

多元函数极值

无约束条件

定义

极限判断

2. 已知函数 $f(x, y)$ 在点 $(0, 0)$ 的某邻域内连续, 且

$$\lim_{\substack{x \rightarrow 0 \\ y \rightarrow 0}} \frac{f(x, y)}{1 - \cos(x + y)} = -1, \text{ 则 } (D).$$

(A) 点 $(0, 0)$ 不是 $f(x, y)$ 的驻点.

(B) 点 $(0, 0)$ 是 $f(x, y)$ 的驻点, 但不是极值点.

(C) 点 $(0, 0)$ 是 $f(x, y)$ 的驻点, 且是极小值点.

(D) 点 $(0, 0)$ 是 $f(x, y)$ 的驻点, 且是极大值点.

Taylor展开: 一阶偏导数=0; Hf 为正定取极小值, 或负定取极大值, Hf 为不定则不是极值, $=0$, 去邻域中的点或者用定义判断

解法: 依次对各个变量求偏导, 偏导数=0, 解出驻点, 再判断驻点是否为极值点

隐函数则要先依次对各个变量求偏导数, 把偏导数解出来之后令偏导数=0解 x, y (5.9 T2)

有界区域内

1. 求出区域内的驻点

2. 求出边界上的最大最小值

3. 比较求出最值

有约束条件

判断: n 元函数+ m 个约束条件 $\rightarrow n-m$ 元函数

1. 先代入消元

2. 无法代入时 n 元有约束 \rightarrow 把约束条件引入函数中, 变成 $n-1$ 元无约束

构造拉格朗日函数, 偏导=0解出驻点

3. 检验是不是极值点

求目标函数 $u = f(x, y)$ 在条件 $\varphi(x, y) = 0$ 下的极值.

分析: 设 $M_0(x_0, y_0)$ 为所求的极值点且在 $M_0(x_0, y_0)$ 的某邻域内 f 和 φ 有一阶连续的偏导数, 且 $\varphi_y(x_0, y_0) \neq 0$.

$$(1) \varphi(x, y) = 0 \begin{cases} \varphi(x_0, y_0) = 0 \\ \varphi_x, \varphi_y \text{ 在 } M_0 \text{ 连续} \\ \varphi_y(x_0, y_0) \neq 0 \end{cases} \Rightarrow \varphi(x, y) = 0 \text{ 确定了单值可导}$$

$$\text{函数 } y = y(x), y_0 = y(x_0) \text{ 且 } \left. \frac{dy}{dx} \right|_{x=x_0} = -\frac{\varphi_x(x_0, y_0)}{\varphi_y(x_0, y_0)}$$

$$\Leftrightarrow \varphi_x(x_0, y_0) + \varphi_y(x_0, y_0) \left. \frac{dy}{dx} \right|_{x=x_0} = 0$$

(2) 将 $y = y(x)$ 代入 $u = f(x, y)$ 得: $u = f(x, y(x))$ 在 x_0 处取极值

$$\begin{array}{c} u \swarrow x \searrow \\ \quad \quad \quad x \\ u \swarrow y \searrow \\ \quad \quad \quad x \end{array} \Rightarrow \left. \frac{du}{dx} \right|_{x=x_0} = f_x(x_0, y_0) + f_y(x_0, y_0) \left. \frac{dy}{dx} \right|_{x=x_0} = 0$$

约束条件确定了 x 与 y 的关系

1. 看作一元函数, 用一元显到二元隐的求导法则 (u 取极值时, 偏导数 $= 0$, $dy/dx \neq 0$, 不是 y 取极值)

2. 看作链式

令 $\alpha = (f_x, f_y), \beta = (\varphi_x, \varphi_y), \gamma = (1, \frac{dy}{dx})$:

$$\begin{cases} f_x(x_0, y_0) + f_y(x_0, y_0) \left. \frac{dy}{dx} \right|_{x=x_0} = 0 \Leftrightarrow (\alpha, \gamma) = 0 \Leftrightarrow \alpha \perp \gamma \\ \varphi_x(x_0, y_0) + \varphi_y(x_0, y_0) \left. \frac{dy}{dx} \right|_{x=x_0} = 0 \Leftrightarrow (\beta, \gamma) = 0 \Leftrightarrow \beta \perp \gamma \end{cases} \Rightarrow \alpha \parallel \beta$$

$$\Leftrightarrow \alpha = -\lambda \beta \Leftrightarrow (f_x, f_y) = -\lambda (\varphi_x, \varphi_y) \Leftrightarrow \begin{cases} f_x = -\lambda \varphi_x \\ f_y = -\lambda \varphi_y \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} f_x + \lambda \varphi_x = 0 \\ f_y + \lambda \varphi_y = 0 \end{cases}$$

b. 拉格朗日乘数法

($\varphi(x_0, y_0) = 0$)

构造函数: $F(x, y, \lambda) = f(x, y) + \lambda \varphi(x, y)$

$$\Rightarrow \begin{cases} F_x = f_x + \lambda \varphi_x = 0 \\ F_y = f_y + \lambda \varphi_y = 0 \\ F_\lambda = \varphi = 0 \end{cases} \Leftrightarrow \nabla F = 0 \Rightarrow (x_0, y_0)$$

就是可能的极值点.

b. 拉格朗日乘数法

$F(x, y, \lambda) = f(x, y) + \lambda \varphi(x, y)$ 称为拉格朗日函数,
 λ 称为拉格朗日乘数.

推广: 求函数 $u = f(x, y, z)$ 在条件 $\varphi(x, y, z) = 0, \psi(x, y, z) = 0$ 下的极值.

构造函数: $F(x, y, z, \lambda, \mu) = f(x, y, z) + \lambda \varphi(x, y, z) + \mu \psi(x, y, z)$
(其中 λ, μ 均为常数).

令 $\nabla F = 0 \Rightarrow$ 可能极值点的坐标 (x_0, y_0, z_0)

eg 努力转化成好求导的函数, 目标函数改变, 极值改变, 但是极值点不变

取对数, 化积为和

(2) 在条件 $\frac{x_0^2}{a^2} + \frac{y_0^2}{b^2} + \frac{z_0^2}{c^2} = 1$ 下求 $V = \frac{a^2 b^2 c^2}{6 x_0 y_0 z_0}$ 的最小值:

方法1: 令 $u = x_0 y_0 z_0$ (目标函数)

$$F(x_0, y_0, z_0, \lambda) = x_0 y_0 z_0 + \lambda \left(\frac{x_0^2}{a^2} + \frac{y_0^2}{b^2} + \frac{z_0^2}{c^2} - 1 \right)$$

在条件 $\frac{x_0^2}{a^2} + \frac{y_0^2}{b^2} + \frac{z_0^2}{c^2} = 1$ 下求 $V = \frac{a^2 b^2 c^2}{6 x_0 y_0 z_0}$ 的最小值:

方法2: 令 $u = \ln x_0 + \ln y_0 + \ln z_0$ (目标函数)

$$G(x_0, y_0, z_0, \lambda) = \ln x_0 + \ln y_0 + \ln z_0 + \lambda \left(\frac{x_0^2}{a^2} + \frac{y_0^2}{b^2} + \frac{z_0^2}{c^2} - 1 \right)$$

$u = f(x, y, z)$ 的极值点 $\longleftrightarrow v = g(x, y, z)$ 的极值点

$(u = f(x, y, z) \text{ 的极值 } \longleftrightarrow v = g(x, y, z) \text{ 的极值})$

例: $y = f(x) = |x| + 1 = \sqrt{x^2} + 1$ 的极小值点 $x=0$

↔ $y = g(x) = x^2$ 的极小值点 $x=0$

**思想:化不可导为可导,化不易求导为易求导,
化不易计算为易计算**

应用：动态规划

例12 求实二次型 $f(x_1, x_2, \cdots, x_n) = \sum_{i,j=1}^n a_{ij} x_i x_j (a_{ij} = a_{ji})$ 在约束条件 $\sum_{i=1}^n x_i^2 = 1$ 下的最大值与最小值.

解 (1).令 $F(x_1, x_2, \dots, x_n, \lambda) = \sum_{i,j=1}^n a_{ij}x_i x_j + \lambda(1 - \sum_{i=1}^n x_i^2)$

$\Rightarrow \begin{cases} F_{x_1} = 2[(a_{11} - \lambda)x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n] = 0, \\ F_{x_2} = 2[a_{12}x_1 + (a_{22} - \lambda)x_2 + \cdots + a_{2n}x_n] = 0, \\ \qquad\qquad\qquad \dots\dots\dots \dots\dots\dots \\ F_{x_n} = 2[a_{1n}x_1 + a_{2n}x_2 + \cdots + (a_{nn} - \lambda)x_n] = 0, \\ F_\lambda = 1 - (x_1^2 + x_2^2 + \cdots + x_n^2) = 0. \end{cases}$

x_1, x_2, \dots, x_n 不全为0 \Rightarrow 前 n 个方程有非零解

x_1, x_2, \dots, x_n 不全为0 \Rightarrow 前 n 个方程有非零解

$$\Leftrightarrow \det(A - \lambda I) = 0$$

($A=(a_{ij})_{n \times n}$, I 为 n 阶单位矩阵)

$\Rightarrow \lambda$ 是二次型矩阵 A 的特征值, 即 $Ax = \lambda x$.

($x=(x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 是 A 的属于特征值 λ 的单位特征向量)

即 $f(x_1, x_2, \dots, x_n) = x^T Ax = x^T (\lambda x) = \lambda x^T x = \lambda$.

$\Rightarrow \begin{cases} f \text{ 的最大值是 } A \text{ 的最大特征值 } \lambda_{\max}. \\ f \text{ 最小值是 } A \text{ 的最小特征值 } \lambda_{\min}. \end{cases}$