

凸优化第一次作业

1. 设 $u, v \in V$, 证明 $\langle u, v \rangle = 0$ 当且仅当对所有 $a \in F$ 均有 $\|u\| \leq \|u+av\|$

证: " \Rightarrow " 若 $\langle u, v \rangle = 0$

$$\|u+av\|^2 = \|u\|^2 + 2a\langle u, v \rangle + a^2\|v\|^2 = \|u\|^2 + a^2\|v\|^2 \geq \|u\|^2$$

所以, 对 $\forall a \in F$ 均有 $\|a\| \leq \|u+av\|$

" \Leftarrow " 若对 $\forall a \in F$, 均有 $\|a\| \leq \|u+av\|$

$$\text{则 } \|u\|^2 + 2a\langle u, v \rangle + a^2\|v\|^2 \geq \|u\|^2$$

$$\text{式}① = 2a\langle u, v \rangle + a^2\|v\|^2 \geq 0, \text{ 对 } \forall a$$

$$\text{取 } a = -\frac{\langle u, v \rangle}{\|v\|^2}$$

$$\text{则 式}① = -\frac{2\langle u, v \rangle}{\|v\|^2}\langle u, v \rangle + \frac{\langle u, v \rangle}{\|v\|^2}\langle u, v \rangle \geq 0$$
$$\Rightarrow -\frac{\langle u, v \rangle}{\|v\|^2} \geq 0$$

$$\Rightarrow -\frac{\langle u, v \rangle^2}{\|v\|^2} = 0$$

$$\Rightarrow \langle u, v \rangle = 0$$

2. 证明如果 $C \subset \mathbb{R}^n$ 是凸集, 那么 C 的闭包 \bar{C} 也是凸集

证: 只需证明 对 $\forall x, y \in \bar{C}$, $\lambda \in [0, 1]$ 有

$$\lambda x + (1-\lambda)y \in \bar{C}$$

根据闭包的定义, 选择 $\{x_k\}, \{y_k\} \in C$ 使得:

$$\lim_k \|x_k - x\| = 0, \quad \lim_k \|y_k - y\| = 0$$

$$\text{则 } \|\lambda x_k + (1-\lambda)y_k - [\lambda x + (1-\lambda)y]\|$$

$$= \|\lambda(x_k - x) + (1-\lambda)(y_k - y)\|$$

$$\leq \lambda \|x_k - x\| + (1-\lambda) \|y_k - y\|$$

两边取极限便有:

$$\lim_k \|\lambda x_k + (1-\lambda)y_k - [\lambda x + (1-\lambda)y]\| = 0$$

从而 $\lambda x + (1-\lambda)y \in \bar{C}$

3. 将下面的问题转化为线性规划：假定 $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $b \in \mathbb{R}^m$,

$$(a) \min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - b\|_1, \text{ s.t. } \|x\|_\infty \leq 1$$

$$\begin{aligned} \min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - b\|_1 &= \min_{x \in \mathbb{R}^n} \sum_{i=1}^n |A_i x - b_i| \\ &= \min_{x \in \mathbb{R}^n, z \in \mathbb{R}_+^n} \sum_{i=1}^n z_i \quad \Rightarrow \quad \min_{x \in \mathbb{R}^n, z \in \mathbb{R}_+^n} \sum_{i=1}^n z_i \\ \text{s.t. } -z \leq Ax - b \leq z \\ \|x\|_\infty \leq 1 \Rightarrow -1 \leq x \leq 1 \end{aligned}$$

$$(b) \min_{x \in \mathbb{R}^n} \|x\|_1, \text{ s.t. } \|Ax - b\|_\infty \leq 1$$

$$\begin{aligned} \min_{x \in \mathbb{R}^n} \|x\|_1 &= \min_{x \in \mathbb{R}^n} \sum_{i=1}^n |x_i| = \min_{x \in \mathbb{R}^n, z \in \mathbb{R}_+^n} \sum_{i=1}^n z_i \quad \Rightarrow \quad \min_{x \in \mathbb{R}^n, z \in \mathbb{R}_+^n} \sum_{i=1}^n z_i \\ \text{s.t. } -z \leq x \leq z \\ \|Ax - b\|_\infty \leq 1 \Rightarrow -1 \leq Ax - b \leq 1 \end{aligned}$$

$$(c) \min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - b\|_1 + \|x\|_\infty$$

$$\begin{aligned} \min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - b\|_1 + \|x\|_\infty &= \min_{x \in \mathbb{R}^n} \sum_{i=1}^n |A_i x - b_i| + \max_{\{x_1, x_m\}} |x_i| \\ &= \min_{x \in \mathbb{R}^n, z \in \mathbb{R}_+^n, t \in \mathbb{R}_+} \sum_{i=1}^n z_i + t \quad \Rightarrow \quad \min_{x \in \mathbb{R}^n, z \in \mathbb{R}_+^n, t \in \mathbb{R}_+} \sum_{i=1}^n z_i + t \\ \text{s.t. } -z \leq Ax - b \leq z \\ -t \leq x \leq t \end{aligned}$$

$$(d) \min_{x \in \mathbb{R}^n} \sum_{i=1}^m \max \{0, a_i^T x + b_i\}$$

$$\begin{aligned} \min_{x \in \mathbb{R}^n} \sum_{i=1}^m \max \{0, a_i^T x + b_i\} &= \min_{x \in \mathbb{R}^n, z \in \mathbb{R}^m} \sum_{i=1}^m z_i \quad \Rightarrow \quad \min_{x \in \mathbb{R}^n, z \in \mathbb{R}^m} \sum_{i=1}^m z_i \\ \text{s.t. } z_i \geq a_i^T x + b_i \end{aligned}$$

$$\text{s.t. } z \geq Ax + b$$

4. 设 $u, v \in \mathbb{R}^n$, 对于 2-范数 $\|\cdot\|$, 如果

$$\|u+v\| = \|u\| + \|v\|$$

证明对某个实数 λ , $v = \lambda u$

证: $\|u+v\|^2 = \|u\|^2 + \|v\|^2 + 2\langle u, v \rangle$

$$(\|u\|^2 + \|v\|^2) = \|u\|^2 + \|v\|^2 + 2\|u\|\|v\|.$$

$$\Rightarrow \langle u, v \rangle = \|u\|\|v\|$$

$$\text{又 } \langle u, v \rangle = \|u\|\|v\| \cos \theta$$

$$\Rightarrow u=0 \text{ 或 } v=\lambda u$$

5. 在线性空间中, 证明:

$$① k\vec{0} = \vec{0}$$

$$② k(\vec{\alpha} - \vec{\beta}) = k\vec{\alpha} - k\vec{\beta}$$

证: ① $k\vec{0} = k(\vec{\alpha} + (-\vec{\alpha})) = k\vec{\alpha} + k(-\vec{\alpha}) = k\vec{\alpha} + k(-1)\vec{\alpha}$
 $= k\vec{\alpha} + (-k)\vec{\alpha} + (k + (-k))\vec{\alpha} = 0\vec{\alpha} = \vec{0}$

② $k(\vec{\alpha} - \vec{\beta}) = k(\vec{\alpha} + (-\vec{\beta})) = k\vec{\alpha} + k(-\vec{\beta}) = k\vec{\alpha} + k(-1)\vec{\beta}$
 $= k\vec{\alpha} + (-1)k\vec{\beta} = k\vec{\alpha} + (-k)\vec{\beta} = k\vec{\alpha} - k\vec{\beta}$

6. 次不等式的解集。令 $C \subseteq \mathbb{R}^n$ 为下列二次不等式的解集

$$C = \{x \in \mathbb{R}^n \mid x^T A x + b^T x + c \leq 0\}$$

其中 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $b \in \mathbb{R}^n$, $c \in \mathbb{R}$

(a) 证明：如果 $A \succeq 0$, 那么 C 是凸集

(b) 证明：如果对某些 $\lambda \in \mathbb{R}$, 有 $A + \lambda gg^T \succeq 0$, 那么 C 和由 $g^T x + h = 0$ (这里 $g \neq 0$ 定义的超平面的交集是凸集)

以上命题和逆命题是否成立？

证明： $\forall x_1, x_2 \in C, \theta \in [0, 1]$

$$\text{有 } x_1^T A x_1 + b^T x_1 + c \leq 0, x_2^T A x_2 + b^T x_2 + c \leq 0$$

$$\text{只需证: } [\theta x_1 + (1-\theta)x_2]^T A [\theta x_1 + (1-\theta)x_2] + b^T [\theta x_1 + (1-\theta)x_2] + c \leq 0$$

$$\text{即证: } \theta^2 x_1^T A x_1 + \theta(1-\theta) x_1^T A x_2 + \theta(1-\theta) x_2^T A x_1 + (1-\theta)^2 x_2^T A x_2 + \theta b^T x_1 + (1-\theta) b^T x_2 + c \leq 0$$

$$\text{即证: } \theta^2 (x_1^T A x_1 + b^T x_1 + c) + (1-\theta)^2 (x_2^T A x_2 + b^T x_2 + c) + (1-\theta)\theta (x_1^T A x_2 + x_2^T A x_1 + b^T x_1 + b^T x_2 + 2c) \leq 0$$

$$\text{原式} = \theta(x_1^T A x_1 + b^T x_1 + c) + (1-\theta)(x_2^T A x_2 + b^T x_2 + c) + \theta(1-\theta)$$

$$[x_1^T A (x_2 - x_1) - x_2^T A (x_2 - x_1)]$$

$$= \theta(x_1^T A x_1 + b^T x_1 + c) + (1-\theta)(x_2^T A x_2 + b^T x_2 + c)$$

$$- \theta(1-\theta) (x_2 - x_1)^T A (x_2 - x_1) \stackrel{\geq 0}{\overbrace{- \theta(1-\theta)}} \stackrel{\leq 0}{\overbrace{(x_2 - x_1)^T A (x_2 - x_1)}} \leq 0$$

所以 C 为凸集。

(b) 不妨設超平面 $D = \{x \in \mathbb{R}^n \mid g^T x + h = 0\}$

$\forall x_1, x_2 \in C \cap D, \theta \in [0, 1]$ 有

$$\begin{cases} x_1^T A x_1 + b^T x_1 + c \leq 0 \\ x_2^T A x_2 + b^T x_2 + c \leq 0 \end{cases} \quad \text{且} \quad \begin{cases} g^T x_1 + h = 0 \\ g^T x_2 + h = 0 \end{cases}$$

由(a)可知 將 $\theta x_1 + (1-\theta) x_2$ 代入 $x_1^T A x_1 + b^T x_1 + c$

$$\text{可得: } \underbrace{\theta(x_1^T A x_1 + b^T x_1 + c) + (1-\theta)(x_2^T A x_2 + b^T x_2 + c) - (\theta - \theta^2)(x_2 - x_1)^T A(x_2 - x_1)}_{\text{已为式①}}$$

$$\begin{cases} g^T x_1 + h = 0 \\ g^T x_2 + h = 0 \end{cases} \Rightarrow g^T(x_2 - x_1) = 0$$

又因为 $\exists \lambda \text{ s.t. } A + \lambda gg^T \succeq 0$

$$\Rightarrow (x_2 - x_1)^T (A + \lambda gg^T) (x_2 - x_1) \geq 0$$

$$\text{即 } (x_2 - x_1)^T A (x_2 - x_1) + \lambda (x_2 - x_1)^T g (x_2 - x_1) \geq 0$$

$$\Rightarrow (x_2 - x_1)^T A (x_2 - x_1) \geq 0$$

因此式① ≤ 0

$$\text{而 } g^T [\theta x_1 + (1-\theta) x_2] + h = \theta(g^T x_1 + h) + (1-\theta)(g^T x_2 + h) = 0$$

所以 $\theta x_1 + (1-\theta) x_2 \in C \cap D$

因此 $C \cap D$ 是凸集.

7. 设 D 为 \mathbb{R}^n 中的闭集, $y \notin D$, 证明存在唯一的点 $\bar{x} \in D$, 使得:

$$\|y - \bar{x}\| = \inf_{x \in D} \|y - x\|$$

证: $\inf_{x \in D} \|y - x\| = r > 0$

由下确界的定义可知, 存在序列 $\{x^{(k)}\}, x^{(k)} \in D$, s.t. $\|y - x^{(k)}\| \rightarrow r$

先证 $\{x^{(k)}\}$ 存在极限 $\bar{x} \in D$, 为此只需证明 $\{x^{(k)}\}$ 为柯西序列. 根据平行四边形定理有 (对角线的平方和等于一倍邻边平方和的两倍)

$$\|x^{(k)} - x^{(m)}\|^2 = 2\|x^{(k)} - y\|^2 + 2\|x^{(m)} - y\|^2 - 4\left\|\frac{x^{(k)} + x^{(m)}}{2} - y\right\|^2$$

由于 D 是凸集, $\frac{x^{(k)} + x^{(m)}}{2} \in D$, 由 r 的定义, 有

$$\left\|\frac{x^{(k)} + x^{(m)}}{2} - y\right\|^2 \geq r^2$$

$$\text{因此 } \|x^{(k)} - x^{(m)}\|^2 \leq 2\|x^{(k)} - y\|^2 + 2\|x^{(m)} - y\|^2 - 4r^2$$

由凸可知, 当 k 和 m 充分大时, $\|x^{(k)} - x^{(m)}\|$ 充分接近于 0, 因此 $\{x^{(k)}\}$ 为柯西序列, 故存在极限 \bar{x} , 又因为 D 为闭集, 所以 $\bar{x} \in D$

再证唯一性. 假设存在 $\hat{x} \in D$, 使

$$\|y - \bar{x}\| = \|y - \hat{x}\| = r$$

由于 D 为凸集, $\bar{x}, \hat{x} \in D$, 因此 $\frac{\bar{x} + \hat{x}}{2} \in D$, 故以

$$\|y - \frac{\bar{x} + \hat{x}}{2}\| = \left\|\frac{1}{2}y - \frac{\bar{x}}{2} + \frac{1}{2}y - \frac{\hat{x}}{2}\right\| \leq \frac{1}{2}\|y - \bar{x}\| + \frac{1}{2}\|y - \hat{x}\| = r$$

等式成立当且仅当
 $y - \bar{x} = \lambda(y - \hat{x})$

由 r 的定义可知

$$\|y - \frac{\bar{x} + \hat{x}}{2}\| = \frac{1}{2}\|y - \bar{x}\| + \frac{1}{2}\|y - \hat{x}\|$$

所以 $y - \bar{x} = \lambda(y - \hat{x})$

$$\Rightarrow \|y - \bar{x}\| = |\lambda| \|y - \hat{x}\|$$

由 \bar{x} 与 \hat{x} 的定义可知 $|\lambda|=1$, 若 $\lambda=-1$, 则 $y - \bar{x} = -(y - \hat{x}) \Rightarrow$

$y = \frac{\bar{x} + \hat{x}}{2} \in D$ 与假设矛盾, 所以 $\lambda \neq -1$, 故 $\lambda=1$, 因此 $\bar{x} = \hat{x}$

2.5 两个平行的超平面 $\{x \in \mathbb{R}^n | a^T x = b_1\}$ 和 $\{x \in \mathbb{R}^n | a^T x = b_2\}$ 之间的距离是多少?

解: 方法一: 由于 a 是超平面的法向量

设 a 与超平面 $\{x \in \mathbb{R}^n | a^T x = b_1\}$, $\{x \in \mathbb{R}^n | a^T x = b_2\}$ 相交于点 x_1 与 x_2

$$\text{则 } x_1 = \left(\frac{b_1}{\|a\|_2}\right) a$$

$$x_2 = \left(\frac{b_2}{\|a\|_2}\right) a$$

$$\text{因为 } a^T x_1 = a^T \frac{b_1}{\|a\|_2} a = \frac{\|a\|_2^2}{\|a\|_2} b_1 = b_1$$

$$\text{因此 } x_1 \in \{x \in \mathbb{R}^n | a^T x = b_1\}$$

x_1 是 a 的伸缩

$$\text{因此 } \|x_1 - x_2\|_2 = \left\| \frac{b_1}{\|a\|_2} a - \frac{b_2}{\|a\|_2} a \right\|_2 = \left\| \frac{b_1 - b_2}{\|a\|_2} a \right\|_2 = \frac{|b_1 - b_2|}{\|a\|_2}$$

方法 2: 设 x_1 为超平面 $\{x \in \mathbb{R}^n | a^T x = b_1\}$ 上的一点

不妨设 x_1 在超平面 $\{x \in \mathbb{R}^n | a^T x = b_2\}$ 上的投影为 x_2

$$\text{则 } a^T x_2 = b_2$$

那么 $x_1 - x_2$ 与法向量 a 平行

$$\text{因此 } a(x_1 - x_2) = \|a\|_2 \|x_1 - x_2\|_2 \cos(0 \text{ 或 } \pi)$$

$$= \pm \|a\|_2 \|x_1 - x_2\|_2$$

$$\text{又因 } a(x_1 - x_2) = a x_1 - a x_2 = b_1 - b_2$$

$$\text{因此 } \|x_1 - x_2\|_2 = \frac{|b_1 - b_2|}{\|a\|_2}$$