

计算方法及 MATLAB 实现

郑勋烨 编著

主审： 高世臣 褚宝增 王祖朝 王翠香

副审： 李少琪 李明霞 赵琳琳 赵俊芳

国防工业出版社

第七章 矩阵特征值计算

7.2 豪斯霍尔德反射与吉文斯旋转

7.2.1 豪斯霍尔德初等反射阵

【定义 1. 初等反射阵 (Householder Matrix) 】

n 维单位列向量 $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T \in R^n$, 是满足其欧氏范数为 1 的向量: $\|w\|_2 = 1$, 或等价地范数平方为 1 :

$$\|w\|_2^2 = w^T w = w_1^2 + w_2^2 + \dots + w_n^2 = 1$$

取 n 阶方阵 $H = I - 2ww^T$, 则它是一个 n 阶 正交对称矩阵, 特别称之为 初等反射阵(Householder Matrix).

即 初等反射阵(Householder Matrix) 形如

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

一般地, 对于非零向量 $u \neq 0$, $H = I - 2\frac{uu^T}{\|u\|^2}$ 亦为初等反射阵.

【定理 1. 初等反射阵作为正交对称阵】 初等反射阵 $H = I - 2ww^T$ 是正交对称阵. 即

- (1) 初等反射阵是对称阵: $H^T = H$;
- (2) 初等反射阵是正交阵: $H^T = H^{-1}$;

【 证明 】

$$(1) H^T = (I - 2ww^T)^T = I - 2ww^T = H;$$

(2) 注意到 n 维单位列向量 $w \in R^n$ 满足 $w^T w = 1$, 我们有

$$\begin{aligned} H^T H &= (I - 2ww^T)^T (I - 2ww^T) \\ &= I - 2ww^T - 2ww^T + 4w(w^T w)w^T \\ &= I - 4ww^T + 4ww^T = I. \end{aligned}$$

【注记. 初等反射阵的几何意义】 构造单位列向量 w 为法向量且通过原点的超平面：

$$S := \{x \in R^n | w^T x = 0\}$$

对于任意向量 $v \in R^n$ ，我们有线性组合表达

$$v = x + y, \quad x \in S, y \in S^\perp$$

从而我们有

$$Hx = (I - 2ww^T)x = x - 2ww^Tx = x - 2w \cdot 0 = x$$

而对于 超平面的正交补空间 中的向量 $y \in S^\perp$, 因为 $y^T x = 0$, 即 $y \perp w$, 不妨设 $y = kw$, k 为比例常数, 则有

$$\begin{aligned} Hy &= (I - 2ww^T)y = y - 2ww^T y \\ &= y - 2ww^T \cdot kw = y - 2kw \cdot w^T w \\ &= y - 2kw = y - 2y = -y. \end{aligned}$$

于是对于任意向量 $v \in R^n$, 我们有

$$Hv = H(x + y) = Hx + Hy = x - y = v'$$

而向量 $v' = x - y \in R^n$ 正是向量 $v = x + y \in R^n$ 关于 超平面 S 的 镜面反射 向量, 彼此以这张 超平面 S 作为镜子, 成为对方的影像.

Householder 初等反射变换的几何意义在此.

【定理 2. 初等反射阵作为向量变换阵】 存在初等反射阵 $H = I - 2ww^T$ 使两个等范数的不相等向量等价. 即若 $\|x\| = \|y\|, x \neq y$, 则存在初等反射阵 $H = I - 2ww^T$ 使 $Hx = y$.

【证明】 构造单位列向量 $w = \frac{x - y}{\|x - y\|}$, 则

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

为初等反射阵, 从而

$$Hx = Ix - 2 \frac{(x - y)(x^T - y^T)}{\|x - y\|^2} x = x - 2 \frac{(x - y)(x^T x - y^T x)}{\|x - y\|^2}$$

而注意到 $\|x\| = \|y\|$ ，即 $x^T x = y^T y$ ，以及作为一个数其转置为自身： $y^T x = (y^T x)^T = x^T y$ ，我们有

$$\begin{aligned} \|x - y\|^2 &= (x - y)^T (x - y) = x^T x + y^T y - y^T x - x^T y \\ &= x^T x + x^T x - y^T x - y^T x = 2(x^T x - y^T x). \end{aligned}$$

故

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

【定理 3. 约化定理】

对非零向量 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \neq 0$, 存在初等反射阵 $H = I - 2ww^T$ 使之与标准单位向量 $e_1 = (1, 0, \dots, 0)^T$ 等价. 即若 $x \neq 0$, 则存在初等反射阵 $H = I - 2ww^T$ 使 $Hx = -\sigma e_1$. 其中

$$\left\{ \begin{array}{l} H = I - 2ww^T = I - \beta^{-1}uu^T \\ u = x + \sigma e_1 \\ \sigma = \operatorname{sgn}(x_1)\|x\|_2 \\ \beta = \frac{1}{2}\|u\|^2 = \sigma(x_1 + \sigma) \end{array} \right.$$

【 证明 】

取数 $\sigma = \operatorname{sgn}(x_1)\|x\|_2$, 令 $y = -\sigma e_1 = (-\sigma, 0, \dots, 0)^T$, 则显然 $\|x\| = \|y\| = |\sigma|, x \neq y$, 于是由定理 2 知, 存在初等反射阵 $H = I - 2ww^T$ 使 $Hx = y = -\sigma e_1$. 其中单位列向量

$$w = \frac{x - y}{\|x - y\|} = \frac{x + \sigma e_1}{\|x + \sigma e_1\|}$$

令

$$u = x - y = x + \sigma e_1 = (x_1 + \sigma, x_2, \dots, x_n)^T$$

则

$$H = I - 2ww^T = I - 2\frac{uu^T}{\|u\|^2}$$

为表示简洁可进而引入系数

$$\begin{aligned}\beta &= \frac{1}{2}\|u\|^2 = \frac{1}{2}((x_1 + \sigma)^2 + x_2^2 + \cdots + x_n^2) = \frac{1}{2}(\|x\|^2 + \sigma^2 + 2x_1\sigma) \\ &= \frac{1}{2}(2\sigma^2 + 2x_1\sigma) = \sigma^2 + x_1\sigma.\end{aligned}$$

此时有

$$H = I - 2\frac{uu^T}{\|u\|^2} = I - \beta^{-1}uu^T, u = x + \sigma e_1$$

这里取 $\sigma = \text{sgn}(x_1)\|x\|_2$ 的原因在于使 σ 与 x_1 同号，以便计算 $x_1 + \sigma$ 时能够避免有效数字的损失。当然，有时若仅要求等价而不计误差，也可取 $\sigma = -\text{sgn}(x_1)\|x\|_2$ 。参阅下面的例子。

【 释例. Householder 初等反射阵 】

对于如下对称矩阵:

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 10 & 2 \\ 10 & 5 & -8 \\ 2 & -8 & 11 \end{pmatrix}$$

其特征值 $\lambda_1 = 9$ 有对应的非零特征向量（一个单位向量）
 $x = (\frac{2}{3}, \frac{1}{3}, \frac{2}{3})^T \neq 0$. 利用 Householder 初等反射阵
 $H = I - 2ww^T$ 使之与标准单位向量 $e_1 = (1, 0, 0)^T$ 等价，满足 $Hx = e_1$. 并计算相似矩阵 $B = H^T A H$.

解

由约化定理，存在 3 阶初等反射阵

$$H = I - 2ww^T = I - 2\frac{uu^T}{\|u\|_2^2}$$

使之与 3 维标准单位向量 $e_1 = (1, 0, 0)^T$ 等价. 注意题设要求 $Hx = e_1$. 意味着取了 $\sigma = -1$, 则 $Hx = -\sigma e_1 = e_1$. 其中

$$\begin{cases} H &= I - \beta^{-1}uu^T \\ u &= x + \sigma e_1 = x - e_1 \\ \beta &= \frac{1}{2}\|u\|^2 \end{cases}$$

下面来逐个计算各个参数、向量和矩阵:

$$u = x - e_1 = \begin{pmatrix} \frac{2}{3} \\ \frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} \end{pmatrix}, ||u||^2 = \frac{2}{3}.$$

$$\beta = \frac{1}{2}\|u\|^2 = \frac{1}{3}.$$

$$uu^T = \begin{pmatrix} -\frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} \\ \frac{2}{3} \\ \frac{1}{3} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -\frac{1}{3}, \frac{1}{3}, \frac{2}{3} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{9} & -\frac{1}{9} & -\frac{2}{9} \\ -\frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{2}{9} \\ \frac{2}{9} & \frac{2}{9} & \frac{4}{9} \\ \frac{2}{9} & \frac{2}{9} & \frac{4}{9} \\ \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{2}{9} \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned}
H &= I - 2 \frac{uu^T}{\|u\|^2} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} - 3 \begin{pmatrix} \frac{1}{9} & -\frac{1}{9} & -\frac{2}{9} \\ -\frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{2}{9} \\ -\frac{2}{9} & \frac{2}{9} & \frac{4}{9} \end{pmatrix} \\
&= \begin{pmatrix} \frac{2}{3} & \frac{1}{3} & \frac{2}{3} \\ \frac{1}{3} & \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} \\ \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} & -\frac{1}{3} \end{pmatrix}.
\end{aligned}$$

从而令 3 阶初等反射正交矩阵取为

$$H = \begin{pmatrix} \frac{2}{3} & \frac{1}{3} & \frac{2}{3} \\ \frac{1}{3} & \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} \\ \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} & \frac{1}{3} \end{pmatrix}$$

则

$$HAH = \begin{pmatrix} \frac{2}{3} & \frac{1}{3} & \frac{2}{3} \\ \frac{1}{3} & \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} \\ \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} & \frac{1}{3} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 10 & 2 \\ 10 & 5 & -8 \\ 2 & -8 & 11 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{2}{3} & \frac{1}{3} & \frac{2}{3} \\ \frac{1}{3} & \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} \\ \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} & \frac{1}{3} \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} 9 & 0 & 0 \\ 0 & 18 & 0 \\ 0 & 0 & -9 \end{pmatrix}.$$

于是 Householder 初等反射阵将矩阵正交约化为对角矩阵.

7.2.2 豪斯霍尔德正交相似约化

【定义 2. 海森伯格阵 (Hessenberg Matrix)】

若矩阵 A 的 腋下对角线 以下的所有元素为 0 : 当 $i > j + 1$ 时 $b_{ij} = 0$; 则称为 上海森伯格阵 (Hessenberg Matrix). 通常简称为 海森伯格阵 (Hessenberg Matrix). 即

$$B = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} & \cdots & & b_{1n} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} & \cdots & & b_{2n} \\ & b_{32} & b_{33} & \ddots & & b_{3n} \\ & & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ & & & & & b_{n-1,n} \\ & & & & b_{n,n-1} & b_{nn} \end{pmatrix}$$

特别地，若矩阵 A 的肩上对角线以上的所有元素也为 0：当 $j > i + 1$ 时 $b_{ij} = 0$ ；即矩阵 A 只有主对角线及其腋下和肩上的斜对角线上的元素非零，而其他所有位置的元素均为 0. 则此时的 海森伯格矩阵 (Hessenberg Matrix) 称为 三对角矩阵. 即

$$B = \begin{pmatrix} c_1 & a_1 & & & & & & & \\ b_1 & c_2 & a_2 & & & & & & \\ & b_2 & c_3 & a_3 & & & & & \\ & & \ddots & \ddots & \ddots & & & & \\ & & & \ddots & \ddots & \ddots & & & \\ & & & & \ddots & \ddots & \ddots & & \\ & & & & & \ddots & \ddots & \ddots & \\ & & & & & & \ddots & \ddots & \\ & & & & & & & b_{n-2} & c_{n-1} & a_{n-1} \\ & & & & & & & & b_{n-1} & c_n \end{pmatrix}$$

当海森伯格阵 A 的 腋下对角线 上的所有元素不为 0： 当 $i = j + 1$ 时 $b_{j+1,j} \neq 0$; 即

$$b_{21}b_{32} \cdots b_{n,n-1} \neq 0$$

则进而称 A 为 不可约 (irreducible) 海森伯格阵. 否则, 如果存在某个 腋下对角线 上的元素为 0, 则称 A 为 可约 (reducible) 海森伯格阵.

定理 4. 豪斯霍德正交相似 Hessenberg 化定理 (Householder Change)

对任意实矩阵 $A = (a_{ij})_{n \times n} \in R^{n \times n}$, 存在系列 Householder 初等反射阵 $H = I - 2ww^T$ 的乘积形式的 正交矩阵

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

和 海森伯格矩阵 (Hessenberg Matrix) B 使得实矩阵 A 与 海森伯格矩阵 (Hessenberg Matrix) B 正交相似 : $Q^T A Q = B$.

特别地，对于实对称矩阵 $A = (a_{ij})_{n \times n} \in R^{n \times n}$,
Hessenberg 标准形成为 对称三对角矩阵. 即

$$B = \begin{pmatrix} c_1 & b_1 & & & & & & & \\ b_1 & c_2 & b_2 & & & & & & \\ & b_2 & c_3 & b_3 & & & & & \\ & & \ddots & \ddots & \ddots & & & & \\ & & & \ddots & \ddots & \ddots & & & \\ & & & & \ddots & \ddots & \ddots & & \\ & & & & & \ddots & \ddots & \ddots & \\ & & & & & & \ddots & \ddots & \\ & & & & & & & b_{n-2} & c_{n-1} & b_{n-1} \\ & & & & & & & & b_{n-1} & c_n \end{pmatrix}$$

【注记. Hessenberg 标准形的不唯一】

任意实矩阵 $A = (a_{ij})_{n \times n}$ 正交相似于 海森伯格矩阵 (Hessenberg Matrix) B : $Q^T A Q = B$. 称为矩阵的 (上)Hessenberg 化. 海森伯格矩阵 B 称为实矩阵 A 的 (上)Hessenberg 标准形. 但这个 Hessenberg 标准形并非唯一的, 相应的 正交矩阵 Q 也并非唯一的. 但所有的 Hessenberg 标准形是相似的. 正所谓“菩萨千面, 不离本尊”. 我们有下面的定理.

【定理 5. Hessenberg 标准形的相似】

对任意实矩阵 $A = (a_{ij})_{n \times n} \in R^{n \times n}$, 存在系列 Householder 初等反射阵的乘积形式的 正交矩阵 Q, U , 以及 海森伯格矩阵 (Hessenberg Matrix) B, G , 使得 $Q^T A Q = B$, $U^T A U = G$. 则存在主对角元为 ± 1 的 对角矩阵 $D = \text{Diag}[\pm 1, \pm 1, \dots, \pm 1]$, 使得 $D^{-1} B D = G$.

【证明略】可参阅 关治, 陆金甫, 《数值分析基础》, 高等教育出版社. P396TH4.1 的证明.

【例 1. Householder 初等反射 Hessenberg 化】

利用 Householder 初等反射阵将如下矩阵正交约化为 Hessenberg 标准形. 对于对称矩阵, Hessenberg 标准形成为对称三对角矩阵.

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

解

由于首个对角元之下的首列 $n - 1 = 2$ 维向量

$$\alpha_1 = (a_{21}, a_{31}, \cdots, a_{n1})^T = (3, 4)^T \neq 0$$

由 约化定理 , 存在 $n - 1 = 2$ 阶初等反射阵

$$\tilde{H}_1 = I - 2w_1w_1^T = I - 2\frac{u_1u_1^T}{\|u_1\|_2^2}$$

使之与 $n - 1 = 2$ 维标准单位向量 $e_1 = (1, 0)^T$ 等价. 即 $\tilde{H}_1\alpha_1 = -\sigma_1e_1$. 其中

$$\left\{ \begin{array}{lcl} \tilde{H}_1 & = & I - \beta_1^{-1} u_1 u_1^T \\ u_1 & = & \alpha_1 + \sigma_1 e_1 \\ \sigma_1 & = & \text{sgn}(a_{21}) \|\alpha_1\|_2 = \text{sgn}(a_{21}) \sqrt{a_{21}^2 + a_{31}^2 + \cdots + a_{n1}^2} \\ \beta_1 & = & \frac{1}{2} \|u_1\|^2 = \sigma_1 (a_{21} + \sigma_1) \end{array} \right.$$

下面来逐个计算各个参数、向量和矩阵:

$$\sigma_1 = \text{sgn}(a_{21})\sqrt{a_{21}^2 + a_{31}^2 + \cdots + a_{n1}^2} = \text{sgn}(3)\sqrt{3^2 + 4^2} = +\sqrt{25} = 5.$$

$$u_1 = \alpha_1 + \sigma_1 e_1 = \begin{pmatrix} 3 \\ 4 \end{pmatrix} + 5 \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 8 \\ 4 \end{pmatrix}, \|u_1\|^2 = 64 + 16 = 80.$$

$$\beta_1 = \frac{1}{2}\|u_1\|^2 = \frac{80}{2} = 40.$$

$$u_1 u_1^T = \begin{pmatrix} 8 \\ 4 \end{pmatrix} (8, 4) = \begin{pmatrix} 64 & 32 \\ 32 & 16 \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned} \tilde{H}_1 &= I - 2 \frac{u_1 u_1^T}{||u||^2} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} - \frac{1}{40} \begin{pmatrix} 64 & 32 \\ 32 & 16 \end{pmatrix} \\ &= \frac{1}{40} \begin{pmatrix} -24 & -32 \\ -32 & 24 \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

从而令 3 阶分块对角初等反射正交矩阵取为

$$H_1 = \begin{pmatrix} 1 & & \\ & \tilde{H}_1 & \\ & & \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{3}{5} & -\frac{4}{5} \\ 0 & -\frac{4}{5} & \frac{3}{5} \end{pmatrix}$$

则

$$\begin{aligned} H_1 A H_1 &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{3}{5} & -\frac{4}{5} \\ 0 & -\frac{4}{5} & \frac{3}{5} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 3 & 4 \\ 3 & 1 & 2 \\ 4 & 2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{3}{5} & -\frac{4}{5} \\ 0 & -\frac{4}{5} & \frac{3}{5} \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 1 & -5 & 0 \\ -5 & \frac{73}{25} & \frac{14}{25} \\ 0 & \frac{14}{25} & -\frac{23}{25} \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

【 注记 1.Householder(豪斯霍尔德) 与矩阵分解 】

Alston Householder 早年在美国西北大学和康奈尔大学 (Cornell) 学习数学, 研究泛函分析. 1946 年进入美国橡树山 (Oak Ridge) 国家实验室, 由于计算机的初兴, 迫切要求有效求解线性方程组和矩阵特征值问题, 他的兴趣转向数值分析. 他发现从矩阵分解的角度分类, 许多算法事实上是彼此等价的. 1953 年, 他在纽约出版《数值分析原理》 (Principles of Numerical Analysis, McGraw-Hill, New York.), 开启了系统使用“范数”作为数值分析工具的先河.