

文献抄録

Bararaa, M. S. and Good, J. J., "On Symmetric Duality in Nonlinear Programming," *Operations Research*, **21**, 1 (1973), 1-9.

[非線形計画/双対性/理論的]

非線形計画法における双対性について、これまで Dantzig, Eisenberg あるいは Cottle などにより論述されてきた。普通の場合、双対性は対称性を含んでいるので対称的双対性 (symmetric duality) と呼んでいる。この論文では、閉凸錐体における双対性を考慮することにより、これに提案された対称的双対性の理論的拡張につき論じているものである。

Dantzig や Eisenberg の双対系としては

$$\begin{aligned} \text{(主問題)} \quad & \text{Min } F(x, y) = K(x, y) - y' \nabla_y K(x, y) \\ & \text{sub. to } x \geq 0, y \geq 0, \nabla_x K(x, y) \leq 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{(双対問題)} \quad & \text{Max } G(x, y) = K(x, y) - x' \nabla_x K(x, y) \\ & \text{sub. to } x \geq 0, y \geq 0, \nabla_y K(x, y) \geq 0 \end{aligned}$$

として表わされるものを考えているのに対し、本論文での双対系としては

$$\begin{aligned} \text{(主問題)} \quad & \text{Min } F(x, y) = K(x, y) - y' \nabla_y K(x, y) \\ & \text{sub. to } (x, y) \in C_1 \times C_2, \nabla_y K(x, y) \in C_2^* \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{(双対問題)} \quad & \text{Max } G(x, y) = K(x, y) - x' \nabla_x K(x, y) \\ & \text{sub. to } (x, y) \in C_1 \times C_2, \nabla_x K(x, y) \in C_1^* \end{aligned}$$

となるものを考えている。ただし、 C_1, C_2 はそれぞれ E_n, E_m における空でない閉凸錐体とし、 C_1^*, C_2^* は C_1, C_2 の極とする。すなわち、本論文では変数についての非負条件の代わりに、空でない閉凸錐体について論述している。(成久洋之, 以下同じ)

Bellmore, M. and Vemuganti, R. R., "On Multi-Commodity Maximal Dynamic Flows," *Operations Research*, **21**, 1 (1973), 10-21.

[ネットワーク/ダイナミック・フロー/理論的]

最大流量 (max-flow) の問題は、Ford & Fulkerson により取り扱われているが、ここでは多重動的流量問題につき論じている。動的最大流量 (maximal dynamic flow) といっても single commodity の場合、つまり、グラフにおいて始点 (source) と終点 (sink) とがそれぞれ 1 個の場合については、Ford などによりその解法も提案されているが、multi-commodity の場合 (始点と終点とがそれぞれ単一で

ない) については、単なる single commodity dynamic flow の拡張手法として取り扱えない困難さがある。

いま有向グラフ $G = (N, A)$ が与えられ、 $|N| = n$, $|A| = m$ とし、 $(x, y) \in A$ に対して $C(x, y)$ は容量を表わし、 $a(x, y)$ はアークの伝送時間とする。またこのグラフ G の始点集合および終点集合をそれぞれ S および T とし、 $|S| = |T| = q \geq 1$, $S \subset N$, $T \subset N$, $S = (s_1, s_2, \dots, s_q)$, $T = (t_1, t_2, \dots, t_q)$ となっているものとする。 s_i から流出する流れは t_i ($i = 1, 2, \dots, q$) に流れ込むものとした静的グラフ (static network) について考える。

動的流量を扱うグラフとして、 $G(N, A)$ よりつぎのような変換を考慮することにより $G^*(N^*, A^*)$ を考えよう。

$$\begin{aligned} x \in N &\rightarrow x(t), t = 0, 1, 2, \dots, p \\ (x, y) \in A &\rightarrow (x(t), y(t + a(x, y))), \\ &t = 0, 1, 2, \dots, p - a(x, y) \end{aligned}$$

$x \in S \cup T$ に対して、 $(x(t), x(t+1))$, $t = 0, 1, \dots, p-1$ となるアークを付加し、その場合の容量は無限とする。

この場合のグラフ G^* としては

$$\begin{aligned} |N^*| &= (p+1)n \\ |A^*| &= \sum_{(x, y) \in A, p-a(x, y) \geq 0} [p+1-a(x, y)] \\ &\quad + p(|S| + |T|) \end{aligned}$$

となっていることに注意されたい。

動的最大流量問題とは、静的グラフ G^* において、 $s_i(0)$ から $t_i(p)$, $i = 1, 2, \dots, q$ までの流量の和を最大にするような静的流量を求めることである。そこで本論文では、かなり大きな p に対して、single commodity の場合に用いる漸定的くり返し流量と multi commodity における流量との間にはある有界な一定数の差が存在し、その限界を計算することにより、multi commodity の場合の最大流量を求めようとするものである。

Bitran, G. R. and Novaes, A. G., "Linear Programming with a Fractional Objective Function," *Operations Research*, **21**, 1 (1973), 22-29.

[数値計画/分数形式/理論的]

分数計画法は目的関数が分数形式で与えられる数

理計画法のことであり、したがって、非線形計画法の一種である。しかしながら、分数形式で与えられることから、convex でも concave でもない場合が多く、一般的な取扱いがきわめてむずかしい。

現在までに考えられている分数計画問題の多くは、分数形式といっても分母および分子とも線形である場合に限定し、parametric な線形計画に変換して解こうとするものである。

本論文で提案した分数計画法は、やはり分子および分母とも線形関数で与えられるような線形形式分数計画法ではあるが、parametric なアプローチを避けることにより、より効率的なアルゴリズムを開発したものである。

Bracken, J. and McGill, J. T., "A Convex Programming Model for Optimizing SLBM Attack of Bomber Base," *Operations Research*, **21**, 1(1973), 30-36.

[凸計画/SUMT/応用的]

潜水艦よりミサイルを発射して戦略爆撃機の基地を攻撃する場合、まず、その潜水艦の配置をどうすればよいか、さらにそれらの潜水艦に積載しているミサイルからの攻撃目標の割当をどのようにしたらよいかという問題のモデルをおこなっている。このモデル化の結果、非線形割当問題となり、それが convex programming の問題となっているということである。

いま f_j^t は時刻 t において j 基地にある爆撃機の数、 x_{ij}^t は時刻 t において i 地区より j 基地に発射されるミサイルの数、 p_{ij}^t は時刻 t において i 基地より発射されたミサイルが j 基地に命中する確率、 M_i^t は時刻 t において i 地区より発射可能なミサイル数、 t_{ij} は i 地区より j 基地までのミサイルの飛行時間をそれぞれ表わすものとする、ここで考えようとする問題はつぎのように定式化される。

$$\begin{aligned} & \max \sum_{j=1}^q \sum_{t=0}^{t=r} \left\{ \sum_{i=1}^p f_j^t p_{ij}^t \prod_{s=0}^{t-1} (1-p_j^s) \right\} \\ & \text{sub. to} \\ & \sum_{j=1}^q x_{ij} t + t^{ij} \leq M_i^t, \\ & (i=1, 2, \dots, p; t=0, 1, \dots, r) \end{aligned}$$

ただし、 $p_j^t = 1 - \prod_{i=1}^p (1 - p_{ij}^t) x_{ij}^t$

この問題は SUMT の手法で解かれ、39変数、13条件式の問題に対して CDC1604 で 4 分弱で解を得て

いる。

Bracken, J. and McGill, J. T., "Mathematical Programs with Optimization Problems in the Constraints," *Operations Research*, **21**, 1(1973), 37-44.

[数理計画/最適化条件付最適化/理論的]

本論文で取り扱う数理計画問題としては、条件式自体が最適化問題となっているような問題であり、つぎのように表わされる。

$$\begin{aligned} & \min_{x \in X} f(x) \\ & \text{sub. to } h_i(x) = \min_{v_i \in V^i} g^i(x, v_i) \geq 0 \\ & (i=1, 2, \dots, m) \end{aligned}$$

ただし、 $x=(x_1, x_2, \dots, x_n)$, $v^i=(v_1^i, v_2^i, \dots, v_{k_i}^i)$ とする。この問題は凸集合 X の上ですべての $v^i \in V^i$ に対し $g_i(x, v^i)$ が concave ならば $h_i(x)$ は X の上で concave となることから、 $f(x)$ が X の上で convex ならば convex program となることが証明されている。

さらに、この問題の拡張したものとして、つぎのものを考えている。

$$\begin{aligned} & \min_{x \in X} f(x) \\ & \text{sub. to } \bar{h}_i(x) = \max_{u^i \in U^i(x)} \min_{v^i \in V^i} g^i(x, u^i, v^i) \geq 0 \\ & (i=1, 2, \dots, m) \end{aligned}$$

ただし、 x, v^i については前記問題と同じであり、 $u^i=(u_1^i, u_2^i, \dots, u_{l_i}^i)$ とする。

$$h_i(x, u^i) = \min_{v^i \in V^i} g^i(x, u^i, v^i)$$

とすると、

$$\bar{h}_i(x) = \max_{v^i \in U^i(x)} h_i(x, u^i)$$

となって、やはりこの問題も convex program となることを証明しており、weapon system の割当問題の定式化に応用している。具体的計算手順としては、Fiacco *et al.* の SUMT 手法を用いている。

Bradley, G. H. and Wahi, P. N., "An Algorithm for Integer Linear Programming: A Combined Algebraic and Enumeration Approach," *Operations Research*, **21**, 1(1973), 45-60.

[整数計画/ヒューリスティック/方法論]

本論文では純粋整数計画法につきのべている。つまり、整数計画問題を代数的に等価なエルミート標準形問題に変換し、それに対して Fourier-Mortzkin 消去法を適用している。この種の代数演算により、最適解を求めやすいような陰伏の列挙法 (implicit

enumeration method) が適用しうる形に変換しているわけである。

純粋整数線形計画問題はつぎのように表わされる。

$$\max C'x, \text{ sub. to } Ax \leq b, x \geq 0, x; \text{ 整数}$$

ここで、 $x = h + Kz$ (ただし、 h は整数で K はユニモジュラーであるとする) となる変数変換を考えると上記整数問題は

$$\max C'h + C'Kz$$

$$\text{sub. to } t_N = (b_1 + A_1 h) + A_1 K z \geq 0,$$

$$t_B = (b_2 + A_2 h) + A_2 K z \geq 0, z; \text{ 整数}$$

と変換される。ただし、 t_N は線形計画問題の最適解に対応する非基底変数であり、 $A_1 K$ は A_1 のエルミート標準形式と呼ばれるもので、下三角行列でその対角要素は正で非対角要素は非正要素から構成されているものとする。

Burdet, Claude-Alain, "Enumerative Cuts," *Operations Research*, **21**, 1(1973), 61-89.

[整数計画/切除平面法/理論的]

整数計画問題に対する切除平面法として諸々のものが提案されているが、本論文ではこれまでにない新しいタイプの切除平面法について記述するものである。切除平面法は与えられた実行可能領域を整数点を切り取らないようにより深く非整領域を切り取って最終的に凸領域の端点が整数点となるようにするものである。

この列挙的切除平面法もより深く切り取ることににより、より効率的な切除平面を構成しようとするものであり、最近 Balas と Young らが提案した、切除平面が適当に構成した超球 (hypersphere) に接した極線 (ray) より切除平面を構成しようとするのに対して、Balas と Young らの超球の代わりに多面体を考えようとするものである。この多面体は超球の接線方向より生成するものではなく、より深い切除平面が得られるように列挙的手法により、ステップごとに構成しようとするもので、列挙的切除平面という名もこの構成方法に因んでいるわけである。

Dillon, Mation, "Heuristic Selection of Advanced Bases for a Class of Linear Programming Models," *Operations Research*, **21**, 1(1973), 90-100.

[線形計画/ヒューリスティック/方法論]

大規模な線形計画問題において初期基底解をいかに選ぶかということは非常にたいせつなことであ

る。ここでは、輸送問題の一般化されたモデルにつき、その初期実行可能解選択手順につき記述するのである。

大規模な数理計画システムとして、CDC 6000 あるいは IBM 3600 用に開発された OPTIMA や MPS などがあり、これらは線形計画問題の規模として 4,000 個の条件式の数千個の変数からなる問題を解きうる能力をもっている。

このように大規模になると、定式化と同時にどのようにして、より解きやすい形に変換するかということも大きな問題であり、これがため Matrix Generator をどのように構成するかということが考えられており、POSTURE Matrix Generator を開発している。これにより基底を選択するわけであるが、その方法としてより heuristic な方法を用いて、より最適基底解に近いものを選ぶものである。

Francis, Richard L., "A Minimax Facility-Configuration Problem Involving Lattice Points," *Operations Research*, **21**, 1(1973), 101-111.

[数理計画/配置問題/方法論]

n 個の施設をその周辺距離 (rectilinear distance) の最大が最小となるように配置する問題を考えている。この場合、その施設の位置は必ず格子点に置くわけで、標題のように、格子点を含む施設配置の minimax 問題ということになる。

いま 2 個の点 $X_1 = (x_1, y_1)$, $X_2 = (x_2, y_2)$ が平面上に与えられたとしよう。この 2 点の間の周辺距離 r としては、 $r(X_1, X_2) = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2|$ のように考えている。この rectilinear distance はいわゆる Euclidean distance とは異なっているわけで、格子点にデブートの中心があるとするとき、rectilinear distance とはそのまわりの通路の長さを表わしうるわけである。この種の配置問題は、産業上の意味付は十分になされており、多分に組合せ的な考え方に立脚した解法が考えられる。

Glover, Fred, "Convexity Cuts and Cut Search," *Operations Research*, **21**, 1(1973), 123-134.

[整数計画/切除平面/理論的]

整数計画問題に対する切除平面法として、Balas と Young らは、hyper-cylindrical cut あるいはまた intersection cut を提案しているが、本論文ではこれらを cut 基礎として、より一般的に拡張した cut として convexity cut を考えている。

convexity cut は、ある錐体の頂点から伸びている他方の終点を通る超平面より cut を生成するわけで、その cut 生成法として cut search につき記述しているわけである。

$$y = B_0 - Bt \quad (t \geq 0), \quad y \in S$$

となるような条件式で与えられる数理計画問題を考えてみる。ただし、この S は任意の集合を意味するが、ここでは $y \geq 0$, y_i は整数あるいは、 y_i は 0 か 1 をとるような y_i の集合とみることができる。このような数理計画問題に対して、いま、 R を凸集合とし、その内点が B_0 を含むが S の点を含まないものとする。すべての j について、

$$B_0 - B_j t_j^* \in R$$

となるようなすべての $t_j^* > 0$ に対して、

$$\sum_{j \in N} (1/t_j^*) \geq 1 \quad N = \{1, 2, \dots, n\}$$

となる cut を考える。これが convexity cut といわれるものである。このような cut は、上記条件式における y と矛盾するものではない。

Glover, F. and Klingman, D., "The Generalized Lattice-Point Problem," *Operations Research*, **21**, 1 (1973), 141-155.

[数理計画/格子点問題/方法論]

一般化された格子点問題というものは、Charnes により提案され、Kirby や Love その他の人々により研究されてきたものであり、その解がある特定の多面体における端点となるような線形計画問題である。この論文では、これらの格子点問題をいかに変換するか、またそれをより一般的な問題に拡張して、前述の convexity cut をいかに適用しうるかにつき記述するものである。とくに、この種の問題に生起しがちな縮退状態になったとき、そのつど、摂動法を用いて解くのではなく、cut が効率的に生成されるように非縮退な部分領域を考慮することにより解決できる手法についてもふれている。

一般化された格子点問題 (GLP) とは、

$$\begin{aligned} \min \quad & Cx, \\ \text{sub. to} \quad & Ax \leq, \quad x \geq 0, \quad x \in R^n, \end{aligned}$$

しかも、 x は $(n-q)$ 次元からなる多面体、

$$Q = \{x; Dx \leq d\}$$

の面 (face) に含まれているような x を求める問題として定式化される。つまり、 x は

$$\begin{aligned} x \in Q, \quad D \text{ の少なくとも } q \text{ 個の一次独立な} \\ \text{行 } D^i \text{ に対して, } D^i x - d_i = 0 \end{aligned}$$

$$(q \leq \text{rank}(D))$$

となっているわけである。この種の問題の一般的解法手順につきのべている。

Greenberg, H. J., "The Generalized Penalty-Function/Surrogate Model," *Operations Research*, **21**, 1(1973), 162-178.

[非線形計画/罰金法/理論的]

単調な罰金関数と surrogate model とを結合して、より一般化した罰金関数につき記述するものである。まず数理計画モデルがつぎのように与えられたものとしよう。

$$\bar{p}; \quad \max f(x), g_i(x) \leq \bar{b}_i, h_j(x) = \bar{d}_j, x \in S$$

この問題 \bar{p} に対して、解が存在すると仮定した場合、Fiacco and McCormick らの SUMT 手法により解くことができる。

一方、罰金法による方法としては Bellmore や Grenberg らにより提案されたものとして、

$$\max_{x \in S} F[f(x), g(x), h(x)]$$

となる問題に変換して考える。

他方、Glover らにより提案された surrogate model というものがあり、

$$\begin{aligned} \max f(x); G[g(x)] \leq G(\bar{b}), \\ H[h(x)] = H(\bar{d}), x \in S \end{aligned}$$

となる問題に変換して考える。

ここで、

$$\begin{aligned} \sigma(G, H) = \{x \in S \mid G[g(x)] \leq G(\bar{b}) \text{ and} \\ H[h(x)] = H(\bar{d})\} \end{aligned}$$

ただし、 $G; E^m \rightarrow E^M, H; E^k \rightarrow E^K$ とする。

とすると、本論文で考えようとするモデルは、つぎのように PS として表わされる。

$$\text{PS: } \max F[f(x), g(x), h(x)]; x \in \sigma(G, H)$$

このモデルの一般的解法理論につきのべている。

Grinold, R. C. and Hopkins, D. S. P., "Computing Optimal Solutions for Infite-Horizon Mathematical Programs with a Transient Stage," *Operations Research*, **21**, 1(1973), 179-187.

[数理計画/多段階/理論的]

線形の目的関数および条件式で、無限個の定常状態よりなる任意の過渡状態での多段階数理計画問題につき記述するものである。このような数理計画問題が最適解をもつための条件についても言及している。

この種の問題を解く場合には 2 段階に分けて解

き、第1段階では、有限個の過渡状態につき考え、第2段階では無限個の定常状態につき考えようとするものである。有限個の状態については Dantzig により導入されたように、dynamic な Leontief モデルにつき解くものである。

本論文で考えようとする無限状態から数理計画モデルは、つぎのように表わされるものである。

$$\begin{aligned} f(x_0) + \alpha x_1 + \alpha^2 x_2 + \dots + \alpha^t c_t + \dots &= u(\max) \\ A_0(x_0) &\leq 0 \\ -H_1 x_0 + A_1 x_1 &= d_1 \\ -H_2 x_0 - K_1 x_1 + A_2 x_2 &= d_2 \\ \dots &\dots \\ -H_t x_0 - K_{t-1} x_1 - K_{t-2} x_2 - \dots + A_t x_t &= d_t \\ \dots &\dots \\ x_t &\geq 0 \\ (t=0, 1, \dots) \end{aligned}$$

として表わされ、 x_0 は $p \times 1$ 列ベクトル、 $f: R^p \rightarrow R$ 、 $A_0: R^p \rightarrow R^q$ とする。

Hogan, William, "Directional Derivatives for Extremal-Value Functions with Applications to the Completely Convex Case," *Operations Research*, **21**, 1(1973), 188-209.

〔数理計画／極値問題／理論的〕

極値関数の条件は最適化ということが数理計画法の一方法として開発されていることはいうまでもないことであるが、この種の関数はあるパラメータを用いると、それに関連した最適化問題の極値として定義されているわけである。

本論文では、主要な3タイプの極値問題に対する導関数特性につき記述するものであり、完全な凸ケースの特性というものが実行可能方向に対する収束アルゴリズムを構成するために用いられている。さらに、このようなアルゴリズムは、大規模な非線形の分解可能な問題についての最適化にも適用しうることについて論述している。

$$\begin{aligned} v(y) &\equiv \sup_{x \in X(y)} f(x, y) \\ \min_{y \in Y} v(y) \quad X(y) &= X \end{aligned}$$

として与えられる問題は古典的な minimax 問題であり、さらに

$$\begin{aligned} \max_{y \in Y} v(y), y &\in Y \\ v(y) &= \sup_{x \in X} f(x, y), \text{ sub. to } g(x, y) \leq 0 \end{aligned}$$

などが考えられる。この種の極値関数の最適化にお

ける導関数適用の性質につきのべている。

Holloway, C. A., "A Generalized Approach to Dantzig-Wolfe Decomposition for Concave Programs," *Operations Research*, **21**, 1(1973), 210-220.

〔数理計画／線形近似／分解原理／理論的〕

Dantzig and Wolfe の分解原理を凸計画問題に適用する場合の方法につき記述するものである。

ここで、内部線形化(inner linearization)理論を用いることにより分解原理の一般化をはかっている。本論文では、関数の選択的内部線形化と一般化された価格付問題(pricing problem)と用いたアプローチにつき論じている。この方法は近似される関数の選択に融通性があり、さらに、一般化された価格付問題を適用することにより、各くり返し段階における目的関数値はかなり改善され、しかもかならず最適解が求められるということが保証されている。

本論文で考えている問題は、つぎのように定式化される。

$$\begin{aligned} \max_{x \in X} f_1(x) + f_2(x) \\ \text{sub. to } g_k(x) &\geq 0 \quad k=1, 2, \dots, m \end{aligned}$$

ただし x は n 次元ベクトルであり、 $f_1(x)$ 、 $f_2(x)$ 、 $g_k(x)$ はそれぞれ X の上で凹関数であり、 X は compact な凸集合とする。

いま、 X 上の N 個の点 (x^1, x^2, \dots, x^N) を考えて近似すると、上記問題をつぎのように表わす。

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} f_1(\alpha x) + \alpha f_2 \\ \text{sub. to } \alpha g_k &\geq 0 \quad (k=1, \dots, m) \\ g_k(\alpha x) &\geq 0 \quad (k=m_1+1, \dots, m) \\ \sum_j \alpha^j &= 1, \alpha^j \geq 0 \quad \forall j \end{aligned}$$

ただし、 $x = (x^1, x^2, \dots, x^N)^t$ 、 $\alpha = (\alpha^1, \alpha^2, \dots, \alpha^N)$

$$f_2 = (f_2(x^1), f_2(x^2), \dots, f_2(x^N))^t$$

$$g_k = (g_k(x^1), g_k(x^2), \dots, g_k(x^N))^t$$

とする。すなわち、関数の一部が内部線形化されたものとなっているわけであり、この種の問題の一般解法につきのべている。

Mattheiss, T. H., "An Algorithm for Determining Irrelevant Constraints and All Vertices in Systems of Linear Inequalities," *Operations Research*, **21**, 1(1973), 247-260.

〔線形計画／投影法／理論的〕

線形不等式系における不必要な条件式やすべての頂点を決定するアルゴリズムについて記述するもの

である。すなわち、与えられた凸多面体のすべての頂点を生成する新しい方法と、さらに与えられた凸多面体のある頂点から出ているものをそれぞれ計算することなしに不必要な条件式を容易に識別する方法につきのべているわけである。

与えられた多面体を1次元高い次元の空間にはめ込み、そのはめ込みの過程で形成される余分の頂点を最初に与えられた空間に投影したものは多面体の

内部に存在し、しかも tree 構造を持つわけである。より高次の次元に対しては、そのはめ込み過程はすべての内点に対して spanning tree の構成を容易にするような内点の数に関係していることになる。このような付加されるべき内点は、単体法を適用することで効率よく生成され、最初に与えられた多面体の頂点はこれらの内点から適当に構成される。



竹内 啓著、非線形計画法（現代数学全書2），120頁，750円，1973年，白日社。

非線形計画法は、線形計画法と比較し理論的にはむずかしいわけである。著者は非線形計画法を非線形計画法理論と解法手順（アルゴリズム）とに区別して考えており、本書は主として非線形計画法理論について記述している。つまり、 n 次元実ベクトルの連続関数の制限条件下での最適解を求める基本的概念として、偏微分、ラグランジュ乗数、凸集合、凸関数の諸性質につきのべている。

本書の構成としては第1章から第5章までであり、付録として基本的代数的諸概念につき説明している。

第1章では極大条件につきふれており、極大の条件、条件付極大、非負条件下での極大などにつき説明している。

第2章ではラグランジュ乗数についてのべており、あわせて帰属価値についてもふれている。

第3章では凸関数と凸集合についてのべており、線形計画の双対性定理を拡張したものなどについても言及している。

第4章では凸(凹)計画についてのべ、クーン・タッカーの定理、あるいはその双対定理についても説明し、第5章では計算法につきのべている。

以上の各内容を通じて、より基本的な非線形理論をすっきりした形式にまとめたものであり、非線形計画法入門書としては恰好の書といえる。

(成久洋之)

平本 巖、長谷 彰共著、線形計画法、185頁、1100円、1973年、培風館。

線形計画法についての本は数多く、OR関係の仕事に従事している人は、いまだ線形計画法でもあるまいという感じを持つかもしれない。しかし不思議なことに、線形計画法をよく使う人であればあるほど線形計画法に関する良書の出現を待っているのではないだろうか。もちろん、初めて学ぶ人にとってもわかりやすい本は必要だし compact にまとめた本はほしいわけである。本書はまさにその両者の要求を兼備したものといえよう。

本書は第1章から第5章までで、第1章は線形計画法の基本的事項について説明しており、線形計画問題の定義と単体法についてのべている。

第2章は双対問題にふれており、双対問題の定義と双対定理について説明している。さらに、この双対性に基づいて双対単体法を説明している。

第3章は感度分析とパラメトリックな線形計画問題につき記述しており、 b -パラ、 c -パラを中心に説明している。

第4章では積行列法と再逆転について記述しており、基底行列とその逆行列との関連性、さらに積行列法における計算手順と再逆転については単純法、Larsen 法、三角化法などにつきのべている。

第5章では有界変数法についての記述で、この章は本書の大きな特徴であろう。まず、有界変数法についての説明から始まり、その扱い方、さらに、有界変数法による単体法の関連性につき説明している。また感度分析との関係についてもふれている。

線形計画法については大なり小なり線形代数について説明しなければならないが、ベクトルと行列についての基本的な知識をあまり持ち合わせない人にとっては多少抵抗感を抱くかもしれないが、良くま