第四讲 非对称特征值问题

非对称矩阵特征值/特征向量的计算

基本约定 1：$A \in \mathbb{R}^{n\times n}$、非对称、稠密

基本约定 2: $|\lambda_1| \geq |\lambda_2| \geq \cdots \geq |\lambda_n| \geq 0$

本讲主要讨论如何计算 A 的全部特征值和/或特征向量

主要介绍以下方法:

- 幂迭代方法
- 反迭代方法 (位移策略，Rayleigh 商迭代)
- 正交迭代方法
- QR 方法

关于稠密矩阵特征值计算的参考资料有:

- J.H.Wilkinson,TheAlgebraicEigenvalueProblem,1965
- B.N.Parlett,TheSymmetricEigenvalueProblem,2ndEds.,1998
- G.W.Stewart,MatrixAlgorithms,VolII:Eigensystems,2001
- G.H.GolubandC.F.VanLoan,MatrixComputations,2013
- P.Arbenz,Thecourse252-0504-00G,

幂迭代 是计算特征值和特征向量的一种简单易用的算法.

虽然简单, 但它却建立了计算特征值和特征向量的算法的一个基本框架.

算法 1.1 幂迭代算法 (Power Iteration)

1: Choose an initial guess $x(0)$ with $||x(0)||_2 = 1$
2: set $k = 0$
3: while not convergence do
4: $\quad y^{(k+1)} = Ax^{(k)}$
5: $\quad x^{(k+1)} = y^{(k+1)} / \left\|y^{(k+1)}\right\|_2$
6: $\quad \mu_{k+1} = \left(x^{(k+1)}, Ax^{(k+1)}\right)$
7: $\quad k = k + 1$
8: end while

幂迭代的收敛性

假设 1:$A \in \mathbb{R}^{n\times n}$ 可对角化, 即 $A = V\Lambda V^{-1}$, 其中

$$\Lambda = \operatorname{diag}(\lambda_1, \ldots, \lambda_n), \quad V = [v_1, \ldots, v_n] \in \mathbb{C}^{n\times n}, \quad \|v_i\|_2 = 1$$

假设 2:$|\lambda_1| > |\lambda_2| \geq |\lambda_3| \geq \cdots \geq |\lambda_n|$ 由于 V 的列向量组构成 $\mathbb{C}^n$ 的一组基, 因此 $x^{(0)}$ 可表示为

$$x^{(0)} = \alpha_1 v_1 + \alpha_2 v_2 + \cdots + \alpha_n v_n = V\left[\alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_n\right]^\top$$

我们假定 $\alpha_1 \neq 0$, 即 $x^{(0)}$ 不属于 $\operatorname{span}\{v_2, v_3, \ldots, v_n\}$ (由于 $x^{(0)}$) 是随机选取的, 从概率意义上讲, 这个假设通常是成立的).
于是我们可得

$$A^k x^{(0)} = \left(V\Lambda V^{-1}\right)^k V \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_n \end{bmatrix} = V\Lambda^k \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_n \end{bmatrix} = V \begin{bmatrix} \alpha_1 \lambda_1^k \\ \alpha_2 \lambda_2^k \\ \vdots \\ \alpha_n \lambda_n^k \end{bmatrix}$$

$$= \alpha_1 \lambda_1^k V \begin{bmatrix} 1 \\ \frac{\alpha_2}{\alpha_1}\left(\frac{\lambda_2}{\lambda_1}\right)^k \\ \vdots \\ \frac{\alpha_n}{\alpha_1}\left(\frac{\lambda_n}{\lambda_1}\right)^k \end{bmatrix}$$

又 $|\lambda_i/\lambda_1| < 1, i = 2, 3, \dots, n$，所以

$$\lim_{k\to\infty}\left(\frac{\lambda_i}{\lambda_1}\right)^k = 0, \quad i = 2, 3, \dots, n$$

故当 k 趋向于无穷大时, 向量

$$\left[1, \frac{\alpha_2}{\alpha_1}\left(\frac{\lambda_2}{\lambda_1}\right)^k, \dots, \frac{\alpha_n}{\alpha_1}\left(\frac{\lambda_n}{\lambda_1}\right)^k\right]^\top, \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

收敛到 $e_1 = [1, 0, \dots, 0]^\top$
所以向量 $x^{(k)} = A^k x^{(0)} / \left\|A^k x^{(0)}\right\|_2$ 收敛到 $\pm v_1$, 即 λ_1 的特征向量. 而 $\mu_k = \left(x^{(k)}\right)^* A x^{(k)}$ 则收敛到 $v_1^* A v_1 = \lambda_1 \dagger$ 幂迭代的收敛快慢取决于 $|\lambda_2/\lambda_1|$ 的大小，$|\lambda_2/\lambda_1|$ 越小，收敛越快.

- 幂迭代只能用于计算 (模) 最大的特征值和其相应的特征向量
- 当 $|\lambda_2/\lambda_1|$ 接近于 1 时, 收敛速度会非常慢
- 如果模最大的特征值是一对共轭复数, 则幂迭代可能会失效.

加速技巧：位移策略

出发点: 加快幂迭代算法的收敛速度 $\Longleftrightarrow$ 尽可能地减小 $|\lambda_2/\lambda_1|$
位移策略:计算 $A-\sigma I$ 的特征值
我们称 σ 为位移, 满足

1. $\lambda_1-\sigma$ 是 $A-\sigma I$ 的模最大特征值
2. $\max_{2\le i\le n}\left|\frac{\lambda_i-\sigma}{\lambda_1-\sigma}\right|$ 尽可能地小

其中第一个条件保证最后所求得的特征值是我们所要的, 第二个条件用于加快幂迭代的收敛速度.
缺点：(1)σ 很难选取；(2) 加速效果有限
改进: 与反迭代相结合, 能起到很好的加速效果

用幂迭代求 A^{-1} 的模最小特征值，这就是反迭代

算法 2.1 反迭代算法 (Inverse Iteration)

1: Choose an initial guess $x(0)$ with $||x(0)||_2 = 1$
2: set $k = 0$
3: while not convergence do
4: $\quad y^{(k+1)} = (A - \sigma I)^{-1} x^{(k)}$
5: $\quad x^{(k+1)} = y^{(k+1)} / \left\| y^{(k+1)} \right\|_2$
6: $\quad \mu_{k+1} = \left(x^{(k+1)}, A x^{(k+1)} \right)$
7: $\quad \sigma = \mu_{k+1}, k = k + 1$
8: end while

显然：μ_k 收敛到 σ 最近的特征值,$x^(k)$ 收敛到对应的特征向量

†理论上, 反迭代 + 位移策略, 可以计算矩阵的任意一个特征值

优点:

- 若 σ 与某个特征值 λ_k 非常接近, 则反迭代算法的收敛速度非常快
- 只要选取合适的位移 σ, 就可以计算 A 的任意一个特征值.

缺点：

- 每步迭代需要解一个线性方程组 $(A-\sigma I)y^{(k+1)} = x^{(k)}$ 这需要对 $A-\sigma I$ 做 LU 或 PLU 分解
- 与幂迭代一样, 反迭代算法一次只能求一个特征值
- 怎样选取位移 σ? $\rightarrow$ Rayleigh 商动态选取, 自动调整

出发点：使得 σ 与所求的特征值越靠近越好.

期望能直接给出一个理想位移是不太现实的. 比较现实的方法就是动态调整, 使得位移逐渐靠近某个特征值.

Rayleigh 商迭代: 以 Rayleigh 商 μ_k 为第 k 步的位移

理由:μ_k 会逐渐收敛到某个特征值.

算法 2.2 Rayleigh 商迭代 (Rayleigh Quotient Iteration, RQI)

1. Choose an initial vector x(0) with $||x(0)||_2 = 1$
2. set $k = 0$
3. compute $\sigma = \left(x^{(0)}\right)^* Ax^{(0)}$
4. while not convergence do
5. $\quad y^{(k+1)} = (A-\sigma I)^{-1}x^{(k)}$
6. $\quad x^{(k+1)} = y^{(k+1)} / \left\|y^{(k+1)}\right\|_2$
7. $\quad \mu_{k+1} = \left(x^{(k+1)}, Ax^{(k+1)}\right)$

8. $\sigma = \mu_{k+1}$

9. $k = k + 1$

10. end while

RQI 算法的收敛性

一般来说, 如果 Rayleigh 商迭代收敛到 A 的一个单特征值, 则至少是二次收敛的, 即具有局部二次收敛性. 如果 A 是对称的, 则能达到局部三次收敛, 详情见后面的对称特征值问题.

缺点:

由于每次迭代的位移是不同的, 因此每次迭代需要求解一个不同的线性方程组, 这使得运算量大大增加.

因此通常应用于 三对角矩阵 的特征值计算

出发点：同时计算多个特征值/特征向量

策略: 同时采用多个初始向量, 希望收敛到 A 的一个不变子空间

算法 3.1 正交迭代算法 (Orthogonal Iteration)

1: Choose an initial vector$n \times p$column orthogonal matrix Z_0
2: set $k = 0$
3: while not convergence do
4: compute $Y^{(k+1)} = AZ_{(k)}$
5: $Y_{(k+1)} = Z_{(k+1)}\hat{R}_{k+1}$
6: $k = k + 1$
7: end while

说明:

在算法中使用 QR 分解是为了保持 z_k 的列正交性, 使得其列向量组构成子空间 $\mathrm{span}\{A^k Z_0\}$ 的一组正交基. 一方面提高算法的数值稳定性, 另一方面避免所有列都收敛到最大特征值所对应的特征向量.

收敛性分析

假设 A 是可对角化的, 即 $A = V\Lambda V^{-1}$, 其中 $\Lambda = \mathrm{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \ldots, \lambda_n)$, 且 $|\lambda_1| \geq \cdots \geq |\lambda_p| > |\lambda_{p+1}| \geq \cdots \geq |\lambda_n|$. 则可得

$$\mathrm{span}\{Z_k\} = \mathrm{span}\{Y_k\} = \mathrm{span}\{AZ_{k-1}\}, \quad k = 1, 2, \ldots$$

由此可知

$$\mathrm{span}\{Z_k\} = \mathrm{span}\left\{A^k Z_0\right\} = \mathrm{span}\left\{V\Lambda^k V^{-1} Z_0\right\}$$

我们注意到

$$\Lambda^k V^{-1} Z_0 = \lambda_p^k \begin{bmatrix} (\lambda_1/\lambda_p)^k & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & 1 & & \\ & & & \ddots & \\ & & & & (\lambda_n/\lambda_p)^k \end{bmatrix} V^{-1} Z_0 \triangleq \lambda_p^k \begin{bmatrix} W_p^{(k)} \\ W_{n-p}^{(k)} \end{bmatrix}$$

由于当 $i > p$ 时有 $\left|\lambda_i/\lambda_p\right| < 1$，所以当 k 趋于无穷大时，$W_{n-p}^{(k)}$ 趋向于 0，令 $V = \left[V_p, V_{n-p}\right]$，则

$$V\Lambda^k V^{-1} Z_0 = \lambda_p^k \left[V_p, V_{n-p}\right] \begin{bmatrix} W_p^{(k)} \\ W_{n-p}^{(k)} \end{bmatrix} = \lambda_p^k \left(V_p W_p^{(k)} + V_{n-p} W_{n-p}^{(k)}\right)$$

所以当 $k \to \infty$ 时，有

$$\begin{aligned}\mathrm{span}\{Z_k\} &= \mathrm{span}\left\{V\Lambda^k V^{-1} Z_0\right\} = \mathrm{span}\left\{V_p W_p^{(k)} + V_{n-p} W_{n-p}^{(k)}\right\} \\ &\to \mathrm{span}\left\{V_p W_p^{(k)}\right\} = \mathrm{span}\{V_p\}\end{aligned}$$

即 $\mathrm{span}\{Z_k\}$ 趋向于 A 的一个 p 维不变子空间 $\mathrm{span}\{V_p\}$

定理 给定正整数 $p(1 \leq p \leq n)$, 考虑算法 3.1, 假设 A 是可对角化的，且 $|\lambda_1| \geq \cdots \geq |\lambda_p| > |\lambda_{p+1}| \geq \cdots \geq |\lambda_n|$. 则 $\mathrm{span}\{Z_k\}$ 收敛到 A 的一个 p 维不变子空间.

说明：

如果 A 不可对角化, 利用 Jordan 标准型, 可以到同样的结论, 见 [Watkins 2007, Watkins-Elsner 1991].

† 在正交迭代中, 如果我们取 $Z_0 = I$, 则可得到一类特殊的正交迭代算法. 此时, 在一定条件下, 正交迭代会收敛到 A 的 Schur 标准型.

基本思想：通过不断的正交相似变换, 将 A 转化为 (拟) 上三角形式

算法 4.1 QR 迭代算法 (QR Iteration)

1: Set $A_1 = A$ and $k = 1$
2: while not convergence do
3: $\quad [Q_k, R_k] = \mathrm{qr}(A_k)$
4: $\quad$ compute $A_{k+1} = R_k Q_k$
5: $\quad k = k + 1$
6: end while

正交相似性在 QR 迭代算法中, 我们有

$$A_{k+1} = R_k Q_k = \left(Q_k^\top Q_k\right) R_k Q_k = Q_k^\top \left(Q_k R_k\right) Q_k = Q_k^\top A_k Q_k$$

由这个递推关系可得

$$A_{k+1} = Q_k^\top A_k Q_k = \cdots = Q_k^\top Q_{k-1}^\top \cdots Q_1^\top A Q_1 \cdots Q_{k-1} Q_k$$

记 $\tilde{Q}_k = Q_1 \cdots Q_{k-1} Q_k = \left[\tilde{q}_1^{(k)}, \quad \tilde{q}_2^{(k)}, \ldots, \tilde{q}_n^{(k)} \right]$ 则

$$A_{k+1} = \tilde{Q}_k^\top A \tilde{Q}_k \tag{1}$$

即 A_{k+1} 与 A 正交相似　记 $\tilde{R}_k = R_k R_{k-1} \cdots R_1$，则有

$$\begin{aligned}\tilde{Q}_k \tilde{R}_k &= \tilde{Q}_{k-1} (Q_k R_k) \tilde{R}_{k-1} = \tilde{Q}_{k-1} (A_k) \tilde{R}_{k-1} \\ &= \tilde{Q}_{k-1} \left(\tilde{Q}_{k-1}^\top A \tilde{Q}_{k-1} \right) \tilde{R}_{k-1} \\ &= A \tilde{Q}_{k-1} \tilde{R}_{k-1}\end{aligned}$$

由此递推下去, 即可得

$$\tilde{Q}_k \tilde{R}_k = A^{k-1} \tilde{Q}_1 \tilde{R}_1 = A^{k-1} Q_1 R_1 = A^k$$

故

$$\tilde{Q}_k \tilde{R}_k e_1 = A^k e_1$$

假设 $|\lambda_1| > |\lambda_2| \geq \cdots \geq |\lambda_n|$，则当 k 充分大时，$A^k e_1$ 收敛到 A 的模最大特征值 λ_1 所对应的特征向量.

$\rightarrow$ 故 $\tilde{Q}_k$ 的第一列 $\tilde{q}_1^{(k)}$ 也收敛到 λ_1 所对应的特征向量

因此, 当 k 充分大时,$A\tilde{q}_1^{(k)} \rightarrow \lambda_1 \tilde{q}_1^{(k)}$

由 $A_{k+1} = \tilde{Q}_k^\top A \tilde{Q}_k$ 可知 A_{k+1} 的第一列

$$A_{k+1}(:, 1) = \tilde{Q}_k^\top A \tilde{q}_1^{(k)} \rightarrow \lambda_1 \tilde{Q}_k^\top \tilde{q}_1^{(k)} = \lambda_1 e_1$$

结论

A_{k+1} 的第一列的第一个元素收敛到 λ_1, 而其他元素都趋向于 0. 收敛速度取决于 $|\lambda_2/\lambda_1|$ 的大小

观察 $\tilde{Q}_k$ 的最后一列. 由 $A_{k+1} = \tilde{Q}_k^\top A\tilde{Q}_k$ 可知

$$A\tilde{Q}_k = \tilde{Q}_k A_{k+1} = \tilde{Q}_k Q_{k+1} R_{k+1} = \tilde{Q}_{k+1} R_{k+1}$$

所以有

$$\tilde{Q}_{k+1} = A\tilde{Q}_k R_{k+1}^{-1}$$

由于 $\tilde{Q}_{k+1}$ 和 $\tilde{Q}_k$ 都是正交矩阵，上式两边转置后求逆，可得

$$\tilde{Q}_{k+1} = \left(\tilde{Q}_{k+1}^\top\right)^{-1} = \left(\left(R_{k+1}^{-1}\right)^\top \tilde{Q}_k^\top A^\top\right)^{-1} = \left(A^\top\right)^{-1} \tilde{Q}_k R_{k+1}^\top$$

观察等式两边矩阵的最后一列，可得

$$\tilde{q}_n^{(k+1)} = c_1 \left(A^\top\right)^{-1} \tilde{q}_n^{(k)} (c_1 \text{为某个常数})$$

以此类推，可知

$$\tilde{q}_n^{(k+1)} = c \left(A^\top\right)^{-k} \tilde{q}_n^{(1)} (c\text{为某个常数})$$

假定 $|\lambda_1| \geq \cdots \geq |\lambda_{n-1}| > |\lambda_n| > 0$ 则 λ_n^{-1} 是 $\left(A^\top\right)^{-1}$ 的模最大特征值. 由幂迭代可知 $\tilde{q}_n^{(k+1)}$ 收敛到 λ_n^{-1} 所对应的特征向量，即

$$\left(A^\top\right)^{-1} \tilde{q}_n^{(k+1)} \to \lambda_n^{-1} \tilde{q}_n^{(k+1)} \quad (k \to \infty)$$

所以

$$A^\top \tilde{q}_n^{(k)} \to \lambda_n \tilde{q}_n^{(k)} \quad (k \to \infty)$$

由 $A_{k+1} = \tilde{Q}_k^\top A \tilde{Q}_k$ 可知 $A_{k+1}^\top$ 的最后一列

$$A_{k+1}^\top(:, n) = \tilde{Q}_k^\top A^\top \tilde{q}_n^{(k)} \to \lambda_n \tilde{Q}_k^\top \tilde{q}_n^{(k)} = \lambda_n e_n$$

A_{k+1} 的最后一行的最后一个元素收敛到 λ_n，而其它元素都趋向于 0. 收敛速度取决于 $|\lambda_n/\lambda_{n-1}|$ 的大小　下面的定理给出了 QR 迭代算法与正交迭代算法 $(Z_0 = I)$ 之间的关系.

定理 假定正交迭代算法 3.1 和 QR 算法 4.1 中所涉及的 QR 分解都是唯一的. A_k 是由 QR 迭代算法 4.1 生成的矩阵, Z_k 是由正交迭代算法 3.1 (取 $Z_0 = I$) 生成的矩阵, 则有

$$A_{k+1} = Z_k^\top A Z_k$$

定理 设 $A = V\Lambda V^{-1} \in \mathbb{R}^{n\times n}$，其中 $\Lambda = \mathrm{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \ldots, \lambda_n)$，且 $|\lambda_1| > |\lambda_2| > \cdots > |\lambda_n|$. 若 V^{-1} 的所有顺序主子矩阵都非奇异 (即 V^{-1} 存在 LU 分解)，则 A_k 的对角线以下的元素收敛到 0

说明：

需要指出的是, 由于 D_k 的元素不一定收敛, 故 A_{k+1} 对角线以上 (不含对角线) 的元素不一定收敛, 但这不妨碍 A_{k+1} 的对角线元素收敛到 A 的特征值 (即 A_{k+1} 的对角线元素是收敛的)

例 QR 迭代算法演示 (见 Eig_QR.m). 设

$$A = X \begin{bmatrix} 9 & & & \\ & 5 & & \\ & & 3 & \\ & & & 1 \end{bmatrix} X^{-1}$$

其中 X 是由 MATLAB 随机生成的非奇异矩阵.

在迭代过程中, 对于 Ak 的下三角部分中元素, 如果其绝对值小于某个阈值 tol, 则直接将其设为 0, 即

$$a_{ij}^{(k)} = 0 \quad \text{if} \quad i > j \text{ and } \left|a_{ij}^{(k)}\right| < \text{tol}$$

这里我们取 $\text{tol} = 10^{-6}\max_{1\le i,j\le n}\left\{\left|a_{ij}^{(k)}\right|\right\}$，迭代过程如下：

```
A =

   6.5629e+00   3.1505e+00   2.4882e+00  -4.5006e+00
   3.1564e+00   4.6079e+00   1.4346e+00  -2.9295e+00
  -3.5367e-02   9.7647e+00   7.7607e+00  -8.7044e+00
   3.7514e+00   2.4217e+00   5.2685e-01  -9.3141e-01
A_7 =

   1.0079e+01   2.0598e+00  -8.7382e-02  -1.4010e+01
  -2.6356e+00   3.9694e+00   5.3709e+00   2.8474e+00
  -1.0317e-02  -1.8888e-02   2.9523e+00  -1.4913e+00
            0  -1.4296e-05   1.3377e-03   9.9898e-01

A_8 =

   9.8306e+00   3.5979e+00  -1.4282e+00   1.4272e+01
  -1.1084e+00   4.1983e+00   5.1778e+00   7.8545e-01
  -2.9432e-03  -1.2199e-02   2.9714e+00   1.5095e+00
            0            0  -4.5563e-04   9.9966e-01
```

```
A_12 =
    9.0830e+00   4.6472e+00  -2.4491e+00   1.3798e+01
   -7.2867e-02   4.9207e+00   4.7783e+00   3.7229e+00
   -2.9534e-05  -1.5694e-03   2.9963e+00   1.5315e+00
             0            0            0   1.0000e+00
A_13 =
    9.0460e+00   4.6811e+00   2.4859e+00  -1.3767e+01
   -3.9787e-02   4.9562e+00  -4.7591e+00  -3.8330e+00
             0   9.3992e-04   2.9978e+00   1.5328e+00
             0            0            0   1.0000e+00
A_22 =
    9.0002e+00   4.7219e+00  -2.5302e+00   1.3729e+01
   -1.9625e-04   4.9998e+00   4.7355e+00   3.9669e+00
             0            0   3.0000e+00   1.5346e+00
             0            0            0   1.0000e+00
```

```
A_28 =

   9.0000e+00   4.7221e+00  -2.5304e+00   1.3729e+01
            0   5.0000e+00   4.7354e+00   3.9675e+00
            0            0   3.0000e+00   1.5346e+00
            0            0            0   1.0000e+00
```

为了加快 QR 迭代的收敛速度, 可以采用位移策略 和反迭代的思想

算法 4.2 带位移的 QR 迭代算法 (QR Iteration with shift)

1: Set $A_1 = A$ and $k = 1$
2: while not convergence do
3: Choose a shift σ_k
4: $\quad [Q_k, R_k] = qr(A_k - \sigma_k I)$
5: $\quad$ compute $A_{k+1} = R_k Q_k + \sigma_k I$
6: $\quad k = k + 1$
7: end while

正交相似性

$$\begin{aligned} A_{k+1} = R_k Q_k + \sigma_k I &= \left(Q_k^\top Q_k\right) R_k Q_k + \sigma_k I \\ &= Q_k^\top \left(A_k - \sigma_k I\right) Q_k + \sigma_k I \\ &= Q_k^\top A_k Q_k \end{aligned}$$

位移 σ_k 的选取

在前面的分析可知,$A_{k+1}(n,n)$ 收敛到 A 的模最小特征值.

若 σ_k 就是 A 的一个特征值，则 $A_k - \sigma_k I$ 的模最小特征值为 0, 故 QR 算法迭代一步就收敛. 此时

$$A_{k+1} = R_k Q_k + \sigma_k I = \begin{bmatrix} A_{k+1}^{(n-1)\times(n-1)} & * \\ 0 & \sigma_k \end{bmatrix}$$

A 的其它特征值可通过对 $A_{k+1}^{(n-1)\times(n-1)}$ 使用带位移 QR 迭代算法得到.
通常, 如果 σ_k 与 A 的某个特征值非常接近, 则收敛速度通常会很快. 由于 $A_k(n,n)$ 收敛到 A 的一个特征值, 所以在实际使用中, 一个比较直观的位移选择策略是 $\sigma_k = A_k(n,n)$. 事实上, 这样的位移选取方法通常会使得 QR 迭代算法有二次收敛速度.
例 带位移的 QR 迭代算法演示 ($\mathrm{Eig_QR_shift.m}$).
所有数据和设置与例 4.1 相同, 在迭代过程中, 取 $\sigma_k = A_k(n,n)$. 如果 $A_k(n,n)$ 已经收敛, 则取 $\sigma_k = A_k(n-1,n-1)$

```
A =

   6.5629e+00   3.1505e+00   2.4882e+00  -4.5006e+00
   3.1564e+00   4.6079e+00   1.4346e+00  -2.9295e+00
  -3.5367e-02   9.7647e+00   7.7607e+00  -8.7044e+00
   3.7514e+00   2.4217e+00   5.2685e-01  -9.3141e-01

A_5 =

   5.5186e+00  -3.0411e-01   4.4529e+00  -5.1700e+00
  -4.9782e+00   8.5660e+00   3.0148e+00   1.3331e+01
  -3.9116e-02  -1.7945e-03   2.9153e+00  -1.4587e+00
            0            0            0   1.0000e+00
```

```
A_7 =

   9.4467e+00   4.2553e+00  -2.0222e+00  -1.4068e+01
  -4.6678e-01   4.5533e+00   4.9737e+00  -2.5126e+00
            0            0   3.0000e+00  -1.5346e+00
            0            0            0   1.0000e+00

A_10 =

   9.0000e+00  -4.7221e+00   2.5304e+00   1.3729e+01
            0   5.0000e+00   4.7354e+00  -3.9676e+00
            0            0   3.0000e+00  -1.5346e+00
            0            0            0   1.0000e+00
```

第四讲 非对称特征值问题

直接实施 QR 方法的困难: 运算量

每一步迭代需要做一次 QR 分解和矩阵乘积, 运算量为 $O(n^3)$ 即使每计算一个特征值只需迭代一步, 则总运算量为 $O(n^4)$

我们的目标: 从 $O(n^4)$ 减小到 $O(n^3)$

实现方法：两个步骤

1. 首先通过相似变化将 A 转化成一个上 H essenberg 矩阵
2. 对这个 Hessenberg 矩阵实施隐式 QR 迭代

隐式 QR 迭代:

在 QR 迭代算法中, 并不进行显式的 QR 分解和矩阵乘积, 而是通过特殊手段来实现从 A_k 到 A_{k+1} 的迭代，并且将运算量控制在 $O(n^2)$ 量级，从而将总运算量降到 $O(n^3)$ 上 Hessenberg 矩阵:$H = [h_{ij}] \in \mathbb{R}^{n\times n}$ 当 $i > j+1$ 时，有 $h_{ij} = 0$

定理设 $A \in \mathbb{R}^{n\times n}$，则存在正交矩阵 $Q \in \mathbb{R}^{n\times n}$ 使得 $QAQ^\top$ 是上 Hessenberg 矩阵

下面我们以一个 5×5 的矩阵 A 为例, 给出具体的转化过程, 采用的工具为 Householder 变换.

第一步：令 $Q_1 = \mathrm{diag}(I_{1\times 1}, H_1)$，其中 H_1 是对应于向量 $A(2:5,1)$ 的

Householder 矩阵. 于是可得

$$Q_1A = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \end{bmatrix}$$

由于用 Q_1^T 右乘 Q_1A, 不会改变 Q_1A 的第一列元素的值, 故

$$A_1 \triangleq Q_1AQ_1^\top = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \end{bmatrix}$$

第二步：令 $Q_2 = \mathrm{diag}\,(I_{2\times 2}, H_2)$, 其中 H_2 是对应于向量 $A_1(3:5,2)$ 的 Householder 矩阵, 则用 Q_2 左乘 A_1 时, 不会改变 A_1 的第一列元素的值. 用

$Q_2^\top$ 右乘 Q_2A_1 时，不会改变 Q_2A_1 前两列元素的值. 因此

$$Q_2A_1 = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \end{bmatrix} A_2 \triangleq Q_2A_1Q_2^\top = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \end{bmatrix}$$

第三步：令 $Q_3 = \mathrm{diag}\,(I_{3\times3}, H_3)$，其中 H_3 是对应于向量 $A_2(4:5,3)$ 的 Householder 矩阵, 则有

$$Q_3A_2 = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * \end{bmatrix} A_3 \triangleq Q_3A_2Q_3^\top = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * \end{bmatrix}$$

这时我们就将 A 转化成一个上 Hessenberg 矩阵，即 $QAQ^\top = A_3$，其中 $Q = Q_3Q_2Q_1$ 是正交矩阵，A_3 是上 Hessenberg 矩阵.

第三步： 令 $Q_3 = \mathrm{diag}(I_{3\times 3}, H_3)$，其中 H_3 是对应于向量 $A_2(4:5,3)$ 的 Householder 矩阵，则有

$$Q_3A_2 = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * \end{bmatrix} \text{和} A_3 \triangleq Q_3A_2Q_3^\top = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * \end{bmatrix}$$

这时，我们就将 A 转化成一个上 Hessenberg 矩阵，即 $QAQ^T = A_3$，其中 $Q = Q_3Q_2Q_1$ 是正交矩阵，A_3 是上 Hessenberg 矩阵。

上 Hessenberg 化算法

算法 5.1 上 Hessenberg 化算法 (Upper Hessenberg Reduction)

1: set $Q = I$

2: for $k = 1$ to $n-2$ do

3: compute Hessenberg matrix H_k with respect to $A(k+1:n,k)$

4: $A(k+1:n,k:n) = H_k \cdot A(k+1:n,k:n)$
$= A(k+1:n,k:n) - \beta_k v_k \left(v_k^\top A(k+1:n,k:n)\right)$

5: $$\begin{aligned} A(1:n,k+1:n) &= A(1:n,k+1:n)\cdot H_k^\top \\ &= A(1:n,k+1:n) - \beta_k A(1:n,k+1:n) v_k v_k^\top \end{aligned}$$

6: $$\begin{aligned} Q(k+1:n,k:n) &= H_k \cdot Q(k+1:n,k:n) \\ &= Q(k+1:n,k:n) - \beta_k v_k \left(v_k^\top Q(k+1:n,k:n)\right) \end{aligned}$$

7: end for

说明：

- 在实际计算时，我们不需要显式地形成 Householder 矩阵 H_k。
- 上述算法的运算量大约为 $\frac{14}{3}n^3 + \mathcal{O}\left(n^2\right)$。如果不需要计算特征向量，则正交矩阵 Q 也不用计算，此时运算量大约为 $\frac{10}{3}n^3 + \mathcal{O}\left(n^2\right)$。
- 上 Hessenberg 矩阵的一个很重要的性质就是在 QR 迭代中保持形状不变。

定理　设 $A \in \mathbb{R}^{n\times n}$ 是非奇异上 Hessenberg 矩阵，其 QR 分解为 $A = QR$，则 $\tilde{A} \triangleq RQ$ 也是上 Hessenberg 矩阵。

若 A 是奇异的，也可以通过选取适当的 Q，使得上述结论成立。

由此可知，如果 A 是上 Hessenberg 矩阵，则 QR 迭代中的每一个 A_k 都是上 Hessenberg 矩阵矩阵。这样在进行 QR 分解时，运算量可大大降低。

Hessenberg 矩阵另一重要性质：在 QR 迭代中保持下次对角线元素非零。

定理 设 $A \in \mathbb{R}^{n\times n}$ 是上 Hessenberg 矩阵且下次对角线元素均非零，即 $a_{i+1,i} \neq 0, i = 1, 2, \ldots, n-1$。设其 QR 分解为 $A = QR$，则 $\tilde{A} \triangleq RQ$ 的下次对角线元素也都非零。

若 A 村咋子某个下次对角线元素为零，则 A 一定可约。因此，我们只需考虑下次对角线均非零的情形。

推论 $\tilde{A} \triangleq RQ$ 则在带位移的 QR 迭代中，所有的 A_k 的下次对角线元素均非零。 在 QR 迭代中，我们要先做 QR 分解 $A_k = Q_k R_k$，然后计算 $A_{k+1}k = Q_k R_k$. 但事实上，我们可以直接计算出 A_{k+1}。这就是隐式 QR 迭代。

不失一般性，我们假定 A 是不可约的上 Hessenberg 矩阵。

隐式 QR 迭代的理论基础就是下面的隐式 Q 定理。

定理 (ImplicitQTheorem) 设 $H = Q^{\top}AQ \in \mathbb{R}^{n\times n}$ 是一个不可约上 Hessenberg 矩阵，其中 $Q \in \mathbb{R}^{n\times n}$ 是正交矩阵，则 Q 的第 2 至第 n 列均由 Q 的第一列所唯一确定（可相差一个符号）。

由于 Q_k 的其他列都由 Q_k 的第一列唯一确定（至多相差一个符号），所以我们只要找到一个正交矩阵 $\tilde{Q}_k$ 使得其第一列与 $\tilde{Q}_k$ 的第一列相等，且 $\tilde{Q}_k^{\top} A_k \tilde{Q}_k$ 为上 Hessenberg 矩阵，则由隐式 Q 定理可知 $\tilde{Q}_k = WQ_k$，其中

$W=\mathrm{diag}(1,\pm 1,\ldots,\pm 1)$，于是

$$\tilde{Q}_k^\top A_k \tilde{Q}_k = W^\top Q_k^\top A_k Q_k W = W^\top A_{k+1} W$$

。又 $W^\top A_{k+1} W$ 与 A_{k+1} 相似，且对角线元素相等，而其他元素也至多相差一个符号，所以不会影响 A_{k+1} 的收敛性，即下三角元素收敛到 0，对角线元素收敛到 A 的特征值。

在 QR 迭代算法中，如果我们直接令 $A_{k+1}=\tilde{Q}_k^\top A_k \tilde{Q}_k$，则其收敛性与原 QR 迭代算法没有任何区别！这就是隐式 QR 迭代的基本思想。

由于 A 是上 Hessenberg 矩阵，因此在实际计算中，我们只需 Givens 变换。

下面我们举一个例子，具体说明如何利用隐式 Q 定理，由 A_1 得到 A_2。

设 $A\in\mathbb{R}^{5\times 5}$ 是一个不可约上 Hessenberg 矩阵，即

$$A_1 = A = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * \end{bmatrix}$$

第一步： 构造一个 Givens 变换

$$G_1^\top \triangleq G(1,2,\theta_1) = \begin{bmatrix} c_1 & s_1 & \\ -s_1 & c_1 & \\ & & I_3 \end{bmatrix} \qquad (c_1, s_1 \text{待定})$$

于是有

$$G_1^\top A = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * \end{bmatrix} \text{和} A^{(1)} \triangleq G_1^\top A G_1 = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ + & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * \end{bmatrix}$$

与 A_1 相比较，$A^{(1)}$ 在 $(3,1)$ 位置上多出一个非零元，我们把它记为 “+”，并称之为bulge。在下面的计算过程中，我们的目标就是将其 “赶” 出矩阵，从而得到一个新的上 Hessenberg 矩阵，即 A_2。

第二步： 为了消去这个 bulge，我们可以构造 Givens 变换

$$G_2^\top \triangleq G(2,3,\theta_2) = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ & c_2 & s_2 & \\ & -s_2 & c_2 & \\ & & & I_2 \end{bmatrix} \text{使得} G_2^\top A^{(1)} = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * \end{bmatrix}$$

为了保持与原矩阵的相似性，需要再右乘 G_2，所以

$$A^{(2)} \triangleq G_2^\top A^{(1)} G_2 = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & + & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * \end{bmatrix}$$

此时，bugle 从 $(3,1)$ 位置被“赶”到 $(4,2)$ 位置。

第三步： 与第二步类似，构造 Givens 变换

$$G_3^\top \triangleq G(3,4,\theta_3) = \begin{bmatrix} I_2 & & & \\ & c_3 & s_3 & \\ & -s_3 & c_3 & \\ & & & 1 \end{bmatrix} \text{使得} G_3^\top A^{(2)} = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * \end{bmatrix}$$

这时

$$A^{(3)} \triangleq G_3^\top A^{(2)} G_3 = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & + & * & * \end{bmatrix}$$

于是，bugle 又从 $(4,2)$ 位置被“赶”到 $(5,3)$ 位置。

第四步： 再次构造 Givens 变换

$$G_4^\top \triangleq G(4,5,\theta_4) = \begin{bmatrix} 1 & & & & \\ & 1 & & & \\ & & 1 & & \\ & & & c_4 & s_4 \\ & & & -s_4 & c_4 \end{bmatrix} \text{使得} G_4^\top A^{(3)} = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * \end{bmatrix}$$

这时

$$A^{(4)} \triangleq G_4^\top A^{(3)} G_4 = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * \end{bmatrix}$$

现在，bulge 被“赶”出矩阵，$A(4)$ 就是我们所要的矩阵！

算法分析，以及 c_1, s_1 的取值

常规 QR 迭代：$A_1 = Q_1R_1, A_2 = R_1Q_1 \Longrightarrow A_2 = Q_1^\top A_1 Q_1$

根据前面的计算过程，有

$$A^{(4)} = G_4^\top G_3^\top G_2^\top G_1^\top A_1 G_1 G_2 G_3 G_4 = \tilde{Q}_1^\top A_1 \tilde{Q}_1$$

，其中 $\tilde{Q}_1 = G_1G_2G_3G_4 \Longrightarrow A^{(4)} = \tilde{Q}_1^\top A_1 \tilde{Q}_1$
通过直接计算可知，$\tilde{Q}_1$ 的第一列为

$$[c_1, s_1, 0, 0, 0]^\top$$

如果将其取为 A_1 的第一列 $[a_{11}, a_{21}, 0, \ldots, 0]^\top$ 单位化后的向量，则 $\tilde{Q}_1$ 的第一列与 Q_1 的第一列相同！$\Longrightarrow A^{(4)} = W^\top A_2 W$
针对带位移的 QR 方法，我们取 $A_1 - \sigma_1 I$ 的第一列

$$[a_{11} - \sigma_1, a_{21}, 0, \ldots, 0]^\top$$

单位化后的向量作为 G_1 的第一列即可。
运算量：
如果 $A \in \mathbb{R}^{n\times n}$ 是上 Hessenberg 矩阵, 则使用上面的算法，带位移 QR 迭代中每一步的运算量为 $6n^2 + O(n)$。
通常，位移越离某个特征值越近，则收敛速度就越快。
由习题 4.10 可知，如果位移 σ 与某个特征值非常接近，则 $A_k(n,n) - \sigma$ 就非常接近于 0。
这说明$A_k(n,n)$ 通常会首先收敛到 A 的一个特征值。所以$\sigma = A_k(n,n)$ 是一个不错的选择。但是，如果这个特征值是复数，这种唯一选取方法就可能失效。

双位移策略

设 $\sigma \in \mathbb{C}$ 是 A 的某个复特征值 λ 的一个很好的近似，则其共轭 $\overline{\sigma}$ 也应该是 $\overline{\lambda}$ 的一个很好的近似。因此我们可以考虑双位移策略，即先以 λ 为位移迭代一次，然后再以 $\overline{\sigma}$ 为位移迭代一次，如此不断交替进行迭代。

这样就有

$$\begin{aligned} A_1 - \sigma I &= Q_1 R_1 \\ A_2 &= R_1 Q_1 + \sigma I \\ A_2 - \overline{\sigma} I &= Q_2 R_2 \\ A_3 &= R_2 Q_2 + \overline{\sigma} I \end{aligned}$$

容易验证

$$A_3 = Q_2^\top A_2 Q_2 = Q_2^* Q_1^* A_1 Q_1 Q_2 = Q^* A_1 Q$$

其中 $Q = Q_1 Q_2$

我们注意到 σ 可能是复的，所以 Q_1 和 Q_2 都可能是复矩阵。但我们却可以选取适当的 Q_1 和 Q_2，使得 $Q = Q_1 Q_2$ 是实矩阵。

双位移策略的实现

由前面的结论可知，存在 Q_1 和 Q_2，使得 $Q = Q_1 Q_2$ 是实矩阵，从而

$$A_3 = Q^\top A_1 Q$$

也是实矩阵。因此我们希望不计算 A_2，而是直接从 A_1 得到 A_3

实现方式：

根据隐式 Q 定理：只要找到一个实正交矩阵 Q，使得其第一列与

$$A_1^2 - 2\operatorname{Re}(\sigma)A_1 + |\sigma|^2 I$$

的第一列平行，并且 $A_3 = Q^\top A_1 Q$ 是上 Hessenberg 矩阵即可。

易知，$A_1^2 - 2\operatorname{Re}(\sigma)A_1 + |\sigma|^2 I$ 的第一列为

$$\begin{bmatrix} a_{11}^2 + a_{12}a_{21} - 2\operatorname{Re}(\sigma)a_{11} + |\sigma|^2 \\ a_{21}\left(a_{11} + a_{22} - 2\operatorname{Re}(\sigma)\right) \\ a_{21}a_{32} \\ 0 \\ \vdots \end{bmatrix} \tag{2}$$

所以 Q 的第一列是上述向量的单位化。

其他过程可以通过隐式 QR 迭代来实现。但此时的“bulge” 是一个 2×2 的小矩阵。因此，在双位移隐式 R 迭代过程中，需要使用 Householder 变换。

需要指出的是，双位移 QR 迭代算法中的运算都是实数运算。

下面通过一个例子来说明如何在实数运算下实现双位移隐式 QR 迭代。
设 $A \in \mathbb{R}^{6\times 6}$ 是一个不可约上 Hessenberg 矩阵, 即

$$A_1 = A = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & 0 & * & * \end{bmatrix}$$

第一步： 构造一个正交矩阵 $H_1 = \begin{bmatrix} \tilde{H}_1^\top & 0 \\ 0 & I_3 \end{bmatrix}$, 其中 $\tilde{H}_1 \in \mathbb{R}^{3\times 3}$, 使得第一列与 $A_1^2 - 2\,\mathrm{Re}(\sigma)A_1 + |\sigma|^2 I$ 的第一列平行。于是有

$$H_1^\top A = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * & * \\ + & * & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & 0 & * & * \end{bmatrix} \text{和} A^{(1)} \triangleq H_1^\top A H_1 = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * & * \\ + & * & * & * & * & * \\ + & + & * & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & 0 & * & * \end{bmatrix}$$

与 A_1 相比较，$A^{(1)}$ 在 $(3,1),(4,1)$ 和 $(4,2)$ 位置上出现 bulge。在下面的计算过程中，我们的目标就是把它们”赶“出矩阵，从而得到一个新的上 Hessenberg 矩阵。

第二步： 令 $H_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \tilde{H}_2^\top & 0 \\ 0 & 0 & I_2 \end{bmatrix}$，其中 $\tilde{H}_2 \in \mathbb{R}^{3\times 3}$ 是对应于 $A(2:4,1)$ 的 Householder 变换, 使得

$$H_2^\top A^{(1)} = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * & * \\ 0 & + & * & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & 0 & * & * \end{bmatrix} \text{和} A^{(2)} \triangleq H_2^\top A^{(1)} H_2 = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & + & * & * & * \\ 0 & + & + & * & * \\ 0 & 0 & 0 & 0 & * \end{bmatrix}$$

这时，我们将 bugle 向右下角方向”赶“了一个位置。

第三步 与第二步类似，令 $H_3 = \begin{bmatrix} I_2 & 0 & 0 \\ 0 & \tilde{H}_3^\top & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$，其中 $\tilde{H}_3 \in \mathbb{R}^{3\times 3}$ 是对

应于 $A(3:5,2)$ 的 Householder 变换, 使得

$$H_3^\top A^{(2)} = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & + & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & 0 & * & * \end{bmatrix} \text{和} A^{(3)} \triangleq H_3^\top A^{(2)} H_3 = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & + & * & * \\ 0 & 0 & + & + & * \end{bmatrix}$$

这时, bugle 又被向右下角方向”赶“了一个位置。

第四步 令 $H_4 = \begin{bmatrix} I_3 & 0 \\ 0 & \tilde{H}_4^\top \end{bmatrix}$, 其中 $\tilde{H}_4 \in \mathbb{R}^{3\times 3}$ 是对应于 $A(4:6,3)$ 的 Householder 变换, 使得

$$H_4^\top A^{(3)} = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & + & * & * \end{bmatrix} \text{和} A^{(4)} \triangleq H_4^\top A^{(3)} H_4 = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * \\ 0 & 0 & 0 & + & * \end{bmatrix}$$

第五步　只需构造一个 Givens 变换 $G_5 = \begin{bmatrix} I_4 & 0 \\ 0 & G(4,5,\theta)^\top \end{bmatrix}$，使得

$$G5^\top A^{(4)} = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & 0 & * & * \end{bmatrix} \text{和} A^{(5)} \triangleq G_5^\top A^{(4)} G_5 = \begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ 0 & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * & * \\ 0 & 0 & 0 & 0 & * \end{bmatrix}$$

现在，bulge 已经被全部消除，且

$$A^{(5)} = Q^\top AQ$$

，其中 $Q = H_1H_2H_3H_4G_5$。通过直接计算可知，Q 的第一列即为 H_1 的第一列。根据隐式 Q 定理，可以直接令 $A_3 \triangleq A^{(5)} = Q^\top AQ$。

位移的具体选取

在单位移 QR 迭代算法中, 若 A 的特征值都是实的, 则取 $\sigma_k = A_k(n,n)$. 推广到复共轭特征值上，我们可以取 A_k 的右下角矩阵

$$\begin{bmatrix} A_k(n-1,n-1) & A_k(n-1,n) \\ A_k(n,n-1) & A_k(n,n) \end{bmatrix}$$

的复共轭特征值作为双位移。这样选取的位移就是Francis 位移。
如果上述矩阵的两个特征值都是实的，则选取其中模较小的特征值做单位移。
采用 Francis 位移的 QR 迭代会使得 A_k 的右下角收敛到一个上三角矩阵 (两个实特征值) 或一个 2 阶的矩阵 (一对复共轭特征值)，而且通常会有二次收敛性。在实际计算中，一个特征值一般平均只需迭代两步。
收敛性判断：
判断收敛性主要是看 $A_k(n-1, n-2)$（或 $A_k(n, n-1)$）是否趋向于 0。
需要指出的是，QR 迭代并不是对所有的矩阵都收敛。例如：

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

对于上面的矩阵，采用 Francis 位移的 QR 迭代算法无效。另外，也可以考虑多重位移策略，参见[Watkins 2007]。 收缩 (deflation) 技术是实用 QR 迭代中的一个非常重要概念。
隐式 QR 迭代过程中，当矩阵 A_{k+1} 的某个下次对角线元素 $a_{i+1,i}$ 很小时，我们可以将其设为 0。
由于 A_{k+1} 是上 Hessenberg 矩阵，这时 A_{k+1} 就可以写成分块上三角形式，

其中两个对角块都是上 Hessenberg 矩阵。
因此我们可以将隐式 QR 迭代作用在这两个规模相对较小的矩阵上，从而可以大大节约运算量。

设 A 的特征值都是实的，$R = Q^TAQ$ 是其 Schur 标准型。若 $Ax = \lambda x$，则 $Ry = \lambda y$，其中 $y = Q^Tx$ 或 $x = Qy$。故只需计算 R 的特征向量 y 即可。
因为 R 的对角线元素即为 A 的特征值，不妨设 $\lambda = R(i, i)$。
假定 λ 是单重特征值，则方程 $(R - \lambda I)y = 0$ 即为

$$\begin{bmatrix} R_{11} - \lambda I R_{12} & R_{13} & \\ 0 & 0 & R_{23} \\ 0 & 0 & R_{33} - \lambda I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix} = 0$$

即

$$(R_{11} - \lambda I)\, y_1 + R_{12}y_2 + R_{13}y_3 = 0 \tag{3}$$

$$R_{23}y_3 = 0 \tag{4}$$

$$(R_{33} - \lambda I)\, y_3 = 0 \tag{5}$$

其中 $R_{11} \in \mathbb{R}^{(i-1)\times(i-1)}, R_{33} \in \mathbb{R}^{(n-i)\times(n-i)}$。由于 λ 是单重特征值，故 $R_{33} - \lambda I$ 非奇异，因此 $y_3 = 0$。令 $y_2 = 1$，则可得

$$y_1 = (R_{11} - \lambda I)^{-1} R_{12}$$

因此计算特征向量 y 只需求解一个上三角线性方程组。

若 λ 是多重特征值，则据算方法类似。但如果 A 有负特征值，则需要利用实 Schur 标准型，计算较复杂。

设 $A, B \in \mathbb{R}^{n\times n}$，若存在 $\lambda \in \mathbb{C}$ 和非零向量 $x \in \mathbb{C}^n$ 使得

$$Ax = \lambda Bx$$

则称 λ 为矩阵对 (A, B) 的特征值，x 为对应的特征向量。
计算矩阵对 (A, B) 的特征值和特征向量就是广义特征值问题
当 B 非奇异时，广义特征值问题就等价于标准特征值问题

$$B^{-1}Ax = \lambda x \text{或} AB^{-1}y = \lambda y$$

其中 $y = Bx$。
容易看出，λ 是 (A, B) 的一个特征值当且仅当

$$\det(A - \lambda B) = 0 \tag{6}$$

若6对所有 $\lambda \in \mathbb{C}$ 都成立，则称矩阵对 (A, B) 是奇异矩阵对，否则称为正则矩阵对。
当 B 非奇异时，特征方程6是一个 n 次多项式，因此恰好有 n 个特好找呢个字。当 B 奇异时，特征方程6的次数低于 n，因此方程的解的个数小于 n。但是，注意带 $\lambda \neq 0$ 是 (A, B) 的 t 特征值当且仅当 $\mu = \frac{1}{\lambda}$ 是 (B, A) 的特征值。因此，当 B 奇异时，$\mu = 0$ 是 (B, A) 的特征值，于是我们自然的把

$\lambda = \frac{1}{u} = \infty$ 当作是 (A, B) 的特征值。所以广义特征值不是分布在 $\mathbb{C}$ 上，而是分布在 $\mathbb{C} \cup \{\infty\}$ 上。

容易验证，若 U, V 非奇异，则矩阵对 (U^*AV, U^*BV) 的特征值与 (A, B) 是一样的。因此我们称这种变换为矩阵对的等价变换。如果 U, V 是酉矩阵，则称为酉等价变换。 广义 Schur 分解是矩阵对在酉等价变换下的最简形式。

定理 (广义 Schur 分解) 设 $A, B \in \mathbb{C}^{n\times n}$，则存在酉矩阵 $Q, Z \in \mathbb{C}^{n\times n}$，使得

$$Q^*AZ = R_A, \quad Q^*BZ = R_B \tag{7}$$

其中 $R_A, R_B \in \mathbb{C}^{n\times n}$ 都是上三角矩阵。此时矩阵对 (A, B) 的特征值为 R_A 和 R_B 的对角线元素的比值，即

$$\lambda_i = \frac{R_A(i,i)}{R_B(i,i)}, \quad i = 1, 2, \ldots, n$$

当 $R_B(i,i) = 0$ 时，对应的特征值 $\lambda_i = \infty$。

证明参见[Xu-Qian 2011]。

与实 Schur 分解类似, 当 A, B 都是实矩阵时，我们有相应的广义实 Schur 分解。

定理 (广义 Schur 分解) 设 $A, B \in \mathbb{R}^{n\times n}$，则存在酉矩阵 $Q, Z \in \mathbb{R}^{n\times n}$，使得

$$Q^TAZ = T_A, \quad Q^TBZ = T_B \tag{8}$$

其中 $T_A, T_B \in \mathbb{R}^{n\times n}$ 都是拟上三角矩阵。

证明参见[Xu-Qian 2011]。

QZ 迭代是用于计算 (A, B) 的广义 Schur 分解的算法, 是 QR 算法的自然推广， 实质上可以看作是将 QR 算法作用到矩阵 AB^{-1} 上。

详细算法可参见[Kressner 2005, Xu-Qian 2011]。

考虑 n 次多项式

$$q_n(x) = x^n + c_{n-1}x^{n-1} + \cdots + c_1 x + c_0, \quad c_i \in \mathbb{R}$$

- 由代数学基本定理可知，$p_n(x)$ 在复数域中有且仅有 n 的零点
- $n \geq 5$ 时，不存在求根公式
- 非线性迭代方法求解
- MATLAB 中的roots命令: 通过特征值计算方法求出所有零点

友矩阵

$$A = \begin{bmatrix} 0 & & -c_0 & \\ 1 & 0 & & -c_1 \\ \ddots & \ddots & \vdots & \\ & & 1 & -c_{n-1} \end{bmatrix}$$

多项式$q_n(x)$的零点 $\Longleftrightarrow$ A的特征值

- 无需上 Hessenberg 化

- A 非常稀疏，但经过一步 QR 迭代后，上三角部分的零元素会消失，总运算量仍是 $O(n^3)$
- 快速 QR 方法：利用 A 的特殊结构，运算量 $O(n^2)$

将 A 写成一个酉矩阵与秩一矩阵之差，具体实现参见相关文献。