

《数值计算方法》课程



矩阵的特征值和奇异值

QR分解与QR算法

胡建芳

（研究方向：计算机视觉）

<http://sdcs.sysu.edu.cn/content/5143>

计算机学院

课程回顾

■ QR分解:

$$\mathbf{A} = \mathbf{Q}\mathbf{R}$$

施密特正交化 (Schmidt Orthogonalization)

设 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ ($m \leq n$) 是 R^n 中的一个线性无关向量组, 若令

$$\begin{aligned}\beta_1 &= \alpha_1 \\ \beta_2 &= \alpha_2 - \frac{\langle \alpha_2, \beta_1 \rangle}{\langle \beta_1, \beta_1 \rangle} \beta_1 \\ &\vdots \\ \beta_m &= \alpha_m - \frac{\langle \alpha_m, \beta_1 \rangle}{\langle \beta_1, \beta_1 \rangle} \beta_1 - \frac{\langle \alpha_m, \beta_2 \rangle}{\langle \beta_2, \beta_2 \rangle} \beta_2 - \dots - \frac{\langle \alpha_m, \beta_{m-1} \rangle}{\langle \beta_{m-1}, \beta_{m-1} \rangle} \beta_{m-1}\end{aligned}$$

则 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m$ 就是一个 正交向量组, 若再令

$$e_i = \frac{\beta_i}{\|\beta_i\|} (i = 1, 2, \dots, m)$$

就得到一个标准正交向量组 e_1, e_2, \dots, e_m , 且该向量组与 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 等价。 [1]

任意一个满秩实矩阵A, 都可以唯一地分解 $\mathbf{A} = \mathbf{Q}\mathbf{R}$, 其中Q为正交矩阵, R是具有正对角元的上三角矩阵。

豪斯霍尔德变换的QR分解

■ 豪斯霍尔德变换

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

$$H = I - 2WW^T$$

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

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

豪斯霍尔德变换的QR分解

■ 豪斯霍尔德变换

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

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

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

豪斯霍尔德变换的QR分解

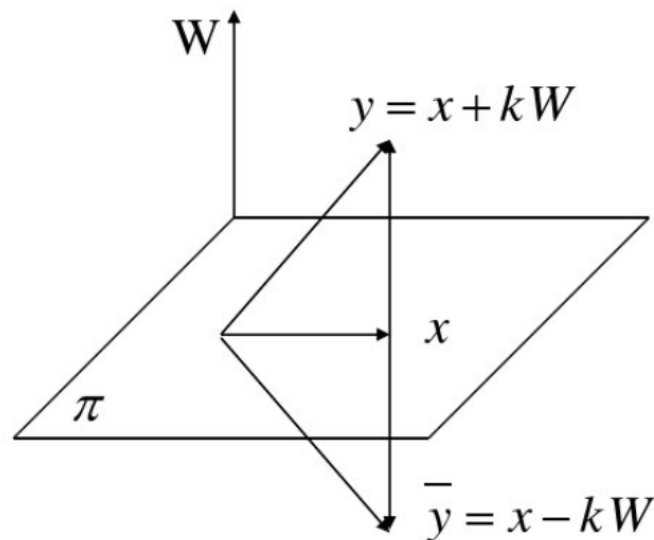
■ 豪斯霍尔德变换

(3) 镜映射—几何意义

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

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

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



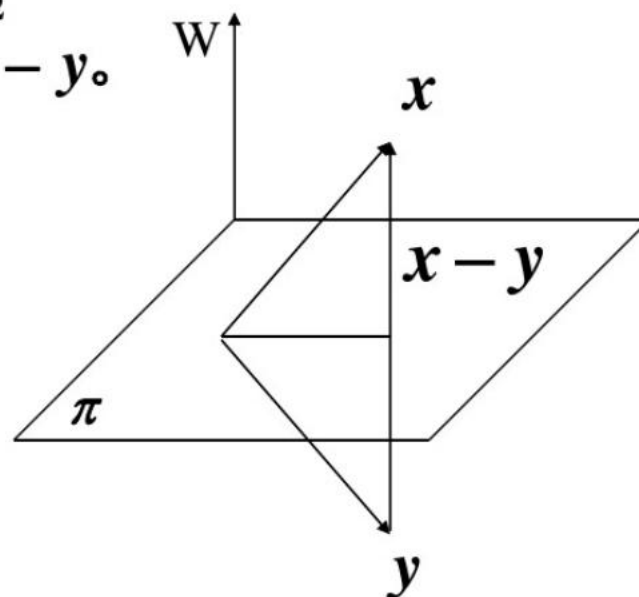
豪斯霍尔德变换的QR分解

■ 豪斯霍尔德变换

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 $U = x - y$ 。



豪斯霍尔德变换的QR分解

■ 豪斯霍尔德变换

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

$$\begin{aligned} H &= I - 2WW^T = I - 2\frac{UU^T}{\|U\|_2^2} \\ &= I - 2\frac{(x-y)(x^T - y^T)}{\|x-y\|_2^2} \\ Hx &= x - 2\frac{(x-y)(x^T - y^T)}{\|x-y\|_2^2}x \\ &= x - 2\frac{(x-y)(x^Tx - y^Tx)}{\|x-y\|_2^2} \end{aligned}$$

因为 $\|x-y\|_2^2 = (x^T - y^T)(x-y) = 2(x^Tx - y^Tx)$

代入上式后即得到 $Hx = y$

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

豪斯霍尔德变换的QR分解

■ 豪斯霍尔德变换

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

其中 $\sigma_i = \text{sign}(x_i) \|x\|_2 = \text{sign}(x_i) \left(\sum_{k=1}^n x_k^2 \right)^{\frac{1}{2}}$,

$$\text{sign}(x_i) = \begin{cases} 1 & x_i \geq 0 \\ -1 & x_i < 0 \end{cases}$$

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

豪斯霍尔德变换的QR分解

■ 豪斯霍尔德变换

构造初等反射阵

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

$$\text{有 } Hx = y = -\sigma_i e_i$$

其中

$$\begin{aligned}\rho &= \frac{1}{2}U^T U = \frac{1}{2}(x_1^2 + \dots + (x_i + \sigma_i)^2 + \dots + x_n^2) \\ &= \frac{1}{2}(2x_i\sigma_i + 2\sigma_i^2) = \sigma_i(x_i + \sigma_i)\end{aligned}$$

特征值特征向量的意义

■ 豪斯霍尔德变换

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 $y = -\sigma_3 e_3 = Ke_3 = (0, 0, -3, 0)^T$, $U = x - y = (2, 0, 5, 1)^T, \rho = \sigma_3(\sigma_3 + x_3) = 3(3+2) = 15$

$$\rho = \frac{1}{2} U^T U$$

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

豪斯霍尔德变换的QR分解

■ QR分解

构造矩阵H1使得

$$H_1 A = H_1 \begin{bmatrix} \times & \times & \times \\ \times & \times & \times \\ \times & \times & \times \\ \times & \times & \times \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \times & \times & \times \\ 0 & \times & \times \\ 0 & \times & \times \\ 0 & \times & \times \end{bmatrix}$$

$$\left[\begin{array}{c|ccc} 1 & 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & & & \\ 0 & & & \\ 0 & & & \end{array} \right] \hat{H}_2 \left[\begin{array}{c|cc} \times & \times & \times \\ \hline 0 & \times & \times \\ 0 & \times & \times \\ 0 & \times & \times \end{array} \right] = \left[\begin{array}{c|cc} \times & \times & \times \\ \hline 0 & \times & \times \\ 0 & 0 & \times \\ 0 & 0 & \times \end{array} \right]$$

$$H_3 H_2 H_1 A = R,$$

$$A = H_1 H_2 H_3 R = QR,$$

$$\left[\begin{array}{cc|cc} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 0 & & \\ 0 & 0 & & \end{array} \right] \hat{H}_3 \left[\begin{array}{cc|c} \times & \times & \times \\ \hline 0 & \times & \times \\ 0 & 0 & \times \\ 0 & 0 & \times \end{array} \right] = \left[\begin{array}{cc|c} \times & \times & \times \\ \hline 0 & \times & \times \\ 0 & 0 & \times \\ 0 & 0 & 0 \end{array} \right]$$

豪斯霍尔德变换的QR分解

■ QR分解

用 Householder 反射求 $A = \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 4 & 3 \end{bmatrix}$ 的 QR 分解.

设

$$v = \omega - x = \begin{bmatrix} 5 \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 3 \\ 4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ -4 \end{bmatrix},$$

并定义投影矩阵

$$P = \frac{vv^T}{v^T v} = \frac{1}{20} \begin{bmatrix} 4 & -8 \\ -8 & 16 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.2 & -0.4 \\ -0.4 & 0.8 \end{bmatrix},$$

于是

$$H = I - 2P = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0.4 & -0.8 \\ -0.8 & 1.6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.6 & 0.8 \\ 0.8 & -0.6 \end{bmatrix}.$$

$$H_1 A = \begin{bmatrix} 0.6 & 0.8 \\ 0.8 & -0.6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 4 & 3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 & 3 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}.$$

两边左乘 $H_1^{-1} = H_1$ 得到

$$A = \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 4 & 3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.6 & 0.8 \\ 0.8 & -0.6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 5 & 3 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} = QR,$$

这里 $Q = H_1^T = H_1$.

豪斯霍尔德变换的QR分解

■ QR分解

用 Householder 反射求 $A = \begin{bmatrix} 1 & -4 \\ 2 & 3 \\ 2 & 2 \end{bmatrix}$ 的 QR 分解.

需要求出把第一列 $x = [1, 2, 2]$ 变到向量 $\omega = [\|x\|_2, 0, 0]$ 的 Householder 反射. 设 $v = \omega - x = [3, 0, 0] - [1, 2, 2] = [2, -2, -2]$. 参考定理 4.4, 我们有

$$H_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} - \frac{2}{12} \begin{bmatrix} 4 & -4 & -4 \\ -4 & 4 & 4 \\ -4 & 4 & 4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{2}{3} & \frac{2}{3} \\ \frac{2}{3} & \frac{1}{3} & -\frac{2}{3} \\ \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} & \frac{1}{3} \end{bmatrix},$$
$$H_1 A = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{2}{3} & \frac{2}{3} \\ \frac{2}{3} & \frac{1}{3} & -\frac{2}{3} \\ \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} & \frac{1}{3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -4 \\ 2 & 3 \\ 2 & 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 & 2 \\ 0 & -3 \\ 0 & -4 \end{bmatrix}.$$

豪斯霍尔德变换的QR分解

■ QR分解

用 Householder 反射求 $A = \begin{bmatrix} 1 & -4 \\ 2 & 3 \\ 2 & 2 \end{bmatrix}$ 的 QR 分解.

余下的步骤是把向量 $\hat{x} = [-3, -4]$ 变成 $\hat{\omega} = [5, 0]$. 从定理 4.4 计算 \hat{H}_2 便得到

$$\begin{bmatrix} -0.6 & -0.8 \\ -0.8 & 0.6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -3 \\ -4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 \\ 0 \end{bmatrix},$$
$$H_2 H_1 A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -0.6 & -0.8 \\ 0 & -0.8 & 0.6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{2}{3} & \frac{2}{3} \\ \frac{2}{3} & \frac{1}{3} & -\frac{2}{3} \\ \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} & \frac{1}{3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -4 \\ 2 & 3 \\ 2 & 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 & 2 \\ 0 & 5 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} = R.$$

两边左乘 $H_1^{-1}H_2^{-1} = H_1H_2$ 得到 QR 分解:

$$\begin{bmatrix} 1 & -4 \\ 2 & 3 \\ 2 & 2 \end{bmatrix} = H_1 H_2 R = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{2}{3} & \frac{2}{3} \\ \frac{2}{3} & \frac{1}{3} & -\frac{2}{3} \\ \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} & \frac{1}{3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -0.6 & -0.8 \\ 0 & -0.8 & 0.6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3 & 2 \\ 0 & 5 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$
$$= \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 5 & -14 & -2 \\ 10 & 5 & -10 \\ 10 & 2 & 11 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3 & 2 \\ 0 & 5 \\ 0 & 0 \end{bmatrix},$$

豪斯霍尔德变换的QR分解

■ QR分解唯一性

对于给定的 $m \times n$ 矩阵 A , QR 分解不是唯一的. 例如, 定义 $D = \text{diag}(d_1, \dots, d_m)$, 其中每一个 d_i 或者是 $+1$ 或者是 -1 . 于是 $A = QR = QDDR$, 而且我们检验 QD 是正交的, DR 是上三角的.

任意一个满秩实矩阵 A , 都可以唯一地分解 $A = QR$, 其中 Q 为正交矩阵, R 是具有正对角元的上三角矩阵。

豪斯霍尔德变换的QR分解

$A \in R^{n \times n}$, *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

$$\begin{bmatrix} A \\ \end{bmatrix}_{m \times n} = \begin{bmatrix} Q \\ \end{bmatrix}_{m \times n} \begin{bmatrix} R \\ \end{bmatrix}_{n \times n} \quad \text{紧凑格式}$$

*H*法

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

豪斯霍尔德变换的QR分解

■ QR算法：一种幂法迭代

$$\left[A \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \mid A \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \mid \cdots \mid A \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \right] = [\bar{q}_1^1 \mid \cdots \mid \bar{q}_m^1] \begin{bmatrix} r_{11}^1 & r_{12}^1 & \cdots & r_{1m}^1 \\ & r_{22}^1 & & \vdots \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & r_{mm}^1 \end{bmatrix}$$

$$A\bar{Q}_1 = [A\bar{q}_1^1 \mid A\bar{q}_2^1 \mid \cdots \mid A\bar{q}_m^1]$$

$$= [\bar{q}_1^2 \mid \bar{q}_2^2 \mid \cdots \mid \bar{q}_m^2] \begin{bmatrix} r_{11}^2 & r_{12}^2 & \cdots & r_{1m}^2 \\ & r_{22}^2 & & \vdots \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & r_{mm}^2 \end{bmatrix} = \bar{Q}_2 R_2.$$

迭代多次

$$A\bar{Q}_0 = \bar{Q}_1 R_1,$$

$$A\bar{Q}_1 = \bar{Q}_2 R_2,$$

$$A\bar{Q}_2 = \bar{Q}_3 R_3,$$

\vdots

豪斯霍尔德变换的QR分解

■ QR算法：一种幂法迭代

$$A\bar{Q}_0 = \bar{Q}_1 R_1,$$

$$A\bar{Q}_1 = \bar{Q}_2 R_2,$$

$$A\bar{Q}_2 = \bar{Q}_3 R_3,$$

$$\vdots$$

$$A_0 \equiv A\bar{Q}_0 = \bar{Q}_1 R'_1,$$

$$A_1 \equiv R'_0 \bar{Q}_1 = \bar{Q}_2 R'_2,$$

$$A_2 \equiv R'_1 \bar{Q}_2 = \bar{Q}_3 R'_3,$$

$$\vdots$$

$$A_{k+1} = R_k \bar{Q}_k = \bar{Q}_k^{-1} \bar{Q}_k R_k \bar{Q}_k = \bar{Q}_k^{-1} A_k \bar{Q}_k = \bar{Q}_k^T A_k \bar{Q}_k,$$

定理 12.4 假设 A 是对称的 $m \times m$ 矩阵, 其特征值 λ_i 满足 $|\lambda_1| > |\lambda_2| > \cdots > |\lambda_m|$, 非移位 QR 算法线性收敛于 A 的特征向量和特征值. 当 $j \rightarrow \infty$ 时, A_j 收敛于特征值在主对角线上的对角矩阵, 并且 $\bar{Q}_j = \bar{Q}_1 \cdots \bar{Q}_j$ 收敛于一个正交矩阵, 它的列是特征向量.

豪斯霍尔德变换的QR分解

■ 作业：

用豪斯霍尔德变换求下列矩阵的QR分解，并用QR算法求对应的特征值与特征向量。

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

矩阵特征值

THE END