

## 目標ベクトル法, 多目的線形計画法, フレキシブル計画法

山口 俊和

## 1. はじめに

第1回でとり上げた目標計画法は、複数の目標に要求水準を設定し、各目標に順位係数あるいは加重係数を与え、リグレット関数を最小化する方法である。ところが、実際の経営計画では、各目標に明確な優先順位をつけるのは困難で、むしろいっせいに各目標を増大（または減少）させたいと望む場合も多く、そのような場合には付順方式は不適當である。また、そうした問題に加重方式を適用することを考えると、加重係数をそもそもどのように決めるかという問題が生じることが多い。また、もし加重係数が求まっても、各目標の達成度の割合が加重係数の比に近づくという保証はなく、しばしば偏りのあるバランスの悪い解が結果的に得られる。

そこで、目標計画法を発展させる形で“目標ベクトル法”と名づけた方法が開発された [3]。これは、各目標に十分レベルと必要レベルという2つの水準を設定して、複数の目標をバランスよく達成させる解を求めることをめざしたものである。

ところで、目標計画法や目標ベクトル法のようにあらかじめ意思決定者に目標値やリグレット関数のタイプ（これらを選好情報という）を要求するアプローチのほかに、選好性の仮定をおいて解を求めたり、対話的に選好情報を要求して解を求める多目的線形計画法（multi-objective linear programming）も数多く開発されている。これについては、本稿では紙面の都合で簡単に紹介するにとどめる。

一方、意思決定者が目標値を設定する際のあいまいさを“ファジイ集合”の概念で表現して、数理計画問題に定式化したファジイ数理計画法も数多く開発され

ている。詳細は第4回の連載にゆずるが、ここでは Zimmermann のフレキシブル計画法 [10] [11] を紹介する。さらに、これが目標ベクトル法と対応づけられていることも示す。

## 2. 目標ベクトル法

目標ベクトル法（goal vector approach）は、目標空間上で複数目標の望ましい達成方向を示す“目標ベクトル”という概念を導入し、このベクトルと関連づけた“L字型リグレット関数”を基本モデルとする。L字型リグレット関数は調整済リグレットのミニマックス化をはかるもので、複数の目標をバランスよく増大させるという問題に適しており、通常のシンプレックス法でその最適解が求められる。

目標ベクトル法は、意思決定者が各目標について「少なくともこれ以上は是非達成したい」という“必要レベル（minimum required level）”と、「これだけ達成できれば十分満足できる」という“十分レベル（sufficient level）”とを設定する。意思決定者にとって、この設定作業の負担は少ない。これらを利用して、目標ベクトルを定義し、それに関連づけたリグレット関数を最小化する問題に定式化する。最適解はシンプレックス法によって得られるが、まず  $g$  平面を利用して解を求めてみよう。

連載第1回の [例題2] において、売上高目標 ( $G_1$ ) の必要レベル  $g_1^0$  を1800万円、十分レベル  $g_1^s$  を4000万円とし、粗利益目標 ( $G_2$ ) については必要レベル  $g_2^0$  を600万円、十分レベル  $g_2^s$  を1600万円としたとしよう。

必要レベルと十分レベルの値によって目標空間上に2つの点

$$G^0 = (g_1^0, g_2^0) = (1800, 600)$$

$$G^s = (g_1^s, g_2^s) = (4000, 1600)$$

が定義される。次に、この2つの点を結んだベクトルを定義し、これを目標ベクトル ( $G$ ) と呼ぶ。このベク

トルは、複数の目標を達成するための望ましい方向を表わしており、その方向は

$$\lambda_1 = g_1^s - g_1^0 = 4000 - 1800 = 2200$$

$$\lambda_2 = g_2^s - g_2^0 = 1600 - 600 = 1000$$

なる  $\lambda_1, \lambda_2$  によって示される。

目標ベクトル上では、点  $G^0$  から点  $G^s$  の方向に近づくほどリグレットは小さくなる。目標空間上の各点のリグレットをこのベクトルと関係づけることによって、リグレット関数を定義する。

各目標の十分レベルに対する不達成値を  $d_i^- = g_i^s - g_i(x)$  ( $i=1, 2, \dots, m$ ) であらわすと、リグレット関数は以下の3つのタイプが考えられている。

(1) 加重型モデル

$$\sum_{i=1}^m d_i^- / \lambda_i \text{の最小化をはかるタイプ}$$

(2) L字型モデル

$\{d_i^- / \lambda_i\}$  の最大値を最小化することをめざすタイプ。

(3) オープンL字型モデル

(1)と(2)の中間のタイプ。

加重型モデルは目標計画法の加重方式に対応しているので、最適解はシンプレックス法で求めることができる。目標ベクトル法の加重型モデルの利点は、目標ベクトルの方向を利用して加重係数を容易に決定できるということである。

以下では、L字型モデルの最適解の求め方について述べるが、オープンL字型モデルについては、文献 [3] を参照されたい。なお、L字型と呼ばれるのは、後述のように2目標の等リグレット線の形状がL字になるからである。

まず目標平面を利用してL字型モデルの最適解を求めてみよう。g平面での実行可能領域および目標ベクトルは図1のようになっている。点  $G^s$  から目標ベクトルにそってL字型の等リグレット線をおろしてきて、最初に実行可能領域と接する点(C)が最適解になることがわかる。点Cのx平面での値は、 $x_1=15, x_2=6$ で、目標  $G_1$  の達成値は3120万円、目標  $G_2$  の達成値は1020万円である。

この解の十分レベルに対する達成の割合は  $G_1$  が78%、 $G_2$  が64%で、目標達成のバランスが比較的良好な解になっている。

なお、この例では最適解は実行可能領域の端点として求められたが、 $g_1^0, g_2^0$  の値はそのまま、 $g_1^s$  を4800万円、 $g_2^s$  を1400万円とすると、最適解は  $x_1=13.35, x_2=9.29$  となり、辺BCと目標ベクトルが交差する点として求められる。

次にこの問題を数学的に解いてみよう。目標ベクトルは、 $G=(2200, 1000)$  である。達成水準が十分レベルよりも不足する分を  $d_1^-, d_2^-$ 、超過する分を  $d_1^+, d_2^+$  とすると、

$$G_1 : 160x_1 + 120x_2 + d_1^- - d_1^+ = 4000 \quad (1)$$

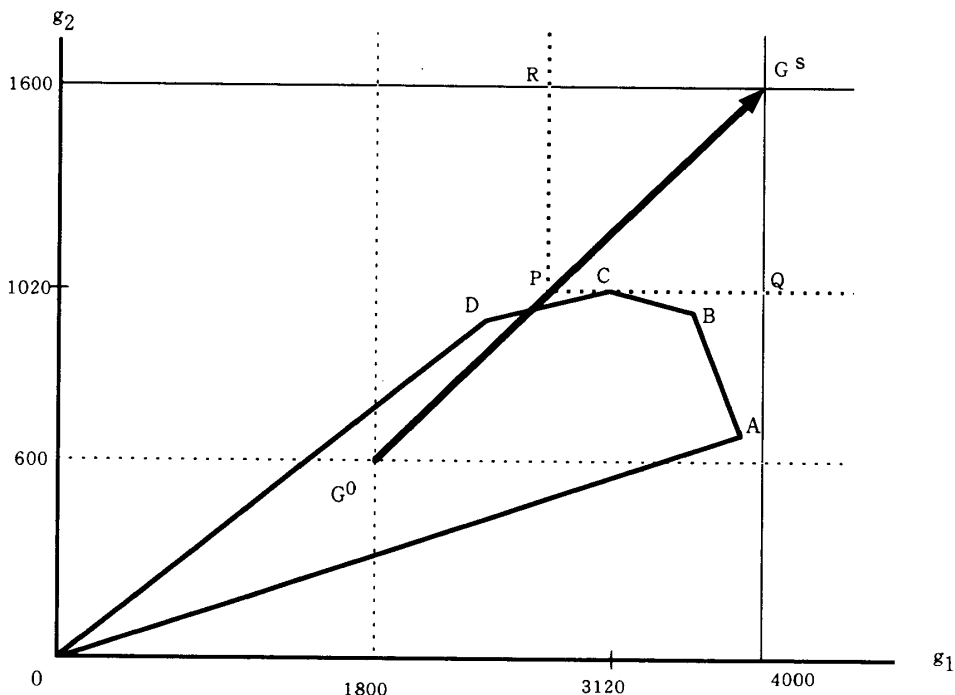


図1 g平面での図解(目標ベクトル法のL字タイプ)

$$G_2: 60x_1 + 20x_2 + d_2^- - d_2^+ = 1600 \quad (2)$$

である。L字型モデルでは、リグレットは

$$R = \max \{d_1^-/\lambda_1, d_2^-/\lambda_2\}$$

で表される。これを最小化するには、実際には以下のようにすればよい。

達成水準と十分レベルとの差を新しくそれぞれ2つの非負の補助変数の組,  $y_1$ と $z_1$ ,  $y_2$ と $z_2$  ( $y_1, y_2, z_1, z_2 \geq 0$ )の差として, (1), (2)式を次のように次のように書き直す。

$$G_1: 160x_1 + 120x_2 + y_1 - z_1 = 4000 \quad (3)$$

$$G_2: 60x_1 + 20x_2 + y_2 - z_2 = 1600 \quad (4)$$

このとき, 偏差変数は  $y_i, z_i$  ( $i=1, 2$ ) を用いると

$$d_i^- = y_i - z_i \quad (y_i > z_i \text{ のとき})$$

$$d_i^+ = z_i - y_i \quad (z_i > y_i \text{ のとき})$$

で表わされる。この関係を点Cが最適解として得られる図1の場合で示すと, これは  $y_1 > z_1, z_2 = 0$  のケースで,  $PQ = y_1, PC = z_1, CQ = d_1^-, PR = d_2^- = y_2$  である。

$y_1, y_2$  と  $\lambda_1 = 2200, \lambda_2 = 1000$  には次のような関係がある。

$$y_1/2200 = y_2/1000$$

したがって,

$$y_2 = (5/11)y_1 \quad (5)$$

である。

リグレットの大きさを目標ベクトルの長さに対応させて表わすと, 次のようになる。

$$\begin{aligned} R &= \sqrt{(y_1)^2 + (y_2)^2} \\ &= (146/11) \cdot y_1 \end{aligned} \quad (6)$$

となる。このことから, L字型モデルの最適解を求めるには, 次のような最小化問題を解けばよい。

$$\text{最小化: } R = y_1 \quad (7)$$

制約条件:

$$G_1: 160x_1 + 120x_2 + y_1 - z_1 = 4000 \quad (8)$$

$$G_1: 160x_1 + 120x_2 \geq 1800 \quad (9)$$

$$G_2: 60x_1 + 20x_2 + y_2 - z_2 = 1600 \quad (10)$$

$$G_2: 60x_1 + 20x_2 \geq 600 \quad (11)$$

$$y_1 \text{ と } y_2 \text{ の関係: } y_1 - (11/5)y_2 = 0 \quad (12)$$

$$\text{工程1の制約: } 16x_1 + 10x_2 \leq 320 \quad (13)$$

$$\text{工程2の制約: } 20x_1 + 10x_2 \leq 360 \quad (14)$$

$$\text{外注部品制約: } 10x_1 \leq 150 \quad (15)$$

$$\text{非負条件: } x_1, x_2, y_1, y_2, z_1, z_2 \geq 0 \quad (16)$$

この問題はシンプレックス法で解くことができ, 最適解は, 図1からも得られたように,  $x_1 = 15, x_2 = 6, y_1 = 1276, y_2 = 580, z_1 = 396, z_2 = 0$  となる。

### 3. 多目的線形計画法

次のような複数の線形目的関数と線形制約条件式を持つ問題を多目的線形計画問題と呼ぶ。

$$\text{最大化: } g_i(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^n c_{ij}x_j \quad (i=1, 2, \dots, m) \quad (17)$$

$$\text{制約条件: } \sum_{j=1}^n b_{kj}x_j \leq h_k \quad (k=1, 2, \dots, q) \quad (18)$$

$$x_j \geq 0 \quad (j=1, 2, \dots, n) \quad (19)$$

(18), (19)式を満足する実行可能解 $\mathbf{x}^*$ に対して,  $g_i(\mathbf{x}) \geq g_i(\mathbf{x}^*)$  ( $i=1, 2, \dots, m$ )で, しかもある $j$ について $g_j(\mathbf{x}) > g_j(\mathbf{x}^*)$ となるような実行可能解 $\mathbf{x}$ が存在しないとき,  $\mathbf{x}^*$ をパレート最適解 (Pareto optimal solution) と言う。文献によっては, 非劣解, 非支配解, 有効解などとも呼ぶ。これは, “他の目標の達成度を減少させることなしには, もはやどの目標の達成度も増大させ得ない状態の解” である。

前節の目標ベクトル法で扱った例題を多目的線形計画問題としてみれば, 図1において, 辺AB, 辺BC上の実行可能解がパレート最適解である。

一般的に, 多目的計画法はパレート最適解の中から満足できる妥協的な解を得ようとするもので, 目標計画法などは, あらかじめ意思決定者から要求水準やリグレット関数などの選好情報を要求して解を求める方法に属する。

意思決定者の選好情報を明示的に要求せずに, 選好性に関する一定の仮定において最適解を求める解法としては, 意思決定者の理想とする目標空間上の点からの $p$ 次距離の最小解を求めるものがある。

また, 解を探索する過程で, 逐次的に選好情報を要求し, それを利用して最適解を求める対話型の解法も数多く開発されている。これは意思決定者がコンピュータとの対話の過程で, 解の集合についての情報を得るに従い, 各目標の要求水準や重み, 優先順位といったものを逐次修正しながら, 最も満足できる解を探し出そうとする方法である。

Geoffrionら [4] の方法がその典型的な方法であるが意思決定者が答える代替率や加重の信頼性がそのまま解の信頼性に関連するので, 意思決定者が選好判断に自信がある場合でなければ有効ではない。このほか, BenayounらのSTEM [1], SteuerらのFocus-in法 [7], Wierzbickiの参考点法 [9] などがよく知られている。

#### 4. フレキシブル計画法

経営目標の設定は、たとえば「利益をだいたい1億円以上にしたい」というように、しばしばあいまいな表現によって行なわれることが多い。目標設定にあいまいさを含むような計画問題に、Zadehが定義したファジイ集合の概念をとり入れたフレキシブル計画法 (flexible programming) が Zimmermann [6] [10] [11] によって示されている。なお、フレキシブル計画法では、上述のようなファジイ目標と、「工程1の上限はだいたい320時間以下である」というようなファジイ制約も同様に扱えるという特徴があるが、本稿では、後述のように数値例を  $g$  平面に表現して最適解の様子を調べてみるので、問題の制約条件はファジイ制約ではなく、通常の制約のまま扱うことにする。したがって、以下の説明もファジイ目標を中心に行う。

全体集合  $X$  におけるファジイ集合  $A$  は

$$\mu_A : X \rightarrow [0, 1]$$

なるメンバシップ関数によって特性づけられた集合である。 $\mu_A(x)$ の値が1に近いほど  $x$  の  $A$  に属する度合いが大きく、0に近ければ  $x$  の  $A$  に属する度合いが小さい。

たとえば、目標  $G_i$  の達成水準を“だいたい  $g_i^U$  以上をしたい”という場合、達成水準  $g_i(x)$  が  $g_i^U$  以上ならばメンバシップ関数の値は1をとり、それ以下ならば1よりも小さい (ただし、0よりは大きい) 値をとり、 $g_i^L$  以下ならば0をとるようなメンバシップ関数によって特性づけるものとする。

ファジイ目標を  $G_i (i=1, 2, \dots, m)$ ,  $G_i$  のメンバシップ関数を  $\mu_i(x)$  とすると、 $m$  個のメンバシップ関数を

$$\mu_D(x) = \min_i \{ \mu_1(x), \mu_2(x), \dots, \mu_m(x) \}$$

という1つの総合的なメンバシップ関数に統合する方式がよく知られており、これを最小オペレータ (minimum operator) と呼ぶ。

Bellman と Zadeh による最大化決定は、 $\mu_D(x)$  の値を最大化するような  $x$  を選ぶことであり、

$$\mu_D(x^*) = \max_{x \in X} \mu_D(x)$$

となる  $x^*$  を求めることである。ここで、 $X$  は実行可能領域を示すものとする。

Zimmermann [11] は上述のような複数のファジイ目標を持つ問題を定式化している。第1回連載の [例題2] をもとにしてその考え方を説明してみよう。

[例題2] の目標関数は次のようであった。

$$G_1 : g_1(x) = 160x_1 + 120x_2 \quad (20)$$

$$G_2 : g_2(x) = 60x_1 + 20x_2 \quad (21)$$

また、制約条件は次のようであった。

$$T_1 : 16x_1 + 10x_2 \leq 320 \quad (22)$$

$$T_2 : 20x_1 + 10x_2 \leq 360 \quad (23)$$

$$T_3 : 10x_1 \leq 150 \quad (24)$$

$$T_4 : x_1, x_2 \geq 0 \quad (25)$$

Zimmermann は(22)~(25)式のもとで(20)式と(21)式をそれぞれ個別に最大化する解を求めておき、それをもとに前述の  $g_i^U$  と  $g_i^L$  を決める方法を提案している。いま、(20)式を最大にする解は  $x_1=0, x_2=32$  であり、目標の達成値は、 $G_1$  が3840万円、 $G_2$  が640万円である。また、(21)式を最大にする解は  $x_1=15, x_2=6$  で、目標の達成値は  $G_1$  が3120万円、 $G_2$  が1020万円である。一般に  $m$  個の目標がある場合には、 $m$  個の解と対応する目標の値が得られる。目標  $G_i$  について得られた  $m$  個の目標値の最大値を  $g_i^U$  とし、最小値を  $g_i^L$  とする。この例では、

$$g_1^U = 3840, \quad g_1^L = 3120$$

$$g_2^U = 1020, \quad g_2^L = 640$$

である。

目標  $G_1$  のメンバシップ関数として線形関数型を適用すると、次のようになる。

$$\mu_1(x) = \begin{cases} 0 & ; \quad g_1(x) \leq 3120 \\ ((160x_1 + 120x_2) - 3120) / 720 & ; \quad 3120 \leq g_1(x) \leq 3840 \\ 1 & ; \quad g_1(x) \geq 3840 \end{cases} \quad (26)$$

この関数形を示すと、図2のようになる。

同様に、目標  $G_2$  にも線形関数型メンバシップ関数を適用すると、次のようになる。

$$\mu_2(x) = \begin{cases} 0 & ; \quad g_2(x) \leq 640 \\ ((60x_1 + 20x_2) - 640) / 380 & ; \quad 640 \leq g_2(x) \leq 1020 \\ 1 & ; \quad g_2(x) \geq 1020 \end{cases} \quad (27)$$

ファジイ最大化決定に基づいた定式化によると、こ

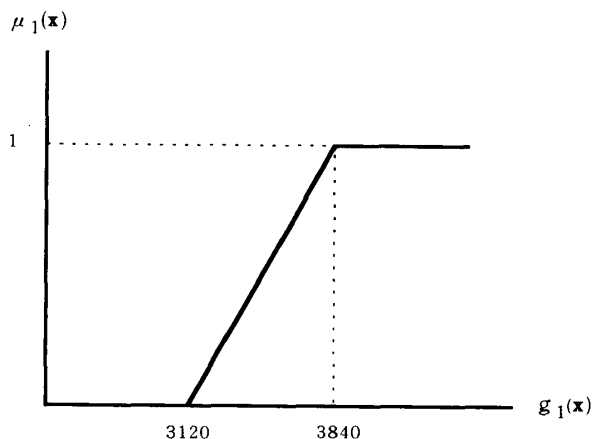


図2 線形関数型メンバシップ関数



発されている。

次回以降の連載では不確実性に対するさまざまなアプローチを紹介する。

#### 参考文献

- [1] Benayoun, R., de Montgolfier, J., Tergny, J. and Larichev, O : "Linear Programming with Multiple Objective Functions : Step Method (STEM)", *Mathematical Programming*, Vol. 1, No. 3, pp. 366-375 (1971)
- [2] 福川忠昭, 山口俊和 : "多目的数理計画法とその周辺分野の現状と課題", *日本経営工学会誌*, Vol. 41, No. 4B, pp. B208-B216 (1990)
- [3] 伏見多美雄, 福川忠昭, 山口俊和 : 「経営の多目標計画」, 森北出版 (1987)
- [4] Geoffrion, A. M., Dyer, J. S. and Feinberg, A. : "An Interactive Approach for Multi-Criterion Optimization with an Application to the Operation of an Academic Department", *Management Science*, Vol. 19, No. 4, pp. 357-368 (1972)
- [5] 坂和正敏 : 「線形システムの最適化<一目的から多目的へ>」, 森北出版 (1984)
- [6] 坂和正敏, 石井博昭, 西崎一郎 : 「ソフト最適化」, 朝倉書店 (1995)
- [7] Steuer, R. E. and Schuler, A. T. : "An Interactive Multiple Objective Linear Programming Approach to a Problem in Forest Management", *Operations Research*, Vol. 26, No. 2, pp. 254-269 (1978)
- [8] 山口俊和 : "ファジィ目標計画問題に対する一考察", *オペレーションズ・リサーチ誌*, Vol. 34, No. 6, pp. 257-268 (1989)
- [9] Wierzbicki, A. P. : "The Use of Reference Objective in Multiobjective Optimization", in Fandel, G. and Gal, T (eds.) *Multiple Criteria Decision Making : Theory and Application*, Springer-Verlag, New York, pp. 468-486 (1980)
- [10] Zimmermann, H. J. : "Description and Optimization of Fuzzy Systems", *International Journal of General Systems*, Vol. 2, pp. 209-215 (1976)
- [11] Zimmermann, H. J. : "Fuzzy Programming and Linear Programming with Several Objective Functions", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 1, pp. 45-55 (1978)