

# 作业一

## 最优化方法

截止时间：10 月 11 日 23:59（周三晚）

请在规定时间内提交到大夏学堂，超时得分将有折扣。  
计算、证明题提交 pdf 电子版，编程题提交 Python 代码、结果及必要的解释。

### 1 阅读任务

略。

### 2 凸集

a. 证明若函数  $f$  二次可微，则  $f$  为凸函数的充要条件为：

- $\text{dom } f$  为凸集
- $\nabla^2 f(x) \succeq 0$ , for all  $x \in \text{dom } f$

( $\Rightarrow$ ): 若  $f$  为二次可微凸函数，则  $\text{dom } f$  为凸集，由  $f(x) \geq f(y) + \nabla f(y)^\top (x - y)$ ,  $f(y) \geq f(x) + \nabla f(x)^\top (y - x)$  相加，可得以下成立（事实上，反向也成立）：

$$(\nabla f(x) - \nabla f(y))^\top (x - y) \geq 0, \quad \forall x, y$$

令  $x_\tau = x + \tau s, \tau > 0$ , 因此

$$\begin{aligned} 0 &\leq \frac{1}{\tau} (\nabla f(x_\tau) - \nabla f(x))^\top (x_\tau - x) = \frac{1}{\tau} (\nabla f(x_\tau) - \nabla f(x))^\top s \\ &= \frac{1}{\tau} \int_0^\tau s^\top \nabla^2 f(x + \lambda s) s d\lambda \end{aligned}$$

令  $\tau \rightarrow 0$  可得  $\nabla^2 f(x) \succeq 0$ .

( $\Leftarrow$ ): 反之，二次可微函数有泰勒展开：

$$f(y) = f(x) + \nabla f(x)^\top (y - x) + \frac{1}{2} (y - x)^\top \nabla^2 f(\xi) (y - x) \geq f(x) + \nabla f(x)^\top (y - x)$$

即为凸函数的一阶等价条件。

b. 闭集与凸集

b.1. 证明多面体  $\{x : Ax \leq b\}, A \in \mathbb{R}^{mn}, b \in \mathbb{R}^m$  为闭的凸集

假设多面体集合中的一列点  $x_n$ , 且有极限点  $x^*$ , 则有  $\lim_{n \rightarrow \infty} Ax_n = Ax^* \leq b$ .

对于凸性，若  $x, y \in \{Ax \leq b\}$ , 对  $\theta \in [0, 1]$ , 有  $A(\theta x + (1 - \theta)y) = \theta Ax + (1 - \theta)Ay \leq \theta b + (1 - \theta)b = b$ .

b.2. 举例:  $\mathbb{R}^2$  上闭集的凸包不一定是闭的

*e.g.,  $\{(x, y) : y \geq 1/(1+x^2)\}$  or  $\{(x, y) : x \in [0, 1], y = 0 \text{ or } x = 1, y \geq 0\}$*

b.3. 若  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}, S \in \mathbb{R}^m$  为凸集, 证明集合  $S$  在  $A$  下的原像  $\{x \in \mathbb{R}^n : Ax \in S\}$  是凸集

*Let  $B = \{x \in \mathbb{R}^n : Ax \in S\}$ , then for any  $x, y \in B$ ,  $Ax, Ay \in S$ , thus  $A(\alpha x + (1-\alpha)y) \in S, \forall \alpha \in (0, 1)$  due to convexity of  $S$ , so  $\alpha x + (1-\alpha)y \in B$ .*

b.4. 若  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}, S \in \mathbb{R}^n$  为凸集, 证明集合  $S$  在  $A$  下的像  $\{Ax : x \in S\}$  是凸集

*Let  $B = \{Ax : x \in S\}$ , for  $x, y \in B$ , there exist  $x', y' \in S$  such that  $Ax' = x, Ay' = y$ , and due to  $\alpha x' + (1-\alpha)y' \in S, \alpha x + (1-\alpha)y = A(\alpha x' + (1-\alpha)y') \in S, \forall \alpha \in (0, 1)$ .*

b.5. 举例: 存在  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  及闭凸集  $S \subseteq \mathbb{R}^n$ , 使得  $A(S)$  不是闭集

*For  $\mathbb{R}^2$ , Let  $S = \{(x, y) : y \geq 1/x, x > 0\}$ ,  $Ax = x_1$ .*

c. 多面体

c.1. 证明: 若  $P \subseteq \mathbb{R}^n$  为多面体,  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ , 则  $A(P)$  为多面体, 提示: 可使用以下事实:

$P \subseteq \mathbb{R}^{m+n}$  为多面体  $\Rightarrow \{x \in \mathbb{R}^n : (x, y) \in P \text{ for some } y \in \mathbb{R}^m\}$  是多面体

*Let  $B = \{(x, y) : x \in P, y = Ax\} = \{(x, y) : Mx \succeq 0, Lx = 0, Ax - y = 0\}$ , then  $B$  is a polytope. So  $\{y \in \mathbb{R}^m : (x, y) \in B \text{ for some } x \in \mathbb{R}^n\}$  is a polytope.*

c.2. 证明若  $Q \subseteq \mathbb{R}^m$  为多面体,  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ , 则  $A^{-1}(Q)$  为多面体

*提示 (hint) : Let  $B' = \{(x, y) : x \in P, y = Ax\} = \{(x, y) : Mx \succeq 0, Lx = 0, Ay - x = 0\}$ .*

### 3 凸函数

a. 证明熵函数:

$$f(x) = -\sum_{i=1}^n x_i \log(x_i), \quad \text{dom } f = \{x \in \mathbb{R}_{++}^n : \sum_{i=1}^n x_i = 1\}$$

是严格凹的

*提示 (hint) : check the positive definiteness of Hessian matrix.*

b. 若  $f$  为二次可微函数且  $\text{dom } f$  为凸集, 证明  $f$  为凸函数的充要条件为:

$$(\nabla f(x) - \nabla f(y))^\top (x - y) \geq 0, \quad \forall x, y$$

这被称为梯度  $\nabla f$  的单调性

*只证明充分性。存在  $\lambda \in (0, 1)$ ,*

$$\begin{aligned} f(y) &= f(x) + \nabla f(x + \lambda(y-x))^\top (y-x) \\ &= f(x) + \nabla f(x)^\top (y-x) + (\nabla f(x + \lambda(y-x)) - \nabla f(x))^\top (y-x) \\ &\geq f(x) + \nabla f(x)^\top (y-x) \end{aligned}$$

- c. 举例：严格凸函数并不一定能达到其极小值

*e.g.,  $f(x) = 1/x, x \in \mathbb{R}_{++}$ .*

- d. 函数  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  被称为强制的 (coercive), 如果当  $\|x\|_2 \rightarrow \infty$  时, 有  $f \rightarrow \infty$ 。强制函数的一个关键事实为其可以达到极小值。证明对于一个二次可微的强凸函数是强制的 (coercive), 并因此可达到极小值。

*提示 (hint) :  $f(x) - \frac{m}{2}\|x\|^2 = f(x_0) + \nabla f(x_0)^\top (x - x_0) + \frac{1}{2}(x - x_0)^\top [\nabla^2 f(\tilde{x}) - \frac{m}{2}I](x - x_0)$ , 根据强凸性, 可知关于  $\nabla^2 f(\tilde{x}) - \frac{m}{2}I$  矩阵半正定, 故  $\nabla^2 f(\tilde{x})$  正定的, 则  $f(x)$  可看作关于  $x$  的二次函数, 且二次矩阵正定, 满足强制性条件  $\|x\|_2 \rightarrow \infty, f(x) \rightarrow \infty$ 。*

- e. 证明在有界多面体上的凸函数的最大值一定在其中一个顶点上。提示：已知一个有界的多面体可以被表示为其顶点的凸组合。

*Denote  $a_i, i = 1, \dots, n$  as vertices of the bounded polyhedron  $P$ , and*

$$P = \left\{ x \in \mathbb{R}^m : x = \sum_{i=1}^n \lambda_i a_i, \lambda_i \geq 0, \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \right\}$$

*Let  $f$  be a convex function on  $P$ , Assume that  $x_0$  is the point that  $f$  reaches its maximum value on  $P$ . Thus there exists  $\lambda_i \geq 0, i = 1, \dots, n$ , and  $\sum_i \lambda_i = 1$  such that  $\sum_{i=1}^n \lambda_i a_i = x_0$ . And*

$$f(x_0) = f\left(\sum_i \lambda_i a_i\right) \leq \sum_i \lambda_i f(a_i) \leq \max_i f(a_i) = f(x_0)$$

*This implies that  $\lambda_i > 0$  iff (if and only if)  $f(a_i) = f(x_0)$ .*

## 4 实践：使用 CVXPY 解优化问题

见文件：homework1-cvpxy.ipynb, 或在线 kaggle 文档：

<https://www.kaggle.com/code/mrsta1123/homework1-cvpxy>