \\ 0 & 2 & 2 \\ 2 & 1 & 2 \end{bmatrix}$

$$\cos \theta = \frac{2}{\sqrt{2^2 + 2^2}} = \frac{1}{\sqrt{2}}$$

$$\sin \theta = \frac{2}{\sqrt{2^2 + 2^2}} = \frac{1}{\sqrt{2}}$$

旋转变换矩阵：

$$T_{31} = \begin{pmatrix} 1/\sqrt{2} & 0 & 1/\sqrt{2} \\ 0 & 1 & 0 \\ -1/\sqrt{2} & 0 & 1/\sqrt{2} \end{pmatrix}$$



$$A_1 = T_{31} A = \begin{pmatrix} 4/\sqrt{2} & 3/\sqrt{2} & 3/\sqrt{2} \\ 0 & 2 & 2 \\ 0 & -1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \end{pmatrix}$$

(2) 将 A_1 的 $a_{32} = -1/\sqrt{2}$ 变为0

$$A_1 = \begin{pmatrix} 4/\sqrt{2} & 3/\sqrt{2} & 3/\sqrt{2} \\ 0 & 2 & 2 \\ 0 & -1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \end{pmatrix}$$

$$\cos \theta = \frac{2}{\sqrt{2^2 + (-1/\sqrt{2})^2}} = \frac{2\sqrt{2}}{3}$$

$$\sin \theta = -1/3$$



旋转变换矩阵：

$$T_{32} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2\sqrt{2}/3 & -1/3 \\ 0 & 1/3 & 2\sqrt{2}/3 \end{pmatrix}$$

$$A_2 = T_{32}A_1 = \begin{pmatrix} 2/\sqrt{2} & 3/\sqrt{2} & 3/\sqrt{2} \\ 0 & 3/\sqrt{2} & 7/(3\sqrt{2}) \\ 0 & 0 & 4/3 \end{pmatrix} \stackrel{\Delta}{=} R$$

所以： $A_2 = T_{32}A_1 = T_{32}T_{31}A = R$

$$A = T_{31}^{-1}T_{32}^{-1}R = T_{31}^T T_{32}^T R = QR$$



$$Q = T_{31}^T T_{32}^T = \begin{pmatrix} 1/\sqrt{2} & 1/(3\sqrt{2}) & -2/\sqrt{3} \\ 0 & 2\sqrt{2}/3 & 1/3 \\ 1/\sqrt{2} & -1/(3\sqrt{2}) & 2/3 \end{pmatrix}$$

$$R = \begin{pmatrix} 2/\sqrt{2} & 3/\sqrt{2} & 3/\sqrt{2} \\ 0 & 3/\sqrt{2} & 7/(3\sqrt{2}) \\ 0 & 0 & 4/3 \end{pmatrix}$$