

# 数理計画法 第12回

---

塩浦昭義

情報科学研究科 准教授

[shioura@dais.is.tohoku.ac.jp](mailto:shioura@dais.is.tohoku.ac.jp)

<http://www.dais.is.tohoku.ac.jp/~shioura/teaching>

# 期末試験について

- 日時:2月2日(木)午後1時~2時30分(日時が確定しました)
- 受験資格者:以下の条件を満たす学生
  - 中間試験に合格している
  - ネットワーク計画と非線形計画に関するレポートを1回以上提出
- 教科書等の持込は不可
- 座席はこちらで指定
- 試験内容:ネットワーク計画, 非線形計画の範囲(次回の内容まで)
  - (詳しくはWeb上の過去問を参考にしてください)

# 制約なし問題の解法1: 最急降下法



## 最急降下法のアイデア:

- 勾配ベクトルの逆方向  $d = -\nabla f(x)$  は, 目的関数値の減少率が最も大きい方向
- 勾配ベクトルと逆の方向に(少し)進むと関数値が減る

現在の点  $x$  を  $x + \alpha d$  ( $d = -\nabla f(x)$ ) により繰り返し更新,  
関数値  $f(x)$  を減らす

ステップ幅

## ステップ幅の選び方:

次の1変数最小化問題を(近似的に)解く

目的関数:  $f(x + \alpha d) \rightarrow$  最小化

制約条件:  $\alpha \geq 0$

直線探索と呼ばれる

# 最急降下法のアルゴリズム



ステップ0: 出発点 $x^{(0)}$ を選択,  $k := 0$ とおく

ステップ1:  $\nabla f(x^{(k)}) = 0$ ならば終了( $x^{(k)}$ は最適解).

そうでなければ,  $d^{(k)} = -\nabla f(x^{(k)})$ とおく.

ステップ2: 直線探索問題

目的関数:  $f(x^{(k)} + \alpha d^{(k)}) \rightarrow$  最小化, 制約条件:  $\alpha \geq 0$

を近似的に解き、解(ステップ幅)を $\alpha^{(k)}$ とする.

$x^{(k+1)} := x^{(k)} + \alpha^{(k)} d^{(k)}$ とおく.

$k := k + 1$ とおいて、ステップ1に戻る

※現実には,  $\nabla f(x^{(k)}) = 0$  が満たされることは期待できない

→ 緩和した条件「勾配ベクトルのノルム(長さ)が十分に小さい」

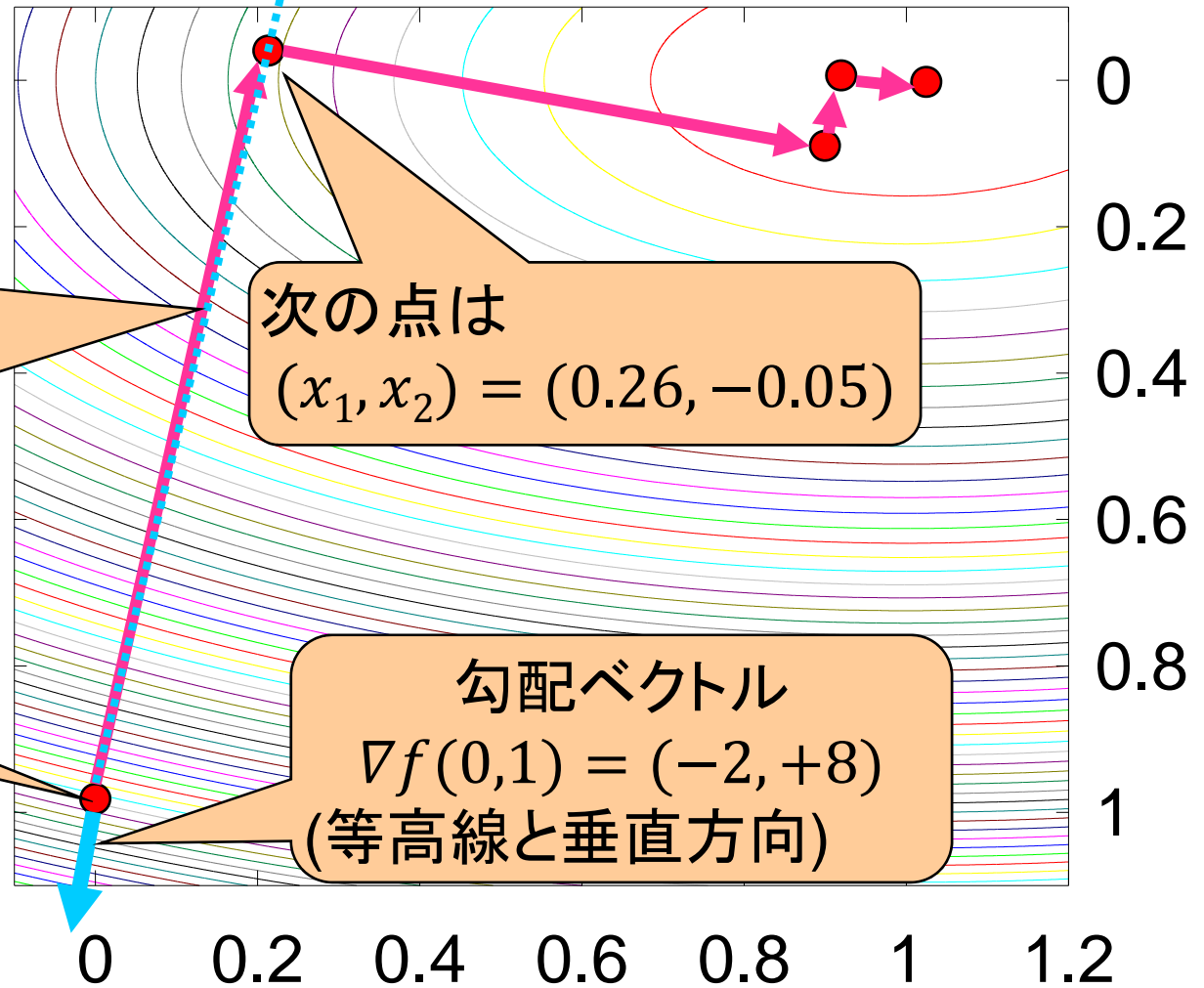
$\|\nabla f(x^{(k)})\| < \varepsilon$  ( $\varepsilon$ は十分小さい正数)に置き換える

# 最急降下法の実行例その1



例:  $f(x) = x_1^2 - 2x_1 + 4x_2^2$  (これは凸関数)

$$\nabla f(x) = \begin{bmatrix} 2x_1 - 2 \\ 8x_2 \end{bmatrix}$$



$f(0 + 2\alpha, 1 - 8\alpha)$   
を最小にするのは  
 $\alpha = 0.13$   
(等高線に接する点)

次の点は  
 $(x_1, x_2) = (0.26, -0.05)$

出発点(0,1)

勾配ベクトル  
 $\nabla f(0,1) = (-2, +8)$   
(等高線と垂直方向)

※2変数の場合,  
進む方向は毎回  
必ず直角に交わる

# 最急降下法の実行例その2

教科書113ページの図4.4参照

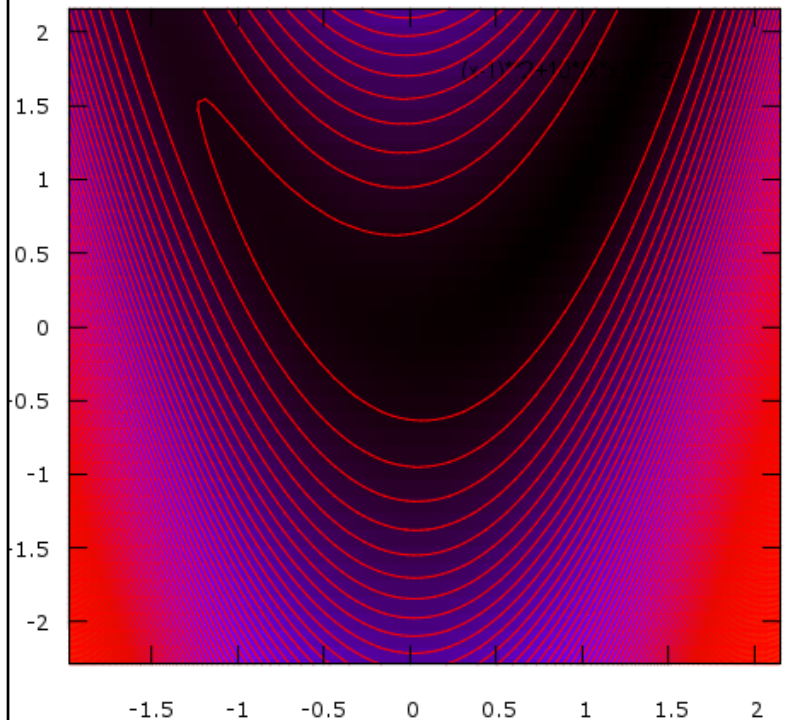
- 最急降下法は、必ず停留点 ( $\nabla f(x) = 0$ となる点)に収束  
(大域的収束性)
  - 出発点の選び方次第では、局所的最適解に収束
  - 凸関数の場合、必ず大域的最適解に収束

# 最急降下法の性質

- 最急降下法は、必ず停留点 ( $\nabla f(x) = 0$ となる点)に収束  
(大域的収束性)
  - 出発点の選び方次第では、局所的最適解に収束
  - 凸関数の場合、必ず大域的最適解に収束
- ある種の凸関数(狭義凸2次関数)に対しては、一次収束をする
  - **一次収束**:「毎回の反復で、現在の点と極限との距離が、  
一定の割合で減少すること」  
ある定数  $0 < \beta < 1$  とある整数  $k_0$  に対して、  
 $k \geq k_0$  ならば
$$\|x^{(k+1)} - x^*\| \leq \beta \|x^{(k)} - x^*\|$$
が成立 ( $x^*$ は極限の点, 収束先)
  - 一次収束する場合でも、収束のスピードは遅いこともある

# 一次収束の例1

- 関数  $f(x) = (x_1 - 1)^2 + 10(x_1^2 - x_2)^2$  に適用
  - 最適解は(1,1)
  - $\beta = \text{約}0.99$ なので,  
収束のスピードは遅い

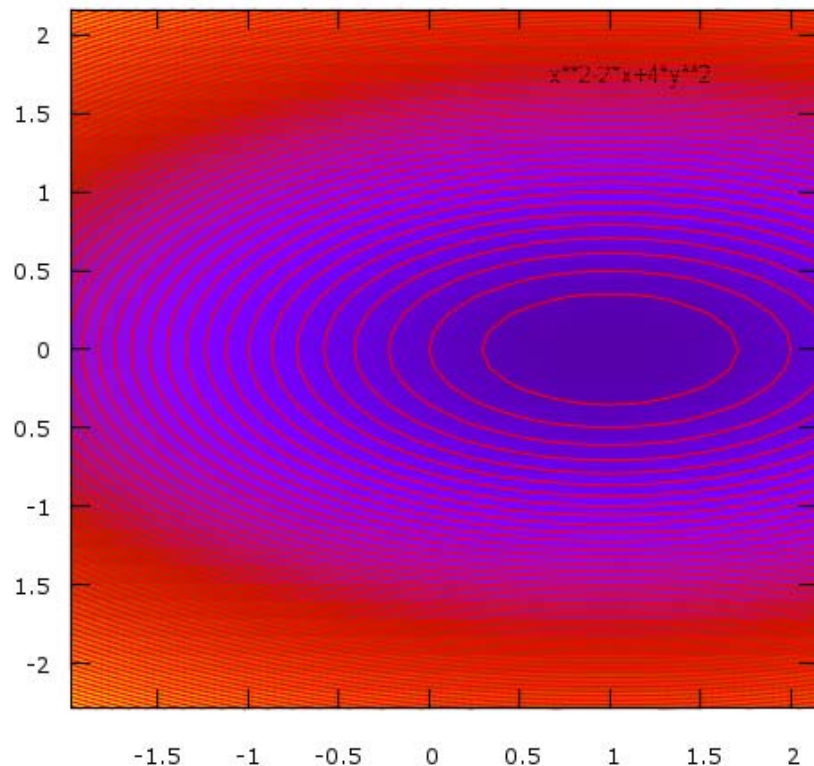


教科書115ページの  
表4. 1参照



## 一次収束の例2

- 狭義凸2次関数  $f(x) = x_1^2 - 2x_1 + 4x_2^2$  に適用
- 最適解は(1, 0)
- $\beta = \text{約}0.523$  なので収束のスピードが速い



田村, 村松:「最適化法」, 共  
立出版, 2002, p103  
の表を参照

# 関数のヘッセ行列

- 非線形計画では、多変数関数の微分が重要な役割を果たす
- 定義:  $n$ 変数関数  $f$  のヘッセ行列  $\nabla^2 f(x)$

↔  $f$  の2次偏微分係数を要素とする  $n \times n$  行列

$$\nabla^2 f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_1 \partial x_2} & \dots & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_2 \partial x_1} & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_2^2} & \dots & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_2 \partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_n \partial x_1} & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_n \partial x_2} & \dots & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_n^2} \end{bmatrix}$$

- $f$  が2変数以上の関数の時は、幾何学的な情報を含む(次のスライド)
- $f$  が1変数関数のときは、ヘッセ行列は2階微分と同じ

$$\nabla^2 f(x) = f''(x)$$

# 関数のヘッセ行列

- 非線形計画では、多変数関数の微分が重要な役割を果たす
- 定義:  $n$ 変数関数  $f$  のヘッセ行列  $\nabla^2 f(x)$

↔  $f$  の2次偏微分係数を要素とする  $n \times n$  行列

$$\nabla^2 f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_1 \partial x_2} & \dots & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_2 \partial x_1} & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_2^2} & \dots & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_2 \partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_n \partial x_1} & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_n \partial x_2} & \dots & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_n^2} \end{bmatrix}$$

- $f$  が2変数以上の関数の時は、幾何学的な情報を含む(次のスライド)
- $f$  が1変数関数のときは、ヘッセ行列は2階微分と同じ

$$\nabla^2 f(x) = f''(x)$$

## 関数のヘッセ行列: 例

- $f(x_1, x_2) = 5x_1^2 - 6x_1x_2 + 5x_2^2 - 10x_1 + 6x_2$

$$\nabla f(x_1, x_2) = \begin{bmatrix} 10x_1 - 6x_2 - 10 \\ -6x_1 + 10x_2 + 6 \end{bmatrix}$$

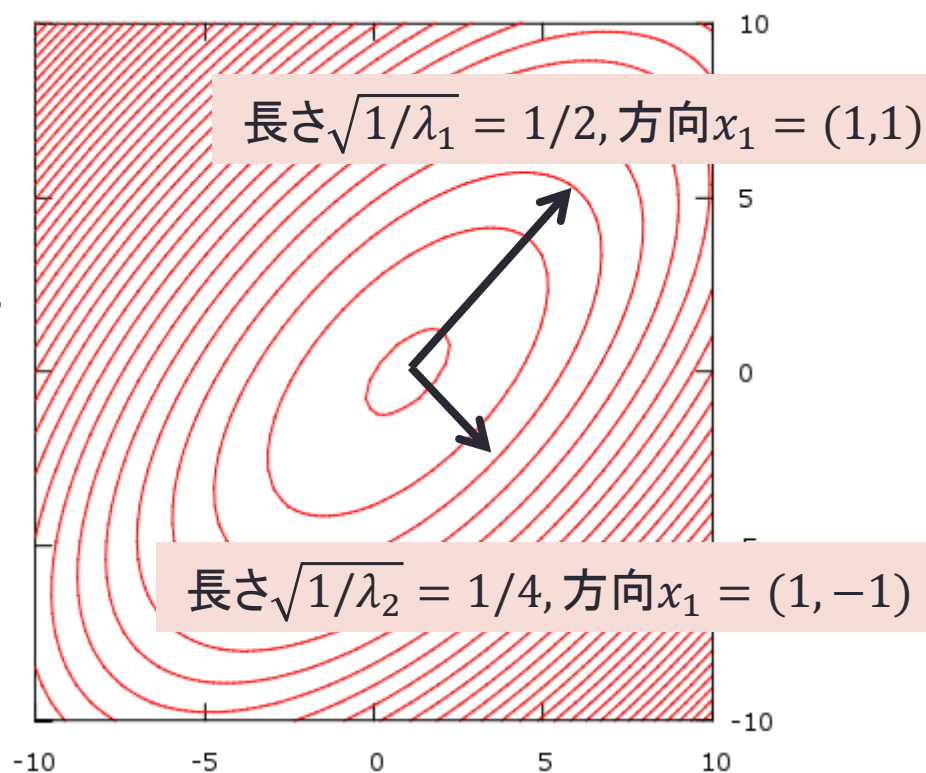
$$\nabla^2 f(x_1, x_2) = \begin{bmatrix} 10 & -6 \\ -6 & 10 \end{bmatrix}$$

凸二次関数なので, 等高線は楕円  
ヘッセ行列の固有ベクトルと固有値

$$\lambda_1 = 4, x_1 = (1, 1)$$

$$\lambda_2 = 16, x_1 = (1, -1)$$

これらの情報が楕円の形状を表す



# 2次関数とその凸性

- $n$  変数の2次関数  $f$  は,

実数  $c$ ,  $n$ 次元ベクトル  $b = (b_1, b_2, \dots, b_n)$ ,  $n \times n$ 対称行列  $A = (a_{ij})$

を使って次の形に書ける

$$\begin{aligned} f(x) &= c + b^T x + \frac{1}{2} x^T A x \\ &= c + \sum_{i=1}^n b_i x_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} x_i x_j \end{aligned}$$

$$\begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 6 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 4 \end{bmatrix}$$

は半正定値

- 性質: 2次関数は凸関数  $\leftrightarrow$  行列  $A$  が半正定値行列

- 定義:  $n \times n$ 行列  $A$  は半正定値

$\Leftrightarrow$  任意の  $n$ 次元ベクトル  $x$  に対し,  $x^T A x \geq 0$

$$\begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 2 & 2 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}$$

は半正定値ではない

# テイラー展開を使った近似

- $n$ 変数関数  $f$ ,  $n$ 次元ベクトル  $\bar{x}$
- 定義: 関数  $f$  の  $\bar{x}$  における2次のテイラー展開  $\tilde{f}$

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

- 2次のテイラー展開は2次関数
  - ヘッセ行列が半正定値行列ならば凸2次関数
- $\bar{x}$  のまわりで  $\tilde{f}$  は  $f$  を近似している  
( $x$  が  $\bar{x}$  に近いとき,  $\tilde{f}(x)$  と  $f(x)$  の誤差は小さい)

# テイラー展開を使った近似の例

例:  $f(x) = (x-2)(x-1)x(x+1)(x+2) = x^5 - 5x^3 + 4x$

$$\nabla f(x) = 5x^4 - 15x^2 + 4$$

$$\nabla^2 f(x) = 20x^3 - 30x$$

$a = -1$  のとき

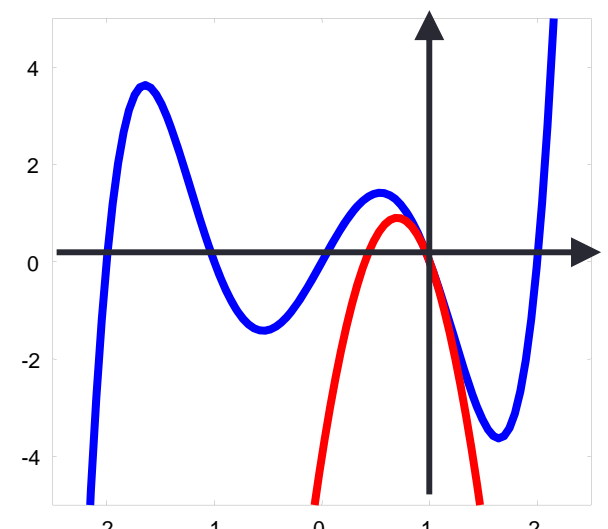
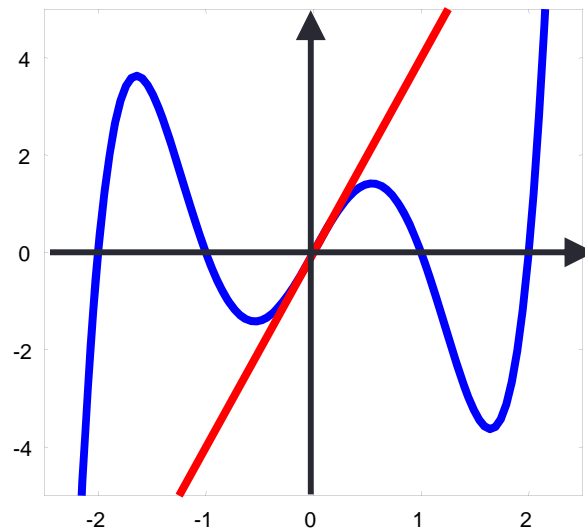
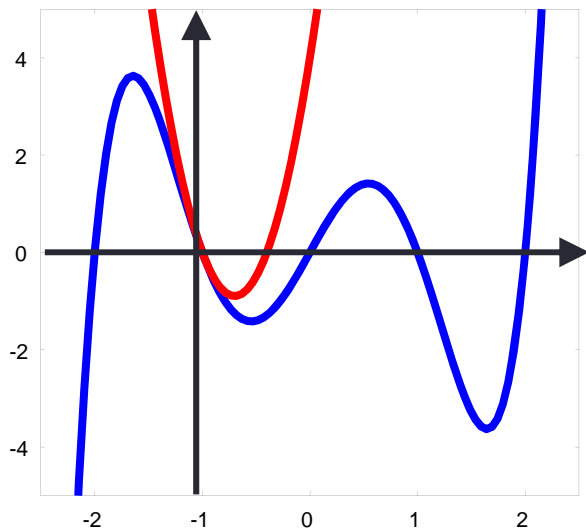
$$0 - 6(x+1) + 5(x+1)^2$$

$a = 0$  のとき

$$0 + 4x + 0x^2$$

$a = 1$  のとき

$$0 - 6(x-1) - 5(x-1)^2$$



# 2次の最適性条件

- 非線形計画問題に対する**最適性条件**  
~実行可能解が(局所的)最適解であるための  
十分条件または必要条件
- 定理[最適解であるための2次の必要条件]:  
ベクトル  $x^*$  が関数  $f$  に関する制約なし問題の局所的最適解  
→  $\nabla^2 f(x^*)$  は半正定値行列
- 定義:  $n \times n$  行列  $A$  は**半正定値**  
 $\Leftrightarrow$  任意の  $n$  次元ベクトル  $x$  に対し,  $x^T A x \geq 0$

$f$  が一変数関数の場合,

$\nabla^2 f(x^*)$  は半正定値行列  $\Leftrightarrow f''(x^*) \geq 0$  が成り立つ

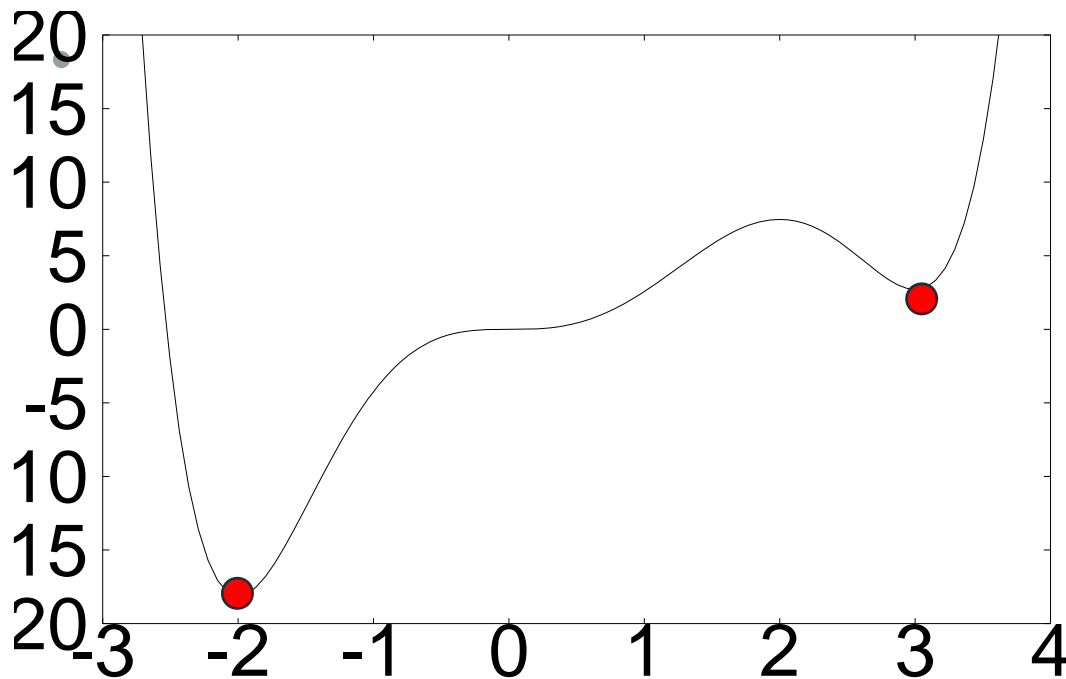
「極小点での傾きの増加率は非負」「下に凸」



## 2次の最適性条件: 例1

- 目的関数:  $f(x) = \frac{1}{6}x^6 - \frac{3}{5}x^5 - x^4 + 4x^3 \rightarrow$  最小化
- 2階微分を計算:  $f''(x) = 5x^4 - 12x^3 - 12x^2 + 24x$
- 局所的最適解は  $x = -2, +3$

$$f''(-2) = 80 \geq 0, f''(3) = 45 \geq 0$$



## 2次の最適性条件

- 定理[最適解であるための2次の十分条件]:

ベクトル  $x^*$  が  $\nabla f(x) = 0$  を満たし, かつ  $\nabla^2 f(x^*)$  が正定値行列

→  $x^*$  は関数  $f$  に関する制約なし問題の局所的最適解

- 定義:  $n \times n$  行列  $A$  は正定値

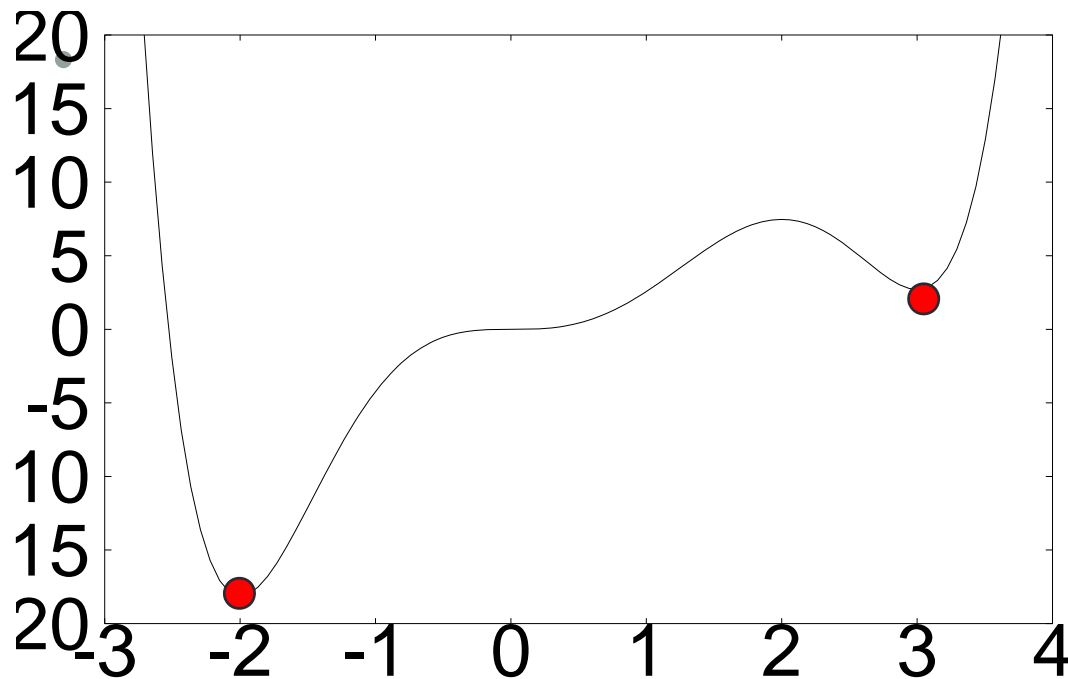
⇔ 任意の非ゼロ  $n$  次元ベクトル  $x$  に対し,  $x^T A x > 0$

$f$  が一変数関数の場合,

$\nabla^2 f(x^*)$  が正定値行列  $\leftrightarrow f''(x^*) > 0$  が成り立つ

## 2次の最適性条件: 例1 (続き)

- 目的関数:  $f(x) = \frac{1}{6}x^6 - \frac{3}{5}x^5 - x^4 + 4x^3 \rightarrow$  最小化
- 2階微分を計算:  $f''(x) = 5x^4 - 12x^3 - 12x^2 + 24x$
- $x = -2, +3$  は  $\nabla f(x) = 0$  を満たす
- $f''(-2) = 80 > 0, f''(3) = 45 > 0 \rightarrow$  ともに局所的最適解

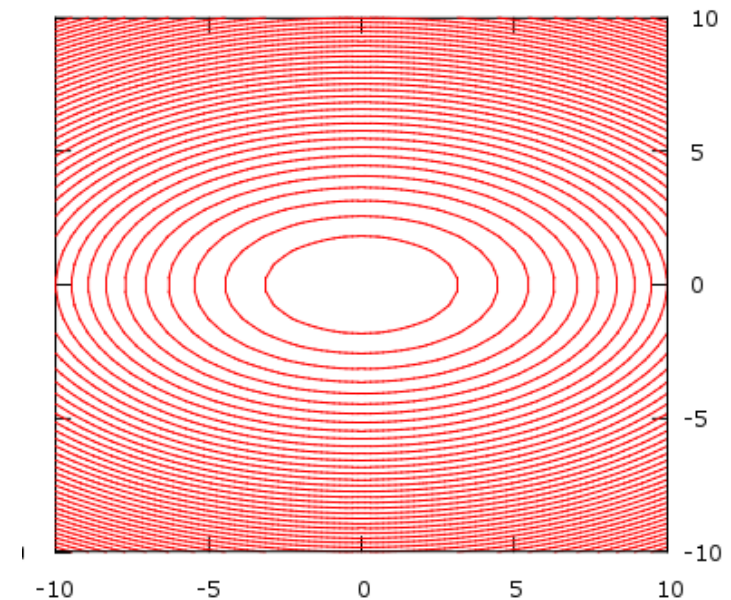


## 2次の最適性条件:例2

- 目的関数:  $f(x_1, x_2) = x_1^2 + 3x_2^2 \rightarrow$  最小化
- $\nabla f(x_1, x_2) = \begin{bmatrix} 2x_1 \\ 6x_2 \end{bmatrix}, \nabla^2 f(x_1, x_2) = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 6 \end{bmatrix}$
- $\nabla f(x_1, x_2)$ がゼロベクトルとなるのは  $(0,0)$  のみ
- $\nabla^2 f(0,0) = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 6 \end{bmatrix}$  は正定値行列  $\rightarrow (0, 0)$  は局所的最適解

任意の非ゼロベクトル  $(y_1, y_2)$  に対して

$$\begin{bmatrix} y_1 & y_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = 2y_1^2 + 6y_2^2 > 0$$



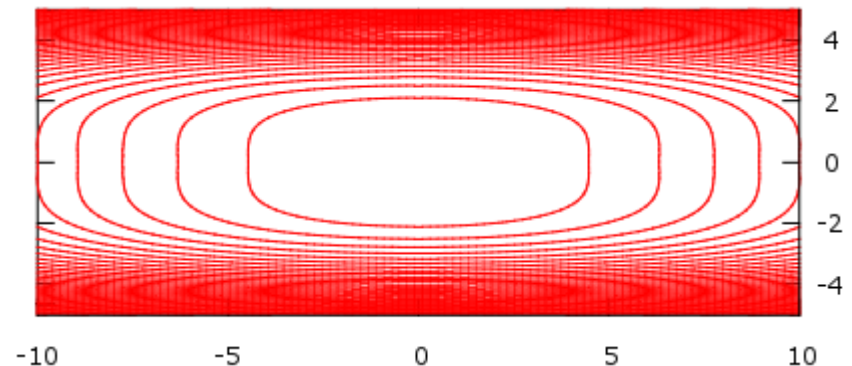
## 2次の最適性条件: 例3

- 目的関数:  $f(x_1, x_2) = x_1^2 + x_2^4 \rightarrow$  最小化
- $\nabla f(x_1, x_2) = \begin{bmatrix} 2x_1 \\ 4x_2^3 \end{bmatrix}, \nabla^2 f(x_1, x_2) = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 12x_2^2 \end{bmatrix}$
- $\nabla f(x_1, x_2)$  がゼロベクトルとなるのは  $(0, 0)$  のみ (実は最適解)
- $\nabla^2 f(0, 0) = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$  は半正定値だが, 正定値ではない  
→  $(0, 0)$  が局所的最適解かどうかは, ヘッセ行列を使って判定できない (実際には局所的最適解)

任意のベクトル  $(y_1, y_2)$  に対して

$$\begin{bmatrix} y_1 & y_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = 2y_1^2 \geq 0$$

$y_1 = 0$  のときは  $y_2 \neq 0$  でも値は 0

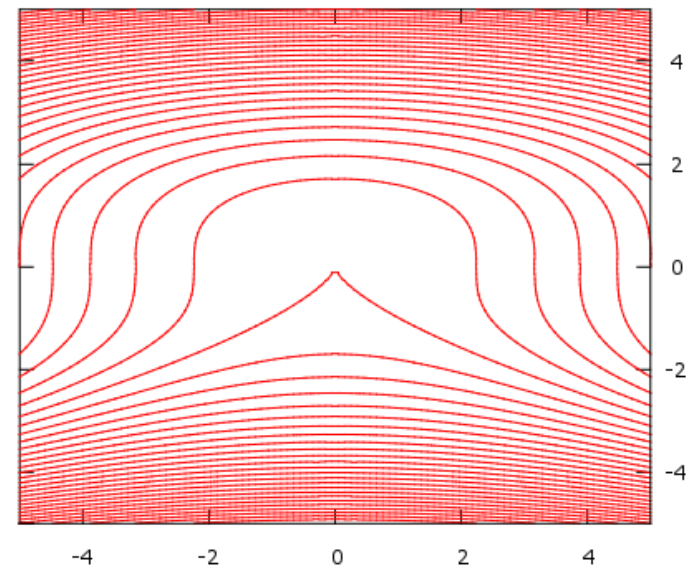


## 2次の最適性条件: 例4

- 目的関数:  $f(x_1, x_2) = x_1^2 + x_2^3 \rightarrow$  最小化
- $\nabla f(x_1, x_2) = \begin{bmatrix} 2x_1 \\ 3x_2^2 \end{bmatrix}, \nabla^2 f(x_1, x_2) = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 6x_2 \end{bmatrix}$
- $\nabla f(x_1, x_2)$  がゼロベクトルとなるのは  $(0, 0)$  のみ (実は最適解)
- $\nabla^2 f(0, 0) = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$  は半正定値だが, 正定値ではない

→  $(0, 0)$  が局所的最適解かどうかは,  
ヘッセ行列を使って判定できない  
(実際には局所的最適解ではない  
任意の  $\varepsilon > 0$  に対して,

$$f(0, -\varepsilon) = -\varepsilon^3 < 0)$$



## レポート問題(締切:1月26日, 今回で最後)

**問1:** 等高線で表された2つの関数に対して, 最急降下法を実行して得られる点列を求めよ. 計算は全て, 添付の図を使って行うこと. 出発点は左上に図示された点とし, 3回~6回程度の反復を行うこと. (注意: 勾配ベクトルの方向は等高線と必ず垂直. 等高線のないところは自分で補完してください)

**問2:** 関数  $f, g$  に対し,  $x = (1, 2)$  における2次のテイラー展開を計算せよ.

$$f(x_1, x_2) = x_1 \log x_2 - x_2 \log x_1 \quad g(x_1, x_2) = x_1^2 + x_2^2 - 1$$

**問3:** 関数  $f(x, y) = \frac{1}{4}x^4 - \frac{1}{2}x^2 + \frac{1}{3}y^3 + 2y^2$  について考える

(a) 勾配ベクトルとヘッセ行列を計算せよ.

(b) すべての停留点(勾配ベクトルがゼロの点)を求めよ. さらに, 2次の最適性条件(十分条件)を用いて, 局所的最適解を求めよ.

