

# 上海交通大学研究生试卷(A)

( 2015 至 2016 学年 第 1 学期 )

学号\_\_\_\_\_ 姓名\_\_\_\_\_ 上课时间\_\_\_\_\_ 任课老师\_\_\_\_\_

课程名称\_\_\_\_\_最优化理论基础\_\_\_\_\_ 成绩\_\_\_\_\_

我承诺, 我将严格遵守考试纪律。

签字人:

承诺人: \_\_\_\_\_

题号	一	二 1	二 2	二 3	二 4	三	四			
得分										
批阅人 (卷教师签名处)										

## 一. 填空题 (7 题 15 个空格, 每空格 2 分, 共 30 分):

- 用最速下降法并采用最优步长求解(UQP):  $\min f(\mathbf{x}) = x_1^2 + 4x_2^2 - 4x_1 - 8x_2$ , 其中初始点为  $\mathbf{x}^1$ , 则当且仅当  $\mathbf{x}^1$  满足条件\_\_\_\_\_时, 迭代一步得到(UQP)的最优解, 当且仅当  $\mathbf{x}^1$  满足条件\_\_\_\_\_时, 迭代任意有限步均不会得到(UQP)的最优解。
- 在求解无约束优化问题的最速下降法、牛顿法、共轭梯度法和拟牛顿法中, \_\_\_\_\_具有二次终止性, \_\_\_\_\_只具有局部收敛性。
- 在求解线性约束优化问题的 Zoutendijk 可行方向法、Rosen 梯度投影法和 Frank-Wolfe 线性逼近法中, \_\_\_\_\_具有收敛性, \_\_\_\_\_可推广到非线性约束优化问题。
- 设  $f(\mathbf{x}) = x_1^2 + 2x_2^2 + x_3^2 - ax_1x_2 - bx_1x_3 - 2x_1 - 7x_2 + 5x_3 + 6$ , 其中  $a, b$  是常数。若  $f(\mathbf{x})$  是严格凸函数, 则常数  $a, b$  满足条件\_\_\_\_\_, 反之\_\_\_\_\_成立。

- 设  $f(\mathbf{x})$  是可微函数,  $\bar{\mathbf{x}}$  是(LNP): 
$$\begin{cases} \min f(\mathbf{x}) \\ s.t. A\mathbf{x} \leq \mathbf{b} \\ E\mathbf{x} = \mathbf{b} \end{cases}$$
 可行解, 并且  $A = \begin{pmatrix} A_1 \\ A_2 \end{pmatrix}, \mathbf{b} = \begin{pmatrix} \mathbf{b}^1 \\ \mathbf{b}^2 \end{pmatrix}$ , 使  $\begin{cases} A_1\bar{\mathbf{x}} = \mathbf{b}^1 \\ A_2\bar{\mathbf{x}} < \mathbf{b}^2 \end{cases}$ 。

为得到(LNP)在  $\bar{\mathbf{x}}$  处可行下降方向, 可求解线性规划问题\_\_\_\_\_, 则其最优值\_\_\_\_\_时, 其最优解  $\bar{\mathbf{d}}$  是(LNP)在  $\bar{\mathbf{x}}$  处可行下降方向。

- 设  $f(\mathbf{x})$  是可微函数,  $\bar{\mathbf{x}}$  是(LNP): 
$$\begin{cases} \min f(\mathbf{x}) \\ s.t. A\mathbf{x} \geq \mathbf{b} \end{cases}$$
 的可行解, 并且  $A = \begin{pmatrix} A_1 \\ A_2 \end{pmatrix}, \mathbf{b} = \begin{pmatrix} \mathbf{b}^1 \\ \mathbf{b}^2 \end{pmatrix}$ , 使  $A_1\bar{\mathbf{x}} = \mathbf{b}^1$ ,

$A_2 \bar{x} > b^2$ 。则  $-\nabla f(\bar{x})$  在  $A_1$  的零空间上的投影  $\bar{d} =$ \_\_\_\_\_。若  $\bar{d}$  \_\_\_\_\_, 则  $\bar{d}$  是(LNP)在  $\bar{x}$  处的可行下降方向。

7. 设  $(LP)_k: \min\{\nabla f(x^k)^T x \mid Ax \geq b\}$  是  $(LNP): \min\{f(x) \mid Ax \geq b\}$  在其可行解  $x^k$  处的线性化问题,  $y^k$  是  $(LP)_k$  的最优解,  $\Delta_k = \nabla f(x^k)^T x^k - \nabla f(x^k)^T y^k$ , 则  $\Delta_k$  \_\_\_\_\_。若  $\Delta_k = 0$ , 则\_\_\_\_\_是(LNP)的 K-T 点, 否则  $d^k =$ \_\_\_\_\_是(LNP)在  $x^k$  处的可行下降方向。

## 二. 计算题 (4 题, 每题 13 分, 共 52 分):

1. 用惩罚函数法求解约束优化问题:

$$\begin{aligned} \min f(x) &= 2x_1 + 4x_2 \\ \text{s.t. } x_1 - 4(x_2 - 4)^2 &\geq 4 \end{aligned}$$

2. 对于无约束优化问题：

$$\min f(\mathbf{x}) = x_1^2 - 2x_1x_2 + 2x_2^2 + x_3^4$$

- (1) 用任一下降算法求解，取初始点为  $\mathbf{x}^1 = (1, 1, 0)^T$ ，若未一步迭代停止，则迭代二次；
- (2) 用最优性条件证明 (1) 中得到的点是否为最优解。

3. 对于线性规划问题:

$$\begin{aligned} \min \quad & x_1 + \alpha x_2 + x_3 \\ \text{s.t.} \quad & x_1 + 2x_2 - 2x_3 \leq 0 \\ & -x_1 + x_3 \leq -1 \\ & x_1, x_2, x_3 \geq 0 \end{aligned}$$

- (1) 当  $\alpha = -1$  时用单纯形法求该问题的最优解和最优值;
- (2)  $\alpha$  取何值时, 该问题无界;
- (3)  $\alpha$  取何值时, 该问题的对偶问题无界。

4. 设  $\mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^m$  是  $R^n$  中的  $m$  个点,  $\mathbf{p}$  是  $R^n$  中非零向量,  $\alpha$  是实数。在半空间  $\{\mathbf{x} \in R^n \mid \mathbf{p}^T \mathbf{x} \leq \alpha\}$  上寻找  $\mathbf{x}^*$ , 使  $\mathbf{x}^*$  与  $m$  个点的欧氏距离平方和最小。
- (1) 写出该问题的优化模型, 判别是否为凸规划问题;
  - (2) 利用最优性条件求出  $\mathbf{x}^*$ ;
  - (3) 当  $\alpha$  充分大时, 利用 (2) 中结论得到  $\mathbf{x}^*$ , 并解释其几何意义。

**三. 推导题（1 题，每题 8 分，共 8 分）：**

1. 设  $B_k$  是  $\nabla^2 f(\mathbf{x}^k)$  的近似并且满足拟牛顿条件，试写出关于  $B_k$  的拟牛顿条件，并推导修正公式  $B_{k+1} = B_k + \Delta B_k$ ，其中修正矩阵  $\Delta B_k$  秩为 2。

#### 四、证明题（1 题，每题 10 分，共 10 分）：

1. 设  $S \subset R^n$  是开凸集， $f: S \rightarrow R^1$  是可微函数，则  $f$  是  $S$  上的一致凸函数的充要条件是，存在  $\eta > 0$ ，使

$$f(y) \geq f(x) + \nabla f(x)^T (y - x) + \eta \|x - y\|^2 \quad \forall x, y \in S$$

其中  $f$  是  $S$  上的一致凸函数定义为：  $S \subset R^n$  是凸集，并且存在  $\eta > 0$ ，使

$$\lambda f(x) + (1 - \lambda)f(y) \geq f(\lambda x + (1 - \lambda)y) + \eta \lambda(1 - \lambda) \|x - y\|^2 \quad \forall x, y \in S, \lambda \in (0, 1)$$

其中  $\| \cdot \|$  为 2-范数即欧氏范数。

# 上海交通大学研究生课程

## 《最优化理论基础》试卷（A 卷）

（2014 至 2015 学年第 1 学期）

学号\_\_\_\_\_ 姓名\_\_\_\_\_ 成绩\_\_\_\_\_

### 一、填空题（共27分）.

1. 设  $S_1, S_2$  是  $R^n$  中的两个凸集, 则在以下三个集合  $S_1 \cup S_2, S_1 \cap S_2, S_1 + S_2$  中, \_\_\_\_\_ 不一定是凸集; 设  $f_1(x), f_2(x)$  是  $R^n$  上的两个凸函数, 则在以下三个函数  $f_1(x) + f_2(x), \min\{f_1(x), f_2(x)\}, \max\{f_1(x), f_2(x)\}$  中, \_\_\_\_\_ 不一定是凸函数.
2. 设 LP 问题  $\min\{c^T x : Ax = b, x \geq 0\}$  的最优解为  $x^*$ , 对应的最优值为  $z^*$ , 则 LP 问题  $\min\{\lambda c^T x : \gamma Ax = b, x \geq 0\}$  (其中  $\lambda, \gamma$  为正常数) 的最优解为\_\_\_\_\_, 对应的最优值为\_\_\_\_\_.
3. 设  $f(x_1, x_2) = \frac{1}{2}(x_2 - x_1^2)^2 + \frac{1}{2}(1 - x_1)^2, \bar{x} = (1, 2)^T$ , 则  $f$  在  $\bar{x}$  的牛顿方向是\_\_\_\_\_.
4. 设  $f: R^n \rightarrow R$  二次连续可微. 记  $s^{(k)} = x^{(k+1)} - x^{(k)}, y_k = \nabla f(x^{(k+1)}) - \nabla f(x^{(k)})$ . 设  $B_{k+1}$  为  $\nabla^2 f(x^{(k+1)})$  的近似, 则其满足的拟牛顿方程为\_\_\_\_\_.
5. 设  $A \in R^{n \times n}$  为对称正定矩阵,  $d^{(1)}, \dots, d^{(n)}$  为  $A$  共轭方向组. 若  $x = \sum_{i=1}^n \alpha_i d^{(i)}$ , 则对  $i = 1, \dots, n, \alpha_i =$ \_\_\_\_\_.
6. 设  $A \in R^{m \times n}$  为行满秩矩阵,  $Q$  为  $R^n$  到  $A$  的零空间的投影矩阵, 则  $Q =$ \_\_\_\_\_.
7. 设  $\bar{x} = (\bar{x}_1, \dots, \bar{x}_k, 0, \dots, 0)^T \in R^n$  是问题 (CNP):  $\min\{f(x) = \frac{1}{2}x^T Hx - c^T x : Ax = b, x \geq 0\}$  的可行解, 其中  $\bar{x}_j > 0, j = 1, \dots, k, 0 < k < n, H \in R^{n \times n}$  为对称正定矩阵,  $c \in R^n$ , 则  $\bar{d} = (\bar{d}_1, \dots, \bar{d}_n)^T$  满足条件\_\_\_\_\_ 时,  $\bar{d}$  是 (CNP) 在  $\bar{x}$  处的可行下降方向.

### 二、计算题（共45分）.

8 (12分). 一个化工厂希望能够使得工厂的利润最大化. 这个工厂有能力生产四种产品, 记为产品 1, 产品 2, 产品 3 和产品 4; 这四种产品生产是主要使用两种原材料  $A$  和  $B$ . 假设共有 100 吨的原材料  $A$  和 600 吨的原材料  $B$  可供使用. 下表给出了生产每吨产品需要消耗原材料的数量, 以及生产每吨产品能够产生的利润(单位:万元).

产品种类	原材料 $A$	原材料 $B$	利润
产品 1	4	12	4
产品 2	3	10	2
产品 3	2	18	4
产品 4	1	25	3



- (1). 根据上面的表格建立线性模型, 使得化工厂的利润在给定的条件下最大化.
- (2). 将(1)中得到的线性模型化为线性规划问题的标准形式, 并用单纯形法求解.

9 (12分). 对于无约束优化问题:

$$\min f(x) = x_1^3 + x_1x_2 + (1 + x_2)^2,$$

- (1). 用下降算法求解, 取初始点为  $x^{(1)} = (0, 0)^T$ , 若未一步迭代停止, 则迭代二次;
- (2). (1)中得到的点是否为最优解, 说明之。

10 (9分) . 用罚函数法求解

$$\begin{array}{ll}\min & \frac{1}{12}(x_1 + 1)^3 + x_2 \\s.t. & x_1 - 1 \geq 0 \\& x_2 \geq 0.\end{array}$$

11 (12分). 用可行下降法求解

$$\begin{array}{ll}\min & x_1^2 + 4x_2^2 - 34x_1 - 32x_2 \\ \text{s.t.} & 2x_1 + x_2 \leq 6, \\ & x_2 \leq 2, \\ & x_1, x_2 \geq 0,\end{array}$$

取初始点  $x^{(1)} = (1, 2)^T$ .

三、分析题（共28分）.

12（12分）. 设集合  $S \subset R^n$  是非空凸集, 函数  $f: S \rightarrow R$ . 则  $f$  是凸函数当且仅当  $f$  的上像图:

$$\text{epi}(f) = \{(x, y) : x \in S, y \geq f(x)\} \subset R^{n+1}$$

是凸集。

13 (16分). 考虑约束优化问题

$$\begin{array}{ll} \min_{x \in \mathbb{R}^n} & \frac{1}{2} x^\top A x - b^\top x \\ \text{s.t.} & x^\top x \leq 1, \end{array}$$

其中  $A$  是  $n$  阶对称正定矩阵,  $b \neq 0$ .

- (1). 写出问题的一阶最优性条件, 即KKT条件.
- (2). 设  $\mu \geq 0$ , 证明  $\|(A + \mu I)^{-1}b\|_2$  是关于  $\mu$  的严格单调减函数, 其中  $I$  是  $n$  阶单位阵.
- (3). 证明若  $\|A^{-1}b\| > 1$ , 则存在唯一的  $\mu^* > 0$ , 使得  $\|(A + \mu^* I)^{-1}b\|_2 = 1$ , 且  $x^* = (A + \mu^* I)^{-1}b$  是原问题的最优解.

上海交通大学研究生课程  
《最优化理论基础》试卷（A 卷）

（2013 至 2014 学年第 1 学期）

学号\_\_\_\_\_ 姓名\_\_\_\_\_ 成绩\_\_\_\_\_

一、填空题（共24分）.

1. 线性规划问题 $\{\min c^T x \mid Ax \geq b, x \geq 0\}$  的对偶问题为: \_\_\_\_\_.
2. 设函数 $f(x_1, x_2, x_3) = x_1^2 + 2x_2^2 + x_3^2 + ax_1x_2 - 2x_1 - 7x_2 + 5x_3 + 6$  为严格凸函数, 则常数 $a$  的取值范围是\_\_\_\_\_.
3. 设 $f: R^n \rightarrow R$  为连续可微的严格凸函数. 用牛顿法求解 $\min_{x \in R^n} f(x)$ , 则算法的迭代格式为\_\_\_\_\_. 牛顿法对于二次凸函数具有\_\_\_\_\_性.
4. 设 $f: R^n \rightarrow R$  二次连续可微. 记 $s_k = x_{k+1} - x_k, y_k = \nabla f(x_{k+1}) - \nabla f(x_k)$ . 设 $B_{k+1}$  为 $\nabla^2 f(x^{(k+1)})$  的近似, 则其满足的拟牛顿条件为\_\_\_\_\_.
5. 设 $A$  为 $n$  阶对称正定阵,  $p_i (i = 1, \dots, n)$  关于 $A$  两两共轭. 若 $x \in R^n$  可表示为 $x = \sum_{i=1}^n \alpha_i p_i$ , 则 $\alpha_i =$ \_\_\_\_\_.

6. 已知约束优化问题
$$\begin{cases} \min_{x \in R^3} f(x) = x_1^2 + x_2^2 - x_1x_2 - 2x_1 - 3x_2 \\ s.t. \quad -x_1 - x_2 \geq -2 \\ \quad \quad -x_1 - 5x_2 \geq -5, \\ \quad \quad x_1, x_2 \geq 0 \end{cases}$$
, 则在点 $\tilde{x} = (\frac{5}{6}, \frac{5}{6})^T$  处的可行方向集为\_\_\_\_\_, 下降方向集为\_\_\_\_\_.

三、计算题（共50分）.

- 7 (10分). 利用罚函数法求解
$$\begin{cases} \min f(x) = x_1^2 + 2x_2 \\ s.t. \quad 1 - x_1 \leq 0 \\ \quad \quad 2 - x_2 \leq 0. \end{cases}$$

8 (10分). 利用共轭梯度法求解  $\min f(x) = x_1^2 + 2x_2^2 + 2x_1x_2 - x_1 + x_2$ , 其中初始点为  $x_0 = (0, 0)^T$ .



$$9 \text{ (10分) . 求解线性规划问题 } \left\{ \begin{array}{ll} \min & z = x_1 + x_2 + x_3 \\ s.t. & x_1 + 2x_2 - 2x_3 \leq 0 \\ & -x_1 + x_3 \leq -1 \\ & x_1, x_2, x_3 \geq 0. \end{array} \right.$$

10 (10分) . 求解 
$$\begin{cases} \min & f(x) = x_1^2 + x_2^2 + 2x_2 + 5 \\ s.t. & x_1 - 2x_2 \geq 0 \\ & x_1, x_2 \geq 0. \end{cases}$$
 取初始点  $x = (2, 0)^T$ .

11 (10分) . 利用约束优化问题的最优性条件求解 
$$\begin{cases} \min f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i x_i^p \\ s.t. \quad \sum_{i=1}^n x_i - \beta = 0, \end{cases} \quad \text{其中 } p > 1, \alpha_i > 0 (i = 1, \dots, n), \beta > 0 \text{ 为常数.}$$

四、分析题 (共26分) .

12 (12分) . 设  $f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax + b^T x$ , 其中  $A$  为对称正定矩阵. 又设  $x_1 (\neq x^*)$  可表示为  $x_1 = x^* + \alpha p$ , 其中  $x^*$  是  $f(x)$  的极小点,  $p$  是  $A$  的属于特征值  $\lambda$  的特征向量. 证明:

(i)  $\nabla f(x_1) = \alpha \lambda p$ .

(ii) 如果从  $x_1$  出发, 沿最速下降方向作精确一维搜索, 则一步达到极小点  $x^*$ .

13 (14分). 考虑最优化问题  $\min_{x \in S} f(x)$ , 其中  $f$  连续可微,  $S \subseteq R^n$  为非空闭凸集。证明:

(i) 若  $x^*$  是问题的局部极小点, 则

$$\nabla f(x^*)^T(x - x^*) \geq 0, \quad \forall x \in S. \quad (1)$$

(ii) 设  $f$  为  $S$  上的凸函数, 则  $x^*$  为问题的全局极小点当且仅当 (1) 成立.