

矩阵理论与方法

Chapter 3-Matrix Factorization

Dr.Gongchao Su

College of Electrical and Information Engineering

Shenzhen University

gcsu@szu.edu.cn

Fall 2021



本章概要

- ① 矩阵三角分解
- ② QR分解
 - Householder矩阵
 - Givens矩阵
- ③ 矩阵的满秩分解
- ④ 奇异值分解
- ⑤ 矩阵的谱分解



矩阵三角分解 LU Factorization

Lemma 1 (高斯消元法的条件)

如果 n 阶矩阵 A 的前 $n-1$ 阶顺序主子式(前 k 行 k 列子矩阵行列式)皆不为0,则仅通过将某一行的倍数加到另一行上作初等行变化,可以将 A 化为1个上三角矩阵 A^{n-1} ($a_{k*}^{(k-1)}$:第 k 次消元时的基准行)

$$A^{n-1} = \begin{bmatrix} a_{11}^0 & a_{12}^0 & \cdots & a_{1n}^0 \\ & a_{22}^1 & \cdots & a_{2n}^1 \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & a_{nn}^{n-1} \end{bmatrix}$$

将前 $n-1$ 列下对角线元素通过行变换变为0,等于乘以 $n-1$ 个行变换矩阵

$$L^{n-1}L^{n-2}\cdots L_1A = A^{n-1}$$

$L_i, i=1, \dots, n-1$ 是消去第 i 列下三角元素的行变换矩阵



矩阵三角分解 LU Factorization

将矩阵第一行乘以系数 c_{21}, \dots, c_{n1} 去减后续 $n-1$ 行以消去第一列下三角元素:

$$L_1 = \begin{bmatrix} 1 & & \\ -c_{21} & 1 & \\ \dots & & \\ -c_{n1} & & 1 \end{bmatrix} \xrightarrow{L_1 \text{ invertible}} L_1^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & & \\ c_{21} & 1 & \\ \dots & & \\ c_{n1} & & 1 \end{bmatrix}$$

$$L_2 = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & -c_{32} & 1 & \\ \dots & & & \\ & -c_{n2} & & 1 \end{bmatrix} \xrightarrow{L_2 \text{ invertible}} L_2^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & c_{32} & 1 & \\ \dots & & & \\ & c_{n2} & & 1 \end{bmatrix}$$



矩阵三角分解 LU Factorization

$$L_{n-1}L_{n-2}\cdots L_1A = A^{n-1} \rightarrow A = \underbrace{L_1^{-1}L_2^{-1}\cdots L_n^{-1}}_{\text{lowertriangular}} \underbrace{A^{n-1}}_{\text{uppertriangular}} = LU$$

$$L_1^{-1}L_2^{-1}\cdots L_n^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ c_{21} & 1 & & \\ \vdots & & \ddots & \\ c_{n1} & & c_{n,n-1} & 1 \end{bmatrix} = L$$

应用：求解线性方程组

$$Ax = b \rightarrow LUx = b \xrightarrow{Ux=y} Ly = b, Ux = y$$

Step 1: 求解 $Ly = b$, 用向前消去法, 求出 y_1, y_2, \dots, y_n

Step 2: 求解 $Ux = y$, 用向后回代法, 求出 x_n, \dots, x_2, x_1



矩阵三角分解 LU Factorization

Definition 1 (LU, LDU)

- ① 如果 n 阶方阵 A 可以分解成一个下三角矩阵 K 和一个上三角矩阵 U 的乘积, $A=KU$, 则 A 可做三角分解
- ② 如果 K 是单位下三角阵 (对角线元素全为1), 记为 L , $A=LU$, A 可做 LU 分解
- ③ 如果 $A=LDU$, D 为对角线矩阵, L, U 为单位三角阵, 则 A 可做 LDU 分解

Example 1

$$\begin{aligned} A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 3 \\ 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \end{bmatrix} &\xrightarrow{LU} \begin{bmatrix} 1 & & \\ 0.5 & 1 & \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & -1 & 3 \\ 0 & 2.5 & -0.5 \\ & & \end{bmatrix} \\ &\xrightarrow{LDU} \begin{bmatrix} 1 & & \\ 0.5 & 1 & \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & & \\ & 2.5 & \\ & & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -0.5 & 1.5 \\ & 1 & -0.2 \\ & & 1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

矩阵三角分解 LU Factorization

三角分解不唯一性

KU分解是不唯一的. 任取一个对角阵 Λ , 则

$A = KU = K\Lambda\Lambda^{-1}U = K'U'$. 并且不是所有的矩阵都有三角分解.

Lemma 2 (LDU唯一性)

n 阶方阵 A 可以唯一分解为 $A = LDU$ 的充要条件是其前 $n-1$ 个顺序主子式 $\Delta_k \neq 0, k = 1, \dots, n-1$. L, U 为单位三角阵, D 为对角阵,

$$D = \text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_n), d_1 = \Delta_1, d_k = \frac{\Delta_k}{\Delta_{k-1}}$$

Lemma 3 (LU分解唯一性)

n 阶方阵 A 有唯一LDU分解 $\leftrightarrow A$ 有唯一LU分解



矩阵三角分解

$$\text{LU中的 } U = \begin{bmatrix} a_{11}^0 & a_{12}^0 & \cdots & a_{1n}^0 \\ & a_{22}^1 & \cdots & a_{2n}^1 \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & a_{nn}^{(n-1)} \end{bmatrix} \quad \text{LDU中的 } U = \begin{bmatrix} 1 & \frac{a_{12}^0}{d_1} & \cdots & \frac{a_{1n}^0}{d_1} \\ & 1 & \cdots & \frac{a_{2n}^1}{d_2} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & 1 \end{bmatrix}$$
$$d_1 = a_{11}^0 = \Delta_1, d_k = a_{kk}^{(k-1)} = \frac{\Delta_k}{\Delta_{k-1}}$$

Lemma 4 (LU分解充要条件)

n 阶方阵 A 有LU分解的充要条件是前 $n-1$ 个顺序主子式都不为0.

Lemma 5 (三角分解充要条件)

n 阶方阵 A 都有三角分解的充要条件是前 $n-1$ 个顺序主子式都不为0.



矩阵三角分解

Lemma 6 (LU分解唯一性)

如果 n 阶矩阵 A 非奇异, $\text{rank}(A) = n$, 则 LU 分解 (LDU 分解) 一定是唯一的

Proof.

假设非奇异矩阵 A 有两个 LU 分解 $A = L_1 U_1 = L_2 U_2$, 显然 L, U 都可逆, $L_2^{-1} L_1 = U_2 U_1^{-1}$. 左边为单位下三角阵, 右边为上三角阵, 等式成立的唯一可能是 $L_2^{-1} L_1 = U_2 U_1^{-1} = I$. 因此 $L_1 = L_2, U_1 = U_2$. □

如果 A 不满秩呢? $\text{rank}(A) = r < n, \det(A) = 0$?

Lemma 7 (降秩矩阵LU分解)

n 阶降秩矩阵 A 的 LU 或 LDU 分解不唯一. (不能保证唯一性)

Proof: 教材P60.



LU分解

Example 2

求矩阵 $A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 3 \\ 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \end{bmatrix}$ 的LU和LDU分解

Solution: 顺序主子式 $\Delta_1 = 2, \Delta_2 = 5$. 有LU和LDU分解. 做2轮消元, 消除第一列下三角元素的 $L_1 = \begin{bmatrix} 1 & & \\ -0.5 & 1 & \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ 逆矩

阵 $L_1^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & & \\ 0.5 & 1 & \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, 第1轮消元后的 $A^{(1)} = L_1 A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 3 \\ 0 & 2.5 & -0.5 \\ 0 & 5 & -1 \end{bmatrix}$ 第2轮消元的 $L_2 = \begin{bmatrix} 1 & & \\ 0 & 1 & \\ 0 & -2 & 1 \end{bmatrix}$.

$A^{(2)} = L_2 A^{(1)} = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 3 \\ 0 & 2.5 & -0.5 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \xrightarrow{DU} \begin{bmatrix} 2 & & \\ & 2.5 & \\ & 0 & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -0.5 & 1.5 \\ 0 & 1 & -0.2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$. $L = L_1^{-1} L_2^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & & \\ 0.5 & 1 & \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$. 因

此LU分解 $A = \begin{bmatrix} 1 & & \\ 0.5 & 1 & \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & -1 & 3 \\ 0 & 2.5 & -0.5 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$, LDU分解 $A = \begin{bmatrix} 1 & & \\ 0.5 & 1 & \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & & \\ & 2.5 & \\ & 0 & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -0.5 & 1.5 \\ 0 & 1 & -0.2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$



LU分解

Example 3 (LDL^T)

求矩阵 $A = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 1 \\ 1 & 3 & 2 \\ 1 & 2 & 2 \end{bmatrix}$ 的LU和LDU分解.

Solution: 同理求出 $A = LU = \begin{bmatrix} 1 & & \\ 0.5 & 1 & \\ 0.5 & 0.6 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & 1 & 1 \\ 0 & 2.5 & 1.5 \\ 0 & 0 & 0.6 \end{bmatrix}$

$$A = LDU = \begin{bmatrix} 1 & & \\ 0.5 & 1 & \\ 0.5 & 0.6 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & & \\ & 2.5 & \\ & & 0.6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0.5 & 0.5 \\ & 1 & 0.6 \\ & & 1 \end{bmatrix}.$$



LU分解, 置换矩阵

Lemma 8 (LDL^T)

若 A 是对称矩阵且有 LU 分解, 则 $A = LDL^T$

Proof: $A = LU \rightarrow L^{-1}AL^{-T}$ 是对称

阵, $L^{-1}AL^{-T} = L^{-1}LUL^{-T} = \underbrace{U}_{\text{uppertriangle}} \underbrace{L^{-T}}_{\text{uppertriangle}}$, UL^{-T} 上三角且对称, 一定为对角阵 D . 则 $A = LDL^T$.

Definition 2 (置换矩阵 Permutation Matrix)

将单位矩阵 I 的列向量任意排列, 得到的矩阵称为置换矩阵 P .

$$P = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \rightarrow \text{PA: A第1行和第2行互换}; P = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \rightarrow$$

PA: 原A的第3, 1, 2行



LU分解, 置换矩阵

Lemma 9 (置换矩阵性质)

P 的逆矩阵仍然为置换矩阵, 多个置换矩阵的乘积仍是置换矩阵.

Lemma 10

若 A 是 n 阶非奇异矩阵, 则存在置换矩阵 P 使得 PA 的前 n 个顺序主子式均不为0

Lemma 11

若 A 是 n 阶非奇异矩阵, 则存在置换矩阵 P 使得 $PA = \hat{L}\hat{U} = LDU$.



LU分解的应用

求解 $Ax = b$, 若 A 不满秩, 则 A^{-1} 不存在, 不能得到 $x = A^{-1}b$. 此时可以用LU分解. $LUx = Pb \xrightarrow{Ux=y} Ly = Pb, y = L^{-1}Pb$. 再解 $Ux = y$.
若 U 可逆, 则 $x = U^{-1}L^{-1}Pb$.

Example 4

求解线性方程组

$$\begin{cases} x_1 + 4x_2 + 7x_3 = 1 \\ 2x_1 + 5x_2 + 8x_3 = 1 \\ 3x_1 + 6x_2 + 11x_3 = 1 \end{cases}$$



LU分解的应用

Solution: $A = \begin{bmatrix} 1 & 4 & 7 \\ 2 & 5 & 8 \\ 3 & 6 & 11 \end{bmatrix}$, $\Delta_1 = 1, \Delta_2 = -3$, 有LU分解.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & & \\ 2 & 1 & \\ 3 & 2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 7 \\ 0 & -3 & -6 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix} \quad y = L^{-1}b \rightarrow y = (1, -1, 0)^T \rightarrow$$

$$Ux = y \rightarrow x = U^{-1}y = \left(-\frac{1}{3}, \frac{1}{3}, 0\right)^T.$$

Definition 3 (Doolittle和Crout分解)

若 n 阶方阵 A 有 LDU 分解, $A=LDU$, 则 $A = L(DU) = LU'$ 称为Doolittle分解(L 是单位三角阵, 就是 LU 分解), $A = (LD)U = L'U$ 称为Crout分解(U 是单位三角阵)

QR分解

Definition 4 (QR分解)

如果复矩阵(实矩阵) A 可以分解为一个酉矩阵(正交矩阵)和一个复(实)上三角矩阵 R 的乘积,则 $A=QR$. 称为 A 的QR分解.

Lemma 12 (方阵的QR分解)

一个非奇异的方阵 A 存在一个酉矩阵(正交矩阵) Q 和一个正线(对角线元素全为正数)的上三角矩阵 R ,使得 $A=QR$.

Proof: A 非奇异,因此 A 的列向量组 ξ_1, \dots, ξ_n 线性无关,用Schmidt正交法可求出一组正交基 β_1, \dots, β_n . $\beta_1 = \xi_1, \beta_2 = \xi_2 - k_{21}\beta_1, \dots$, 则可以将向量组 ξ 用正

交向量组 β 表示, $[\xi_1|\xi_2|\dots|\xi_n] = [\beta_1|\beta_2|\dots|\beta_n]$

$$\begin{bmatrix} 1 & k_{21} & \cdots & k_{n1} \\ & 1 & \cdots & \\ & & \ddots & \\ & & & k_{n,n-1} \end{bmatrix}$$



QR分解

将 β 单位化后得到单位正交基 γ , 则

$$A = [\gamma_1 | \gamma_2 | \cdots | \gamma_n] \text{diag}(\|\beta_1\|, \|\beta_2\|, \cdots, \|\beta_n\|) \begin{bmatrix} 1 & k_{21} & \cdots & k_{n1} \\ & 1 & \cdots & \\ & & \ddots & k_{n,n-1} \\ & & & 1 \end{bmatrix}$$

其中 $k_{ij} = \frac{(\xi_i, \beta_j)}{(\beta_j, \beta_j)}$. 显然结论成立. 并且 Q 就是一组 $\text{span}(\xi_1, \cdots, \xi_n)$ 的标准正交基组成的正交矩阵.



QR分解

Lemma 13 (列满秩长方矩阵的QR分解)

$A \in C^{n \times r}, \text{rank}(A) = r$. 则存在 n 阶酉矩阵 Q 和 r 阶正线上三角矩阵 R , 使得 $A = Q \begin{bmatrix} R \\ 0 \end{bmatrix}$.

Proof: 设 $A = [\xi_1 | \xi_2 | \cdots | \xi_r]$, 则存在 $n-r$ 个向量 ξ_{r+1}, \cdots, ξ_n 使

得 ξ_1, \cdots, ξ_n 是 R^n 的一组基. 则 $A' = [A | A_1] = QR_1 = Q \begin{bmatrix} \underbrace{r \times r}_{R} & C \\ & \underbrace{R_0}_{n-r \times n-r} \end{bmatrix}$

则 $A = Q \begin{bmatrix} R \\ 0 \end{bmatrix}$



QR分解

Example 5

用Schmidt正交法求矩阵 $A = \begin{bmatrix} 3 & 4 & 19 \\ 6 & 43 & 3 \\ 6 & 22 & 15 \end{bmatrix}$ 的QR分解.

Solution: 列向量 $\xi_1 = (3, 6, 6)^T, \xi_2 = (4, 43, 22)^T, \xi_3 = (19, 3, 15)^T$.

$\text{rank}(A) = 3$. 直接用Schmidt正交法求正交基 $\beta_1, \beta_2, \beta_3$.

$\beta_1 = (3, 6, 6)^T, \beta_2 = (-2, 11, 10)^T, \beta_3 = \frac{1}{5}(14, -2, -5)^T$.

$\|\beta_1\| = 9, \|\beta_2\| = 15, \|\beta_3\| = 3$. $\frac{(\xi_2, \beta_1)}{\|\beta_1\|} = 48, \frac{(\xi_3, \beta_1)}{\|\beta_1\|} = 15, \frac{(\xi_3, \beta_2)}{\|\beta_2\|} = -9$.

单位正交基 $\gamma_1 = \frac{1}{3}(1, 2, 2)^T, \gamma_2 = \frac{1}{15}(-2, 11, 10)^T, \gamma_3 = \frac{1}{15}(14, -2, -5)^T$. 因

此 $Q = [\gamma_1 | \gamma_2 | \gamma_3] = \begin{bmatrix} 9 & 48 & 15 \\ 15 & -9 \\ 3 \end{bmatrix}$



初等反射矩阵

Example 6 (旋转矩阵)

设正交矩阵 $Q \in R^2 = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}$, 显然 $Q^T = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}$,
 $QQ^T = Q^TQ = I$. 并且 $y = Q^Tx$ 即是将 x 逆时针旋转 θ 角度.

Example 7 (反射矩阵)

设正交矩阵 $Q \in R^2 = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ \sin \theta & -\cos \theta \end{bmatrix}$, 显然 $Q = Q^T, QQ^T = I$. 并
且 $y = Qx = Q^Tx$ 是将 x 沿线 $s = \text{span} \left\{ \begin{bmatrix} \cos \frac{\theta}{2} \\ \sin \frac{\theta}{2} \end{bmatrix} \right\}$ 进行反射.



Householder矩阵

Definition 5

Householder矩阵 令 $\mu \in R^n$ 是单位列向量 $(\mu, \mu) = 1$, n 阶方阵 $H = I - 2\mu\mu^T$ 称为初等反射矩阵, 也称为Householder矩阵. 它是对称矩阵, 正交矩阵.

Proof: $H^T = (I - 2\mu\mu^T)^T = I - 2\mu\mu^T = H$.

$H^T H = (I - 2\mu\mu^T)(I - 2\mu\mu^T) = I - 4\mu\mu^T + 4\mu\mu^T = I$.

Definition 6

令 $\gamma \in R^n$, $H = I - \frac{2}{(\gamma, \gamma)}\gamma\gamma^T = I - \frac{2\gamma\gamma^T}{\gamma^T\gamma}$ 是householder矩阵

注: 令 $\mu = \frac{\gamma}{\|\gamma\|}$ 即可.



Householder矩阵

Lemma 14 (Householder矩阵物理意义)

令非零向量 $x = (x_1, \dots, x_n)^T \in R^n$, 单位向量 $e_1 = (1, 0, \dots, 0)^T$, 则存

在Householder矩阵 $H = I - 2\mu\mu^T$ 使得 $Hx = \|x\|e_1 = \begin{bmatrix} \|x\| \\ 0 \\ \vdots \end{bmatrix}$

Proof.

$Hx = (I - \frac{2\mu\mu^T}{\mu^T\mu})x \xrightarrow{\mu^T x = \mu^T x \mu} = x - \frac{2\mu^T x}{\mu^T\mu}\mu$ 要使得 Hx 是 e_1 的倍数, 则 $\mu \in \text{span}\{x, e_1\}$. 令 $\mu = x + \alpha e_1$, 有 $\mu^T x = x^T x + \alpha x_1$, $\mu^T \mu = x^T x + 2\alpha x_1 + \alpha^2$. 则

令 $\alpha = \pm\|x\|$, 有 $\mu = x \pm \|x\|e_1$, $Hx = (I - 2\frac{\mu\mu^T}{\mu^T\mu})x = \mp\|x\|e_1$. □

这意味着,按照和高斯消元法类似的做法,可以将矩阵下对角线元素逐列全部清零,从而得到上三角矩阵 R .

Lemma 15 (QR分解)

$A \in R^n$ 为非奇异矩阵,则存在有限个Householder矩阵乘积构成的正交矩阵 Q 和一个实上三角矩阵 R ,使得 $A=QR$.

Lemma 16 (长方矩阵QR分解)

$A \in R^{m \times n}$,则存在 m 阶正交矩阵 Q 和 $m \times n$ 阶上三角矩阵 R 使得 $A=QR$.



QR分解

Example 8

用初等反射矩阵求矩阵 $A = \begin{bmatrix} 3 & 14 & 9 \\ 6 & 43 & 3 \\ 6 & 22 & 15 \end{bmatrix}$ 的QR分解

Step 1: 求各列的Householder矩阵.

第1列: $x_1 = (3, 6, 6)^T$, 则 $\mu = x_1 - \|x_1\|e_1$, 单位化后得

到 $\mu = \frac{1}{\sqrt{3}}(-1, 1, 1)^T$. 则 $H_1 = I - 2\mu\mu^T = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 \\ 2 & 1 & -2 \\ 2 & -2 & 1 \end{bmatrix}$. 则第1列

消元后 $A_1 = H_1 A = \begin{bmatrix} 9 & 48 & 15 \\ 0 & 9 & -3 \\ 0 & -12 & 9 \end{bmatrix}$. 对 $A_1 = \begin{bmatrix} 9 & -3 \\ -12 & 9 \end{bmatrix}$ 消元.



QR分解

同理可得单位化后的 $\mu = -\frac{1}{\sqrt{5}}(1, 2)^T$. 则

$$H'_2 = I - 2\mu\mu^T = \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 3 & -4 \\ -4 & -3 \end{bmatrix}. \quad \text{则 } H_2 = \begin{bmatrix} 1 & \\ & H'_2 \end{bmatrix} = \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 5 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & -4 \\ 0 & -4 & -3 \end{bmatrix}$$

$$\text{Step 2: } R = H_2 H_1 A = \begin{bmatrix} 9 & 48 & 15 \\ 0 & 15 & -9 \\ 0 & 0 & -3 \end{bmatrix}.$$

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



初等旋转矩阵Givens矩阵

Definition 7 (Givens矩阵)

$$c, s \in R, c^2 + s^2 = 1, \text{ 矩阵 } G_{ij} = \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ 0 & \cdots & c & \cdots & s & \cdots & 0 \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ 0 & \cdots & -s & \cdots & c & \cdots & 0 \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix}, c \text{ 在}$$

第 i 行第 i 列和第 j 行第 j 列, s : 第 i 行第 j 列, $-s$: 第 j 行第 i 列, $i < j$, 其余为单位阵. 称为 *Givens* 矩阵, 即初等旋转矩阵.

初等旋转矩阵Givens矩阵

Givens Rotations

设 $c = \cos \theta$, $s = \sin \theta$, 则 G_{ij} 可以表示为 $G(i, j, \theta)$.

Lemma 17 (Givens Rotations性质)

(1) G_{ij} 是正交矩阵.

(2) $x \in R^n$, 则 $y = (y_1, \dots, y_n) = G_{ij}x$, 其中

$$y_k = \begin{cases} cx_i + sx_j, & k = i \\ -sx_i + cx_j, & k = j, k = 1, \dots, n \\ x_j, & k = i = j \end{cases}$$

若 $c = \frac{x_j}{\sqrt{x_i^2 + x_j^2}}$, $s = \frac{x_i}{\sqrt{x_i^2 + x_j^2}}$, 则有 $y_j = 0, y_i = \sqrt{x_i^2 + x_j^2}$.

显然通过Givens rotations可以将向量指定元素清零.

初等旋转矩阵Givens矩阵

Lemma 18 (Givens Rotations)

设 A 为 n 阶非奇异矩阵,则存在有限个初等旋转矩阵的乘积构成的正交矩阵 Q 和一个实上三角矩阵 R ,使得 $A = QR$.

Example 9

用初等旋转矩阵求矩阵 A 的QR分解. $A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$



初等旋转矩阵

Solution: Step 1: 将第1列第2行元素清零.

$$j=2, \text{ 则 } i=1, c = \frac{x_1}{\sqrt{x_1^2+x_2^2}} = 0, s = \frac{x_2}{\sqrt{x_1^2+x_2^2}} = 1, G_{12} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \text{ 此时第一列}$$

改变第1行元素清零了第2行元素; Step 2: 此时第1列

为 $G_{12}b^{(1)} = (1, 0, 1)^T$, 将其第3行元素清零. 选择Givens矩阵 G_{13} , 保留

$$\text{第2行, } c = \frac{1}{\sqrt{2}} = s, G_{13} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 & 1 & 0 \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}, G_{13}G_{12}b^{(1)} = (\sqrt{2}, 0, 0)^T,$$

$$G_1 = G_{13}G_{12} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ -1 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad G_1A = \begin{bmatrix} \sqrt{2} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 & -1 & -1 \\ 0 & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$$



初等旋转矩阵

Step 3: 处理第2列. 和高斯消元法相似, $A^{(1)} = \begin{bmatrix} -1 & -1 \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$.

第1列 $b^{(1)} = (-1, -\frac{1}{\sqrt{2}})^T$. 则 $i=1, j=2, c = -\sqrt{\frac{2}{3}}, s = -\frac{1}{\sqrt{3}}$.

$$G_{12} = \begin{bmatrix} -\sqrt{\frac{2}{3}} & -\frac{1}{\sqrt{3}} \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & -\sqrt{\frac{2}{3}} \end{bmatrix} \quad G_2 = \begin{bmatrix} 1 & \\ & G_{12} \end{bmatrix},$$

$$G = G_2 G_1 = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{2}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & -\frac{1}{\sqrt{6}} \\ -\frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \end{bmatrix} \quad R = GA = \begin{bmatrix} \sqrt{2} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ & \frac{3}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{6}} \\ & & -\frac{3}{\sqrt{3}} \end{bmatrix}$$

$$Q = G^T.$$



矩阵的满秩分解

Definition 8 (满秩分解)

满秩分解：将矩阵 A 分解为行满秩矩阵和列满秩矩阵的乘积. 即 $A \in R^{m \times n} = C \in R^{m \times r} \times D \in R^{r \times n}, \text{rank}(A) = \text{rank}(C) = \text{rank}(D) = r$.

Example 10

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



矩阵的满秩分解

Lemma 19 (满秩分解存在性)

任何一个非零矩阵都存在满秩分解.

Proof: 按高斯消元法, $PA = B = \begin{bmatrix} \underbrace{D}_{r \times n \text{ 行满秩}} \\ \underbrace{0}_{(m-r) \times n} \end{bmatrix}$. $P \in R^{m \times m}$ 一定可逆, 则

$$\text{有 } A = P^{-1}B = P^{-1} \begin{bmatrix} D \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \underbrace{C}_{m \times r \text{ 且一定列满秩}} & | & M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} D \\ 0 \end{bmatrix} = CD.$$



矩阵的满秩分解

Example 11

求矩阵 $A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 0 \\ 0 & 2 & 1 & -1 \\ 1 & 0 & 2 & 1 \end{bmatrix}$ 的满秩分解.

Solution: 求出初等变换矩阵即可求解. 则增广矩

$$\text{阵 } [A|I] = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 1 & -1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 2 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \rightarrow$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 1 & -1 & 0 & 1 & 0 \\ & & & -1 & 1 & 1 \end{bmatrix} = [B|P]. \quad \text{则 } P^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & -1 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\text{rank}(A) = 2, C = P^{-1}(:, 1:2), D = B(1:2, :), A = CD = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 0 \\ 0 & 2 & 1 & -1 \end{bmatrix}$$



矩阵的满秩分解

Lemma 20 (标准形求满秩分解)

设 $A \in R^{m \times n}$, $\text{rank}(A) = r < \min(m, n)$. 设 A 的 *Hermite* 标准形为 $B = \begin{bmatrix} D \\ 0 \end{bmatrix}$, $D \in r \times n$, D 的 i_1, \dots, i_r 列是单位矩阵 I_r 的第 $1, \dots, r$ 列, 则 $C = [\alpha_{i_1} | \dots | \alpha_{i_r}]$, $A = CD$ 为满秩分解.

证明过程见教材P.72-73.

解法2: 用矩阵 *Hermite* 标准形直接求. *Hermite* 标准

形 $A' = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 0.5 & -0.5 \end{bmatrix}$. 先导列在第1, 2列, 因

此 $C = A(:, 1:2)$, $D = A'(1:2, :)$.



矩阵的满秩分解

Example 12

求矩阵 $A = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 2 & 1 & 4 \\ 2 & 6 & 1 & 0 & 7 \\ 3 & 9 & 3 & 1 & 11 \end{bmatrix}$ 的满秩分解.

Solution: Hermite标准形: $\begin{bmatrix} 1 & 3 & 0 & -\frac{1}{3} & \frac{10}{3} \\ 0 & 1 & 1 & \frac{2}{3} & \frac{1}{3} \end{bmatrix}$ 先导列

第1,3列, $A = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 1 \\ 3 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 3 & 0 & -\frac{1}{3} & \frac{10}{3} \\ 0 & 1 & 1 & \frac{2}{3} & \frac{1}{3} \end{bmatrix}$



矩阵的满秩分解

Lemma 21 (秩的性质)

$A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $\text{rank}(A) = r$, 则

- (1) $A^H A$, AA^H 都是半正定的 *Hermite* 矩阵, 即 $(A^H A)^H = A^H A$, $(AA^H)^H = AA^H$, $x^H AA^H x \geq 0$, $x^H A^H A x \geq 0$
- (2) $\text{rank}(AA^H) = \text{rank}(A^H A) = \text{rank}(A)$

Proof: (1) 两者显然都是 *Hermite* 矩

阵. $x^H A^H A x = (Ax, Ax) = \|Ax\|^2 \geq 0$. (2) 证明 $A^H A x = 0$ 与 $Ax = 0$ 同解. 若 x 是 $Ax = 0$ 的解, 显然是 $A^H A x = 0$ 的解. 反之, 若 x 是 $A^H A x = 0$ 的解, 则 $x^H A^H A x = 0 = (Ax, Ax)$, 必有 $Ax = 0$.



矩阵的满秩分解

Lemma 22 (Hermite矩阵与半正定矩阵的特征值)

*Hermite*矩阵的特征值是实数,半正定矩阵的特征值非负.

Proof: (1) 设Hermite矩阵 A 的特征值为 λ , 则 $\lambda x = Ax \rightarrow \lambda^* x^H = x^H A^H = x^H A$, 并且 $\lambda x^H x = x^H Ax \rightarrow \lambda x^H x = \lambda^* x^H x \rightarrow \lambda \in R$. (2) $\lambda x = Ax \rightarrow \lambda(x, x) = (x, \lambda x) = (x, Ax) = x^H Ax \geq 0 \rightarrow \lambda \geq 0$.

Definition 9 (左逆与右逆矩阵)

$A \in R^{m \times n}$, 若 $A_L^{-1}A = I_n$, 则 A_L^{-1} 为 A 的左逆矩阵; 若 $AA_R^{-1} = I_m$, 则 A_R^{-1} 为 A 的右逆矩阵.



矩阵的满秩分解

Lemma 23 (满秩矩阵左右逆矩阵)

$A \in C^{m \times n}$, 若 $m < n$, 则 A 存在右逆矩阵的充要条件是 A 行满秩;
若 $m > n$, 则 A 存在左逆矩阵的充要条件是 A 列满秩

思考: 若 $m > n$, 是否存在右逆矩阵? \times

$\text{rank}(AB) \leq \min(\text{rank}(A), \text{rank}(B)) \leq n < m$. $AB \neq I_m$ 若 $m > n$, 是否存在左逆矩阵? \times .

Lemma 24 (求解左右逆矩阵)

若 A 有左逆矩阵, 则 $A^H A \in C^{n \times n}$ 且可逆, $\text{rank}(A^H A) = n$, $A_L^{-1} = (A^H A)^{-1} A^H$. 若 A 有右逆矩阵, 则 AA^H 可逆, $\text{rank}(AA^H) = m$, $A_R^{-1} = A^H (AA^H)^{-1}$.

Schur分解 Schur Decomposition

Lemma 25 (Schur Decomposition)

$A \in C^{n \times n}$, 则存在酉矩阵 $Q \in C^{n \times n}$ 和上三角矩阵 T , 使得

$$Q^H A Q = T, A = Q T Q^H$$

Proof: $A = \underbrace{P J P^{-1}}_{\text{方阵 } A \text{ 有 Jordan 标准形}} \xrightarrow{P \text{ 有 QR 分解, } P=QR, R \text{ 可逆}}$

$$A = Q R J (Q R)^{-1} = Q R J R^{-1} Q^H \xrightarrow[\substack{\text{上三角矩阵逆矩阵仍是上三角} \\ R J R^{-1} \text{ 一定是上三角}}]{\text{上三角矩阵逆矩阵仍是上三角}} A = Q T Q^H.$$

并且 $T \sim J$, T 的特征值 (三角矩阵特征值就是对角线元素) 与 J 相同, 而 J 为 A 的 Jordan 标准形, 也与 A 的特征值相同.



奇异值分解 Singular Value Decomposition

Lemma 26 (Hermite矩阵Schur分解)

$A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 为 Hermite 矩阵, 则存在酉矩阵 Q 和对角矩阵 D , 使得

$$Q^H A Q = D, A = Q D Q^H, D = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$$

Proof: $A = Q T Q^H \rightarrow A^H = Q T^H Q^H \xrightarrow{A=A^H} T^H = T$
 $\xrightarrow{T^H \text{ lower triangular}} T$ 为 D , 并且 D 上全是特征值.
 $\xrightarrow{T \text{ upper triangular}}$

Definition 10 (奇异值 Singular Value)

$A \in \mathbb{R}^{m \times n}, \text{rank}(A) = r$. $A^H A$ 的特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_r > \lambda_{r+1} = \dots = \lambda_n = 0$, 则定义 $\sigma_i = \sqrt{\lambda_i}, i = 1, \dots, n$, 为 A 的奇异值.

Note: $A^H A$ 特征值非负, $\text{rank}(A^H A) = \text{rank}(A) = r$



奇异值分解 Singular Value Decomposition

Definition 11 (酉相抵)

$A, B \in C^{m \times n}$. 若存在酉矩阵 $U \in C^{m \times m}, V \in C^{n \times n}$ 使得 $A = UB^H V^H$, 则 A 与 B 酉相抵, 且奇异值相同

Proof: $A^H A = VB^H U^H U B V^H = VB^H B V^H, A^H A \sim B^H B$, 特征值相同, 故 A, B 奇异值相同.

Lemma 27 (方阵的奇异值分解)

$A \in C^{n \times n}$, 则存在酉矩阵 $U \in C^{n \times n}, V \in C^{n \times n}$ 使得 $A = U \Sigma V^H, \Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_n), \sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_n$ 为 A 的奇异值.



奇异值分解 Singular Value Decomposition

Definition 12 (奇异向量)

n 阶方阵有奇异值分解 $A = U\Sigma V^H$, 则 U 的每列是 AA^H 的特征向量, 称为左奇异向量, V 的每列为 A^HA 的特征向量, 称为右奇异向量.

Proof: $A^HA = V\Sigma^2V^H \rightarrow (A^HA)V = V\Sigma^2 \rightarrow V$ 各列是 A^HA 的特征向量, $AA^H = U\Sigma^2U^H \rightarrow (AA^H)U = U\Sigma^2 \rightarrow U$ 各列是 AA^H 的特征向量.

Lemma 28 (长方矩阵奇异值分解)

$A \in C^{m \times n}$, $\text{rank}(A) = r$. 则存在酉矩阵 $U \in C^{m \times m}$, $V \in C^{n \times n}$ 使

$$\text{得 } A = U \begin{bmatrix} \Sigma_r & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} V^H, \Sigma_r = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_r), \sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > 0.$$

Proof: 教材P.80.



奇异值分解 Singular Value Decomposition

奇异值分解求解步骤: 分别求出 V, Σ, U

(1) 求 Σ, V . 计算 $A^H A$ 的 n 个特征值 λ_i 和 n 个特征向量 (对于多重特征值, 分别选择线性无关的基础解), 并由这组特征向量单位化后得到单位正交向量组 v_i

(2) 由 λ_i 得到奇异值 σ_i , 由非零的 σ_i 从大到小排列成对角矩阵得到 $\Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_r & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$, 由 v_i 得到正交矩阵 $V = [v_1 | \cdots | v_n]$;

(3) 由 v_i, σ_i 求 u_i , 由 $U\Sigma = AV$ 得 $u_i = \frac{Av_i}{\sigma_i}, i = 1, \dots, m$. 若 $m > n$ 导致 u_i 不足 m 个, 则扩充成 m 个标准正交基, 得到 $U = [u_1 | \cdots | u_m]$

(4) 验证 $A = U\Sigma V^H$



奇异值分解 Singular Value Decomposition

Example 13

求矩阵A的奇异值分解 $A = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$

Solution: (1) $A^T A = \begin{bmatrix} 2 & 2 \\ 2 & 2 \end{bmatrix}$; $|\lambda I - A^T A| = \lambda(\lambda - 4)$. $\lambda_1 = 0, \lambda_2 = 4$.

属于 $\lambda_2 = 0$ 的基础解系 $(-1, 1)^T$, 单位化后的特征向量 $v_2 = (-\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}})^T$.

$\lambda_2 = 4$, 对应基础解系 $(-1, -1)^T$, 单位化后特征向量

$v_1 = (-\frac{1}{\sqrt{2}}, -\frac{1}{\sqrt{2}})^T$. (2) 写出 Σ . $\text{rank}(A) = 1$,

$\sigma_1 = 2, \sigma_2 = 0, \Sigma = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$ (3) $\sigma_1 = 2$. 则 $u_1 = \frac{Av_1}{\sigma_1} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 \end{bmatrix}$.



奇异值分解 Singular Value Decomposition

仅有1个 u ,则需要扩充2个正交基: $u_2 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$, $u_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$ (有多个选

择,符合正交基要求就行). 则 $U = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$,

$V = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$. $\Sigma = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$ (4) 验证 $A = U\Sigma V^H$



奇异值分解 Singular Value Decomposition

Example 14

求矩阵A的奇异值分解 $A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & 0 & 0 \end{bmatrix}$

Solution: (1) $A^T A = \begin{bmatrix} 5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$. $\lambda_1 = 5, \lambda_2 = \lambda_3 = 0$. 对应的特征向量分别

为 $v_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$, $v_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$, $v_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$ 单位正交, 因

此 $V = I_3$. (2) $\sigma_1 = \sqrt{5}, \Sigma = \begin{bmatrix} \sqrt{5} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$. (3) 需要2个u. $u_1 = \frac{Av_1}{\sqrt{5}} = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}$, $u_2 = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} -2 \\ 1 \end{bmatrix}$. 因

此 $U = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{5}} & -\frac{2}{\sqrt{5}} \\ \frac{2}{\sqrt{5}} & \frac{1}{\sqrt{5}} \end{bmatrix}$ (4) 验证 $A = U\Sigma V^H$



谱分解

矩阵特征值的集合叫做矩阵的谱(spectrum), 谱分解(spectral decomposition)也称为特征分解(eigen decomposition). 只有可以对角化的矩阵才可以做谱分解.

Definition 13 (矩阵的谱)

设 A 可以对角化, 则 $A = P\Lambda P^{-1} = (x_1, \dots, x_n) \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n) \begin{bmatrix} y_1^T \\ \vdots \\ y_n^T \end{bmatrix}$
 $= \sum_{i=1}^n \lambda_i x_i y_i^T = \sum_{i=1}^n \lambda_i P_i$. 其中 x_i 为 P 的列向量, y_i^T 是 P^{-1} 的行向量. 从而 A 成为 n 个矩阵 P_i 之和. 其组合系数 λ 称为矩阵 A 的谱.



谱分解

对于标量 $y_i^T x_j$

$$I = P^{-1}P = \begin{bmatrix} y_1^T \\ \vdots \\ y_n^T \end{bmatrix} (x_1, \dots, x_n) = \begin{bmatrix} y_1^T x_1 & \cdots & y_1^T x_n \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ y_n^T x_1 & \cdots & y_n^T x_n \end{bmatrix}$$

则 $y_i^T x_j = \begin{cases} 1, i=j \\ 0, i \neq j \end{cases}$. 对于矩阵 $P_i = x_i y_i^T$, 有

Lemma 29 (P_i 的性质)

(1) $P_i P_j = 0, i \neq j. P_i^2 = P_i$

(2) $\sum_{i=1}^n P_i = I$

谱分解

Proof: (1)

$$P_i P_j = (x_i y_i^T)(x_j y_j^T) = x_i \underbrace{(y_i^T x_j)}_{\text{scalar}} y_j^T = x_i \delta_{ij} y_j^T = \begin{cases} x_i y_i^T = P_i, & i = j \\ 0, & i \neq j \end{cases}$$

(2)

$$I = P P^{-1} = [x_1 | x_2 | \cdots | x_n] \begin{bmatrix} y_1^T \\ y_2^T \\ \vdots \\ y_n^T \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^n x_i y_i^T = \sum_{i=1}^n P_i$$



谱分解

Example 15

求矩阵 $A = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 4 & 1 \end{bmatrix}$ 的谱分解.

Solution: 先求特征值. $|\lambda I - A| = (\lambda - 3)(\lambda + 1)$, $\lambda_1 = 3$, $\lambda_2 = -1$. 特征向量 $x_1 = (1, 2)^T$, $x_2 = (1, -2)^T$. 显然由于 $A = P\Lambda P^{-1} \rightarrow$

$$AP = P\Lambda \xrightarrow{\text{P的列向量就是特征值}} P = [x_1 | x_2] = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 2 & -2 \end{bmatrix} \rightarrow$$

$$P^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{4} \\ \frac{1}{2} & -\frac{1}{4} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1^T \\ y_2^T \end{bmatrix} \rightarrow P_1 = x_1 y_1^T = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{4} \\ 1 & \frac{1}{2} \end{bmatrix}$$

$$, P_2 = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & -\frac{1}{4} \\ -1 & \frac{1}{2} \end{bmatrix}, \text{谱分解 } A = \lambda_1 P_1 + \lambda_2 P_2 = 3P_1 - P_2.$$



Lemma 30 (正规矩阵)

设 A 是 n 阶正规矩阵 (满足 $A^H A = A A^H$), 则 A 酉相抵与特征值对角阵, $A = U \Lambda U^T$. 并且 $A^H A = U \Lambda U^T U \Lambda U^T = U \Lambda^2 U^T$, $A^H A$ 的特征值 $\lambda = \Lambda^2$, 则 A 的奇异值 $\sigma = |\Lambda|$, 即特征值的 L_1 范数.



Supplementary Materials

Read the Matlab documentation for further information on the following commands:

`lu`(LU factorization), `chol`(Cholesky Factorization), `qr`(QR factorization), `svd`(Singular Value Decomposition).

