

# 数値計算 試験問題 (誤植訂正)

対象：計算機科学コース・ソフトウェア科学コース・数理科学コース

担当教員：大木 健太郎

2015年7月23日(木曜日5時限)

## 試験中の注意

- 電卓および電卓機能を有する携帯端末の持ち込み可 (6インチ以下のサイズのみ.)
- 教科書・ノート等, およびそれに類する電子ファイルの閲覧は不可.
- 電卓機能および計時機能以外の携帯端末等の利用は不可 (とくにネットワーク機能は不可).
- 試験中であっても教員が許可しないものは使用不可とし, 試験終了時刻まで没収する.
- どうしても解けない場合, 問題の意味を損なわない程度に簡単にして解いてよい. 簡単にする旨を明記して解くこと. この場合, 配点の8割を上限とし, 作成した問題の程度に応じて減点する.
- とくに指定されていない場合, 計算過程は10進数で3桁以上の浮動小数点数表示で行うこと.

1. ベクトル空間  $X$  において, ノルム  $\|\bullet\|$  が定められているとする.  $X$  の閉領域  $U$  において関数  $\phi$  が縮小写像とは, 次の二つが成り立つときをいう.

(A1) 任意の  $x \in U$  に対して  $\phi(x) \in U$ ,

(A2)  $\|\phi(x) - \phi(y)\| \leq q\|x - y\|$ ,  $\forall x, y \in U$ , を満たす  $q \in [0, 1)$  が存在する

このとき,  $x^{(k+1)} = \phi(x^{(k)})$  で記述されるアルゴリズムは,  $U$  内に  $x = \phi(x)$  を満たす唯一解を持つ. そのため, 与えられた閉領域  $U$  において  $\phi$  が縮小写像であることを示せば, 反復法による数値計算結果が  $U$  内の唯一の解に収束することが保証される. 以下の問に答えよ.

(a) (A1) が成り立たない場合, 次から正しい記述を選択せよ (複数選択可).

(ア)  $U$  内に  $\phi(x) = x$  を満たす解は存在しない.

(イ)  $X$  内に  $\phi(x) = x$  を満たす解が存在するとは限らない.

(ウ) 他の閉領域  $U'$  を選ぶと,  $\phi$  が  $U'$  における縮小写像となる可能性がある.

(エ) 選択肢 (ア), (イ), (ウ) は, 全て誤りである.

(b) ステップ数  $k$  に依存する関数  $q_k \in [0, 1)$ ,  $k = 1, 2, \dots$  は, その極限が  $\lim_{k \rightarrow \infty} q_k = 1$  であるとする. いま, (A1) を満たすが (A2) を満たさない写像  $\phi$  が与えられ, このような  $q_k$  に対しては, 任意の初期値  $x^{(0)} \in U$  に対して,

$$\|\phi(x^{(k+1)}) - \phi(x^{(k)})\| \leq q_k \|x^{(k)} - x^{(k-1)}\|$$

がある閉領域  $U$  で成り立つとする. この  $\phi$  を用いた反復法では, 何が問題になるか, 説明せよ. 例があれば望ましい.

(c)  $\phi: U \rightarrow U$ ,  $U := [1, \infty) \times \mathbb{R}^n$  を次で定義する (集合論では  $U$  は閉領域である).

$$\phi(t, x) := \left[ \left(1 - \frac{1}{t^2 + 1}\right) t + 1, \left(1 - \frac{1}{t^2 + 1}\right) x + \vec{1} \right]^\top$$

ただし,  $\vec{1} \in \mathbb{R}^n$  は各要素が 1 の  $n$  次元ベクトルである. ノルムを Euclid ノルム  $\|(t, x^\top)^\top\| := \sqrt{t^2 + \sum_{i=1}^n x_i^2}$  としたとき, この写像  $\phi$  は, 縮小写像か? また, 次の反復法の極限はどうなるか答えよ.

$$\begin{bmatrix} t^{(k+1)} \\ x^{(k+1)} \end{bmatrix} = \phi(t^{(k)}, x^{(k)}), \quad k = 1, 2, \dots, \quad t^{(1)} = 1$$

2. Newton 法について, 次の問に答えよ.

(a)  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$  とし, 微分可能であるとする. このとき,  $f(x) = 0$  となる点  $x \in \mathbb{R}^n$  を求めたい. Newton 法のアルゴリズムを示せ.

(b) 関数  $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^2$  が次で与えられているものとする.

$$f(x) = \begin{bmatrix} (x-1)(x+1) \\ (x-1)(x+3) \end{bmatrix}$$

このとき, 次のアルゴリズムで更新することで,  $f(x) = 0$  を得たい.

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - g(x^{(k)}), \quad k = 1, 2, \dots$$

Newton 法で行うとして, 関数  $g$  を  $f$  とその微分  $f'$  を用いて求めよ.

(c)  $f$  の代わりに次の関数を考える:  $f_1(x) = x^2 - 1$ . 初期値を  $x^{(1)} = 2$  とし, Newton 法で 2 ステップ後の  $x^{(3)}$  の値を求めよ. 解は, 10 進 3 桁の浮動小数点数で表すこと.

3. 2 つの連立一次方程式を考える:  $A_1 x = b$ ,  $A_2 x = b$ . ただし,

$$A_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1.001 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, \quad A_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -10^{-6} \end{bmatrix}, \quad b \in \mathbb{R}^2$$

とする. このとき, 以下の問に答えよ.

(a) 行列  $A_1$ ,  $A_2$  の条件数を求めよ. ただし, 行列のノルムは, Euclid ノルムの誘導ノルムとする. 解は 10 進 3 桁の浮動小数点数で表すこと.

(b) どちらの行列を用いたほうが解きやすいか, 理由をつけて答えよ.

(c) 解きにくい連立一次方程式は, 適切な前処理をすることで解きやすくなる. 行列  $A_1$  で記述される連立一次方程式を解きやすくするには, どのような工夫をすればよいか?

4. 実対称行列の固有値問題の解法を 1 つ挙げ, そのアルゴリズムと特徴を説明せよ.

## 解答例

1. (a) (イ) と (ウ) が正解.

(ア) について  $U$  内に  $\phi(x) = x$  を満たす解は存在しうるが, 初期点の位置が悪いなどの問題で,  $U$  から出て行ってしまふことがあるため, (ア) は不正解. 例えば,  $X = \mathbb{R}^2$  として,

$$\phi(x) = Ax, \quad A = \begin{bmatrix} 0.5 & 10 \\ 0 & 0.5 \end{bmatrix}$$

とし,  $U = \{x \in \mathbb{R}^2 \mid x^\top x \leq 1\}$  とする. この  $\phi$  は,

$$A^\top P A + I = P$$

を満たす正定値対称行列  $P$  を用いたノルム  $\|x\|_P := \sqrt{x^\top P x}$  に対して, (A2) の条件を満たす, すなわち  $q \in [0, 1)$  が存在して,

$$\|\phi(x) - \phi(y)\|_P \leq q \|x - y\|_P, \quad \forall x, y \in U$$

となる. しかし,

$$x^{(0)} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \in U, \quad \rightarrow \quad x^{(1)} = Ax^{(0)} = \begin{bmatrix} 10 \\ 0.5 \end{bmatrix} \notin U$$

となるので, (A1) は成り立たない. また,  $x = \phi(x)$  を満たす解は,  $x = 0 \in U$  であるので, これは (ア) の反例になる.

(イ) について 作為的に写像  $\phi$  を作成してみよう.  $\phi$  は  $U$  上で連続関数になることに注意する.  $X = \mathbb{R}$  とし,  $U = [-1, 1]$  とする.

$$\phi(x) = \begin{cases} \frac{1}{10}x + 10, & x \in U \\ 10x, & x \notin U \end{cases}$$

とすると, 任意の  $x, y \in U$  に対して

$$|\phi(x) - \phi(y)| = \frac{1}{10}|x - y|$$

であり, (A2) の条件を満たす. しかし, 任意の  $x \in U$  に対して  $\phi(x) \notin U$  であり,  $+\infty$  に発散していく.  $x \in (-\infty, -1)$  の値を用いた場合は  $-\infty$  に発散していく. したがって, (イ) は正しい.

(ウ) について 明らかである. 上の (ア) について述べた例で,

$$U' = \{x \in \mathbb{R}^2 \mid x^\top P x \leq 1\}$$

という楕円を選ぶと,  $\phi$  は  $U'$  上で縮小写像になる.

(エ) について (イ) と (ウ) が成り立つので, この選択肢は誤りである.

(b) 収束先が発散する, すなわち収束先が存在しない場合がある. 問題(c)が例となるが, ここではもっと簡単な例を挙げよう.  $U = \mathbb{N} \times \mathbb{R}^n$  とする. ここで  $\phi$  を次で定める.

$$\phi(k, x) := \begin{bmatrix} k+1 \\ \left(1 - \frac{1}{k^2+1}\right)x + 1 \end{bmatrix}$$

この  $\phi$  は、 $U$  から  $U$  への写像となるので、(A1) を満たす。また、

$$\phi(k+1, x^{(k+1)}) - \phi(k, x^{(k)}) = \left[ \left(1 - \frac{1}{(k+1)^2 + 1}\right) x^{(k+1)} - \left(1 - \frac{1}{k^2 + 1}\right) x^{(k)} \right]$$

であり、

$$\left(1 - \frac{1}{(k+1)^2 + 1}\right) x^{(k+1)} - \left(1 - \frac{1}{k^2 + 1}\right) x^{(k)} < \left(1 - \frac{1}{k^2 + 1}\right) (x^{(k+1)} - x^{(k)})$$

であるので、 $\|\bullet\|_n$  を  $\mathbb{R}^n$  の Euclid ノルムとすれば、

$$\begin{aligned} \|\phi(k+1, x^{(k+1)}) - \phi(k, x^{(k)})\|_{n+1} &< \sqrt{1 + \left(1 - \frac{1}{k^2 + 1}\right)} \|x^{(k+1)} - x^{(k)}\|_n \\ &< \left\| \left[ (k+1) - k, (x^{(k+1)} - x^{(k)})^\top \right]^\top \right\|_{n+1} \end{aligned}$$

である。上の不等式に等号が成り立たないのがポイントで、ステップ  $k$  に依存する  $q_k \in [0, 1)$  が存在して、

$$\|\phi(k+1, x^{(k+1)}) - \phi(k, x^{(k)})\|_{n+1} \leq q_k \left\| \left[ (k+1) - k, (x^{(k+1)} - x^{(k)})^\top \right]^\top \right\|_{n+1}$$

が成り立つ。この  $q_k$  は、

$$\lim_{k \rightarrow \infty} q_k = 1$$

となり、問題の例を満たす。この反復法では、明らかに  $k$  が発散するため、収束しない。

(c)  $\phi$  は縮小写像ではない。これを確かめるために、(A2) を満たしているか確認する。

$$\|\phi(t, x) - \phi(t, y)\| = \frac{t^2}{t^2 + 1} \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}, \quad \forall t \in [1, \infty), \forall x, y \in \mathbb{R}^n$$

が成り立つが、 $t$  は大きくすることでいくらでも 1 に近づけるので、定数  $q \in [0, 1)$  で抑えられない<sup>1</sup>。

また、

$$h(t) := \left(1 - \frac{1}{t^2 + 1}\right) t + 1$$

とすると、

$$h(t) - t = 1 - \frac{1}{t^2 + 1} > 0, \quad \forall t \in [1, \infty)$$

であるので、 $t^{(k)}$  は狭義単調増加であり、発散していく。任意の  $q \in [0, 1)$  に対し、十分大きな  $K$  では、

$$\begin{aligned} x^{(k+1)} &= \left(1 - \frac{1}{(t^{(k)})^2 + 1}\right) x^{(k)} + 1, \\ y^{(k+1)} &= qy^{(k)} + 1, \quad k \geq K, \quad y^{(K)} = x^{(K)} \end{aligned}$$

<sup>1</sup>念のため。本来は  $\|\phi(t, x) - \phi(\tau, y)\|$  として全ての  $t, \tau \in \mathbb{R}$  および  $x, y \in \mathbb{R}^n$  に対して調べなければならないが、ここでは成り立たない反例を 1 つ提示すれば十分である。それゆえ、 $\tau = t$  とした。

として  $x^{(k)} > y^{(k)}$ ,  $k > K$  とできる.

$$\lim_{k \rightarrow \infty} y^{(k)} = \frac{1}{1-q}$$

となるが, これが任意の  $q \in [0, 1)$  に対して成り立つので,  $x^{(k)}$  の極限はいくらでも大きくでき, 発散する.

直観的には,  $x^{(k)}$  の更新は以下のように近似でき, 各ステップで定数 1 が入り続けるので, 発散していく.

$$x^{(k+1)} = \left(1 - \frac{1}{(t^{(k)})^2 + 1}\right) x^{(k)} + \vec{1} \simeq x^{(k)} + \vec{1} \xrightarrow{k \rightarrow \infty} (\infty)_{i=1}^n$$

2. (a) Newton 法のアルゴリズムは,

$$f(x^{(k)}) + f'(x^{(k)})(x^{(k+1)} - x^{(k)}) = 0$$

より,

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - (f'(x^{(k)}))^{-1} f(x^{(k)})$$

(b)  $f$  が異なる次元のベクトル空間への写像になっていることに注意. また,  $g: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  であることにも注意. 連立一次方程式において, 行数が列数より大きい場合は,  $A^\top Ax = A^\top b$  として, 問題のサイズを正方行列に帰着させて解くことができた. それと同じようにして解けばよい. Newton 法では, 先程と同様に

$$f(x^{(k)}) + f'(x^{(k)})(x^{(k+1)} - x^{(k)}) = 0 \quad (1)$$

を解けばよい. ここで,

$$f'(x) = \begin{bmatrix} 2x \\ 2x + 2 \end{bmatrix}$$

である.  $f(x)$  の各要素は共通の零点を持っているので, 定数倍して足す分には, 共通零点の位置は変わらない. そこで式 (1) の左から適当なベクトル  $y \in \mathbb{R}^2$  の転置をかけると,

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - \underbrace{\frac{y^\top f(x^{(k)})}{y^\top f'(x^{(k)})}}_{=g(x^{(k)})} = x^{(k)} - g(x^{(k)})$$

と書くことができるが, このとき

$$y^\top f'(x) = 2y_1 x + 2y_2(x + 1) = 0$$

となる点  $x = -y_2/(y_1 + y_2)$ ,  $y_1 \neq -y_2$ , でゼロ割が生じる. この点を避けるように初期値を選ばなければならない. ここで, Newton 法の更新式は

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - \frac{(x-1)((y_1 + y_2)x + y_1 + 3y_2)}{2(y_1 + y_2)x + 2y_2}$$

となる. とくに  $y_1 = -y_2$  の場合,

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - \frac{y^\top f(x^{(k)})}{2y_2} = x^{(k)} - (x^{(k)} - 1) = 1$$

となり, 1ステップで  $f(x) = 0$  の解を得る.

**補足** ここで  $f'$  の転置を左からかけると,

$$f'(x^{(k)})^\top f(x^{(k)}) + \underbrace{f'(x^{(k)})^\top f'(x^{(k)})}_{=:\|f'(x^{(k)})\|_2^2} (x^{(k+1)} - x^{(k)}) = 0$$

より,

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - \frac{f'(x^{(k)})^\top f(x^{(k)})}{\|f'(x^{(k)})\|_2^2}$$

$f'(x) = 0$  となる  $x$  は存在しないので, ゼロ割の心配はない. しかし, これは  $f'(x)^\top f(x) = 0$  の点に収束してしまうので, 注意が必要である.

$$f'(x)^\top f(x) = 2(x-1)(x+1)(2x+3)$$

であるので, この問題の場合, 根が1つ増える. 上のやり方に比べて, さらに初期値をうまく選ばなければいけない. これも正解の対象とするが, 初期値についての言及がついてないと少し減点.

(c) Newton 法で解けばよいので,

$$\begin{aligned} x^{(2)} &= x^{(1)} - \frac{f_1(x^{(1)})}{f_1'(x^{(1)})} = 2 - \frac{3}{4} = \frac{5}{4} \\ x^{(3)} &= x^{(2)} - \frac{f_1(x^{(2)})}{f_1'(x^{(2)})} = \frac{5}{4} - \frac{9}{40} = \frac{41}{40} = 1.025 \simeq 1.03 \times 10^0 \end{aligned}$$

となる.

3. (a) Euclid ノルムの誘導ノルムを用いる場合, 行列  $A$  の条件数は,  $A$  の最大特異値を最小特異値で割った値になる.

$A_1$  の条件数  $A_1$  の場合を考える.  $\epsilon = 0.001$  とすると,

$$A_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & \epsilon \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

と表せる. 最大特異値, 最小特異値はそれぞれ

$$\max_{x \in \mathbb{R}^2 \setminus \{0\}} \frac{\|Ax\|_2}{\|x\|_2}, \quad \min_{x \in \mathbb{R}^2 \setminus \{0\}} \frac{\|Ax\|_2}{\|x\|_2}$$

とも表せるので,  $U \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$ ,  $U^\top U = I$  を用いて

$$\frac{\|AUU^\top x\|_2}{\|U^\top x\|_2} = \frac{\|AUy\|_2}{\|y\|_2}, \quad y = Ux$$

に注意すると,

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

を用いて

$$\max_{x \in \mathbb{R}^2 \setminus \{0\}} \frac{\|Ax\|_2}{\|x\|_2} = \max_{y \in \mathbb{R}^2 \setminus \{0\}} \frac{\|AUy\|_2}{\|y\|_2}, \quad \min_{x \in \mathbb{R}^2 \setminus \{0\}} \frac{\|Ax\|_2}{\|x\|_2} = \min_{y \in \mathbb{R}^2 \setminus \{0\}} \frac{\|AUy\|_2}{\|y\|_2}$$

と問題を変換できる。したがって、

$$B = A_1 U = \begin{bmatrix} 1 + \epsilon & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$$

の特異値を求める問題と等価になる。  $B = B^T$  なので、この固有値の絶対値を求めれば、それぞれ  $A_1$  の最大特異値と最小特異値に一致する。特性方程式は、

$$\det(\lambda I - B) = \lambda^2 - (2 + \epsilon)\lambda + \epsilon = 0$$

より、

$$\lambda_{\pm} = \frac{1}{2} \left( 2 + \epsilon \pm \sqrt{4 + \epsilon^2} \right) \simeq \frac{1}{2} (2 + \epsilon \pm 2)$$

を得るので、条件数は

$$\kappa(A_1) \simeq \frac{2 + \frac{1}{2}\epsilon}{\frac{1}{2}\epsilon} = \frac{4 + \epsilon}{\epsilon} = 4.001 \times 10^3 \simeq 4.00 \times 10^3$$

である。

**【別解】** 定義に則って、

$$A_1^T A_1 = \begin{bmatrix} 2 & 2 + \epsilon \\ 2 + \epsilon & 2 + 2\epsilon + \epsilon^2 \end{bmatrix}$$

である。特性方程式は、

$$(\lambda - 2)(\lambda - 2 - 2\epsilon - \epsilon^2) - (2 + \epsilon)^2 = \lambda^2 - (4 + 2\epsilon + \epsilon^2)\lambda + \epsilon^2 = 0$$

より、

$$\lambda_+ = \frac{1}{2} \left( 4 + 2\epsilon + \epsilon^2 + \sqrt{(4 + 2\epsilon + \epsilon^2)^2 - 4\epsilon^2} \right),$$
$$\lambda_- = \frac{1}{2} \left( 4 + 2\epsilon + \epsilon^2 - \sqrt{(4 + 2\epsilon + \epsilon^2)^2 - 4\epsilon^2} \right)$$

である。平方根の計算をしなければならぬが、Taylor 展開を用いる。条件数は  $\sqrt{\lambda_+/\lambda_-}$  なので、Taylor 展開は  $\epsilon^3$  以上の項を無視すると、

$$\sqrt{(4 + 2\epsilon + \epsilon^2)^2 - 4\epsilon^2} \simeq 4 + 2\epsilon + \frac{1}{2}\epsilon^2$$

を得る。したがって、

$$\lambda_+ \simeq 4 + 2\epsilon + \frac{3}{4}\epsilon^2, \quad \lambda_- \simeq \frac{1}{4}\epsilon^2$$

であり、

$$\kappa(A_1) = \sqrt{\frac{\lambda_+}{\lambda_-}} \simeq \frac{2\sqrt{4 + 2\epsilon}}{\epsilon} \simeq 4.00 \times 10^3$$

なお、Taylor 展開を  $\epsilon$  の 1 次まででやめると、 $\lambda_-$  がゼロになるので、発散する。

$A_2$  の条件数  $A_2$  は対称行列なので、条件数は絶対値最大の固有値と絶対値最小の固有値の比となる。したがって、

$$\kappa(A_2) = 10^6$$

(b)  $A_2$  の方が解きやすい。10進数で計算する場合、指数部のみ変化させることで解が求められるため。

(c)  $A_1$  を適切な正則行列  $C$  で相似変換し、 $A'_1 = CA_1C^{-1}$ 、 $y = Cx$  として、

$$A'_1 y = Cb$$

$$Cx = y$$

を解けばよい。例えば、

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

と選べば、

$$A'_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0.001 \\ 1 & 2 \end{bmatrix}$$

となる。この変換では、実は条件数が悪くなるのだが、 $x_2$  は浮動小数点数表示の指数部の計算のみで求まるため、精度よく求められる。

4. 実対称行列の固有値問題の解法は、2種類紹介した。Jacobi法と、三重対角化 (Householder法, Lanczos法) と三重対角行列の固有値問題である。固有値の求め方と、固有ベクトルの求め方の2つを求める必要がある。ここでは、Jacobi法を説明する。

$p, q$  行および  $p, q$  列に対して回転操作を与える行列

$$P = \begin{bmatrix} 1 & & & & & & \\ & \ddots & & & & & \\ & & \cos(\phi) & \cdots & \sin(\phi) & & \\ & & \vdots & \ddots & \vdots & & \\ & & -\sin(\phi) & \cdots & \cos(\phi) & & \\ & & & & & \ddots & \\ & & & & & & 1 \end{bmatrix}$$

を用いて、 $A \mapsto P^T A P$  により  $(P^T A P)_{pq} = (P^T A P)_{qp} = 0$  となるよう、 $\phi$  を選ぶことができる。  $(p, q)$  を変えてこの操作を繰り返すことで、 $A$  を対角化する方法が、Jacobi法である。このとき、非対角成分の二乗総和が1次収束することを示すことができる。ステップ  $k$  での操作を  $P_k$  で表すと、 $Q = \lim_{n \rightarrow \infty} P_1 P_2 \cdots P_n$  の各列ベクトルが、 $A$  の固有ベクトルになる。Jacobi法は、小規模、中規模の固有値問題を精度よく解くことができる。また、固有ベクトルの直交性がよく保たれる。