

清华大学研究生公共课教材——数学系列

最优化理论与算法 习题解答

陈宝林 编

清华大学出版社

清华大学研究生公共课教材——数学系列

最优化理论与算法 习题解答

陈宝林 编

清华大学出版社
北京

内 容 简 介

本书对《最优化理论与算法(第2版)》中的习题全部给出了解答. 其中, 计算题基本按书中给出的方法步骤完成, 有利于对最优化方法的理解和掌握; 证明题用到一些有关的数学知识和解题技巧, 对提高数学素质及深入理解最优化理论与算法是有益的.

本书可供广大读者学习、运用和讲授运筹学时参考.

版权所有, 侵权必究. 侵权举报电话: 010-62782989 13701121933

图书在版编目(CIP)数据

最优化理论与算法习题解答/陈宝林编.--北京: 清华大学出版社, 2012. 5

(清华大学研究生公共课教材. 数学系列)

ISBN 978-7-302-28467-3

I. ①最… II. ①陈… III. ①最优化理论—研究生—题解 ②最优化算法—研究生—题解
IV. ①O242.23-44

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2012)第 064434 号

责任编辑: 刘 颖

封面设计: 常雪影

责任校对: 王淑云

责任印制: 张雪娇

出版发行: 清华大学出版社

网 址: <http://www.tup.com.cn>, <http://www.wqbook.com>

地 址: 北京清华大学学研大厦 A 座 邮 编: 100084

社 总 机: 010-62770175 邮 购: 010-62786544

投稿与读者服务: 010-62776969, c-service@tup.tsinghua.edu.cn

质 量 反 馈: 010-62772015, zhiliang@tup.tsinghua.edu.cn

印 装 者: 北京国马印刷厂

经 销: 全国新华书店

开 本: 185mm×230mm 印 张: 14 字 数: 305 千字

版 次: 2012 年 5 月第 1 版 印 次: 2012 年 5 月第 1 次印刷

印 数: 1~3000

定 价: 28.00 元

产品编号: 047087-01

最优化理论与算法是用数学方法研究最优方案,因此,像一般数学分支一样,有严密的逻辑性,要想看懂不十分困难;但要深入理解,掌握精髓,融会贯通,并不容易;要提高分析问题、解决问题的能力,学以致用,就更加困难.要想真正学好这门学科,必须重视做题.在学习的过程中,往往遇到一种现象,一看就懂,一做就错,这正好说明做题在学习数学类课程中的重要作用.可以说,做题是打开最优化理论之门的钥匙,是真正学懂、用最优化理论与算法的一个重要途径.

本书出版的目的是满足教学和自学的需要,促进运筹学的学习、研究和应用.衷心希望广大读者,在做题时严守独立思考,发挥创造性和丰富的想象力,切忌先看题解后做习题.还要强调,这里给出的解答是一家之言,仅供参考,不作为标准答案.倘若本书禁锢读者思路,就违背了作者初衷.

由于水平有限,错误在所难免,欢迎广大读者批评指正.

编者

2012年2月

目录

CONTENTS

第 1 章	引言题解	1
第 2 章	线性规划的基本性质题解	10
第 3 章	单纯形方法题解	18
第 4 章	对偶原理及灵敏度分析题解	68
第 5 章	运输问题题解	91
第 7 章	最优性条件题解	101
第 8 章	算法题解	112
第 9 章	一维搜索题解	113
第 10 章	使用导数的最优化方法题解	118
第 11 章	无约束最优化的直接方法题解	133
第 12 章	可行方向法题解	155
第 13 章	惩罚函数法题解	174
第 14 章	二次规划题解	183
第 15 章	整数规划简介题解	193
第 16 章	动态规划简介题解	208

引言题解

1. 用定义验证下列各集合是凸集:

- (1) $S = \{(x_1, x_2) \mid x_1 + 2x_2 \geq 1, x_1 - x_2 \geq 1\}$; (2) $S = \{(x_1, x_2) \mid x_2 \geq |x_1|\}$;
 (3) $S = \{(x_1, x_2) \mid x_1^2 + x_2^2 \leq 10\}$.

证 (1) 对集合 S 中任意两点 $\mathbf{x}^{(1)} = \begin{bmatrix} x_1^{(1)} \\ x_2^{(1)} \end{bmatrix}$, $\mathbf{x}^{(2)} = \begin{bmatrix} x_1^{(2)} \\ x_2^{(2)} \end{bmatrix}$ 及每个数 $\lambda \in [0, 1]$, 有

$$\lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1-\lambda)\mathbf{x}^{(2)} = \begin{bmatrix} \lambda x_1^{(1)} + (1-\lambda)x_1^{(2)} \\ \lambda x_2^{(1)} + (1-\lambda)x_2^{(2)} \end{bmatrix}.$$

由题设, 有

$$\begin{aligned} & [\lambda x_1^{(1)} + (1-\lambda)x_1^{(2)}] + 2[\lambda x_2^{(1)} + (1-\lambda)x_2^{(2)}] \\ &= \lambda(x_1^{(1)} + 2x_2^{(1)}) + (1-\lambda)(x_1^{(2)} + 2x_2^{(2)}) \geq \lambda + (1-\lambda) = 1, \\ & [\lambda x_1^{(1)} + (1-\lambda)x_1^{(2)}] - [\lambda x_2^{(1)} + (1-\lambda)x_2^{(2)}] \\ &= \lambda(x_1^{(1)} - x_2^{(1)}) + (1-\lambda)(x_1^{(2)} - x_2^{(2)}) \geq \lambda + (1-\lambda) = 1, \end{aligned}$$

因此, $\lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1-\lambda)\mathbf{x}^{(2)} \in S$, 故 S 是凸集.

(2) 对集合 S 中任意两点 $\mathbf{x}^{(1)} = \begin{bmatrix} x_1^{(1)} \\ x_2^{(1)} \end{bmatrix}$ 和 $\mathbf{x}^{(2)} = \begin{bmatrix} x_1^{(2)} \\ x_2^{(2)} \end{bmatrix}$ 及每个数 $\lambda \in [0, 1]$, 有

$$\lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1-\lambda)\mathbf{x}^{(2)} = \begin{bmatrix} \lambda x_1^{(1)} + (1-\lambda)x_1^{(2)} \\ \lambda x_2^{(1)} + (1-\lambda)x_2^{(2)} \end{bmatrix}.$$

由题设, 有

$$\lambda x_2^{(1)} + (1-\lambda)x_2^{(2)} \geq \lambda |x_1^{(1)}| + (1-\lambda) |x_1^{(2)}| \geq |\lambda x_1^{(1)} + (1-\lambda)x_1^{(2)}|,$$

因此 $\lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1-\lambda)\mathbf{x}^{(2)} \in S$, 故 S 是凸集.

(3) 对集合 S 中任意两点 $\mathbf{x}^{(1)} = \begin{bmatrix} x_1^{(1)} \\ x_2^{(1)} \end{bmatrix}$ 和 $\mathbf{x}^{(2)} = \begin{bmatrix} x_1^{(2)} \\ x_2^{(2)} \end{bmatrix}$ 及每个数 $\lambda \in [0, 1]$, 有

$$\lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1-\lambda)\mathbf{x}^{(2)} = \begin{bmatrix} \lambda x_1^{(1)} + (1-\lambda)x_1^{(2)} \\ \lambda x_2^{(1)} + (1-\lambda)x_2^{(2)} \end{bmatrix}.$$

由题设,有

$$\begin{aligned} & [\lambda x_1^{(1)} + (1-\lambda)x_1^{(2)}]^2 + [\lambda x_2^{(1)} + (1-\lambda)x_2^{(2)}]^2 \\ &= \lambda^2 x_1^{(1)2} + 2\lambda(1-\lambda)x_1^{(1)}x_1^{(2)} + (1-\lambda)^2 x_1^{(2)2} + \lambda^2 x_2^{(1)2} + 2\lambda(1-\lambda)x_2^{(1)}x_2^{(2)} \\ & \quad + (1-\lambda)^2 x_2^{(2)2} = \lambda^2 [x_1^{(1)2} + x_2^{(1)2}] + (1-\lambda)^2 [x_1^{(2)2} + x_2^{(2)2}] + \lambda(1-\lambda)[2x_1^{(1)}x_1^{(2)} \\ & \quad + 2x_2^{(1)}x_2^{(2)}] \leq 10\lambda^2 + 10(1-\lambda)^2 + \lambda(1-\lambda)[x_1^{(1)2} + x_1^{(2)2} + x_2^{(1)2} + x_2^{(2)2}] \\ & \leq 10\lambda^2 + 10(1-\lambda)^2 + 20\lambda(1-\lambda) = 10, \end{aligned}$$

因此 $\lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1-\lambda)\mathbf{x}^{(2)} \in S$, 故 S 是凸集.

2. 设 $C \subset \mathbb{R}^p$ 是一个凸集, p 是正整数. 证明下列集合 S 是 \mathbb{R}^n 中的凸集:

$$S = \{ \mathbf{x} \mid \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n, \mathbf{x} = A\boldsymbol{\rho}, \boldsymbol{\rho} \in C \},$$

其中 A 是给定的 $n \times p$ 实矩阵.

证 对任意两点 $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)} \in S$ 及每个数 $\lambda \in [0, 1]$, 根据集合 S 的定义, 存在 $\boldsymbol{\rho}_1, \boldsymbol{\rho}_2 \in C$, 使 $\mathbf{x}^{(1)} = A\boldsymbol{\rho}_1, \mathbf{x}^{(2)} = A\boldsymbol{\rho}_2$, 因此必有 $\lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1-\lambda)\mathbf{x}^{(2)} = \lambda A\boldsymbol{\rho}_1 + (1-\lambda)A\boldsymbol{\rho}_2 = A[\lambda\boldsymbol{\rho}_1 + (1-\lambda)\boldsymbol{\rho}_2]$. 由于 C 是凸集, 必有 $\lambda\boldsymbol{\rho}_1 + (1-\lambda)\boldsymbol{\rho}_2 \in C$, 因此 $\lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1-\lambda)\mathbf{x}^{(2)} \in S$, 故 S 是凸集.

3. 证明下列集合 S 是凸集:

$$S = \{ \mathbf{x} \mid \mathbf{x} = A\mathbf{y}, \mathbf{y} \geq \mathbf{0} \},$$

其中 A 是 $n \times m$ 矩阵, $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^m$.

证 对任意的 $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)} \in S$ 及每个数 $\lambda \in [0, 1]$, 存在 $\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2 \geq \mathbf{0}$, 使 $\mathbf{x}^{(1)} = A\mathbf{y}_1, \mathbf{x}^{(2)} = A\mathbf{y}_2$, 因此有 $\lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1-\lambda)\mathbf{x}^{(2)} = A[\lambda\mathbf{y}_1 + (1-\lambda)\mathbf{y}_2]$, 而 $\lambda\mathbf{y}_1 + (1-\lambda)\mathbf{y}_2 \geq \mathbf{0}$, 故 $\lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1-\lambda)\mathbf{x}^{(2)} \in S$, 即 S 是凸集.

4. 设 S 是 \mathbb{R}^n 中一个非空凸集. 证明对每一个整数 $k \geq 2$, 若 $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^{(k)} \in S$, 则

$$\sum_{i=1}^k \lambda_i \mathbf{x}^{(i)} \in S,$$

其中 $\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_k = 1 (\lambda_i \geq 0, i=1, 2, \dots, k)$.

证 用数学归纳法. 当 $k=2$ 时, 由凸集的定义知上式显然成立. 设 $k=m$ 时结论成立, 当 $k=m+1$ 时, 有

$$\sum_{i=1}^{m+1} \lambda_i \mathbf{x}^{(i)} = \sum_{i=1}^m \lambda_i \mathbf{x}^{(i)} + \lambda_{m+1} \mathbf{x}^{(m+1)} = \left(\sum_{i=1}^m \lambda_i \right) \sum_{i=1}^m \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} \mathbf{x}^{(i)} + \lambda_{m+1} \mathbf{x}^{(m+1)},$$

其中 $\sum_{i=1}^{m+1} \lambda_i = 1$. 根据归纳法假设,

$$\hat{\mathbf{x}} = \sum_{i=1}^m \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} \mathbf{x}^{(i)} \in S.$$

由于 $\sum_{i=1}^m \lambda_i + \lambda_{m+1} = 1$, 因此 $(\sum_{i=1}^m \lambda_i) \hat{x} + \lambda_{m+1} x^{(m+1)} \in S$, 即 $\sum_{i=1}^{m+1} \lambda_i x^{(i)} \in S$. 于是当 $k = m+1$ 时结论也成立. 从而得证.

5. 设 A 是 $m \times n$ 矩阵, B 是 $l \times n$ 矩阵, $c \in \mathbb{R}^n$, 证明下列两个系统恰有一个有解:

系统 1 $Ax \leq 0, Bx = 0, c^T x > 0$, 对某些 $x \in \mathbb{R}^n$.

系统 2 $A^T y + B^T z = c, y \geq 0$, 对某些 $y \in \mathbb{R}^m$ 和 $z \in \mathbb{R}^l$.

证 由于 $Bx = 0$ 等价于

$$\begin{cases} Bx \leq 0, \\ Bx \geq 0. \end{cases}$$

因此系统 1 有解, 即

$$\begin{bmatrix} A \\ B \\ -B \end{bmatrix} x \leq 0, \quad c^T x > 0 \text{ 有解.}$$

根据 Farkas 定理, 得

$$(A^T \quad B^T \quad -B^T) \begin{bmatrix} y \\ u \\ v \end{bmatrix} = c, \quad \begin{bmatrix} y \\ u \\ v \end{bmatrix} \geq 0$$

无解. 记 $u - v = z$, 即得

$$A^T y + B^T z = c, \quad y \geq 0$$

无解. 反之亦然.

6. 设 A 是 $m \times n$ 矩阵, $c \in \mathbb{R}^n$, 则下列两个系统恰有一个有解:

系统 1 $Ax \leq 0, x \geq 0, c^T x > 0$, 对某些 $x \in \mathbb{R}^n$.

系统 2 $A^T y \geq c, y \geq 0$, 对某些 $y \in \mathbb{R}^m$.

证 若系统 1 有解, 即

$$\begin{bmatrix} A \\ -I \end{bmatrix} x \leq 0, \quad c^T x > 0$$

有解, 则根据 Farkas 定理, 有

$$(A^T - I) \begin{bmatrix} y \\ u \end{bmatrix} = c, \quad \begin{bmatrix} y \\ u \end{bmatrix} \geq 0$$

无解, 即 $A^T y - u = c, y \geq 0, u \geq 0$ 无解, 亦即

$$A^T y \geq c, \quad y \geq 0$$

无解.

反之, 若 $A^T y \geq c, y \geq 0$ 有解, 即

$$A^T y - u = c, \quad y \geq 0, u \geq 0$$

有解, 亦即

$$(A^T - I) \begin{bmatrix} y \\ u \end{bmatrix} = c, \quad \begin{bmatrix} y \\ u \end{bmatrix} \geq 0$$

有解. 根据 Farkas 定理, 有

$$\begin{bmatrix} A \\ -I \end{bmatrix} x \leq 0, \quad c^T x > 0$$

无解, 即

$$Ax \leq 0, \quad x \geq 0, \quad c^T x > 0$$

无解.

7. 证明 $Ax \leq 0, c^T x > 0$ 有解. 其中

$$A = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, \quad c = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}.$$

证 根据 Farkas 定理, 只需证明

$$A^T y = c, \quad y \geq 0$$

无解. 事实上, $A^T y = c$, 即

$$\begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -2 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}.$$

对此线性方程组的增广矩阵做初等行变换:

$$\begin{bmatrix} 1 & -1 & 2 \\ -2 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & -1 & 2 \\ 0 & -1 & 5 \\ 0 & 2 & -2 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & -1 & 2 \\ 0 & 1 & -5 \\ 0 & 0 & 8 \end{bmatrix}.$$

此线性方程组 $A^T y = c$ 的系数矩阵与增广矩阵的秩不等, 因此无解, 即 $A^T y = c, y \geq 0$ 无解. 根据 Farkas 定理, $Ax \leq 0, c^T x > 0$ 有解.

8. 证明下列不等式组无解:

$$\begin{cases} x_1 + 3x_2 < 0, \\ 3x_1 - x_2 < 0, \\ 17x_1 + 11x_2 > 0. \end{cases}$$

证 将不等式组写作

$$Ax < 0, \quad \text{其中} \quad A = \begin{bmatrix} 1 & 3 \\ 3 & -1 \\ -17 & -11 \end{bmatrix}.$$

根据 Gordan 定理, 只需证明 $A^T y = 0, y \geq 0, y \neq 0$ 有解. 对系数矩阵 A^T 做初等行变换:

$$\begin{bmatrix} 1 & 3 & -17 \\ 3 & -1 & -11 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 3 & -17 \\ 0 & -10 & 40 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 0 & -5 \\ 0 & 1 & -4 \end{bmatrix}.$$

$A^T y = 0$ 的同解线性方程组为

$$\begin{cases} y_1 = 5y_3, \\ y_2 = 4y_3, y_3 \text{ 任意.} \end{cases}$$

显然 $A^T y = 0, y \geq 0, y \neq 0$ 有解. 根据 Gordan 定理, 原来的不等式组无解.

9. 判别下列函数是否为凸函数:

(1) $f(x_1, x_2) = x_1^2 - 2x_1x_2 + x_2^2 + x_1 + x_2$;

(2) $f(x_1, x_2) = x_1^2 - 4x_1x_2 + x_2^2 + x_1 + x_2$;

(3) $f(x_1, x_2) = (x_1 - x_2)^2 + 4x_1x_2 + e^{x_1+x_2}$;

(4) $f(x_1, x_2) = x_1 e^{-(x_1+x_2)}$;

(5) $f(x_1, x_2, x_3) = x_1x_2 + 2x_1^2 + x_2^2 + 2x_3^2 - 6x_1x_3$.

解 (1) $\nabla^2 f(x) = \begin{bmatrix} 2 & -2 \\ -2 & 2 \end{bmatrix}$ 为半正定矩阵, 故 $f(x_1, x_2)$ 是凸函数.

(2) $\nabla^2 f(x) = \begin{bmatrix} 2 & -4 \\ -4 & 2 \end{bmatrix}$ 为不定矩阵, 故 $f(x_1, x_2)$ 不是凸函数.

(3) $\frac{\partial f}{\partial x_1} = 2(x_1 - x_2) + 4x_2 + e^{x_1+x_2}$, $\frac{\partial f}{\partial x_2} = -2(x_1 - x_2) + 4x_1 + e^{x_1+x_2}$,

$\frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} = 2 + e^{x_1+x_2}$, $\frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} = \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1} = 2 + e^{x_1+x_2}$, $\frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} = 2 + e^{x_1+x_2}$,

因此 Hesse 矩阵

$$\nabla^2 f(x) = \begin{bmatrix} 2 + e^{x_1+x_2} & 2 + e^{x_1+x_2} \\ 2 + e^{x_1+x_2} & 2 + e^{x_1+x_2} \end{bmatrix} = (2 + e^{x_1+x_2}) \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$$

为半正定矩阵, 因此 $f(x)$ 是凸函数.

(4) $\frac{\partial f}{\partial x_1} = e^{-(x_1+x_2)} - x_1 e^{-(x_1+x_2)} = (1-x_1)e^{-(x_1+x_2)}$, $\frac{\partial f}{\partial x_2} = -x_1 e^{-(x_1+x_2)}$,

$\frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} = (x_1 - 2)e^{-(x_1+x_2)}$, $\frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} = \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1} = (x_1 - 1)e^{-(x_1+x_2)}$, $\frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} = x_1 e^{-(x_1+x_2)}$,

于是 Hesse 矩阵

$$\nabla^2 f(x) = e^{-(x_1+x_2)} \begin{bmatrix} x_1 - 2 & x_1 - 1 \\ x_1 - 1 & x_1 \end{bmatrix}$$

为不定矩阵, 故 $f(x)$ 不是凸函数.

(5) $f(x)$ 的 Hesse 矩阵为

$$\nabla^2 f(x) = \begin{bmatrix} 4 & 1 & -6 \\ 1 & 2 & 0 \\ -6 & 0 & 4 \end{bmatrix}.$$

做合同变换:

$$\begin{bmatrix} 4 & 1 & -6 \\ 1 & 2 & 0 \\ -6 & 0 & 4 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 4 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{7}{4} & \frac{3}{2} \\ 0 & \frac{3}{2} & -5 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 4 & 0 & 0 \\ 0 & 7 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{44}{7} \end{bmatrix}.$$

由此可得 $\nabla^2 f(\mathbf{x})$ 为不定矩阵, 因此 $f(\mathbf{x})$ 不是凸函数.

10. 设 $f(x_1, x_2) = 10 - 2(x_2 - x_1^2)^2$,

$$S = \{(x_1, x_2) \mid -1 \leq x_1 \leq 1, -1 \leq x_2 \leq 1\},$$

$f(x_1, x_2)$ 是否为 S 上的凸函数?

解 $\frac{\partial f}{\partial x_1} = 8x_1(x_2 - x_1^2)$, $\frac{\partial f}{\partial x_2} = -4(x_2 - x_1^2)$,

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} = 8(x_2 - 3x_1^2), \quad \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} = \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1} = 8x_1, \quad \frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} = -4,$$

函数 $f(x_1, x_2)$ 的 Hesse 矩阵为

$$\nabla^2 f(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} 8(x_2 - 3x_1^2) & 8x_1 \\ 8x_1 & -4 \end{bmatrix}.$$

易知 $\nabla^2 f(\mathbf{x})$ 在集合 S 上不是半正定矩阵, 如在点 $(0, 1)$ 处的 Hesse 矩阵是 $\begin{bmatrix} 8 & 0 \\ 0 & -4 \end{bmatrix}$, 是不定矩阵. 因此 $f(x_1, x_2)$ 不是 S 上的凸函数.

11. 证明 $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} + \mathbf{b}^T \mathbf{x}$ 为严格凸函数的充要条件是 Hesse 矩阵 \mathbf{A} 正定.

证 先证必要性. 设 $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} + \mathbf{b}^T \mathbf{x}$ 是严格凸函数. 根据定理 1.4.14, 对任意非零向量 \mathbf{x} 及 $\bar{\mathbf{x}} = \mathbf{0}$, 必有

$$f(\mathbf{x}) > f(\mathbf{0}) + \nabla f(\mathbf{0})^T \mathbf{x}. \quad (1)$$

将 $f(\mathbf{x})$ 在 $\bar{\mathbf{x}} = \mathbf{0}$ 处展开, 有

$$f(\mathbf{x}) = f(\mathbf{0}) + \nabla f(\mathbf{0})^T \mathbf{x} + \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \nabla^2 f(\mathbf{0}) \mathbf{x} + o(\|\mathbf{x}\|^2). \quad (2)$$

由(1)式和(2)式知

$$\frac{1}{2} \mathbf{x}^T \nabla^2 f(\mathbf{0}) \mathbf{x} + o(\|\mathbf{x}\|^2) > 0.$$

由于 $f(\mathbf{x})$ 是二次凸函数, $\nabla^2 f(\mathbf{0}) = \mathbf{A}$, $o(\|\mathbf{x}\|^2) = 0$, 因此 $\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} > 0$, 即 \mathbf{A} 正定.

再证充分性. 设 \mathbf{A} 正定, 对任意两个不同点 \mathbf{x} 和 $\bar{\mathbf{x}}$, 根据中值定理, 有

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}) &= f(\bar{\mathbf{x}}) + \nabla f(\bar{\mathbf{x}})^T (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}) + \frac{1}{2} (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})^T \nabla^2 f(\hat{\mathbf{x}}) (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}) \\ &= f(\bar{\mathbf{x}}) + \nabla f(\bar{\mathbf{x}})^T (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}) + \frac{1}{2} (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})^T \mathbf{A} (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}) \end{aligned}$$

$$> f(\bar{x}) + \nabla f(\bar{x})^T (\mathbf{x} - \bar{x}).$$

根据定理 1.4.14, $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} + \mathbf{b}^T \mathbf{x}$ 是严格凸函数.

12. 设 f 是定义在 \mathbb{R}^n 上的凸函数, $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^{(k)}$ 是 \mathbb{R}^n 中的点, $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k$ 是非负数, 且满足 $\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_k = 1$, 证明:

$$f(\lambda_1 \mathbf{x}^{(1)} + \lambda_2 \mathbf{x}^{(2)} + \dots + \lambda_k \mathbf{x}^{(k)}) \leq \lambda_1 f(\mathbf{x}^{(1)}) + \lambda_2 f(\mathbf{x}^{(2)}) + \dots + \lambda_k f(\mathbf{x}^{(k)}).$$

证 用数学归纳法. 当 $k=2$ 时, 根据凸函数的定义, 必有

$$f(\lambda_1 \mathbf{x}^{(1)} + \lambda_2 \mathbf{x}^{(2)}) \leq \lambda_1 f(\mathbf{x}^{(1)}) + \lambda_2 f(\mathbf{x}^{(2)}).$$

设 $k=m$ 时不等式成立. 当 $k=m+1$ 时, 有

$$\begin{aligned} & f(\lambda_1 \mathbf{x}^{(1)} + \lambda_2 \mathbf{x}^{(2)} + \dots + \lambda_m \mathbf{x}^{(m)} + \lambda_{m+1} \mathbf{x}^{(m+1)}) \\ &= f\left(\sum_{i=1}^m \lambda_i \left(\frac{\lambda_1}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} \mathbf{x}^{(1)} + \frac{\lambda_2}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} \mathbf{x}^{(2)} + \dots + \frac{\lambda_m}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} \mathbf{x}^{(m)}\right) + \lambda_{m+1} \mathbf{x}^{(m+1)}\right). \end{aligned}$$

记

$$\hat{\mathbf{x}} = \frac{\lambda_1}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} \mathbf{x}^{(1)} + \frac{\lambda_2}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} \mathbf{x}^{(2)} + \dots + \frac{\lambda_m}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} \mathbf{x}^{(m)}.$$

由于 $f(\mathbf{x})$ 是凸函数, $\sum_{i=1}^m \lambda_i + \lambda_{m+1} = 1, \lambda_i \geq 0$, 根据凸函数定义, 有

$$f\left(\left(\sum_{i=1}^m \lambda_i\right) \hat{\mathbf{x}} + \lambda_{m+1} \mathbf{x}^{(m+1)}\right) \leq \left(\sum_{i=1}^m \lambda_i\right) f(\hat{\mathbf{x}}) + \lambda_{m+1} f(\mathbf{x}^{(m+1)}).$$

根据归纳法假设, 有

$$f(\hat{\mathbf{x}}) \leq \frac{\lambda_1}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} f(\mathbf{x}^{(1)}) + \frac{\lambda_2}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} f(\mathbf{x}^{(2)}) + \dots + \frac{\lambda_m}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} f(\mathbf{x}^{(m)}).$$

代入上式, 则有

$$f(\lambda_1 \mathbf{x}^{(1)} + \lambda_2 \mathbf{x}^{(2)} + \dots + \lambda_{m+1} \mathbf{x}^{(m+1)}) \leq \lambda_1 f(\mathbf{x}^{(1)}) + \lambda_2 f(\mathbf{x}^{(2)}) + \dots + \lambda_{m+1} f(\mathbf{x}^{(m+1)}),$$

即 $k=m+1$ 时, 不等式也成立. 从而得证.

13. 设 f 是 \mathbb{R}^n 上的凸函数, 证明: 如果 f 在某点 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ 处具有全局极大值, 则对一切点 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$, $f(\mathbf{x})$ 为常数.

证 用反证法. 设 $f(\mathbf{x})$ 在点 $\bar{\mathbf{x}}$ 处具有全局极大值, 且在点 $\mathbf{x}^{(1)}$ 处有 $f(\mathbf{x}^{(1)}) < f(\bar{\mathbf{x}})$. 在过点 $\mathbf{x}^{(1)}$ 和 $\bar{\mathbf{x}}$ 的直线上任取一点 $\mathbf{x}^{(2)}$, 使得

$$\bar{\mathbf{x}} = \lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1-\lambda) \mathbf{x}^{(2)}, \quad \lambda \in (0, 1).$$

分两种情形讨论:

(1) 若 $f(\mathbf{x}^{(2)}) \leq f(\mathbf{x}^{(1)})$, 由于 $f(\mathbf{x})$ 是凸函数, 必有

$$f(\bar{\mathbf{x}}) = f(\lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1-\lambda) \mathbf{x}^{(2)})$$

$$\begin{aligned} &\leq \lambda f(\mathbf{x}^{(1)}) + (1-\lambda)f(\mathbf{x}^{(2)}) \\ &\leq \lambda f(\mathbf{x}^{(1)}) + (1-\lambda)f(\mathbf{x}^{(1)}) = f(\mathbf{x}^{(1)}), \text{矛盾.} \end{aligned}$$

(2) 若 $f(\mathbf{x}^{(2)}) > f(\mathbf{x}^{(1)})$, 由于 $f(x)$ 是凸函数, 必有

$$\begin{aligned} f(\bar{\mathbf{x}}) &= f(\lambda\mathbf{x}^{(1)} + (1-\lambda)\mathbf{x}^{(2)}) \\ &\leq \lambda f(\mathbf{x}^{(1)}) + (1-\lambda)f(\mathbf{x}^{(2)}) \\ &< \lambda f(\mathbf{x}^{(2)}) + (1-\lambda)f(\mathbf{x}^{(2)}) = f(\mathbf{x}^{(2)}), \text{矛盾.} \end{aligned}$$

综上, $f(x)$ 必为常数.

14. 设 f 是定义在 \mathbb{R}^n 上的函数, 如果对每一点 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ 及正数 t 均有 $f(t\mathbf{x}) = tf(\mathbf{x})$, 则称 f 为正齐次函数. 证明 \mathbb{R}^n 上的正齐次函数 f 为凸函数的充要条件是, 对任何 $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)} \in \mathbb{R}^n$, 有

$$f(\mathbf{x}^{(1)} + \mathbf{x}^{(2)}) \leq f(\mathbf{x}^{(1)}) + f(\mathbf{x}^{(2)}).$$

证 先证必要性. 设正齐次函数 $f(x)$ 是凸函数, 则对任意两点 $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)} \in \mathbb{R}^n$, 必有

$$f\left(\frac{1}{2}\mathbf{x}^{(1)} + \frac{1}{2}\mathbf{x}^{(2)}\right) \leq \frac{1}{2}f(\mathbf{x}^{(1)}) + \frac{1}{2}f(\mathbf{x}^{(2)}).$$

由于 $f(x)$ 是正齐次函数, 有

$$f\left(\frac{1}{2}\mathbf{x}^{(1)} + \frac{1}{2}\mathbf{x}^{(2)}\right) = \frac{1}{2}f(\mathbf{x}^{(1)} + \mathbf{x}^{(2)}).$$

代入前式得

$$\frac{1}{2}f(\mathbf{x}^{(1)} + \mathbf{x}^{(2)}) \leq \frac{1}{2}f(\mathbf{x}^{(1)}) + \frac{1}{2}f(\mathbf{x}^{(2)}),$$

即

$$f(\mathbf{x}^{(1)} + \mathbf{x}^{(2)}) \leq f(\mathbf{x}^{(1)}) + f(\mathbf{x}^{(2)}).$$

再证充分性. 设正齐次函数 $f(x)$ 对任意的 $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)} \in \mathbb{R}^n$ 满足

$$f(\mathbf{x}^{(1)} + \mathbf{x}^{(2)}) \leq f(\mathbf{x}^{(1)}) + f(\mathbf{x}^{(2)}),$$

则对任意的 $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)} \in \mathbb{R}^n$ 及每个数 $\lambda \in (0, 1)$, 必有

$$f(\lambda\mathbf{x}^{(1)} + (1-\lambda)\mathbf{x}^{(2)}) \leq f(\lambda\mathbf{x}^{(1)}) + f((1-\lambda)\mathbf{x}^{(2)}) = \lambda f(\mathbf{x}^{(1)}) + (1-\lambda)f(\mathbf{x}^{(2)}).$$

因此 $f(x)$ 是 \mathbb{R}^n 上的凸函数.

15. 设 S 是 \mathbb{R}^n 中非空凸集, f 是定义在 S 上的实函数. 若对任意的 $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)} \in S$ 及每一个数 $\lambda \in (0, 1)$, 均有

$$f(\lambda\mathbf{x}^{(1)} + (1-\lambda)\mathbf{x}^{(2)}) \leq \max\{f(\mathbf{x}^{(1)}), f(\mathbf{x}^{(2)})\},$$

则称 f 为拟凸函数.

试证明: 若 $f(x)$ 是凸集 S 上的拟凸函数, $\bar{\mathbf{x}}$ 是 $f(x)$ 在 S 上的严格局部极小点, 则 $\bar{\mathbf{x}}$ 也是 $f(x)$ 在 S 上的严格全局极小点.

证 用反证法. 设 $\bar{\mathbf{x}}$ 是严格局部极小点, 即存在 $\bar{\mathbf{x}}$ 的 δ 邻域 $N_\delta(\bar{\mathbf{x}})$, 对于每个 $\mathbf{x} \in S \cap N_\delta(\bar{\mathbf{x}})$ 且 $\mathbf{x} \neq \bar{\mathbf{x}}$, 有 $f(\mathbf{x}) > f(\bar{\mathbf{x}})$, 但 $\bar{\mathbf{x}}$ 不是严格全局极小点, 即存在点 $\hat{\mathbf{x}} \in S$, $\hat{\mathbf{x}} \neq \bar{\mathbf{x}}$, 使得

$$f(\hat{x}) \leq f(\bar{x}).$$

由于 $f(x)$ 是凸集 S 上的拟凸函数, 对每个 $\lambda \in (0, 1)$ 有

$$f(\lambda \hat{x} + (1-\lambda) \bar{x}) \leq f(\bar{x}).$$

对充分小的 λ , $\lambda \hat{x} + (1-\lambda) \bar{x} \in S \cap N_s(\bar{x})$, 这与 \bar{x} 是严格局部极小点相矛盾. 因此, \bar{x} 也是严格全局极小点.

16. 设 S 是 \mathbb{R}^n 中一个非空开凸集, f 是定义在 S 上的可微实函数. 如果对任意两点 $x^{(1)}, x^{(2)} \in S$, 有 $(x^{(1)} - x^{(2)})^T \nabla f(x^{(2)}) \geq 0$ 蕴含 $f(x^{(1)}) \geq f(x^{(2)})$, 则称 $f(x)$ 是伪凸函数.

试证明: 若 $f(x)$ 是开凸集 S 上的伪凸函数, 且对某个 $\bar{x} \in S$ 有 $\nabla f(\bar{x}) = \mathbf{0}$, 则 \bar{x} 是 $f(x)$ 在 S 上的全局极小点.

证 设存在 $\bar{x} \in S$ 使得 $\nabla f(\bar{x}) = \mathbf{0}$. 由于 $f(x)$ 是开凸集 S 上的伪凸函数, 按伪凸函数的定义, 对任意的 $x \in S$, $(x - \bar{x})^T \nabla f(\bar{x}) = 0$ 蕴含 $f(x) \geq f(\bar{x})$, 因此 \bar{x} 是 $f(x)$ 在 S 上的全局极小点.

线性规划的基本性质题解

1. 用图解法解下列线性规划问题:

$$(1) \min 5x_1 - 6x_2$$

$$\text{s. t. } x_1 + 2x_2 \leq 10,$$

$$2x_1 - x_2 \leq 5,$$

$$x_1 - 4x_2 \leq 4,$$

$$x_1, x_2 \geq 0.$$

$$(3) \min 13x_1 + 5x_2$$

$$\text{s. t. } 7x_1 + 3x_2 \geq 19,$$

$$10x_1 + 2x_2 \leq 11,$$

$$x_1, x_2 \geq 0.$$

$$(5) \min -3x_1 - 2x_2$$

$$\text{s. t. } 3x_1 + 2x_2 \leq 6,$$

$$x_1 - 2x_2 \leq 1,$$

$$x_1 + x_2 \geq 1,$$

$$-x_1 + 2x_2 \leq 1,$$

$$x_1, x_2 \geq 0.$$

$$(7) \max 3x_1 + x_2$$

$$\text{s. t. } x_1 - x_2 \geq 0,$$

$$x_1 + x_2 \leq 5,$$

$$6x_1 + 2x_2 \leq 21,$$

$$x_1, x_2 \geq 0.$$

$$(2) \min -x_1 + x_2$$

$$\text{s. t. } 3x_1 - 7x_2 \geq 8,$$

$$x_1 - x_2 \leq 5,$$

$$x_1, x_2 \geq 0.$$

$$(4) \max -20x_1 + 10x_2$$

$$\text{s. t. } x_1 + x_2 \geq 10,$$

$$-10x_1 + x_2 \leq 10,$$

$$-5x_1 + 5x_2 \leq 25,$$

$$x_1 + 4x_2 \geq 20,$$

$$x_1, x_2 \geq 0.$$

$$(6) \max 5x_1 + 4x_2$$

$$\text{s. t. } -2x_1 + x_2 \geq -4,$$

$$x_1 + 2x_2 \leq 6,$$

$$5x_1 + 3x_2 \leq 15,$$

$$x_1, x_2 \geq 0.$$

解 以上各题的可行域均为多边形界定的平面区域,对极小化问题沿负梯度方向移动目标函数的等值线,对极大化问题沿梯度方向移动目标函数的等值线,即可达到最优解,当最优解存在时,下面只给出答案.

(1) 最优解 $(x_1, x_2) = (0, 5)$, 最优值 $f_{\min} = -30$.

(2) 最优解 $(x_1, x_2) = \left(\frac{27}{4}, \frac{7}{4}\right)$, 最优值 $f_{\min} = -5$.

实际上,本题最优解并不惟一,连结 $(5, 0)$ 与 $\left(\frac{27}{4}, \frac{7}{4}\right)$ 的线段上的点均为最优解.

(3) 可行域是空集,不存在极小点.

(4) 最优解 $(x_1, x_2) = \left(\frac{5}{2}, \frac{15}{2}\right)$, 最优值 $f_{\max} = 25$.

(5) 最优解 $(x_1, x_2) = \left(\frac{7}{4}, \frac{3}{8}\right)$, 最优值 $f_{\min} = -6$.

实际上,本题最优解并不惟一,连结点 $\left(\frac{7}{4}, \frac{3}{8}\right)$ 和点 $\left(\frac{5}{4}, \frac{9}{8}\right)$ 的线段上的点都是最优解.

(6) 最优解 $(x_1, x_2) = \left(\frac{12}{7}, \frac{15}{7}\right)$, 最优值 $f_{\max} = \frac{120}{7}$.

(7) 最优解 $(x_1, x_2) = \left(\frac{11}{4}, \frac{9}{4}\right)$, 最优值 $f_{\max} = \frac{21}{2}$.

实际上,本题最优解并不惟一,连结点 $\left(\frac{11}{4}, \frac{9}{4}\right)$ 与点 $\left(\frac{7}{2}, 0\right)$ 的线段上的点均为最优解.

2. 下列问题都存在最优解,试通过求基本可行解来确定各问题的最优解.

$$\begin{array}{ll} (1) \max & 2x_1 + 5x_2 \\ \text{s. t.} & x_1 + 2x_2 + x_3 = 16, \\ & 2x_1 + x_2 + x_4 = 12, \\ & x_j \geq 0, \quad j = 1, 2, 3, 4. \end{array} \quad \begin{array}{ll} (2) \min & -2x_1 + x_2 + x_3 + 10x_4 \\ \text{s. t.} & -x_1 + x_2 + x_3 + x_4 = 20, \\ & 2x_1 - x_2 + 2x_4 = 10, \\ & x_j \geq 0, \quad j = 1, 2, 3, 4. \end{array}$$

$$\begin{array}{ll} (3) \min & x_1 - x_2 \\ \text{s. t.} & x_1 + x_2 + x_3 \leq 5, \\ & -x_1 + x_2 + 2x_3 \leq 6, \\ & x_1, x_2, x_3 \geq 0. \end{array}$$

解 (1) 约束系数矩阵和约束右端向量分别为

$$A = [p_1 \quad p_2 \quad p_3 \quad p_4] = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad b = \begin{bmatrix} 16 \\ 12 \end{bmatrix}.$$

目标系数向量 $c = (c_1, c_2, c_3, c_4) = (2, 5, 0, 0)$.

$$\text{令 } B = [p_1 \quad p_2] = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}, \text{ 则 } B^{-1} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{3} & \frac{2}{3} \\ \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} \end{bmatrix}, c_B = (c_1, c_2) = (2, 5),$$

$$\mathbf{x}_B = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \mathbf{B}^{-1} \mathbf{b} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{3} & \frac{2}{3} \\ \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 16 \\ 12 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{8}{3} \\ \frac{20}{3} \end{bmatrix}.$$

相应的基本可行解及目标函数值分别为 $\mathbf{x}^{(1)} = \left(\frac{8}{3}, \frac{20}{3}, 0, 0\right)^T$, $f = \mathbf{c}_B \mathbf{x}_B = \frac{116}{3}$.

$$\text{令 } \mathbf{B} = [\mathbf{p}_1 \ \mathbf{p}_3] = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 0 \end{bmatrix}, \text{ 则 } \mathbf{B}^{-1} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{2} \\ 1 & -\frac{1}{2} \end{bmatrix}, \mathbf{c}_B = (c_1, c_3) = (2, 0),$$

$$\mathbf{x}_B = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_3 \end{bmatrix} = \mathbf{B}^{-1} \mathbf{b} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{2} \\ 1 & -\frac{1}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 16 \\ 12 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 6 \\ 10 \end{bmatrix}.$$

相应的基本可行解及目标函数值分别为 $\mathbf{x}^{(2)} = (6, 0, 10, 0)^T$, $f = \mathbf{c}_B \mathbf{x}_B = 12$.

$$\text{令 } \mathbf{B} = [\mathbf{p}_1 \ \mathbf{p}_4] = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}, \text{ 则 } \mathbf{B}^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -2 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{c}_B = (c_1, c_4) = (2, 0),$$

$$\mathbf{x}_B = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_4 \end{bmatrix} = \mathbf{B}^{-1} \mathbf{b} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 16 \\ 12 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16 \\ -20 \end{bmatrix};$$

$$\text{令 } \mathbf{B} = [\mathbf{p}_2 \ \mathbf{p}_3] = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \text{ 则 } \mathbf{B}^{-1} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & -2 \end{bmatrix}, \mathbf{c}_B = (c_2, c_3) = (5, 0),$$

$$\mathbf{x}_B = \begin{bmatrix} x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \mathbf{B}^{-1} \mathbf{b} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & -2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 16 \\ 12 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 12 \\ -8 \end{bmatrix};$$

$$\text{令 } \mathbf{B} = [\mathbf{p}_2 \ \mathbf{p}_4] = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, \text{ 则 } \mathbf{B}^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & 0 \\ -\frac{1}{2} & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{c}_B = (c_2, c_4) = (5, 0),$$

$$\mathbf{x}_B = \begin{bmatrix} x_2 \\ x_4 \end{bmatrix} = \mathbf{B}^{-1} \mathbf{b} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & 0 \\ -\frac{1}{2} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 16 \\ 12 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 8 \\ 4 \end{bmatrix}.$$

基本可行解及相应的目标函数值分别为 $\mathbf{x}^{(3)} = (0, 8, 0, 4)^T$, $f = \mathbf{c}_B \mathbf{x}_B = 40$.

$$\text{令 } \mathbf{B} = [\mathbf{p}_3 \ \mathbf{p}_4] = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \text{ 则 } \mathbf{B}^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{x}_B = \begin{bmatrix} x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} = \mathbf{B}^{-1} \mathbf{b} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 16 \\ 12 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16 \\ 12 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{c}_B = (c_3, c_4) = (0, 0).$$

相应的基本可行解及目标函数值分别为 $\mathbf{x}^{(4)} = (0, 0, 16, 12)^T$, $f = \mathbf{c}_B \mathbf{x}_B = 0$.

综上, 得最优解 $\bar{\mathbf{x}} = (0, 8, 0, 4)^T$, 最优值 $f_{\max} = 40$.