# 制約なし最適化に対する最適性の条件

山下信雄

## 講義內容

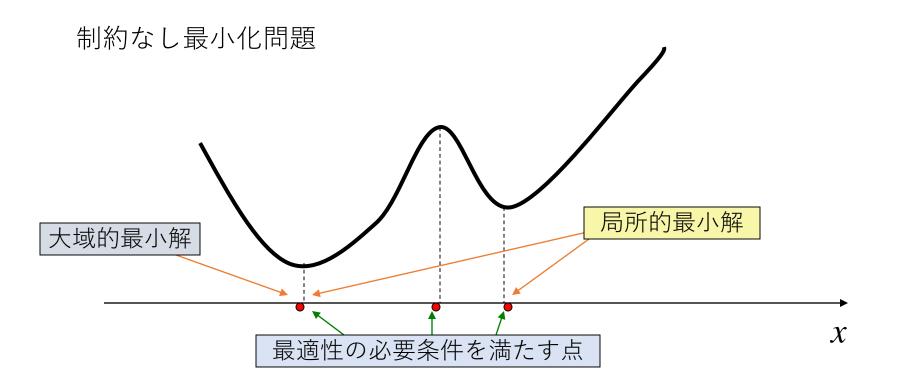
1. 最適性の条件

2. 最適性の必要条件

3. 最適性の十分条件

## 最適性の条件

1点の微分や目的関数値などの情報から、その点が最小解であるかどうかを判別する条件 (例:f'(x)=0)



#### 最適性の必要条件と十分条件

x\* は局所的最適解

→ 「最適性の必要条件」を満たす.

 $[x^*]$ は最適性の十分条件」を満たす。

 $\Rightarrow$   $x^*$  は局所的最適解

#### 最適性の一次の必要条件

制約なし最小化問題  $\min f(x)$  s.t.  $x \in \mathbb{R}^n$ 

定理  $x^*$ を制約なし最小化問題の局所的最小解とする. このとき、 $\nabla f(x^*) = 0$  が成り立つ.

 $\nabla f(x^*) = 0$  を最適性の1次の必要条件という.  $\nabla f(x^*) = 0$  を満たす $x^*$ を停留点という.

#### 定理の証明

テーラー展開から
$$f(x^* - t\nabla f(x^*)) = f(x^*) - t\nabla f(x^*)^{\top} \nabla f(x^*) + o(t)$$
よって、  $t > 0$  に対して
$$\frac{f(x^*) - f(x^* - t\nabla f(x^*))}{t} = \left\| \nabla f(x^*) \right\|^2 - \frac{o(t)}{t}$$

 $x^*$  は局所的最小解であるため、t が十分小さいとき

$$0 \ge \frac{f(x^*) - f(x^* - t\nabla f(x^*))}{t} = \left\| \nabla f(x^*) \right\|^2 - \frac{o(t)}{t}$$

よって,  $0 \ge \|\nabla f(x^*)\|^2$ , つまり  $\nabla f(x^*) = 0$  である.

## 最適性の2次の必要条件

定理  $x^*$ を制約なし最小化問題の局所的最小解とする. このとき、ヘッセ行列  $\nabla^2 f(x^*)$  は半正定値行列である.

証明. 任意の 
$$d \in \mathbb{R}^n$$
 と  $t \neq 0$  に対して,

$$f(x^* + td) = f(x^*) + t\nabla f(x^*)^{\top} d + \frac{t^2}{2} d^{\top} \nabla^2 f(x^*) d + o(t^2)$$

より,

$$\frac{f(x^* + td) - f(x^*)}{t^2} = \frac{1}{2}d^{\top}\nabla^2 f(x^*)d + \frac{o(t^2)}{t^2}$$

 $x^*$ は局所的最小解であることから、 $t^2$ が十分小さいとき

$$0 \le \frac{f(x^* + td) - f(x^*)}{t^2} = \frac{1}{2} d^{\top} \nabla^2 f(x^*) d + \frac{o(t^2)}{t^2}$$

$$t \to 0 \ge \frac{1}{2} d^{\top} \nabla^2 f(x^*) d$$

#### 最適性の2次の十分条件

定理  $x^*$ は停留点,つまり  $\nabla f(x^*) = 0$  とする. さらに,ヘッセ行列  $\nabla^2 f(x^*)$  は正定値行列とする. このとき  $x^*$ は局所的最小解である.

# 制約なし凸最適化問題に対する最適性の必要十分条件

定理 ƒを凸関数であるとする.

このとき、 $x^*$ が大域的最小解であることの必要十分条件は $\nabla f(x^*) = 0$  が成り立つことである.

#### 証明

#### (必要性)

大域的最適解  $\Rightarrow$  局所的最適解  $\Rightarrow \nabla f(x^*) = 0$  (十分性) 任意の  $x \in R^n$  に対して,  $f(x) \geq f(x^*) + \nabla f(x^*)^\top (x - x^*) = f(x^*)$