

第一章随机变量及其信息度量

第二节凸函数

陈兴同

中国矿业大学 数学学院

2021 年 8 月

内容提要

① 一元凸函数

内容提要

① 一元凸函数

② 多元凸函数

内容提要

① 一元凸函数

② 多元凸函数

③ 常用不等式

凸函数定义 1.2.1

一元凸函数是指在某区间上图像向下或向上弯曲的一元函数。

设 $y = f(x), x \in D = (a, b) \subset \mathbb{R}$ 是一元函数,

(1) 如果 $\forall x_1, x_2 \in D, \lambda \in [0, 1]$ 总有

$$f(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2) \leq \lambda f(x_1) + (1 - \lambda)f(x_2),$$

则称 $f(x)$ 为区间 D 上的凸函数; 如果 $-f(x)$ 为凸函数, 则称 $f(x)$ 为区间 D 上的凹函数。

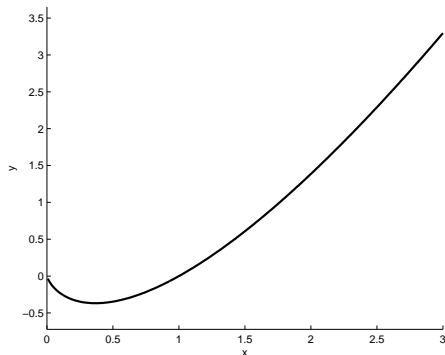
(2) 如果 $\forall x_1, x_2 \in D, x_1 \neq x_2, \lambda \in (0, 1)$ 总有

$$f(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2) < \lambda f(x_1) + (1 - \lambda)f(x_2),$$

则称 $f(x)$ 为区间 D 上的严格凸函数; 如果 $-f(x)$ 为严格凸函数, 则称 $f(x)$ 为区间 D 上的严格凹函数。

凸函数图形

常用凸函数有： $f(x) = x^2$, $f(x) = e^x$, $f(x) = x \log x (x > 0)$, $f(x) = \log x (x > 0)$, $f(x) = \sqrt{x} (x \geq 0)$.



凸函数判定

(定理) 1.2.1

- (1) 设函数 $f(x)$ 在区间 $[a, b]$ 上二阶连续可微, 如果对于任何 $x \in [a, b]$ 有 $f''(x) \geq 0$, 则 $f(x)$ 是区间 $[a, b]$ 上的凸函数。
- (2) 设函数 $f(x)$ 在区间 $[a, b]$ 上二阶连续可微, 如果对于任何 $x \in [a, b]$ 有 $f''(x) > 0$, 则 $f(x)$ 是区间 $[a, b]$ 上的严格凸函数。
- (3) 设函数 $f(x)$ 在区间 $[a, b]$ 上二阶连续可微, 如果对于任何 $x \in [a, b]$ 有 $f''(x) \leq 0$, 则 $f(x)$ 是区间 $[a, b]$ 上的凹函数。
- (4) 设函数 $f(x)$ 在区间 $[a, b]$ 上二阶连续可微, 如果对于任何 $x \in [a, b]$ 有 $f''(x) < 0$, 则 $f(x)$ 是区间 $[a, b]$ 上的严格凹函数。

凸集合

(定义) 1.2.2

设 \mathcal{G} 为 n 维欧氏空间 R^n 中的一个非空集合, 如果对于 \mathcal{G} 中任意两个点 $x^{(1)}, x^{(2)}$, 连接它们的线段仍属于 \mathcal{G} , 即 $\forall \lambda \in [0, 1]$ 有 $\lambda x^{(1)} + (1 - \lambda)x^{(2)} \in \mathcal{G}$, 则称 \mathcal{G} 为 R^n 中的一个**凸集合**。如果它又是闭集, 则称为**闭凸集**。

常见凸集合

- 超平面: $H = \{x \in R^n | p^T x = \alpha\}, p \in R^n, \alpha \in R。$
- 半空间: $H^- = \{x \in R^n | p^T x \leq \alpha\}, p \in R^n, \alpha \in R。$
- 射线: $L = \{x \in R^n | x = x^{(0)} + \lambda d, \lambda \geq 0\}, x^{(0)}, d \in R^n。$

凸函数定义 1.2.3

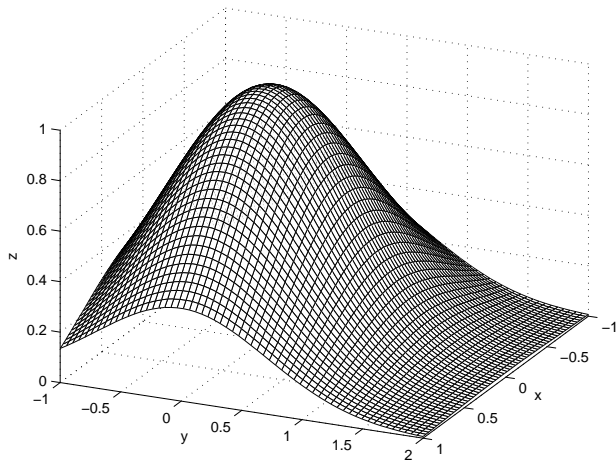
设 \mathcal{G} 为 R^n 中的非空凸集合, $f(x) = f(x_1, \dots, x_n)$ 是定义在 \mathcal{G} 上的 n 元实函数。

- (1) 若对 $\forall x^{(1)}, x^{(2)} \in \mathcal{G}, \forall \lambda \in [0, 1]$ 有
$$f(\lambda x^{(1)} + (1 - \lambda)x^{(2)}) \leq \lambda f(x^{(1)}) + (1 - \lambda)f(x^{(2)})$$
, 则称 $f(x)$ 为 \mathcal{G} 上的 n 元凸函数。
- (2) 若 $-f(x)$ 为 \mathcal{G} 上的 n 元凸函数, 则称 $f(x)$ 为 \mathcal{G} 上的 n 元凹函数。
- (3) 若对 $\forall x^{(1)}, x^{(2)} \in \mathcal{G}, x^{(1)} \neq x^{(2)}, \forall \lambda \in (0, 1)$ 有
$$f(\lambda x^{(1)} + (1 - \lambda)x^{(2)}) < \lambda f(x^{(1)}) + (1 - \lambda)f(x^{(2)})$$
, 则称 $f(x)$ 为 \mathcal{G} 上的 n 元严格凸函数。
- (4) 若 $-f(x)$ 为 \mathcal{G} 上的 n 元严格凸函数, 则称 $f(x)$ 为 \mathcal{G} 上的 n 元严格凹函数。

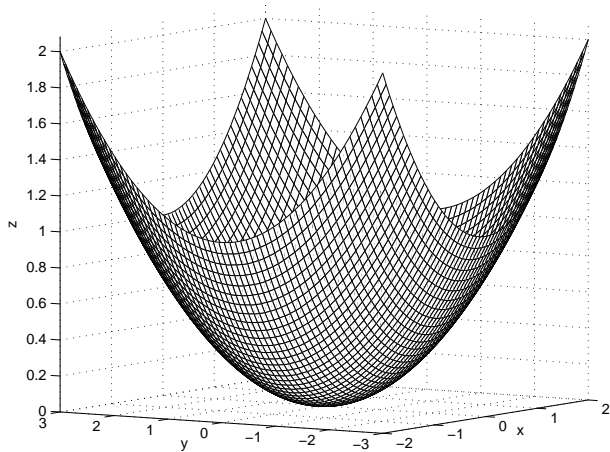
又凹又凸函数

注意 超平面函数 $f(x) = a_1x_1 + a_2x_2 + \cdots + a_nx_n = \mathbf{a}^T x$ 是不凸不凹函数，可根据需要规定它的凹凸性。

二元凸函数图形



二元凸函数图形



定理 1.2.2: Jensen 不等式

(1) 设 $f(x)$ 是区间 $[a, b]$ 上的凸函数, $x_1, x_2, \dots, x_n \in [a, b]$, 并且 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 构成概率分布律, 那么

$$f(\lambda_1 x_1 + \lambda_2 x_2 + \dots + \lambda_n x_n) \leq \lambda_1 f(x_1) + \lambda_2 f(x_2) + \dots + \lambda_n f(x_n).$$

(2) 设有限离散型随机变量 X 的取值空间是 \mathcal{X} , 如果 $f(x)$ 是区间 $D \supseteq \mathcal{X}$ 上的一个凸函数, 则 $f(E(X)) \leq E[f(X)]$.

(3) 设 $f(x)$ 是区间 $[a, b]$ 上的严格凸(凹)函数, $x_1, x_2, \dots, x_n \in [a, b]$, 并且 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 构成概率分布律。若

$$f(\lambda_1 x_1 + \lambda_2 x_2 + \dots + \lambda_n x_n) = \lambda_1 f(x_1) + \lambda_2 f(x_2) + \dots + \lambda_n f(x_n),$$

则或者 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 构成退化分布, 或者 $x_1 = x_2 = \dots = x_n$ 。

练习：

证明上面定理 1.2.2 (1) 和 (3)。

定理 1.2.3: 概率分布不等式

如果向量 $(p_1, p_2, \dots, p_n), (q_1, q_2, \dots, q_n)$ 是两个概率分布, 且 $q_i > 0, i = 1, 2, \dots, n$, 则有不等式

$$\sum_{i=1}^n p_i \log \frac{p_i}{q_i} \geq 0 \text{ 或 } \sum_{i=1}^n p_i \log p_i \geq \sum_{i=1}^n p_i \log q_i \quad \begin{matrix} 1.12 \\ \text{(3.1)} \end{matrix}$$

并且等号成立当且仅当两个概率分布相同即

$p_i = q_i, i = 1, 2, \dots, n$ 。

证明:

易证明函数 $f(x) = x \log x = x \ln x \log e, x \geq 0$ 是严格凸函数, 如图 1-1a。现在取

$$x_i = \frac{p_i}{q_i}, i = 1, 2, \dots, n,$$

则由 Jensen 不等式得

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n p_i \log \frac{p_i}{q_i} &= \sum_{i=1}^n q_i \frac{p_i}{q_i} \log \frac{p_i}{q_i} = \sum_{i=1}^n q_i f(x_i) \\ &\geq f\left(\sum_{i=1}^n q_i x_i\right) = f\left(\sum_{i=1}^n p_i\right) = f(1) = 0. \end{aligned}$$

又因为 (q_1, q_2, \dots, q_n) 不是退化分布, 根据定理 ??(3), 等号成立当且仅当 $x_1 = x_2 = \dots = x_n$, 这就证明了

$$p_i = q_i, i = 1, 2, \dots, n.$$

定理 1.2.4: 对数和不等式

设 (a_1, a_2, \dots, a_n) 是非负向量, 而 (b_1, b_2, \dots, b_n) 是正向量, 则

$$\sum_{i=1}^n a_i \log \frac{a_i}{b_i} \geq \left(\sum_{i=1}^n a_i \right) \log \frac{\sum_{i=1}^n a_i}{\sum_{i=1}^n b_i}, \quad \begin{matrix} 1.13 \\ (3.2) \end{matrix}$$

其中等号成立当且仅当这两个向量成比例。

证明:

由于函数 $f(x) = x \log x, x \geq 0$ 是严格凸函数, 取

$$\lambda_i = \frac{b_i}{\sum_{j=1}^n b_j}, x_i = \frac{a_i}{b_i},$$

则 $\lambda_i > 0, \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1, x_i \geq 0$, 故由 Jensen 不等式

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i f(x_i) \geq f\left(\sum_{i=1}^n \lambda_i x_i\right),$$

证明续:

得到

$$\begin{aligned}\sum_{i=1}^n \frac{b_i}{\sum_{j=1}^n b_j} \frac{a_i}{b_i} \log \frac{a_i}{b_i} &\geq \sum_{i=1}^n \left(\frac{b_i}{\sum_{j=1}^n b_j} \frac{a_i}{b_i} \right) \log \sum_{i=1}^n \left(\frac{b_i}{\sum_{j=1}^n b_j} \frac{a_i}{b_i} \right), \\ \sum_{i=1}^n \frac{a_i}{\sum_{j=1}^n b_j} \log \frac{a_i}{b_i} &\geq \sum_{i=1}^n \left(\frac{a_i}{\sum_{j=1}^n b_j} \right) \log \sum_{i=1}^n \left(\frac{a_i}{\sum_{j=1}^n b_j} \right),\end{aligned}$$

两边同乘常量 $\sum_{j=1}^n b_j$ 得结果。由于函数 $f(x)$ 是严格凸函数，根据定理 1.2.2(3)，等号成立当且仅当所有 x_i 全相等，这就证明了等号成立的充要条件。

练习:

在此定理中可能会遇到 $0 \log \frac{0}{q}$, $0 \log 0$, 故规定
 $0 \log \frac{0}{q} = 0 \log 0 = 0$ 。

证明: $\lim_{x \rightarrow 0^+} x \log x = 0$