

# 数理解析研究所 院試過去問解答 専門科目 (線形計画法)

nabla \*

2024 年 11 月 7 日

## 目 次

はじめに	2
平成 24 年度 (2011 年 8 月実施)	3
平成 23 年度 (2010 年 8 月実施)	4
平成 22 年度 (2009 年 8 月実施)	5
平成 21 年度 (2008 年 8 月実施)	7
平成 20 年度 (2007 年 8 月実施)	8
平成 19 年度 (2006 年 8 月実施)	9
平成 18 年度 (2005 年 8 月実施)	11
平成 17 年度 (2004 年 8 月実施)	12
平成 16 年度 (2003 年 8 月実施)	14
平成 14 年度 (2001 年 8 月実施)	15
平成 13 年度 (2000 年 8 月実施)	17
平成 12 年度 (1999 年 8 月実施)	19

---

\*Twitter: @nabla\_delta

## はじめに

数理研の院試問題の解答です。一部の問題には図がありましたが，入れるのがめんどくさいので省略してあります。解答が正しいという保証はありません。また，一部の解答は [math.stackexchange.com](https://math.stackexchange.com) で見つけたものを参考にしてしています。別解がある（かもしれない）場合でも解答は一つだけしか書いてありませんし，ここの解答より簡単な解答もあるかもしれません。この文書を使用して何らかの不利益が発生しても，私は責任を負いません。転載は禁止です。

## 平成 24 年度 (2011 年 8 月実施)

### 問 10

有限点集合  $U, V$ , 辺集合  $E = U \times V$  からなる完全 2 部グラフ  $G = (U, V; E)$  を考える. ただし,  $|U| = |V|$  とする. 辺部分集合  $M \subseteq E$  に対して, 端点集合  $\partial M$  が  $|\partial M| = 2|M|$  を満たすとき,  $M$  を マッチングという. 各辺  $e \in E$  には実数値  $w(e)$  が与えられているものとする. 点部分集合  $X \subseteq U$  に対して,  $\partial M \cap U = X$  となるマッチング  $M$  の中での  $w(M) = \sum_{e \in M} w(e)$  の最小値を  $f(X)$  と書く. このとき, 任意の  $X, Y \subseteq U$  に対して,

$$f(X) + f(Y) \leq f(X \cup Y) + f(X \cap Y)$$

が成り立つことを示せ.

解答. 任意の  $X \subset U$  と  $s, t \in U \setminus X$  に対し

$$f(X \cup \{s\}) - f(X) \leq f(X \cup \{s, t\}) - f(X \cup \{t\}) \quad (*)$$

が成り立つとする. この時  $Y = X \cup \{y_1, \dots, y_n\}$  ( $y_i \notin X$ ) に対し

$$\begin{aligned} f(X \cup \{s\}) - f(X) &\leq f(X \cup \{s, y_1\}) - f(X \cup \{y_1\}) \\ &\leq \dots \leq f(X \cup \{s, y_1, \dots, y_n\}) - f(X \cup \{y_1, \dots, y_n\}) \\ &= f(Y \cup \{s\}) - f(Y) \end{aligned}$$

となるから,  $f$  の優モジュラ性が従う. よって  $(*)$  を示せば十分.

$f(X), f(X \cup \{s, t\})$  を実現するマッチングをそれぞれ  $M, M_{s,t}$  とおく.  $M \cup M_{s,t}$  を,  $\partial M_s \cap U = X \cup \{s\}, \partial M_t \cap U = X \cup \{t\}$  なるマッチング  $M_s, M_t$  に分割できれば,  $f$  の定義から  $(*)$  が従う. これを示そう.  $M \cup M_{s,t}$  における頂点  $p$  の次数は  $p = s, t$  の時 1,  $p \in X$  の時 2,  $p \in V$  の時 2 以下である.  $M \cup M_{s,t}$  の連結成分を  $C_1, \dots, C_n$  とおく. まず  $C_i$  は閉路を持たないことを示す.  $C_i$  が閉路を持つとすると, 頂点の次数から  $C_i$  は一つの閉路である. また  $s, t$  の次数から  $C_i$  の頂点は  $X, V$  の点からなるから,  $C_i$  を共通部分を持たない 2 つのマッチングに分解できる. この時重みの和が真に小さいマッチングがあれば, これを用いることで  $f(X) + f(X \cup \{s, t\})$  はより小さくなり  $f$  の最小性に反する. 重みの和が等しければ, 片方のマッチングを用いることで  $f(X) + f(X \cup \{s, t\})$  の値を変えないまま閉路を解消できる. これで示せた. これより  $C_i$  は各頂点の次数が高々 2 の木である. よって頂点  $v_1, \dots, v_k \in X \cup \{s, t\} \cup V$  が存在して,  $C_i$  は折れ線  $(v_1, v_2), (v_2, v_3), \dots, (v_{n-1}, v_n)$  となる. これは  $U, V$  の頂点を交互につなげるから,

$$M_{i,0} = \{(v_{2j-1}, v_{2j}); 1 \leq j \leq \lfloor n/2 \rfloor\}, \quad M_{i,1} = \{(v_{2j}, v_{2j+1}); 1 \leq j \leq \lfloor (n-1)/2 \rfloor\}$$

とおけば, これらは共通部分を持たないマッチングである.  $M \cup M_{s,t}$  の  $s, t$  から出る唯一の辺をそれぞれ  $e_s, e_t$  とおく. 今  $s, t \in C_i$  なら, 頂点の次数から  $e_s \in M_{i,0}, e_t \in M_{i,1}$  または  $e_s \in M_{i,0}, e_t \in M_{i,1}$  のいずれかだから,  $M_{i,j}$  が  $e_s, e_t$  を 2 本とも含むことはない. よって  $e_s \in M_{i_1, j_1}, e_t \in M_{i_2, j_2}$  とする時,

$$M_s = M_{i_1, j_1} \cup M_{i_2, 1-j_2} \cup \bigcup_{i \neq i_1, i_2} M_{i,1}, \quad M_t = M_{i_2, j_2} \cup M_{i_1, 1-j_1} \cup \bigcup_{i \neq i_1, i_2} M_{i,2}$$

は求める分割である. □

# 平成 23 年度 (2010 年 8 月実施)

## 問 10

2 個以上の元を含む有限集合  $S$  と関数  $d : S \times S \rightarrow \mathbb{R}$  を考える. ただし, 任意の  $u \in S$  に対して  $d(u, u) = 0$  を満たし, 任意の  $u, v \in S$  に対して  $d(u, v) = d(v, u) \geq 0$  を満たすものとする.  $S$  の任意の空でない部分集合  $R$  に対して,

$$\sigma(R) = \max\{d(u, v) \mid u, v \in R\}$$

と定める.  $S$  の空でない部分集合  $R_1, R_2$  への分割のうちで,

$$\mu(R_1, R_2) = \max\{\sigma(R_1), \sigma(R_2)\}$$

が最小となるものを見つけない. 以下の問に答えよ.

- (i)  $S$  を頂点集合とする木  $T$  は 2 部グラフであること, すなわち頂点集合  $S$  を  $S_1, S_2$  に分割して,  $T$  の各辺が  $S_1$  の点と  $S_2$  の点を結ぶようにできることを示せ.
- (ii)  $S$  を頂点集合とする木  $T$  のうちで,

$$l(T) = \sum_{(u,v) \in E(T)} d(u, v) \quad (E(T) \text{ は } T \text{ の辺集合})$$

が最大となる木を見出し,  $T^*$  と表す. このとき,  $T^*$  から (i) で得られる  $S$  の分割  $(S_1^*, S_2^*)$  が  $\mu$  を最小にする分割であることを示せ.

解答. (i)  $T$  は木だから閉路を含まない. 今任意に  $v_1 \in S$  を取る. 任意の頂点  $v \in S$  に対し,  $v_1$  と  $v$  を結ぶ路は一意的に定まる. (もし複数あれば, それらの路を構成する辺から閉路が出来て矛盾.) よって  $T$  を  $v_1$  を根とする根付き木とみなせば, 深さの偶奇が等しい頂点同士は  $T$  の辺で結ばれることはない. そこで,  $v$  の深さが偶数の時  $v \in S_1$ , 奇数の時  $v \in S_2$  とすれば良い.

(ii)  $|S|$  についての帰納法で示す.  $|S| = 2$  の時は,  $S_1, S_2 \neq \emptyset$  だから明らか.  $|S| = n - 1$  の時正しいとする.  $|S| = n$  なる任意の  $S$  を取る. この  $S$  に対する  $T^*$  は木だから, 次数 1 の頂点を持つ. そのうちの一つ  $x \in S$  を任意に取り,  $x \in S_1$  なる  $S$  の任意の分割  $(S_1, S_2)$  を考える.  $S'_1 = S_1 \setminus \{x\}$  とおく. この時  $d(x, u_{i_1}) \geq \dots \geq d(x, u_{i_n})$  とすると,

$$\begin{aligned} \mu(S_1, S_2) &= \max\{\max\{\max\{d(u, v); u, v \in S'_1\}, \max\{d(x, v); v \in S'_1\}\}, \max\{d(u, v); u, v \in S_2\}\} \\ &= \max\{\mu(S'_1, S_2), \max\{d(x, v); v \in S'_1\}\} \\ &\begin{cases} = \max\{\mu(S'_1, S_2), d(x, u_{i_1})\} & (u_{i_1} \in S'_1) \\ \leq \max\{\mu(S'_1, S_2), d(x, u_{i_2})\} & (u_{i_1} \notin S'_1) \end{cases} \end{aligned}$$

となる. 帰納法の仮定から,  $\mu(S'_1, S_2)$  を最小にするものは,  $S'_1 \cup S_2$  を頂点とする木  $T'$  であって  $l(T')$  が最大となるものから (i) で得られる分割である. その木を  $T' = (V', E')$  とする.  $x$  を端点とする  $d(x, v)$  が最大となる  $v \in S$  を選び,  $T = (V, E)$  を  $V = V' \cup \{x\}, E = E' \cup \{(x, v)\}$  で定める. この時上の不等式より,  $T$  から (i) で得られる  $S$  の分割が  $\mu$  を最小にする. この  $T$  の構成法は,  $d$  を  $-1$  倍すれば最小全域木の構成法そのものであるから,  $T = T^*$  である. よって  $|S| = n$  の時も正しいので示された.  $\square$

# 平成 22 年度 (2009 年 8 月実施)

## 問 11

(i) ネットワーク・フローに関する最大流最小カット定理を正確に述べよ.

(ii) 非負整数  $\alpha_1 \geq \alpha_2 \geq \cdots \geq \alpha_m$  と  $\beta_1 \geq \beta_2 \geq \cdots \geq \beta_n$  が  $\sum_{i=1}^m \alpha_i = \sum_{j=1}^n \beta_j$  を満たしているものとする. 全ての  $k = 1, 2, \dots, n$  に対して

$$\sum_{i=1}^m \min\{\alpha_i, k\} \geq \sum_{j=1}^k \beta_j$$

が成り立つとき, かつそのときに限って

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^n q_{ij} &= \alpha_i & (i = 1, 2, \dots, m) \\ \sum_{i=1}^m q_{ij} &= \beta_j & (j = 1, 2, \dots, n) \end{aligned}$$

を満たし, 成分が 0 か 1 の  $m \times n$  行列  $Q = (q_{ij})$  が存在することを示せ.

解答. (i) 有向グラフ  $G = (V, E)$  上の  $s, t \in V$  をそれぞれ入口, 出口とするネットワークフローにおいて, 容量を  $c: E \rightarrow \mathbb{R}_{\geq 0}$ , フローを  $f: E \rightarrow \mathbb{R}_{\geq 0}$ , カットを  $X \subset V$  とする時  $\max_f v(f) = \min_X c(X, \bar{X})$  が成立する. ここで  $\bar{X} = V \setminus X$ ,

$$\begin{aligned} v(f) &= \sum_{(s,y) \in E} f(s,y) - \sum_{(x,s) \in E} f(x,s) \\ &= \sum_{(x,t) \in E} f(x,t) - \sum_{(t,y) \in E} f(t,y), \\ c(X, \bar{X}) &= \sum_{(x,y) \in (X, \bar{X})} c(x,y). \end{aligned}$$

(ii)  $I = \{1, \dots, m\}, J = \{1, \dots, n\}$  とおく. 有向グラフ  $G = (V, E)$  を次で定める:

$$V = \{s, t, x_i, y_j; (i \in I, j \in J)\}, \quad E = \{(s, x_i), (x_i, y_j), (y_j, t); (i \in I, j \in J)\}.$$

$c: E \rightarrow \mathbb{Z}_{\geq 0}$  を  $c(s, x_i) = \alpha_i, c(x_i, y_j) = 1, c(y_j, t) = \beta_j$  で定める.  $s$  を入口,  $t$  を出口,  $c$  を容量とする  $G$  上のネットワークフローを考える. この時条件を満たす行列  $Q$  が存在することと,  $G$  上に  $v(f) = \sum_{i=1}^m \alpha_i = \sum_{j=1}^n \beta_j$  となる整数値フロー  $f$  が存在することは同値である. ( $f(x_i, y_j) = q_{ij}$  とすれば良い.) さらに最大流最小カット定理から, これは  $\sum_{j=1}^n \beta_j \leq \min_X c(X, \bar{X})$  と同値. ここで  $\min_X$  はカット  $X \subset V$  全体を渡る.  $X$  が  $I_1 \subset I, J_1 \subset J$  を用いて  $X = \{s, x_i, y_j; i \in I_1, j \in J_1\}$  と書けるとする.  $I_2 = I \setminus I_1, J_2 = J \setminus J_1$  とおく.  $\alpha_1 \geq \cdots \geq \alpha_m, \beta_1 \geq \cdots \geq \beta_n$  だから

$$\begin{aligned} c(X, \bar{X}) &= \sum_{i \in I_2} c(s, x_i) + \sum_{i \in I_1, j \in J_2} c(x_i, y_j) + \sum_{j \in J_1} c(y_j, t) \\ &= \sum_{i \in I_2} \alpha_i + |I_1| |J_2| + \sum_{j \in J_1} \beta_j \\ &\geq \sum_{i=|I_1|+1}^m \alpha_i + |I_1| |J_2| + \sum_{j=|J_2|+1}^n \beta_j \\ &\geq \sum_{i=1}^m \min\{\alpha_i, |J_2|\} + \sum_{j=|J_2|+1}^n \beta_j \end{aligned}$$

である．最後の不等号は  $\alpha_i, |J_2| \geq \min\{\alpha_i, |J_2|\}$  による．今  $|J_2| \in \{0, 1, \dots, n\}$  を固定すると,  $\alpha_1 \geq \dots \geq \alpha_m$  だから, 最後の不等号で等号が成立する  $|I_1|$  が存在する．この時  $I_1 = \{1, \dots, |I_1|\}$ ,  $J_1 = \{|J_2| + 1, \dots, n\}$  とすれば最初の不等号でも等号が成立する．従って

$$\min_X c(X, \overline{X}) = \min_{0 \leq k \leq n} \left( \sum_{i=1}^m \min\{\alpha_i, k\} + \sum_{j=k+1}^n \beta_j \right)$$

なので

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^n \beta_j \leq \min_X c(X, \overline{X}) &\iff \sum_{j=1}^n \beta_j \leq \sum_{i=1}^m \min\{\alpha_i, k\} + \sum_{j=k+1}^n \beta_j \quad (\forall k = 0, 1, \dots, n) \\ &\iff \sum_{j=1}^k \beta_j \leq \sum_{i=1}^m \min\{\alpha_i, k\} \quad (\forall k = 1, \dots, n). \end{aligned}$$

□

## 平成 21 年度 (2008 年 8 月実施)

### 問 10

$A$  が実  $n$  次歪対称行列 ( $A^T = -A$ ,  $^T$  は転置) であるとき, 二つの線形不等式  $Ax \geq 0, Ax + x > 0$  を同時にみたす  $x \geq 0$  が存在することを示せ. ただし,  $x = (x_1, \dots, x_n)^T, y = (y_1, \dots, y_n)^T$  に対して,  $x \geq y$  は  $x_i \geq y_i (i = 1, \dots, n)$  を意味し,  $x > y$  は  $x \geq y$  かつ  $x \neq y$  を意味するものとする.

解答.  $v > 0$  となる  $v \in \mathbb{R}^n$  を任意に固定する. Farkas の補題から, 方程式  $(-A, I_n) \begin{pmatrix} x \\ x' \end{pmatrix} = -v$  (ここで  $x, x' \in \mathbb{R}^n$ ) は解  $\begin{pmatrix} x \\ x' \end{pmatrix} \geq 0$  を持つか,  $y^T(-A, I_n) \geq 0, y^T(-v) < 0$  なる  $y \in \mathbb{R}^n$  が存在するかのどちらかが成り立つ.

• 前者の時:  $\begin{pmatrix} x \\ x' \end{pmatrix} \geq 0$  より  $x \geq 0, x' \geq 0$ . また  $-Ax + x' = -v$  と  $v > 0$  より  $Ax = x' + v > 0$ . よって  $Ax + x > 0$  だから, この  $x$  が条件を満たす.

• 後者の時:

$$y^T(-A, I_n) = (-y^T A, y^T) = (y^T A^T, y^T) = ((Ay)^T, y^T)$$

だから  $Ay \geq 0, y \geq 0$ . ここで  $y^T(-v) < 0$  より  $y \neq 0$  だから, 第 2 式より  $y > 0$ . よって  $Ay + y > 0$  なので  $y$  は条件を満たす.  $\square$

# 平成 20 年度 (2007 年 8 月実施)

## 問 9

つぎの (I) と (II) が同値であることを示せ. ただし,  $k, m, n$  は  $1 \leq k \leq m-1$  をみたす正整数であり,  $a_{ij}$  ( $i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n$ ),  $b_i$  ( $i = 1, \dots, m$ ) は実定数である.

(I) 線形不等式系

$$\sum_{j=1}^n a_{ij} x_j \leq b_i \quad (i = 1, \dots, k),$$

$$\sum_{j=1}^n a_{ij} x_j < b_i \quad (i = k+1, \dots, m)$$

をみたす解  $x_j$  ( $j = 1, \dots, n$ ) が存在する.

(II) 線形不等式系

$$\sum_{i=1}^m a_{ij} y_i = 0 \quad (j = 1, \dots, n),$$

$$\sum_{i=1}^m b_i y_i \leq 0,$$

$$y_i \geq 0 \quad (i = 1, \dots, m),$$

$$\sum_{i=1}^k b_i y_i + \sum_{i=k+1}^m (b_i - 1) y_i < 0$$

をみたす解  $y_i$  ( $i = 1, \dots, m$ ) は存在しない.

解答.  $A \in M(m, n), x \in M(n, 1), y \in M(1, m), b \in M(m, 1), v \in M(m, 1)$  を

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix}, x = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ v_n \end{pmatrix}, y = (y_1, \dots, y_m), b = \begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_m \end{pmatrix}, v = \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix}$$

で定める. ただし  $v$  は 0 が  $k$  個並んだあと 1 が  $m-k$  個並ぶ縦ベクトルである. 線型計画問題 [P], [D] を

$$\begin{array}{ll} \text{[P]} & \text{Maximize} \quad 0 \\ & \text{subject to} \quad -b\lambda + Ax \leq b-v, \\ & \quad \lambda \geq 0 \end{array} \quad \begin{array}{ll} \text{[D]} & \text{Minimize} \quad y(b-v) \\ & \text{subject to} \quad yA = 0, \\ & \quad yb \leq 0, \\ & \quad y \geq 0 \end{array}$$

とする. ただし  $\lambda \in \mathbb{R}, x \in M(n, 1), y \in M(1, m)$  である. この時 [P], [D] は互いの双対問題である. [P], [D] の実行可能領域をそれぞれ  $\mathfrak{D}, \mathfrak{D}^*$  とおく.  $0 \in \mathfrak{D}^*$  だから  $\mathfrak{D}^* \neq \emptyset$  である.

• (I)  $\implies$  (II) : (I) を満たす  $x$  を  $x^* = (x_1^*, \dots, x_n^*)$  とし,

$$\varepsilon = \min \left\{ 1, \min_{k+1 \leq i \leq m} \left( b_i - \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j^* \right) \right\} \in (0, 1]$$

とする.  $i = k+1, \dots, m$  に対し  $\sum_{j=1}^n a_{ij} x_j^* \leq b_i - \varepsilon$  だから  $Ax^* \leq b - \varepsilon v$ , すなわち  $A(\frac{1}{\varepsilon} x^*) \leq \frac{1}{\varepsilon} b - v$ . よって  $(\lambda, x) = (\frac{1}{\varepsilon} - 1, \frac{1}{\varepsilon} x^*) \in \mathfrak{D}$  だから  $\mathfrak{D} \neq \emptyset$ . これと  $\mathfrak{D}^* \neq \emptyset$  から, 弱双対定理により  $\inf_{y \in \mathfrak{D}^*} y(b-v) \geq 0$ . 従って (II) が成立する.

• (II)  $\implies$  (I) :  $\mathfrak{D}^* \neq \emptyset$  と (II) から  $\inf_{y \in \mathfrak{D}^*} y(b-v) \geq 0$  なので, [D] は最適解を持つ. 従って双対定理より  $\mathfrak{D} \neq \emptyset$  なので,  $Ax \leq (\lambda+1)b - v$  を満たす  $\lambda \geq 0, x \in M(n, 1)$  が存在する. よって

$$\sum_{j=1}^n a_{ij} \frac{x_j}{\lambda+1} \leq b_i \quad (i = 1, \dots, k), \quad \sum_{j=1}^n a_{ij} \frac{x_j}{\lambda+1} \leq b_i - \frac{1}{\lambda+1} < b_i \quad (i = k+1, \dots, m)$$

だから (I) が成立する. □



# 平成 19 年度 (2006 年 8 月実施)

## 問 10

実変数  $x_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) に関する線形計画問題

$$\begin{aligned} \text{(KP)} \quad & \text{最大化} \quad \sum_{i=1}^n c_i x_i \\ & \text{制約} \quad \sum_{i=1}^n a_i x_i \leq b, \\ & \quad \quad 0 \leq x_i \leq u_i \quad (i = 1, 2, \dots, n) \end{aligned}$$

を考える。ただし、 $a_i, c_i, u_i, b$  はすべて正の整数とし、

$$\frac{c_1}{a_1} \geq \frac{c_2}{a_2} \geq \dots \geq \frac{c_n}{a_n}$$

が成り立つものとする。このとき、以下の問に答えよ。

(i) 上記の線形計画問題 (KP) の双対問題を書き下せ。

(ii) 線形計画問題 (KP) を解くアルゴリズムで、四則演算の回数が  $n$  の 1 次式で抑えられるものを設計し、正当性を示せ。

解答. (i) 制約は

$$\begin{pmatrix} a_1 & \cdots & a_n \\ 1 & & \\ & \ddots & \\ & & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \leq \begin{pmatrix} b \\ u_1 \\ \vdots \\ u_n \end{pmatrix}, \quad u_i \geq 0 \quad (i = 1, \dots, n)$$

と書ける。最初の不等式の左辺の  $(n+1) \times n$  の行列を  $A$  とすると、双対問題 (KPD) は、変数ベクトルを  $y = {}^t(y_0, y_1, \dots, y_n)$  として

$$\begin{array}{ll} \text{最小化} & (b, u_1, \dots, u_n)y \\ \text{制約} & {}^tAy \geq {}^t(c_1, \dots, c_n), \\ & y_i \geq 0 \quad (i = 0, 1, \dots, n) \end{array} \quad \text{すなわち} \quad \begin{array}{ll} \text{最小化} & by_0 + \sum_{i=1}^n u_i y_i \\ \text{制約} & a_i y_0 + y_i \geq c_i \quad (i = 1, \dots, n), \\ & y_i \geq 0 \quad (i = 0, 1, \dots, n) \end{array}$$

(ii)  $(0, 0, \dots, 0)$  は (KP) の実行可能解で、実行可能領域は有界だから、最適値は存在する。(KP), (KPD) の最適解をそれぞれ  $(x_1, \dots, x_n), (y_0, y_1, \dots, y_n)$  とすると、相補性原理から

$$\begin{cases} (c_i - a_i y_0 - y_i)x_i = 0 & (i = 1, \dots, n) \\ y_0(b - a_1 x_1 - \cdots - a_n x_n) = 0 \\ y_i(u_i - x_i) = 0 & (i = 1, \dots, n) \end{cases}$$

である。 $S_1 = \{i; x_i \neq 0\}, S_2 = \{i; x_i = 0\}$  とおくと  $S_1 \cup S_2 = \{1, \dots, n\}, S_1 \neq \emptyset$ .  $i \in S_1$  なら  $y_i = c_i - a_i y_0 \geq 0$  より  $y_0 \leq \frac{c_i}{a_i}$ .  $i \in S_2$  なら  $y_i u_i = 0$  より  $y_i = 0$ . (KPD) の制約より  $y_0 \geq \frac{c_i}{a_i}$  だから

$$\max_{i \in S_2} \frac{c_i}{a_i} \leq y_0 \leq \min_{i \in S_1} \frac{c_i}{a_i}.$$

$\frac{c_i}{a_i}$  は単調減少だから  $S_1 = \{1, \dots, k\}, S_2 = \{k+1, \dots, n\}$  となる  $k$  が存在する。そこで  $j$  を  $\sum_{i=1}^j a_i u_i \leq b$  となる最大の整数とし (存在しない場合は  $j = 0$  とする),

$$x_i^* = \begin{cases} u_i & (i = 1, \dots, j) \\ \frac{1}{a_{j+1}} \left( b - \sum_{i=1}^j a_i u_i \right) & (i = j+1) \\ 0 & (i = j+2, \dots, n) \end{cases} \quad y_i^* = \begin{cases} \frac{c_{j+1}}{a_{j+1}} & (i = 0) \\ a_i \left( \frac{c_i}{a_i} - \frac{c_{j+1}}{a_{j+1}} \right) & (i = 1, \dots, j) \\ 0 & (i = j+1, \dots, n) \end{cases}$$

とおく. この時  $(y_0^*, y_1^*, \dots, y_n^*)$  は (KPD) の実行可能解である. また,  $\sum_{i=1}^n a_i x_i^* \leq b, x_i^* \geq 0$  は明らか.  $x_{j+1}^* > u_{j+1}$  とすると,  $b > \sum_{i=1}^{j+1} a_i u_i$  となって  $j$  の定義に反する. 従って  $(x_1^*, \dots, x_n^*)$  は (KP) の実行可能解である. さらに

$$\sum_{i=1}^n c_i x_i^* = \sum_{i=1}^j c_i u_i + \frac{c_{j+1}}{a_{j+1}} \left( b - \sum_{i=1}^j a_i u_i \right) = b y_0^* + \sum_{i=1}^n u_i y_i^*$$

だから,  $(x_1^*, \dots, x_n^*)$  は (KP) の最適解である. よって (KP) を解くアルゴリズムは以下ようになる.

```

1: procedure SOLVE_KP
2:    $sum = 0, ans = 0$ 
3:   for  $i = 1, \dots, n$ 
4:     if  $sum + a_i u_i > b$  then
5:        $ans = ans + c_i(b - sum)/a_i$ 
6:       break
7:     else
8:        $sum = sum + a_i u_i$ 
9:        $ans = ans + c_i u_i$ 
10:  return  $ans$ 

```

for ループ内での四則演算の回数は  $n$  によらない定数だから, 全体の四則演算の回数は  $O(n)$ . □

## 平成 18 年度 (2005 年 8 月実施)

### 問 10

次の (i), (ii) の問に答えよ.

(i) 線形計画問題における双対定理を正確に述べよ.

(ii) (i) の双対定理を用いて次の命題を証明せよ.

$A$  を  $m \times n$  実行列,  $x$  を  $n \times 1$  変数ベクトル,  $y$  を  $1 \times m$  変数ベクトル,  $\mathbf{0}_n$  を  $n \times 1$  零ベクトル,  $\mathbf{0}_m$  を  $m \times 1$  零ベクトルとする.  $Ax = \mathbf{0}_m, x \geq \mathbf{0}_n$  を満たす解  $x \neq \mathbf{0}_n$  が存在するための必要十分条件は,  $yA$  が正ベクトル (即ち, すべての成分が正であるベクトル) となるような  $y$  が存在しないことである.

解答. (i) 線形計画問題 [P] とその双対問題 [D] がともに実行可能で [P] が最適値を持つなら, [D] も最適値を持ち, 両者の最適値は一致する.

(ii) 命題 (ア), (イ) を

(ア)  $Ax = \mathbf{0}_m, x \geq \mathbf{0}_n$  を満たす解  $x \neq \mathbf{0}_n$  が存在する.

(イ)  $yA$  が正ベクトルとなるような  $y$  は存在しない.

とする.  $1 \times n$  の正ベクトル  $v$  を任意に取り, 線形計画問題

$$\begin{array}{ll} \text{[P]} & \text{Maximize} \quad vx \\ & \text{subject to} \quad Ax = \mathbf{0}_m \\ & \quad \quad \quad x \geq \mathbf{0}_n \end{array} \qquad \begin{array}{ll} \text{[D]} & \text{Minimize} \quad {}^t\mathbf{0}_m y = 0 \\ & \text{subject to} \quad yA \geq v \end{array}$$

を考える. [P], [D] は互いの双対問題である. [P], [D] の実行可能領域をそれぞれ  $\mathfrak{D}, \mathfrak{D}^*$  とおく.

• (ア)  $\implies$  (イ):  $x \neq \mathbf{0}_n$  であって  $x \in \mathfrak{D}$  となるものが存在する. 特に  $\mathfrak{D} \neq \emptyset$ . また,  $v$  は正ベクトルで  $x \geq \mathbf{0}_n, x \neq \mathbf{0}_n$  だから  $\sup_{x \in \mathfrak{D}} vx > 0$ . 今  $\mathfrak{D}^* \neq \emptyset$  とすると, 双対定理より [P] の最適値  $vx^*$  と [D] の最適値 0 が存在して等しいから  $vx^* = 0$ . これは  $\sup_{x \in \mathfrak{D}} vx > 0$  に矛盾. よって  $\mathfrak{D}^* = \emptyset$ , すなわち  $yA \geq v$  となる  $y$  は存在しない.  $v$  は任意の正ベクトルだから,  $yA$  が正ベクトルとなる  $y$  は存在しない.

• (イ)  $\implies$  (ア): 対偶を示す.  $Ax = \mathbf{0}_m, x \geq \mathbf{0}_n$  となる  $x \neq \mathbf{0}_n$  が存在しないとすると  $\mathfrak{D} = \{\mathbf{0}_n\} \neq \emptyset$  だから [P] の最適値は 0. よって双対定理より  $\mathfrak{D}^* \neq \emptyset$ . 従って  $yA \geq v$  となる  $y$  が存在する.  $v$  は正ベクトルだから  $yA$  も正ベクトルである. □

# 平成 17 年度 (2004 年 8 月実施)

## 問 12

$k, n$  を正整数とし, 各  $i = 1, 2, \dots, k$  に対して  $m_i$  を正整数とする.  $n$  次元の実横ベクトル  $c$  と, 各  $i = 1, 2, \dots, k$  に対して,  $m_i \times n$  次の実行列  $A^{(i)}$  と  $m_i$  次元の実縦ベクトル  $b^{(i)}$  が与えられているとする. このとき,  $x$  を  $n$  次元の実変数縦ベクトルとする次の線形計画問題  $(P)$  を考える.

$$(P) \quad \begin{array}{ll} \text{Maximize} & cx \\ \text{subject to} & A^{(i)}x \leq b^{(i)} \quad (i = 1, 2, \dots, k) \end{array}$$

以下の (i), (ii) を示せ.

(i) 目的関数の係数ベクトル  $c$  が

$$c = \sum_{i=1}^k c^{(i)}$$

と表現され,  $\hat{x}$  がすべての  $i = 1, 2, \dots, k$  に対して, 線形計画問題

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & c^{(i)}x \\ \text{subject to} & A^{(i)}x \leq b^{(i)} \end{array}$$

の最適解であるならば,  $\hat{x}$  は元の線形計画問題  $(P)$  の最適解でもある.

(ii) 線形計画問題  $(P)$  の最適解  $\hat{x}$  が与えられたとき,

$$c = \sum_{i=1}^k \hat{c}^{(i)}$$

を満たす  $\hat{c}^{(i)}$  ( $i = 1, 2, \dots, k$ ) が存在して, すべての  $i = 1, 2, \dots, k$  に対して  $\hat{x}$  が線形計画問題

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \hat{c}^{(i)}x \\ \text{subject to} & A^{(i)}x \leq b^{(i)} \end{array}$$

の最適解となる.

解答. (i) 線形計画問題

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & c^{(i)}x \\ \text{subject to} & A^{(i)}x \leq b^{(i)} \end{array}$$

を  $(P_i)$  とおく.  $x$  が  $(P)$  の実行可能解であることと, 任意の  $i = 1, \dots, k$  に対し  $x$  が  $(P_i)$  の実行可能解であることは同値である. 特に  $\hat{x}$  は  $(P)$  の実行可能解である. 一方  $\hat{x}$  は  $(P_i)$  の最適解だから,  $(P)$  の任意の実行可能解 (従って  $(P_i)$  の実行可能解)  $x$  に対し  $c^{(i)}x \leq c^{(i)}\hat{x}$  ( $i = 1, \dots, k$ ). よって

$$cx = \sum_{i=1}^k c^{(i)}x \leq \sum_{i=1}^k c^{(i)}\hat{x} = c\hat{x}.$$

$x = \hat{x}$  の時等号が成立するから,  $\hat{x}$  は  $(P)$  の最適解である.

(ii)  $(P)$  の双対問題は

$$(D) \quad \begin{array}{ll} \text{Minimize} & \sum_{i=1}^k y^{(i)}b^{(i)} \\ \text{subject to} & \sum_{i=1}^k y^{(i)}A^{(i)} = c \\ & y^{(i)} \geq 0 \quad (i = 1, \dots, k) \end{array}$$

である。ただし  $y^{(i)} \in M(1, m_i)$ . 仮定から (P) の最適値は  $c\hat{x}$  だから、強双対定理より (D) の最適値も  $c\hat{x}$ . 従って (D) の最適解を  $(\hat{y}^{(1)}, \dots, \hat{y}^{(k)})$  とすると、これが実行可能解であることから

$$\hat{y}^{(1)}, \dots, \hat{y}^{(k)} \geq 0, \quad \sum_{i=1}^k \hat{y}^{(i)} A^{(i)} = c, \quad \sum_{i=1}^k \hat{y}^{(i)} b^{(i)} = c\hat{x}.$$

また、相補性原理から

$$\hat{y}^{(i)}(b^{(i)} - A^{(i)}\hat{x}) = 0 \quad (i = 1, \dots, k).$$

この時  $\hat{y}^{(i)} A^{(i)} = \hat{c}^{(i)}$ ,  $\hat{y}^{(i)} b^{(i)} = \hat{c}^{(i)}\hat{x}$  なる  $\hat{c}^{(i)} \in M(1, n)$  が存在する。実際、

$$\text{rank} \begin{pmatrix} I_n & \hat{x} \\ \hat{y}^{(i)} A^{(i)} & \hat{y}^{(i)} b^{(i)} \end{pmatrix} = \text{rank} \begin{pmatrix} I_n & \hat{x} \\ \hat{y}^{(i)} A^{(i)} & \hat{y}^{(i)} A^{(i)} \hat{x} \end{pmatrix} = \text{rank} \begin{pmatrix} I_n & \hat{x} \\ 0 & 0 \end{pmatrix} = n = \text{rank}(I_n, \hat{x})$$

だから  $\hat{c}^{(i)}(I_n, \hat{x}) = (\hat{y}^{(i)} A^{(i)}, \hat{y}^{(i)} b^{(i)})$  なる  $\hat{c}^{(i)}$  が存在する。この  $\hat{c}^{(i)}$  が条件を満たすことを示す。まず

$$\sum_{i=1}^k \hat{c}^{(i)} = \sum_{i=1}^k \hat{y}^{(i)} A^{(i)} = c$$

である。次に線形計画問題

$$\begin{array}{ll} (P_i) & \text{Maximize} \quad \hat{c}^{(i)} x \\ & \text{subject to} \quad A^{(i)} x \leq b^{(i)} \end{array} \qquad \begin{array}{ll} (D_i) & \text{Minimize} \quad y^{(i)} b^{(i)} \\ & \text{subject to} \quad y^{(i)} A^{(i)} = \hat{c}^{(i)} \\ & \quad y^{(i)} \geq 0 \end{array}$$

を考える。ただし  $x \in M(n, 1)$ ,  $y^{(i)} \in M(1, m_i)$ .  $(P_i), (D_i)$  は互いの双対問題である。 $\hat{c}^{(i)}$  の構成から、 $\hat{y}^{(i)}$  は  $(D_i)$  の実行可能解であり、また  $\hat{x}$  は  $(P)$  の実行可能解だから  $(P_i)$  の実行可能解でもある。さらに  $\hat{c}^{(i)}\hat{x} = \hat{y}^{(i)} b^{(i)}$  だから  $\hat{x}, \hat{y}^{(i)}$  はそれぞれ  $(P_i), (D_i)$  の最適解である。これで示された。  $\square$

# 平成 16 年度 (2003 年 8 月実施)

## 問 11

非負の実数を成分とする  $n$  次正方行列  $M = (m_{ij})$  は、その各行の和および各列の和が 1 に等しい、すなわち、

$$\sum_{j=1}^n m_{ij} = 1 \quad (i = 1, 2, \dots, n),$$

$$\sum_{i=1}^n m_{ij} = 1 \quad (j = 1, 2, \dots, n)$$

であるとき、2 重確率行列という。  $n$  次の 2 重確率行列の全体からなる  $M_n(\mathbb{R}) = \mathbb{R}^{n^2}$  内の多面体を  $P$  とする。このとき、  $P$  の任意の端点は、各行、各列にちょうど一つだけ非零成分（すなわち 1）をもつ  $n$  次正方行列であることを示せ。

解答. まず  $X = (x_{ij}) \in P$  の各行、各列に 1 がちょうど一つある時  $X$  は  $P$  の端点であることを示す。  $n$  次対称群の元  $\sigma \in \mathfrak{S}_n$  があって  $j = \sigma(i)$  の時  $x_{ij} = 1$ 、それ以外るとき  $x_{ij} = 0$  となる。今  $Y = (y_{ij}), Z = (z_{ij}) \in P$  が  $X = \frac{1}{2}(Y + Z)$  を満たすとする。  $(i, \sigma(i))$  成分を見ると  $2 = 2x_{i, \sigma(i)} = y_{i, \sigma(i)} + z_{i, \sigma(i)} \leq 1 + 1 = 2$  だから等号が成立し、  $y_{i, \sigma(i)} = z_{i, \sigma(i)} = 1$ 。 よって  $y_{ij} = z_{ij} = 0$  ( $j \neq \sigma(i)$ )。従って  $Y = Z = X$  だから  $X$  は  $P$  の端点。

次に、非整数成分を持つ  $X = (x_{ij}) \in P$  は  $P$  の端点ではないことを示す。  $\Omega = \{(i, j) \in \mathbb{Z}^2; 1 \leq i, j \leq n\}$  とおくと、  $0 < x_{i_1, j_1} < 1$  となる  $(i_1, j_1) \in \Omega$  が存在する。この時  $X$  の第  $j_1$  列の和が 1 だから、  $(i_2, j_1) \in \Omega$  であって  $i_2 \neq i_1, 0 < x_{i_2, j_1} < 1$  となるものが存在する。さらに  $X$  の第  $i_2$  行の和が 1 だから、  $(i_2, j_2) \in \Omega$  であって  $j_2 \neq j_1, 0 < x_{i_2, j_2} < 1$  となるものが存在する。これを繰り返すと、  $|\Omega| < \infty$  より  $\Omega$  の相異なる偶数個の点列  $I_1, \dots, I_{2N}$  であって次を満たすものが存在する： $I_k = (i_k, j_k)$  とする時、  $k$  が奇数なら  $i_k \neq i_{k+1}, j_k = j_{k+1}$ 、  $k$  が偶数なら  $i_k = i_{k+1}, j_k \neq j_{k+1}$ （ただし  $I_{2N+1} = I_1$  とする）。  $S = \{I_1, \dots, I_{2N}\}$  とおく。  $Y = (y_{ij}) \in M_n(\mathbb{R})$  を

$$y_{ij} = \begin{cases} 1 & (i, j) = I_k, k \text{ は偶数} \\ -1 & (i, j) = I_k, k \text{ は奇数} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

と定めると、  $Y$  の各行、各列の和は 0 である。  $\varepsilon = \min_{(i, j) \in S} \{x_{ij}, 1 - x_{ij}\}$  とすれば、  $(i, j) \in S$  の時  $0 < x_{ij} < 1$  であつたから  $\varepsilon > 0$ 。よって  $X_{\pm} := X \pm \varepsilon Y$ （複号同順）は  $X$  とは異なり、各行、各列の和は 1 である。さらに  $X_{\pm}$  の  $(i, j)$  成分は  $(i, j) \notin S$  の時  $x_{ij} \in [0, 1]$ 、  $(i, j) \in S$  の時  $x_{ij} \pm \varepsilon \in [0, 1]$  だから  $X_{\pm} \in P$ 。これと  $X = \frac{1}{2}(X_+ + X_-)$  より  $X$  は  $P$  の端点ではない。  $\square$

# 平成 14 年度 (2001 年 8 月実施)

## 問 9

$x_{ij} \in \mathbb{R} (i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n)$  を変数とする線形計画問題

$$\begin{aligned} \text{(P)} \quad & \text{最大化} \quad \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n w_{ij} x_{ij} \\ & \text{制約} \quad \sum_{j=1}^n x_{ij} \leq a_i \quad (i = 1, \dots, m) \\ & \quad \sum_{i=1}^m x_{ij} \leq b_j \quad (j = 1, \dots, n) \\ & \quad x_{ij} \geq 0 \quad (i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n) \end{aligned}$$

を考える。

- (i) 問題 (P) の双対問題 (D) を与えよ。
- (ii)  $a_i (i = 1, \dots, m), b_j (j = 1, \dots, n)$  が整数ならば問題 (P) は整数値の最適解をもつことを証明せよ。
- (iii)  $w_{ij} (i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n)$  が整数ならば双対問題 (D) は整数値の最適解をもつことを証明せよ。
- (iv)  $a_i = b_j = w_{ij} = 1 (i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n)$  の場合に、二つの問題 (P), (D) の間に成り立つ強双対性の意味を、グラフ上のマッチング問題との関連で論ぜよ。

解答. (i)  $v = (1, \dots, 1) \in M(n, 1)$  とし、

$$A = \begin{pmatrix} v & & & \\ & v & & \\ & & \ddots & \\ & & & v \\ I_n & I_n & \cdots & I_n \end{pmatrix} \in M(m+n, mn), \quad \begin{aligned} x &= {}^t(x_{11}, \dots, x_{1n}, \dots, x_{m1}, \dots, x_{mn}), \\ w &= {}^t(w_{11}, \dots, w_{1n}, \dots, w_{m1}, \dots, w_{mn}), \\ b &= {}^t(a_1, \dots, a_m, b_1, \dots, b_n) \end{aligned}$$

とおく. ( $A$  は対角に  $v$  が  $m$  個並び、その下に  $I_n$  が横に  $m$  個並ぶ行列である.) この時 (P) の目的関数は  ${}^t w x$ , 制約は  $Ax \leq b, x \geq 0$  と書けるから, (D) の変数ベクトルを  $y = {}^t(y_1, \dots, y_m, z_1, \dots, z_n)$  とすると

$$\begin{aligned} \text{(D)} \quad & \text{最大化} \quad -{}^t b y \\ & \text{制約} \quad -{}^t A y \leq -{}^t w \quad \text{すなわち} \\ & \quad y \geq 0 \end{aligned} \qquad \begin{aligned} \text{(D)} \quad & \text{最小化} \quad \sum_{i=1}^m a_i y_i + \sum_{j=1}^n b_j z_j \\ & \text{制約} \quad y_i + z_j \geq w_{ij} \quad (1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n) \\ & \quad y_i, z_j \geq 0 \quad (1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n) \end{aligned}$$

(ii) (P) の実行可能領域を  $\mathfrak{D}$  とおく.  $a_i < 0$  または  $b_j < 0$  なる  $i, j$  があれば  $\mathfrak{D} = \emptyset$  となるから,  $a_i, b_j \geq 0 (1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n)$  として良い.  $\mathfrak{D}$  は有界凸だから, (P) は最適解を持ち, それは  $\mathfrak{D}$  の端点である.  $A$  が totally unimodular であれば, Hoffman-Kruskal の定理より  $\mathfrak{D}$  の端点は全て整数成分である. 従って  $A$  が totally unimodular であることを示せば良い.  $A$  の第  $(m+1)$  行から  $(m+n)$  行の成分を  $(-1)$  倍したものを  $A'$  とする.  $A'$  の各列には  $\pm 1$  が一つずつあり, 他は 0 なので, あるグラフの接続行列 (の転置) となる. よって  $A'$  は totally unimodular である.  $A$  の小行列式は,  $A'$  の対応する (同じ位置の成分からなる) 小行列式の  $(\pm 1)$  倍であるから,  $0, \pm 1$  のいずれかとなる. 従って  $A$  も totally unimodular である.

(iii) (D) の目的関数を  $g(y, z)$ , 実行可能領域を  $\mathfrak{D}^*$  とおく. 整数値の最適解が存在しないとする. 非整数成分の数が最小となる (D) の最適解が存在するので, それを  $(y, z) = (y_1, \dots, y_m, z_1, \dots, z_n)$  とし,  $I = \{i; y_i \notin \mathbb{Z}\}, J = \{j; z_j \notin \mathbb{Z}\}$  とおく. 仮定から  $I \neq \emptyset$  または  $J \neq \emptyset$  である.

•  $I \neq \emptyset, J = \emptyset$  の時:  $\varepsilon = \min\{\min_{i \in I} y_i, \min_{i \in I, 1 \leq j \leq n} (y_i + z_j - w_{ij})\}$  とおく. (D) の制約から  $\varepsilon \geq 0$ . 一方  $i \notin I$  の時  $y_i \notin \mathbb{Z}, z_j - w_{ij} \in \mathbb{Z}$  だから,  $y_i + z_j - w_{ij} > 0$ . よって  $\varepsilon > 0$  である.  $(y', z) = (y'_1, \dots, y'_m, z_1, \dots, z_n)$  を  $i \in I$  の時  $y'_i = y_i - \varepsilon, i \notin I$  の時  $y'_i = y_i$  で定めると,  $i \in I$  の時  $y'_i \geq 0, y'_i + z_j - w_{ij} = y_i + z_j - w_{ij} - \varepsilon \geq 0$  だから  $(y', z) \in \mathfrak{D}^*$ . この時

$$g(y', z) = g(y, z) - \varepsilon \sum_{i \in I} a_i < g(y, z)$$

だから  $(y, z)$  が最適解であることに矛盾.

•  $I = \emptyset, J \neq \emptyset$  の時: 上と同様に矛盾.

•  $I, J \neq \emptyset$  の時:  $\varepsilon = \min\{\min_{i \in I} y_i, \min_{i \in I, j \notin J} (y_i + z_j - w_{ij})\}$  とおく. (D) の制約から  $\varepsilon \geq 0$ . 一方  $i \in I, j \notin J$  の時  $y_i \notin \mathbb{Z}, z_j - w_{ij} \in \mathbb{Z}$  だから,  $y_i + z_j - w_{ij} > 0$ . よって  $\varepsilon > 0$  である.  $(y', z') = (y'_1, \dots, y'_m, z'_1, \dots, z'_n)$  を

$$y'_i = \begin{cases} y_i - \varepsilon & (i \in I) \\ y_i & (i \notin I) \end{cases}, \quad z'_j = \begin{cases} z_j + \varepsilon & (j \in J) \\ z_j & (j \notin J) \end{cases}$$

で定める.  $\varepsilon$  の定め方から  $y'_i, z'_j \geq 0$ . また,  $i \in I, j \notin J$  の時  $y'_i + z'_j - w_{ij} = y_i + z_j - w_{ij} - \varepsilon \geq 0$ . それ以外の時は  $y'_i + z'_j \geq w_{ij}$  は明らか. よって  $(y', z') \in \mathfrak{D}^*$  なので  $g(y, z) \leq g(y', z')$ . ここで  $\varepsilon$  の定義から,  $(y', z')$  の非整数成分の数は  $(y, z)$  のものより少ないから, この不等号で等号は成立しない. 従って

$$0 < g(y', z') - g(y, z) = \varepsilon \left( - \sum_{i \in I} a_i + \sum_{j \in J} b_j \right). \quad \therefore \sum_{i \in I} a_i < \sum_{j \in J} b_j$$

$y, z$  を入れ替えて同様の議論をすると  $\sum_{i \in I} a_i > \sum_{j \in J} b_j$  が得られるから矛盾.

(iv)  $U = \{a_1, \dots, a_m\}, V = \{b_1, \dots, b_n\}$  とおく. (ii) より, (P) の最適解は  $\{0, 1\}$  成分のベクトルである. この最適解に対し,  $x_{ij} = 1$  の時に限り  $a_i$  と  $b_j$  を辺で結ぶことで二部グラフ  $G = (U, V; E)$  を作る. この時 (P) の制約は, 各  $a_i$  から出る辺は高々 1 本, 各  $b_j$  に入る辺は高々 1 本である, すなわち  $E$  はマッチングである, と言い換えられる. また, (P) の目的関数はマッチングの大きさ  $|E|$  である. (D) について考える. (iii) より, (D) の最適解は 0 以上の整数を成分とするベクトルである. また, 任意の  $(i, j)$  に対し  $(y_i, z_j) \neq (0, 0)$  である. もし最適解が 2 以上の成分を持つとすると, その成分を 1 に置き換えることで, 制約を満たしたまま目的関数の値を小さくでき, 最適解であることに矛盾する. 従って最適解は  $\{0, 1\}$  成分のベクトルであるから, 任意の  $(i, j)$  に対し  $(y_i, z_j) = (1, 0), (0, 1)$  である. 集合  $S \subset U \cup V$  を,  $y_i = 1$  の時  $a_i \in S, z_j = 1$  の時  $b_j \in S$  で定めると, (D) の制約は, 任意の  $(a_i, b_j)$  に対し  $a_i \in S$  または  $b_j \in S$  が成り立つ, すなわち  $S$  は  $G$  の被覆である, と言い換えられる. また, (D) の目的関数は被覆の大きさ  $|S|$  に等しい. 以上のことと強双対定理より, 最大マッチング最小被覆定理

$$(G \text{ のマッチングの大きさの最大値}) = (G \text{ の被覆の大きさの最小値})$$

が得られる. □



# 平成 13 年度 (2000 年 8 月実施)

## 問 8

有限集合  $V = \{1, 2, \dots, n\}$  の部分集合全体を  $2^V$  で表わす. 関数  $f: 2^V \rightarrow \mathbb{R}$  が次の条件

(a)  $f(\emptyset) = 0$

(b)  $\forall X, Y \subseteq V: f(X) + f(Y) \geq f(X \cap Y) + f(X \cup Y)$

を満たすとする. 与えられた非負ベクトル  $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_n)$  に対して最適化問題

$$\begin{aligned} [P] \quad & \text{最大化} \quad \sum_{i \in V} w_i x_i \\ & \text{制約} \quad \sum_{i \in X} x_i \leq f(X) \quad (\forall X \subseteq V) \end{aligned}$$

を考える.

(i) 問題  $[P]$  の双対問題を記せ.

(ii)  $w_1 \geq w_2 \geq \dots \geq w_n$  のとき

$$\hat{x}_i = f(V_i) - f(V_{i-1}) \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$

と定めた  $\hat{x} = (\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_n)$  が  $[P]$  の最適解であることを示せ. ただし,  $V_i = \{1, \dots, i\}$  ( $i = 1, \dots, n$ ),  $V_0 = \emptyset$  とする.

(iii) 双対問題の最適解を求めよ.

解答. (i)  $x = {}^t(x_1, \dots, x_n)$  とおく. 任意の  $U \subset V$  に対し,  $v_U = (v_{U1}, \dots, v_{Un})$  を  $i \in U$  の時  $v_{Ui} = 1$ ,  $i \notin U$  の時  $v_{Ui} = 0$  で定めると,  $[P]$  の制約は  $v_U x \leq f(U)$  ( $\forall U \subset V$ ) と書ける. 従って  $[P]$  の双対問題  $[D]$  は, 変数ベクトルを  $y = (y_U)_{U \subset V}$  として

$$\begin{aligned} [D] \quad & \text{最小化} \quad \sum_{U \subset V} f(U) y_U \\ & \text{制約} \quad \sum_{U \subset V} y_U {}^t v_U = {}^t w, \\ & \quad y_U \geq 0 \quad (\forall U \subset V) \end{aligned}$$

である. ここで  $y_U {}^t v_U$  の第  $j$  成分は,  $j \in U$  の時  $y_U$ ,  $j \notin U$  の時  $0$  だから, 最初の制約は  $\sum_{j \in U} y_U = w_j$  と書ける. よって

$$\begin{aligned} [D] \quad & \text{最小化} \quad \sum_{U \subset V} f(U) y_U \\ & \text{制約} \quad \sum_{j \in U} y_U = w_j \quad (j = 1, \dots, n) \\ & \quad y_U \geq 0 \quad (\forall U \subset V). \end{aligned}$$

(ii)  $[P]$ ,  $[D]$  の実行可能領域をそれぞれ  $\mathfrak{D}$ ,  $\mathfrak{D}^*$  とおく. まず  $\hat{x} \in \mathfrak{D}$ , すなわち任意の  $X \subset V$  に対し  $\sum_{i \in X} \hat{x}_i \leq f(X)$  となることを  $n$  についての帰納法で示す.  $n = 1$  の時は明らか.  $n - 1$  で正しいとする.  $n \notin X$  なら  $|X| \leq n - 1$  だから帰納法の仮定から良い.  $n \in X$  とする.  $X' = X \setminus \{n\}$  とおくと  $|X'| \leq n - 1$  なので

$$\begin{aligned} \sum_{i \in X} \hat{x}_i &= \sum_{i \in X'} \hat{x}_i + \hat{x}_n \leq f(X') + (f(V_n) - f(V_{n-1})) \\ &= f(X \cap V_{n-1}) + f(X \cup V_{n-1}) - f(V_{n-1}) \leq f(X). \end{aligned}$$

これで示された. この時

$$\sum_{i \in V} w_i \hat{x}_i = \sum_{i \in V} w_i (f(V_i) - f(V_{i-1})) = \sum_{i=1}^{n-1} (w_i - w_{i+1}) f(V_i) + w_n f(V_n) = \sum_{U \subset V} f(U) \hat{y}_U$$

である。ただし

$$\hat{y}_U = \begin{cases} w_i - w_{i+1} & (U = V_i) \\ w_n & (U = V_n) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

とおいた。仮定から  $\hat{y}_U \geq 0$  であり、任意の  $i = 1, \dots, n$  に対し

$$\sum_{j \in U} \hat{y}_U = \sum_{i=j}^n \hat{y}_{U_i} = \sum_{i=j}^{n-1} (w_i - w_{i+1}) + w_n = w_j$$

だから  $\hat{y} = (\hat{y}_U)_{U \subset V} \in \mathfrak{D}^*$ . 弱双対定理から ([P] の最適値)  $\leq$  ([D] の最適値) であるが、上で示した等式から  $x = \hat{x}$  の時この不等号は等号が成立する。よって  $\hat{x}$  は [P] の最適解である。

(iii) (ii) から  $\hat{y} = (\hat{y}_U)_{U \subset V}$  は [D] の最適解である。 □

## 平成 12 年度 (1999 年 8 月実施)

### 問 9

線型計画問題

$$\begin{array}{ll} \text{最大化} & \mathbf{c}^T \mathbf{x}, \\ \text{条件} & A\mathbf{x} \leq \mathbf{b}, \\ & \mathbf{x} \geq \mathbf{0} \end{array}$$

について、以下の問に答えよ。ただし、 $A$  は  $(m, n)$  次の実行列、 $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m, \mathbf{c} \in \mathbb{R}^n$  で、 $\mathbf{c}^T$  は  $\mathbf{c}$  の転置を表し、 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$  は変数ベクトルである。

- (i) この線型計画問題の双対問題を書き下し、(強) 双対定理を述べよ。
- (ii) Farkas の補題 (時に、Minkowski-Farkas の定理、Farkas の定理とも呼ばれる) を述べよ。
- (iii) Farkas の補題を用いて (強) 双対定理を証明せよ。

解答. (i) 双対問題は

$$\begin{array}{ll} \text{最小化} & \mathbf{y}^T \mathbf{b}, \\ \text{条件} & A^T \mathbf{y} \geq \mathbf{c}, \\ & \mathbf{y} \geq \mathbf{0}. \end{array}$$

[強双対定理] 線型計画問題 (P) とその双対問題 (D) がともに実行可能で (P) が最適値を持つなら、(D) も最適値を持ち、両者の最適値は一致する。

(ii)  $A\mathbf{x} \leq \mathbf{b}, \mathbf{x} \geq \mathbf{0}$  が解  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$  を持つことと、 $\mathbf{y}^T A \geq \mathbf{0}, \mathbf{y} \geq \mathbf{0}$  なる任意の  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m$  に対し  $\mathbf{y}^T \mathbf{b} \geq 0$  が成り立つことは同値。

(iii) (P) の最適解を  $\mathbf{x}^*$ 、最適値を  $z^* = \mathbf{c}^T \mathbf{x}^*$  とする。(D) の実行可能解  $\mathbf{y}$  に対し弱双対定理より  $z^* = \mathbf{c}^T \mathbf{x}^* \leq \mathbf{y}^T \mathbf{b} = \mathbf{b}^T \mathbf{y}$  だから、 $\mathbf{b}^T \mathbf{y} \leq z^*, A^T \mathbf{y} \geq \mathbf{c}$  となる  $\mathbf{y} \geq \mathbf{0}$  が存在することを示せば良い。Farkas の補題より

$$\begin{aligned} & \mathbf{b}^T \mathbf{y} \leq z^*, A^T \mathbf{y} \geq \mathbf{c} \text{ となる } \mathbf{y} \geq \mathbf{0} \text{ が存在する} \\ \iff & \begin{pmatrix} -A^T \\ \mathbf{b}^T \end{pmatrix} \mathbf{y} \leq \begin{pmatrix} -\mathbf{c} \\ z^* \end{pmatrix} \text{ となる } \mathbf{y} \geq \mathbf{0} \text{ が存在する} \\ \iff & (\mathbf{x}^T, \lambda) \begin{pmatrix} -A^T \\ \mathbf{b}^T \end{pmatrix} \geq \mathbf{0}, (\mathbf{x}^T, \lambda) \geq \mathbf{0} \text{ なる任意の } \begin{pmatrix} \mathbf{x} \\ \lambda \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{n+1} \text{ に対し } (\mathbf{x}^T, \lambda) \begin{pmatrix} -\mathbf{c} \\ z^* \end{pmatrix} \geq 0 \quad (*) \end{aligned}$$

である。(\*) が成り立つことを示す。

●  $\lambda > 0$  の時:  $\mathbf{x}$  を  $\lambda \mathbf{x}$  で置き換えることにより  $\lambda = 1$  として良い。(P) の最適値が  $z^*$  だから、 $A\mathbf{x} \leq \mathbf{b}, \mathbf{x} \geq \mathbf{0}$  なる任意の  $\mathbf{x}$  に対し  $\mathbf{x}^T \mathbf{c} = \mathbf{c}^T \mathbf{x} \leq z^*$  となる。これは (\*) の成立を意味する。

●  $\lambda = 0$  の時:  $A\mathbf{x} \leq \mathbf{0}, \mathbf{x} \geq \mathbf{0}$  なる任意の  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$  に対し  $\mathbf{c}^T \mathbf{x} \leq 0$  となることを示せば良い。 $A\mathbf{x} \leq \mathbf{0}, \mathbf{c}^T \mathbf{x} > 0$  となる  $\mathbf{x} \geq \mathbf{0}$  が存在したとすると、 $\mathbf{x} + \mathbf{x}^* \geq \mathbf{0}, A(\mathbf{x} + \mathbf{x}^*) \leq \mathbf{0} + \mathbf{b} = \mathbf{b}$  より  $\mathbf{x} + \mathbf{x}^*$  は (P) の実行可能解であるが、 $\mathbf{c}^T(\mathbf{x} + \mathbf{x}^*) = \mathbf{c}^T \mathbf{x} + z^* > z^*$  となって  $z^*$  が (P) の最適値であることに矛盾。□