



计算方法丛书 · 典藏版

—4

线性规划计算方法

赵凤治 编著



科学出版社

计算方法丛书 · 典藏版 4

线性规划计算方法

赵凤治 编著

科学出版社

北京

内 容 简 介

线性规划是一个应用广泛的数学分支。本书介绍几种常用的线性规划计算方法,如:单纯形法、初等矩阵法、迭代法等;讨论几种特殊类型的线性规划问题的解法,如:生产组织与管理问题、运输问题、分配问题等。

本书可供有关专业的教师、研究生,大学高年级学生以及科研、工程技术人员参考。

图书在版编目(CIP)数据

线性规划计算方法/赵凤治编著. —北京: 科学出版社, 2015. 11

(计算方法丛书)

ISBN 978-7-03-046408-8

I. ①线… II. ①赵… III. ①线性规划—计算方法 IV. ①O221. 1

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2015)第 275755 号

责任编辑: 向安全 张鸿林 / 责任校对: 鲁 素

责任印制: 钱玉芬 / 封面设计: 王 浩

科学出版社 出版

北京东黄城根北街 16 号

邮政编码: 100717

<http://www.sciencep.com>

北京京华彩印刷有限公司印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

1981 年 10 月第 一 版 开本: 850×1168 1/32

2016 年 1 月印 刷 印张: 10 1/8

字数: 265 000

定价: 69.00 元

(如有印装质量问题, 我社负责调换)

《计算方法丛书》编委会

主编 冯 康

副主编 石钟慈 李岳生

编 委 王汝权 何旭初 吴文达 李庆扬 林 群 周毓麟
胡祖炽 席少霖 徐利治 袁兆鼎 黄鸿慈 蒋尔雄
雷晋平

前　　言

线性规划是数学规划中理论完整、方法成熟、应用广泛的一个分支。它可以用来解决科学研究、工程设计、活动安排、军事指挥、经济规划、经营管理等许多方面提出的大量问题。为适应在电子计算机上求解这些问题的要求，本书有选择地介绍一些线性规划问题的常用解法。

本书共分四章：第一章是本书的重点，介绍单纯形法。包括对偶单纯形法、原来-对偶单纯形法、分解原则等。为了对计算中或应用中产生的问题进行分析，也进行了必不可少的理论方面的讨论。第二章介绍初等矩阵法和迭代法。他们与单纯形法有联系，但又各有特色。这里对初等矩阵法介绍得较为详细，因为用它求解一些实际问题，特别是大规模稀疏线性规划问题较为方便；迭代法讲得较少，对其有兴趣的读者可参阅文献[13,14]。第三章以特殊类型线性规划作为讨论对象，讨论了运输问题、分配问题、生产组织与管理问题的解法。最后一章叙述了用线性规划的解法求解分段线性规划、非线性规划、整数线性规划问题的计算方案。

介绍每一个算法一般分四步，首先做一些理论上的讨论，以便使读者把握住方法的实质；第二是计算公式，便于在机器上实现时套用；第三是给出示意性框图，供读者了解算法的逻辑结构；最后提供手算例题，帮助读者掌握算法。书中还附有少量习题和参考文献。

限于作者水平，缺点和错误在所难免，请读者批评指正。

作　者

• • •

试读结束：需要全本请在线购买：www.ertongbook.com

目 录

第一章 单纯形法.....	1
§ 1. 线性规划的对偶理论	1
§ 2. 单纯形法	18
§ 3. 修正单纯形法	60
§ 4. 对偶单纯形法	79
§ 5. 原来-对偶单纯形法	95
§ 6. 大规模稀疏线性规划问题的解法	109
§ 7. 参数线性规划与解的稳定性	165
第二章 初等矩阵法及迭代法.....	194
§ 1. 凸集的一个定理	194
§ 2. 线性规划的转换	208
§ 3. 解线性规划问题的初等矩阵方法	211
§ 4. 大规模稀疏问题的初等矩阵法	223
§ 5. 解线性规划的迭代法	234
第三章 特殊类型线性规划问题.....	246
§ 1. 生产组织与管理中的线性规划问题及其解法	246
§ 2. 运输问题及其解法	259
§ 3. 分配问题	281
第四章 线性规划与其他.....	297
§ 1. 分段线性规划问题的解法	297
§ 2. 用逐步线性化方法求解非线性规划问题	303
§ 3. 整数线性规划的计算方法	307
参考文献.....	314

第一章 单纯形法

在线性规划的解法中，单纯形法是一个最著名的方法。它在理论上是完善的、严格的；在实践上是方便的、有效的。

这一章介绍单纯形法的几种实现形式和与之有关的理论，还介绍大规模线性规划问题的分解算法。

§1. 线性规划的对偶理论

线性规划的对偶理论是线性规划理论的一个重要部分。利用它来分析线性规划解的存在性、稳定性以及其它特性是很方便的。在建立计算方法时，对偶理论的研究也有指导意义。

数学规划对偶理论的建立，首先就是在线性规划的范围内进行的。数学规划工作者希望能在非线性规划中，也建立起类似于线性规划对偶理论的理论。所以线性规划对偶理论自 1947 年提出以后在不到三十年的时间内，数学规划的对偶理论就有了很大的发展。在这些发展中，人们都试图能保存线性规划对偶理论的一些很好的性质。因此可以说，对线性规划对偶理论的深刻理解，不单是研究线性规划所必需的，并且对于研究数学规划的对偶理论也是必要的。

1.1. 线性不等式组的有关对偶理论

在研究线性规划的对偶理论之前，我们先讨论一些线性不等式组方面的知识。

定义 1.1. 我们称

(P): $v \geq 0, A^T u + C^T v \geq 0, B^T u + D^T v = 0;$

与

$$(D): -Ax - By = \mathbf{0}, \quad -Cx - Dy \geq \mathbf{0}, \quad x \geq \mathbf{0}$$

为一对相互对偶的线性不等式组。也可以说成， (P) 是“原有”的线性不等式组， (D) 是 (P) 的“对偶”线性不等式组。

很明显，依定义，若把 (D) 看成“原有”的线性不等式组，则其对偶线性不等式组刚好是 (P) 。这种对偶关系，我们说它具有“对合”性质，即 (P) 的对偶的对偶刚好是问题 (P) 本身。这种对合性质也是数学规划对偶理论所追求的一个重要特性。

对于这一对相互对偶的线性不等式组有下述重要性质。

定理 1.1. 一对对偶线性不等式组。

$$(P): v \geq \mathbf{0}, u \text{ 自由}, A^T u + C^T v \geq \mathbf{0}, B^T u + D^T v = \mathbf{0};$$

$$(D): -Ax - By = \mathbf{0}, -Cx - Dy \geq \mathbf{0}, x \geq \mathbf{0}, y \text{ 自由},$$

具有解 u^* , v^* 和 x^* , y^* , 满足

$$v^* - Cx^* - Dy^* > \mathbf{0},$$

$$A^T u^* + C^T v^* + x^* > \mathbf{0}.$$

这里在两个向量之间用符号“ $>$ ”表示，“ $>$ ”左面的向量与“ $>$ ”右面的向量，各个分量之间都成立严格不等式。如 $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T > \mathbf{0}$ ，是指满足不等式

$$w_j > 0 \quad (j = 1, 2, \dots, n).$$

在上面两组不等式组中各个量的意义如下：

A : $m \times n$ 矩阵；

B : $m \times r$ 矩阵；

C : $p \times n$ 矩阵；

D : $p \times r$ 矩阵；

x : n 维向量，一般指列向量。

y : r 维向量；

u : m 维向量；

v : p 维向量。

其中符号“ T ”记于矩阵或向量的右上角，表示矩阵或向量的转置。

为了证明定理 1.1，我们先要证明引理 1.1 及引理 1.2。

引理 1.1. 线性不等式组

$$A^T u \geq 0,$$

和

$$Ax = 0, \quad x \geq 0$$

有解 u^* , x^* 满足

$$A^T u^* + x^* > 0.$$

其中 A 为 $m \times n$ 矩阵, u 为 m 维向量, x 为 n 维向量.

容易看出, 引理 1.2 是定理 1.1 中取 $B = 0$, $C = 0$, $D = 0$ 的特殊情形. 所以它们也是一对相互对偶的线性不等式组.

证 我们先证明设引理 1.1 有解 $u^{(i)}$, $x^{(i)}$ 使 $A_{\cdot i}^T u^{(i)} + x_i^{(i)} > 0$ 的情形. 其中 $A_{\cdot i}$ 为矩阵 A 的第 i 列, $A_{\cdot i}^T$ 为一行向量. $u^{(i)}$, $x^{(i)}$ 为与 $A_{\cdot i}$ 有关的两个向量. $x_i^{(i)}$ 为纯量, 是向量 $x^{(i)}$ 的第 i 个分量. 因为 A 的各个列向量 $x^{(i)}$ 的各个分量和标号 i 无关, 也就是说, 我们完全可以用分量交换的方式把它们换到任意指定的位置. 所以为证明 $A_{\cdot i}^T u^{(i)} + x_i^{(i)} > 0$, 只要证明 $A_{\cdot 1}^T u^{(1)} + x_1^{(1)} > 0$ 就够了. 即对

$$A^T u \geq 0 \tag{1.1}$$

和

$$Ax = 0, \quad x \geq 0 \tag{1.2}$$

有解 $u^{(1)}$, $x^{(1)}$, 且满足

$$A_{\cdot 1}^T u^{(1)} + x_1^{(1)} > 0. \tag{1.3}$$

用归纳法证明:

当 A 只有一列时, 记为 $A_{\cdot 1}$. 若 $A_{\cdot 1} = 0$, 取 $x_1^{(1)} = \alpha > 0$, 不管 $u^{(1)}$ 取任何向量, 只要各分量的值取定, 于是上述(1.1), (1.2), (1.3)都可满足.

若 $A_{\cdot 1} \neq 0$, 取 $u^{(1)} = A_{\cdot 1}$, $x_1^{(1)} = 0$, 于是代入(1.1), (1.2), (1.3)都满足. 因此对于 A 只有一列时命题成立.

设当 A 有 k 列时命题成立, 证明 A 有 $k+1$ 列时命题也成立. 记

$$A^{\Delta} = (A_{\cdot 1}, \dots, A_{\cdot k}, A_{\cdot k+1}) = (\tilde{A}, A_{\cdot k+1}).$$

由归纳法的假设, 有 u , x 使得

$$\tilde{A}^T \mathbf{u} \geq \mathbf{0}, \quad \tilde{A} \mathbf{x} = \mathbf{0}, \quad \mathbf{x} \geq \mathbf{0}, \quad A_{\cdot, 1}^T \mathbf{u} + x_1 > 0.$$

下面分两种情形来构造 $\mathbf{u}^{(1)}$ 及 $\mathbf{x}^{(1)}$.

i) 当 $A_{\cdot, k+1}^T \mathbf{u} \geq 0$ 时, 取 $\mathbf{u}^{(1)} = \mathbf{u}$, $\mathbf{x}^{(1)} = (\mathbf{x}^T, 0)^T$, 只要直接代入公式进行验证就可以知道, 如此构造的 $\mathbf{u}^{(1)}, \mathbf{x}^{(1)}$ 满足

$$(A^\Delta)^T \mathbf{u}^{(1)} = \begin{pmatrix} \tilde{A}^T \mathbf{u} \\ \tilde{A}_{\cdot, k+1}^T \mathbf{u} \end{pmatrix} \geq \mathbf{0},$$

$$A^\Delta \mathbf{x}^{(1)} = (\tilde{A}, A_{\cdot, k+1}) \begin{pmatrix} \mathbf{x} \\ 0 \end{pmatrix} = \tilde{A} \mathbf{x} = \mathbf{0},$$

$$\mathbf{x}^{(1)} = \begin{pmatrix} \mathbf{x} \\ 0 \end{pmatrix} \geq \mathbf{0},$$

$$(A_{\cdot, 1}^T)^T \mathbf{u}^{(1)} + x_1^{(1)} = A_{\cdot, 1}^T \mathbf{u} + x_1 > 0.$$

ii) 当 $A_{\cdot, k+1}^T \mathbf{u} < 0$ 时, 引进矩阵

$$B = (B_1, B_2, \dots, B_k)$$

$$= (A_{\cdot, 1} + \lambda_1 A_{\cdot, k+1}, A_{\cdot, 2} + \lambda_2 A_{\cdot, k+1}, \dots, A_{\cdot, k} + \lambda_k A_{\cdot, k+1}).$$

其中

$$\lambda_j = \frac{-A_{\cdot, j}^T \mathbf{u}}{A_{\cdot, k+1}^T \mathbf{u}} \geq 0 \quad (j = 1, 2, \dots, k).$$

对于 B 有

$$B^T \mathbf{u} = ((A_{\cdot, 1}^T + \lambda_1 A_{\cdot, k+1}^T) \mathbf{u}, (A_{\cdot, 2}^T + \lambda_2 A_{\cdot, k+1}^T) \mathbf{u}, \dots, (A_{\cdot, k}^T + \lambda_k A_{\cdot, k+1}^T) \mathbf{u})^T = \mathbf{0}.$$

因为 B 是只含有 k 列的矩阵, 故根据归纳法的假设有 \mathbf{v}, \mathbf{y} 满足

$$B^T \mathbf{v} \geq \mathbf{0}, \quad B \mathbf{y} = \mathbf{0}, \quad \mathbf{y} \geq \mathbf{0}, \quad B_{\cdot, 1}^T \mathbf{v} + y_1 > 0.$$

于是取

$$\mathbf{u}^{(1)} = \mathbf{v} + \mu \mathbf{u},$$

$$\mathbf{x}^{(1)} = \left(\mathbf{y}^T, \sum_{i=1}^k \lambda_i y_i \right)^T$$

其中

$$\mu = \frac{-A_{\cdot, k+1}^T \mathbf{v}}{A_{\cdot, k+1}^T \mathbf{u}}, \quad \mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_k)^T,$$

则 $\mathbf{u}^{(1)}, \mathbf{x}^{(1)}$ 为所要求的向量.

事实上

$$\begin{aligned}(A^\Delta)^T \mathbf{u}^{(1)} &= \begin{pmatrix} \tilde{A}^T \\ A_{\cdot, k+1}^T \end{pmatrix} (\mathbf{v} + \mu \mathbf{u}) \\&= (A_{\cdot, 1}^T \mathbf{v} + \mu A_{\cdot, 1}^T \mathbf{u} \quad A_{\cdot, 2}^T \mathbf{v} + \mu A_{\cdot, 2}^T \mathbf{u} \cdots A_{\cdot, k}^T \mathbf{v} \\&\quad + \mu A_{\cdot, k}^T \mathbf{u} \quad A_{\cdot, k+1}^T \mathbf{v} + \mu A_{\cdot, k+1}^T \mathbf{u})^T \\&= \left(A_{\cdot, 1}^T \mathbf{v} - \frac{A_{\cdot, k+1}^T \mathbf{v}}{A_{\cdot, k+1}^T \mathbf{u}} A_{\cdot, 1}^T \mathbf{u} \quad A_{\cdot, 2}^T \mathbf{v} + \frac{A_{\cdot, k+1}^T \mathbf{v}}{A_{\cdot, k+1}^T \mathbf{u}} A_{\cdot, 2}^T \mathbf{u} \cdots \right. \\&\quad \left. A_{\cdot, k}^T \mathbf{v} - \frac{A_{\cdot, k+1}^T \mathbf{v}}{A_{\cdot, k+1}^T \mathbf{u}} A_{\cdot, k}^T \mathbf{u} \quad A_{\cdot, k+1}^T \mathbf{v} \right. \\&\quad \left. - \frac{A_{\cdot, k+1}^T \mathbf{v}}{A_{\cdot, k+1}^T \mathbf{u}} A_{\cdot, k+1}^T \mathbf{u} \right)^T \\&= ((A_{\cdot, 1} + \lambda_1 A_{\cdot, k+1})^T \mathbf{v} (A_{\cdot, 2} + \lambda_2 A_{\cdot, k+1})^T \mathbf{v} \cdots \\&\quad (A_{\cdot, k} + \lambda_k A_{\cdot, k+1})^T \mathbf{v} \quad 0)^T \\&= (B^T \mathbf{v} \quad 0)^T \geq 0.\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}A^\Delta \mathbf{x}^{(1)} &= (\tilde{A} \quad A_{\cdot, k+1}) \begin{pmatrix} \mathbf{y} \\ \sum_{j=1}^k \lambda_j y_j \end{pmatrix} \\&= \tilde{A} \mathbf{y} + \sum_{j=1}^k \lambda_j A_{\cdot, k+1} y_j = B \mathbf{y} = \mathbf{0}.\end{aligned}$$

因为 $\mathbf{y} \geq 0$, $\lambda_j \geq 0$ ($j = 1, 2, \dots, k$) 所以明显地有

$$\mathbf{x}^{(1)} = \begin{pmatrix} \mathbf{y} \\ \sum_{j=1}^k \lambda_j y_j \end{pmatrix} \geq 0.$$

最后

$$\begin{aligned}A_{\cdot, 1}^T \mathbf{u}^{(1)} + x_1^{(1)} &= A_{\cdot, 1}^T \mathbf{v} - \frac{A_{\cdot, 1}^T \mathbf{u}}{A_{\cdot, k+1}^T \mathbf{u}} A_{\cdot, k+1}^T \mathbf{v} + y_1 \\&= B_1^T \mathbf{v} + y_1 > 0.\end{aligned}$$

故如此构造的 $\mathbf{u}^{(1)}, \mathbf{x}^{(1)}$ 满足所有条件. 证毕.

只要对 A 的各列和 \mathbf{x} 的各分量重新排列, 仿上面的证明便可以得出 $\mathbf{u}^{(i)}, \mathbf{x}^{(i)}$, 其满足

$$A^T \mathbf{u}^{(i)} \geq 0, A \mathbf{x}^{(i)} = 0, \mathbf{x}^{(i)} \geq 0, A^T \mathbf{u}^{(i)} + x_i^{(i)} > 0.$$

若令

$$\mathbf{u}^* = \sum_{j=1}^n \mathbf{u}^{(j)},$$

$$\mathbf{x}^* = \sum_{j=1}^n \mathbf{x}^{(j)},$$

则有

$$A^T \mathbf{u}^* = \sum_{j=1}^n A^T \mathbf{u}^{(j)} \geq \mathbf{0},$$

$$A \mathbf{x}^* = \sum_{j=1}^n A \mathbf{x}^{(j)} = \mathbf{0},$$

$$\mathbf{x}^* - \sum_{j=1}^n \mathbf{x}^{(j)} \geq \mathbf{0}$$

及由

$$A^T_j \mathbf{u}^* + \mathbf{x}_j^* = \sum_{k=1}^n (A^T_j \mathbf{u}^{(k)} + x_j^{(k)}) \geq A^T_j \mathbf{u}^{(j)} + x_j^{(j)} > 0$$
$$(j = 1, 2, \dots, n)$$

推出

$$A^T \mathbf{u}^* + \mathbf{x}^* > \mathbf{0}.$$

引理 1.1 证完。

有了这个引理，很容易证明下述

引理 1.2. 线性不等式组

$$\mathbf{v} \geq \mathbf{0}, \quad G^T \mathbf{v} \geq \mathbf{0},$$

与

$$-G \mathbf{x} \geq \mathbf{0}, \quad \mathbf{x} \geq \mathbf{0}$$

有解 \mathbf{v}^* 和 \mathbf{x}^* 满足

$$\mathbf{v}^* - G \mathbf{x}^* > \mathbf{0},$$

$$G^T \mathbf{v}^* + \mathbf{x}^* > \mathbf{0}.$$

容易看出，引理 1.2 是定理 1.1 中取 $A = 0, B = 0, D = 0, C = G$ 的特殊情形，表明这还是一对对偶线性不等式组。

证 在引理 1.1 中我们取 $A = (I \quad G)$ ，于是有解 \mathbf{v}^* 及 $\begin{pmatrix} \mathbf{w}^* \\ \mathbf{x}^* \end{pmatrix}$

满足

$$(I - G^T)^T v^* \geq 0, \quad (I - G) \begin{pmatrix} w^* \\ x^* \end{pmatrix} = 0,$$

$$\begin{pmatrix} w^* \\ x^* \end{pmatrix} \geq 0, \quad (I - G^T)^T v^* + \begin{pmatrix} w^* \\ x^* \end{pmatrix} > 0.$$

其中 I 为一单位矩阵. 从第一式求出 $v^* \geq 0, G^T v^* \geq 0$, 从第二、三式求出 $-Gx^* \geq 0, x^* \geq 0$, 从第二、四式求出 $v^* - Gx^* > 0$ 及 $G^T v^* + x^* > 0$. 引理 1.2 证完.

现在证明定理 1.1.

证 在引理 1.1 中取

$$G = \begin{pmatrix} -A & -B & B \\ A & B & -B \\ C & D & -D \end{pmatrix},$$

相应地将 v 扩大为

$$\begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ v \end{pmatrix},$$

将 x 扩大为

$$\begin{pmatrix} x \\ y_1 \\ y_2 \end{pmatrix},$$

则存在

$$u_1^* \geq 0, u_2^* \geq 0, v^* \geq 0; x^* \geq 0, y_1^* \geq 0, y_2^* \geq 0$$

满足

$$\left. \begin{array}{l} -A^T u_1^* + A^T u_2^* + C^T v^* \geq 0, \\ -B u_1^* + B^T u_2^* + D^T v^* \geq 0, \\ B^T u_1^* - B^T u_2^* - D^T v^* \geq 0, \\ Ax^* + By_1^* - B_2 y_2^* \geq 0, \\ -Ax^* - By_1^* + B_2 y_2^* \geq 0, \\ -Cx^* - Dy_1^* + Dy_2^* \geq 0, \end{array} \right\} \begin{array}{l} \text{对应于 } G^T v \geq 0, \\ \text{对应于 } -Gx \geq 0. \end{array}$$

$v^* - Cx^* - Dy_1^* + Dy_2^* > 0$, 对应于 $v^* - Gx^* > 0$ 的最后一部分.

$-A^T u_1^* + A^T u_2^* + C^T v^* + x^* > 0$, 对应于 $G^T v^* + x^* > 0$ 的第一部分. 我们取

$$\begin{aligned} u^* &= u_2^* - u_1^*, \\ y^* &= y_1^* - y_2^* \end{aligned}$$

代入上面各式, 得出

$$\begin{aligned} A^T u^* + C^T v^* &\geq 0, \quad -Ax^* - By^* = 0, \\ B^T u^* + D^T v^* &= 0, \quad -Cx^* - Dy^* \geq 0, \\ A^T u^* + C^T v^* + x^* &\geq 0, \quad v^* - Cx^* - Dy^* > 0. \end{aligned}$$

为定理 1.1 所要证明的.

定理 1.2. 我们称

$$Kw \geq 0, \quad w \geq 0,$$

当 $K^T = -K$ 时为自对偶系统, 它有解 w^* 满足
 $Kw^* + w^* > 0$.

证 在引理 1.2 中取 $G = K^T = -K$,
 则存在 v^* 及 x^* 满足

$$\begin{aligned} v^* &\geq 0, \quad Kv^* \geq 0, \quad Kx^* \geq 0, \quad x^* \geq 0, \\ v^* + Kx^* &> 0, \quad Kv^* + x^* > 0. \end{aligned}$$

取

$$w^* = v^* + x^*,$$

便有

$$\begin{aligned} Kw^* &= K(v^* + x^*) = Kv^* + Kx^* \geq 0, \\ w^* &= v^* + x^* \geq 0, \\ Kw^* + w^* &= K(v^* + x^*) + v^* + x^* \\ &= v^* + Kx^* + Kv^* + x^* > 0. \end{aligned}$$

由此得证.

对偶线性不等式组还有一些结果, 这里就不予介绍了.

练习

1. (Farkas 引理) 若对所有满足

$$Ax \geq 0,$$

的 x 都有

$$b^T x \geq 0$$

成立, 则一定有 $y \geq 0$ 使

$$A^T y = b$$

成立.

其中 A 为 $m \times n$ 矩阵, b 为 n 维向量.

证明此引理.

2. 给出 Farkas 引理的几何解释.

3. 若

$$Ax \geq 0,$$

$$b^T x < 0$$

无解, 则

$$A^T y = b,$$

$$y \geq 0$$

一定有解.

1.2. 线性规划的对偶理论

定义 1.2. 我们称下述的数学问题为线性规划问题:
(LP): 极大化

$$S = c^T x \quad (1.4)$$

满足于约束条件

$$Ax \leq b, \quad (1.5)$$

$$x \geq 0. \quad (1.6)$$

其中 c 是一个给定的 n 维向量, 称为价值系数向量, 或目标函数系数向量. $S = c^T x$ 被称为目标函数. x 为未知量, 也是一个 n 维向量. A 为一给定的 $m \times n$ 矩阵. 称为技术状态矩阵, 或约束条件系数矩阵. b 为给定的 m 维列向量, 称为要求向量, 或约束条

件右端向量. $Ax \leq b$, $x \geq 0$ 称为约束条件. 因为目标函数和约束条件中各函数都是自变量 x 的线性函数, 故称为线性规划问题. 在整个这本书中都将讨论这一类数学问题.

每一个线性规划问题中有三个给定的量, 即 c , A , b . 也可以说凡给定了 A , b , c 我们都可依(1.4), (1.5), (1.6)写出一个线性规划问题.

定义 1.3. 对应着每一个线性规划问题 (LP), 都可给出与其匹配的另一个线性规划问题:

(LD): 极小化

$$z = b^T y, \quad (1.7)$$

满足于约束条件

$$A^T y \geq c, \quad (1.8)$$

$$y \geq 0. \quad (1.9)$$

称 (LP) 为“原有”线性规划问题, 称 (LD) 为 (LP) 的“对偶”线性规划问题.

应该注意, 对偶线性规划一定要有一对线性规划问题. 没有一个“对偶”的线性规划存在, 就无所谓“原有”线性规划, 自不必说, 没有“原有”规划就更谈不上什么“对偶”线性规划问题了.

在一对对偶线性规划问题中, 所用的给定量都为 A , b , c . 有了 A , b , c 可以用 (1.4), (1.5), (1.6) 写出 (LP); 同时也可以用 (1.7), (1.8), (1.9) 写出 (LD). 所以 A , b , c 给定了, 问题 (LD) 也就给定了. 因此可以说沿以上的规律定义的对偶线性规划, 一旦 (LP) 给定了, (LD) 也是确定的.

因为极小化 $b^T y$ 与极大化 $-b^T y$ 相一致. $A^T y \geq c$ 与 $-A^T y \leq -c$ 相一致. 所以可以把 (LD) 改写成:

(LP'): 极大化

$$-z = -b^T y$$

满足于约束条件

$$\begin{aligned} -A^T y &\leq -c, \\ y &\geq 0. \end{aligned}$$

于是, 按上述的对偶规则, 可以写出 (LP') 的对偶线性规划问题:

$(LD)'$: 极小化

$$-s = \mathbf{c}^T \mathbf{x}$$

满足于约束条件

$$\begin{aligned} (-A^T)^T \mathbf{x} &\geq -\mathbf{b}, \\ \mathbf{x} &\geq \mathbf{0}. \end{aligned}$$

事实上, $(LP)'$ 就是前面的 (LD) , 而 $(LD)'$ 就是前面的 (LP) .

也就是说, 对于一个给定的线性规划问题 (LP) 我们可以根据对偶规则写出其对偶问题 (LD) . 对于新的线性规划问题 (LD) , 还可以根据对偶规则再写出 (LD) 的对偶, 此时给出的线性规划问题刚好是 (LP) 本身. 所以线性规划的对偶关系具有“对合”性质. 于是一对相互对偶的线性规划问题, 其中哪一个都可以称为原有问题, 而另一个称为它的对偶问题. 因此我们可以称 (LP) , (LD) 是一对互为对偶的线性规划问题.

对偶理论的提出是有深刻的实践背景的, 对此大家可以参阅书后参考文献.

一对对偶线性规划有一些很好的性质, 研究这些性质是数学规划对偶理论的重要内容. 为了研究这些性质, 首先引进一些概念.

定义 1.4. 容许解: 满足全部约束条件的向量称为容许解, 也可称为一个容许点.

如对问题 (LP) , 若有 \mathbf{x}° 满足 $A\mathbf{x}^\circ \leq \mathbf{b}$, $\mathbf{x}^\circ \geq \mathbf{0}$, 我们便称 \mathbf{x}° 为 (LP) 的一个容许解.

又如对问题 (LD) , 若有 \mathbf{y}° 满足 $A^T \mathbf{y}^\circ \geq \mathbf{c}$, $\mathbf{y}^\circ \geq \mathbf{0}$, 则称 \mathbf{y}° 为 (LD) 的一个容许解. 其中 $\mathbf{x} \geq \mathbf{0}$, $\mathbf{y} \geq \mathbf{0}$ 的约束条件且不可忽略. 有时把这种约束条件称为“平庸”的约束条件, 但这些约束条件不满足也不能称为容许解.

定义 1.5. 容许集合: 也有时称为容许区域, 容许集等. 所有容许点构成的集合称为容许集合.

因为可以把一个容许点称为一个容许解. 所以容许集合也就是容许解的集合,