

第一章：介绍

(2): 最优性条件

曹语

课程主页: <https://yucaoyc.github.io/math3806>

优化问题

$$\min_{\mathbf{x} \in \Omega} f_0(\mathbf{x})$$

我们希望理解如下的问题：

Q1 是否具有极小值？

Q2 若解有极小值，极小值点满足什么性质？

回顾练习

练习：分别描述 \mathbb{R}^2 中 (画图) $S_p = \{\mathbf{x} \mid \|\mathbf{x}\|_p = 1, \mathbf{x} \in \mathbb{R}^2\}$ ($p = 1, 2, \infty$)

目录

1. 基本概念
2. 集合的拓扑与极值定理
3. 最优性条件
4. 总结

全局最优解

定义 (最优点和最优集)

假设 $\mathbf{x}^* \in \Omega$ 满足 $f_0(\mathbf{x}^*) \leq f_0(\mathbf{z}), \forall \mathbf{z} \in \Omega$, 则我们称该 \mathbf{x}^* 为**最优点**, 所有最优点的集合为**最优集**。最优点也被称为**全局最优解**。

练习: 请写出对如下例子的最优集:

- ▶ $f_0(x) = \log(x), \Omega = \mathbb{R}_{++} = (0, \infty)$
- ▶ $f_0(x) = \log(x), \Omega = (1, \infty)$
- ▶ $f_0(x) = \log(x), \Omega = [1, \infty)$
- ▶ $f_0(x) = x \log(x), \Omega = \mathbb{R}_{++} = (0, \infty)$

局部最优解

定义 (局部最优解)

若存在 $R > 0$ 使得对于任意的 $\mathbf{z} \in \Omega \cap B(\mathbf{x}, R)$, 皆有 $f_0(\mathbf{x}) \leq f_0(\mathbf{z})$, 则我们称 \mathbf{x} 为**局部最优解**。其中 $B(\mathbf{x}, R) = \{\mathbf{z} : \|\mathbf{z} - \mathbf{x}\|_2 \leq R\}$ 是以 \mathbf{x} 为中心, 半径为 R 的球体。

即该 \mathbf{x} 是如下优化问题的最优解:

$$\begin{array}{ll} \text{minimize} & f_0(\mathbf{z}) \\ \text{subject to} & \mathbf{z} \in \Omega \\ & \|\mathbf{z} - \mathbf{x}\|_2 \leq R \end{array}$$

探究： 如果 \mathbf{x} 是如上意义下的局部最优解，则存在 $R_p > 0$ 使得它同时是

$$\begin{aligned} & \text{minimize} && f_0(\mathbf{z}) \\ & \text{subject to} && \mathbf{z} \in \Omega \\ & && \|\mathbf{z} - \mathbf{x}\|_p \leq R_p \end{aligned}$$

的最优解（即局部最优解的定义中，选择不同范数并不影响结论）。

练习： 证明 $\|\mathbf{x}\|_\infty \leq \|\mathbf{x}\|_p \leq n^{1/p} \|\mathbf{x}\|_\infty$ ，其中 n 是向量的维数。

目录

1. 基本概念
2. 集合的拓扑与极值定理
3. 最优性条件
4. 总结

开集和闭集

定义

- ▶ 对于集合 C ，如果对于任意的 $\mathbf{x} \in C$ ，都存在 $\epsilon > 0$ 使得 $B(\mathbf{x}, \epsilon) \subset C$ ，则称 \mathbf{x} 为 C 的**内点**；
- ▶ C 的所有内点组成的集合被称为 C 的**内部**，符号为 $\text{int}C$ ；
- ▶ 若 $C = \text{int}C$ ，则称 C 为**开集**；
- ▶ 若其补集 $\mathbb{R}^n \setminus C$ 为开集，则称 C 为**闭集**。

定理 (闭集的另一个定义)

集合 C 为闭集的一个充要条件是，对于任意一个序列 $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1}^{\infty} \subset C$ ，若 $\lim_{i \rightarrow \infty} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\| = 0$ ，则 $\mathbf{x} \in C$ 。

开集和闭集

例子：请判断如下的集合是否为开集，是否为闭集？

(1) \emptyset

(2) $\{\mathbf{x}\}$

(3) $(1, 2)$

(4) $(1, 2]$

(5) $[1, 2] \times [1, 2]$

定义 (紧集 Compact set)

若 $C \subset \mathbb{R}^n$ ，当 C 是有界的闭集，它又被称为紧集。

定理 (极值定理)

若 C 为紧集，函数 f 在 C 上为连续函数，则 f 的值是有界的，且在 C 中某点能取到极大值/极小值。

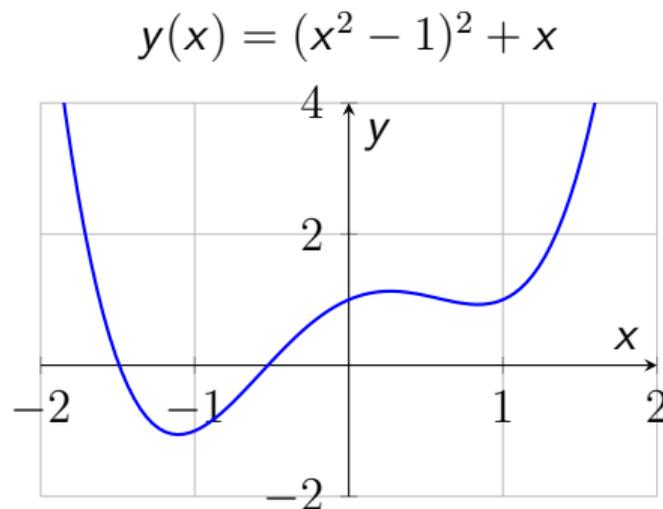
目录

1. 基本概念
2. 集合的拓扑与极值定理
3. 最优性条件
4. 总结

一维函数的最优性条件

在微积分里我们学过：考虑函数 $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$, $x^* \in \mathbb{R}$,

- ▶ 若 f' 存在并连续, 且 x^* 是局部极小点, 则 $f'(x^*) = 0$;
- ▶ 若 f'' 存在并连续, 且 x^* 是局部极小点, 则 $f''(x^*) \geq 0$;
- ▶ 若 $f'(x^*) = 0$, 且 $f''(x^*) > 0$, 则 x^* 一定是局部极小点。



目标：现实中我们往往需要处理多个变量，所以需要将这些概念拓展到 n 维

测试

我们假设函数 f 是光滑的，即任意阶导数存在且连续：

问题： $f'(x^*) = 0$ 能否推出 x^* 是局部极小点？

问题： $f'(x^*) = 0, f''(x^*) = 0$ ，能否推出 x^* 是局部极小点？

一阶条件

定义

若 $f \equiv f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 是 n 元函数，且其偏导存在，则我们定义

$$\nabla f := \begin{bmatrix} \partial_{x_1} f \\ \partial_{x_2} f \\ \vdots \\ \partial_{x_n} f \end{bmatrix}$$

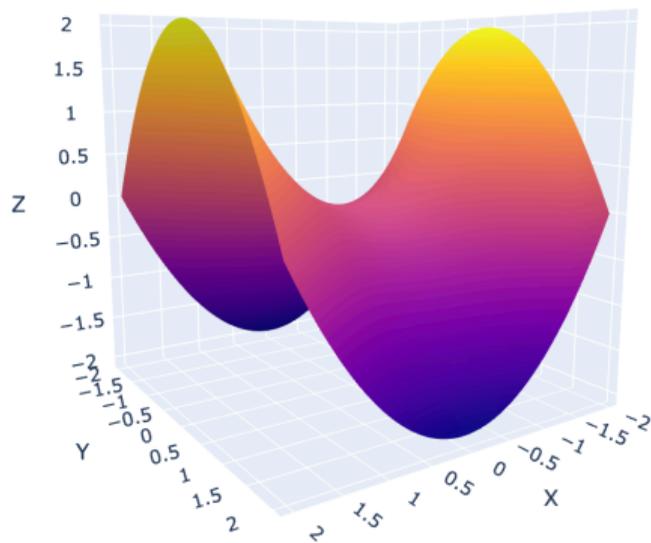
- ▶ 若 $f(x) = \mathbf{v}^\top \mathbf{x} + b$ ，则 $\nabla f(x) = \mathbf{v}$ ；
- ▶ 若 $f(x) = \mathbf{x}^\top \mathbf{A} \mathbf{x}$ ，则 $\nabla f(x) = (\mathbf{A} + \mathbf{A}^\top) \mathbf{x}$ 。

定理 (一阶条件)

- ▶ 假设目标函数 f_0 可微, \mathbf{x}^* 是局部极小点, 则对于任何合适的单位向量 \mathbf{v} , $\mathbf{v}^\top \nabla f_0(\mathbf{x}^*) \geq 0$ (其中合适的 \mathbf{v} 的含义是满足只要 ϵ 足够小, $\mathbf{x}^* + \epsilon \mathbf{v} \in \Omega$)。
- ▶ 若任意的单位向量 \mathbf{v} 都是可行的, 则 $\nabla f(\mathbf{x}^*) = \mathbf{0}$ 。

证明见课内

例子: 对于 $f(x, y) = (x^2 - y^2)/2$, $(0, 0)$ 满足一阶条件, 但该点不是最优点 (它被称为鞍点)



二阶条件

定义 (Hessian 矩阵)

若 $f \equiv f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 是 n 元函数, 且其二阶偏导存在, 则我们定义 Hessian 矩阵 $\nabla^2 f$ 为

$$\nabla^2 f := \begin{bmatrix} \partial_{x_1, x_1} f & \partial_{x_1, x_2} f & \cdots & \partial_{x_1, x_n} f \\ \partial_{x_2, x_1} f & \partial_{x_2, x_2} f & \cdots & \partial_{x_2, x_n} f \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \partial_{x_n, x_1} f & \partial_{x_n, x_2} f & \cdots & \partial_{x_n, x_n} f \end{bmatrix}$$

若 f 具有连续的二阶导, 则 $\partial_{x_i, x_j} f = \partial_{x_j, x_i} f$, 因此 $\nabla^2 f$ 为对称矩阵。

例子:

- ▶ 若 $f(x) = \mathbf{v}^\top \mathbf{x} + b$, 则 $\nabla^2 f(x) = \mathbf{0}_{n \times n}$
- ▶ 若 $f(x) = \mathbf{x}^\top \mathbf{A} \mathbf{x}$, 则 $\nabla^2 f(x) = \mathbf{A} + \mathbf{A}^\top$

定义

假设矩阵 \mathbf{A} 是对称矩阵：

- ▶ 若对于任意的向量 \mathbf{v} ， $\mathbf{v}^\top \mathbf{A} \mathbf{v} \geq 0$ ，则我们称该矩阵 \mathbf{A} 为**半正定矩阵**(positive semi-definite)，符号为 $\mathbf{A} \succeq \mathbf{0}_{n \times n}$ （或者 $\mathbf{0}_{n \times n} \preceq \mathbf{A}$ ）。
- ▶ 若对于任意非零向量 \mathbf{v} ， $\mathbf{v}^\top \mathbf{A} \mathbf{v} > 0$ ，则我们称该矩阵为（严格）**正定矩阵**（positive definite），符号为 $\mathbf{A} \succ \mathbf{0}_{n \times n}$ （或者 $\mathbf{0}_{n \times n} \prec \mathbf{A}$ ）。

定理

假设矩阵 \mathbf{A} 是对称矩阵，

- ▶ \mathbf{A} 为半正定矩阵 \iff 其特征值非负；
- ▶ \mathbf{A} 为正定矩阵 \iff 其特征值为（严格）正数。

练习：判断 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}$ 是否为半正定矩阵。

定理

假设目标函数 f_0 具有连续的二阶导， \mathbf{x}^* 是局部极小点，则对于任何合适的单位向量 \mathbf{v} ， $\mathbf{v}^\top \nabla^2 f_0(\mathbf{x}^*) \mathbf{v} \geq 0$ （其中合适的 \mathbf{v} 的含义是满足只要 ϵ 足够小， $\mathbf{x}^* + \epsilon \mathbf{v} \in \Omega$ ）。

证明见课内。

练习：请使用面前的定理来说明为什么 $(0, 0)$ 不可能是

$$f(x, y) = (x^2 - y^2)/2$$

的局部极小点。

定理

假设目标函数 f_0 具有连续的二阶导数, $\nabla f(\mathbf{x}^*) = \mathbf{0}$, 且 $\nabla^2 f_0(\mathbf{x}^*) \succ \mathbf{0}_{n \times n}$, 则 \mathbf{x}^* 为局部极小点。

证明见课内

目录

1. 基本概念
2. 集合的拓扑与极值定理
3. 最优性条件
4. 总结

总结

- ▶ 掌握最优点（全局最优解），局部最优解，开/闭集的定义和含义，极值定理，以及 ∇f ，Hessian $\nabla^2 f$ 等概念。
- ▶ 掌握最优性条件的结论，并且能知道基本的证明思路。

阅读作业 & 参考资料：

- ▶ 课本 4.1.1 章，以及附录 A.2.1，附录 A.4
- ▶ <https://jhc.sjtu.edu.cn/public/home/kuanyang/teaching/MATH3806/notes/lec02.pdf>

参考答案

- ▶ 第5页: $\emptyset, \emptyset, \{1\}, \{e^{-1}\}$
- ▶ 第10页: (1) 是开集, 是闭集; (2) 不是开集, 是闭集; (3) 是开集, 不是闭集; (4) 不是开集, 不是闭集; (5) 不是开集, 是闭集
- ▶ 第14页: 对 $f(x) = x^3$, 显然 $x = 0$ 满足一阶条件, 但该点不是极小点。
- ▶ 第20页: 由于 \mathbf{A} 的特征值为 $3, -1$, 因此该矩阵不是半正定。
- ▶ 第22页: 假设 $(0, 0)$ 是局部极小点, 则 $\nabla^2 f(0, 0) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$ 需要是半正定的, 但显然 $\nabla^2 f(0, 0)$ 不是, 因此得到矛盾。