

クレジット:

Mathematics and Informatics Center 文科系のための線形代数・解析Ⅱ
2020 藤堂 眞治・松尾 泰・藤原 毅夫

ライセンス:

利用者は、本講義資料を、教育的な目的に限ってページ単位で利用することができます。特に記載のない限り、本講義資料はページ単位でクリエイティブ・コモンズ 表示-非営利-改変禁止 ライセンスの下に提供されています。

<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>

本講義資料内には、東京大学が第三者より許諾を得て利用している画像等や、各種ライセンスによって提供されている画像等が含まれています。個々の画像等を本講義資料から切り離して利用することはできません。個々の画像等の利用については、それぞれの権利者の定めるところに従ってください。



第9講 条件付き極値問題

定義

制約関数が一次関数の場合

一般の場合：陰関数定理を用いた解法

変数の数が一般の場合の陰関数定理

ラグランジ未定定数法

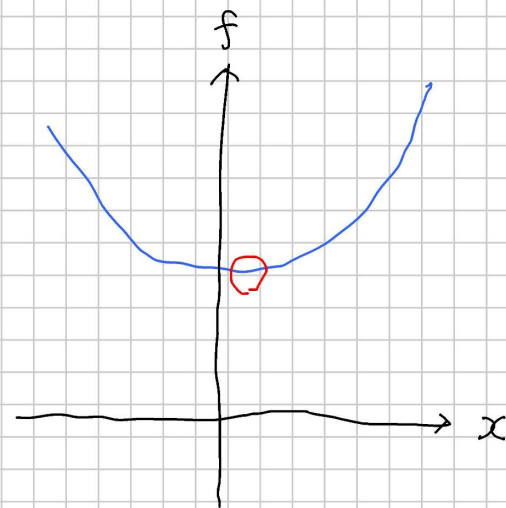
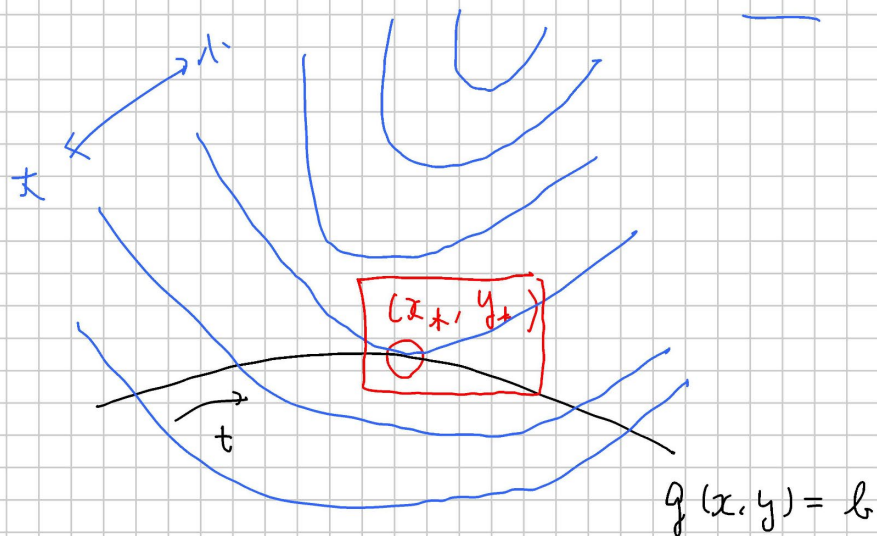
ラグランジ乗数の意味

条件付き極値問題とは？

制約条件 $g(x, y) = b$ (b は定数) の下で

目的関数 $f(x, y)$ を最小化 (最大化) する点 (x^*, y^*) を求める。

— $f(x, y)$ の等高線



また g が線形関数の場合に解く。

$$g(x, y) = cx + dy = b \quad \text{制約条件}$$

$$d \neq 0 \text{ と仮定 } y = \frac{b-cx}{d}$$

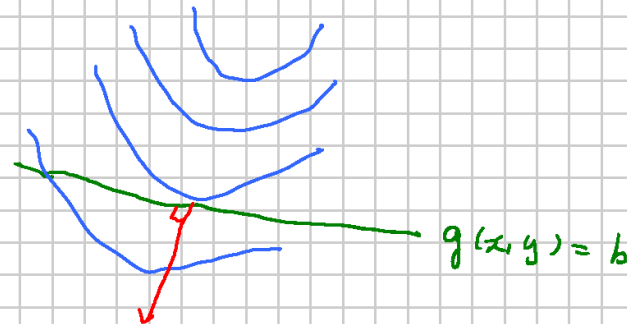
$$\text{これを目的関数に代入} \quad F(x) = f\left(x, \frac{b-cx}{d}\right)$$

$$\text{目的関数の最小(大)化} \quad \frac{dF}{dx} = 0$$

$$\begin{aligned} \text{合成関数の微分公式} \quad \frac{dF}{dx} &= \frac{\partial f}{\partial x} \cdot \frac{\partial x}{\partial x} + \frac{\partial f}{\partial y} \cdot \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{b-cx}{d} \right) \\ &= \frac{\partial f}{\partial x} - \frac{c}{d} \frac{\partial f}{\partial y} = 0 \end{aligned}$$

$$\text{勾配ベクトル} \quad \nabla f = \left[\frac{\partial f}{\partial x} \quad \frac{\partial f}{\partial y} \right], \quad \nabla g = \left[\frac{\partial g}{\partial x}, \frac{\partial g}{\partial y} \right] = [c, d]$$

$$\nabla f \neq \nabla g$$

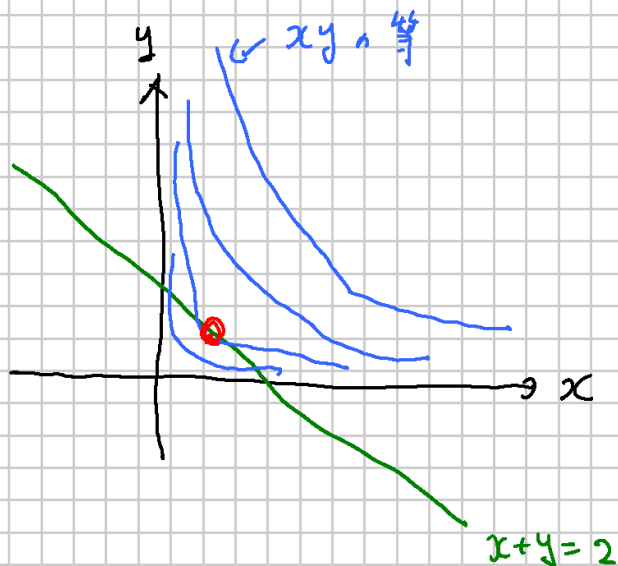


例) 制約条件 $x + y = 2$ の条件の下で $f(x, y) = xy$ を最大化

制約条件を解く $y = 2 - x$ $F(x) = f(x, 2 - x) = x(2 - x)$

$$\frac{dF}{dx} = 2 - 2x = 0 \quad x_* = 1, \quad y_* = 1 \quad f(x_*, y_*) = 1$$

最大値



勾配ベクトルが平行 $\nabla g = (1, 1), \quad \nabla f = (y, x)$

$$\nabla f \parallel \nabla g \iff y = x \quad g = 2 \rightarrow 2x = 2 \quad x_* = 1$$

制約条件 一般の関数 $g(x, y) = b$ $f(x, y)$

$$g(x, y) = b \text{ 正解 } \Leftrightarrow y = h(x), \quad g(x, h(x)) = b$$

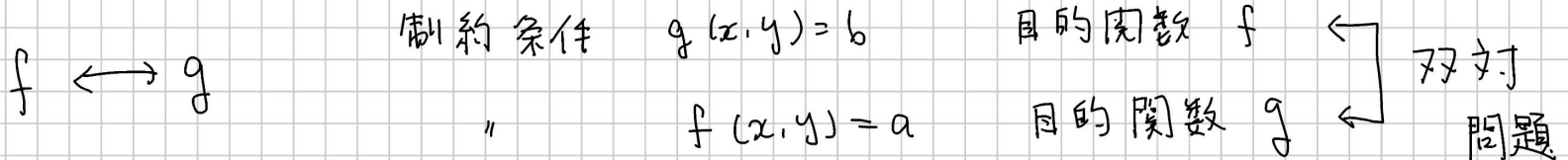
$$\frac{dh}{dx} = - \frac{\frac{\partial g}{\partial x}}{\frac{\partial g}{\partial y}} \quad \text{陰関数微分公式}$$

$$F(x) = f(x, h(x)) \text{ と書ける}$$

$$\frac{dF}{dx} = \frac{\partial f}{\partial x} \cdot \frac{\partial x}{\partial x} + \frac{\partial f}{\partial y} \cdot \frac{\partial h}{\partial x} = \frac{\partial f}{\partial x} - \frac{\frac{\partial g}{\partial x}}{\frac{\partial g}{\partial y}} \cdot \frac{\partial f}{\partial y} = 0$$

$$\nabla f = \left[\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right], \quad \nabla g = \left[\frac{\partial g}{\partial x}, \frac{\partial g}{\partial y} \right]$$

$$\nabla f \parallel \nabla g$$



多変数化 $g(x_1, \dots, x_n) = b$ という条件の下で

目的関数 $f(x_1, \dots, x_n)$ を最下(小)化

(x_1^*, \dots, x_n^*) の点においては ∇f の関数の勾配ベクトル

$$\nabla f = \left[\frac{\partial f}{\partial x_1} \quad \dots \quad \frac{\partial f}{\partial x_n} \right]$$

$$\nabla g = \left[\frac{\partial g}{\partial x_1} \quad \dots \quad \frac{\partial g}{\partial x_n} \right]$$

$$\boxed{\nabla f \parallel \nabla g}$$

$$g(x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n a_i x_i = b \quad a_n \neq 0 \quad x_n = \frac{b - \sum_{i=1}^{n-1} a_i x_i}{a_n}$$

$$F(x_1, \dots, x_{n-1}) = f\left(x_1, \dots, x_{n-1}, \frac{b - \sum_{i=1}^{n-1} a_i x_i}{a_n}\right)$$

$$\frac{\partial F}{\partial x_i} = \frac{\partial f}{\partial x_i} - \frac{a_i}{a_n} \frac{\partial f}{\partial x_n} = 0 \quad (i = 1, \dots, n-1)$$

$$\frac{1}{a_i} \frac{\partial f}{\partial x_i} = \frac{1}{a_n} \frac{\partial f}{\partial x_n} \quad (i=1, \dots, n-1) \Rightarrow \vec{a} = \nabla g \parallel \nabla f$$

ラグランジュ乗数法

$$\text{制約 } g(x, y) = b$$

$$\text{目的 } f(x, y)$$

$$F(x, y, \lambda) = f(x, y) - \lambda (g(x, y) - b) \quad : \text{ラグランジュ関数}$$

制約付き極値問題 \longleftrightarrow $F(x, y, \lambda)$ の極値問題

$$\frac{\partial F}{\partial x} = 0, \quad \frac{\partial F}{\partial y} = 0, \quad \frac{\partial F}{\partial \lambda} = 0$$

具体的に計算

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial F}{\partial x} &= \frac{\partial f}{\partial x} - \lambda \frac{\partial g}{\partial x} = 0 \\ \frac{\partial F}{\partial y} &= \frac{\partial f}{\partial y} - \lambda \frac{\partial g}{\partial y} = 0 \\ \frac{\partial F}{\partial \lambda} &= -g(x, y) + b = 0 \end{aligned} \right\} \begin{aligned} \left[\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right] &= \lambda \left[\frac{\partial g}{\partial x}, \frac{\partial g}{\partial y} \right] \\ \nabla f &= \lambda \nabla g \\ &\leftarrow \text{制約条件} \end{aligned}$$

未定乗数法の利点

多変数化も容易

変数: 変数 n 個

制約条件 $g(\vec{x}) = b$

目的関数 $f(\vec{x})$

未定乗数法 $F(\vec{x}, \lambda) = f(\vec{x}) - \lambda(g(\vec{x}) - b)$

$$\frac{\partial F}{\partial x_i} = \frac{\partial f}{\partial x_i} - \lambda \frac{\partial g}{\partial x_i} = 0 \quad (i=1, \dots, n) \quad \leftarrow \nabla f = \lambda \nabla g$$

$$\frac{\partial F}{\partial \lambda} = -(g(\vec{x}) - b) = 0 \quad \text{制約条件}$$

さらに一般化

制約条件 $g_j(\vec{x}) = b_j \quad (j=1, \dots, m)$

$$F = f(\vec{x}) - \sum_{j=1}^m \lambda_j (g_j(\vec{x}) - b_j)$$

極値問題

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial F}{\partial x_i} = \frac{\partial f}{\partial x_i} - \sum_{j=1}^m \lambda_j \frac{\partial g_j}{\partial x_i} = 0 \quad \leftarrow \nabla f = \sum_{j=1}^m \lambda_j \nabla g_j \\ \frac{\partial F}{\partial \lambda_j} = -(g_j(\vec{x}) - b_j) = 0 \quad \leftarrow \text{制約条件} \end{array} \right.$$

未定乗数 λ の意味

$g(x, y) = b$ という条件の下で f を最小 (x) に

$$f(x_*, y_*) = \underline{l(b)}$$

$$\frac{dl}{db} = \lambda$$

: 「潜在価値」と呼ばれる。



$g(x, y) = b$ 条件下 (x_*, y_*)

$g(x, y) = b'$ 条件下 (x'_*, y'_*)

Lagrange 未定乗数法により $\nabla f = \lambda \nabla g$

$$l(b') - l(b) = f(x'_*, y'_*) - f(x_*, y_*)$$

← Taylor 展開

$$= \frac{\partial f}{\partial x} (x'_* - x_*) + \frac{\partial f}{\partial y} (y'_* - y_*)$$

$$= \lambda \left(\frac{\partial g}{\partial x} (x' - x_*) + \frac{\partial g}{\partial y} (y' - y_*) \right)$$

$$= \lambda (g(x', y') - g(x_*, y_*))$$

↑ Taylor 展開

$$= \lambda (b' - b)$$

$$\lim_{b' \rightarrow b} \frac{l(b') - l(b)}{b' - b} = \frac{dl}{db} = \lambda \quad //$$

多変数化 $(x_1 \cdots x_n) = \vec{x}$

$$g_j(\vec{x}) = b_j \quad (j=1 \sim m)$$

$$\lambda_j : (j=1 \sim m)$$

$$\boxed{\frac{\partial l(\vec{b})}{\partial b_j} = \lambda_j}$$