

# 北京航空航天大学本科生课程试卷

## 2015—2016 学年 第 1 学期 “最优化理论与算法” 期中考试

2015 年 11 月 25 日

姓名: 王翔

学号: 13091218

说明:

- 闭卷考试.
- 共有 7 个大题, 满分 100 分; 考试时间 110 分钟.
- 您的解答务必详细、清晰.
- Good Luck!

| 题目 | 1  | 2  | 3  | 4  | 5  | 6 | 7  | 总分  |
|----|----|----|----|----|----|---|----|-----|
| 分数 | 30 | 16 | 14 | 10 | 10 | 7 | 13 | 100 |

30 1. (30分, 每小题2分) 判断下列每个命题的正误, 并说明理由. 理由可以是1-3行的解释或者反例; 理由不正确的答案不得分.

(a) 多面集上极小化  $\sum_{i=1}^n |x_i|$  能表述为线性规划问题.

正确. 令  $z_i = |x_i|$  则  $\min \sum_{i=1}^n z_i$

subject to  $-z_i \leq x_i \leq z_i, i=1, \dots, n, z_i \geq 0$

令  $|x_i| = u_i + v_i$  则  $\min \sum_{i=1}^n u_i + v_i$   
subject to  $u_i - v_i = x_i, u_i, v_i \geq 0, (i=1, \dots, n)$

(b) 线性规划标准形问题一定有最优解, 且可以在某个基本可行解处取到最优值.

错误. 可能无可行解, 亦无最优解.

$\min -x_1 - x_2$   
subject to  $x_1 \geq 1, -x_2 \geq 1, x_1, x_2 \geq 0$

(c) 如果某个基本解的所有既约费用系数非负, 则它是最优解.

错误. 可能不是可行解, 如在标准形问题中基本解基变量出现负数.

(d) 在单纯形法中, 选转轴列时若出现平局(即有多个正比值同时等于最小正比值), 则下一个基本可行解将是退化的.

正确. 选取其中一个进行转轴, 其余行的最右端项(即基变量取值)将变为0, 即得到的基本解退化.

正确. 选取其中一个进行转轴, 其余行的最右端项(即基变量取值)将变为0, 即得到的基本解退化.

(e) 如果对偶问题是不可行的, 则原始问题一定不可行.

错误. 原始问题可能无下界.

(f) 单纯形法的计算时间复杂度在最坏情况下是多项式时间的.

错误. 是指数时间, 如 Klee-Minty 问题为  $O(2^n)$



(g) 在最小费用网络流问题中, 弧上的费用是整数, 则可行树解的每个分量是整数.

正确, 由整性定理可得. 错误, 弧上的费用与树解分量间并无联系.

由整性定理, 节点供应量为整数  $\Rightarrow$  可行树解分量为整数; 弧上费用为整数  $\Rightarrow$  树解对应单纯形乘子为整数.

(h) 整数线性规划(极小化)松弛问题的最优值一定不大于原始问题的最优值.

正确, 松弛问题的最优值给出原问题的一个下界.

(i) 求解整数线性规划的分枝定界法中, 宽度优先搜索(广探法)要优于深度优先搜索(深探法).

错误, 深探法优于广探法.

1. 可较早得到可行解, 尽早剪枝

2. 便于编程

3. 可直接用前一子问题的结果计算下一子问题.

(j) 二次函数  $q(x) = \frac{1}{2}x^T Gx - b^T x$  是凸函数, 其中  $G$  是  $n \times n$  阶对称矩阵,  $b$  是  $n$  维列向量.

错误, 仅当  $G$  半正定时为凸函数.

(k) 函数  $f(x) := \|Ax - b\|_2^2$  是凸函数, 其中  $A$  是  $m \times n$  阶矩阵,  $b$  是  $m$  维列向量.

正确:  $f(x) = x^T A^T A x - 2b^T A x + b^T b$   $\nabla^2 f(x) = 2A^T A$  半正定 故为凸函数.

(l) 可微凸函数的稳定点一定是函数的全局极大点.

错误, 一定为全局极小点.

(m) 最速下降法的收敛性高度依赖于初始点.

错误, 最速下降法是大范围收敛的.

(n) 二次函数的Hessian阵的条件数越大, 牛顿法收敛的越慢.

错误, 牛顿法的收敛速度与Hessian阵条件数无关.

(o) 问题  $\min_{x \in \mathbb{R}^2} 2x_1^2 + x_2^2$  在点  $(1, 1)^T$  处的牛顿方向是  $(4, 2)^T$ .

错误,  $S_N = -G^{-1}g$

$$g = \begin{bmatrix} 4x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 \\ 1 \end{bmatrix} \quad G = \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \quad \therefore G^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{4} & 0 \\ 0 & \frac{1}{2} \end{bmatrix}$$

$$\therefore S_N = -G^{-1}g = -\begin{bmatrix} \frac{1}{4} & 0 \\ 0 & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 4 \\ 1 \end{bmatrix} = -\begin{bmatrix} 1 \\ \frac{1}{2} \end{bmatrix}$$

2. (16分) 假设用单纯形法求解标准形式的线性规划问题时得到如下单纯形表

|       | $x_1$ | $x_2$ | $x_3$ | $x_4$ | $x_5$    | $B^{-1}b$ |
|-------|-------|-------|-------|-------|----------|-----------|
|       | 0     | 1     | -1    | 0     | $\beta$  | 1         |
|       | 0     | 0     | 2     | 1     | $\gamma$ | 2         |
|       | 1     | 0     | 4     | 0     | $\delta$ | 3         |
| $r^T$ | 0     | 0     | $r_3$ | 0     | $r_5$    | *         |

还假设矩阵  $A$  的后三列形成单位矩阵.

(a) 给出由该表描述的当前基是最优的充分必要条件(依照表中的系数).

(b) 假设该基是最优的且  $r_3 = 0$ . 找出另外一个最优基本可行解, 其与该表所描述的不同.

(c) 假定与当前表所联系的基是最优的. 假设将原问题中的  $b_1$  替换为  $b_1 + \epsilon$ . 给出使基保持最优的  $\epsilon$  的上下界.

(d) 假定与当前表所联系的基是最优的. 假设将原问题中的  $c_3$  替换为  $c_3 + \epsilon$ . 给出使基保持最优的  $\epsilon$  的上下界. 假设将原问题中的  $c_1$  替换为  $c_1 + \epsilon$ . 给出使基保持最优的  $\epsilon$  的上下界.



第2题: (a).  $r_3 \geq 0, r_5 \geq 0$ . 2

$$B^{-1}[a_3, a_4, a_5] = B^{-1}I = B^{-1} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & \beta \\ 2 & 1 & \gamma \\ 4 & 0 & \delta \end{bmatrix}$$

$$(b). \begin{array}{cccc|c} 0 & 1 & -1 & 0 & \beta & 1 \\ 0 & 0 & 2 & 1 & \gamma & 2 \\ 1 & 0 & 4 & 0 & \delta & 3 \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 & r_5 & * \end{array}$$

$$B^{-1}N = \begin{bmatrix} -1 & \beta \\ 2 & \gamma \\ 4 & \delta \end{bmatrix}$$

$$\begin{array}{cccc|c} \frac{1}{4} & 1 & 0 & 0 & \beta + \frac{\delta}{4} & \frac{3}{4} \\ -\frac{1}{2} & 0 & 0 & 1 & \gamma - \frac{\delta}{2} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{4} & 0 & 1 & 0 & \frac{\delta}{4} & \frac{3}{4} \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 & r_5 & * \end{array}$$

$$\therefore x^* = (0, \frac{3}{4}, \frac{3}{4}, \frac{1}{2}, 0)^T$$

(c).  $r^T$  不变,  $B^{-1}b \rightarrow B^{-1}(b + \Delta b)$ .

$$\therefore B^{-1}(b + \Delta b) = B^{-1}b + B^{-1}\Delta b = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -1 & 0 & \beta \\ 2 & 1 & \gamma \\ 4 & 0 & \delta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \epsilon \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1-\epsilon \\ 2+2\epsilon \\ 3+4\epsilon \end{bmatrix} \geq 0 \quad \therefore -\frac{3}{4} \leq \epsilon \leq 1$$

(d).  $B^{-1}b$  不变.

$$r_N^T = c_N^T - c_B^T B^{-1}N \quad c_3 \rightarrow c_3 + \epsilon \quad \therefore (c_N + \Delta c_N)^T - c_B^T B^{-1}N = r_N^T + \Delta c_N^T = [r_3, r_5] + [\epsilon, 0] \geq 0 \quad \Rightarrow \epsilon \geq -r_3$$

$$c_1 \rightarrow c_1 + \epsilon \quad \therefore c_N^T - (c_B + \Delta c_B)^T B^{-1}N = r_N^T - \Delta c_B^T B^{-1}N = [r_3, r_5] - [0, 0, \epsilon] \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \\ 4 \\ \delta \end{bmatrix} = [r_3 - 4\epsilon, r_5 - 6\epsilon] \geq 0$$

$$\text{当 } \delta > 0, \epsilon \leq \min\{\frac{r_3}{4}, \frac{r_5}{6}\} \quad \text{当 } \delta = 0 \text{ 时}, \epsilon \leq \frac{r_3}{4} \quad \text{当 } \delta < 0 \text{ 时}, \frac{r_5}{\delta} \leq \epsilon \leq \frac{r_3}{4} \rightarrow 1+2$$

3. (14分) 图1给出了一个网络, 节点旁的数字表示该节点的供给(负值表示需求, 未标出数字的默认为0), 弧上的数字表示这条弧上的单位费用. 对所给网络和数据, 完成问题:

(a) (5分) 写出具体的最小费用流问题

(b) (3分) 写出(a)中问题的对偶问题.

(c) (6分) 考虑由弧  $(b, c)$ ,  $(c, a)$ ,  $(d, c)$  和  $(e, b)$  构成的生成树(见图2). 设  $e$  为根节点. 请给出与这棵生成树对应的树解、与节点  $e$  和  $b$  对应的单纯形乘子和与弧  $(e, b)$  对应的既约费用系数.

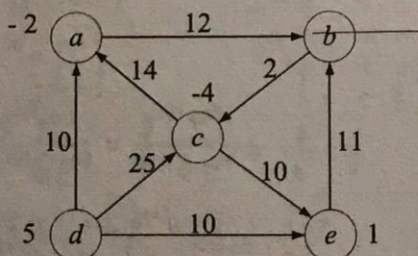


图1 网络及其数据.

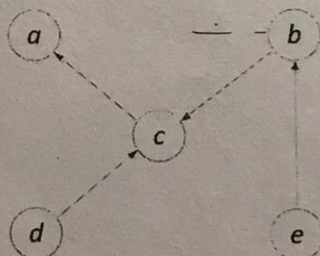


图2 一个生成树.

(a). minimize  $c^T x$   
subject to  $Ax = b$   
 $x \geq 0$

其中  $x = [x_{ab}, x_{da}, x_{ca}, x_{bc}, x_{dc}, x_{ce}, x_{de}, x_{eb}]^T$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & -1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 1 & -1 & -1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$b = [-2, 0, -4, 5, 1]^T$$

$$c = [12, 10, 14, 2, 25, 10, 10, 11]^T$$

(b). maximize  $\lambda^T b$

subject to  $\lambda^T A \leq c^T$

其中  $\lambda = [\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4, \lambda_5]^T$

(c).  $-x_{ca} = -2 \quad \therefore x_{ca} = 2$

$$x_{eb} = 1$$

$$x_{dc} = 5$$

$$-x_{dc} - x_{bc} + x_{ca} = -4 \quad \therefore x_{bc} = 1$$

$$\therefore x = [0, 0, 2, 1, 5, 0, 0, 1]^T$$

$\therefore e$  为根节点,  $\therefore y_e = 0$

$$y_e - y_b = c_{eb} \quad \therefore y_b = -11$$

$\therefore (e, b)$  对应一个基变量,  $\therefore r_{eb} = 0$



4. (10分) 考虑问题  $\min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - b\|_2^2$ , 其中  $A$  是  $m \times n$  矩阵,  $b$  是  $m$  维向量, 且  $m > n$ .

(a) (5分) 写出最优性的必要条件. 请说明它是否为充分条件? 请给出理由.

(b) (3分) 最优解唯一吗? 理由是什么?

(c) (2分) 你能给出最优解的一种闭合形式(解析式)吗? 在题目所给条件下, 允许规定任何你所需要的假设.

(a). 令  $f(x) = \|Ax - b\|_2^2$

$$f(x) = x^T A^T A x - 2b^T A x + b^T b.$$

$$\nabla f(x) = 2A^T A x - 2A^T b = 0 \quad 1+2$$

$$\therefore \text{必要条件为 } A^T A x = A^T b$$

$$\therefore \nabla^2 f(x) = 2A^T A \geq 0 \quad \text{Hessian 阵半正定.}$$

$\therefore f(x)$  为凸函数, 故必要条件也为充分条件.

(b). 最优解不唯一. 当  $\text{rank } A < n$  时, 即  $A$  的列向量线性相关时,  $b$  在  $A$  的列向量张成的子空间中的投影有多种线性表示, 即  $x^*$  不唯一.

(c). 当  $A^T A$  正定 (即  $A$  列满秩) 时,

$$x^* = (A^T A)^{-1} A^T b.$$

5. (10分) 考虑

$$\text{minimize } q(x) = \frac{1}{2}(x_1^2 + 2x_2^2 + 3x_3^2) - x_1 - x_2 - x_3, \quad x \in \mathbb{R}^3$$

取初始点  $x^{(0)} = [0 \ 0 \ 0]^T$  并用共轭梯度法求解该问题, 给出迭代一次的计算过程, 即求出  $x^{(1)}$  和该点处的搜索方向  $p^{(1)}$  即可.

$$g^{(0)} = \begin{bmatrix} x_1 - 1 \\ 2x_2 - 1 \\ 3x_3 - 1 \end{bmatrix} \quad g^{(0)} = \begin{bmatrix} -1 \\ -1 \\ -1 \end{bmatrix}$$

$$\therefore p^{(0)} = -g^{(0)} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad G = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix}$$

$$\alpha_0 = -\frac{g^{(0)T} p^{(0)}}{p^{(0)T} G p^{(0)}} = \frac{g^{(0)T} g^{(0)}}{g^{(0)T} G g^{(0)}} = \frac{3}{6} = \frac{1}{2}.$$

$$\therefore x^{(1)} = x^{(0)} + \alpha_0 p^{(0)} = \left[\frac{1}{2}, \frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right]^T$$

$$g^{(1)} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2} \\ 0 \\ \frac{1}{2} \end{bmatrix}$$

$$\therefore \beta_1 = \frac{g^{(1)T} g^{(1)}}{g^{(0)T} g^{(0)}} = \frac{\frac{1}{4}}{3} = \frac{1}{12}$$

$$\therefore p^{(1)} = -g^{(1)} + \beta_1 p^{(0)} = \begin{bmatrix} \frac{3}{4} \\ \frac{1}{6} \\ -\frac{1}{2} \end{bmatrix}$$



6. (7分) 考虑无约束优化的两种方法：最速下降法和牛顿法，完成以下问题

- (a) 列出这两种方法的迭代格式；  
 (b) 列出最速下降法相对于牛顿法的优点，并简要解释每个优点；  
 (c) 列出牛顿法相对于最速下降法的优点，并简要解释每个优点。

(a). 最速下降法: 1. 令  $p^{(k)} = -g^{(k)}$   
 2.  $\phi(\alpha) = f(x^{(k)} + \alpha p^{(k)})$  极小化  $\rightarrow$  得精确步长  $\alpha_k$   
 3. 置  $x^{(k+1)} = x^{(k)} + \alpha_k p^{(k)}$

(b). 牛顿法(基本): 1. 求  $S_N^{(k)} = -G^{(k)-1} g^{(k)}$   
 2. 置  $x^{(k+1)} = x^{(k)} + S_N^{(k)}$

(b). 最速下降法是大范围收敛的，~~计算量~~ 仅需基本的计算量，存储量为  $O(n)$ 。  
 (对应牛顿法收敛性需要初始点离解较近，否则  $G$  不一定正定，正定也不一定收敛，计算量除基本计算量外还需  $O(n^3)$ ，存储量为  $O(n^2)$ )

(c). 牛顿法是局部二次收敛的，收敛速度更快，且收敛速度不依赖于极小点处 Hessian 阵的条件数。  
 (最速下降法仅为线性收敛，收敛速度非常慢，且可能出现数值上的不收敛；收敛因子与 Hessian 阵条件数相关， $\frac{\lambda_1 - \lambda_n}{\lambda_1 + \lambda_n}$  为收敛因子上界， $\lambda_1$  为  $G$  最大特征值， $\lambda_n$  为最小)

7. (13分) 设  $f(x) = x_1^4 + 2x_1^3 + 24x_1^2 + x_2^4 + 12x_2^2$ 。考虑信赖域法在点  $x^{(k)} = [2 \ 1]^T$  的牛顿型信赖域子问题，即求目标函数在当前迭代点的二阶 Taylor 展式在以当前点为中心的球上的极小点。

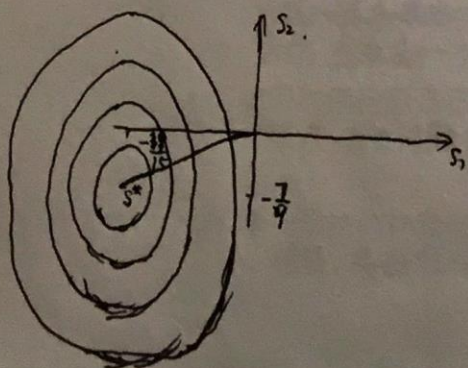
- (a) (6分) 完整写出信赖域法的子问题，并画出子问题目标函数的等值线。  
 (b) (2分) 取信赖域半径  $\Delta = 2$ ，然后求解(a)中的子问题。  
 (c) (3分) 针对该子问题，画出信赖域半径从  $\Delta = 0$  变到  $\Delta = 2$  时，信赖域子问题解族的示意图。  
 (d) (2分) 对  $\Delta = 1$ ，求出该信赖域子问题的 Cauchy 点。

(a).  $g = \begin{bmatrix} 4x_1^3 + 6x_1^2 + 48x_1 \\ 4x_2^3 + 24x_2 \end{bmatrix} \therefore g^{(k)} = \begin{bmatrix} 152 \\ 28 \end{bmatrix}$   
 $G = \begin{bmatrix} 12x_1^2 + 12x_1 + 48 & 0 \\ 0 & 12x_2^2 + 24 \end{bmatrix} \therefore G^{(k)} = \begin{bmatrix} 120 & 0 \\ 0 & 36 \end{bmatrix}$

$f^{(k)} = 141$

$\therefore q(s) = f^{(k)} + g^{(k)T}s + \frac{1}{2} s^T G s$   
 $= 141 + 152s_1 + 28s_2 + \frac{1}{2} (120s_1^2 + 36s_2^2)$

$\therefore$  子问题为 minimize  $141 + 152s_1 + 28s_2 + 60s_1^2 + 18s_2^2$   
 subject to  $s_1^2 + s_2^2 \leq \Delta^2$



(b).  $S_N^{(k)} = -G^{(k)-1} g^{(k)} = \begin{bmatrix} -19/15 \\ -7/9 \end{bmatrix}$

$\therefore (S_{N1})^2 + (S_{N2})^2 \leq 4$

$\therefore$  最优解为  $S_N^{(k)} = \begin{bmatrix} -19/15 \\ -7/9 \end{bmatrix}$

(c).  $\Delta = 0$  时，最优解为  $(0, 0)$

当  $0 < \Delta < \|S_N^{(k)}\|_2$  时，最优解为信赖域与(某条与其边界相切)等值线的切点处(即原点到该点向量)

当  $\|S_N^{(k)}\|_2 \leq \Delta \leq 2$  时，最优解为  $S_N^{(k)}$ 。

解族示意图如图中曲线

(d).  $\|S_N^{(k)}\|_2 > 1$ ， $\therefore$  Cauchy 点在：

$S^c = -\alpha_c g$  且  $\alpha_c \leq \frac{\Delta}{\|g\|}$

$\phi(\alpha) = \frac{1}{2} g^T B g \alpha^2 - g^T g \alpha$   
 $= \frac{152^2 \cdot 120 + 28^2 \cdot 36}{2} \alpha^2 - (152^2 + 28^2) \alpha$

$\alpha = \frac{152^2 + 28^2}{\sqrt{152^2 \cdot 120 + 28^2 \cdot 36}}$  时  $\phi(\alpha)$  最小

验证  $\alpha$  是否满足  $\alpha \leq \frac{\Delta}{\|g\|}$

若满足则  $S^c = -\alpha g$ 。

否则  $S^c = -\frac{\Delta}{\|g\|} g$ 。

估计得  $\alpha > \frac{1}{\|g\|}$  故  $S^c = -\frac{1}{\sqrt{152^2 + 28^2}} \begin{bmatrix} 152 \\ 28 \end{bmatrix}$