

3.8 凸函数的二阶条件

证明: ①先考虑 $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ 情形: $f''(x) \geq 0$ 条件化为 $f''(x) \geq 0$ (for $\forall x \in \text{dom} f$).1° 若 f 为凸函数;则定义域必为凸集. 有 $\forall x, y, f(y) \geq f'(x)(y-x) + f(x)$.
 $f(x) \geq f'(y)(x-y) + f(y)$.

$$-f'(x)(y-x) \leq f(y) - f(x) \leq f'(y)(y-x).$$

$$\therefore (f'(y) - f'(x))(y-x) \geq 0. \text{ 不妨设 } y > x \text{ (} y < x \text{ 同理可证),}$$

$$\therefore \frac{f'(y) - f'(x)}{y-x} \geq 0. \therefore \lim_{y \rightarrow x} \frac{f'(y) - f'(x)}{y-x} \geq 0, \text{ 即 } f''(x) \geq 0 \text{ for } \forall x.$$

 $\therefore \Rightarrow$ 成立.2° 若 f 定义域为凸集且 $f''(x) \geq 0$ (for $\forall x \in \text{dom} f$): ~~可设~~ $y > x, (y < x \text{ 同理可证})$.

$$\text{则有 } \int_x^y f''(z)(y-z) dz \geq 0.$$

$$\therefore \int_x^y f''(z)(y-z) dz = \int_x^y (y-z) df'(z) = [f'(z)(y-z)]_{z=x}^{z=y} - \int_x^y f'(z)(-1) dz$$

$$= f(y) - f(x) - f'(x)(y-x) \geq 0.$$

$$\text{即 } \forall x, y, f(y) \geq f(x) + f'(x)(y-x). \text{ (} y < x \text{ 同理)}$$

此即一阶条件. $\therefore f(x)$ 为凸函数. $\therefore \Rightarrow$ 成立.②再考虑高维: 利用“切片法” $g(t) = f(\hat{x} + tv)$ 可将 f 降维. v 任取, 表 v 方向.有定理: $g(t)$ 凸 iff f 凸.

$$\text{而 } g''(t) = v^T v^2 f(\hat{x} + tv) v \geq 0$$

$$\therefore f \text{ 凸} \Leftrightarrow g(t) \text{ 凸} \Leftrightarrow g''(t) \geq 0 \Leftrightarrow v^T v^2 f(\hat{x} + tv) v \geq 0 \Leftrightarrow v^2 f(\hat{x} + tv) \geq 0 \text{ for } \forall v.$$

 \therefore 证毕.

3.36 推导共轭函数

(a) max 函数

$$\text{解: } f^*(y) = \sup_{x \in \text{dom} f} (y^T x - f(x)) = \sup_{x \in \mathbb{R}^n} (y^T x - x_1) = \sup_{x \in \mathbb{R}^n} (y_1 x_1 + y_2 x_2 + \dots + y_n x_n - x_1)$$

(x₁ 表示 x 最大的分量)①若 $\exists y_i < 0$, 则使其它变量固定, 仅改变 x_i , 使 x_i 无限 $\rightarrow -\infty$, 则 $f^*(y) \rightarrow +\infty$.②若 $\exists y_i > 1$, 取 $x_i \rightarrow \infty$ 且 $y^T x - f(x) \rightarrow \infty, f^*(y) = \infty$.③ $\therefore y \geq 0$ 且 $y \leq 1$.同时: 若 $1^T y \neq 1$, 即 $y_1 + y_2 + \dots + y_n \neq 1$. 不妨先讨论 $y_1 + y_2 + \dots + y_n > 1$ ($y_1, y_2, \dots, y_n \geq 0$).则取 $\hat{x} = (x_1, x_1, x_1, \dots)$ (全为最大分量), 有 $y^T \hat{x} - x_1 = \lambda x_1$ 且 $\lambda > 0$,当 $x_1 \rightarrow \infty$ 时, $\lambda \rightarrow \infty, y^T \hat{x} - f(\hat{x}) \rightarrow \infty, \therefore f^*(y) = \infty$.2° 再讨论 $y_1 + y_2 + \dots + y_n < 1$ ($y_1, y_2, \dots, y_n \geq 0$).同理取 \hat{x} 每个分量相同且 $\rightarrow -\infty$ 可使 $y^T \hat{x} - f(\hat{x}) = +\infty, \therefore f^*(y) = \infty$.同理取 \hat{x} 每个分量相同且 $\rightarrow -\infty$ 可使 $y^T \hat{x} - f(\hat{x}) = +\infty, \therefore f^*(y) = \infty$.若 $y \geq 0$ 且 $1^T y = 1$, 可得 $y^T x - x_1 \leq 0$ 且当 $y = x_1$ 且 $y = 1$ 时能取到等.

$$\therefore f^*(y) = \begin{cases} 0, & y \geq 0, 1^T y = 1, \\ +\infty, & \text{otherwise.} \end{cases}$$



① 若 $\gamma_i < 0$: 同 (a) 中理, $f^*(y) = \infty$.

②若 $0 \leq y \leq 1$:

$y > r$: 即 $y_1 + y_2 + \dots + y_n > r$. 取 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$
 $r y_1 y_2 \dots y_n > r x_1 x_2 \dots x_n$

$y^T x \geq x^{(1)} - x^{(1)} - \dots - x^{(n)} > 0$,
 $y^T x \geq x^{(1)} - x^{(1)} - \dots - x^{(n)}$
 $\therefore y^T x \geq \lambda x^{(1)}$ 且 $\lambda > 0$. \therefore 随 $x^{(1)} \rightarrow \infty$, $y^T x \rightarrow \infty$, $f^*(y) = \infty$.
 $\therefore y^T x = \lambda x^{(1)}$ 且 $\lambda > 0$. \therefore 随 $x^{(1)} \rightarrow \infty$, $y^T x \rightarrow \infty$, $f^*(y) = \infty$.
 $\therefore y^T x = \lambda x^{(1)}$ 且 $\lambda > 0$. \therefore 随 $x^{(1)} \rightarrow \infty$, $y^T x \rightarrow \infty$, $f^*(y) = \infty$.

$\therefore y_T x = \lambda x(t)$ 且 $\lambda > 0$. \therefore 随 $x(t) \rightarrow \infty$, $y_T x \rightarrow \infty$.
 $\therefore y_T x = \lambda x(t)$ 且 $\lambda < 0$. 随 $x(t) \rightarrow \infty$, 有 $y_T x \rightarrow -\infty$. $\therefore f$ 为 $y_T x$.
 \therefore 若 $|T| < r$, 同理取 $x = (x(t), x(t), \dots, x(t))$ (全为最大分量)
 则 $y_T x = \lambda x(t)$ 且 $\lambda < 0$. 随 $x(t) \rightarrow \infty$, 有 $y_T x \rightarrow -\infty$.
 故 f 为 $y_T x$.

2° 若 $1 \leq y < r$, 同理取 $\hat{x} = (x_0, x_1)$ 则 $yT\hat{x} = 1 \cdot x_0 + \lambda < 0$. 随 $x_0 \rightarrow \infty$, 得 $\lambda < 0$

3° 若 $1 \leq y = r$, 则 $yT\hat{x} = \frac{r}{2n} x_0 \leq 0$ 且等式都在 x_0, x_1, \dots, x_n 对应的 y_0, y_1, \dots, y_n 都取 1 的时候取到

又受限于 $y_2 \leq 1$

综上: $f^*(y) = \begin{cases} 0, & 0 \leq y \leq 1, \text{ if } y=r, \\ \infty, & \text{otherwise.} \end{cases}$

4.21 RCP ("easy") 问题

解: (a) ①由问题下的解:

①由问题下的解:
令 $y = A^{\frac{1}{2}}x$, $\hat{c} = A^{-\frac{1}{2}}c$. (*)

则原问题转化为:

minimize $\hat{\epsilon}^T Y$

subject to $y^T y \leq 1$

subject to $\|y\|_2 \leq 1$.
 这是一个 unit ball 问题, $\therefore y^* = \frac{-\hat{c}}{\|\hat{c}\|_2}$.

$$\therefore \text{最佳值 } y^* = \hat{c}^T y^* = \hat{c}^T \frac{-\hat{c}}{\|\hat{c}\|_2} = -\|\hat{c}\|_2.$$
$$\therefore \text{最佳估计} \hat{y}^* = \hat{C}^T y^* = \hat{C}^T \frac{-C}{\|C\|_2} = -\frac{C^T C}{\|C\|_2}$$

② 非凸问题下的解:

此时 $A \notin S_n$. A 的逆不一定 \exists . 因此不可和①一样地做.

此时 $A \in S_n$, A 的迹不一定为 0, 因此不可和 $\mathbf{0}$ 一样地做.
将 A 进行特征值分解. 令 $A = P \Lambda(\lambda) P^T = \sum_{i=1}^n \lambda_i p_i p_i^T$. (P 为正交阵)

令 x 原问题为 $\text{minimize } c^T x$
subject to $Ax \leq b$

令 $x = P^{-1}y$, $c = P^{-1}d$, 则原问题 \Leftrightarrow minimize $c^T P^{-1}y = d^T (P^{-1})^T P^{-1}y = d^T y$
(由于 P 为可逆阵)

subject to $(P^{-1}y)^T P \Lambda(\omega) P^T P^{-1}y = \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i^2 \leq 1$.

minimize $\sum_{i=1}^n d_i y_i$

minimize $\sum_{i=1}^n d_i y_i$
 subject to $\sum_{i=1}^n \lambda_i y_i^2 \leq 1$ (约束不等式)
 上式等价于: $x^* = \frac{-b-c}{\sqrt{a+c}}, p^*$

即 $\begin{cases} \text{minimize} & \sum_{i=1}^n d_i y_i \\ \text{subject to} & \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i^2 \leq 1 \end{cases} \xrightarrow{\text{(向量不等式)}} x^* = \frac{-A-C}{\sqrt{A+C}}, p^* = -\sqrt{A+C}.$

①当 $\lambda > 0$ 时，①中已给出： $x^* = \frac{-A^{-1}c}{\sqrt{c^T A^{-1} c}}$, $p^* = -\sqrt{c^T A^{-1} c}$.
 ②当 $\lambda = 0$ 时，①中已给出：若 $c^T x \rightarrow +\infty$ 或 $y_i \rightarrow +\infty$ 或 $y_i \rightarrow -\infty$ ，则可使 $\sum_{i=1}^n d_i y_i \rightarrow -\infty$ ， $\therefore p^*$ 无下界。
 ③当 $\lambda < 0$ 时，①中已给出：若 $c^T x \rightarrow -\infty$ 或 $y_i \rightarrow -\infty$ 或 $y_i \rightarrow +\infty$ ，则可使 $\sum_{i=1}^n d_i y_i \rightarrow +\infty$ ， $\therefore p^*$ 无上界。

② 若 $\lambda_i < 0$, 则 $y_i \rightarrow +\infty$ 或 $y_i \rightarrow -\infty$, 故 λ_i 不是 A 的特征值。
③ 若 $\lambda_i = 0$, 则 $y_i = 0$, 故 λ_i 是 A 的特征值。
④ 若 λ_i 是 A 的特征值, 则 λ_i 是 A 的特征值。
⑤ 若 λ_i 是 A 的特征值, 则 λ_i 是 A 的特征值。

④ 若 λ_n (λ 为最大特征值) $= 0$, 且 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{n-1} > 0$ ① 情形 (找第一个非 0 特征值)

0, otherwise



扫描全能王 创建

221900180 周永强 内附作业 (2)

5.4.21(b) 解: 与(a)类似地, 我们期望 $(x-x_c)^T A (x-x_c) \leq 1$ 等价于 $y^T y \leq 1$ 形式.

easy! 令 $y = A^{-\frac{1}{2}}(x-x_c)$, 即 $x = A^{-\frac{1}{2}}y + x_c$ (*)

则原问题化为 minimize $c^T A^{-\frac{1}{2}}y + c^T x_c$
subject to $y^T y \leq 1$.

$y^* = \frac{-c^T A^{-\frac{1}{2}}}{\|c^T A^{-\frac{1}{2}}\|_2}$, $p^* = c^T A^{-\frac{1}{2}}y + c^T x_c$ (定值)

代入(*)式, 得: 显式解为 $x^* = x_c - \frac{A^{-1}c}{\|A^{-\frac{1}{2}}c\|_2}$.

(c) ①若 $B \in S^n$, 则 $x^T B x \geq 0$, 又 $x \rightarrow 0$ 时既满足 $x^T A x \leq 1$, 又使 $x^T B x$ 取得最大值 0.

$\therefore x^* = 0, p^* = 0$.

(例)

②若 $B \notin S^n$: 由题目提示和课本后附录(B.1)得:

该问题等价于 maximize γ
subject to $\lambda \geq 0$
 $\begin{bmatrix} B + \lambda A & 0 \\ 0 & -I - \gamma \end{bmatrix} \geq 0$.

不等式约束可化为 $\lambda \geq 0, B + \lambda A \geq 0$ 且 $-\lambda - \gamma \geq 0$.

若 $\lambda \rightarrow 0$, 则 $\gamma \rightarrow 0$, 同时 $B \geq 0$ 也能满足, 则 γ 达到 0 或大于 0, $\lambda \leq 0, B \geq 0$ 与 $B \notin S^n$ 矛盾.

由上述讨论知: 该问题最优值必 ≤ 0 .

solve SDP 半定规划即可解得: $p^* = \begin{cases} \lambda \min(A^{-\frac{1}{2}} B A^{-\frac{1}{2}}), & \lambda \min(A^{-\frac{1}{2}} B A^{-\frac{1}{2}}) \leq 0, \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$.

法(2) ~~法(1)~~

可令 $y = A^{-\frac{1}{2}}x$ (基于 $A > 0$). \therefore 原问题化为 minimize $y^T A^{-\frac{1}{2}} B A^{-\frac{1}{2}} y$
subject to $y^T y \leq 1$.

若 $y^T y = 1$ 时达到最优, 则 $y^T y = 1$ 且 $y^T A^{-\frac{1}{2}} B A^{-\frac{1}{2}} y$ 最小.

则最优值即为 $\lambda \min(A^{-\frac{1}{2}} B A^{-\frac{1}{2}})$.

若 $y^T y < 1$ 时达到最优,

理由如下: 若 $y^T y = 1$, 则将 $A^{-\frac{1}{2}} B A^{-\frac{1}{2}}$ 记为 K , 并特征值分解为 $P \Lambda P^T$.

P 为正交阵. $\therefore y^T K y = 1$ 且 $P P^T = E$, $\therefore (y^T P) (P^T y) = (y^T (P P^T)) y = 1$.

\therefore minimize 的是 $y^T P \Lambda P^T y$ 即 $U^T \Lambda U$ 且 $U^T U = 1$. 即

minimize $\lambda_1 u_1^2 + \dots + \lambda_n u_n^2$ subject to $u_1^2 + \dots + u_n^2 = 1$,

\therefore 最优值为 $\lambda \min$.

②若 $y^T y < 1$ 时达到最优, 则在梯度为 0 处取到. 有 $A^{-\frac{1}{2}} B A^{-\frac{1}{2}} y = 0$. 又 $A > 0$,

$\therefore y = 0$. $\therefore y^T A^{-\frac{1}{2}} B A^{-\frac{1}{2}} y = 0$. 综上: $p^* = \begin{cases} \lambda \min(A^{-\frac{1}{2}} B A^{-\frac{1}{2}}) & \lambda \min(A^{-\frac{1}{2}} B A^{-\frac{1}{2}}) \leq 0, \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$ 证毕.



4.24 复数 \$l_1, l_2\$ 和 \$l_\infty\$ 范数逼近

4.24 复 \$l_1, l_2\$ 和 \$l_\infty\$ 范数逼近

(a) 复 \$l_1\$ 范数: 本题中: 记 \$R(x)\$ (\$x \in \mathbb{C}\$) 表示 \$x\$ 的实部, \$S(x)\$ (\$x \in \mathbb{C}\$) 表示 \$x\$ 的虚部.

该问题为 minimize $\sum_{i=1}^m |a_i^T x - b|$. (\$a_i^T\$ (\$i=1, 2, \dots, m\$) 为 \$n\$ 的行向量)

引入变量 \$t_1, t_2, \dots, t_m\$.

则问题 \$\Leftrightarrow\$ minimize $\sum_{i=1}^m t_i$
subject to \$|a_i^T x - b| \leq t_i\$ \$i=1, 2, 3, \dots, m\$.

实、虚部分解: $|a_i^T x - b|^2 = (R(a_i^T)R(x) - S(a_i^T)S(x) - R(b))^2 + (R(a_i^T)S(x) + S(a_i^T)R(x) - S(b))^2$
 $= R(a_i^T)R(x) + S(a_i^T)S(x) + R^2(b) - 2R(a_i^T)R(x)S(a_i^T)S(x)$
 $- 2R(b)R(a_i^T)R(x) + 2R(b)S(a_i^T)S(x)$
 $+ R^2(a_i^T)S^2(x) + S^2(a_i^T)R^2(x) + S^2(b)$
 $+ 2R(a_i^T)S(x)S(a_i^T)R(x) - 2R(a_i^T)S(x)S(b) - 2R(a_i^T)S(b)S(x)$

$$= R(a_i^T x - b)^2 + S(a_i^T x - b)^2$$

$$\text{令 } z = \begin{bmatrix} R(x) \\ S(x) \end{bmatrix}$$

$$\text{则 } |a_i^T x - b|^2 = \left\| \begin{bmatrix} R(a_i^T) & -S(a_i^T) \\ S(a_i^T) & R(a_i^T) \end{bmatrix} z - \begin{bmatrix} R(b) \\ S(b) \end{bmatrix} \right\|_2^2$$

\$\therefore\$ 原问题 \$\Leftrightarrow\$ minimize $\sum_{i=1}^m t_i$
subject to $\left\| \begin{bmatrix} R(a_i^T) & -S(a_i^T) \\ S(a_i^T) & R(a_i^T) \end{bmatrix} z - \begin{bmatrix} R(b) \\ S(b) \end{bmatrix} \right\|_2 \leq t_i, i=1, 2, \dots, m$

即 SOCP 问题.

(b) 复 \$l_\infty\$ 范数:

发现: 推导与 (a) 完全一致.
而 \$l_\infty\$ 范数表示的是最大绝对值分量.

\$\therefore\$ 问题 \$\Leftrightarrow\$ minimize \$t\$
subject to $\left\| \begin{bmatrix} R(a_i^T) & -S(a_i^T) \\ S(a_i^T) & R(a_i^T) \end{bmatrix} z - \begin{bmatrix} R(b) \\ S(b) \end{bmatrix} \right\|_2 \leq t, i=1, 2, \dots, m$

此为 SOCP.

亦可将 \$t\$ 和 \$\|\dots\|_2\$ 均平方转化为 QCP.

(a) 复 \$l_2\$ 范数: 即 minimize \$\|Ax - b\|_2^2\$, 即 $\left\| \begin{bmatrix} R(b) & -S(b) \\ S(b) & R(b) \end{bmatrix} z - \begin{bmatrix} R(b) \\ S(b) \end{bmatrix} \right\|_2^2$.

无约束问题.

(推导过程仍同上)

此为无约束 QCP (更特别地, QP) 问题.

\$\therefore\$ 问题的解二次表达式如上给出. 解毕.



221900180 时解 3.1 代作世6 (3)

5.1 简单例子

角解: ① 可行集: 令 $(x-2)(x-4) \leq 0$ 且 $x \in \mathbb{R}$, 得: $x \in [2, 4]$. 此即可行集.

② 令 $f(x) = x^2 + 1$, $\therefore f'(x) = 2x + 1$, 当 $x \in [2, 4]$ 时, $f'(x) > 0$ 恒成立, $\therefore f(x)$ 在 $[2, 4]$ 上递增.

$$\therefore f(x)_{\min} = f(2) = 2^2 + 1 = 5.$$

\therefore 最优解为 $x_0 = 2$, 最优值为 $p^* = 5$.

5.2 无界问题及不可行问题的弱对偶性

证明: (1) 若 $p^* = -\infty$:

$\therefore p^* = -\infty$, \therefore 原问题无下界. 即 $f(x)$ 在 $f(x)$ 和 $h(x)$ 的限制下有父使 $f(x) = -\infty$ ($\forall x$).

$$\text{而 } L(x, \lambda, v) = f(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i f_i(x) + \sum_{j=1}^p v_j h_j(x).$$

$$g(\lambda, v) = \inf_x \left(f(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i f_i(x) + \sum_{j=1}^p v_j h_j(x) \right) \leq f(\tilde{x}) + \sum_{i=1}^m \lambda_i f_i(\tilde{x}) + \sum_{j=1}^p v_j h_j(\tilde{x}) \leq -\infty + 0 + 0 = -\infty.$$

$\therefore \sup_{\lambda \geq 0, v} g(\lambda, v)$ 问题不可解. $\therefore d^* = -\infty$ (注意: 这是 maximize 问题, 不可解即为 $-\infty$).

(2) 若 $d^* = +\infty$. 则 d^* 对偶问题无上界.

即 $g(\lambda, v)$ 可取到 $+\infty$. 而 $g(\lambda, v) = \inf_x \left(f(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i f_i(x) + \sum_{j=1}^p v_j h_j(x) \right)$.

反设 $p^* \neq +\infty$, 即 p^* 有限. 原问题可行, 则 $g(\lambda, v) \leq f(\tilde{x}) + \sum_{i=1}^m \lambda_i f_i(\tilde{x}) + \sum_{j=1}^p v_j h_j(\tilde{x})$.

$\leq p^* + 0 + 0$ 而 p^* 有限; $\therefore g(\lambda, v)$ 不可能取到无穷.

\therefore 假设不成立. $\therefore p^* = +\infty$.

综上: 证毕.

