

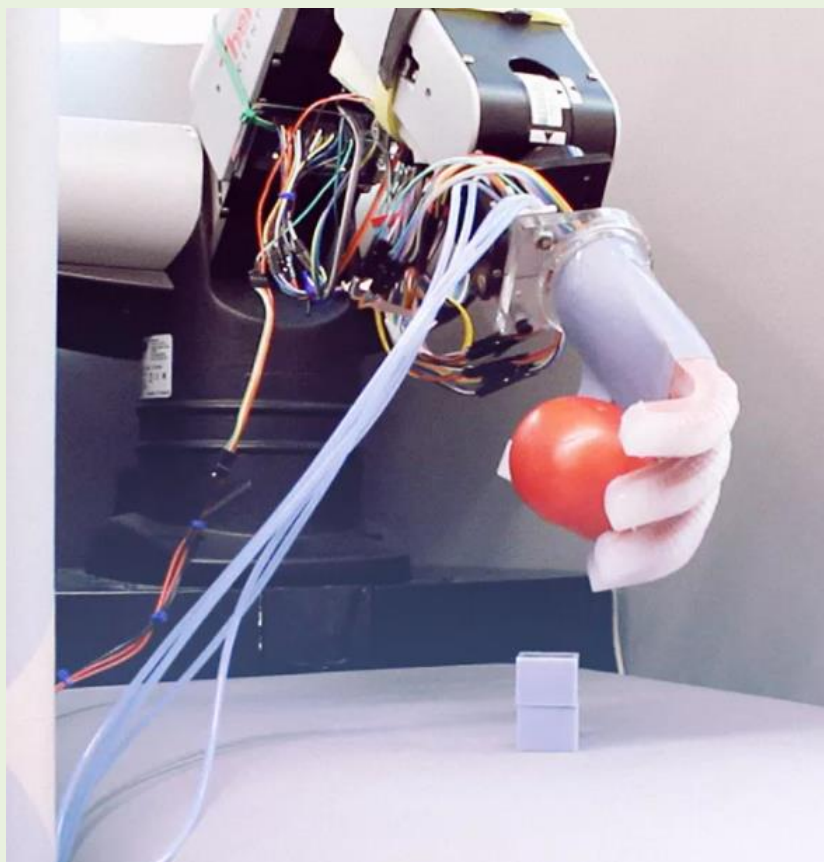
第四章

矩阵分解



引导问题

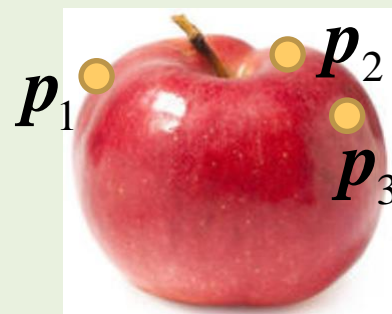
$$\mathbf{h}_i = (x_i, y_i, z_i)$$



$$A\mathbf{h}_i = \mathbf{p}_i$$

旋转
变换?

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} u_i \\ v_i \\ w_i \end{pmatrix}$$



$$\mathbf{p}_i = (u_i, v_i, w_i)$$

提纲

- 1. QR(正交三角)分解
- 2. 奇异值分解
- 3. 极分解
- 4. Cholesky分解
- 5. 谱分解
- 6. CS分解
- 7. 其它分解

正交三角分解 QR 分解(实矩阵)

$$A = QR \quad A = QR$$

- ◆ A : n 阶可逆实矩阵
- ◆ Q : n 阶正交矩阵
- ◆ R : n 阶可逆上三角实矩阵
- ◆ 若要求 R 的对角线元素均为正数, 则 QR 分解唯一.

$$\begin{array}{rcl}
 \|\beta_1\| & (\alpha_2, \eta_1) & (\alpha_3, \eta_1) \\
 \|\beta_2\| & (\alpha_3, \eta_2) & \vdots \\
 & \ddots & \alpha_n, \eta_{n-1} \\
 & & \|\beta_n\|
 \end{array}
 \begin{array}{l}
 \eta_1 \\
 \\
 \\
 \end{array}$$

用Gram-Schmidt正交化方法证明(求解方法)

把矩阵A按列分块 $A=[\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]$.

$$\beta_1 = \alpha_1 \quad \eta_1 = \frac{\beta_1}{\|\beta_1\|}$$

把 α_i 写成 η_i 的线性组合

$$\alpha_1 = \|\beta_1\| \eta_1$$

$$\beta_2 = \alpha_2 - (\alpha_2, \eta_1) \eta_1 \quad \eta_2 = \frac{\beta_2}{\|\beta_2\|}$$

$$\alpha_2 = (\alpha_2, \eta_1) \eta_1 + \|\beta_2\| \eta_2$$

$$\beta_3 = \alpha_3 - (\alpha_3, \eta_1) \eta_1 - (\alpha_3, \eta_2) \eta_2 \quad \eta_3 = \frac{\beta_3}{\|\beta_3\|}$$

...

$$\alpha_3 = (\alpha_3, \eta_1) \eta_1 + (\alpha_3, \eta_2) \eta_2 + \|\beta_3\| \eta_3$$

$$\beta_n = \alpha_n - \sum_{j=1}^{n-1} (\alpha_n, \eta_j) \eta_j \quad \eta_n = \frac{\beta_n}{\|\beta_n\|}$$

$$\alpha_n = \sum_{j=1}^{n-1} (\alpha_n, \eta_j) \eta_j + \|\beta_n\| \eta_n$$

α_i 表示为 η_i 的线性组合为:

$$\alpha_1 = \|\beta_1\| \eta_1$$

$$\alpha_2 = (\alpha_2, \eta_1) \eta_1 + \|\beta_2\| \eta_2$$

$$\alpha_3 = (\alpha_3, \eta_1) \eta_1 + (\alpha_3, \eta_2) \eta_2 + \|\beta_3\| \eta_3$$

.....

$$\|\beta_i\|$$

$$\alpha_n = \sum_{j=1}^{n-1} (\alpha_n, \eta_j) \eta_j + \|\beta_n\| \eta_n$$

改写成矩阵形式

$$A = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]$$

$$= [\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_n]$$

正交矩阵 Q

结论: 用GramSchmidt方法把可逆阵A的列向量组进行正交标准化本质上等价于对该可逆阵A进行QR分解

正线上三角矩阵 R

$$\begin{bmatrix} \|\beta_1\| & (\alpha_2, \eta_1) & (\alpha_3, \eta_1) & \dots & (\alpha_n, \eta_1) \\ 0 & \|\beta_2\| & (\alpha_3, \eta_2) & \dots & (\alpha_n, \eta_2) \\ 0 & 0 & \|\beta_3\| & \dots & (\alpha_n, \eta_3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \|\beta_n\| \end{bmatrix}$$

例：对矩阵 $A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 2 \\ -2 & 3 & -4 \\ 2 & 4 & 1 \end{bmatrix}$ 进行QR分解。

解：令 $A = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3)$

$$\beta_1 = \alpha_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \\ 2 \end{bmatrix}, \quad \eta_1 = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \\ 2 \end{bmatrix}$$

$$\|\beta_1\| = 3$$

$$(\alpha_2, \eta_1) = 1$$

$$\beta_2 = \alpha_2 - (\alpha_2, \eta_1) \eta_1 = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 2 \\ 11 \\ 10 \end{bmatrix},$$

$$\|\beta_2\| = 5$$

$$\eta_2 = \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 2 \\ 11 \\ 10 \end{bmatrix}, \quad \begin{aligned} (\alpha_3, \eta_1) &= 4 \\ (\alpha_3, \eta_2) &= -2 \end{aligned}$$

$$\beta_3 = \alpha_3 - (\alpha_3, \eta_1) \eta_1 - (\alpha_3, \eta_2) \eta_2 = \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 14 \\ 2 \\ -5 \end{bmatrix},$$

$$\|\beta_3\| = 1$$

$$\eta_3 = \beta_3$$

$$Q = [\eta_1, \eta_2, \eta_3] = \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 5 & 2 & 14 \\ -10 & 11 & 2 \\ 10 & 10 & -5 \end{bmatrix}$$

$$R = \begin{bmatrix} 3 & 1 & 4 \\ 0 & 5 & -2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$



$m \times n$ 列满秩矩阵正交三角分解 QR 分解(实矩阵)

$$A_{m \times n} = Q_m \begin{bmatrix} R \\ O \end{bmatrix}_{m \times n}$$

- ◆ A : $m \times n$ 阶列满秩实矩阵
- ◆ Q : m 阶实正交矩阵
- ◆ R : n 阶可逆上三角实矩阵
- ◆ O : $(m-n) \times n$ 阶零矩阵
- ◆ 若要求 R 的对角线元素均为正数, 则上式分解中 Q 的前 n 列以及 R 是唯一的.

$m \times n$ 列满秩矩阵正交三角分解 QR 分解(实矩阵)

$$A_{m \times n} = Q_{m \times n} R_n$$

- ◆ A : $m \times n$ 阶列满秩实矩阵
- ◆ Q : $m \times n$ 阶正交矩阵.
- ◆ R : n 阶可逆上三角实矩阵
- ◆ 若要求 R 的对角线元素均为正数, 则上述分解式是唯一的.

A 是 $m \times n$ 列满秩实矩阵: QR 分解的结论以及例子

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

$$Q = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & 1 \end{bmatrix},$$

正交阵

$$R = \begin{bmatrix} 2 & 3 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

上三角

$$A = QR$$

R 对角线元素均为正,

此时 Q 前两列唯一, 但第三四列不唯一.

A 是 $m \times n$ 列满秩实矩阵: QR 分解的结论以及例子

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

$$Q_1 = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \\ 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$$

次正交阵

$$R_1 = \begin{bmatrix} 2 & 3 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

上三角

$$A = Q_1 R_1$$

Q_1, R_1 均唯一.

正交三角分解 UR 分解(复矩阵)

$$A = UR$$

- ◆ A : n 阶可逆复矩阵
- ◆ U : n 阶酉矩阵
- ◆ R : n 阶可逆上三角矩阵
- ◆ 若要求 R 的对角线元素均为正数, 则 UR 分解唯一.

$m \times n$ 列满秩矩阵正交三角分解 UR 分解(复矩阵)

$$A_{m \times n} = U_m \begin{bmatrix} R \\ O \end{bmatrix}_{m \times n}$$

- ◆ A : $m \times n$ 阶列满秩复矩阵
- ◆ U : m 阶酉矩阵
- ◆ R : n 阶可逆上三角矩阵
- ◆ O : $(m-n) \times n$ 阶零矩阵
- ◆ 若要求 R 的对角线元素均为正数, 则上式分解中 U 的前 n 列以及 R 是唯一的.

$m \times n$ 列满秩矩阵正交三角分解 UR 分解(复矩阵)

$$A_{m \times n} = U_{m \times n} R_n$$

- ◆ A : $m \times n$ 阶列满秩复矩阵
- ◆ U : $m \times n$ 阶酉矩阵
- ◆ R : n 阶可逆上三角复矩阵
- ◆ 若要求 R 的对角线元素均为正数, 则上式分解式是唯一的.

$$A = QR$$

- ◆ A : n 阶可逆实矩阵
- ◆ Q : n 阶实正交矩阵
- ◆ R : n 阶可逆上三角矩阵
- ◆ 若要求 R 的对角线元素均为正数, 则 QR 分解唯一.

$$Q^T A = R$$

设 $u \in R^n$ 是单位向量, Householder 反射矩阵 H

$$H = E - 2uu^T$$

$u =$

$$H = E - 2uu^T$$

u 是 $x - Hx$ 的单位化

$$Hu = -u \quad (\text{反射})$$

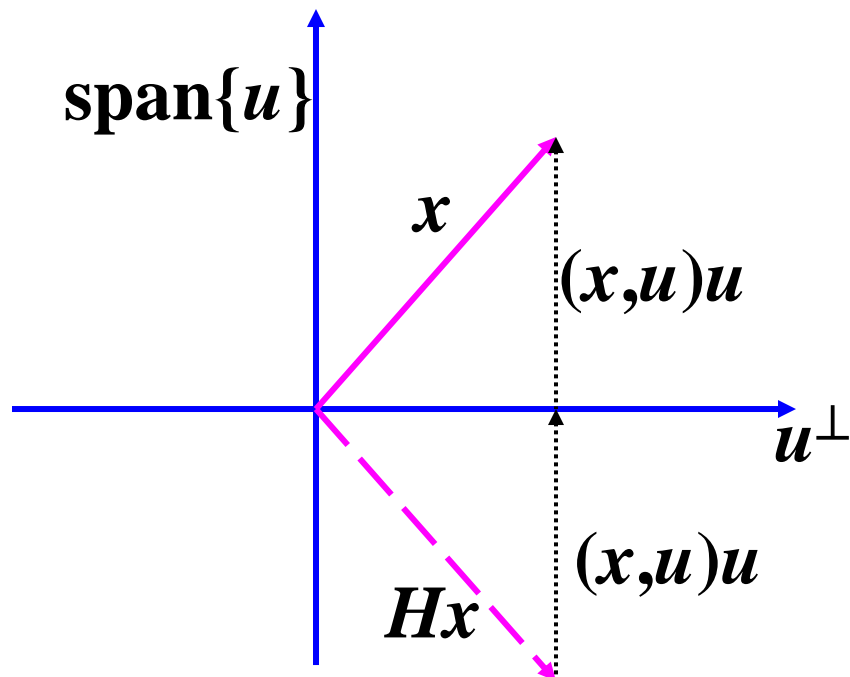
$$\forall v \in R^n, (u, v) = 0, Hv = v$$

$$H^T = H \quad (\text{对称})$$

$$H^2 = E \quad (\text{对合})$$

$\forall x \in R^n$, 有

$$Hx = x - 2(x, u)u$$



定理： 设 n 维实向量 α, β ($\alpha \neq \beta$) 具有相同的长度, 则一定存在Householder变换 H , 使得

$$H\alpha = \beta$$

$$\text{取 } u = \frac{\alpha - \beta}{\|\alpha - \beta\|},$$

$$H = E - 2uu^T$$

$$\text{则 } H\alpha = \beta$$

设 A 是三阶可逆实矩阵, 用Householder变换作 QR 分解

$$H_1 \begin{bmatrix} * & * & * \\ * & * & * \\ * & * & * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} * & * & * \\ \mathbf{0} & * & * \\ \mathbf{0} & * & * \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & H_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} * & * & * \\ \mathbf{0} & * & * \\ \mathbf{0} & * & * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} * & * & * \\ \mathbf{0} & * & * \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & * \end{bmatrix} = R$$

$$Q = \left(\begin{bmatrix} \mathbf{1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & H_2 \end{bmatrix} H_1 \right)^T \quad A = QR$$

【例】：用Householder反射变换对矩阵 $A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 2 \\ -2 & 3 & -4 \\ 2 & 4 & 1 \end{bmatrix}$ 进行QR分解。

解：先把A的第一个列向量反射至 x_1 轴

$$\alpha_1 = (1, -2, 2)^T, \quad \beta_1 = (3, 0, 0)^T$$

取
$$u_1 = \frac{\alpha_1 - \beta_1}{\|\alpha_1 - \beta_1\|} = \frac{1}{\sqrt{3}}(-1, -1, 1)^T$$

$$H_1 = E - 2u_1u_1^T = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & -2 & 2 \\ -2 & 1 & 2 \\ 2 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad H_1 A = \begin{bmatrix} 3 & 1 & 4 \\ 0 & 3 & -2 \\ 0 & 4 & -1 \end{bmatrix}$$

例：用Householder反射变换对矩阵

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 2 \\ -2 & 3 & -4 \\ 2 & 4 & 1 \end{bmatrix} \text{ 进行 } QR \text{ 分解.}$$

$$H_1 A = \begin{bmatrix} 3 & 1 & 4 \\ 0 & 3 & -2 \\ 0 & 4 & -1 \end{bmatrix}$$

再令： $\alpha_2 = (3, 4)^T$, $\beta_2 = (5, 0)^T$,

$$u_2 = \frac{\alpha_2 - \beta_2}{\|\alpha_2 - \beta_2\|} = \frac{1}{\sqrt{5}}(-1, 2)^T \quad H_2 = E - 2u_2 u_2^T = \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 3 & 4 \\ 4 & -3 \end{bmatrix}$$

$$H_2 \begin{bmatrix} 3 & -2 \\ 4 & -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 & -2 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$$

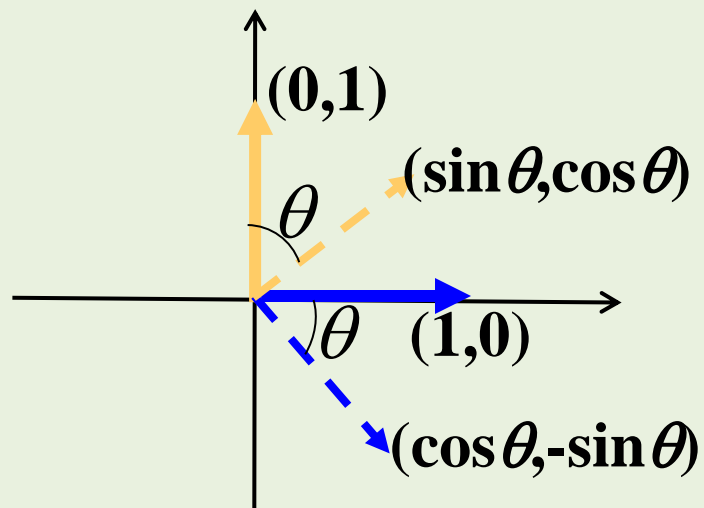
$$R = \begin{bmatrix} 3 & 1 & 4 \\ 0 & 5 & -2 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

$$Q^T = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & H_2 \end{bmatrix} H_1 = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & -\frac{2}{3} & \frac{2}{3} \\ \frac{2}{15} & \frac{11}{15} & \frac{2}{3} \\ -\frac{14}{15} & -\frac{2}{15} & \frac{1}{3} \end{bmatrix}$$

$$Q = \begin{bmatrix} 1/3 & 2/15 & -14/15 \\ -2/3 & 11/15 & -2/15 \\ 2/3 & 2/3 & 1/3 \end{bmatrix}$$

Givens矩阵 (Givens初等旋转变换)

绕原点顺时针旋转 θ 角度



$$A = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}$$

平面Givens旋转变换

$$\begin{bmatrix} c & s \\ -s & c \end{bmatrix}, \quad c^2 + s^2 = 1$$

XOZ平面Givens旋转变换

$$\begin{bmatrix} c & 0 & s \\ 0 & 1 & 0 \\ -s & 0 & c \end{bmatrix}$$

 x_2, x_4 平面的Givens旋转变换

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & c & 0 & s \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & -s & 0 & c \end{bmatrix}$$

设 $x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$, $r = \sqrt{x_1^2 + x_2^2}$

选取 $c = \frac{x_1}{r}$, $s = \frac{x_2}{r}$ 则

$$\begin{bmatrix} c & s \\ -s & c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r \\ 0 \end{bmatrix}$$

选取合适的Givens变换可以把平面上任一向量旋转至 x_1 轴正半轴.

矩阵的正交三角分解

高维向量可通过多个Givens变换把它变换至 x_1 轴正半轴

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & c_1 & s_1 \\ 0 & 0 & -s_1 & c_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} * \\ * \\ * \\ * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} * \\ * \\ * \\ 0 \end{bmatrix},$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & c_2 & s_2 & 0 \\ 0 & -s_2 & c_2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} * \\ * \\ * \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} * \\ * \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix},$$

$$\begin{bmatrix} c_3 & s_3 & 0 & 0 \\ -s_3 & c_3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} * \\ * \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} * \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

经三次Givens变换
把任一 R^4 向量变换
至 x_1 轴正半轴

矩阵的正交三角分解

设A是三阶可逆实矩阵, 用Givens变换QR分解过程

$$G_1 A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & c_1 & s_1 \\ 0 & -s_1 & c_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} * & * & * \\ * & * & * \\ * & * & * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} * & * & * \\ * & * & * \\ 0 & * & * \end{bmatrix}$$

$$G_2 (G_1 A) = \begin{bmatrix} c_2 & s_2 & 0 \\ -s_2 & c_2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} * & * & * \\ * & * & * \\ 0 & * & * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} * & * & * \\ 0 & * & * \\ 0 & * & * \end{bmatrix}$$

$$G_3 (G_2 G_1) A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & c_3 & s_3 \\ 0 & -s_3 & c_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} * & * & * \\ 0 & * & * \\ 0 & * & * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} * & * & * \\ 0 & * & * \\ 0 & 0 & * \end{bmatrix} = R$$

$$c = \frac{\sqrt{2}}{3\sqrt{2}} \quad s = \frac{4}{3\sqrt{2}}$$

$$\begin{matrix} \sqrt{2} & \sqrt{2} \\ 4 & 1 \\ 0 & -1 \end{matrix}$$

$$Q^T = (G_3 G_2 G_1)^T$$

$$c = \frac{\sqrt{2}}{2} \quad s = \frac{-2}{2\sqrt{2}}$$

$$s = \frac{2}{2\sqrt{2}}$$

例：用Givens旋转变换对矩阵 $A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 2 \\ -2 & 3 & -4 \\ 2 & 4 & 1 \end{bmatrix}$ 进行QR分解。

$$G_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \\ 0 & -1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{2} \end{bmatrix}, \quad G_1 A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 2 \\ 2\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} & 5/\sqrt{2} \\ 0 & -7/\sqrt{2} & 3/\sqrt{2} \end{bmatrix}$$

$$G_2 = \begin{bmatrix} 1/3 & 2\sqrt{2}/3 & 0 \\ -2\sqrt{2}/3 & 1/3 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad G_2 G_1 A = \begin{bmatrix} 3 & 1 & 4 \\ 0 & -1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{2} \\ 0 & -7/\sqrt{2} & 3/\sqrt{2} \end{bmatrix}$$

$$G_3 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1/\sqrt{50} & -7/\sqrt{50} \\ 0 & 7/\sqrt{50} & -1/\sqrt{50} \end{bmatrix}, \quad G_3 G_2 G_1 A = \begin{bmatrix} 3 & 1 & 4 \\ 0 & 5 & -2 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

$\begin{matrix} \text{row 2} \\ \text{row 3} \end{matrix} \rightarrow \begin{matrix} \text{row 2} \\ \text{row 3} \end{matrix} + \begin{matrix} -1/5 \\ 7/5 \end{matrix} \text{row 1}$

$$Q^T = G_3 G_2 G_1 = \begin{bmatrix} 1/3 & -2/3 & 2/3 \\ 2/15 & 11/15 & 2/3 \\ -14/15 & -2/15 & 1/3 \end{bmatrix}$$

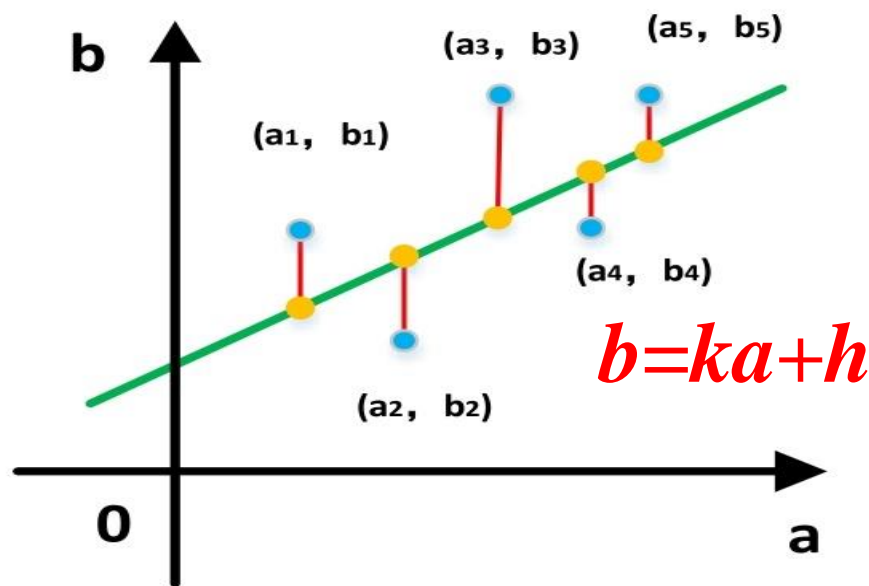
$$Q = \begin{bmatrix} 1/3 & 2/15 & -14/15 \\ -2/3 & 11/15 & -2/15 \\ 2/3 & 2/3 & 1/3 \end{bmatrix}, \quad R = \begin{bmatrix} 3 & 1 & 4 \\ 0 & 5 & -2 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

QR分解的应用

求解线性最小二乘问题

【例】： 求解最小二乘问题 $\min \|b - Ax\|$

$$A_{m \times n} x_n = b_m \quad m > n$$



$$A = \begin{bmatrix} a_1 & 1 \\ a_2 & 1 \\ a_3 & 1 \\ a_4 & 1 \\ a_5 & 1 \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \\ b_4 \\ b_5 \end{bmatrix} \quad x = \begin{bmatrix} k \\ h \end{bmatrix}$$

QR分解的应用

【例】：求解最小二乘问题 $\min \|b - Ax\|$

对 A 进行 QR 分解 $\Leftrightarrow \min \|Q_1^T b - R_1 x\|$

$$\|b - Ax\| = \|b - QRx\| = \|Q^T(b - QRx)\| = \|Q^T b - Rx\|$$

$$= \left\| \begin{bmatrix} Q_1^T \\ Q_2^T \end{bmatrix} b - \begin{bmatrix} R_1 \\ 0 \end{bmatrix} x \right\| = \left\| \begin{bmatrix} Q_1^T b - R_1 x \\ Q_2^T b \end{bmatrix} \right\|$$

$\begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \begin{matrix} 2 \times 2 & 2 \times 1 \end{matrix} \begin{bmatrix} \end{bmatrix}$
 $\begin{matrix} 2 \times 5 \\ 2 \times 1 \end{matrix}$

$$A = \begin{bmatrix} a_1 & 1 \\ a_2 & 1 \\ a_3 & 1 \\ a_4 & 1 \\ a_5 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} \\ q_{21} & q_{22} \\ q_{31} & q_{32} \\ q_{41} & q_{42} \\ q_{51} & q_{52} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_{13} & q_{14} & q_{15} \\ q_{23} & q_{24} & q_{25} \\ q_{33} & q_{34} & q_{35} \\ q_{43} & q_{44} & q_{45} \\ q_{53} & q_{54} & q_{55} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} \\ 0 & r_{22} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Q_1 Q_2 R_1



提纲

- 1. QR分解
- 2. 奇异值分解
- 3. 极分解
- 4. Cholesky分解
- 5. 谱分解
- 6. CS分解
- 7. 其它分解

$${}^{m \times n} A = U \Sigma V^T = U \begin{bmatrix} \Sigma_r & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} V^T$$

A : $m \times n$ 实矩阵

U : m 阶正交矩阵

Σ : $m \times n$ 矩阵, 唯一

V : n 阶正交矩阵

r : $r = \text{rank}(A)$

$$\Sigma_r = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$$

$$\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$$

$\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$ 称为 A 的 非零奇异值, Σ 对角线上的其它元素称为 A 的 零奇异值.

奇异值分解(实矩阵) 标准型

$$\begin{array}{|c|} \hline A \\ \hline \end{array} = \begin{array}{|c|} \hline U \\ \hline \end{array} \begin{array}{|c|} \hline \begin{array}{c} \text{0} \\ \Sigma \\ \text{0} \end{array} \\ \hline \end{array} \begin{array}{|c|} \hline V^T \\ \hline \end{array}$$

 $m \times n$ $m \times m$ $m \times n$ $n \times n$

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

$$A = U\Sigma V^T = U \begin{bmatrix} \Sigma_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} V^T$$

把 U, V 分块

$U = [U_1, U_2]$, U_1, U_2 分别由 U 的前 r 列和后 $(m-r)$ 列构成

$V = [V_1, V_2]$, V_1, V_2 分别由 V 的前 r 列和后 $(n-r)$ 列构成

$$A = U \begin{bmatrix} \Sigma_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} V^T = [U_1, U_2] \begin{bmatrix} \Sigma_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_1^T \\ V_2^T \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} r \text{ 行} \times n \\ m \times r \end{matrix}$$

$$\begin{matrix} m \times r \\ = [U_1 \Sigma_r, \mathbf{0}] \end{matrix} \begin{bmatrix} V_1^T \\ V_2^T \end{bmatrix} = U_1 \Sigma_r V_1^T$$

奇异值分解(实矩阵) 苗条型

$$\begin{array}{cccc}
 \boxed{A} & = & \boxed{U_1} & \boxed{\Sigma_r} \quad \boxed{0} & \boxed{V_1^T} \\
 m \times n & & m \times r & r \times r & r \times n
 \end{array}$$

$$A = U \Sigma V^T = U_1 \Sigma_r V_1^T$$

$$r = \text{rank}(A)$$

U_1 : U 的前 r 列构成的次正交矩阵

Σ_r : 对角线元素由 r 个非零奇异值构成的 r 阶对角矩阵

V_1 : V 的前 r 列构成的次正交矩阵

$$A = U\Sigma V^T = U_1\Sigma_r V_1^T$$

U, V 按列分块

$$U = [u_1, \cdots, u_r, \cdots], \quad V = [v_1, \cdots, v_r, \cdots]$$

$$A = \overset{m \times r}{[u_1, \cdots, u_r]} \overset{r \times r}{\Sigma_r} \overset{r \times n}{\begin{bmatrix} v_1^T \\ \vdots \\ v_r^T \end{bmatrix}} = [\sigma_1 u_1, \cdots, \sigma_r u_r] \begin{bmatrix} v_1^T \\ \vdots \\ v_r^T \end{bmatrix}$$

$$= \sigma_1 u_1 v_1^T + \sigma_2 u_2 v_2^T + \cdots + \sigma_r u_r v_r^T$$

奇异值分解(实矩阵)展开式型

$$A = \sigma_1 u_1 v_1^T + \sigma_2 u_2 v_2^T + \cdots + \sigma_r u_r v_r^T$$

$$r = \text{rank}(A)$$

$A: m \times n$ 实矩阵

u_1, u_2, \dots, u_r : r 个 m 维标准正交向量

$\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$: r 个非零奇异值

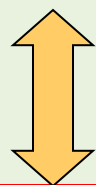
v_1, v_2, \dots, v_r : r 个 n 维标准正交向量

U, V 按列分块

$$U = [u_1, \cdots, u_m], \quad V = [v_1, \cdots, v_n]$$

由 $AV = U\Sigma$, 得

$$\begin{aligned} [Av_1, \cdots, Av_r, Av_{r+1}, \cdots, Av_n] &= [u_1, \cdots, u_r, u_{r+1}, \cdots, u_m] \Sigma \\ &= [\sigma_1 u_1, \cdots, \sigma_r u_r, \underbrace{0, \cdots, 0}_{n-r \uparrow 0}] \end{aligned}$$



$$\begin{cases} Av_i = \sigma_i u_i, & i = 1:r \\ Av_i = 0, & i = r+1:n \end{cases}$$

v_i 称为 A 的相应于 σ_i 的右奇异向量

u_i 称为 A 的相应于 σ_i 的左奇异向量

奇异值分解(实矩阵) 线性映射型

$$\begin{array}{ccc}
 & A & \\
 v_1 & \longrightarrow & \sigma_1 u_1 \\
 v_2 & \longrightarrow & \sigma_2 u_2 \\
 \vdots & & \vdots \\
 v_r & \longrightarrow & \sigma_r u_r \\
 v_{r+1} & \longrightarrow & 0 \\
 \vdots & & \vdots \\
 v_n & \longrightarrow & 0
 \end{array}$$

$$R(A) = \text{span}\{u_1, u_2, \dots, u_r\},$$

$$N(A) = \text{span}\{v_{r+1}, v_{r+2}, \dots, v_n\}.$$

$\{u_1, u_2, \dots, u_r\}$ 是 A 的列空间 $R(A)$ 的一组标准正交基

$\{v_{r+1}, v_{r+2}, \dots, v_n\}$ 是 A 的零空间 $N(A)$ 的一组标准正交基

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

由 $A^T U = V\Sigma^T$, 得

$$\begin{cases} A^T u_i = \sigma_i v_i, & i = 1:r \\ A^T u_i = 0, & i = r+1:m \end{cases}$$

$$R(A^T) = \text{span}\{v_1, v_2, \dots, v_r\},$$

$$N(A^T) = \text{span}\{u_{r+1}, u_{r+2}, \dots, u_m\}.$$

$\{v_1, v_2, \dots, v_r\}$ 是 A 的行空间 $R(A^T)$ 的一组标准正交基

$\{u_{r+1}, u_{r+2}, \dots, u_m\}$ 是 A^T 的零空间 $N(A^T)$ 的一组标准正交基

如何求奇异值分解



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

$$A^T A = (V\Sigma^T U^T)(U\Sigma V^T) = V\Sigma^T \Sigma V^T$$

即

$$V^T (A^T A) V = \Sigma^T \Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & \sigma_r^2 & & \\ & & & 0 & \\ & & & & \ddots \end{bmatrix}_{n \times n}$$

故 $\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_r^2, 0, \dots, 0$ 是 $A^T A$ 的 n 个特征值

$v_1, v_2, \dots, v_r, v_{r+1}, \dots, v_n$ 是相应的标准正交特征向量

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

$$AA^T = (U\Sigma V^T)(V\Sigma^T U^T) = U\Sigma\Sigma^T U^T$$

即

$$U^T (AA^T) U = \Sigma \Sigma^T = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & \sigma_r^2 & & \\ & & & \mathbf{0} & \\ & & & & \ddots \end{bmatrix}_{m \times m}$$

故 $\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_r^2, 0, \dots, 0$ 是 AA^T 的 m 个特征值

$u_1, u_2, \dots, u_r, u_{r+1}, \dots, u_m$ 是相应的标准正交特征向量

结论：

- AA^T, A^TA 的非零特征值相同,
- $\text{rank}(A^TA) = \text{rank}(AA^T) = \text{rank}(A) = r$
- A 的奇异值分解中的 U, Σ, V 与 AA^T 以及 A^TA 的关系。

把该关系式作为求解奇异值分解的出发点.

具体求奇异值分解中的 U, Σ, V 的方法

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

$\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_r^2, \underbrace{0, \dots, 0}_{n-r \text{ 个}}$ 是 $A^T A$ 的 n 个特征值,

$v_1, v_2, \dots, v_r, v_{r+1}, \dots, v_n$ 是相应的两两正交的单位向量.

求 $A^T A$ 的 n 个两两正交的单位特征向量,

以这些向量为列构造出来的正交矩阵就是 U ,

Σ 的对角线非零元就是 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$,

奇异值分解中的 V, Σ 求得, 如何求 U 呢?

由关系式

$$\begin{cases} Av_i = \sigma_i u_i, & i = 1:r \\ Av_i = 0, & i = r+1:n \end{cases}$$

确定 U 的前 r 个列向量, 后 $(m-r)$ 个列向量通过正交扩张来得到.

例: 设 $A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \\ 0 & 2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$, 求 A 的奇异值分解.

解: $A^T A = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 5 \end{bmatrix}$

$$AV = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \\ 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{5}} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{2}{\sqrt{5}} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{5} & 0 \\ 0 & \sqrt{2} \end{bmatrix}$$

$u_1 \quad u_2$

$$\sigma_1^2 = 5, \sigma_2^2 = 2,$$

$$\sigma_1^2 = 5 \text{ 对应的单位特征向量 } \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\sigma_2^2 = 2 \text{ 对应的单位特征向量 } \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\text{得 } V = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad \Sigma = \begin{bmatrix} \sqrt{5} & 0 \\ 0 & \sqrt{2} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

把 u_1, u_2 扩充为 R^4 的一组标准正交基, 由此得到 U

$$U = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{5}} & 0 & -\frac{2}{\sqrt{5}} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{2}{\sqrt{5}} & 0 & \frac{1}{\sqrt{5}} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & -\frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$$

正规矩阵奇异值与特征值的关系

设 A 为 n 阶正规矩阵, 它的特征值与奇异值分别为

$$\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}$$

$$\{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n\}$$

将特征值按长度大小排序为

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

则

$$\sigma_k = |\lambda_k|, \quad (k = 1:n)$$

奇异值分解 (复矩阵)

$$A = U\Sigma V^H = U \begin{bmatrix} \Sigma_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} V^H$$

A : $m \times n$ 复矩阵

U : m 阶酉矩阵

Σ : $m \times n$ 矩阵, 唯一

V : n 阶酉矩阵

r : $r = \text{rank}(A)$

$$\Sigma_r = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$$

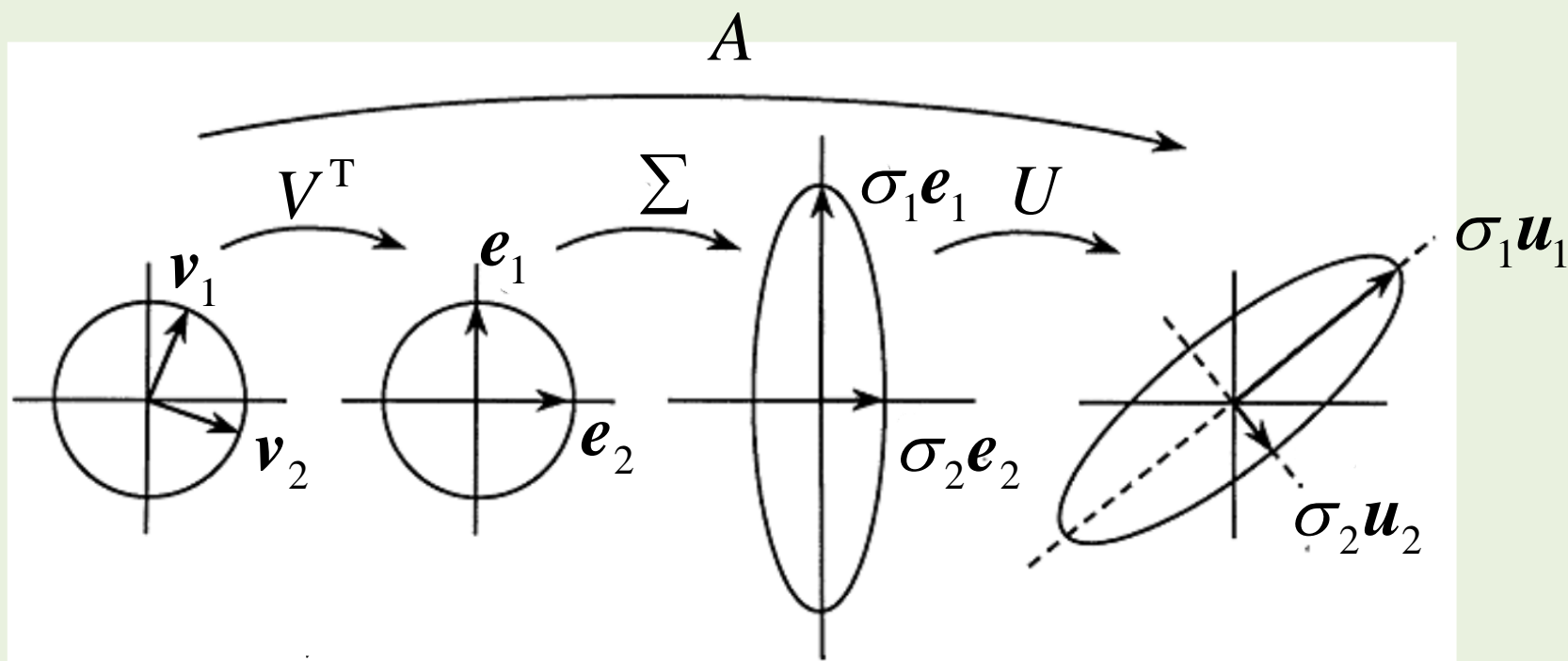
$$\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$$

$\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$ 称为 A 的非零奇异值,

Σ 对角线上的其它元素称为 A 的零奇异值.

几何意义： 将正交的向量组变换到另外正交的向量组（尺度可伸缩）

$$A = U\Sigma V^T = U \begin{bmatrix} \Sigma_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} V^T$$



$$\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2/\sqrt{6} & 0 & -1/\sqrt{3} \\ 1/\sqrt{6} & -1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{3} \\ 1/\sqrt{6} & 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{3} & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \end{bmatrix}^T$$

\mathbf{u}_1 \mathbf{u}_2 \mathbf{u}_3 \mathbf{v}_1 \mathbf{v}_2

$$\mathbf{v}_1 \xrightarrow{\mathbf{A}} \sqrt{3}\mathbf{u}_1,$$

$$\mathbf{v}_2 \xrightarrow{\mathbf{A}} \mathbf{u}_2,$$

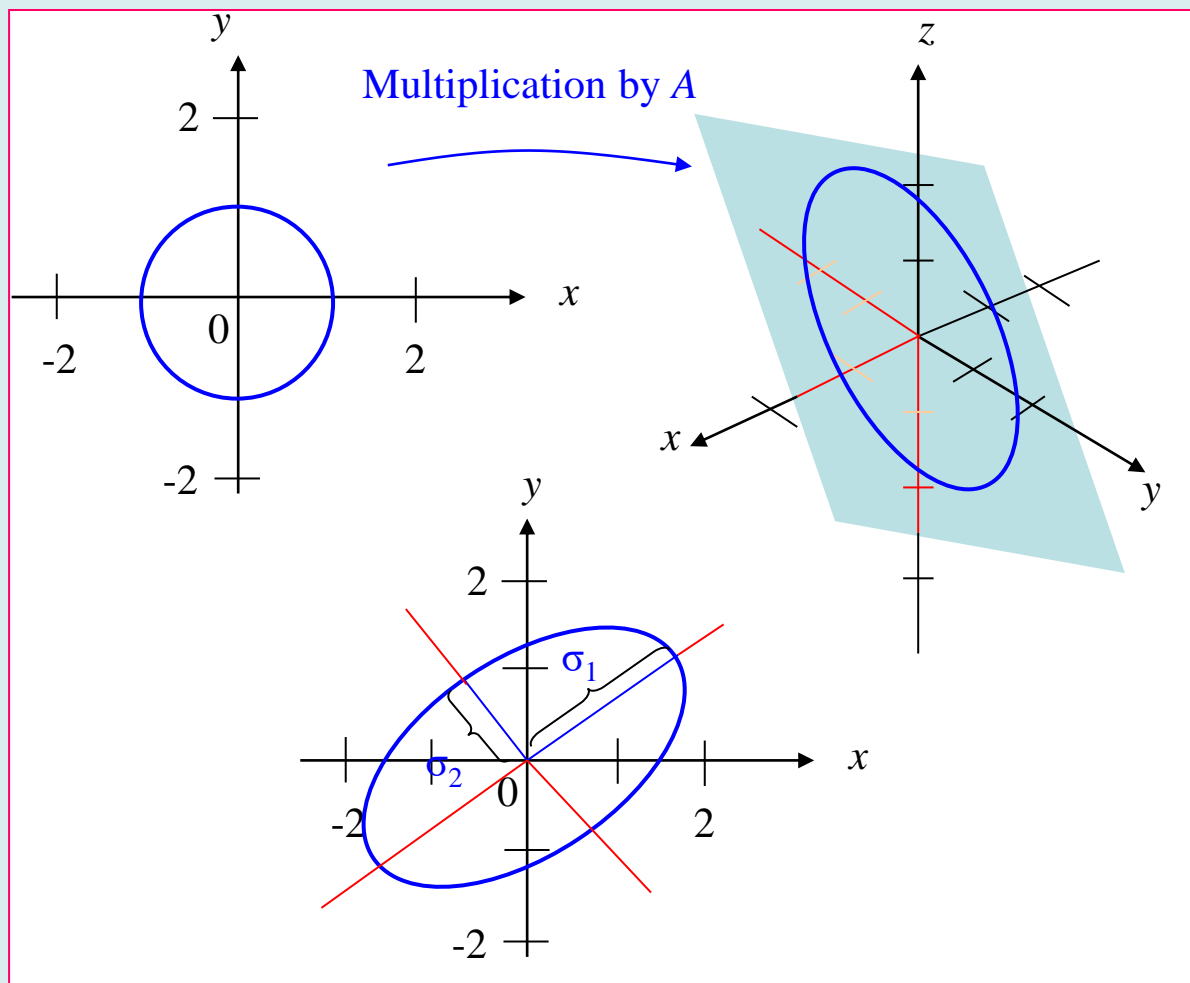
$$\mathbf{v} = x_1 \mathbf{v}_1 + x_2 \mathbf{v}_2$$

$$\text{单位圆周}(x_1^2 + x_2^2 = 1)$$

\mathbf{A}

$$\mathbf{A}\mathbf{v} = \sqrt{3}x_1\mathbf{u}_1 + x_2\mathbf{u}_2$$

$$\text{椭圆柱面 } \frac{y_1^2}{3} + y_2^2 = 1$$



$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{2} & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1/\sqrt{2} & 0 & -1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} & 0 & 1/\sqrt{2} \\ \mathbf{v}_1 & \mathbf{v}_2 & \mathbf{v}_3 \end{bmatrix}^T$$

$\mathbf{u}_1 \quad \mathbf{u}_2$

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_1 &\xrightarrow{\mathbf{A}} \sqrt{2}\mathbf{u}_1, \\ \mathbf{v}_2 &\xrightarrow{\mathbf{A}} \mathbf{u}_2, \\ \mathbf{A}\mathbf{v}_3 &= \mathbf{0}. \end{aligned}$$

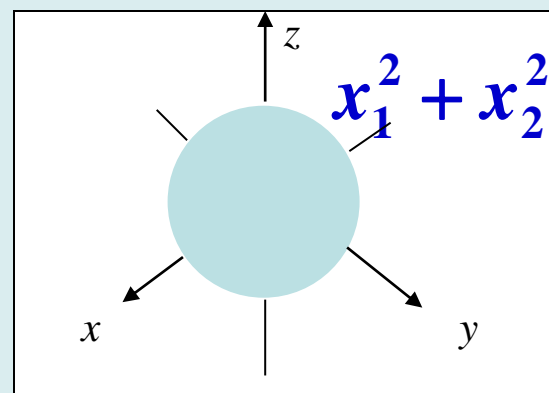
$$\mathbf{v} = x_1\mathbf{v}_1 + x_2\mathbf{v}_2 + x_3\mathbf{v}_3$$

$$\text{单位球面 } (x_1^2 + x_2^2 + x_3^2 = 1)$$

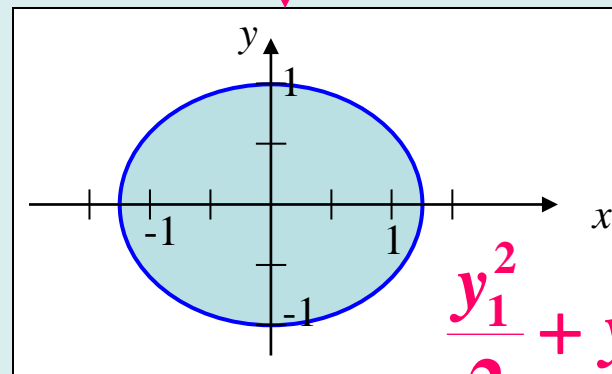
\mathbf{A}

$$\mathbf{A}\mathbf{v} = \sqrt{2}x_1\mathbf{u}_1 + x_2\mathbf{u}_2$$

代表图形: $\frac{y_1^2}{2} + y_2^2 \leq 1$

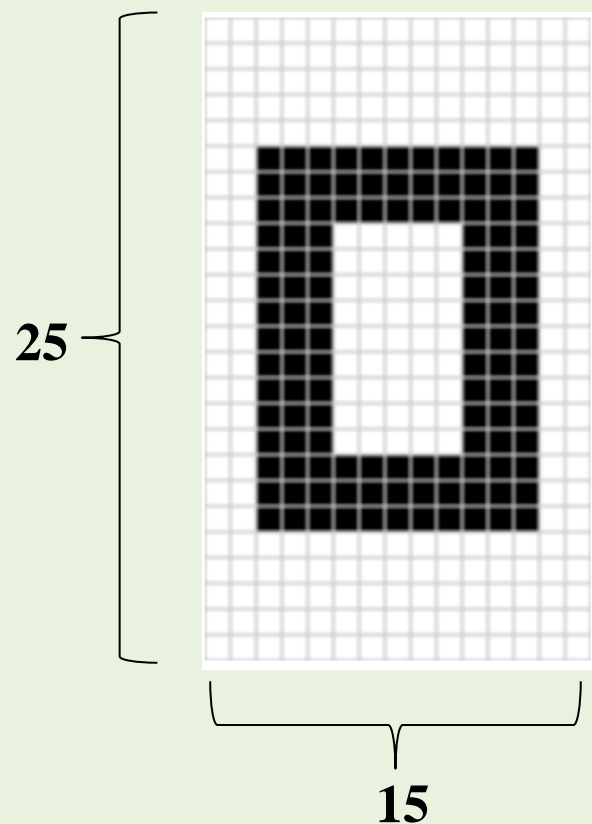


\mathbf{A}



$$\frac{y_1^2}{2} + y_2^2 \leq 1$$

图像压缩中的应用



输入图像375个像素

$A =$

1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1
1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1
1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1
1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1
1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1
1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1
1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1
1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

矩阵表示

奇异值分解

$$A_{25 \times 15} = U_{25 \times 25} \Sigma_{25 \times 15} V_{15 \times 15}^T$$

$$\begin{cases} \sigma_1 = 14.72 \\ \sigma_2 = 5.22 \\ \sigma_3 = 3.31 \end{cases}$$

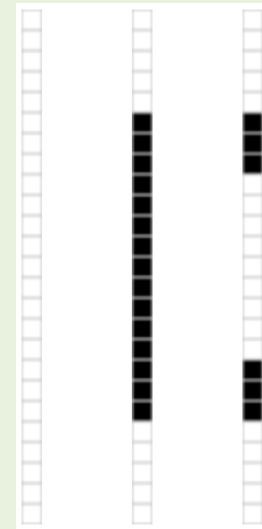
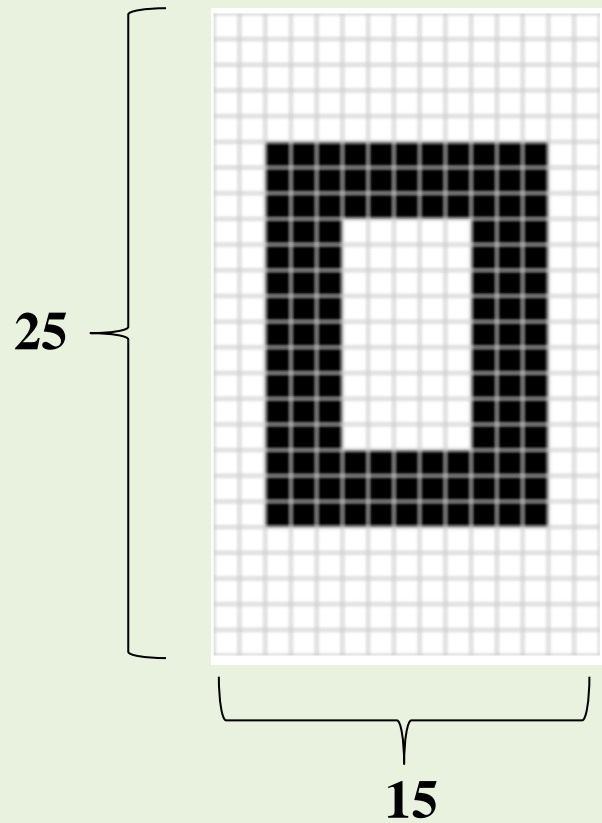
$$A = u_1 \sigma_1 v_1^T + u_2 \sigma_2 v_2^T + u_3 \sigma_3 v_3^T$$

$$25 \times 3 + 15 \times 3 + 3 = 123$$

A =

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

矩阵表示



图像去噪

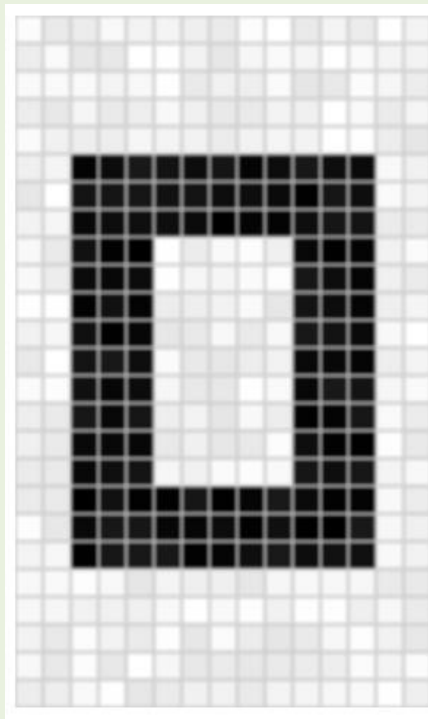
奇异值分解

$$A_{25 \times 15} = U_{25 \times 25} \Sigma_{25 \times 15} V_{15 \times 15}^T$$

$$\begin{cases} \sigma_1 = 14.15 \\ \sigma_2 = 4.67 \\ \sigma_3 = 3.00 \\ \sigma_4 = 0.21 \end{cases} \quad \begin{cases} \sigma_5 = 0.19 \\ \dots \\ \sigma_{15} = 0.05 \end{cases}$$

$$A = u_1 \sigma_1 v_1^T + u_2 \sigma_2 v_2^T + u_3 \sigma_3 v_3^T$$

$$+ u_4 \sigma_4 v_4^T + \dots$$



输入图像

提纲

- 1. QR分解
- 2. 奇异值分解
- **3. 极分解**
- 4. Cholesky分解
- 5. 谱分解
- 6. CS分解
- 7. 其它分解

复数的极分解

$$z = \rho e^{i\theta}$$

可逆矩阵的极分解

$$A = PU = UQ$$

- A : n 阶可逆阵
- P 、 Q : n 阶 **Hermite**正定阵
- U : n 阶酉矩阵
- P, Q, U 唯一

可逆矩阵的极分解

$$A = PU$$

如何确定极分解中的 U, P ?

$$A^H = U^H P^H = U^H P$$

$$AA^H = PUU^H P = P^2,$$

AA^H 是Hermite正定阵, 存在唯一的Hermite正定阵
 P 满足上式.

$$P = \sqrt{AA^H},$$

P 唯一

$$U = P^{-1}A.$$

U 唯一

U 为什么是酉矩阵?

可逆矩阵的极分解

$$A = PU$$

$$AA^H = P^2$$

$$U = P^{-1}A.$$

$$\begin{aligned} UU^H &= (P^{-1}A)(P^{-1}A)^H = P^{-1}AA^H(P^{-1})^H \\ &= P^{-1}P^2P^{-1} = I \end{aligned}$$

*U*为什么是酉矩阵?

$$A = UU^HPU = UQ,$$

$$Q = U^HPU, \text{ 正定矩阵}$$

$$P^2 = AA^H, \quad Q^2 = A^HA.$$

不可逆矩阵的极分解

$$A = PU = UQ$$

- A : n 阶复矩阵
- P, Q : n 阶Hermite半正定阵
- U : n 阶酉矩阵
- P, Q 唯一, U 不唯一.

$$P^2 = AA^H, Q^2 = A^H A. \quad P, Q \text{ 唯一}$$

此时 P 不一定可逆, 如何确定 U ?

不可逆矩阵的极分解

$$A = PU = UQ$$

对 A 做奇异值分解, 存在 n 阶酉阵 U_1, V 使得

$$A = U_1 \Sigma V^H = (U_1 \Sigma U_1^H) U_1 V^H = PU$$

$$A = U_1 \Sigma V^H = U_1 V_1^H (V_1 \Sigma V^H) = UQ$$

其中

$$P = U_1 \Sigma U_1^H, \quad \text{半正定}$$

$$Q = V \Sigma V^H, \quad \text{半正定}$$

$$U = U_1 V^H, \quad \text{酉矩阵}$$

定理： 设 A 为 n 阶矩阵，则 A 是正规矩阵 \Leftrightarrow
存在 n 阶酉矩阵 U 与半正定的H-阵 P ，满足
 $A=UP=PU$ ，且 $AA^H=P^2=A^HA$

方阵极分解的几何意义

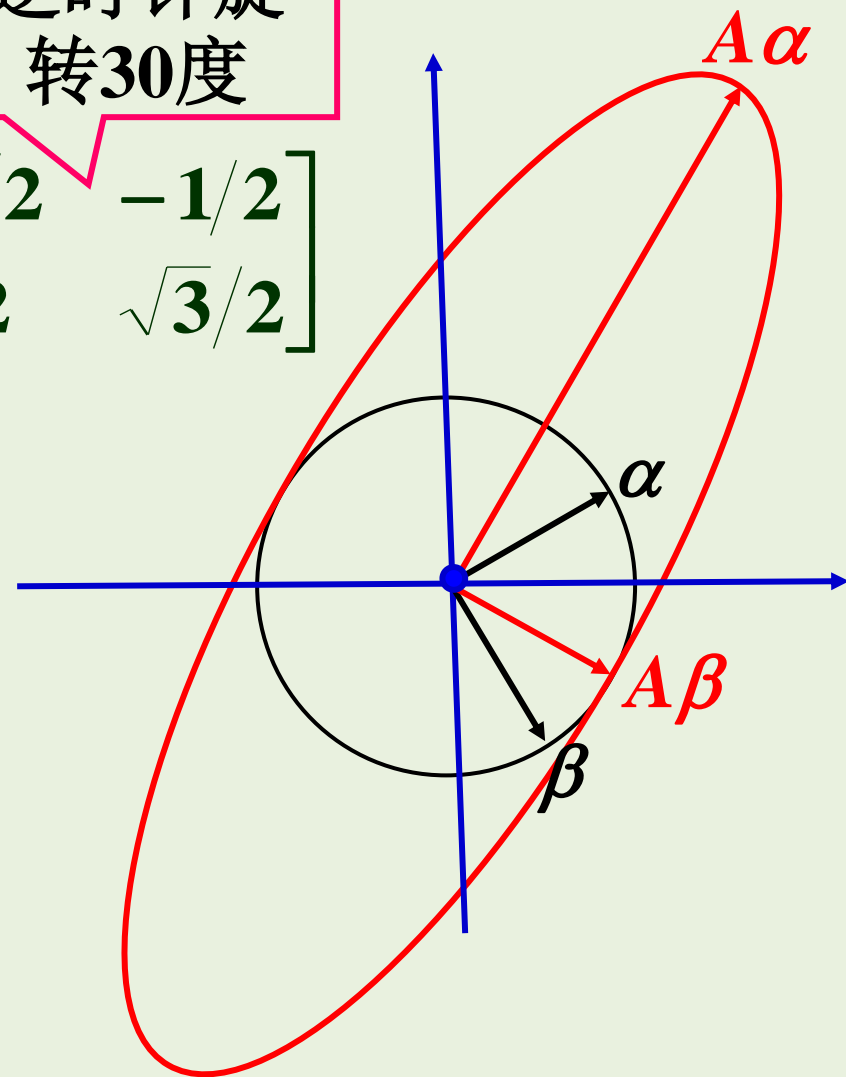
描述变换 $Y=AX$ 的拉伸和扭曲

$\begin{bmatrix} \frac{3}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{5}{2} \end{bmatrix}$ 有特征值3, 单位特征向量 $\begin{bmatrix} \frac{1}{2} \\ \frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}$; 特征值1, 单位特征向量 $\begin{bmatrix} -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{2} \end{bmatrix}$

Y=AX的几何特性.

逆时针旋
转30度

解 $A = PU = \begin{bmatrix} 3/2 & \sqrt{3}/2 \\ \sqrt{3}/2 & 5/2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{3}/2 & -1/2 \\ 1/2 & \sqrt{3}/2 \end{bmatrix}$



$\begin{bmatrix} 1/2 \\ \sqrt{3}/2 \end{bmatrix}$ 方向拉伸至3倍

$\begin{bmatrix} -\sqrt{3}/2 \\ 1/2 \end{bmatrix}$ 方向长度不变

用途

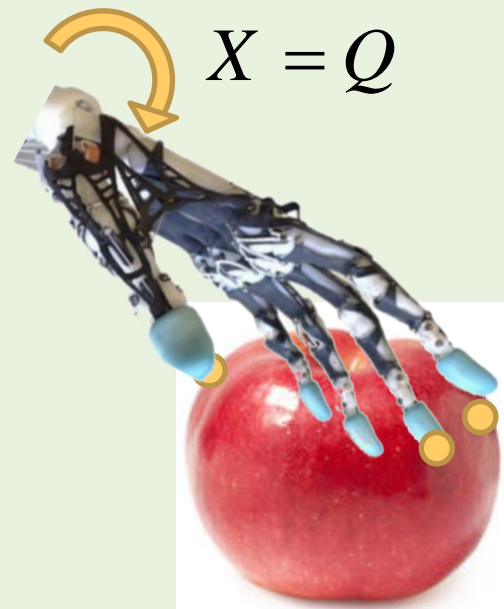
$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} u_i \\ v_i \\ w_i \end{pmatrix}$$

$$Ah_i = p_i$$

$$A = QP$$

$$\min \|X - A\|_F^2$$

$$\text{满足 } XX^T = I$$



极分解得到的酉矩阵是和原矩阵“最接近”的正交矩阵。

提纲

- 1. QR分解
- 2. 奇异值分解
- 3. 极分解
- **4. Cholesky分解**
- 5. 谱分解
- 6. CS分解
- 7. 其它分解

正定矩阵的Cholesky分解

$$A=LL^T$$

- A : 正定阵
- L : 下三角矩阵

The diagram shows a large square matrix A on the left, represented by a grid of small black squares with ellipses indicating its size. This matrix is equal to the product of two matrices. The first matrix is a lower triangular matrix L , shown as a square with a dark gray shaded area below the main diagonal. The second matrix is its transpose L^T , shown as a square with a dark gray shaded area above the main diagonal. The entire equation is enclosed in large square brackets.

用途

求解带有对称正定系数矩阵 A 的线性问题

$$LL^T = A \quad \begin{matrix} \nearrow Ax = b \\ \searrow LL^T x = b \end{matrix}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} L^T x = y \\ Ly = b \end{cases}$$

提纲

- 1. QR分解
- 2. 奇异值分解
- 3. 极分解
- 4. Cholesky分解
- **5. 谱分解**
- 6. CS分解
- 7. 其它分解

正规矩阵的谱分解

设 A 为 n 阶正规矩阵, 则 A 可酉对角化

- A 存在 n 个两两正交的单位特征向量,
- A 的特征子空间两两正交,
- A 的所有特征子空间的和空间为 C^n .

设 A 为 n 阶正规矩阵, $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r$ 是 A 的所有相异的特征值
相应的特征子空间为 $V_{\lambda_1}, V_{\lambda_2}, \dots, V_{\lambda_r}$

记 $P_k(k=1,2,\dots,r)$ 是 C^n 到特征子空间 V_{λ_k} 的正交投影矩阵
则

$$E = P_1 + P_2 + \dots + P_r$$

A 的单位分解

$$A = \lambda_1 P_1 + \lambda_2 P_2 + \dots + \lambda_r P_r$$

A 的谱分解

如何求 C^n 到 λ_k 的特征子空间的正交投影矩阵 P_k ?

设 $\alpha_{k1}, \alpha_{k2}, \dots, \alpha_{kn_k}$ 是 V_{λ_k} 的一组标准正交基, 记

$U_k = [\alpha_{k1}, \alpha_{k2}, \dots, \alpha_{kn_k}]$, 则

$$P_k = U_k U_k^H$$

求出了正交投影矩阵 $P_k (k=1:r)$, 就得到 A 的谱分解
表达式

$$A = \lambda_1 P_1 + \lambda_2 P_2 + \dots + \lambda_r P_r$$

正规矩阵谱分解步骤

- (1) 求出矩阵 A 的全部互异特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r$
- (2) 求特征值 λ_k ($k=1, 2, \dots, r$)所对应的特征子空间的一组标准正交基 $\alpha_{k1}, \alpha_{k2}, \dots, \alpha_{kn_k}$,

记 $U_k = [\alpha_{k1}, \alpha_{k2}, \dots, \alpha_{kn_k}]$,

$$P_k = U_k U_k^H$$

- (3) A 的谱分解表达式为

$$A = \lambda_1 P_1 + \lambda_2 P_2 + \dots + \lambda_r P_r$$

定理 设 A 为一个 n 阶矩阵, 有 r 个互异的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r, \lambda_k$ 的代数重数为 n_k , 则 A 为正规矩阵 \Leftrightarrow 存在 r 个 n 阶矩阵 P_1, P_2, \dots, P_r 满足

$$A = \sum_{k=1}^r \lambda_k P_k,$$

$$P_k = P_k^H = P_k^2,$$

$$P_j P_k = 0, (j \neq k)$$

$$\sum_{k=1}^r P_k = I,$$

$$\text{rank}(P_k) = n_k$$

满足上述性质的矩阵 $P_k (k=1, 2, \dots, r)$ 是唯一的.

例 求正规矩阵A的谱分解表达式.

$$A = -3P_1 + P_2$$

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

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

解：求矩阵A的特征值与单位正交特征向量

特征值： $\lambda_1 = -3$, $\lambda_2 = 1$ (三重)

$$P_2 = E - P_1$$

单位特征向量

$$\alpha_1 = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$P_1 = \alpha_1 \alpha_1^H = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 & -1 & -1 & 1 \\ -1 & 1 & 1 & -1 \\ -1 & 1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \end{bmatrix}$$



例 求正规矩阵A的谱分解表达式.

$$A = 3P_1 - 6P_2$$

$$A = \begin{bmatrix} -2 & -4i & 2i \\ 4i & -2 & -2 \\ -2i & -2 & -5 \end{bmatrix}$$

$$\frac{1}{9} \begin{bmatrix} 5 & 4i & -2i \\ -4i & 5 & 2 \\ 2i & 2 & 8 \end{bmatrix}$$

解：求矩阵A的特征值与单位正交特征向量

||

特征值： $\lambda_1 = 3$, $\lambda_2 = -6$ (二重)

$$P_2 = E - P_1$$

单位特征向量

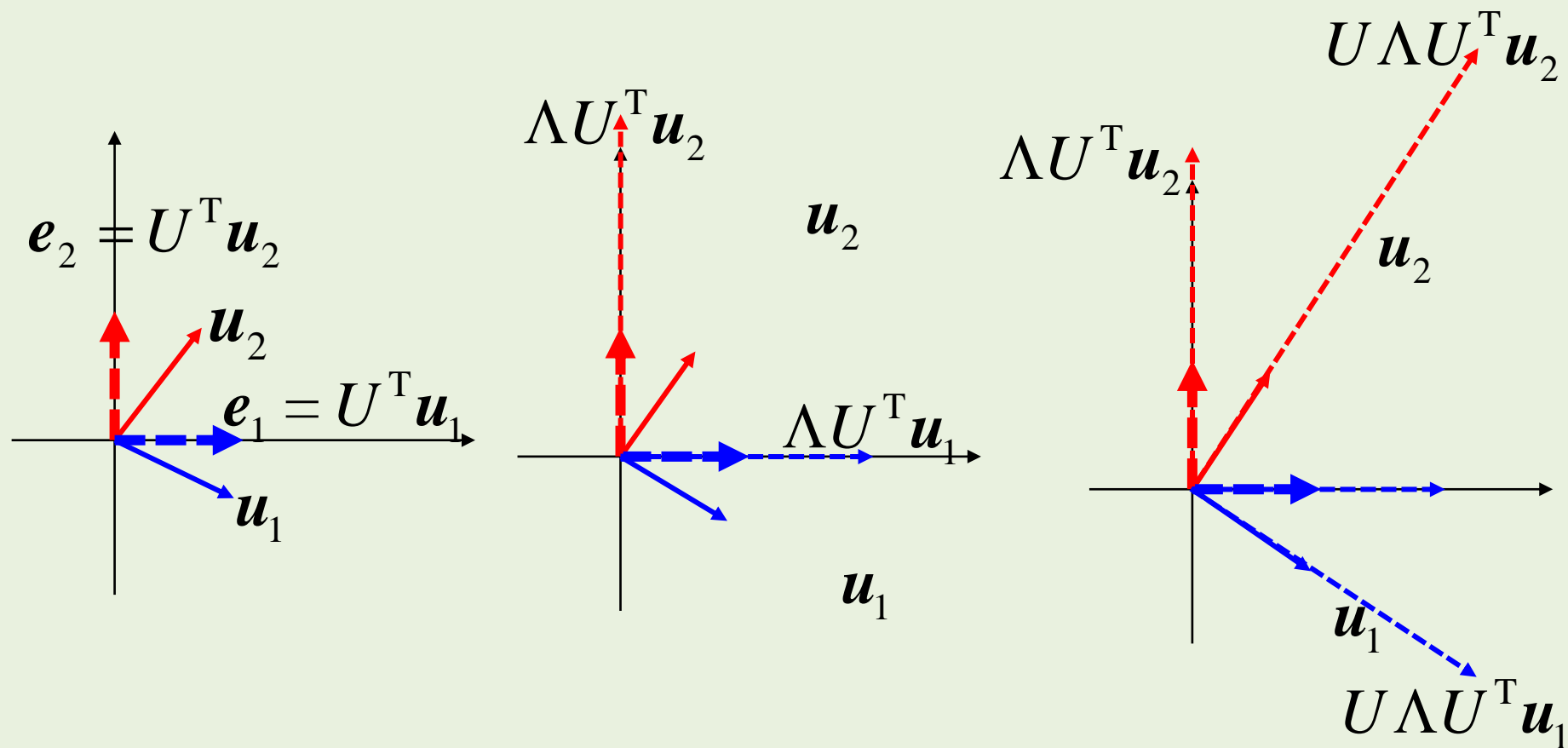
$$\alpha_1 \frac{1}{3} \begin{bmatrix} \downarrow 2i \\ -2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$P_1 = \alpha_1 \alpha_1^H = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 4 & -4i & 2i \\ 4i & 4 & -2 \\ -2i & -2 & 1 \end{bmatrix}$$



几何意义

$$A = U\Lambda U^T = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2] \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1^T \\ \mathbf{u}_2^T \end{bmatrix}$$



提纲

- 1. QR分解
- 2. 奇异值分解
- 3. 极分解
- 4. Cholesky分解
- 5. 谱分解
- **6. CS分解**
- 7. 其它分解

CS分解

$$U = \begin{bmatrix} U_{11} & U_{12} \\ U_{21} & U_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_1 & 0 \\ 0 & V_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C & S & 0 \\ -S & C & 0 \\ 0 & 0 & I_{q-p} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} W_1 & 0 \\ 0 & W_2 \end{bmatrix}$$

U : n 阶酉矩阵, p 阶矩阵 U_{11} , q 阶矩阵 U_{22} , $1 < p \leq q < n, p+q=n$

V_1 、 W_1 : p 阶酉矩阵

V_2 、 W_2 : q 阶酉矩阵

C : $\text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_p)$, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_p$

S : $\text{diag}(\sqrt{1 - \sigma_1^2}, \sqrt{1 - \sigma_2^2}, \dots, \sqrt{1 - \sigma_p^2})$,

提纲

- 1. QR分解
- 2. 奇异值分解
- 3. 极分解
- 4. Cholesky分解
- 5. 谱分解
- 6. CS分解
- 7. 其它分解

矩阵的满秩分解

$$A_{m \times n} = B_{m \times r} C_{r \times n}$$

$$m \times n = m \times r \quad r \times n$$

- A 是 $m \times n$ 矩阵且 $\text{rank}(A)=r$
- B 是 $m \times r$ 列满秩 矩阵 $\text{rank}(B)=r$
- C 是 $r \times n$ 行满秩 矩阵 $\text{rank}(C)=r$

如何求矩阵A的满秩分解？

- 只用初等行变换就可以。
- 初等行变换不改变矩阵列向量的线性关系。

$$\begin{aligned}
 & [\alpha_1, \alpha_2, \mathbf{3\alpha_1 - \alpha_2}] \xrightarrow{\text{初等行变换}} [\beta_1, \beta_2, \mathbf{3\beta_1 - \beta_2}] \\
 & = [\alpha_1, \alpha_2] \begin{bmatrix} 1 & 0 & 3 \\ 0 & 1 & -1 \end{bmatrix} \qquad \qquad \qquad = [\beta_1, \beta_2] \begin{bmatrix} 1 & 0 & 3 \\ 0 & 1 & -1 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & [\alpha_1, \mathbf{2\alpha_1 + \alpha_3}, \alpha_3] \xrightarrow{\text{初等行变换}} [\beta_1, \mathbf{2\beta_1 + \beta_3}, \beta_3] \\
 & = [\alpha_1, \alpha_3] \begin{bmatrix} 1 & 2 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \qquad \qquad \qquad = [\beta_1, \beta_3] \begin{bmatrix} 1 & 2 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & \begin{bmatrix} 1 & 1 & 4 & -3 \\ 2 & 2 & 3 & -1 \\ 1 & 1 & 5 & -4 \end{bmatrix} \xrightarrow{\text{初等行变换}} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\
 & \quad \alpha_1 \quad \alpha_1 \quad \alpha_3 \quad \alpha_1 - \alpha_3 \qquad \qquad \beta_1 \quad \beta_1 \quad \beta_3 \quad \beta_1 - \beta_3 \\
 & = \begin{bmatrix} 1 & 4 \\ 2 & 3 \\ 1 & 5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & -1 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

满秩分解求法:

1. 行初等变换为“简化阶梯”矩阵,
2. 选取“主元”所在的列对应的列向量构成列满秩矩阵 B ,
3. 将简化阶梯型矩阵全为零的行去掉构成行满秩矩阵 C .

例：求矩阵A的满秩分解 $A=BC$, B 列满秩, C 行满秩.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 & 0 & 1 & 2 \\ 1 & 2 & 2 & 1 & 3 & 3 \\ 2 & 4 & 3 & 1 & 4 & 5 \\ 4 & 8 & 6 & 2 & 8 & 10 \end{bmatrix} \xrightarrow{\text{rref}(A)} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 0 & -1 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

则

$$B = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \\ 2 & 3 \\ 4 & 6 \end{bmatrix},$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 0 & -1 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$



例： 求矩阵A的满秩分解 $A=BC$, B 列满秩, C 行满秩.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 & 0 & 1 & 2 \\ 1 & 2 & 2 & 1 & 3 & 3 \\ 2 & 4 & 3 & 1 & 4 & 5 \\ 4 & 8 & 6 & 2 & 8 & 10 \end{bmatrix} \xrightarrow{\text{rref}(A)} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 0 & -1 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

则

$$B' = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \\ 2 & 1 \\ 4 & 2 \end{bmatrix},$$

$$\xrightarrow{\text{rref}(A)} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 & 0 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$C' = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 & 0 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

例：求矩阵A的满秩分解 $A=BC$ ， B 列满秩， C 行满秩。

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 2 & 3 \\ 0 & 0 & 2 & 4 & 6 \end{bmatrix}$$

解：

$$A \xrightarrow{\text{rref}(A)} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 2 & 3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

则

$$B = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}, \quad C = [0 \quad 0 \quad 1 \quad 2 \quad 3]$$

$$A \xrightarrow{\text{rref}(A)} \begin{bmatrix} 0 & 0 & \frac{1}{2} & 1 & \frac{3}{2} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 2 \\ 4 \end{bmatrix}, \quad C = [0 \quad 0 \quad \frac{1}{2} \quad 1 \quad \frac{3}{2}]$$

由上述例子可看出**矩阵的满秩分解形式并不唯一**。

定理： 如果 $A=BC=B_1C_1$ 均为矩阵 A 的满秩分解, 则

(1) 存在 $r(=\text{rank}(A))$ 阶可逆矩阵 θ , 满足 $B=B_1\theta$, $C=\theta^{-1}C_1$.

(2) $C^H(CC^H)^{-1}(B^HB)^{-1}B^H = C_1^H(C_1C_1^H)^{-1}(B_1^HB_1)^{-1}B_1^H$

A 的加号逆的求解公式

(1)证明要点: (a) $A=BC$ 表明 A 的列向量组可由 B 的列向量组线性表出, (b) B 的列向量线性无关

结论: B 的列向量构成 A 列向量空间的基, 同理 B_1 的列向量构成 A 列向量空间的基, 由此即可得到(1)。

满秩分解的应用: 设 $A=BC$ 是 A 的满秩分解, 则

$$Ax=0 \Leftrightarrow Cx=0$$

三角分解

- 设方阵 $A \in M_n$ 。如果存在下三角矩阵 $L \in M_n$ 和上三角矩阵 $R \in M_n$ ，使得

$$A = LR$$

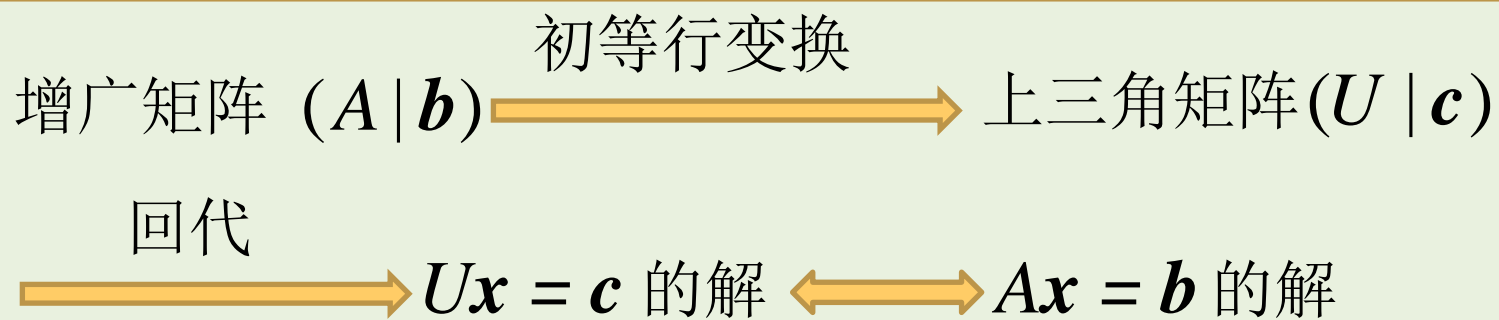
则称 A 可以做三角分解。

$$A = \begin{bmatrix} l_{11} & 0 & 0 \\ \vdots & \ddots & 0 \\ l_{n1} & \cdots & l_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{11} & \cdots & r_{1n} \\ 0 & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & r_{nn} \end{bmatrix}$$

几何意义

高斯消元法求解线性方程组的矩阵表示

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2n}x_n = b_2 \\ \dots \\ a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \dots + a_{nn}x_n = b_n \end{cases} \quad \Rightarrow \quad \mathbf{Ax} = \mathbf{b}$$



- **【定理】** 设 $A \in M_n$, 且 A 的秩为 n , 那么 A 可以做三角分解 $\Leftrightarrow A$ 的 $k(k=1,2,\dots,n)$ 阶顺序主子式不为0

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

不可三角分解

Doolittle分解

下三角矩阵 L 的对角元素都为1。

$$A = LR = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \vdots & 1 & 0 \\ l_{n1} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{11} & \cdots & r_{1n} \\ 0 & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & r_{nn} \end{bmatrix}$$

Crout分解:

- 上三角矩阵 R 的对角元素都为1。

$$A = LR = \begin{bmatrix} l_{11} & 0 & 0 \\ \vdots & \ddots & 0 \\ l_{n1} & \cdots & l_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \cdots & r_{1n} \\ 0 & 1 & \vdots \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$