# 优化方法作业

### 计试 61 张翀 2140506063

Week 1

# 9.4 周二

## 作业 1

证明:  $\forall x_1, x_2 \in P, \theta \in [0,1]$ ,记  $x_\theta = \theta x_1 + (1-\theta)x_2$ ,因为  $x_1, x_2 \in \mathbb{R}^n$ ,有  $x_\theta \in \mathbb{R}^n$ .

此时

$$Ax_{\theta} = A(\theta x_1 + (1 - \theta)x_2) = \theta Ax_1 + (1 - \theta)Ax_2 \le \theta b + (1 - \theta)b = b$$
  
且有

$$Bx_{\theta} = B(\theta x_1 + (1-\theta)x_2) = \theta Bx_1 + (1-\theta)Bx_2 = \theta d + (1-\theta)d = d$$
  
因此  $x_{\theta} \in P$ . 所以  $P$  为凸集。

### 作业 2-1

证明: 
$$\forall x, y \in \mathbb{R}^n, \theta \in [0,1]$$
, 记  $x_{\theta} = \theta x + (1-\theta)y$ .

此时

$$f(x_{\theta}) = \max_{1 \le k \le n} (\theta x_k + (1 - \theta) y_k)$$

$$= \sup_{1 \le k \le n} (\theta x_k + (1 - \theta) y_k)$$

$$\le \sup_{1 \le k \le n} (\theta x_i) + \sup_{1 \le j \le n} ((1 - \theta) y_j)$$

$$= \theta \max_{1 \le i \le n} (x_i) + (1 - \theta) \max_{1 \le j \le n} (y_j)$$

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

f(x) 符合凸函数的定义。

#### 作业 2-2

证明: 当且仅当 P 为半正定矩阵时,  $f(x) = \frac{1}{2}x^TPx + q^Tx + r$  为凸函数; P 为正定矩阵时, f(x) 为严格凸函数。此处只给出第一条结论的证明,第二条结论的证明是类似的。

固定 x, 并记  $\Delta f(\delta x) = f(x + \delta x) - f(x)$ ; 根据定义,f(x) 为凸函数当 且仅当  $\forall \theta \in [0,1], \delta x, \theta \delta x \in \{\delta x : x + \delta x \in domx\}, \theta \Delta f(\delta x) - \Delta(\theta \delta x) \geq 0.$ 考虑到

$$\begin{split} \Delta(\delta x) &= f(x+\delta x) - f(x) \\ &= (\frac{1}{2}(x+\delta x)^T P(x+\delta x) + q^T(x+\delta x) + r) - (\frac{1}{2}x^T Px + q^Tx + r) \\ &= \frac{1}{2}(\delta x^T Px + x^T P\delta x + \delta x^T P\delta x) + q^T\delta x \\ &= \frac{1}{2}\delta x^T P\delta x + \frac{1}{2}(\delta x^T Px + x^T P\delta x) + q^T\delta x \end{split}$$

有

$$\theta \Delta f(\delta x) - \Delta(\theta \delta x) = \frac{1}{2}\theta(1-\theta)\delta x^T P \delta x$$

因为  $\theta \in [0,1]$ , 所以

$$\theta \Delta f(\delta x) - \Delta(\theta \delta x) \ge 0 \Leftrightarrow \delta x^T P \delta x \ge 0, \forall \delta x \in \{\delta x : x + \delta x \in domx\}$$

考虑到  $dom x = \mathbb{R}^n$ ,所以 f(x) 为凸函数等价于  $\delta x^T P \delta x \geq 0$ , $\forall \delta x \in \mathbb{R}^n$ . 右侧的叙述即为 P 为半正定矩阵的定义。

类似地,也可证明 P 为半负定时二次函数为凹函数,P 为负定时二次函数严格凹。

### 9.6 周四

#### 作业 1

证明:二阶可微的 f(x) 为凸函数,当且仅当 Hessian 矩阵为半正定矩阵。

在以下的证明过程中,我们讨论一种比较简单的情况: f(x) 在 C 上二阶连续可微,其中 C 是开集(任一元素为内点)且为凸集。此时, $\forall x \in C, \exists \delta x > 0, B(x, \delta x) \subset C$ ,且有

$$f(x + \Delta x) = f(x) + \nabla^T f(x) \Delta x + \frac{1}{2} \Delta x^T \nabla^2 f(\xi) \Delta x, 0 \le |\xi - x| \le \Delta x \le \delta x(*)$$

#### 必要性:

若 f(x) 为凸函数,则固定 x 和  $\delta x. \forall |\Delta x| < \delta x$ ,利用 (\*) 式有

$$\theta f(x + \Delta x) + (1 - \theta)f(x) - f(x + \theta \Delta x) = \frac{\theta}{2} \Delta x^T \nabla^2 f(\xi) \Delta x - \frac{\theta^2}{2} \Delta x^T \nabla^2 f(\xi_\theta) \Delta x \ge 0$$
$$\forall \theta \in [0, 1], \xi \in B(x, \Delta x), \xi_\theta \in B(x, \theta \Delta x)$$

取  $\theta = 1$  可知  $\Delta x^T \nabla^2 f(\xi) \Delta x - \Delta x^T \nabla^2 f(\xi_\theta) \Delta x \geq 0$ ,而  $\lim_{\Delta x \to 0} \Delta x^T \nabla^2 f(\xi) \Delta x - \Delta x^T \nabla^2 f(\xi_\theta) \Delta x = 0$ . 因此,固定  $\theta$  并取  $(\frac{\theta}{2} - \frac{\theta^2}{2}) \Delta x^T \nabla^2 f(\xi_\theta) \Delta x$ ,此式恒取 非负值;因为  $\lim_{\Delta x \to 0} \Delta x^T \nabla^2 f(\xi_\theta) \Delta x = \Delta x^T \nabla^2 f(x) \Delta x$ ,所以由  $\theta$  的任意性 知  $\exists B(0, \delta x), \forall |\Delta x| \leq \delta x, \Delta x^T \nabla^2 f(x) \Delta x \geq 0$ ,即每个点都存在使 Hessian 矩阵半正定的邻域。由 C 是开集知 Hessian 矩阵在 C 上是半正定的。

#### 充分性:

Hessian 的半正定可以保证 (\*) 式右侧最后一项非负,因此  $f(x+\Delta x) \ge f(x) + \nabla^T f(x) \Delta x$ ,满足凸函数的一阶判定条件,所以 f(x) 为凸函数。

### 作业 2

通过计算特征值易知 P 的正定性,所以优化函数是凸函数,且在可行解集连续可导。另外有  $\nabla f(x) = Px + q$ . 对于最优解  $x^* = [1,1/2,-1]^T$ , $\nabla f(x^*) = [-1,0,2]^T$ ,有  $\forall y \in [-1,1]^3$ , $\nabla^T f(x^*)(y-x^*) = y_1 + 2y_3 + 3 \geq 0$ ,因此  $f(y) \geq f(x), y \in [-1,1]^3$ ,所以  $x^*$  是此问题的最优解。