

第 2 章：数学基础

(3)：凸函数

授课教师：曹语

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

背景和目标

在学习微积分时，有个概念叫做“曲率”（向上弯/向下弯），在一维可以用二阶导数 f'' 来刻画

维数	条件
1	$f''(x) \geq 0$
n	$\nabla^2 f(\mathbf{x}) \succeq 0$

\implies 凸函数

本节课的学习目标

- 什么是凸集？（上节课）
- 什么是凸函数？
- 如果 Ω 为凸集， f_0 为凸函数，最优解有什么性质？

判断题：假设定义域 $\Omega = \mathbb{R}^n$ ，且 $\nabla^2 f$ 存在并且连续。请判断下列说法真伪。

T/F 若 \mathbf{x}^* 是局部极小点，则 $\nabla^2 f(\mathbf{x}^*) \succeq 0$

T/F 若 $\nabla f(\mathbf{x}) = \mathbf{0}$ ，且 $\nabla^2 f(\mathbf{x}) \succeq 0$ ，则 \mathbf{x} 是局部极小点

T/F 若 $\nabla f(\mathbf{x}) = \mathbf{0}$ ，且 $\nabla^2 f(\mathbf{x}) \succ 0$ ，则 \mathbf{x} 是局部极小点

提示：二阶导数/ Hessian 给的是“曲率信息”。

基本概念

重要性质

保凸运算

总结

定义

定义 (凸函数)

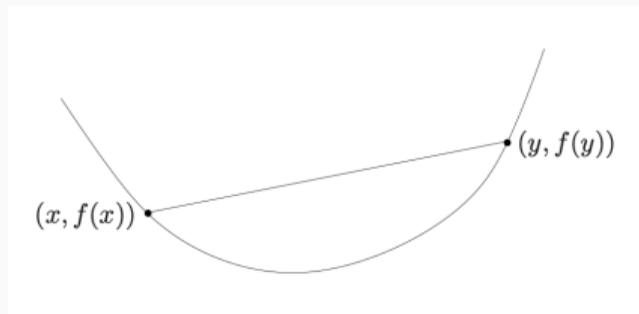
考虑函数 $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ 。首先要求定义域 $\Omega \subset \mathbb{R}^n$ 是凸集 (保证线段 $\theta x + (1 - \theta)y$ 仍在 Ω 内)。对任意 $x, y \in \Omega$ 和 $0 \leq \theta \leq 1$ 有

$$f(\theta x + (1 - \theta)y) \leq \theta f(x) + (1 - \theta)f(y), \quad (\text{Jensen 不等式})$$

则称该函数 f 是凸函数。

几何理解:

图像在两点连线 (弦) 的下方



课堂练习：利用定义验证

练习： 请利用凸函数的定义（Jensen 不等式），证明：一维仿射函数 $f(x) = ax + b$ ($a, b \in \mathbb{R}$) 是凸函数。

练习： 如果我们要证明 $f(x) = x^2$ 是凸函数，根据定义我们需要证明怎样的一个代数不等式成立？

严格凸 如果当 $x \neq y$, $0 < \theta < 1$ 时, 该不等式严格成立, 则称函数 f 是严格凸;

凹函数 如果函数 $-f$ 是凸的, 则称函数 f 是凹函数;

严格凹 如果 $-f$ 严格凸, 则称函数 f 严格凹。

例子: 所有的仿射函数既是凸函数, 也是凹函数。

零阶条件

定理 (凸函数的零阶条件)

考虑定义域为 Ω 的函数 f , f 是凸的当且仅当对于任意 $\mathbf{x} \in \Omega$ 和任意向量 \mathbf{v} , 函数 $g(t) = f(\mathbf{x} + t\mathbf{v})$ 是凸的 (其定义域为 $\{t \mid \mathbf{x} + t\mathbf{v} \in \Omega\}$)。

大致思路:

- \Rightarrow : 若 f 在 Ω 上凸, 则可验证限制在任意直线 $\mathbf{x} + t\mathbf{v}$ 上仍满足 Jensen 不等式, 所以 $g(t)$ 凸。
- \Leftarrow : 任取 $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \Omega$, 令 $\mathbf{v} = \mathbf{y} - \mathbf{x}$, 并取 $g(t) = f(\mathbf{x} + t(\mathbf{y} - \mathbf{x}))$, 则 $t \in [0, 1]$ 对应 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 连线的线段。由于 g 凸, 有 $g(\theta) \leq \theta g(1) + (1 - \theta)g(0)$, 即 Jensen 不等式。

一阶条件

定理 (凸函数的一阶条件)

若 $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ 可微,

- 则函数 f 是凸函数的充要条件是 Ω 是凸集, 且

$$f(\mathbf{y}) \geq f(\mathbf{x}) + \nabla f(\mathbf{x})^\top (\mathbf{y} - \mathbf{x}), \quad \forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \Omega$$

- 函数 f 严格凸的充要条件是 Ω 是凸集, 且

$$f(\mathbf{y}) > f(\mathbf{x}) + \nabla f(\mathbf{x})^\top (\mathbf{y} - \mathbf{x}), \quad \forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \Omega, \mathbf{x} \neq \mathbf{y}$$

直观 (碗与小桌板): 在一张“碗”状的函数图像下方垫一块“小桌板 (切平面)”, 这个桌子永远只能在碗的下方“稳稳托住”它, 绝不会刺穿到碗的内部, 即切线或切平面总是给出凸函数的一个全局下界估计。

课堂小测：一阶条件

练习：考虑一维连续可微函数 $f(x) = x^2$ ，其定义域为 \mathbb{R} 。请写出它在 $x_0 = 1$ 处的一阶条件不等式： $f(x) \geq f(1) + f'(1)(x - 1)$, $\forall x \in \mathbb{R}$ 并画草图验证这条切线是否“始终在函数图像的下方”。

练习：考虑函数 $f(x) = x^3$ 。请问它在定义域 \mathbb{R} 上是凸函数吗？可以利用一阶条件，或者在草稿纸上画图说明。

一阶条件的推论

定理 (一阶条件的推论)

若 f 为凸函数且可微，且在某点 x 处 $\nabla f(x) = \mathbf{0}$ ，则 x 为全局极小点。

“局部即大局”：为什么大家这么喜欢凸函数？这个推论道出了核心：一旦你在谷底找到了一个平坦的地方（导数为零、局部极小），就不需要再四处寻觅，它就是整个世界的最低点（全局最优）！

二阶条件

定理 (二阶条件)

若 $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ 二阶可微, 则

- 函数 f 是凸函数的充要条件是 Ω 是凸集, 且 $\nabla^2 f(\mathbf{x}) \succeq \mathbf{0}_{n \times n}, \forall \mathbf{x} \in \Omega$
- 函数 f 是凹函数的充要条件是 Ω 是凸集, 且 $\nabla^2 f(\mathbf{x}) \preceq \mathbf{0}_{n \times n}, \forall \mathbf{x} \in \Omega$

二阶条件的推论

定理 (二阶条件的推论)

若 $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ 二阶可微, 则

- 若 Ω 是凸集, 且 $\nabla^2 f(\mathbf{x}) \succ \mathbf{0}_{n \times n}, \forall \mathbf{x} \in \Omega$, 则函数 f 是严格凸函数
- 若 Ω 是凸集, 且 $\nabla^2 f(\mathbf{x}) \prec \mathbf{0}_{n \times n}, \forall \mathbf{x} \in \Omega$, 则函数 f 是严格凹函数

提示: 该命题反过来不一定对; 例如 $f(x) = x^4$ 在 $x = 0$ 处二阶导为零, 但它仍然是严格凸函数。

课堂小测：二阶条件

练习： 已知二维函数 $f(x, y) = 2x^2 + 2xy + y^2 - 4x + 6y$ ，定义域均为 \mathbb{R}^2 。
请问这个函数是（严格）凸函数吗？

练习： 如果函数改为 $f(x, y) = x^2 - y^2$ ，它是凸函数吗？

例子

例题 1: 某个函数既凸又凹 \iff 它是仿射函数

例题 2: 二次函数 $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}\mathbf{x}^\top \mathbf{P}\mathbf{x} + \mathbf{q}^\top \mathbf{x} + r$ 的凹凸形貌，完全由用来刻画“锅形”的矩阵 \mathbf{P} （即海森矩阵）来决定

例题 3: 对于任意的 $a \in \mathbb{R}$, $f(x) = e^{ax}$ 在 \mathbb{R} 上是凸函数（增长极其夸张的陡坡，永远朝上弯）

例题 4: 对于任意的 $p \geq 1$, $f(x) = |x|^p$ 在 \mathbb{R} 上是凸函数（各种不同平滑程度的底部开口向上的碗）

例题 5: 在定义域 $(0, \infty)$ 上，对数函数 $f(x) = \log(x)$ 是凹函数

例题 6: 在定义域 $(0, \infty)$ 上, 负熵函数 $f(x) = x \log(x)$ 是凸函数 (信息论和热力学的常用函数)

例题 7: 范数函数 $f(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x}\|$ 是凸函数

例题 8: 最大值函数 $f(\mathbf{x}) = \max\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是凸函数

例题 9: 指数和的对数 $f(\mathbf{x}) = \log(e^{x_1} + e^{x_2} + \dots + e^{x_n})$ 在 \mathbb{R}^n 上是凸函数

基本概念

重要性质

保凸运算

总结

性质一：凸函数的下水平集为凸集

定义 (α -下水平集)

对于函数 $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$, α -下水平集定义为

$$C_\alpha = \{\mathbf{x} \in \Omega \mid f(\mathbf{x}) \leq \alpha\}$$

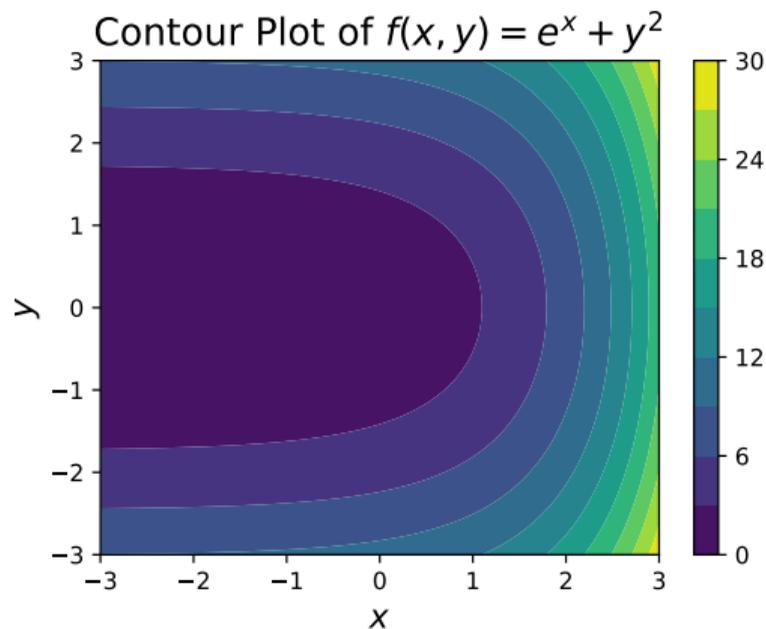
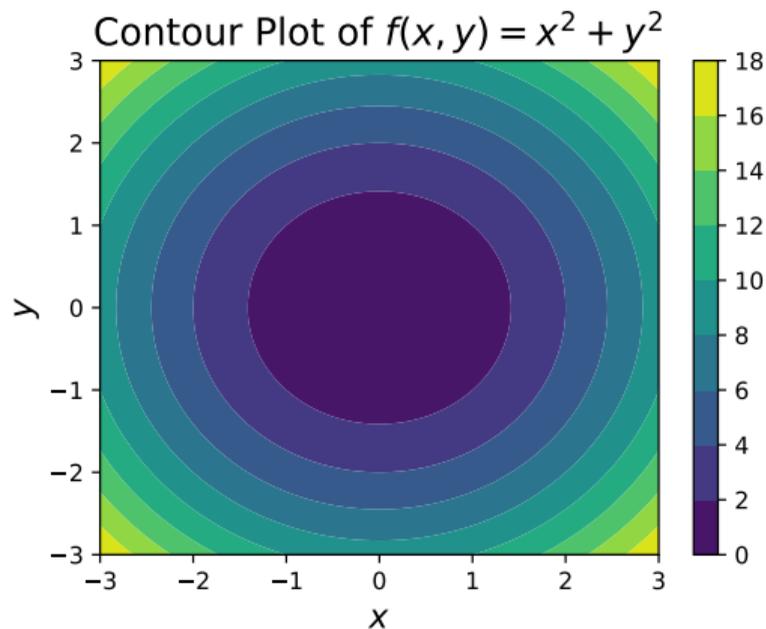
定理

若 f 为凸函数, 则对于任意 $\alpha \in \mathbb{R}$, C_α 是凸集。

简要证明:

- 取任意 $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in C_\alpha$, 则 $f(\mathbf{x}) \leq \alpha$, $f(\mathbf{y}) \leq \alpha$ 。
- 由凸性, $f(\theta\mathbf{x} + (1-\theta)\mathbf{y}) \leq \theta f(\mathbf{x}) + (1-\theta)f(\mathbf{y}) \leq \alpha$, 因此 $\theta\mathbf{x} + (1-\theta)\mathbf{y} \in C_\alpha$, 故而 C_α 是凸集。

探险家看地图的视角：如果你在用等高线地图分析一座山（即凸函数），你圈出“海拔低于某个高度 α ” 的区域（此即“下水平集”），这个区域一定是向外鼓的凸集形状。



性质二： Jensen 不等式的拓展

Jensen 不等式

$$f(\theta \mathbf{x} + (1 - \theta) \mathbf{y}) \leq \theta f(\mathbf{x}) + (1 - \theta) f(\mathbf{y})$$

Jensen 不等式的拓展版： 若函数 f 是凸函数， $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_k \in \Omega$ ， $\theta_1, \dots, \theta_k \geq 0$ 且 $\theta_1 + \dots + \theta_k = 1$ ，则

$$f(\theta_1 \mathbf{x}_1 + \dots + \theta_k \mathbf{x}_k) \leq \theta_1 f(\mathbf{x}_1) + \dots + \theta_k f(\mathbf{x}_k)$$

概率视角： 如果把 θ_k 看成是某个事件发生的概率，即 $\mathbf{X} = \mathbf{x}_k$ 的概率为 θ_k ，则 Jensen 不等式的拓展版可以被改写为

$$f(\mathbb{E}(\mathbf{X})) \leq \mathbb{E}(f(\mathbf{X}))$$

这里用到： $\mathbb{E}(\mathbf{X})$ 本质上就是“加权平均/凸组合”。

基本概念

重要性质

保凸运算

总结

(1) 非负加权

凸函数的非负加权：若 f_1, f_2, \dots, f_k 为凸函数， $w_1, \dots, w_k \geq 0$ ，则

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^k w_i f_i(\mathbf{x})$$

是凸函数。

即所有凸函数的集合构成一个凸锥

(2) 复合仿射映射

复合仿射映射： 假设函数 $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ 为凸函数，矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times m}$ ，向量 $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^n$ ，则如下的函数 $g : \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}$ 为凸函数：

$$g(\mathbf{x}) = f(\mathbf{Ax} + \mathbf{b})$$

(3) 逐点最大和逐点上确界

逐点最大: 如果函数 f_1, f_2, \dots, f_k 均为凸函数, 则逐点最大函数 f

$$f(\mathbf{x}) = \max \{f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_k(\mathbf{x})\} \text{ 是凸函数。}$$

逐点上确界: 如果对于任意 $\mathbf{y} \in \mathcal{A}$, 函数 $g(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 关于 \mathbf{x} 都是凸的, 则函数 $f(\mathbf{x}) = \sup_{\mathbf{y} \in \mathcal{A}} g(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 是关于 \mathbf{x} 的凸函数。

例子:

- 由于 $g(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|$ 关于 \mathbf{x} 是凸函数, 点 \mathbf{x} 到集合 C 最远的距离是凸函数, 即

$$f(\mathbf{x}) = \sup_{\mathbf{y} \in C} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|$$

- 对称矩阵的最大特征值 $f(\mathbf{X}) = \sup \{\mathbf{y}^\top \mathbf{X} \mathbf{y} \mid \|\mathbf{y}\|_2 = 1\}$ 是凸函数

(4) 复合函数 (I)

复合函数: 给定函数 $h: \mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}$ 以及 $g: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^k$, 复合函数 $f = h \circ g: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ 为 $f(\mathbf{x}) = h(g(\mathbf{x}))$

后续我们先以 $n = 1$ 作为例子 (方便直接看二阶导数的符号)。

进一步考虑 $k = 1$ 的情况,

$$f''(x) = h''(g(x))g'(x)^2 + h'(g(x))g''(x)$$

我们可以得到一些规律:

- 如果 h 是凸函数且非减, g 是凸函数, 则 f 是凸函数;
- 如果 h 是凸函数且非增, g 是凹函数, 则 f 是凸函数;
- ...

复合函数 (II)

接下来考虑 $k \geq 2$ 的情况, $f(x) = h(g_1(x), g_2(x), \dots, g_k(x))$

练习: 请计算

$$f''(x) = \underline{\hspace{10em} ?? \hspace{10em}}$$

提示: 先用链式法则写出 $f'(x) = \sum_{i=1}^k \partial_i h(g(x)) g'_i(x)$, 再对 x 求导一次。

我们类似可知: 如果 h 是凸函数且在每维分量上 h 非减, g_i 是凸函数, 则 f 是凸函数。【其他类似的结论请见课本】

例子: $h(z) = \log\left(\sum_{i=1}^k e^{z_i}\right)$ 是凸函数, 且在每个分量上非减, 因此只要 g_i 是凸函数, $f(x) = \log\left(\sum_{i=1}^k e^{g_i(x)}\right)$ 是凸函数。 【更多例子见课本例 3.14】

(5) 最小化

结论 (对凸集的部分最小化保凸): 若函数 $g(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 关于 (\mathbf{x}, \mathbf{y}) 是凸函数, 集合 C 是非空凸集, 定义

$$f(\mathbf{x}) = \inf_{\mathbf{y} \in C} g(\mathbf{x}, \mathbf{y})$$

假设函数 f 的定义域非空, 则 f 是关于 \mathbf{x} 是凸函数。

例子: 某点到一个凸集 C 的最小距离是凸函数, 即若 C 是凸集, 则

$$\text{dist}(\mathbf{x}, C) = \inf_{\mathbf{y} \in C} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|$$

是关于 \mathbf{x} 的凸函数。

提示: 最大距离是凸函数这一结论对于集合 C 并不需要任何条件; 对最小距离, 我们需要集合 C 是凸集; 请将该结论和第25页的结论对比。

练习：考虑一维问题

- 说明 $C = [-2, -1] \cup [1, 2]$ 不是凸集；
- 说明 $\text{dist}(\mathbf{x}, C) = \inf_{\mathbf{y} \in C} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|$ 不是关于 \mathbf{x} 的凸函数；
- 画出 $f(\mathbf{x}) = \sup_{\mathbf{y} \in C} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|$ ，并说明该函数是凸函数。

目录

基本概念

重要性质

保凸运算

总结

总结

- 掌握凸函数、凹函数的定义、几何解释
- 掌握零阶、一阶、二阶条件的结论
- 对于具体的例子能验证是否是凸/凹函数
- 知道保凸运算，并能对于具体例子证明保凸运算

阅读作业 & 参考资料:

- 课本第 3.1 - 3.2 章（课本 3.3 章将在后面再介绍）

参考答案

- 第4页答案： True, False, True
- 第11页答案： $y(x) = x^3$ 不是凸函数。当 $x > 0$ 时它是凸的；当 $x < 0$ 时它是凹的。在 $x = 0$ 处它的切线穿过了图像。
- 第15页答案： 第一个函数是凸函数，第二个函数不是凸函数。
 1. 先求一阶梯度矩阵 $\nabla f(x, y)$;
 2. 再求二阶海森矩阵 (Hessian) $\nabla^2 f(x, y)$;
 3. 判断海森矩阵是否半正定 (或者正定)。

$$\nabla^2 f = \begin{bmatrix} 4 & 2 \\ 2 & 2 \end{bmatrix}, \quad \det(\nabla^2 f) = 8 - 4 > 0, \quad \text{正定, 所以严格凸。}$$