

対称行列に対する Householder 三重対角化の精度保証

2011SE217 小澤 大地

指導教員：杉浦 洋

1 はじめに

対称行列 A の固有値問題における, Householder 三重対角化法 [1] は, Householder 変換により A を相似変換して, 三重対角行列 T を作り, 問題を T の固有値問題に帰着させる. これを数値的に実行すると, T の近似 \tilde{T} が求まる. 本論の目的は \tilde{T} の固有値と A の固有値の差を評価することである.

2 区間演算

区間解析では, 区間を数の拡張と考える. ここで, 区間とは, 閉区間

$$[x, \bar{x}] = \{x \in \mathbb{R} | x \leq x \leq \bar{x}\}$$

である. 区間を $[x] = [x, \bar{x}]$ と表すこともある.

関数 $f: D \subset \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ を領域 D で連続な関数とする. 関数 f を区間関数

$$f([x]) = \{f(x) | x \in [x]\} \quad ([x] \subset D)$$

により \mathbb{R} 上の関数に拡張できる. Mathematica には基本的な実数関数の区間関数が実装されている.

区間を要素とする行列

$$[A] = ([a_{ij}])$$

を区間行列と言う, Mathematica の区間演算で行列積 AB を含む区間

$$[C] = [A][B] \ni AB$$

が計算できる.

3 Householder 三重対角化

Householder 行列 $H(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ は, ベクトル $\mathbf{q} \in \mathbb{R}^n$, $\|\mathbf{q}\|_2 = \sqrt{2}$ により,

$$H(\mathbf{q}) = I - \mathbf{q}\mathbf{q}^T \quad (1)$$

で定義される対称直交行列である.

任意のベクトル $\mathbf{a} = (a_1, a_2, \dots, a_n)^T \in \mathbb{R}^n$ に対し, Householder 行列 $H(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ が存在し,

$$H(\mathbf{q})\mathbf{a} = b\mathbf{e}_1, b = \pm\|\mathbf{a}\|_2 \quad (2)$$

とすることができる. 符号 \pm は任意に選べるが, 計算上で桁落ちの少ない方を選ぶ.

Householder 三重対角化 [1] は, Householder 行列を用いて n 次対称行列 A を相似変換し, 対称三重対角行列 T を作る.

すなわち, $i = 1, 2, \dots, n-2$ の順に適切に

$$H(\mathbf{q})_i = \begin{pmatrix} I_i & O \\ O & H(\mathbf{q}_i) \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{n \times n} \quad (3)$$

を定め

$$\begin{aligned} QAQ^T &= T, \\ Q &= H(\mathbf{q})_{n-2} \cdots H(\mathbf{q})_2 H(\mathbf{q}) \end{aligned} \quad (4)$$

とする.

数値的に Householder 三重対角化を行うと, T の近似行列 \tilde{T} が求まる. Householder 三重対角化の精度保証とは,

$$|\lambda_i(\tilde{T}) - \lambda_i(A)| \leq w \quad (1 \leq i \leq n) \quad (5)$$

を満たす w を計算することである.

ここで, $\lambda_i(A)$ は行列 A の小さい方から i 番目の固有値である.

4 基本的な定理

精度保証に用いる基本的な定理を紹介する.

[定理 1] 対称行列 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ と行列 $Q \in \mathbb{R}^{n \times n}$ について,

$$QQ^T = I + E, \|E\|_2 \leq \epsilon < 1 \quad (6)$$

のとき, $B = QAQ^T$ とすると

$$|\lambda_i(A) - \lambda_i(B)| \leq \frac{\epsilon}{1 - \epsilon} \lambda_i(B). \quad (7)$$

[定理 2] ベクトル $\mathbf{q} \in \mathbb{R}^n$ について, $H(\mathbf{q}) = I - \mathbf{q}\mathbf{q}^T$ とすると

$$\|H(\mathbf{q})H(\mathbf{q})^T - I\|_2 \leq (\|\mathbf{q}\|_2^2 - 2)\|\mathbf{q}\|_2^2. \quad (8)$$

[定理 3] 行列 $H(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ($1 \leq i \leq k$) に対して

$$Q = H(\mathbf{q})_{n-2} \cdots H(\mathbf{q})_2 H(\mathbf{q})_1, \quad (9)$$

$$\|H(\mathbf{q})_i H(\mathbf{q})_i^T - I\|_2 \leq \delta_i \quad (1 \leq i \leq k) \quad (10)$$

なら

$$\|QQ^T - I\| \leq \prod_{i=1}^k (1 + \delta_i) - 1 =: \epsilon_2 \quad (11)$$

5 Householder 三重対角化に対する今回の精度保証アルゴリズム

与えられた対称行列 $A \in \mathbb{F}^{n \times n}$ について, $A^{(1)} = A$ とする. (4.13) の Householder 変換 $H_1(\mathbf{q}_1)$ を数値的に求めたものを

$$H_1(\tilde{\mathbf{q}}_1) = \left(\begin{array}{c|c} 1 & \mathbf{0}^T \\ \hline \mathbf{0} & H(\tilde{\mathbf{q}}_1) \end{array} \right), \quad \tilde{\mathbf{q}}_1 \in \mathbb{F}^{(n-1)}$$

とする. さらに,

$$|\tilde{\mathbf{q}}_1^T \tilde{\mathbf{q}}_1 - 2| \|\tilde{\mathbf{q}}_1\|_2 \leq \varepsilon_1^{(1)}$$

となる. $\varepsilon_1^{(1)}$ を区間演算で求める. ここで, $H_1(\tilde{\mathbf{q}}_1)^T A^{(1)} H_1(\tilde{\mathbf{q}}_1)$ を区間演算したものを

$$\begin{aligned} [A^{(2)}] &= H_1([\tilde{\mathbf{q}}_1])^T [A^{(1)}] H_1([\tilde{\mathbf{q}}_1]) \\ &= \begin{pmatrix} a_{11} & [b_1] & [b_2^T] \\ [b_1] & & \\ [b_2^T] & & [A_2] \end{pmatrix} \end{aligned}$$

とする. そして

$$A^{(2)} = \left(\begin{array}{c|cc} a_{11} & b_1 & \mathbf{0}^T \\ \hline b_1 & & \\ \mathbf{0} & & A_2 \end{array} \right)$$

とする. ここで, $b_1 = \text{mid}[b_1]$, $A_2 = \text{mid}[A_2]$ である. このとき

$$|\lambda_i(A^{(2)}) - \lambda_i(A^{(1)})| \leq \frac{\varepsilon_1^{(1)}}{1 - \varepsilon_1^{(1)}} \|A^{(1)}\|_2 + \varepsilon_1^{(2)} \quad (12)$$

を得る. $A^{(2)}$ は $A^{(1)}$ の第 1 列の第 3~ n 行が消去された対称行列であり, 以上の操作は Householder 変換の代替となる. しかも, 不等式 (3) が得られる. これを修正 Householder 変換と呼ぶ.

Householder 三重対角化で, Householder 変換を, 修正 Householder 変換で置き換えると, 行列の列

$$A^{(1)}, A^{(2)}, \dots, A^{(n-1)}$$

と $1 \leq k \leq n-2$ における不等式

$$|\lambda_i(A^{(k+1)}) - \lambda_i(A^{(k)})| \leq \frac{\varepsilon_k^{(1)}}{1 - \varepsilon_k^{(1)}} \|A^{(k)}\|_2 + \varepsilon_k^{(2)}$$

を得る. $T = A^{(n-1)}$ は三重対角行列であり, ゆえに, $\alpha_1 = \|A^{(1)}\|_\infty$ とし

$$\alpha_k = \frac{1}{1 - \varepsilon_{k-1}^{(1)}} \alpha_{k-1} + \varepsilon_{k-1}^{(2)} \quad (k = 2, 3, \dots, n-2) \quad (13)$$

とすれば

$$\|A^{(k)}\|_2 \leq \alpha_k \quad (k = 1, 2, \dots, n-2)$$

表 1 計算結果 (乱数行列)

n	w	w_{old}	W
4	3.47×10^{-14}	5.43×10^{-14}	1.10×10^{-15}
8	2.01×10^{-13}	6.98×10^{-12}	2.62×10^{-15}
16	1.09×10^{-12}	4.33×10^{-8}	1.32×10^{-15}
32	7.26×10^{-12}	11.560	2.84×10^{-15}
64	5.18×10^{-11}	1.16×10^{15}	2.79×10^{-15}
128	4.35×10^{-10}	2.53×10^{43}	4.84×10^{-15}

である. これを (4) に代入して

$$|\lambda_i(T) - \lambda_i(A)| \leq \sum_{k=1}^{n-2} \frac{\varepsilon_k^{(1)}}{1 - \varepsilon_k^{(1)}} \alpha_k + \varepsilon_1^{(2)}$$

を得る. これが今回のアルゴリズムである.

6 数値実験

7 章のアルゴリズムを Mathematica で実現し, 数値実験を行った. 区間演算は Mathematica の区間演算機能を用いた. $n \times n$ 対称行列 A はその成分を $[-1, 1]$ 区間の一様乱数で生成した.

今回のアルゴリズムで求めた三重対角行列を T , 誤差の上界を ω とする.

$$|\lambda_i(T) - \lambda_i(A)| \leq \omega \quad (1 \leq i \leq n)$$

が保証される. 青山 [1] のアルゴリズムで求めた誤差の上界を ω_{old} とする. また

$$W = \max_{1 \leq i \leq n} |\lambda_i(T) - \lambda_i(A)|$$

を Mathematica の多倍長機能を用い, 10 進 100 桁計算したものを用い, 仮に真値とした.

$n = 2^m$ ($2 \leq m \leq 8$) で行った実験の結果を表 1 に示す. 青山のアルゴリズムは $n \geq 30$ では有効な左上を作れない. また $n \leq 20$ でも一貫して今回のアルゴリズムより劣る.

今回のアルゴリズムは, $n = 128$ でも有効な上昇を計算することに成功している.

7 おわりに

Householder 三重対角化の精度保証の新しいアルゴリズムを構成した. 今回のアルゴリズムは昨年青山のアルゴリズムより精度が高く, 大きな n でも有効であった.

参考文献

- [1] 青山 亨: 対称行列に対する Householder 三重対角化の精度保証, 南山大学 (2014).