

数值計算

大阪大学基礎工学部

永原正章

2012年6月28日(5限)

連立線形方程式

■ N 変数の連立線形方程式

$$a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1N}x_N = b_1$$

$$a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2N}x_N = b_2$$

$$\vdots$$

$$a_{N1}x_1 + a_{N2}x_2 + \cdots + a_{NN}x_N = b_N$$

■ ベクトル表現

$$Ax = b, \quad A \in \mathbb{R}^{N \times N}, \quad x \in \mathbb{R}^N, \quad b \in \mathbb{R}^N.$$

連立線形方程式

- $Ax = b$
- 行列 A は**正則**と仮定する.
- 厳密解

$$x^* = A^{-1}b$$

- 直接解法: Gauss の消去法 (厳密解, 計算量: 大)
- 近似解法: Jacobi法, Gauss-Seidel法 (近似解, 計算量: 小)

線形方程式と最小化問題

- 線形方程式 $Ax = b$
- 行列 A は**正則**かつ $A > 0$ (**正定値**)とする.
- 次の2つは等価である.
 - 1 x^* は方程式 $Ax = b$ の解.
 - 2 x^* は次の関数を最小化する

$$J(x) = \frac{1}{2}x^T Ax - x^T b.$$

証明

■ [2]→[1]:

$J(x)$ は \mathbb{R}^N 上で微分可能であるので, $J(x)$ を最小化するベクトル x^* は次式を満たさなければならない.

$$\nabla J(x^*) = 0.$$

ここで, $\nabla J(x)$ は関数 $J(x)$ の勾配であり,

$$\nabla J(x) = \left[\begin{array}{ccc} \frac{\partial J(x)}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial J(x)}{\partial x_N} \end{array} \right]^T$$

で定義される. 具体的に $\nabla J(x)$ を計算すると

$$\nabla J(x) = Ax - b$$

が得られるので, $Ax^* = b$. すなわち線形方程式の解であることがわかる.

証明

■ [1]→[2]:

ベクトル x^* が $Ax^* = b$ を満たすとする. このとき, 任意のベクトル $x \in \mathbb{R}^N$ に対して

$$J(x) = J(x^* + x - x^*) = J(x^*) + \frac{1}{2}(x - x^*)^\top A(x - x^*)$$

が成り立つ. $A > 0$ だから, 上式より $x \neq x^*$ ならば

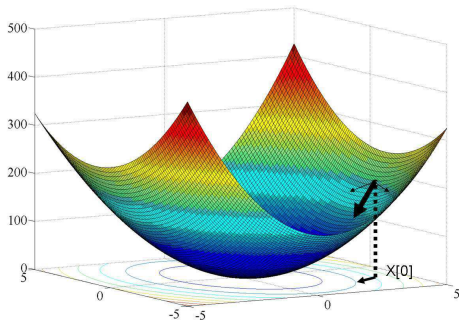
$J(x) > J(x^*)$ となる. したがって, x^* は $J(x)$ を最小化することがわかる.

2次形式の勾配

$$\nabla \left(\frac{1}{2} \mathbf{x}^\top \mathbf{A} \mathbf{x} - \mathbf{x}^\top \mathbf{b} \right) = \mathbf{A} \mathbf{x} - \mathbf{b}.$$

線形方程式と最小化問題

- 方程式 $Ax = b$ を解く \Leftrightarrow 関数 $J(x)$ を最小化する



- 初期ベクトル $x[0]$ を決める.
- $x[1]$ は $J(x[1]) < J(x[0])$ となるように決める.
- 最も急な傾斜の方向 (**最急降下方向**) に向かって更新する.

線形方程式と最小化問題

- $x \in \mathbb{R}^N$ での $J(x)$ の最急降下方向は負の勾配, すなわち

$$-\nabla J(x) = b - Ax$$

- 次の反復法により, x^* の近似解を得る.

$$x[n+1] = x[n] + \alpha[n]r[n], \quad n = 0, 1, 2, \dots$$

- $\alpha[n] \in \mathbb{R}$: ステップサイズ(未定)
- $r[n] = b - Ax[n]$: 残差ベクトル

最適ステップサイズ

■ 反復法

$$x[n+1] = x[n] + \alpha[n]r[n], \quad n = 0, 1, 2, \dots$$

■ $J(x + \alpha r)$ を最小化する $\alpha \in \mathbb{R}$ を求める.

$$\begin{aligned} J(x + \alpha r) &= \frac{1}{2}(x + \alpha r)^\top A(x + \alpha r) - (x + \alpha r)^\top b \\ &= \frac{1}{2}x^\top Ax - x^\top b - \alpha r^\top (b - Ax) + \frac{1}{2}\alpha^2 r^\top Ar \\ &= J(x) - \alpha r^\top r + \frac{1}{2}\alpha^2 r^\top Ar \\ &= \left(\frac{1}{2}r^\top Ar \right) \alpha^2 - (r^\top r)\alpha + J(x) \end{aligned}$$

最適ステップサイズ

$$J(x + \alpha r) = \left(\frac{1}{2} r^T A r \right) \alpha^2 - (r^T r) \alpha + J(x)$$

を最小化する $\alpha \in \mathbb{R}$ は

$$\alpha^* = \frac{r^T r}{r^T A r}$$

- なお, $A > 0$ であったので, 任意の $r \neq 0$ に対して $r^T A r > 0$ である.
- これを第 n ステップ目のステップサイズとする.

$$\alpha[n] = \frac{r[n]^T r[n]}{r[n]^T A r[n]}$$

最急降下法

- 方程式 $Ax = b$ の近似解を求める反復法

$$r[n] = b - Ax[n],$$

$$\alpha[n] = \frac{r[n]^T r[n]}{r[n]^T A r[n]},$$

$$x[n+1] = x[n] + \alpha[n]r[n], \quad n = 0, 1, 2, \dots$$

- この方法を**最急降下法**と呼ぶ。

最急降下法

残差ベクトルについて

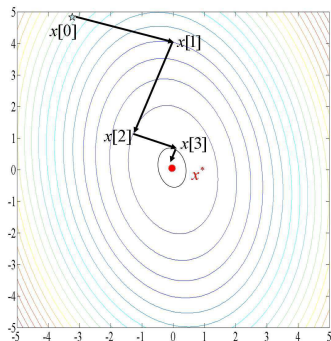
$$\begin{aligned}r[n+1] &= b - Ax[n+1] \\ &= b - Ax[n] - A\alpha[n]r[n] \\ &= r[n] - \alpha[n]Ar[n]\end{aligned}$$

より, $r[n+1]$ と $r[n]$ との内積を計算すると

$$\begin{aligned}r[n]^T r[n+1] &= r[n]^T (r[n] - \alpha[n]Ar[n]) \\ &= r[n]^T r[n] - \alpha[n]r[n]^T Ar[n] \\ &= r[n]^T r[n] - \frac{r[n]^T r[n]}{r[n]^T Ar[n]} \cdot r[n]^T Ar[n] \\ &= r[n]^T r[n] - r[n]^T r[n] \\ &= 0\end{aligned}$$

すなわち,残差ベクトル $r[n+1]$ と $r[n]$ は直交する.

最急降下法



- $x[0]$ から最急降下方向にまっすぐ進む
- その方向で最小になるところ(それ以上,その方向に進むとJの値が大きくなる)で止まる.その位置が $x[1]$.
- 下に向く方向に90度回転する.(この方向が最急降下方向)
- 以下同様

最急降下法の収束性

- $A > 0$ ならば,最急降下法は任意の初期ベクトルに対して,唯一つの厳密解に収束する.

証明

- 行列 A の固有値を $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N > 0$ とおく。
- このとき、任意のベクトル $x \in \mathbb{R}^N$, ただし $x \neq 0$ に対して

$$0 < x^T A x \leq \lambda_1 x^T x, \quad \therefore \frac{1}{x^T A x} \geq \frac{1}{\lambda_1 x^T x}$$

- また $A > 0$ に対して、 A^{-1} の固有値は $0 < 1/\lambda_1 \leq 1/\lambda_2 \leq \dots \leq 1/\lambda_N$ となり、さらに

$$x^T A^{-1} x \leq \frac{1}{\lambda_N} x^T x, \quad \therefore x^T x \geq \lambda_N x^T A^{-1} x$$

- 以上から、任意の $x \in \mathbb{R}^N$, ただし $x \neq 0$ に対して

$$\frac{x^T x}{x^T A x} \geq \frac{\lambda_N x^T A^{-1} x}{x^T A x} \geq \frac{\lambda_N x^T A^{-1} x}{\lambda_1 x^T x}$$

証明

- 残差ベクトル $r[n] = b - Ax[n]$ に関して

$$r[n + 1] = r[n] - \alpha[n]Ar[n]$$

であったので,

$$\begin{aligned} & r[n + 1]^T A^{-1} r[n + 1] \\ &= (r[n] - \alpha[n]Ar[n])^T A^{-1} (r[n] - \alpha[n]Ar[n]) \\ &= r[n]^T A^{-1} r[n] - \alpha[n]r[n]^T r[n] \end{aligned}$$

また,

$$\alpha[n] = \frac{r[n]^T r[n]}{r[n]^T Ar[n]} \geq \frac{\lambda_N r[n]^T A^{-1} r[n]}{\lambda_1 r[n]^T r[n]}$$

証明

■ したがって

$$\begin{aligned}r[n+1]^T A^{-1} r[n+1] &\leq r[n]^T A^{-1} r[n] - \frac{\lambda_N}{\lambda_1} r[n]^T A^{-1} r[n] \\&= \left(1 - \frac{\lambda_N}{\lambda_1}\right) r[n]^T A^{-1} r[n] \\&\leq \left(1 - \frac{\lambda_N}{\lambda_1}\right)^2 r[n-1]^T A^{-1} r[n-1] \\&\leq \dots \\&\leq \left(1 - \frac{\lambda_N}{\lambda_1}\right)^{n+1} r[0]^T A^{-1} r[0] \\&\rightarrow \mathbf{0} \quad (n \rightarrow \infty)\end{aligned}$$

証明

- ゆえに $r[n]^T A^{-1} r[n] = \|r[n]\|_{A^{-1}}^2 \rightarrow 0, n \rightarrow \infty$
- したがって, $\lim_{n \rightarrow \infty} r[n] = \lim_{n \rightarrow \infty} (b - Ax[n]) = 0$
- すなわち, $x[n]$ は方程式 $Ax = b$ の厳密解に収束する.
- 解の一意性は, A が正則であることより明らか.

練習問題

正則行列 $A \in \mathbb{R}^{N \times N}$ の固有値を $\lambda_1, \dots, \lambda_N$ としたとき, 逆行列 A^{-1} の固有値は $1/\lambda_1, \dots, 1/\lambda_N$ となることを示せ.

ヒント

- 行列 A の固有値を λ , 対応する固有ベクトルを x とおくと,

$$Ax = \lambda x.$$

- A は正則だから, $\lambda \neq 0$.

解答例

- 行列 A の固有値を λ , 対応する固有ベクトルを x とおくと

$$Ax = \lambda x$$

が成り立つ.

- 行列 A は正則だから, $\lambda \neq 0$ である. したがって,

$$\lambda^{-1}x = A^{-1}x$$

が成り立つ.

- すなわち, λ^{-1} は逆行列 A^{-1} の固有値であり, x が固有ベクトルとなることがわかる.
- 上の議論は A の任意の固有値 $\lambda_1, \dots, \lambda_N$ について成り立つので, A^{-1} の固有値は $1/\lambda_1, \dots, 1/\lambda_N$ となることがわかる.

最急降下法の収束の速さ

- $A > 0$ とし, $x \in \mathbb{R}^N$ に対して,

$$\|x\|_A = \sqrt{x^T A x}$$

とおく(これは \mathbb{R}^N のノルムとなる).

- 行列 A の条件数を

$$k(A) = \|A^{-1}\|_2 \|A\|_2$$

とおく.

- このとき, $k(A) = \lambda_{\max}(A) / \lambda_{\min}(A) \geq 1$ かつ

$$\|x[n] - x^*\|_A \leq \left(\frac{k(A) - 1}{k(A) + 1} \right)^n \|x[0] - x^*\|_A$$

が成り立つ.

最急降下法の収束の速さ

$k(A) = \lambda_{\max}(A)/\lambda_{\min}(A) \geq 1$ かつ

$$\|x[n] - x^*\|_A \leq \left(\frac{k(A) - 1}{k(A) + 1} \right)^n \|x[0] - x^*\|_A$$

より

- 収束の次数は1
- 条件数 $k(A)$ が1に近い, すなわち行列 A の最大固有値と最小固有値が近いほど, 収束は速い.
- 条件数 $k(A)$ が大きいほど, すなわち行列 A の最大固有値と最小固有値の比が大きいほど, 収束は遅くなる可能性がある.

線形方程式の丸め誤差

- 方程式 $Ax = b$, A は正則, $b \neq 0$ とする.
- 行列 A とベクトル b に丸め誤差

$$A \rightarrow A + \Delta A, \quad b \rightarrow b + \Delta b$$

- 丸められた方程式

$$(A + \Delta A)x = b + \Delta b$$

の解を $x^* + \Delta x^*$ とおく.

丸め誤差の影響

行列 A に対する丸め誤差 ΔA は十分小さく,

$$\|\Delta A\| < \frac{1}{\|A^{-1}\|}$$

が成立しているとする. このとき次の不等式が成り立つ.

$$\frac{\|\Delta x^*\|}{\|x^*\|} \leq \frac{k(A)}{1 - k(A)\|\Delta A\|} \left(\frac{\|\Delta A\|}{\|A\|} + \frac{\|\Delta b\|}{\|b\|} \right).$$

ここで $k(A)$ は行列 A の条件数 $k(A) := \|A\|\|A^{-1}\|$.

丸め誤差の影響

$$\frac{\|\Delta x^*\|}{\|x^*\|} \leq \frac{k(A)}{1 - k(A)\|\Delta A\| \|A\|^{-1}} \left(\frac{\|\Delta A\|}{\|A\|} + \frac{\|\Delta b\|}{\|b\|} \right).$$

- 条件数 $k(A)$ が小さければ,丸め誤差の方程式への影響は少ない.
- 逆に条件数 $k(A)$ が大きければ,丸め誤差の方程式への影響は大きくなる可能性がある.

反復法のブロック線図表現

■ Jacobi法

$$\begin{aligned}x[n + 1] &= -D^{-1}(E + F)x[n] + D^{-1}b \\ &= x[n] - D^{-1}(D + E + F)x[n] + D^{-1}b \\ &= x[n] - D^{-1}(Ax[n] - b)\end{aligned}$$

■ Gauss-Seidel法

$$x[n + 1] = x[n] - (D + E)^{-1}(Ax[n] - b)$$

■ 最急降下法

$$x[n + 1] = x[n] - \alpha[n](Ax[n] - b)$$

反復法のブロック線図表現

$$x[n + 1] = x[n] - P(Ax[n] - b)$$

