

第二章 基础知识

修贤超

<https://xianchaoxiu.github.io>

- 2.1 范数
- 2.2 导数
- 2.3 广义实值函数
- 2.4 凸集
- 2.5 凸函数
- 2.6 共轭函数
- 2.7 次梯度

凸函数的定义

- **定义 2.16** 设 $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ 为适当函数, 如果 $\text{dom } f$ 是凸集, 且

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

对所有 $x, y \in \text{dom } f$, $0 \leq \theta \leq 1$ 都成立, 则称 f 是**凸函数**

- 若对所有 $x, y \in \text{dom } f$, $x \neq y$, $0 < \theta < 1$, 有

$$f(\theta x + (1 - \theta)y) < \theta f(x) + (1 - \theta)f(y)$$

则称 f 是**严格凸函数**



一元凸函数的例子

- **仿射函数** 对任意 $a, b \in \mathbb{R}$, $ax + b$ 是 \mathbb{R} 上的凸 (凹) 函数
- **指数函数** 对任意 $a \in \mathbb{R}$, e^{ax} 是 \mathbb{R} 上的凸函数
- **绝对值的幂** 对 $p \geq 1$, $|x|^p$ 是 \mathbb{R} 上的凸函数
- **幂函数** 对 $\alpha \geq 1$ 或 $\alpha \leq 0$, x^α 是 \mathbb{R}_{++} 上的凸函数
- **幂函数** 对 $0 \leq \alpha \leq 1$, x^α 是 \mathbb{R}_{++} 上的凹函数
- **对数函数** $\log x$ 是 \mathbb{R}_{++} 上的凹函数

多元凸函数的例子

- 所有的仿射函数既是凸函数，又是凹函数

$$f(x) = a^\top x + b$$

$$f(X) = \text{Tr}(A^\top X) + b = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n A_{ij} X_{ij} + b$$

- 所有的范数都是凸函数

$$f(x) = \|x\|_p = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{1/p} \quad (p \geq 1)$$

$$f(X) = \|X\|_2 = \sigma_{\max}(X) = (\lambda_{\max}(X^\top X))^{1/2}$$

强凸函数

- **定义 2.17** 若存在常数 $m > 0$, 使得

$$g(x) = f(x) - \frac{m}{2}\|x\|^2$$

为凸函数, 则称 $f(x)$ 为**强凸函数**

- 为了方便也称 $f(x)$ 为 m -强凸函数
- **命题 2.3** 设 f 为强凸函数且存在最小值, 则 f 的最小值点唯一

凸函数判定定理

- **定理 2.6** $f(x)$ 是凸函数当且仅当对每个 $x \in \text{dom } f$, $v \in \mathbb{R}^n$, 函数 $g: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ 是关于 t 的凸函数

$$g(t) = f(x + tv), \quad \text{dom } g = \{t \mid x + tv \in \text{dom } f\}$$

- **例 2.4** $f(X) = -\log \det X$ 是凸函数, 其中 $\text{dom } f = \mathcal{S}_{++}^n$

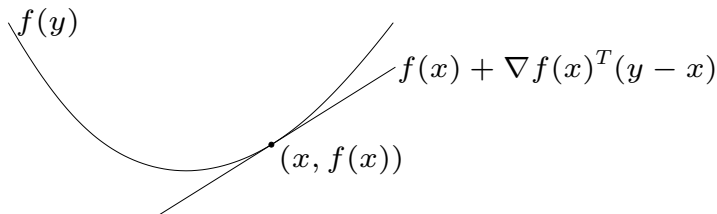
证明 任取 $X \succ 0$ 以及方向 $V \in \mathcal{S}^n$, 将 f 限制在直线 $X + tV$ 上, 则

$$\begin{aligned} g(t) &= -\log \det(X + tV) \\ &= -\log \det X - \log \det(I + tX^{-1/2}VX^{-1/2}) \\ &= -\log \det X - \sum_{i=1}^n \log(1 + t\lambda_i) \end{aligned}$$

一阶条件

- **定理 2.7** 对于定义在凸集上的可微函数 f , f 是凸函数当且仅当

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



- **定理 2.8** 设 f 为可微函数, 则 f 为凸函数当且仅当 $\text{dom } f$ 为凸集且 ∇f 为单调映射

$$(\nabla f(x) - \nabla f(y))^\top (x - y) \geq 0, \quad \forall x, y \in \text{dom } f$$

二阶条件

- **定理 2.9** 设 f 为定义在凸集上的二阶连续可微函数, f 是凸函数当且仅当

$$\nabla^2 f(x) \succeq 0 \quad \forall x \in \text{dom } f$$

- 如果 $\nabla^2 f(x) \succ 0 \quad \forall x \in \text{dom } f$, 则 f 是**严格凸函数**

- **例 2.5** 最小二乘函数 $f(x) = \|Ax - b\|_2^2$

$$\nabla f(x) = 2A^\top(Ax - b), \quad \nabla^2 f(x) = 2A^\top A$$

对任意 A , 函数 f 都是凸函数

■ **定理 2.10** 函数 $f(x)$ 为凸函数当且仅当其上方图 $\text{epi} f$ 是凸集

证明 (必要性) 若 f 为凸函数, 则对任意 $(x_1, y_1), (x_2, y_2) \in \text{epi } f, t \in [0, 1]$ 有

$$ty_1 + (1 - t)y_2 \geq tf(x_1) + (1 - t)f(x_2) \geq f(tx_1 + (1 - t)x_2)$$

故 $(tx_1 + (1 - t)x_2, ty_1 + (1 - t)y_2) \in \text{epi } f, t \in [0, 1]$

(充分性) 若 $\text{epi } f$ 是凸集, 则对任意 $x_1, x_2 \in \text{dom } f, t \in [0, 1]$ 有

$$\begin{aligned} (tx_1 + (1 - t)x_2, tf(x_1) + (1 - t)f(x_2)) &\in \text{epi } f \\ \Downarrow f(tx_1 + (1 - t)x_2) &\leq tf(x_1) + (1 - t)f(x_2) \end{aligned}$$

凸函数的判断方法

- 用定义验证（通常将函数限制在一条直线上）
- 利用一阶条件、二阶条件
- 直接研究 f 的上方图 $\text{epi } f$
- 说明 f 可由简单的凸函数通过保凸运算得到
 - 非负加权和
 - 与仿射函数的复合
 - 逐点取最大值
 - 与标量、向量函数的复合

非负加权和与仿射函数的复合

- **定理 2.11** (1) 若 f 是凸函数, 则 αf 是凸函数, 其中 $\alpha \geq 0$
- **定理 2.11** (2) 若 f_1, f_2 是凸函数, 则 $f_1 + f_2$ 是凸函数
- **定理 2.11** (3) 若 f 是凸函数, 则 $f(Ax + b)$ 是凸函数

例子

□ 线性不等式的对数障碍函数

$$f(x) = -\sum_{i=1}^m \log(b_i - a_i^\top x), \quad \text{dom } f = \{x \mid a_i^\top x < b_i, i = 1, \dots, m\}$$

□ 仿射函数的 (任意) 范数 $f(x) = \|Ax + b\|$

■ **定理 2.11** (4) 若 f_1, \dots, f_m 是凸函数, 则

$$f(x) = \max\{f_1(x), \dots, f_m(x)\}$$

是凸函数

例子

□ 分段线性函数

$$f(x) = \max_{i=1, \dots, m} (a_i^\top x + b_i)$$

□ $x \in \mathbb{R}^n$ 的前 r 个最大分量之和

$$f(x) = x_{[1]} + x_{[2]} + \dots + x_{[r]}$$

事实上, $f(x)$ 可以写成如下多个线性函数取最大值的形式

$$f(x) = \max\{x_{i_1} + x_{i_2} + \dots + x_{i_r} \mid 1 \leq i_1 < i_2 < \dots < i_r \leq n\}$$

- **定理 2.11** (5) 若对每个 $y \in \mathcal{A}$, $f(x, y)$ 是关于 x 的凸函数, 则

$$g(x) = \sup_{y \in \mathcal{A}} f(x, y)$$

是凸函数

例子

- 集合 C 点到给定点 x 的最远距离

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

- 对称矩阵 $X \in \mathcal{S}^n$ 的最大特征值

$$\lambda_{\max}(X) = \sup_{\|y\|_2=1} y^\top X y$$

与函数的复合

- **定理 2.11** (6) 给定函数 $g: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ 和 $h: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$,

$$f(x) = h(g(x))$$

若 g 是凸函数, h 是凸函数且单调不减
 g 是凹函数, h 是凸函数且单调不增, 那么 f 是凸函数

例子

- 如果 g 是凸函数, 则 $\exp g(x)$ 是凸函数
- 如果 g 是正值凹函数, 则 $1/g(x)$ 是凸函数

- **定理 2.11** (7) 若 $f(x, y)$ 关于 (x, y) 整体是凸函数, C 是凸集, 则

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

是凸函数

例子

- 考虑函数 $f(x, y) = x^\top Ax + 2x^\top By + y^\top Cy$, 海瑟矩阵满足

$$\begin{bmatrix} A & B \\ B^\top & C \end{bmatrix} \succeq 0, \quad C \succ 0$$

则 $f(x, y)$ 为凸函数. 对 y 求最小值得

$$g(x) = \inf_y f(x, y) = x^\top (A - BC^{-1}B^\top)x$$

- 点 x 到凸集 S 的距离 $\text{dist}(x, S) = \inf_{y \in S} \|x - y\|$ 是凸函数

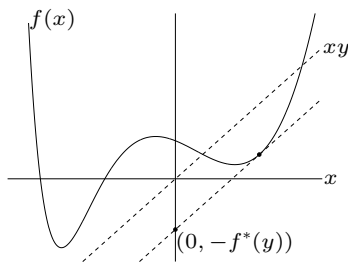
- 2.1 范数
- 2.2 导数
- 2.3 广义实值函数
- 2.4 凸集
- 2.5 凸函数
- 2.6 共轭函数
- 2.7 次梯度

共轭函数

- **定义 2.19** 适当函数 f 的**共轭函数**定义为

$$f^*(y) = \sup_{x \in \text{dom } f} (y^\top x - f(x))$$

- f^* 恒为凸函数, 无论 f 是否是凸函数



- **命题 2.5** Fenchel 不等式 $f(x) + f^*(y) \geq x^\top y \quad \forall x, y$

例 2.6

■ 考虑二次函数

$$f(x) = \frac{1}{2}x^\top Ax + b^\top x + c$$

□ 强凸情形 ($A \succ 0$) 知

$$f^*(y) = \frac{1}{2}(y - b)^\top A^{-1}(y - b) - c$$

□ 一般凸情形 ($A \succeq 0$) 知

$$f^*(y) = \frac{1}{2}(y - b)^\top A^\dagger(y - b) - c, \quad \text{dom } f^* = \mathcal{R}(A) + b$$

这里 $\mathcal{R}(A)$ 为 A 的像空间

例 2.7

- 给定凸集 C , 示性函数为

$$I_C x = \begin{cases} 0, & x \in C \\ +\infty, & x \notin C \end{cases}$$

共轭函数

$$\begin{aligned} I^*(y) &= \sup_x \{y^\top x - I_C x\} \\ &= \sup_{x \in C} y^\top x \end{aligned}$$

二次共轭函数

- **定义 2.20** 任一函数 f 的二次共轭函数定义为

$$f^{**}(x) = \sup_{y \in \text{dom } f^*} (x^\top y - f^*(y))$$

- **定理 2.12** 若 f 为闭凸函数, 则

$$f^{**}(x) = f(x)$$

- **性能** 若 f 为闭凸函数, 则

$$y \in \partial f(x) \quad \Leftrightarrow \quad x \in \partial f^*(y) \quad \Leftrightarrow \quad x^\top y = f(x) + f^*(y)$$

- 2.1 范数
- 2.2 导数
- 2.3 广义实值函数
- 2.4 凸集
- 2.5 凸函数
- 2.6 共轭函数
- 2.7 次梯度

次梯度

- 回顾可微凸函数 f 的一阶条件

$$f(y) \geq f(x) + \nabla f(x)^\top (y - x)$$

- **定义 2.21** 设 f 为适当凸函数, x 为 $\text{dom } f$ 中的一点. 若向量 $g \in \mathbb{R}^n$ 满足

$$f(y) \geq f(x) + g^\top (y - x), \quad \forall y \in \text{dom } f$$

则称 g 为函数 f 在点 x 处的一个**次梯度**. 进一步, 称集合

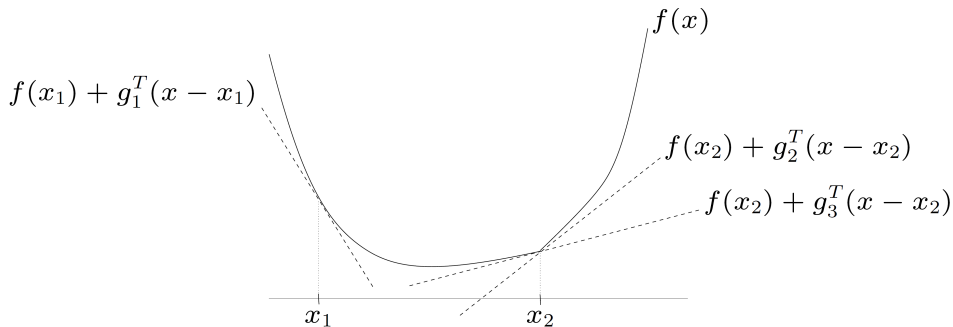
$$\partial f(x) = \{g \mid g \in \mathbb{R}^n, f(y) \geq f(x) + g^\top (y - x), \forall y \in \text{dom } f\}$$

为 f 在点 x 处的**次微分**

- 如果 f 是可微凸函数, 那么 $\nabla f(x)$ 是 f 在点 x 处的一个次梯度

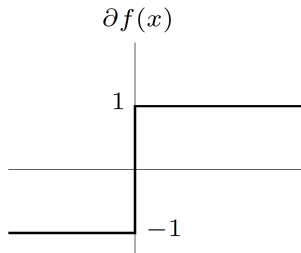
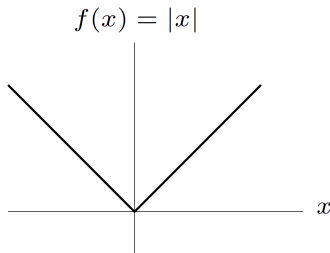
次梯度

- g_1 是点 x_1 处的次梯度
- g_2, g_3 是点 x_2 处的次梯度



例子

■ 绝对值函数 $f(x) = |x|$



■ 欧几里得范数 $f(x) = \|x\|_2$

若 $x \neq 0$, $\partial f(x) = \frac{1}{\|x\|_2}x$, 若 $x = 0$, $\partial f(x) = \{g \mid \|g\|_2 \leq 1\}$

次梯度的性质

■ **定理 2.13** 设 f 是凸函数, 则 $\partial f(x)$ 有如下性质

- 对任何 $x \in \text{dom } f$, $\partial f(x)$ 是一个闭凸集 (可能为空集)
- 如果 $x \in \text{int dom } f$, 则 $\partial f(x)$ 非空有界集

■ **命题 2.6** 设凸函数 $f(x)$ 在 $x_0 \in \text{int dom } f$ 处可微, 则

$$\partial f(x_0) = \{\nabla f(x_0)\}$$

■ **定理 2.14** 设 $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ 为凸函数, $x, y \in \text{dom } f$, 则

$$(u - v)^\top (x - y) \geq 0$$

其中 $u \in \partial f(x)$, $v \in \partial f(y)$

次梯度的计算规则

- 若凸函数 f 在点 x 处可微, 则 $\partial f(x) = \{\nabla f(x)\}$
- 设凸函数 f_1, f_2 满足 $\text{int dom } f_1 \cap \text{dom } f_2 \neq \emptyset$ 且 $x \in \text{dom } f_1 \cap \text{dom } f_2$. 若

$$f(x) = \alpha_1 f_1(x) + \alpha_2 f_2(x), \quad \alpha_1, \alpha_2 \geq 0$$

则 $f(x)$ 的次微分

$$\partial f(x) = \alpha_1 \partial f_1(x) + \alpha_2 \partial f_2(x)$$

- 设 h 为适当凸函数, f 满足

$$f(x) = h(Ax + b)$$

若存在 $x^\# \in \mathbb{R}^m$, 使得 $Ax^\# + b \in \text{int dom } h$, 则

$$\partial f(x) = A^\top \partial h(Ax + b), \quad \forall x \in \text{int dom } f$$

两个函数之和的次梯度

■ **定理 2.15** 设 $f_1, f_2 : \mathbb{R}^n \rightarrow (-\infty, +\infty]$ 是凸函数, 则对任意的 $x_0 \in \mathbb{R}^n$ 有

$$\partial f_1(x_0) + \partial f_2(x_0) \subseteq \partial(f_1 + f_2)(x_0)$$

进一步, 若 $\text{int dom } f_1 \cap \text{dom } f_2 \neq \emptyset$, 则对任意的 $x_0 \in \mathbb{R}^n$ 有

$$\partial(f_1 + f_2)(x_0) = \partial f_1(x_0) + \partial f_2(x_0).$$

函数族的上确界

■ **定理 2.16** 设 $f_1, f_2, \dots, f_m : \mathbb{R}^n \rightarrow (-\infty, +\infty]$ 均为凸函数, 令

$$f(x) = \max\{f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)\}, \quad \forall x \in \mathbb{R}^n$$

对 $x_0 \in \bigcap_{i=1}^m \text{int dom } f_i$, 定义 $I(x_0) = \{i \mid f_i(x_0) = f(x_0)\}$, 则

$$\partial f(x_0) = \text{conv} \bigcup_{i \in I(x_0)} \partial f_i(x_0)$$

□ $I(x_0)$ 表示点 x_0 处 “有效” 函数的指标

□ $\partial f(x_0)$ 是点 x_0 处 “有效” 函数的次微分并集的凸包

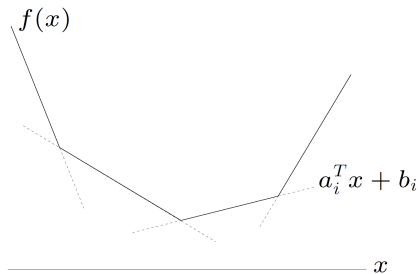
■ 如果 f_i 可微, $\partial f(x_0) = \text{conv}\{\nabla f_i(x_0) \mid i \in I(x_0)\}$

■ 分段线性函数

$$f(x) = \max_{i=1,2,\dots,m} \{a_i^\top x + b_i\}$$

点 x 处的次微分是一个多面体

$$\partial f(x) = \text{conv}\{a_i \mid i \in I(x)\}, \quad I(x) = \{i \mid a_i^\top x + b_i = f(x)\}$$



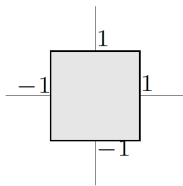
例 2.12

■ ℓ_1 -范数

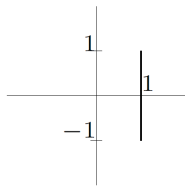
$$f(x) = \|x\|_1 = \max_{s \in \{-1,1\}^n} s^\top x$$

点 x 处的次微分是

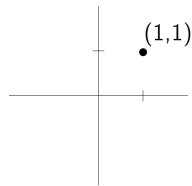
$$\partial f(x) = J_1 \times \cdots \times J_n, \quad J_k = \begin{cases} [-1, 1], & x_k = 0 \\ \{1\}, & x_k > 0 \\ \{-1\}, & x_k < 0 \end{cases}$$



$$\partial f(0, 0) = [-1, 1] \times [-1, 1]$$



$$\partial f(1, 0) = \{1\} \times [-1, 1]$$



$$\partial f(1, 1) = \{(1, 1)\}$$

Q&A

Thank you!

感谢您的聆听和反馈