

数理手法

(数理最適化) 第13回

非線形計画

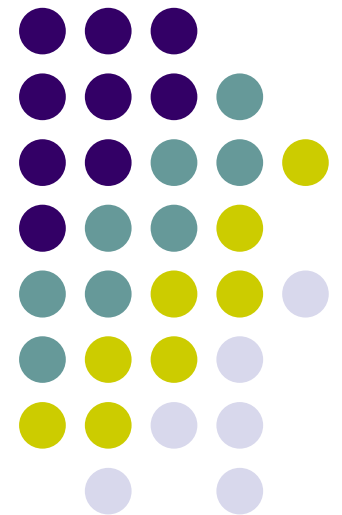
ニュートン法

塩浦昭義

東京工業大学 経営工学系 准教授

shioura.a.aa@m.titech.ac.jp

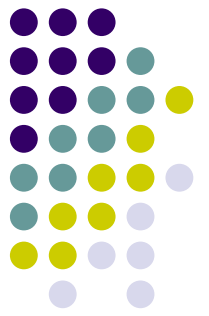
<http://www.me.titech.ac.jp/~shioura/shioura/teaching/TUmp17/index.html>



期末試験について

- 日時: 1月17日(水) 13:05~14:35
- 場所: 工2号館 212講義室(授業の部屋)
- 手書きのA4用紙一枚のみ持ち込み可(印刷やコピーは不可)
 - これも採点の対象, 試験終了後に回収します
- 教科書, ノート等の持ち込みは不可
- 座席はこちらで指定
- 試験内容: 第8回~第13回の講義で教えたところ
 - ネットワーク最適化
 - 非線形計画
- 50点満点, 20点以下は不合格
- 中間と合わせて51点以上は合格, 50点以下は単位不可

2次の最適性条件(必要条件)証明



定理(2次の必要条件):

x^* : 制約なし問題の極小解 \Rightarrow $Hf(x^*)$ は半正定値

証明: $A=Hf(x^*)$ とおく.

背理法: A は半正定値でないと仮定

$\rightarrow \|y\|=1$ なるベクトル y が存在して, $y^T A y < 0$

以下に示すように,

ある $\varepsilon > 0$ に対して $f(x^* + \varepsilon' y) < f(x^*)$ ($0 < \forall \varepsilon' < \varepsilon$) となり, 矛盾.

$x = x^*$ での2次のテイラー展開と $\nabla f(x^*) = 0$ を使うと,

$$\begin{aligned} f(x^* + \varepsilon y) &= f(x^*) + \nabla f(x^*)^T (\varepsilon y) + \frac{1}{2} (\varepsilon y)^T A (\varepsilon y) + \psi(\varepsilon y) \\ &= f(x^*) + \varepsilon^2 \left(\frac{1}{2} y^T A y + \frac{\psi(\varepsilon y)}{\varepsilon^2} \right) \end{aligned}$$

テイラー展開の性質より, ある $\varepsilon > 0$ が存在して, $0 < \forall \varepsilon' < \varepsilon$ に対して

$$\frac{1}{2} y^T A y + \frac{\psi(\varepsilon' y)}{(\varepsilon')^2} < 0 \quad \therefore f(x^* + \varepsilon' y) < f(x^*)$$

2次の最適性条件(十分条件)証明



定理(2次の十分条件):

x^* は停留点, $Hf(x^*)$ は正定値 $\Rightarrow x^*$: 制約なし問題の(孤立)極小解

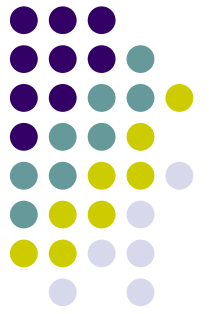
証明の概略:

$x = x^*$ での2次のテイラー展開 \tilde{f} を考えると,

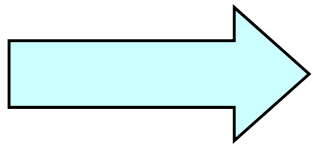
\tilde{f} は凸関数, x^* が最小解 $\therefore x^*$ は \tilde{f} の極小解

x^* のある近傍において, \tilde{f} と f は十分に近い $\therefore x^*$ は f の極小解

極大解に関する性質



- x^* は関数 f の (孤立) 極大解
⇔ x^* は関数 $-f$ の (孤立) 極小解
- x^* における関数 $-f$ のヘッセ行列は $-Hf(x)$



極大解であるための条件

定理:

x^* : 制約なし問題の極大解 $\Rightarrow -Hf(x^*)$ は半正定値

定理:

x^* は停留点, $-Hf(x^*)$ は正定値

$\Rightarrow x^*$: 制約なし問題の (孤立) 極大解

凸関数の特徴付け(その2)



定理: f : 凸関数, 微分可能 (ヘッセ行列が定義可能)

↔ 任意のベクトル x に対して

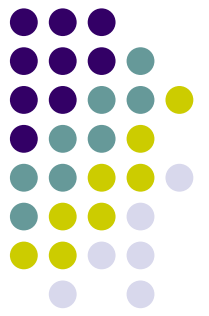
ヘッセ行列 $Hf(x)$ が半正定値

証明は略

一変数凸関数の場合:

関数 f は凸関数 ↔ 任意の x に対して二階微分 $f''(x) \geq 0$

制約なし問題の解法2: ニュートン法

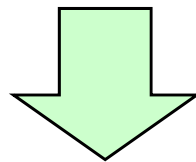


ニュートン法のアイデア

2次関数 $f(x) = \frac{1}{2}x^T Vx + cx + c_0$ の係数行列 V が

正定値行列のとき, 最小解(最適解)は簡単に求められる!

- $\nabla f(x) = Vx + c \rightarrow$ 停留点は $x^* = -V^{-1}c$ のみ
- ヘッセ行列 = V , 正定値行列 \rightarrow 停留点は最小解



2次の十分条件より x^* は**最小解**

※ 正定値行列は正則行列(逆行列をもつ)

半正定値行列は正則とは限らない

制約なし問題の解法2: ニュートン法



ニュートン法のアイデア:

V が正定値の2次関数に対して最適解は簡単に求められる!

ただし, 一般の関数は2次とは限らない

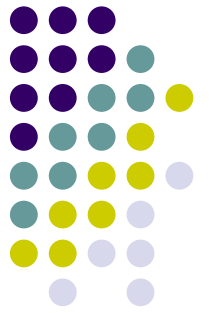
→ 元の関数 f の代わりに, 二次のテイラー近似 \tilde{f} を使う

$$\tilde{f}(x) = f(a) + \nabla f(a)^T (x - a) + \frac{1}{2} (x - a)^T Hf(a) (x - a)$$

- ヘッセ行列 $Hf(a)$ が正定値のとき,
 \tilde{f} の最適解は $x = a - Hf(a)^{-1} \nabla f(a)$
- \tilde{f} は f の良い近似

→ $a - Hf(a)^{-1} \nabla f(a)$ は f の最適解のより良い近似解と期待できる

ニュートン法のアルゴリズム



現在の点 x から $x - Hf(x)^{-1}\nabla f(x)$ への移動を繰り返す
($-Hf(x)^{-1}\nabla f(x)$ を, x における**ニュートン方向**と呼ぶ)

入力: 関数 f , 勾配ベクトル ∇f , ヘッセ行列 Hf

初期点 x^0

ステップ0: $k = 0$ とする

ステップ1: x^k が**最適解に十分近ければ終了**

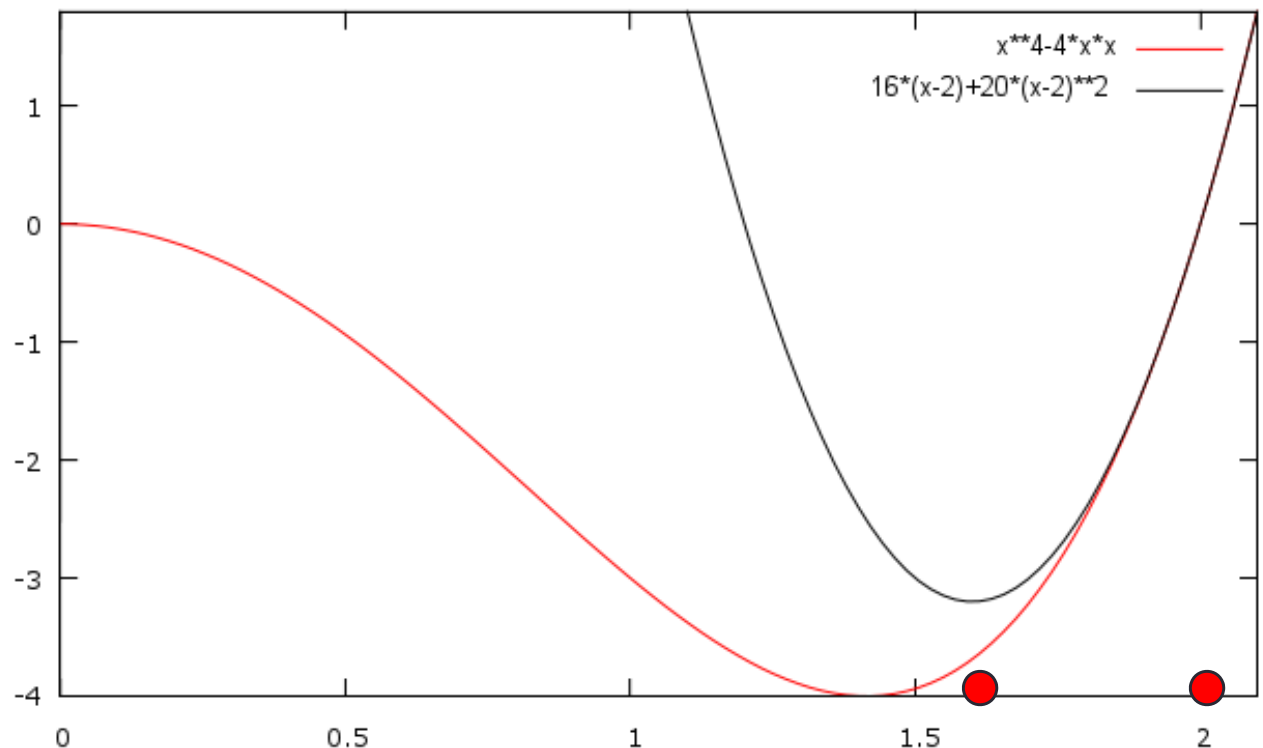
ステップ2: **ニュートン方向** $-Hf(x^k)^{-1}\nabla f(x^k)$ を計算

ステップ3: $x^{k+1} = x^k - Hf(x^k)^{-1}\nabla f(x^k)$ とおく

ステップ4: $k = k + 1$ として、ステップ1に戻る

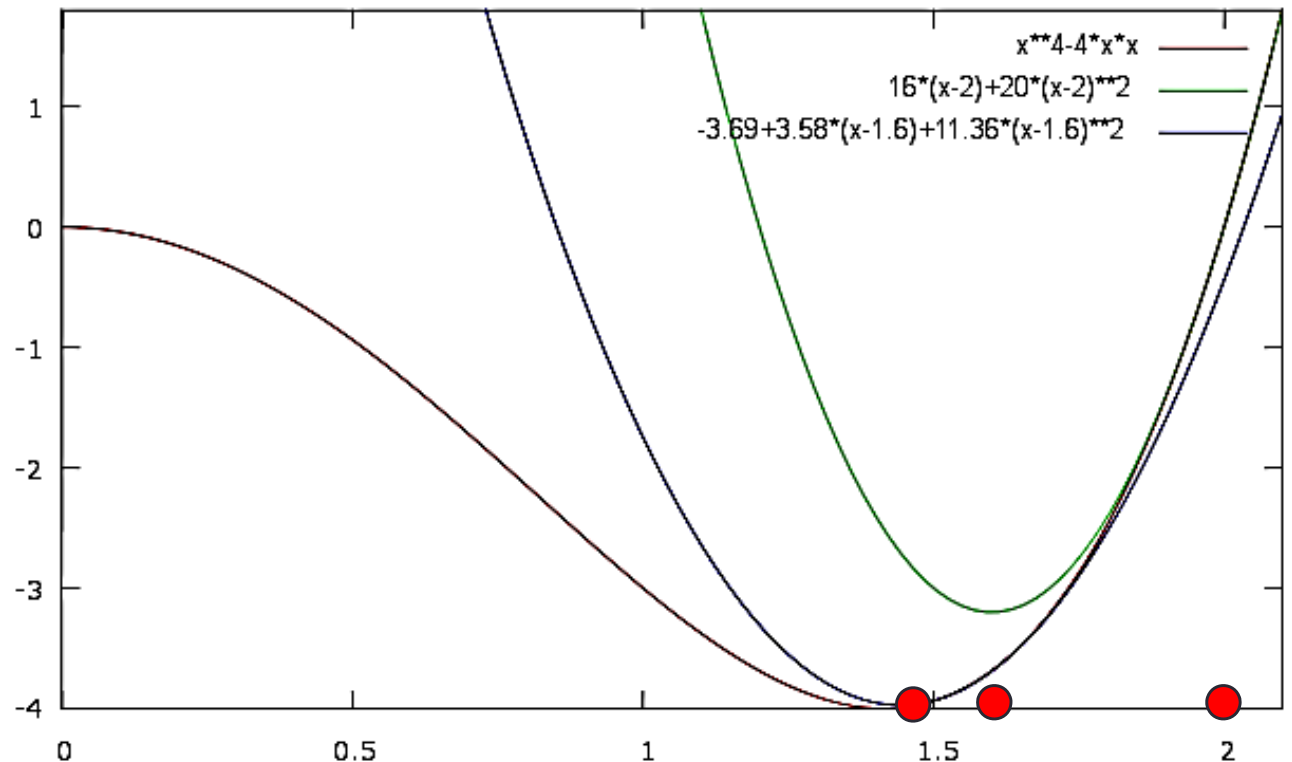
ニュートン法の実行例その1

- 一変数関数 $f(x) = x^4 - 4x^2$
- 初期点 $x^{(0)} = 2$
- テイラー近似は $\tilde{f}(x) = 16(x - 2) + 20(x - 2)^2$
- これが最小になるのは $x = 2 - 0.4 = 1.6$ のとき
- $x^{(1)} := 1.6$ とおく

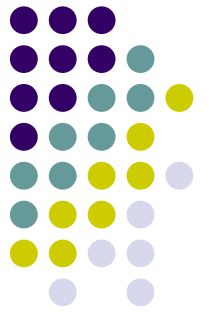


ニュートン法の実行例その1

- 一変数関数 $f(x) = x^4 - 4x^2$
- 点 $x^{(1)} = 1.6$
- テイラー近似は $\tilde{f}(x) = -3.69 + 3.58(x - 1.6) + 11.36(x - 1.6)^2$
- これが最小になるのは $x = 1.6 - 0.11 = 1.49$ のとき
- $x^{(2)} := 1.49$ とおく



ニュートン法の特徴 [p.107]



長所:

- 最急降下法より**反復回数が少ない**
 - 狭義2次凸関数に対しては**一反復**で終了
- 直線探索が不要

短所:

- **ヘッセ行列の逆行列の計算が必要**
 - **ヘッセ行列の計算**ができないと破綻
 - **ヘッセ行列が正則**でないで破綻
- **ヘッセ行列が正定値でない場合には**
目的関数値が増加する可能性あり

ニュートン法の例2

- 関数 $f(x) = (x_1 - 1)^2 + 10(x_1^2 - x_2)^2$ に適用
 - 初期解(0,0), 最適解は(1,1)
 - 6回の反復で最適解に到達
 - 最急降下法では100回反復後でも(0.91, 0.82)

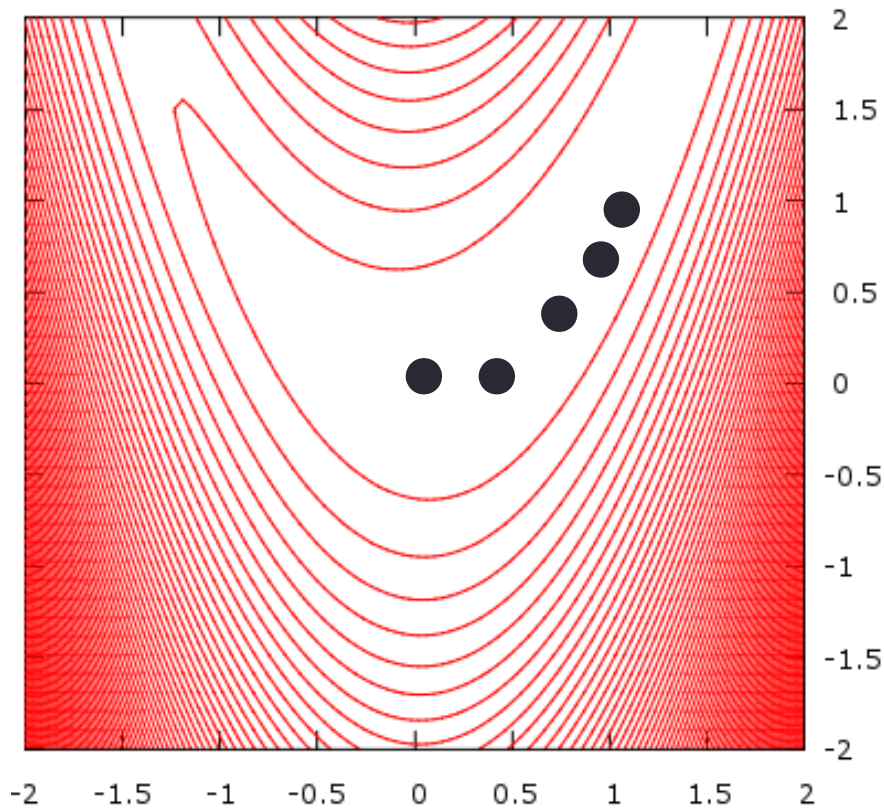
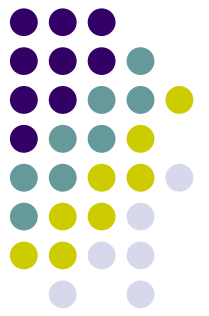


表 4.2 関数 (4.19) に対するニュートン法の計算結果

反復 k	$\mathbf{x}^{(k)}$	$f(\mathbf{x}^{(k)})$	$\ \nabla f(\mathbf{x}^{(k)})\ $
0	(0.00000, 0.00000)	0.10000×10^1	0.20000×10^1
1	(0.32341, 0.00000)	0.56717×10^0	0.20919×10^1
2	(0.73455, 0.46247)	0.12990×10^0	0.23209×10^1
3	(0.91297, 0.85632)	0.12775×10^{-1}	0.11054×10^1
4	(1.00450, 1.01041)	0.39429×10^{-4}	0.54177×10^{-1}
5	(0.99997, 0.99995)	0.16624×10^{-8}	0.46482×10^{-3}
6	(1.00000, 1.00000)	0.39340×10^{-17}	0.17062×10^{-7}

福島雅夫
「新版 数理計画入門」
(朝倉書店)より

ニュートン法の問題点



■ ヘッセ行列が**正則**でないと破綻

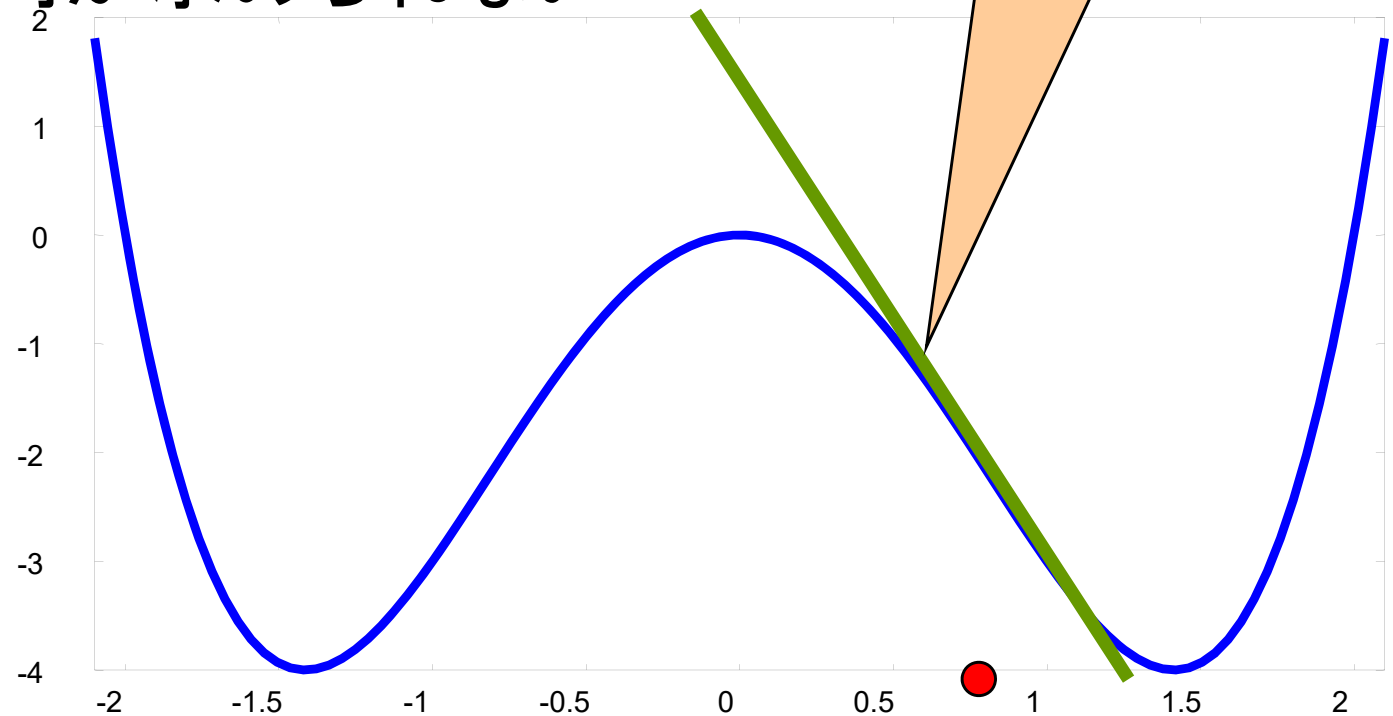
例1(続き): 一変数関数 $f(x) = x^4 - 4x^2$

初期点 $x = \sqrt{2/3}$ のとき

⇒ ヘッセ行列は $Hf(x) = 0$ (**正則でない**)

⇒ ニュートン方向が求められない

f を2次近似
すると直線
になる





ニュートン法の問題点

- ヘッセ行列が正定値でない場合には

目的関数値が増加する可能性あり

初期点 $x = 1/2$ のとき

⇒ ヘッセ行列は $Hf(x) = -5$ (正定値でない)

⇒ ニュートン方向に進むと関数値が増加する

