2.2 线性规划的基本理论

本节介绍线性规划的基本理论,主要目的在于给出线性规划的最优性判别,为设计求解线性规划的算法提供理论基础,包括以下内容:

- 最优解存在性的几何刻画
 - 多面体相关性质
 - 最优性判别
- 对偶理论与最优性条件
 - 对偶问题
 - 对偶理论
 - 最优性条件

线性规划的可行域多是由超平面和半空间围成的区域,称之为多面体.本小节结合多的形状,给出其最优解的一个判别条件.

引理 2.2.1 假设 $x^0 \in \mathcal{S}$. x^0 是线性规划(2.1.2)的基可行解当且仅当 x^0 的正分量所对应的系数列向量线性无关.

证明 由基可行解的定义,引理的必要性易证.下面证明引理的充分性.不妨设 x^0 的前l个分量为正分量,那么 x^0 可写为

$$x^0 := (x_1^0, x_2^0, \dots, x_l^0, 0, 0, \dots, 0)^\top \in \mathbb{R}^n, \quad \sharp \mapsto x_j^0 > 0, \ \forall j \in \{1, 2, \dots, l\}.$$

设 x^0 的正分量对应的列向量 P_1, P_2, \ldots, P_l 线性无关. 由rank(A) = m, 可知 $l \le m$. 根据 $x^0 \in \mathcal{F}$ 可得 $Ax^0 = b$, 所以 $\sum_{j=1}^l x_j^0 P_j = b$.

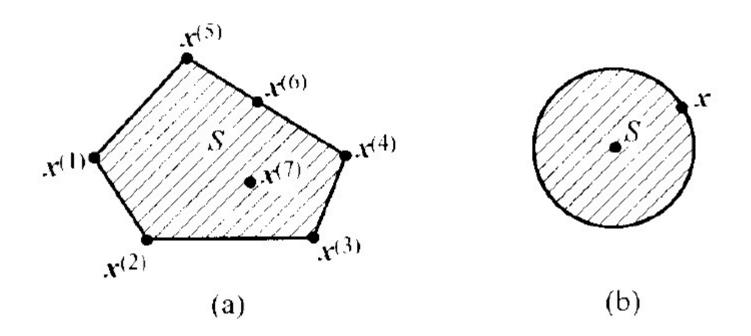
- 若l = m, 则($P_1 P_2 \dots P_m$)是线性规划(2.1.2)的一个基, 因此 x^0 是与此基对应的基可行解.
- 若l < m,则由rank(A) = m及线性代数的知识,可从 P_{l+1} , P_{l+2} , ..., P_n 中选出m l个向量,使得它们与 P_1, P_2, \ldots, P_l 一起构成(2.1.2)的一个基,因此 x^0 是与此基对应的基可行解.

引理得证.

定义 2.2.1 设 $\mathcal{F} \subseteq \mathbb{R}^n$ 为凸集且 $x \in \mathcal{F}$. 若 \mathcal{F} 中不存在两个不同点y,z及某一实数 $\alpha \in (0,1)$ 使得

$$x = \alpha y + (1 - \alpha)z,$$

则称x为 \mathscr{S} 的一个<mark>极点</mark>.



定理 2.2.1 假设 $x^0 \in \mathcal{F}$. x^0 是线性规划(2.1.2)的基可行解当且仅当 x^0 为可行域 \mathcal{F} 的极点.

证明 先证必要性. 不妨设 $x^0 := (x_1^0, x_2^0, \dots, x_l^0, 0, 0, \dots, 0)^{\mathsf{T}} \in \mathbb{R}^n$ 是线性规划(2.1.2)的一个基可行解, 其中 $x_j^0 > 0$ ($j \in \{1, 2, \dots, l\}$), 且 P_1, P_2, \dots, P_l 是 x^0 中正分量所对应的基向量. 那么由引理2.2.1,可知 P_1, P_2, \dots, P_l 线性无关.

假设 $y,z \in \mathcal{F}, \alpha \in (0,1), \ \exists x^0 = \alpha y + (1-\alpha)z. \ 那么由\alpha \in (0,1), y,z \ge 0$ 及 $x_j^0 = 0$ $(j \in \{l+1,l+2,\ldots,n\}),$ 可得

$$y_j = z_j = 0, \quad \forall j \in \{l+1, l+2, \dots, n\}.$$
 (2.2.1)

因此, 再由 $y,z \in \mathcal{F}$ 得: $\sum_{j=1}^{l} y_j P_j = b$ 和 $\sum_{j=1}^{l} z_j P_j = b$. 两式相减得

$$\sum_{j=1}^{l} (y_j - z_j) P_j = 0.$$

由于向量组 $P_1, P_2, ..., P_l$ 是线性无关的, 因而由上式可得: 对任意的 $j \in \{1, 2, ..., l\}$ 都有 $y_j = z_j$. 这与(2.2.1)式相结合可得y = z. 所以, 由定义2.2.1可知: x^0 为 \mathcal{F} 的极点.

再证充分性. 不妨设 $x^0 := (x_1^0, \ldots, x_l^0, 0, \ldots, 0)^{\mathsf{T}} \in \mathbb{R}^n$ 是 \mathscr{S} 的 极点, 其中 $x_j^0 > 0$ ($j \in \{1, \ldots, l\}$),且 P_1, \ldots, P_l 是 x^0 中正分量对应的系数列向量. 设 x^0 不是(2.1.2)的基可行解,则由引理2.2.1可知 P_1, P_2, \ldots, P_l 线性相关,即存在不全为零的数 $\alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_l$ 使得 $\sum_{j=1}^{l} \alpha_j P_j = 0$. 又由 $x^0 := (x_1^0, \ldots, x_l^0, 0, \ldots, 0)^{\mathsf{T}} \in \mathscr{F}$ 得 $\sum_{j=1}^{l} x_j^0 P_j = b$. 由以上两式可得

$$\sum_{j=1}^{l} (x_j^0 + \epsilon \alpha_j) P_j = b \quad \text{fl} \quad \sum_{j=1}^{l} (x_j^0 - \epsilon \alpha_j) P_j = b, \quad (2.2.2)$$

其中 $\epsilon > 0$. 记

$$x^{+} := (x_{1}^{0} + \epsilon \alpha_{1}, x_{2}^{0} + \epsilon \alpha_{2}, \dots, x_{l}^{0} + \epsilon \alpha_{l}, 0, 0, \dots, 0)^{\top} \in \mathbb{R}^{n},$$

$$x^{-} := (x_{1}^{0} - \epsilon \alpha_{1}, x_{2}^{0} - \epsilon \alpha_{2}, \dots, x_{l}^{0} - \epsilon \alpha_{l}, 0, 0, \dots, 0)^{\top} \in \mathbb{R}^{n}.$$

那么由(2.2.2)式可得 $Ax^+ = Ax^- = b$. 另外, 当 $\epsilon > 0$ 充分小时, 显然 有 $x^+ \ge 0$ 和 $x^- \ge 0$. 所以, 当 $\epsilon > 0$ 充分小时, 可得到

$$x^+, x^- \in \mathscr{F}, \quad x^+ \neq x^-, \quad \coprod x^0 = \frac{1}{2}x^+ + \frac{1}{2}x^-.$$

这与 x^0 为 \mathcal{F} 的极点相矛盾. 所以 x^0 是(2.1.2)的基可行解.

命题 **2.2.1** 若 $\mathscr{F} = \{x \in \mathbb{R}^n \mid Ax = b, x \geq 0\} \neq \emptyset$, 则 \mathscr{F} 有极点.

证明 任意取定 $z^0 \in \mathcal{F}$. 若 z^0 不是 \mathcal{F} 的极点,则存在两个不同点 $u^1,v^1 \in \mathcal{F}$ 和一个 $\lambda_0 \in (0,1)$ 使得 $z^0 = \lambda_0 u^1 + (1 - \lambda_0)v^1$. 下面构造一个点使其比 z^0 的零分量要多. 显然,对任意的实数 λ , 若记 $z := \lambda u^1 + (1 - \lambda)v^1$,则有Az = b;同时,若 z^0 的某个分量为零,则 u^1,v^1,z 的对应分量均零. 不妨设 v^1 至少有一个分量大于 u^1 的对应分量,并且记

$$\lambda_1 := \min \left\{ \frac{v_i^1}{v_i^1 - u_i^1} \mid v_i^1 > u_i^1 \ \forall i \in \{1, 2, \dots, n\} \right\}.$$

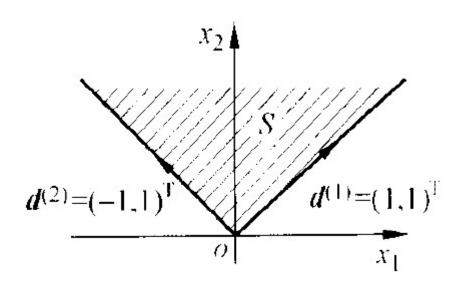
那么 $z^1 := \lambda_1 u^1 + (1 - \lambda_1) v^1 = v^1 + \lambda_1 (u^1 - v^1) \ge 0$,且 z^1 比 z^0 至少增加一个零分量. 若 z^1 是 \mathscr{S} 的极点, 得证; 否则, 重复以上过程, 由于 \mathscr{S} 中点的零分量个数不能无限增加, 因此, 以上过程, 或者在有限步内终止于 \mathscr{S} 的一个极点; 或者在第k步终止于 $z^k := 0$. 在后一种情况,有 $b = Az^k = 0$,且由 $0 = z^k = \lambda_k u^k + (1 - \lambda_k) v^k$ 和 $u^k, v^k \ge 0$ 可得: $u^k = v^k$,因此0是此种情况下的 \mathscr{S} 的极点.

结合定理2.2.1和命题2.2.1可得以下结论.

定理 2.2.2 假设 $\mathcal{P} \neq \emptyset$, 那么线性规划(2.1.2)存在基可行解.

假设 $C \subseteq \mathbb{R}^n$ 是一个凸集且 $d \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$,若对任意的 $x \in C$ 和 $\lambda > 0$,均有 $x + \lambda d \in C$,则称d为C的一个**方向**. 显然,若d是C的方向,则对任意的 $\alpha > 0$, $d^1 = \alpha d$ 也是C的方向,这是称d与 d^1 为相同的方向. 如果方向 $d = \lambda_1 d^1 + \lambda_2 d^2 (\lambda_1, \lambda_2 > 0)$,必有 $d^1 = \alpha d^2$,即当方向d不能表示成两个方向的正的线性组合时,则称d为C的极方向.

对于 $\mathscr{F} = \{x \in \mathbb{R}^n \mid Ax = b, x \geq 0\} \neq \emptyset$, \mathscr{F} 是无界集当且仅当它有极方向,且它的极方向个数是有限的.



下面的定理被称为线性规划的表示定理.

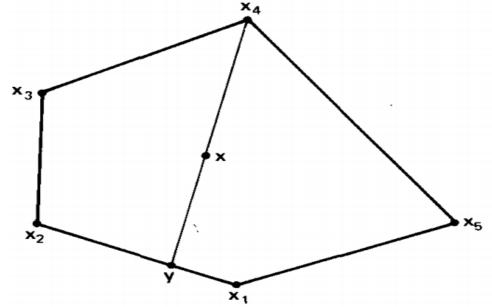
定理 2.2.3 假设 $\mathscr{F} = \{x \in \mathbb{R}^n \mid Ax = b, x \geq 0\}$ 的所有极点为 $x^1, x^2, ..., x^k$,极方向为 $d^1, d^2, ..., d^l$,则任意的 $x \in \mathscr{F}$ 当且仅当

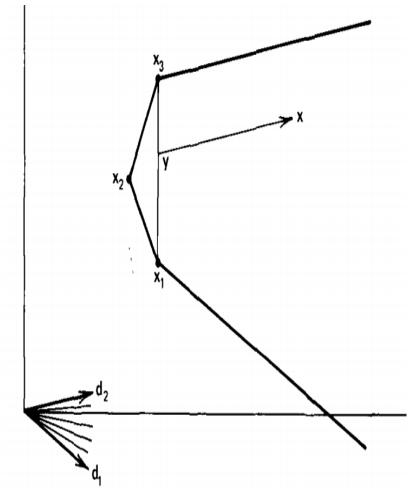
存在一组 λ_i 和 μ_j , 使得

$$x = \sum_{i=1}^k \lambda_i x^i + \sum_{j=1}^l \mu_j d^j,$$

$$\lambda_i \ge 0 \ \forall i \in \{1, 2, \dots, k\}, \quad \sum_{i=1}^k \lambda_i = 1$$

 $\mu_j \ge 0 \ \forall j \in \{1, 2, \dots, l\}.$





定理 2.2.4 若线性规划(2.1.2)存在最优解, 那么它必定存在某个基可行解是其最优解. 线性规划(2.1.2)有最优解当且仅当对可行域 \mathcal{S} 的所有极方向d, 均有 $c^{\mathsf{T}}d \geq 0$.

证明 假设多的所有极点为 $x^1, x^2, ..., x^k$ ($k \ge 1$), 极方向为 d^1 , $d^2, ..., d^l$ ($l \ge 0$), 则对任意的一点 $x \in \mathcal{F}$, 存在一组 λ_i 和 μ_j , 使得

$$x = \sum_{i=1}^{k} \lambda_{i} x^{i} + \sum_{j=1}^{l} \mu_{j} d^{j},$$

$$\lambda_{i} \geq 0 \ \forall i \in \{1, 2, \dots, k\}, \quad \sum_{i=1}^{k} \lambda_{i} = 1,$$

$$\mu_{j} \geq 0 \ \forall j \in \{1, 2, \dots, l\}.$$

因此,线性规划(2.1.2)可转化为以 λ_i 和 μ_i 为变量的线性规划:

min
$$\sum_{i=1}^{k} (c^{\top} x^{i}) \lambda_{i} + \sum_{j=1}^{l} (c^{\top} d^{j}) \mu_{j}$$

s.t. $\lambda_{i} \geq 0 \ \forall i \in \{1, 2, \dots, k\}, \quad \sum_{i=1}^{k} \lambda_{i} = 1,$
 $\mu_{j} \geq 0 \ \forall j \in \{1, 2, \dots, l\}.$

由于 μ_j 可以任意地大,所以对某个极方向 d^j 有 $c^{\mathsf{T}}d^j < 0$,则该线性规划的目标函数无下界. 若对所有的 $j \in \{1, 2, ..., l\}$ 均有 $c^{\mathsf{T}}d^j \geq 0$,或者不存在极方向,记

$$c^{\top} x^p := \min\{c^{\top} x^i \mid i \in \{1, 2, \dots, k\}\},\$$

则(2.1.2)的目标函数值不小于 $c^{\mathsf{T}}x^{p}$. 令 $\lambda_{p} = 1$ 且其余的 λ_{i} 和所有的 μ_{i} 都为0, 显然就得到了线性规划(2.1.2)的最优值 $c^{\mathsf{T}}x^{p}$.

注 (1) 定理2.2.4的第一个结论表明: 若线性规划(2.1.2)存在最优解, 那么可以从其可行域多的顶点中来找最优解. (2) 由于可行域多的任意一个方向可以表示成它的极方向的正的线性组合, 所以由定理2.2.4的第二个结论可得: 线性规划(2.1.2)有最优解当且仅当对可行域多的所有方向d, 均有 $c^{T}d \geq 0$.

回忆可行域 \mathcal{F} 的顶点个数最多为 C_n^m 个. 当n, m较小时, C_n^m 也较小, 可先找出所有的基可行解, 然后比较基可行解对应的目标函数值来获得最优解. 然而, 当n, m较大时, C_n^m 也很大, 以上穷举法是不可行的, 需要按照一定的规则从基可行解中找线性规划(2.1.2)的最优解.

定理2.2.4为下一节求解线性规划的单纯形算法提供了理论基础.

一、对偶规划问题 考虑以下线性规划问题:

$$\min \quad c^{\top} x
\text{s.t.} \quad Ax \ge b, \quad x \ge 0.$$
(2.2.3)

假设问题(2.2.3)的可行域*ℱ*非空,一个重要的问题是:如何系统地找目标函数在可行域上尽可能大的下界?

对任意的 $y \in \mathbb{R}_{+}^{m}$, 由 $Ax \geq b$ 可得: $b^{T}y \leq (Ax)^{T}y = x^{T}(A^{T}y)$. 如果 $A^{T}y \leq c$, 那么 $b^{T}y \leq c^{T}x$. 这表明: $b^{T}y$ 是问题(2.2.3)中目标函数的一个下界. 进而, 以下线性规划问题的最优值是问题(2.2.3)中目标函数在其可行域上的最大下界:

$$\begin{aligned} & \max \quad b^{\top} y \\ & \text{s.t.} \quad A^{\top} y \leq c, \quad y \geq 0. \end{aligned} \tag{2.2.4}$$

称问题(2.2.4)为线性规划问题(2.2.3)的对偶问题, 其中每个 y_i ($i = 1, \dots, m$)称为对偶变量. 称问题(2.2.3)为原问题.

原问题(2.2.3)与对偶问题(2.2.4)具有以下五个特点:

- 从目标函数和线性不等式约束来看,"min, ≥"与"max, ≤"相 对应;
- 两个问题约束条件的系数矩阵互为转置;
- 价格系数向量和右端向量在两个问题中的位置互换;
- 每个问题的变量个数等于另一个问题中不等式约束条件的 个数;
- 两个问题中的变量皆为非负.

定理 2.2.5 (对合性) 线性规划(2.2.4)的对偶规划是问题(2.2.3).

证明 考虑线性规划问题:

min
$$(-b)^{\top} y$$

s.t. $(-A)^{\top} y \ge -c, y \ge 0.$ (2.2.5)

显然,问题(2.2.5)与对偶问题(2.2.4)有相同的最优解集且最优值 互为相反数. 按照对偶规划的定义知:问题(2.2.5)的对偶规划为

$$\max (-c)^{\top} x$$

s.t. $(-A)x \le -b, x \ge 0.$ (2.2.6)

易知问题(2.2.6)与原问题(2.2.3)具有相同的最优解集并且最优值 互为相反数. 因此, 对偶规划(2.2.4)的对偶问题是原规划(2.2.3). □

定理 2.2.6 如果线性规划问题(2.2.3)的第k ($1 \le k \le m$)个约束为等式约束,即 $a_{k1}x_1 + a_{k2}x_2 + \cdots + a_{km}x_m = b_k$,那么对偶规划问题(2.2.4)中对应的第k个变量 y_k 为自由变量.

证明 线性规划问题(2.2.3)等价于 min
$$c_1x_1 + c_2x_2 + \cdots + c_nx_n$$
 s.t. $a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n \ge b_1$, $a_{k1}x_1 + a_{k2}x_2 + \cdots + a_{km}x_m \ge b_k$, $-a_{k1}x_1 - a_{k2}x_2 - \cdots - a_{km}x_m \ge -b_k$, $a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \cdots + a_{mn}x_n \ge b_m$, $x_1, x_2, \cdots, x_n \ge 0$,

 $\phi_{y_k} := y_k' - y_k''$, 则 y_k 就是自由变量.

其对偶规划为

$$\max b_{1}y_{1} + \cdots + b_{k-1}x_{k-1} + b_{k}(y'_{k} - y''_{k}) + b_{k+1}y_{k+1} + \cdots + b_{m}y_{m}$$
s.t.
$$a_{11}y_{1} + \cdots + a_{(k-1)1}y_{k-1} + a_{k1}(y'_{k} - y''_{k}) + a_{(k+1)1}y_{k+1} + \cdots + a_{m1}y_{m} \leq c_{1},$$

$$\cdots \cdots$$

$$a_{1n}y_{1} + \cdots + a_{(k-1)n}y_{k-1} + a_{kn}(y'_{k} - y''_{k}) + a_{(k+1)n}y_{k+1} + \cdots + a_{mn}y_{m} \leq c_{n},$$

$$y_{1}, \dots, y_{k-1}, y'_{k}, y''_{k}, y_{k+1}, \dots, y_{m} \geq 0,$$

定理 2.2.7 若线性规划(2.2.3)的第l ($1 \le l \le n$)个变量为自由变量,那么对偶规划(2.2.4)中对应的第l个约束为等式约束.

利用对偶规划的定义,结合定理2.2.6和定理2.2.7,对任意的连续型线性规划可直接写出其对偶规划.例如:线性规划

$$\min \quad c^{\top} x
\text{s.t.} \quad Ax \ge b$$
(2.2.7)

的对偶规划为

$$\max \quad b^{\top} y$$
s.t. $A^{\top} y = c, \quad y \ge 0;$ (2.2.8)

一般线性规划问题

$$\min \quad c^{\top} x
\text{s.t.} \quad Ax = b, \quad x \ge 0$$
(2.2.9)

的对偶规划为

$$\begin{aligned} & \max \quad b^{\top} y \\ & \text{s.t.} \quad A^{\top} y \leq c. \end{aligned} \tag{2.2.10}$$

例 2.2.1 写出以下线性规划问题的对偶规划:

min
$$x_1 - 2x_2 - 3x_3 + 4x_4$$

s.t. $3x_1 - 2x_2 + x_3 \ge 10$,
 $-4x_1 + x_2 + 2x_3 - x_4 = 6$,
 $-2x_1 + x_3 + 2x_4 \ge 2$,
 $x_1 \ge 0, x_2 \ge 0, x_3$ 为自由变量, $x_4 \ge 0$.

解 设对偶变量为y1, y2, y3, 那么所求对偶规划为

max
$$10y_1 + 6y_2 + 2y_3$$

s.t. $3y_1 - 4y_2 - 2y_3 \le 1$,
 $-2y_1 + y_2 \le -2$,
 $y_1 + 2y_2 + y_3 = -3$,
 $-y_2 + 2y_3 \le 4$,
 $y_1 \ge 0, y_2$ 为自由变量, $y_3 \ge 0$.

二、对偶理论由于不同形式的线性规划之间可以相互转化,所以,不失一般性,下面以原线性规划(2.2.7)和对偶线性规划(2.2.8)这一对问题为例,讨论线性规划的对偶理论.

定理 2.2.8 (弱对偶定理) 线性规划(2.2.7)中任一可行解对应的目标函数值不小于其对偶规划(2.2.8)中任一可行解对应的目标函数值.

证明 设 x^* 是问题(2.2.7)的任一可行解,则 $Ax^* \ge b$. 设 y^* 是问题(2.2.8)的任一可行解,则 $A^Ty^* = c \perp y^* \ge 0$. 所以,

$$b^{\mathsf{T}}y^* \le (Ax^*)^{\mathsf{T}}y^* = (x^*)^{\mathsf{T}}A^{\mathsf{T}}y^* = (x^*)^{\mathsf{T}}c.$$

结论得证.

推论 2.2.1 假设 x^* , y^* 分别是原线性规划(2.2.7)和其对偶线性规划(2.2.8)的可行解且 $c^Tx^* = b^Ty^*$, 那么 x^* , y^* 分别是原线性规划(2.2.7)和对偶线性规划(2.2.8)的最优解.

证明 设*x*是问题(2.2.7)的任一可行解, 由弱对偶定理, 则有 $c^Tx \ge b^Ty^*$. 于是可得 $c^Tx \ge c^Tx^*$. 故 x^* 是原线性规划(2.2.7)的最优解. 类似可证: y^* 是对偶线性规划(2.2.8)的最优解.

- 推论 2.2.2 (i) 如果原线性规划(2.2.7)可行但无下界, 那么其对偶线性规划(2.2.8)无可行解.
 - (ii) 如果对偶线性规划(2.2.8)可行但无上界, 那么原线性规划问题(2.2.7)无可行解.

证明 只证(*i*),类似可证(*ii*). 用反证法. 假设对偶线性规划(2.2.8) 存在可行解, 令为 y^0 , 那么对原线性规划(2.2.7)的任一可行解x, 由弱对偶定理可知: $c^T x \ge b^T y^0$. 这与原线性规划(2.2.7)无下界相矛盾.

定理 2.2.9 (强对偶定理) 考虑原问题(2.2.7)和对偶问题(2.2.8). 下面五个命题是等价的:

- (i) 原线性规划(2.2.7)可行且有下界.
- (ii) 对偶线性规划(2.2.8)可行且有上界.
- (iii) 原线性规划(2.2.7)存在最优解.
- (iv) 对偶线性规划(2.2.8)存在最优解.
- (v) 原线性规划(2.2.7)和对偶线性规划(2.2.8)均可行.

另外, 在任何一种情况下, 原、对偶线性规划的最优值相等.

证明 首先证明"(*i*) \Longrightarrow (*iv*)": 令 c^* := $\inf_x \{c^\top x \mid Ax \ge b\}$. 由于原规划(2.2.7)可行且有下界, 因而对任意满足 $Ax \ge b$ 的x都有 $c^\top x \ge c^*$. 进而, 不等式组 $-c^\top x > -c^*$, $Ax \ge b$ 无解, 即: 不等式组

$$[-A \ b] \begin{pmatrix} x \\ 1 \end{pmatrix} \le 0, \quad \begin{pmatrix} -c \\ c^* \end{pmatrix}^{\mathsf{T}} \begin{pmatrix} x \\ 1 \end{pmatrix} > 0 \qquad Ax \le 0, \quad b^{\mathsf{T}}x > 0; \\ A^{\mathsf{T}}y = b, \quad y \ge 0.$$

无解. 由Farkas引理(引理1.3.1), 可知存在非负向量 $y^* \in \mathbb{R}^m$ 使得

$$[-A \ b]^{\mathsf{T}} y^* = \begin{pmatrix} -c \\ c^* \end{pmatrix}, \quad []: \quad A^{\mathsf{T}} y^* = c, \quad b^{\mathsf{T}} y^* = c^*$$

成立. 这表明: y^* 是对偶线性规划(2.2.8)的一个可行解且对应的目标函数值等于 c^* ; 再由弱对偶定理,可知对偶线性规划(2.2.8)的任一个可行解对应的目标函数值小于等于 c^* . 因此, y^* 是对偶线性规划(2.2.8)的一个最优解, 即(iv)成立.

注意到: "(iv) \Longrightarrow (ii)"是显然的; 由对合性定理和结论"(i) \Longrightarrow (iv)"知: "(ii) \Longrightarrow (iii)"成立; 且"(iii) \Longrightarrow (i)"是显然的, 所以得到命题(i), (ii), (ii), (iv)是等价的.

现在证明(iii)与(v)等价. 一方面, 如果(iii)成立, 那么(iv)也成立, 由(iii)和(iv)显然得到(v)成立, 即"(iii) \Longrightarrow (v)"成立; 另一方面, 假设(v)成立, 由于对偶线性规划(2.2.8)的任一个可行解对应的目标函数值是原线性规划的一个下界, 因而(i)成立, 进而(iii)成立, 即"(v) \Longrightarrow (iii)"成立. 由此,可证得上述五个命题等价.

最后证明原、对偶线性规划的最优值相等. 由于五个命题是等价的, 因此只需证明在命题(i)下的结论成立即可. 由命题(i)成立, 则原、对偶线性规划均存在最优解. 在此情况下, 在"(i) \Longrightarrow (iv)"的证明中定义的c*是原线性规划的最优值, 再由"(i) \Longrightarrow (iv)"的证明, 可知原、对偶线性规划的最优值相等.

三、最优性条件由于线性规划之间可以相互转化,不失一般性,下面以原线性规划(2.2.9)和对偶线性规划(2.2.10)这一对优化问题为例,讨论线性规划最优解的判别条件.

定理 2.2.10 (互补松弛条件) 设 x^* , y^* 分别是原线性规划(2.2.9)和对偶线性规划(2.2.10)的可行解. 则 x^* , y^* 分别是原线性规划(2.2.9)和对偶线性规划(2.2.10)的最优解当且仅当(x^*) $^{\mathsf{T}}$ ($A^{\mathsf{T}}y^* - c$) = 0.

证明 先证必要性. 由于原、对偶线性规划存在最优解, 因而由强对偶定理可知它们的最优值相等, 即 $c^{T}x^{*} = b^{T}y^{*}$. 将 $b = Ax^{*}$ 代入上式, 即可得到 $(x^{*})^{T}(A^{T}y^{*} - c) = 0$.

再证充分性. 由 $(x^*)^{\mathsf{T}}(A^{\mathsf{T}}y^* - c) = 0$ 和 $Ax^* = b$ 可得

$$c^{\mathsf{T}}x^* = (x^*)^{\mathsf{T}}A^{\mathsf{T}}y^* = (Ax^*)^{\mathsf{T}}y^* = b^{\mathsf{T}}y^*.$$

再由推论2.2.1, 可得 x^* , y^* 分别是原线性规划(2.2.9)和对偶线性规划(2.2.10)的最优解.

定理2.2.10实际上给出了线性规划最优解的判别条件.

定理 2.2.11 (最优性条件) 设 \mathcal{F} , \mathcal{D} 分别表示原线性规划 (2.2.9) 和对偶线性规划(2.2.10)的可行域. 则 $x^* \in \mathbb{R}^n$, $y^* \in \mathbb{R}^m$ 分别是原线性规划(2.2.9)和对偶线性规划(2.2.10)的最优解当且仅当 $x^* \in \mathbb{R}^n$, $y^* \in \mathbb{R}^m$ 满足以下条件:

$$x^* \in \mathscr{F}, \quad y^* \in \mathscr{D}, \quad (x^*)^\top (A^\top y^* - c) = 0.$$

通过引入松弛变量s, 对偶线性规划(2.2.10)可转化为:

$$\begin{aligned} & \max \quad b^{\top} y \\ & \text{s.t.} \quad A^{\top} y + s = c, \quad s \geq 0. \end{aligned} \tag{2.2.11}$$

因此,定理2.2.11可叙述如下:

定理 2.2.12 (最优性条件) $x^* \in \mathbb{R}^n$, $(y^*, s^*) \in \mathbb{R}^m \times \mathbb{R}^n$ 分别是原线性规划(2.2.9)和对偶线性规划(2.2.11)的最优解当且仅当下面的等式与不等式组成立:

$$\begin{cases} Ax^* = b, \\ A^{\top}y^* + s^* = c, \\ x^* \ge 0, \quad s^* \ge 0, \quad (x^*)^{\top}s^* = 0. \end{cases}$$
 (2.2.12)

最优性条件为求解原、对偶线性规划的最优解提供了理论基础. 例如: 可以通过求解等式与不等式组(2.2.12)式来求解原线性规划(2.2.9)和对偶线性规划(2.2.11)的最优解.

2.2 基本理论 — 作业

2.5 写出下列线性规划问题的对偶规划.

(2) min
$$3x_1 + 2x_2 + x_3 + 4x_4$$

s.t. $2x_1 + 4x_2 + 3x_3 + x_4 = 6$,
 $-2x_1 + 3x_2 - x_3 \ge 3$,
 $x_1, x_2, x_3, x_4 \ge 0$.

(4) $\min c^{\top}x$ s.t. $Ax = b, l \le x \le u$, 其中l, u是变量x的上下界向量.

2.6 设 x^* , y^* 分别为以下两个问题的可行解:

(I)
$$\begin{aligned} & \min \quad c^\top x \\ & \text{s.t.} \quad Ax \geq b, x \geq 0. \end{aligned} \end{aligned} \qquad \begin{aligned} & \min \quad b^\top y \\ & \text{s.t.} \quad A^\top y \leq c, y \geq 0. \end{aligned}$$

试证明: $c^{\mathsf{T}}x^* \geq b^{\mathsf{T}}y^*$.

2.2 基本理论 — 作业

2.7 设 z^* , s^* 分别为以下两个优化问题的最优值:

(I)
$$\min_{\mathbf{s.t.}} c^{\mathsf{T}} x$$

$$\sup_{\mathbf{s.t.}} Ax = b, x \ge 0.$$
 (II)
$$\sup_{\mathbf{s.t.}} c^{\mathsf{T}} x$$

$$\sup_{\mathbf{s.t.}} Ax = b + d, x \ge 0.$$

若 y^* 是问题(I)对偶问题的最优解. 试证明: $z^* + d^T y^* \le s^*$.

2.9 给定一个线性规划问题:

min
$$4x_1 + 3x_2 + x_3$$

s.t. $x_1 - x_2 + x_3 \ge 1$,
 $x_1 + 2x_2 - 3x_3 \ge 2$,
 $x_1, x_2, x_3 \ge 0$.

假设已知该问题的对偶问题的最优解为 $(y_1,y_2)^T = (5/3,7/3)^T$. 试利用线性规划的最优性条件求出原问题的最优解.