

## [3] 条件つき極値問題.

$$D \subset \mathbb{R}^2, \quad f(x, y), g(x, y) : D \rightarrow \mathbb{R}.$$

条件つき極値問題

 $g(x, y) = 0$  の下で  $f(x, y)$  の  
極値を求める.

 $\left\{ \begin{array}{l} f(x, y) : \text{目的関数} \\ g(x, y) = 0 : \text{制約条件} \end{array} \right.$ 

制約つき最適化問題

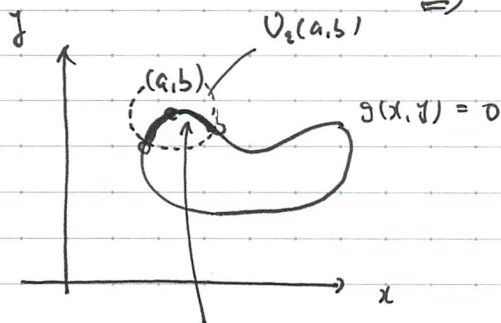
定義 (条件つき極値) 条件  $g(x, y) = 0$  の下で  $f(x, y)$  が  
点  $(a, b) \in D$  において 極大値  $f(a, b)$  をとる

def

(1)  $g(a, b) = 0.$

(2)  $\exists \varepsilon > 0 \quad (x, y) \in U_\varepsilon(a, b) \cap D \text{ かつ } g(x, y) = 0$

$\Rightarrow f(x, y) \leq f(a, b).$



条件付き極小値も同様に  
定義した.

条件付き極大値と極小値を  
合わせて 条件つき極値  
という.

$f(x, y) \leq f(a, b)$

(Lagrange の乗数法)

定理 4.20

$D \subset \mathbb{R}^2, \quad f(x, y), g(x, y) : D \rightarrow \mathbb{R} \text{ 級}$

条件  $g(x, y) = 0$  の下で  $f(x, y)$  が点  $(a, b) \in D$  において 極値をとる $\Rightarrow$  次のいずれかが成り立つ.

(1)  $\frac{\partial f}{\partial x}(a, b) = \frac{\partial f}{\partial y}(a, b) = 0.$

(このとき,  $(a, b)$  は 曲線  $g(x, y) = 0$  の 停留点 といふ)

$$(2) \quad \exists \lambda \in \mathbb{R} \text{ s.t. } \begin{cases} \frac{\partial f}{\partial x}(a, b) - \lambda \frac{\partial g}{\partial x}(a, b) = 0 \\ \frac{\partial f}{\partial y}(a, b) - \lambda \frac{\partial g}{\partial y}(a, b) = 0 \end{cases} \quad (1)$$

(Proof)  $(a, b)$  が  $g(x, y) = 0$  の特異点でないことを仮定する。  
 このとき、 $\frac{\partial g}{\partial x}(a, b) \neq 0$  かつ  $\frac{\partial g}{\partial y}(a, b) \neq 0$  .

そこで、 $\frac{\partial g}{\partial y}(a, b) \neq 0$  の場合と考える。

$g(x, y)$  は  $C^1$  級、かつ  $g(a, b) = 0$  より、陰関数定理  
 (定理 4.15) から、 $g(x, y) = 0$  によって定まる陰関数  
 $y = \varphi(x)$  として、 $b = \varphi(a)$  とみなすことができる。

$F(x) = f(x, \varphi(x))$  とおくと、 $F(x)$  は  $C^1$  級で  
 $x = a$  において微分可能。  $\therefore F'(a) = 0$  .

合成関数の微分法より

$$F'(x) = \frac{\partial f}{\partial x}(x, \varphi(x)) + \varphi'(x) \frac{\partial f}{\partial y}(x, \varphi(x)) .$$

$$\text{かつ陰関数定理より} \quad \varphi'(x) = - \frac{\frac{\partial g}{\partial x}(x, \varphi(x))}{\frac{\partial g}{\partial y}(x, \varphi(x))} .$$

$$\text{よって} \quad F'(a) = \frac{\partial f}{\partial x}(a, b) - \frac{\frac{\partial g}{\partial x}(a, b)}{\frac{\partial g}{\partial y}(a, b)} \frac{\partial f}{\partial y}(a, b) = 0 .$$

$$\text{そこで、} \quad \lambda = \frac{\frac{\partial f}{\partial y}(a, b)}{\frac{\partial g}{\partial y}(a, b)} \quad \text{とおくと、式(1)の2つの}$$

等式が成り立つ。

( $\frac{\partial g}{\partial y}(a, b) = 0$  の場合、 $\frac{\partial g}{\partial x}(a, b) \neq 0$  であるので  
 $x$  と  $y$  を入れ替えた陰関数定理を用いて同様の議論を  
 すればよい。



定理 4.20, (2) の拡張:

$$(2)' \quad \mathcal{L}(x, y, \lambda) = f(x, y) - \lambda g(x, y)$$

とあると.

$$\Leftrightarrow \lambda_0 \in \mathbb{R} \quad \text{s.t.} \quad \mathcal{L}_x(x_0, y_0, \lambda_0) = \mathcal{L}_y(x_0, y_0, \lambda_0) \quad (2) \\ = \mathcal{L}_\lambda(x_0, y_0, \lambda_0) = 0.$$

① (2)

① Lagrange の乗数法 (式 (2)) の導出.

例.  $g(x, y) = 0$  より  $y = G(x)$  と表すことが  
できる.  $f(x, y) \rightarrow F(x) = f(x, G(x))$   
と、 $x$  の 1 変数関数で表すことが可能になる.

より一般化して、 $g(x, y) = 0$  を満たす  $G(x, y)$  と、  
パラメータ  $(x(t), y(t))$  で表すことが出来る.

$f(x, y)$  を  $F(t) = f(x(t), y(t))$  と、 $t$  の  
1 変数関数で表すことが可能になる.

$f(x, y)$  が  $g(x, y) = 0$  の条件の下で極値をとる  
②  $F(t)$  が極値をとる  $(x, y) = (a, b)$  で  
 $t = t_0$  で  
 かつ  $(a = x(t_0), b = y(t_0))$

$$\Rightarrow F'(t_0) = 0$$

ここで、 $F(t)$  の、合成関数の微分を用いると

$$F'(t) = \frac{\partial f}{\partial x}(x(t), y(t)) x'(t) + \frac{\partial f}{\partial y}(x(t), y(t)) y'(t).$$

今、 $F'(t_0) = 0$  より

$$F'(t_0) = \frac{\partial f}{\partial x}(x(t_0), y(t_0)) x'(t_0) + \frac{\partial f}{\partial y}(x(t_0), y(t_0)) y'(t_0) \\ = 0, \dots (3)$$

式 (3) をみると  $t_0$  を見れば、一般に容易にわかる。  
なぜなら、 $g(x, y) = 0$  なる定数関数のパラメータ表示  
 $(x(t), y(t))$  を見れば、一般に容易にわかるから  
である。



ところが、式(3)を2つのベクトルの内積とみると、

$$\begin{pmatrix} f_x(x(t), y(t)) \\ f_y(x(t), y(t)) \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x'(t_0) \\ y'(t_0) \end{pmatrix} = 0$$

と見ることでおこる。

ここで、上の2つのベクトルがそれぞれ何者かを確かめよう。

(1)  $\begin{pmatrix} f_x(x, y) \\ f_y(x, y) \end{pmatrix}$  :  $\overset{f(x, y) \text{ の }}{\text{勾配ベクトル (つまり、グラディエントともいう)}} \text{ である。}$   
 $\text{grad } f, \nabla f$  である。 (図 p. 142)  
 (漢 p. 135)

$f(x, y)$  の点  $(x, y)$  における接平面の法線ベクトル

$$\begin{pmatrix} f_x(x, y) \\ f_y(x, y) \\ -1 \end{pmatrix} \text{ を } xy \text{ 平面 } (z=0) \text{ に射影したものを、}$$

接平面の勾配 (か最も速い) 方向を表す。

(2)  $\begin{pmatrix} x'(t) \\ y'(t) \end{pmatrix}$  :  $g(x, y) = 0$  の点  $(x(t), y(t))$  における接線の方向ベクトル。 (4)

つまり、 $f(x, y)$  が  $g(x, y) = 0$  のもとで極値をもつとき、

$$\boxed{(f(x, y) \text{ の勾配ベクトル}) \perp (g(x, y) \text{ の接ベクトル})}$$

さらに、(2) より、 $(g(x, y) \text{ の接ベクトル}) \perp$

$$\nabla g(x, y) = (g_x(x, y), g_y(x, y))$$

(Proof)

$$g(x(t), y(t)) = G(t) \text{ とおくと、}$$

$g(x, y) = 0$  の解  $(x(t), y(t))$  に対して

$$\text{常に } G(t) = 0, \therefore G'(t) = 0,$$

合成関数の微分より

$$\begin{aligned} G'(t) &= \frac{\partial g}{\partial x}(x(t), y(t)) x'(t) + \frac{\partial g}{\partial y}(x(t), y(t)) y'(t) \\ &= 0. \end{aligned}$$

$$\therefore \begin{pmatrix} y'(t) \\ x'(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\frac{\frac{\partial g}{\partial x}(x, y)}{\frac{\partial g}{\partial y}(x, y)} \end{pmatrix}$$

したがって、上の(4)の方向へ進むと

$$\begin{pmatrix} x'(t) \\ y'(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ \frac{y'(t)}{x'(t)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ -\frac{g_x(x, y)}{g_y(x, y)} \end{pmatrix} \quad \dots (5)$$

と表される。

(5) と  $\nabla g = \begin{pmatrix} g_x(x, y) \\ g_y(x, y) \end{pmatrix}$  の内積をとると

$$\begin{pmatrix} 1 \\ -\frac{g_x(x, y)}{g_y(x, y)} \end{pmatrix} \cdot \nabla g = g_x(x, y) - g_x(x, y) = 0.$$

$\therefore (g(x, y) \text{ の等高線 }) \perp \nabla g(x, y).$

したがって、 $f(x, y)$  が  $g(x, y) = 0$  の上での極値を持つとき、

$$\exists \lambda \in \mathbb{R} \quad \nabla f(x, y) = \lambda \cdot \nabla g(x, y).$$

$$\text{したがって} \quad \begin{pmatrix} f_x(x, y) \\ f_y(x, y) \end{pmatrix} = \lambda \cdot \begin{pmatrix} g_x(x, y) \\ g_y(x, y) \end{pmatrix}, \quad g(x, y) = 0. \quad \dots (6)$$

したがって、 $\mathcal{L}(x, y, \lambda) = f(x, y) - \lambda g(x, y)$  とおくと、

式(6)の条件は  $\nabla \mathcal{L}(x, y, \lambda) = 0$  と表される。  
 また、式(2)も表す。



# ④ 条件つき 最大/最小 問題の解法

$f(x, y), g(x, y) : C'$  級 のとき,

$$D = \{ (x, y) \in \mathbb{R}^2 \mid g(x, y) = 0 \}$$

が 有界閉集合 であるとき,  $f$  は  $D$  において 最大値, 最小値をもつ. (定理 4.4 (1), (p.14))  
 このとき,  $f$  は  $D$  において 最大値, 最小値をもつ. (定理 4.4 (1), (p.14))  
 このとき,  $f$  は  $D$  において 最大値, 最小値をもつ.

Step 1 Lagrange の 未定乗数法により, p.52 の (2) 式:

$L(x, y, \lambda) = 0$  をみたす  $\lambda$  を求めてみる.  
 $(x_0, y_0, \lambda_0)$

Step 2 Step 1 で求めた  $(x_0, y_0, \lambda_0)$  において

$f(x_0, y_0)$  を計算し, それらの値の中で最も大きい (小さい) ものが,  $f$  の 最大値 (最小値) である.

例題 (1 演 p.138, 例題 3.17)

$g(x, y) = x^2 + y^2 - 1 = 0$  の下で  $f(x, y) = xy$  の 最大値, 最小値を求めよ.

曲線  $C = \{ (x, y) \in \mathbb{R}^2 \mid x^2 + y^2 - 1 = 0 \}$  は 有界閉集合.

かつ  $f(x, y) = xy$  は  $C$  において 連続. したがって  $f(x, y)$  は 曲線  $C$  上で 最大値, 最小値をもつ.

Step 1  $g(x, y) = x^2 + y^2 - 1$  において,

$$g_x(x, y) = 2x, \quad g_y(x, y) = 2y.$$

$$g_x(x, y) = g_y(x, y) = 0 \text{ をみたす } \lambda \text{ を } (0, 0) \text{ (特異点)}$$

だが,  $(0, 0)$  は 曲線  $C$  上にはないため,  $C$  は 特異点をもたない.



$$\begin{aligned} \mathcal{L}(x, y, \lambda) &= f(x, y) - \lambda g(x, y) \\ &= xy - \lambda(x^2 + y^2 - 1) \end{aligned}$$

と仮定.

$$\begin{cases} \mathcal{L}_x(x, y, \lambda) = y - 2\lambda x \\ \mathcal{L}_y(x, y, \lambda) = x - 2\lambda y \\ \mathcal{L}_\lambda(x, y, \lambda) = x^2 + y^2 - 1 \end{cases}$$

よって、最大値と最小値とをとりうる点の座標を  $(a, b)$  と仮定.

$$\begin{cases} \mathcal{L}_x(a, b, \lambda) = b - 2\lambda a = 0 & \dots \textcircled{1} \\ \mathcal{L}_y(a, b, \lambda) = a - 2\lambda b = 0 & \dots \textcircled{2} \\ \mathcal{L}_\lambda(a, b, \lambda) = a^2 + b^2 - 1 = 0 & \dots \textcircled{3} \end{cases}$$

とすると  $\lambda \in \mathbb{R}$  が存在する.

①より  $b = 2\lambda a$ , ②より  $a = 2\lambda b$ ,  
これらと ③ を代入すると

$$\begin{aligned} a^2 + b^2 - 1 &= (2\lambda b)^2 + (2\lambda a)^2 - 1 \\ &= 4\lambda^2 \underbrace{(a^2 + b^2)}_1 - 1 = 0. \end{aligned}$$

$$a^2 + b^2 = 1 \text{ より } 4\lambda^2 = 1. \quad \therefore \lambda = \pm \frac{1}{2}.$$

① に  $\lambda$  を代入すると  $b = \pm a$  となる.  
これを再び ③ に代入すると

$$(a, b) = \left( \pm \frac{1}{\sqrt{2}}, \pm \frac{1}{\sqrt{2}} \right) \quad (\text{複号任意})$$

となる.

Step 2 上の 4 点における  $f$  の値は

$$f\left(\pm \frac{1}{\sqrt{2}}, \pm \frac{1}{\sqrt{2}}\right) = \frac{1}{2}, \quad f\left(\pm \frac{1}{\sqrt{2}}, \mp \frac{1}{\sqrt{2}}\right) = -\frac{1}{2} \quad (\text{複号同順}).$$

ゆえに最大値は  $\left(\pm \frac{1}{\sqrt{2}}, \pm \frac{1}{\sqrt{2}}\right)$  のとき  $\frac{1}{2}$ , 最小値は  $\left(\pm \frac{1}{\sqrt{2}}, \mp \frac{1}{\sqrt{2}}\right)$  のとき  $-\frac{1}{2}$  (いずれも複号同順).