

### 4-3. 高階偏微分, Taylor展開

まあ、 $\frac{\partial}{\partial x_j} \left( \frac{\partial}{\partial x_i} f(x) \right)$  と  $\frac{\partial}{\partial x_i} \left( \frac{\partial}{\partial x_j} f(x) \right)$  は異なる場合もあるが、 $x_i \in \frac{\partial}{\partial x_i} f + \frac{\partial}{\partial x_j} f$  が (全) 微分可能ならば同じになります。

↑↑  
偏微分の順序が異なる。

・  $C^n$  級：函数  $f(x)$  が  $n$  回偏微分でき、それが連続なとき、その  $f(x)$  を  $C^n$  級と言う。  
"  $\frac{\partial x_i \partial x_j}{\partial x_i} f$  と  $\frac{\partial x_j \partial x_i}{\partial x_j} f$  が連続" の時、同じくは  
という判断も正しい。

#### テイラーの定理

Th. Taylor : 領域  $\Omega \subset \mathbb{R}^n$  において、 $x \in \Omega$  かつ  $x + t\Delta x \in \Omega$  for  $0 \leq t \leq 1$  とする。この時、 $C^k$  級な函数  $f$  に対し、

$$f(x + \Delta x) = \sum_{|\nu|=0}^{k-1} T_\nu(x) + R_k, \quad \text{→ 剰余項とも言うよ。} \quad \sum_{|\nu_1|+|\nu_2|+\dots=|\nu|} \text{は、} \nu_1+\nu_2+\dots+\nu_n=\nu \text{を満たすケース全てでの和を意味するよ。}$$

$$\text{ただし、} T_\nu(x) := \sum_{\nu_1+\nu_2+\dots=\nu} \left( \frac{1}{\nu_1! \nu_2! \dots \nu_n!} \partial_1^{\nu_1} \partial_2^{\nu_2} \dots \partial_n^{\nu_n} f(x) \cdot \Delta x_1^{\nu_1} \Delta x_2^{\nu_2} \dots \Delta x_n^{\nu_n} \right), \quad R_k := T_k(x + \zeta \Delta x) \text{ for } 0 \leq \zeta \leq 1.$$

$\checkmark x \in \mathbb{R}^2$  の時の例を見てみよう。

$\partial_i$  は  $\frac{\partial}{\partial x_i}$  のコト。  $\Delta x_i$  は  $\Delta x = \begin{pmatrix} \Delta x_1 \\ \Delta x_2 \\ \vdots \\ \Delta x_n \end{pmatrix}$  の  $i$  満要素。

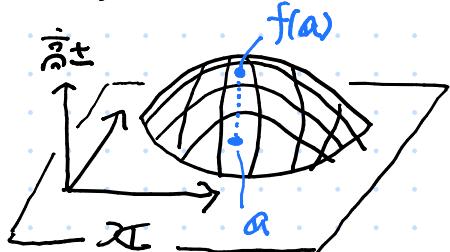
$$T_\nu(x) = \sum_{\nu_1+\nu_2=\nu} \frac{1}{\nu_1! \nu_2!} \partial_1^{\nu_1} \partial_2^{\nu_2} f(x) \Delta x_1^{\nu_1} \Delta x_2^{\nu_2} \text{ など。}$$

$$\begin{aligned} f(x + \Delta x) &= T_0(x) + T_1(x) + T_2(x) + \dots + T_{k-1}(x) + R_k(x) \\ &= f(x) + \underbrace{(f_x \Delta x + f_y \Delta y)}_{\text{"}} + \underbrace{\left( \frac{1}{2} f_{xx} \Delta x^2 + f_{xy} \Delta x \Delta y + \frac{1}{2} f_{yy} \Delta y^2 \right)}_{\text{"}} + \dots \end{aligned}$$

$$= f(x) + \underbrace{\nabla f \cdot \Delta x}_{\text{ただし、} H_f := \begin{pmatrix} f_{xx} & f_{xy} \\ f_{yx} & f_{yy} \end{pmatrix} \leftarrow \text{Hesse 行列}} + \underbrace{\frac{1}{2} \Delta x^T H_f \Delta x}_{\text{の式}} + \dots$$

↑ 実質的にはこの 2 項までの式を覚えてほえば十分!!

Taylor 展開と極値の関係: ここで  $f(x)$  の曲面を考えて



$\leftarrow f$  が平らなら  $f$  の勾配 = 0 と言へただけ…

・  $f$  が  $x$  で 極値 とよ  $\Rightarrow \nabla f(x) = 0$  //

・  $f$  が  $x$  で 極小  $\Leftrightarrow \nabla f(x) = 0$ , かつ,  $H_f$  の固有値が全て正.  $\sim (*)$   
 ( “ 極大 ” , “ ” , かつ, “ ” 負 )

→ ただし  
 $H_f$  が対称であるコト を用いては.

(\*)はどういうコトか? 前ページの最後の式より、 $\Delta x$  が十分に小さければ

$$f(x+\Delta x) = f(x) + \nabla f(x) \cdot \Delta x + \frac{1}{2} \Delta x^T H_f \Delta x + O(\|\Delta x\|^3) \quad \text{t. } \nabla f(x) = 0 \text{ より}$$

$$\approx f(x) + \frac{1}{2} \Delta x^T H_f \Delta x. \sim (*)$$

よて、

極小 def.

(\*) より

$$x \text{ で } f \text{ が 極小} \Leftrightarrow f(x+\Delta x) - f(x) > 0 \text{ for } \Delta x \neq 0 \Leftrightarrow \frac{1}{2} \Delta x^T H_f \Delta x > 0 \text{ for } \Delta x \neq 0$$

“正定値” def.  $\rightarrow \Leftrightarrow$  行列  $H_f$  が 正定値

線形代数  $\rightarrow \Leftrightarrow$  “  $H_f$  の固有値が 全て正.”  
 より.

$\nwarrow H_f$  が対称であるコトを用いては.

↓ ちなみに、次の Th. が直接使え。

シルベスターの判定定理.  $\leftarrow A$  が「実対称」の時にしか成立しないので注意!!

Th. Sylvester criterion :

→ 左上角から  $k \times k$  部分行列の行列式

(  $2 \times 2$  の  $H_f$  について )

- $n \times n$  実対称行列  $A$  が 正定値  $\Leftrightarrow$  全ての小行列式  $D_1, D_2, \dots, D_n$  が 正.  $\rightarrow$  教 p.96 Th 4.3.4 はこれと書いては.
- “ 負 ”  $\Leftrightarrow D_1 < 0, D_2 > 0, D_3 < 0, \dots$  とよは.  
 ( $D_1$  は負. その後,  $D_k$  と  $D_{k+1}$  の符号が逆)

これを  $H_f$  に対して用いれば  $f$  の極値性を示せよ.