

## 第三节 初等变换阵与特殊矩阵

一、初等变换阵

二、高斯变换阵

三、Householder变换阵

四、几种特殊矩阵

# 一、初等变换阵

## 1、初等变换阵的一般定义

**定义** 设  $U, V \in R^n, \alpha \in R$  是实常数,  
 $I$  是  $n$  阶单位阵, 形如

$$E(U, V; \alpha) = I - \alpha UV^T$$

称为初等变换阵(初等矩阵).

(单位阵和一个秩 1 的矩阵之差)

## 2、初等变换矩阵的性质

$$(1) \quad \det(E(U, V; \alpha)) = 1 - \alpha V^T U$$

$$(2) \quad E(U, V; \alpha) E(U, V; \beta) = E(U, V; \alpha + \beta - \alpha \beta V^T U)$$

$$\text{且 } E^{-1}(U, V; \alpha) = E(U, V; \beta), \text{ 其中 } \beta = \frac{-\alpha}{1 - (\alpha V^T U)}$$

初等方阵都是初等变换阵

## 二、Gauss变换阵

设向量  $\bar{l}_j = (0, \dots, 0, l_{j+1,j}, l_{j+2,j}, \dots, l_{n,j})^T \in R^n$

$$e_j = (0, \dots, 0, \underset{(j)}{1}, 0, \dots, 0)^T \in R^n$$

定义 Gauss 变换阵为

$$L_j = I - \bar{l}_j e_j^T = I - \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ l_{j+1,j} \\ \vdots \\ l_{n,j} \end{bmatrix} [0 \quad \dots \quad 0 \quad 1 \quad 0 \quad \dots \quad 0]$$

$$L_j = I - \bar{l}_j e_j^T = \begin{bmatrix} 1 & & & & & \\ & \ddots & & & & \\ & & 1 & & & \\ & & & 1 & & \\ & & & & 1 & \\ & & & & -l_{j+1,j} & 1 \\ & & & & \vdots & & \ddots \\ & & & & -l_{n,j} & & & 1 \end{bmatrix}$$

$$L_2 = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & -l_{3,2} & 1 & \\ & -l_{4,2} & & 1 \end{bmatrix} = I - \bar{l}_2 e_2^T$$

## Gauss变换阵的性质:

$$1. \quad L_j^{-1} = I + \bar{l}_j e_j^T = \begin{bmatrix} 1 & & & & & \\ & \ddots & & & & \\ & & 1 & & & \\ & & & 1 & & \\ & & & l_{j+1,j} & 1 & \\ & & & \vdots & & \ddots \\ & & & l_{n,j} & & & 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} \text{证: } L_j L_j^{-1} &= (I - \bar{l}_j e_j^T)(I + \bar{l}_j e_j^T) \\ &= I - \bar{l}_j e_j^T + \bar{l}_j e_j^T - \bar{l}_j e_j^T \bar{l}_j e_j^T = I = L_j^{-1} L_j \end{aligned}$$

$$2. \quad L_1 L_2 \dots L_{n-1}$$

$$= (I - \bar{l}_1 e_1^T)(I - \bar{l}_2 e_2^T) \dots (I - \bar{l}_{n-1} e_{n-1}^T)$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & & & & & \\ -l_{21} & 1 & & & & \\ -l_{31} & -l_{32} & 1 & & & \\ \vdots & \vdots & & \ddots & & \\ \vdots & \vdots & & & 1 & \\ -l_{n1} & -l_{n2} & -l_{n3} & \dots & -l_{n,n-1} & 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned}
 3. \quad & L_1^{-1} L_2^{-1} \dots L_{n-1}^{-1} \\
 &= (I + \bar{l}_1 e_1^T)(I + \bar{l}_2 e_2^T) \dots (I + \bar{l}_{n-1} e_{n-1}^T) \\
 &= \begin{bmatrix} 1 & & & & & \\ l_{21} & 1 & & & & \\ l_{31} & l_{32} & 1 & & & \\ \vdots & \vdots & & \ddots & & \\ \vdots & \vdots & & & 1 & \\ l_{n1} & l_{n2} & l_{n3} & \dots & l_{n,n-1} & 1 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$



$$\begin{aligned} L_1 L_2 &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -l_{21} & 1 & 0 \\ -l_{31} & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & -l_{32} & 1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -l_{21} & 1 & 0 \\ -l_{31} & -l_{32} & 1 \end{bmatrix} \\ &\neq L_2 L_1 \end{aligned}$$

## Gauss变换阵的作用:

1.  $\forall x = (x_1, x_2, \dots, x_j, x_{j+1}, \dots, x_n)^T \neq 0$ , 且  $x_j \neq 0$

定义消元乘数  $m_{ij} = \frac{x_i}{x_j}, (i = j+1, j+2, \dots, n)$

$$L_j = I - \bar{l}_j e_j^T = \begin{bmatrix} 1 & & & & & \\ & \ddots & & & & \\ & & 1 & & & \\ & & & 1 & & \\ & & & -m_{j+1,j} & 1 & \\ & & & \vdots & & \ddots \\ & & & -m_{n,j} & & 1 \end{bmatrix} \quad \text{其中 } \bar{l}_j = \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ m_{j+1,j} \\ \vdots \\ m_{n,j} \end{pmatrix}$$

于是有  $L_j x = y = (x_1, x_2, \dots, x_j, 0, \dots, 0)^T$

例:  $x = (x_1, x_2, x_3)^T, x_1 \neq 0$

$$L_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -m_{2,1} & 1 & 0 \\ -m_{3,1} & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad m_i = \frac{x_i}{x_1}, (i = 2, 3)$$

$$L_1 x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -\frac{x_2}{x_1} & 1 & 0 \\ -\frac{x_3}{x_1} & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

2. 用 $L_j$ 左乘矩阵 $A$ ,  $L_j A$ 相当于对 $A$ 的第 $j$ 行以下各行进行初等行变换。

3. 用 $L_j$ 右乘矩阵 $A$ , 只改变 $A$ 的第 $j$ 列

例:  $AL_1 = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -m_{21} & 1 & 0 \\ -m_{31} & 0 & 1 \end{pmatrix}$

$$= \begin{pmatrix} a_{11} - a_{12}m_{21} - a_{13}m_{31} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} - a_{22}m_{21} - a_{23}m_{31} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} - a_{32}m_{21} - a_{33}m_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix}$$

**例：** 设  $x = (1, 3, -6, 9)^T$ , 求一 *Gauss* 变换阵  $L_2$  使

$$L_2 x = (1, 3, 0, 0)^T.$$

**解：**  $L_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & & 1 & 0 \\ 0 & & 0 & 1 \end{bmatrix}$

$$\begin{aligned} m_{i2} &= x_i / x_2 \quad (i=3,4) \\ -m_{32} &= -x_3 / x_2 = 2 \\ -m_{42} &= -x_4 / x_2 = -3 \end{aligned}$$

$$L_2 x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & -3 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \\ -6 \\ 9 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

### 三、初等反射阵(Householder变换阵)

**定义** 设非零向量  $W \in R^n, W = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ ,  
且满足条件  $\|W\|_2 = 1$ , 形如

$$H = E(W, W, 2) = I - 2WW^T$$

的  $n$  阶方阵称为初等反射阵, 或称为 *Householder* 变换阵.

$$H = \begin{bmatrix} 1-2w_1^2 & -2w_1w_2 & \cdots & -2w_1w_n \\ -2w_2w_1 & 1-2w_2^2 & \cdots & -2w_2w_n \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ -2w_nw_1 & -2w_nw_2 & \cdots & 1-2w_n^2 \end{bmatrix}$$

例:  $W = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{pmatrix}^T \in R^3, \|W\|_2 = 1$

$$H = I - 2WW^T = I - 2 \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{pmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

## 定理：Householder矩阵的性质：

(1) 非奇异  $\det(H) = 1 - 2W^T W =$

(2) 对称正交

$$H = H^T$$

$$\begin{aligned} HH^T &= H^2 = (I - 2WW^T)(I - 2WW^T) \\ &= I - 4WW^T + 4W \boxed{W^T W} W^T = I \end{aligned}$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 - 2w_1^2 & -2w_1w_2 & \cdots & -2w_1w_n \\ -2w_2w_1 & 1 - 2w_2^2 & \cdots & -2w_2w_n \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ -2w_nw_1 & -2w_nw_2 & \cdots & 1 - 2w_n^2 \end{bmatrix}$$

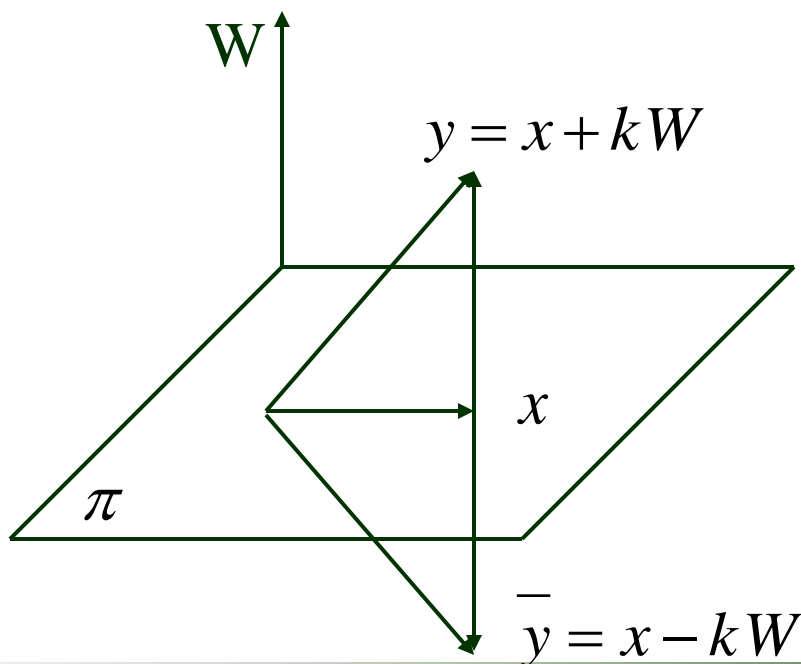


### (3) 镜映射-几何意义

平面 $\pi$  方程  $W^T x = 0 \quad \forall x \in \pi$

若  $x \in \pi$  ,  $Hx = (I - 2WW^T)x = x - 2WW^T x$

若  $y \notin \pi$  ,  $Hy = H(x + kW) = x + k(I - 2WW^T)W$   
 $= x + kW - 2kW \boxed{W^T W} = x - kW = \bar{y}$

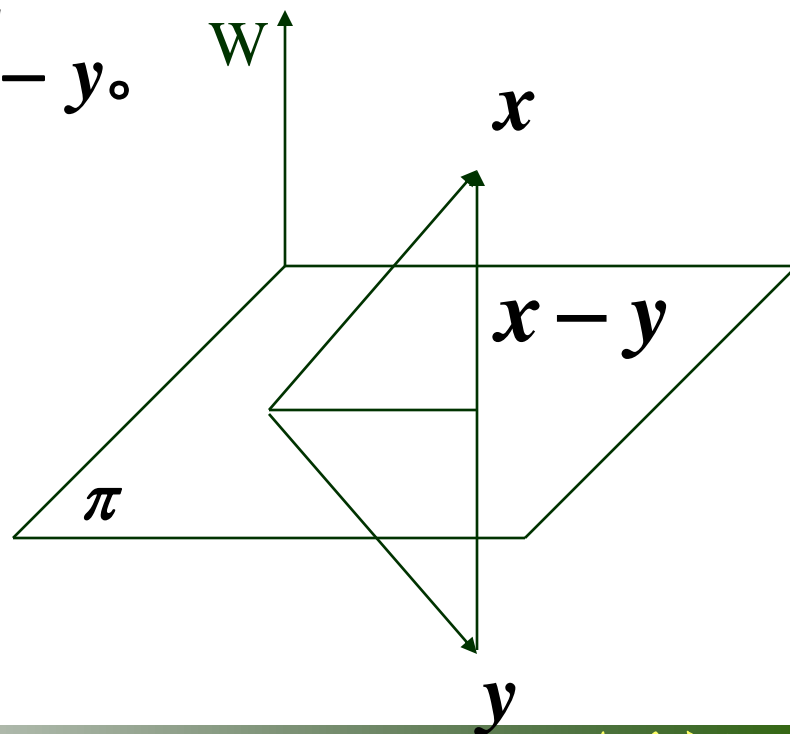


## H阵的作用:

**定理** 设两个不相等的 $n$ 维向量 $x, y \in R^n, x \neq y$ ,  
但 $\|x\|_2 = \|y\|_2$ , 则存在householder阵

$$H = I - 2 \frac{UU^T}{\|U\|_2^2}$$

使 $Hx = y$ , 其中 $U = x - y$ 。



证：若设  $W = \frac{U}{\|U\|_2}$ ，则有  $\|W\|_2 = 1$ ，因此

$$H = I - 2WW^T = I - 2\frac{UU^T}{\|U\|_2^2}$$

$$= I - 2\frac{(x-y)}{\|x-y\|_2^2}(x^T - y^T)$$

$$\begin{aligned} Hx &= x - 2\frac{(x-y)}{\|x-y\|_2^2}(x^T - y^T)x \\ &= x - 2\frac{(x-y)(x^T x - y^T x)}{\|x-y\|_2^2} \end{aligned}$$

$$\text{因为 } \|x-y\|_2^2 = (x^T - y^T)(x-y) = 2(x^T x - y^T x)$$

代入上式后即得到  $Hx = y$

$$\begin{aligned} \because x^T x &= y^T y, \\ x^T y &= y^T x \end{aligned}$$

1. *Householder*变换可以将给定的向量变为一个与任一个  $e_i \in R^n (i = 1, 2, \dots, n)$  同方向的向量。

即:  $\forall x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in R^n, x \neq 0$ , 可构造  $H$  阵, 使

$$Hx = y = -\sigma_i e_i = (0, \dots, 0, -\sigma_i, 0, \dots, 0)^T \in R^n$$

$$\text{其中 } \sigma_i = \text{sign}(x_i) \|x\|_2 = \text{sign}(x_i) \left( \sum_{k=1}^n x_k^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad \text{sign}(x_i) = \begin{cases} 1 & x_i \geq 0 \\ -1 & x_i < 0 \end{cases}$$

$$U = x - y = x + \sigma_i e_i = (x_1, \dots, x_i + \sigma_i, \dots, x_n)^T,$$

构造初等反射阵

$$H = I - 2WW^T = I - 2 \frac{UU^T}{\|U\|^2} = I - \frac{1}{\rho} UU^T$$

$$\text{有 } Hx = y = -\sigma_i e_i$$

$$\text{其中 } \underline{\rho} = \frac{1}{2} U^T U = \frac{1}{2} (x_1^2 + \dots + (x_i + \sigma_i)^2 + \dots + x_n^2)$$

$$= \frac{1}{2} (2x_i \sigma_i + 2\sigma_i^2) = \underline{\sigma_i (x_i + \sigma_i)}$$

**例** 已知向量  $x = (2, 0, 2, 1)^T$ , 试构造 *Householder* 阵, 使  $Hx = Ke_3$ , 其中  $e_3 = (0, 0, 1, 0)^T \in R^4, K \in R$ 。

**解:**  $\sigma_3 = \text{sign}(x_3) \|x\|_2 = \sqrt{4+0+4+1} = 3$ , 因  $x_3 = 2 > 0$ , 故取  $K = -\sigma_3 = -3$  于是  $y = -\sigma_3 e_3 = Ke_3 = (0, 0, -3, 0)^T$ ,  $U = x - y = (2, 0, 5, 1)^T, \rho = \sigma_3(\sigma_3 + x_3) = 3(3+2) = 15$

$$\rho = \frac{1}{2} U^T U = \sigma_i(x_i + \sigma_i)$$

$$H = I - \frac{1}{\rho} U U^T = \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 11 & 0 & -10 & -2 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -10 & 0 & -10 & -5 \\ -2 & 0 & -5 & 14 \end{bmatrix}$$

2. 构造 $H$ 阵, 将向量 $x = (x_1, \dots, x_k, x_{k+1}, \dots, x_n)^T$ 的后面 $n-k$ 个分量约化为零( $1 \leq k < n$ )。

即: 任给定 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \neq 0$ , 构造 $H_k \in R^{n \times n}$ , 使

$$H_k x = (x_1, x_2, \dots, x_{k-1}, -\sigma_k, 0, \dots, 0)^T$$

推导:  $\forall x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \neq 0$

$$y = (x_1, \dots, x_{k-1}, -\sigma_k, 0, \dots, 0)^T$$

$$\sigma_k = \text{sign}(x_k) \left( \sum_{i=k}^n x_i^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad \text{sign}(x_k) = \begin{cases} 1 & x_k \geq 0 \\ -1 & x_k < 0 \end{cases}$$

$$U^{(k)} = x - y = (0, \dots, 0, x_k + \sigma_k, x_{k+1}, \dots, x_n)^T$$

$$H_k = I - \frac{1}{\rho_k} U^{(k)} (U^{(k)})^T$$

其中  $\rho_k = \frac{1}{2} U^{(k)T} U^{(k)} = \sigma_k (\sigma_k + x_k)$

特别, 取  $k=1$ .

$\forall x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in R^n, x \neq 0$ , 可构造  $H$  阵, 使  
 $Hx = y = -\sigma_1 e_1 = (-\sigma_1, 0, \dots, 0)^T \in R^n$

其中  $\sigma_1 = \text{sign}(x_1) \|x\|_2 = \text{sign}(x_1) \left( \sum_{i=1}^n x_i^2 \right)^{\frac{1}{2}}$ ,  $\text{sign}(x_1) = \begin{cases} 1 & x_1 \geq 0 \\ -1 & x_1 < 0 \end{cases}$

$$U^{(1)} = x + \sigma_1 e_1 = (\sigma_1 + x_1, x_2, \dots, x_n)^T,$$

可构造初等反射阵

$$H_1 = I - 2WW^T = I - 2 \frac{U_1 U_1^T}{\|U_1\|^2} = I - \frac{1}{\rho} U_1 U_1^T$$

有  $H_1 x = y = -\sigma_1 e_1$

$$\begin{aligned} \text{其中 } \rho_1 &= \frac{1}{2} U_1^T U_1 = \frac{1}{2} ((x_1 + \sigma_1)^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2) \\ &= \frac{1}{2} (2x_1 \sigma_1 + 2\sigma_1^2) = \sigma_1 (x_1 + \sigma_1) \end{aligned}$$

## $H_k$ 阵的另一种形式（可进行降维处理）

$H_k$ 阵对向量 $x$ 的前 $k-1$ 个分量的作用就如同是一个 $(k-1)$ 阶的单位阵的作用。  $\forall x \in R^n$

$$x = \begin{bmatrix} x^{(1)} \\ x^{(2)} \end{bmatrix} \quad \begin{aligned} x^{(1)} &= (x_1, x_2, \dots, x_{k-1})^T \in R^{k-1} \\ x^{(2)} &= (x_k, x_{k+1}, \dots, x_n)^T \in R^{n-k+1} \end{aligned}$$

令单位阵 $I^{(1)} \in R^{(k-1) \times (k-1)}$ ,  $I^{(2)} \in R^{(n-k+1) \times (n-k+1)}$ ,  
对 $x^{(2)}$ 构造一个 $(n-k+1)$ 阶的初等阵 $H_k^{(2)}$ ,使

$$H_k^{(2)} x^{(2)} = -\sigma_k e_1^{(k)}$$

其中 $e_1^{(k)} = (1, 0, \dots, 0)^T \in R^{n-k+1}$ ,用前面介绍的方法构造 $H_k^{(2)}$ 。



$$\forall x = (x_1, x_2, \dots, x_k, x_{k+1}, \dots, x_n)^T \in R^n$$

对  $x^{(2)} = (x_k, x_{k+1}, \dots, x_n)^T \in R^{n-k+1}$ , 构造初等反射阵  $H_k^{(2)}$

$$H_k^{(2)} = I^{(2)} - \frac{1}{\rho_k} U^{(k)} (U^{(k)})^T \in R^{(n-k+1) \times (n-k+1)}$$

$$U^{(k)} = (\sigma_k + x_k, x_{k+1}, \dots, x_n)^T \in R^{n-k+1}$$

$$\sigma_k = \text{sign}(x_k) \left( \sum_{i=k}^n x_i^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

$$u_1^{(k)} = \sigma_k + x_k$$

$$\rho_k = \frac{1}{2} (U^{(k)})^T U^{(k)} = \sigma_k (\sigma_k + x_k) = \sigma_k u_1^{(k)}$$

则有  $H_k^{(2)} x^{(2)} = -\sigma_k e_1^{(k)} = (-\sigma_k, 0, 0, \dots, 0)^T$

$$\text{令 } H_k = \begin{bmatrix} I^{(1)} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & H_k^{(2)} \end{bmatrix}$$

显然  $H_k$  也是对称正交阵。

$$\text{因而 } H_k x = \begin{bmatrix} I^{(1)} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & H_k^{(2)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x^{(1)} \\ x^{(2)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I^{(1)} x^{(1)} \\ H_k^{(2)} x^{(2)} \end{bmatrix}$$

$H_k$  阵对向量  $x$  的前  $k-1$  个分量的作用就如同是一个  $(k-1)$  阶的单位阵的作用。  $\forall x \in R^n$

例：已知向量  $x = (2, 2, 1)^T$ ，试构造初等反射阵使  $y = Hx$  最后一个元素为零。

解  $k = 2$ , 构造  $H_2$

第一种方法  
直接求  $H_2$

$$\sigma_2 = \text{sign}(x_2)(x_2^2 + x_3^2)^{\frac{1}{2}} = \sqrt{5}$$

$$U^{(2)} = (0, \sigma_2 + x_2, x_3)^T = (0, 2 + \sqrt{5}, 1)^T$$

$$\rho_2 = \sigma_2(x_2 + \sigma_2) = 5 + 2\sqrt{5}$$

于是  $H_2 x = (x_1, -\sigma_2, 0)^T = (2, -\sqrt{5}, 0)^T$

计算  $H_2$ , 
$$H_2 = I - \frac{1}{\rho_2} U^{(2)} (U^{(2)})^T$$

$$H_2 = \frac{1}{5 + 2\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 5 + 2\sqrt{5} & 0 & 0 \\ 0 & -(4 + 2\sqrt{5}) & -(2 + \sqrt{5}) \\ 0 & -(2 + \sqrt{5}) & (4 + 2\sqrt{5}) \end{bmatrix}$$

## 用降维法

对  $x^{(2)} = (2, 1)^T$   
构造  $H_2^{(2)}$

$$\left\{ \begin{array}{l} \sigma_2 = \text{sign}(x_2)(x_2^2 + x_3^2)^{\frac{1}{2}} = \sqrt{5} \\ U^{(2)} = (\sigma_2 + x_2, x_3) = (2 + \sqrt{5}, 1)^T \\ \rho_2 = \sigma_2 u_1^{(2)} = 5 + 2\sqrt{5} \end{array} \right.$$

$$H_2^{(2)} = I^{(2)} - \frac{1}{\rho_2} (U^{(2)})(U^{(2)})^T = \frac{1}{5 + 2\sqrt{5}} \begin{bmatrix} -(4 + 2\sqrt{5}) & -(2 + \sqrt{5}) \\ -(2 + \sqrt{5}) & (4 + 2\sqrt{5}) \end{bmatrix}$$

$$H_2 = \begin{bmatrix} I^{(1)} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & H_2^{(2)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & & \\ 0 & & H_2^{(2)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{4 + 2\sqrt{5}}{5 + 2\sqrt{5}} & -\frac{2 + \sqrt{5}}{5 + 2\sqrt{5}} \\ 0 & -\frac{2 + \sqrt{5}}{5 + 2\sqrt{5}} & \frac{4 + 2\sqrt{5}}{5 + 2\sqrt{5}} \end{bmatrix}$$

$$H_2 x = (x_1, -\sigma_2, 0)^T = (2, -\sqrt{5}, 0)^T$$

## 矩阵的正交分解

**定理**  $\forall A \in R^{m \times n}$  是列满秩矩阵 ( $m > n, r(A) = n$ ) ,  
存在分解式  $A = QR$ , 其中  $Q \in R^{m \times n}$  列法正交矩阵,  
 $R \in R^{n \times n}$  非奇异上三角阵。若限定  $R$  阵对角元符号,  
则分解式是唯一的。  
当  $m = n$  时,  $Q \in R^{n \times n}$  正交阵,  $R \in R^{n \times n}$  非奇异上三角阵。

$$A_{n \times n} = QR = \begin{bmatrix} * & \dots & * \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ * & \dots & * \end{bmatrix} \begin{bmatrix} * & \dots & * \\ & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & & * \end{bmatrix}$$

$$A_{m \times n} = QR = \begin{bmatrix} * & \dots & * \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ * & \dots & * \end{bmatrix}_{m \times n} \begin{bmatrix} * & \dots & * \\ & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & & * \end{bmatrix}_{n \times n}$$

$$A_{m \times n} = QR = \begin{bmatrix} * & \dots & * \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ * & \dots & * \end{bmatrix}_{m \times m} \begin{bmatrix} * & \dots & * \\ & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & & * \\ \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \end{bmatrix}_{m \times n}$$

# 1、用Householder变换对A作QR分解

有两种情况

(1)  $\forall A \in R^{n \times n}$  非奇异

构造Householder阵  $H_k \in R^{n \times n} (k = 1, 2, \dots, n-1)$

则  $H_{n-1}H_{n-2} \cdots H_2H_1A = R$  (上三角阵)

$$A = H_1^{-1}H_2^{-1} \cdots H_{n-1}^{-1}R = H_1H_2 \cdots H_{n-1}R = QR$$

其中

$$Q = H_1H_2 \cdots H_{n-1} \in R^{n \times n} \text{ 为正交阵}$$

$$R = Q^{-1}A = Q^T A = H_{n-1}H_{n-2} \cdots H_2H_1A$$

$$H_k^{-1} = H_k^T = H_k, Q^{-1} = Q^T = H_{n-1}H_{n-2} \cdots H_2H_1$$

$$A = H_1^{-1} H_2^{-1} \cdots H_{n-1}^{-1} R = H_1 H_2 \cdots H_{n-1} R = QR$$

其中

$$Q = H_1 H_2 \cdots H_{n-1} \in R^{n \times n} \text{ 为正交阵}$$

$$R = Q^{-1} A = Q^T A = H_{n-1} H_{n-2} \cdots H_2 H_1 A$$

$$H_k^{-1} = H_k^T = H_k, Q^{-1} = Q^T = H_{n-1} H_{n-2} \cdots H_2 H_1$$

$$\text{化矩阵 } A \in R^{n \times n} \text{ 为上三角阵, } A = \begin{bmatrix} * & \cdots & * \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ * & \cdots & * \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} * & \cdots & * \\ & \ddots & \vdots \\ & & * \end{bmatrix}$$

只须依次将各列对角线下元素化为零



(2)  $\forall A \in R^{m \times n}, m > n, r(A) = n$  列满秩

构造Householder阵  $H_k \in R^{m \times m} (k = 1, 2, \dots, n)$

$$\text{则 } H_n H_{n-1} \cdots H_2 H_1 A = R = \begin{bmatrix} * & \cdots & * \\ & \ddots & \vdots \\ 0 & & * \\ & O & \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{R} \\ O \end{bmatrix} \in R^{m \times n}$$

$\bar{R} \in R^{n \times n}$  上三角阵

$$A = H_1 H_2 \cdots H_{n-1} H_n R = QR$$

其中  $Q = H_1 H_2 \cdots H_{n-1} H_n \in R^{m \times m}$  为正交阵

$$R = Q^T A = H_n H_{n-1} \cdots H_2 H_1 A \in R^{m \times n}$$

$Q, Q^T$  是  $m$  阶正交矩阵,  $R$  是长方形上三角阵

$A \in R^{n \times n}$ , *Schmidt* 正交化方法和*Householder*方法结果一样。

$A \in R^{m \times n}$  ( $m > n, r(A) = n$ ) *Sm* 法和*H*法结果不一样。

*Sm* 法

$$\begin{bmatrix} A \\ m \times n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Q \\ m \times n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ n \times n \end{bmatrix}$$

*H* 法

$$\begin{bmatrix} A \\ m \times n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Q \\ m \times m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{R} \\ m \times n \\ O \end{bmatrix}, \quad \bar{R} \in R^{n \times n}$$

Matlab调用格式:

`[q,r]=qr(a)` , `[q,r]=qr(a,0)` % 紧凑格式, 经济大小分解

例：用Householder方法求矩阵A的正交分解，

即 $A=QR$ ，其中

$$A = \begin{bmatrix} -2 & 1 \\ 1 & 0 \\ 2 & -10/11 \end{bmatrix}$$

法一：  $x = (-2, 1, 2)^T$ ,  $y = (3, 0, 0)^T$ ,  $u = x - y = (-5, 1, 2)^T$

$$H = I - 2 \frac{uu^T}{u^T u} = \begin{bmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & & 1 \end{bmatrix} - \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 25 & -5 & -10 \\ -5 & 1 & 2 \\ -10 & 2 & 4 \end{bmatrix} = \frac{1}{15} \begin{bmatrix} -10 & 5 & 10 \\ 5 & 14 & -2 \\ 10 & -2 & 11 \end{bmatrix}$$

$$HA = \frac{1}{11} \begin{bmatrix} 33 & -14 \\ 0 & 5 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} = R \quad Q = H = \frac{1}{15} \begin{bmatrix} -10 & 5 & 10 \\ 5 & 14 & -2 \\ 10 & -2 & 11 \end{bmatrix}$$

法二:  $x_1 = (-2, 1, 2)^T$ ,  $y_1 = (-3, 0, 0)^T$ ,  $u_1 = x_1 - y_1 = (1, 1, 2)^T$

$$H_1 = I - 2 \frac{u_1 u_1^T}{u_1^T u_1} = \begin{bmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & & 1 \end{bmatrix} - \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 2 \\ 1 & 1 & 2 \\ 2 & 2 & 4 \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -2 \\ -1 & 2 & -2 \\ -2 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

$$H_1 A = \frac{1}{11} \begin{bmatrix} -33 & 14 \\ 0 & 3 \\ 0 & -4 \end{bmatrix} = A_2$$

$x_2 = (14/11, 3/11, -4/11)^T$ ,  $y_2 = (14/11, -5/11, 0)^T$ ,  $u_2 = x_2 - y_2 = (0, 8/11, -4/11)^T$

$$H_2 = I - 2 \frac{u_2 u_2^T}{u_2^T u_2} = \begin{bmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & & 1 \end{bmatrix} - \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 8 & -4 \\ 0 & -4 & 2 \end{bmatrix} = \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 5 & 0 & 0 \\ 0 & -3 & 4 \\ 0 & 4 & 3 \end{bmatrix}$$

$$Q = H_1 H_2 = \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 10 & -5 & -10 \\ -5 & -14 & 2 \\ -10 & 2 & -11 \end{bmatrix}, R = Q^T A = \frac{1}{11} \begin{bmatrix} -33 & 14 \\ 0 & -5 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

## 四、几种特殊矩阵

(1) 三角阵  $A \in R^{n \times n}$

当  $i > j$  时,  $a_{ij} = 0$ ,  $A$  为上三角阵;

当  $i < j$  时,  $a_{ij} = 0$ ,  $A$  为下三角阵.

若  $A$  为上(下)三角阵, 则  $A^{-1}$  是上(下)三角阵  
( $A$  可逆), 则  $A^T$  是下(上)三角阵

若  $B$  是与  $A$  同阶的上(下)三角阵; 则  $AB$  也是  
上(下)三角阵。

(2) 上Hessenberg(海森伯格)阵  $A \in R^{n \times n}$

当  $i > j + 1$  时,  $a_{ij} = 0$ ,  $A =$

$$\begin{pmatrix} * & * & \dots & \dots & * \\ * & * & & & * \\ & \ddots & \ddots & & \vdots \\ & & \ddots & \ddots & * \\ & & & * & * \end{pmatrix}$$

(3) 三对角阵  $A \in R^{n \times n}$

当  $\begin{cases} i > j + 1 \\ j > i + 1 \end{cases}$  时,  $a_{ij} = 0$ ,  $A =$

$$\begin{pmatrix} * & * & & & \\ * & * & \ddots & & \\ & \ddots & \ddots & \ddots & \\ & & \ddots & \ddots & * \\ & & & * & * \end{pmatrix}$$

(4) 严格对角占优阵  $A \in R^{n \times n}$

$$|a_{ii}| > \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |a_{ij}| \quad i = 1, 2, \dots, n$$

例

$$A = \begin{pmatrix} 3 & 2 & 0 \\ -1 & -4 & 2 \\ 1 & 2 & 4 \end{pmatrix}$$

严格对角占优阵  
是非奇异矩阵

对角占优阵  $A \in R^{n \times n}$  :

$$|a_{ii}| \geq \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |a_{ij}| \quad i = 1, 2, \dots, n$$

例

$$A = \begin{pmatrix} 3 & 2 & 0 \\ -1 & -4 & 2 \\ -2 & 2 & 4 \end{pmatrix}$$