

社会システム・モデルの多目標最適化について

樋 口 透

目 次

1. はじめに
2. 目標関数の導入
3. 多目標最適化
4. 宮城ダイナミックス・モデルの適用例
5. 結 果
6. おわりに

1. は じ め に

システム・ダイナミックス（以下 SD と略記）手法は大規模な社会・経済システムの分析に、しばしば用いられることは周知のことである。経済システムの分析に限定すれば、十分なデータが整っているので、理論と検証性の点からも計量経済モデルが優れていることはいうまでもない。ところで社会システムを分析する上では経済システムの枠組の中に拘わることなく、むしろその外に問題の目が向けられねばならない。そこには十分なデータが整っていないことが多く、また、あったとしても、数量化されないもの、数量化されていても共通の単位に還元できない（noncommensurable）ことがある。さらに過去のデータが必ずしも、将来にわたるシステムの構造を物語ってはいないこともある。このような困難な状況を考慮すれば SD 手法の存在理由は否定できないといえよう。SD モデルに限らず、社会システムに対し数理科学的なアプローチを試みる者の共通の悩みは、モデルが現実のシステムをいかに適格に表現して

原稿受領日 1982年8月31日

いるかを確認することである。通常、モデルの利用者、即ち意思決定者 (Decision Maker, 以後 DM と略記する) は、何らかの意味で予測に関する情報を目的としてモデルを利用する。その場合、システムの構造的変化、外部環境の変化、価値観の変化などが、モデルを将来に延長して用いる場合に問題となる。悲観的な見地に立つなら、モデルから得られる情報の有効性は、将来の不確定要因の陰に隠れてしまい殆んど失われてしまうことになろう。しかし、DM は将来に関する決定を迫られるとき、何らかの情報に頼ろうとする。それは、DM に決意を促すものであるだけでなく、決定のプロセスを説明し、かつ説得できるものでなくてはならないが、それ以上のものではない。つまり、事後評価において、絶対に正しい決定であることを保証するものではあり得ない。予測値は、しばしば目標値となることがある。その場合、事後評価における現実とのずれをモデルを用いて説明しうることが望ましい。たとえば、モデルに組込まれたパラメータ値の見込み違いとか、あるいは、モデルに組込まれない突然起った外部環境の変化などである。

SD モデルの利用法は上述のようにモデル操作の結果を直接意思決定に結びつけるより、むしろ、DM がモデル操作により訓練を受け、システムの性質をよく把握することである。つまり政策決定者としての腕(感)を磨くことにモデルの意義があるといえる。複数の政策決定者が意思決定をしようとするときには、コミュニケーションの媒体としてモデルを位置づけることができる。

モデルをどのように用いる場合でも、DM はモデル操作の結果に一定の評価を与える必要がある。DM は通常、明確な評価基準に照らしてこれを評価することをせず、ただ漠然と眺めるだけである。DM の価値構造が明確にされないためである。DM が複数の場合は、集団意思決定 (group decision making) の問題が提起される。彼らは通常、価値構造の異なるグループの代表者である。各自の価値構造が明きらかになっていれば、noncommensurable な要因を調整することができるので、交渉を通じて全体の調整が計られる。

DM がモデルを政策決定のために利用しようとするときは、政策パラメータを種々変化させながら、探索が試みられる。しかし、可能なパラメータ値の組

合せの数が多いと、処理時間の点で trial and error の限界を越えてしまう。たとえそれが可能であったとしても、DM の価値観に矛盾しない序列をつけることは容易でない。そこで DM はモデルと対話による学習プロセスを通じて彼の価値構造を明きらかにしようとする立場をとる。

以上は、本論で提案する多目標最適化手法の背景である。

DM は端末器の前で複数の評価関数の各々に対して、暫定目標値を設定する。これに対してモデル（マシン）はその値に対して実現可能性を調べ可能ならそのときの政策パラメータの値を返す。DM はさらに改善を望むなら、より望ましい暫定目標値を設定する。このようにしてマン・マシン・インタラクティブに操作は進められる。原則として目標値は段階的に設定されるが、特別なケースとして各目標値とその優先順位を予め指定し、優先順位の高い順に目標値を満たしてゆくこともできる。この方法は線形計画法における目標計画法 (goal programming) と同様のアプローチである [5]。

マン・マシン・インタラクティブな多目標最適化手法に対して、これまで多くの提案が出されているが¹⁾、その多くは、ここに提案する方法とは逆に、まずマシンが暫定解を提示し、マン (DM) がそれに評価を与える。満足であればそれを解とし、そうでないとき、不満と思う評価関数にその限界値を応答する。マシンはそれを制約条件とする新たな暫定解を提示するという反復過程が構成される。このとき暫定解は非劣解 (パレート解) 上から求められるのが通常の方法であるが、Geoffrion らは非劣解上にない可能解集合の中の任意の初期解から始めて、DM の選好解 (非劣解上の妥協解) に逐次近づけてゆく方法を提案している [2]。先に提案した方法に類似しているので比較のために彼の方法を SD モデルに適用してみた。ただし、彼は、パラメータを改善する際に、その方向と大きさに関する情報を DM に問うているが、ここでは簡単のために、大きさに関しては一定とした。本論で述べる2つの方法を要約すると、

- (1) 1 対比較法 (Geoffrion): DM が応答した各評価値間のトレード・オフ比の逆数を各評価関数の増分にウェイトとして乗じたベクトルを合成して

1) 文献 [8] 192 頁-193 頁。

パラメータの改善方向とする（この方向は DM の効用関数の最大増加方向と見做される）。

- (2) 暫定目標値を与える方法：DM が応答した暫定目標値と実現値との差の相対値をウエイトとし(1)と同様にパラメータの増分を決定し、これを暫定目標値が達成されるまで反復し、これでマン・マシンの一反復が終了する。そこで DM はさらに暫定目標をより望ましい値に改善する。

この値が実行可能でないなら、目標値を下げるといった逆向きのプロセスが必要となることもある。暫定目標値は、下限値に設定されるので解は一定の領域を形成するが、このとき DM の選好解が常にこの領域に含まれている必要がある。これは多分にヒューリスティックな方法であり、常に選好解に収束する保証はないが実験例では満足する解が得られた。これに反して、一対比較法は、筆者がこのモデルで SD の役割を演じた限りでは失敗に終わった。評価関数間のトレード・オフ比を指定することは容易でなく、かなりいい加減な値を答えざるを得なかったからである。

SD モデルの政策パラメータの決定に最適化手法を適用した例は、Burns, 拙稿 [3] に見られるが、いずれも単一評価関数について論じられている。しかし、社会システム・モデルは本質的に多面的な評価を前提にしており、従来 SD モデルの利用はこの観点に立っていた。ただし評価は DM に依存し、パラメータ探索も DM の感に頼っていた。したがって多評価関数最適化モデルは充分意味のあることと思われる。

この方法で最適パラメータが求まっても、それが実現不可能であれば意味を持たないので、この点は DM がモデル操作の段階で考慮する必要がある。

2. 目標関数の導入

通常、SD モデルには目標関数は設定されない。好ましいパラメータを見出すには、DM がいくつかの変数の時系列、平均値、もしくは計画最終年次の値などを総合評価するという過程を試行錯誤する必要がある。前述したようにこの方法では首尾一貫した評価が下せない。そこでパラメータ最適化のために複

数の目標（評価）関数を導入する。

SD モデルは、連立差分方程式で記述される。レイト方程式と補助方程式は逐次代入することにより、レベル変数 x とパラメータ p を用いて次のように表わせる。

$$\dot{x} = f(x, p, t), \quad x|_{t=t_0} = x_0 \text{ (初期値)}$$

$$x' = (x_1, \dots, x_n)$$

$$p' = (p_1, \dots, p_m)$$

$$f' = (f_1, \dots, f_n)$$

ここに p は政策パラメータ（制御対象となるパラメータ）のみを示し、他のパラメータや定数は明示していない。

評価関数は凸性を保証するために、変数の二乗累積和で与える。第 i 評価関数を J_i とするとき、

$$J_i(p) = \int_{t_0}^{t_f} h_i^2(x, p, t) dt, \quad (i=1, \dots, l)$$

t_0, t_f はシステムの開始時刻と終了時刻をそれぞれ表わす。

$J(p)$ は p を固定して DYNAMO によるシミュレーションを1回走らせると1組だけ求まる。

パラメータ p に関する最適化を行うには、反復回数が相当大きくなり、コンピュータとの対話における応答時間を実用的な範囲に入れるには、モデルを何らかの方法で縮小する必要がある。

3. 多目標最適化

3.1 一対比較法

DM の効用関数を前提にする必要はないが説明の都合上存在するものとする (U)。この方法は、パラメータ空間において U の最大増加方向をマン・マン・インタラクティブに求め、この方向に進むことにより、選好解を達成しようとする方法である。さらに、DM は効用関数 U のパラメータに関する増分を直接知らないが、効用関数の各評価関数に対する増分は、トレード・オフ比から近似的に知ることができるという前提に基いている。パラメータの改善方向

を s とすれば,

$$s = \frac{\partial U}{\partial p} = \left(\frac{\partial U}{\partial J} \right)' \times \frac{\partial J}{\partial p}, \quad s' = (s_1, \dots, s_m)$$

ここに $\partial U/\partial J$ は l 個の要素をもつベクタ, $\partial J/\partial p$ は $l \times m$ のサイズをもつマトリクスである。いま s 方向への探索を行わず一定倍率 d を乗ずるものとする, 第 $k+1$ 反復におけるパラメータの値 p_{k+1} は,

$$p_{k+1} = p_k + ds$$

で与えられる。反復終了条件は,

$$|s| < \epsilon, \quad (\epsilon > 0)$$

で与えられるが, 実際にはこの条件が満たされなくとも, DM の満足基準を達成したとき終了すればよい。

s の定義式の $JU/\partial J$ をマン (DM) が与え, $\partial J/\partial p$ をマシン (コンピュータ) が与えることにより s が求められる。

次に $\partial U/\partial p$ と $\partial J/\partial p$ を導出しよう。

(a) $\partial U/\partial J$ の導出

l 個の目標関数の中の1つたとえば第 l 目標関数を基準に選び, この値の1単位が他の夫々の目標関数値の何単位とトレード・オフされるかを DM に問う。DM は効用関数についてあまり知る必要はないが, 次の式を満たす a_i を求められる。

$$U(J_1, \dots, J_i, \dots, J_l) = U(J_1, \dots, J_i - a_i, \dots, J_l + 1)$$

ここに得られた a_i は, 基準目標関数値を単位とする第 i 目標関数値の限界代替率を表わすので, $1/a_i$ は基準目標関数値を単位とする, 第 i 目標関数値の限界価値, つまり $\partial U/\partial J_i$ と考えてよい。(図-1 参照)。

したがって $\partial U/\partial J$ は,

$$\frac{\partial U}{\partial J} = \left(\frac{1}{a_1}, \dots, \frac{1}{a_i}, \dots, \frac{1}{a_{l-1}}, 1 \right)$$

で与えられる²⁾。

2) 筆者は J の増減量を絶対値ではなく百分率で指定した。したがって $\partial U/\partial J_i$ はすべてディメンジョンをもたない。

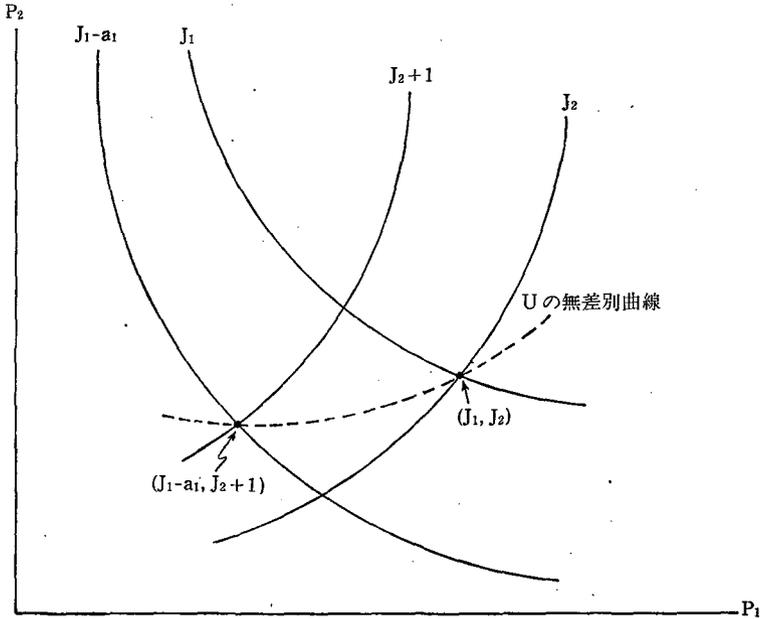


図-1

(b) $\partial J/\partial p$ の導出

関数 $J(p)$ の p に関する増分はまともにも求めようとすると容易ではないが、MIT の SD グループが用いた感度分析に用いた手法をそのまま適用した [9]。筆者は同じ手法で、感度分析を試みた [4]。

$\partial J/\partial p$ の第 i 行第 j 列の要素 ($\partial J_i/\partial p_j$) は、第 i 目標関数の第 j パラメータに対する増分、もしくは感度を表わしている。

$$\left\{ \frac{\partial J}{\partial p} \right\}_{i,j} = \frac{\{J_i(p+\delta p_j) - J_i(p)\}/J_i(p)}{\delta p_j/p_j}, \quad (i=1, \dots, l; j=1, \dots, m)$$

$$\delta p_j' = (0, \dots, 0, \delta p_j, 0, \dots, 0)$$

$JU/\partial J$ に合わせて $\partial J/\partial p$ も相対化し非ディメンション化してある。行列 $\partial J/\partial p$ を求めるには、標準パラメータの他に、各パラメータ値を一定量³⁾増加した m 通りのパラメータ、合わせて $m+1$ 通りのパラメータについてシミュレーション

3) $\delta p_j/p_j = 0.1$ (10%) とした。

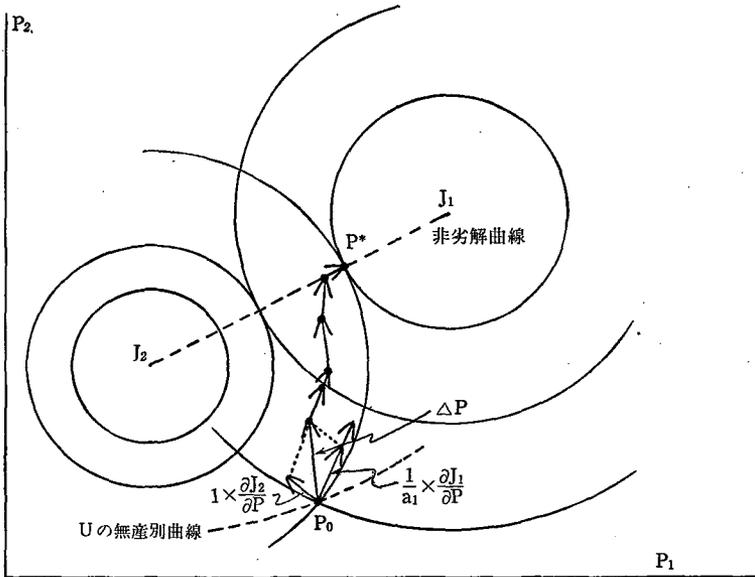


図-2

ンを実行する必要がある。DYNAMO III の配列機能を用いることにより、 $m+1$ 通りの解が同時に得られるため、 $\partial J/\partial p$ も直ちに求められる。なおこの値は、各評価関数のパラメータに関する感度を表わしているので、DM に有用な情報を提供することになる。

次にこの手法の図式的な解釈を試みよう。図-2は $m=2, n=2$ の場合についてパラメータ空間に評価関数 (J_1, J_2) と効用関数 (U) の無差別曲線が描かれている。さらに評価関数の無差別曲線が接する点を連ねた線として非劣解が示されている。初期パラメータ p^0 (非劣解上にない) からスタートして、やがて非劣解上に達し、DM の選好解 p^* に到達する様子が描かれている。 p^0 から p^1 を得る手続きは、まず $\partial J_1/\partial p, \partial J_2/\partial p$ を機械的に求め、一対比較法により得られた a_1 によりウエイト付けられた2つのベクトルを合成し p^1 を得る。この方向は p^0 における効用関数の無差別曲線に直交していると考えられる。反復の途中で非劣解に達すると、この点での $\partial J/\partial p$ は逆向きになるため、以後、非劣解曲線上を辿る。非劣解曲線でのみ、一対比較法によって得られた a_i

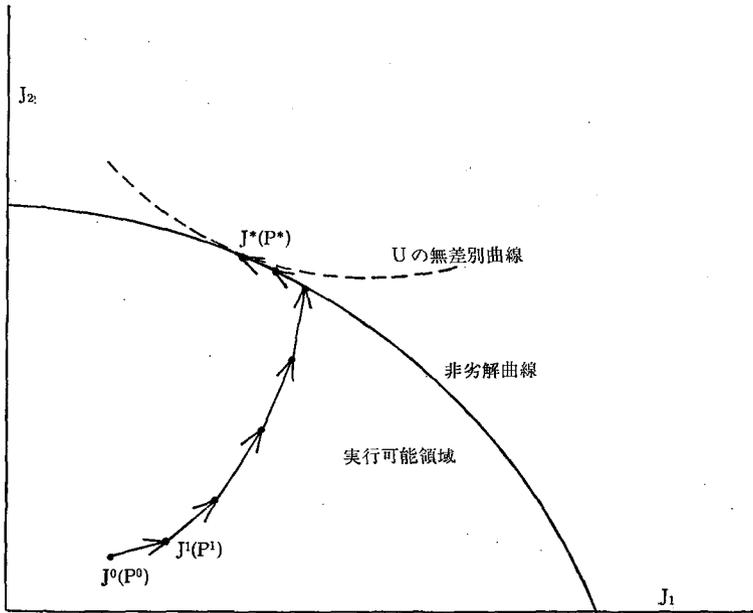


図-3

は真の意味でのトレード・オフ比を与える。厳密には、 ∂p が無限小ではないから非劣解曲線の周りにジグザクを描いて、選好解に向って移動する。したがって、 p の刻み巾は、非劣解曲線から大きく逸脱しないように選ぶ必要がある。

今度は評価関数空間に描いてみよう(図-3)。実行可能領域内の $J^0(p^0)$ からスタートして、選好解 $J^*(p^*)$ に到る様子が描かれている。この図で、非劣解曲線と U の無差別曲線は $J^*(p^*)$ において接していると考えてよい。DM は、端末ディスプレイ上の各評価関数値が、同時に改善されなくなることから非劣解に達したことを知ることができる。

3.2 目標値を逐次決めてゆく方法

一対比較法と異なる点は、 $\partial J/\partial p$ の算出法にある。第 k 反復における DM

の暫定目標値を, $J_i^k(p)$ とする。

次に距離 $d_i^k(p)$ を,

$$d_i^k(p) = \max [0, \{J_i^k(p) - J_i(p)\} / J_i^k(p)] \\ (i=1, \dots, l)$$

で定義する。式から分かるように, $d_i^k(p)$ は, 第 i 目標関数の相対的な不達成度を示している。 $d_i^k(p)$ が大きいことは, 目標値と実現値のギャップが大きいこと, したがって, $J_i(p)$ の限界効用が高いと考えてよい。そこで, $d_i^k(p) \propto \partial U / \partial J_i(p)$ と見做すことにする。式中の $J_i(p)$ は, マン・マシンの一反復の間に $d_i^k(p) = 0$, つまり $J_i^k(p) \leq J_i(p)$ ⁵⁾ が満たされるまで, 自動的に反復される。反復過程で目標値に近づくにしたがい, $d_i^k(p)$ が零に近づくため, 収束が遅くなるので, 一定の正数 (ε) を加えたものを用いる。3.1の s を求める式の $\partial U / \partial J_i$ の値を次式で定義することにする。

$$\frac{\partial U}{\partial J_i} = d_i^k(p) \cdot c + \varepsilon \quad (\varepsilon, c > 0)$$

第 k 反復において, $d_i^k(p) = 0$ ($i=1, \dots, l$) なら第 k 暫定目標値が達成されたことになる。そこで DM は第 $k+1$ 暫定目標値を設定し, 同様の操作を続ける。究極的な目標値 (この値は予め設定しておくかまたは対話の段階で設定してもよい) を達成すると終了する。究極的な目標値を J_i^* とするとき,

$$J_i^{k+1} \geq J_i^* > J_i^k$$

が成立するとき, 反復を止める。

このとき,

$$(a) \quad d_i^k(p) = 0 \quad (i=1, \dots, l)$$

が成立するとき, 解 (J^*, p^*) が得られ; 成立たないとき, つまり,

$$(b) \quad d_i^k(p) \neq 0 \quad (\text{for some } i)$$

4) はじめは暫定目標値が実行可能領域に入るように充分余裕をもって設定する必要がある。

5) J_i が U の増加関数の場合を示している減少関数のときは d_i^k の定義式はマイナス符号をつけ, $J_i^k \geq J_i$ とする。

6) $d_i^k(p) \equiv J_i^k(p) - J_i(p)$

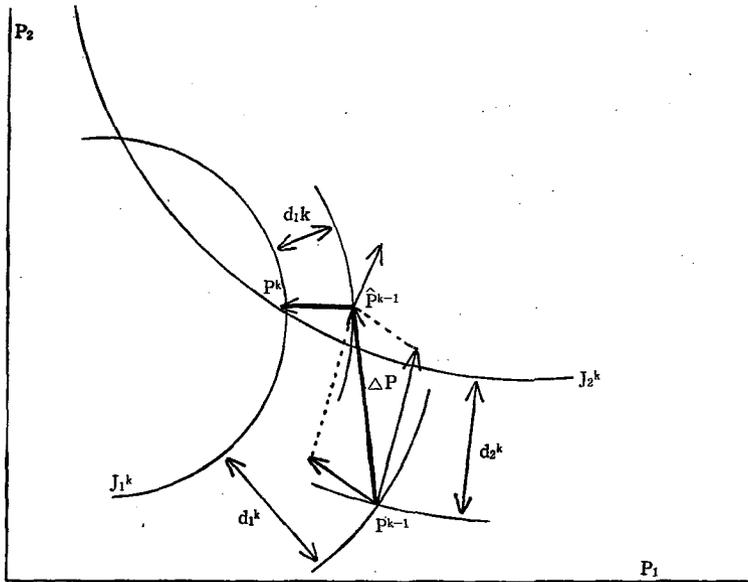


図-4

なら、妥協解が得られる。この場合には、未達成の d_i^k につき、その総和、もしくは最大偏差を最小にすることにより改善を計ることができる。

図-4はパラメータが改善される様子を示している。現在 $k-1$ 反復にあり、パラメータは p^{k-1} にある。 k 反復に入り DM が暫定目標 J^k を指定すると、現在の値とのギャップ d^k を求め、各評価関数の最大増加方向にこの値をウェイトとして乗じたものを合成し一定の大きさ進めると \hat{p}^{k-1} に達する。 \hat{p}^{k-1} は J_2^k を満たすが J_1^k を満たさないから \hat{p}^{k-1} において p^{k-1} と同様の手続きを繰り返す。今度は $d_2^k=0$ であるから、 $\partial J_1/\partial p$ 方向に引っぱられ、 J_1^k と J_2^k を同時に満たす点 p^k に達する。

ここでの反復回数は増加パラメータの大きさに依存する⁷⁾。

このようにして、パラメータ空間における解（暫定目標を満たすパラメータ領域）を次第に小さくしてゆき、それが一点 p^* に収束するなら、この点は DM

7) パラメータ増分の大きさの選び方が悪いと J_i^k の外に出てしまうこともある。

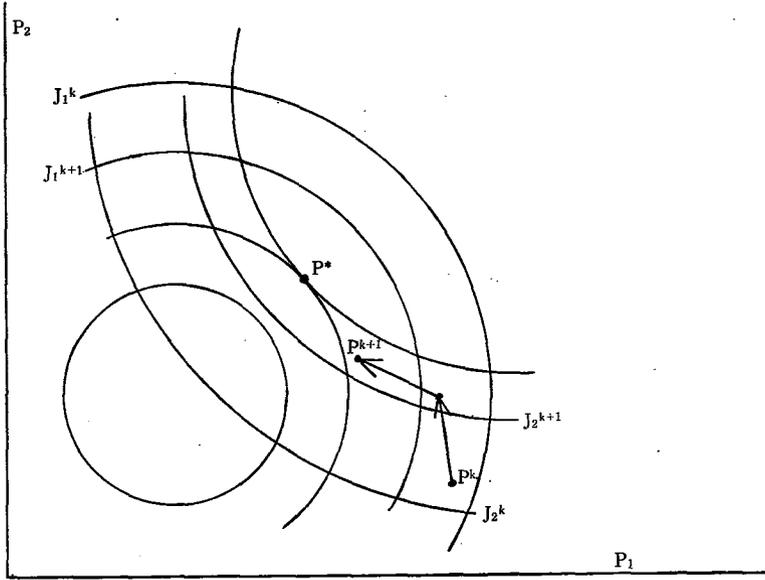


図-5

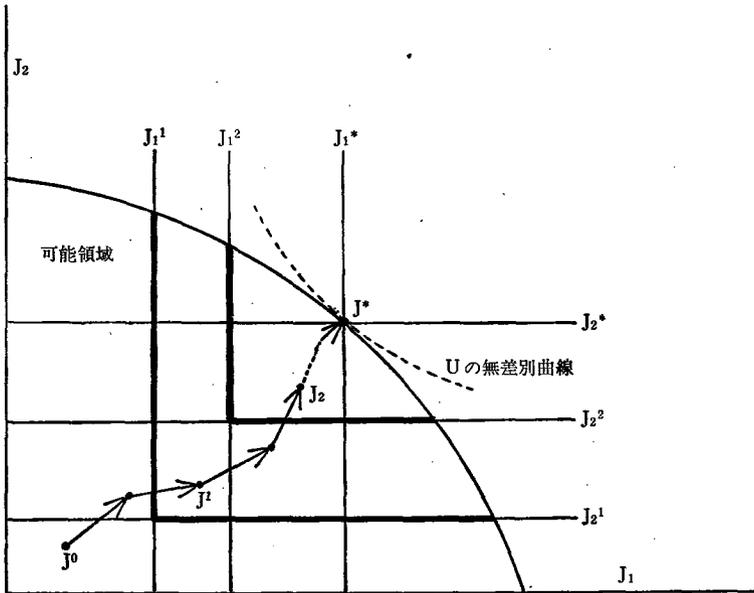


図-6

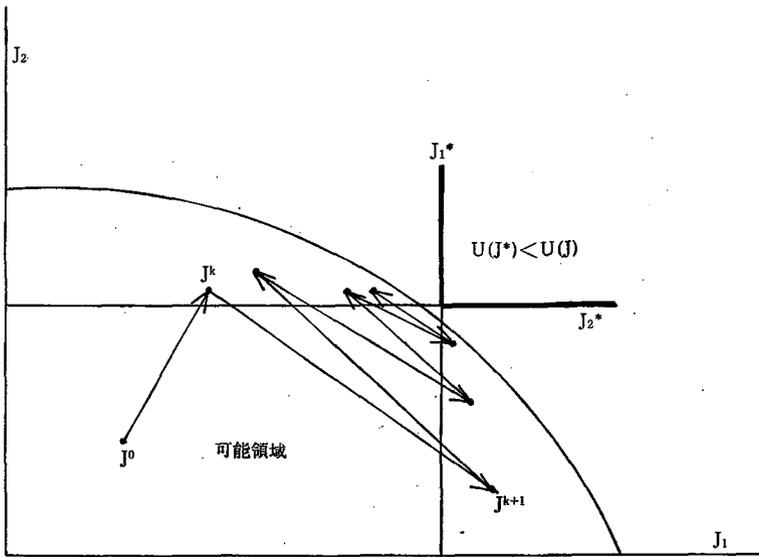


図-7

の選好解である(図-5 参照)。

評価関数空間でこの様子を眺めたものが図-6 である。解集合が次第に小さくなり、非劣解上の一点に収束している様子が描かれている。

DM は常にこの図に描かれているように、暫定目標値を指定できるとは限らない。可能領域の外に $J^k(p)$ を設定すると、マシンは、たとえば図-7 にあるように、いずれか一方のみの目標を満たそうとするので、解に収束することなくいつまでも振動している。ディスプレイ上に出る J の値を眺めていると気付くので、一旦止めて、目標値を下げて、やり直すとよい。

3.3 各評価関数の目標値とその優先順位を予め指定する方法

この方法は3.2 で述べたものの一つの使用方を示したものである。線形計画法において、複数の目的関数を同時に考慮する問題は目標計画法 (goal programming) として知られている [5]。この方法と類似の考え方を前節の方法に適用しよう。

一反復で一つの目標値を達成するので、いま、第 i 評価関数の優先順位を

$k(i)$ とし、その目標値を $J_{i(k)}^k$ とするとき、前節の方法を適用するとき、第 $k(i)$ 反復において、

$$J_i^k = J_{i(k)}^k, J_j^k = 0 \quad (j \in \{1 | k(l) > k(i)\})$$

とする。つまり、現在の優先順位より低い目標は無条件に達成されるよう充分小さく設定しておく。反復を進めてゆき、既に達成された（したがって優先順位のより高い）目標が不達成になるまで続ける⁸⁾。三次元の評価関数空間での反復の様子を図-8に示す。球面 ABC は非劣解集合を表わし、その内側は可能領域を示している。また A_1A_2 は J_1^* を、 B_1B_2 は J_2^* を、 C_1C_2 は J_3^* をそれぞれ示している。任意の初期解 J^0 から開始して、まず優先順位第1位の J_1^*

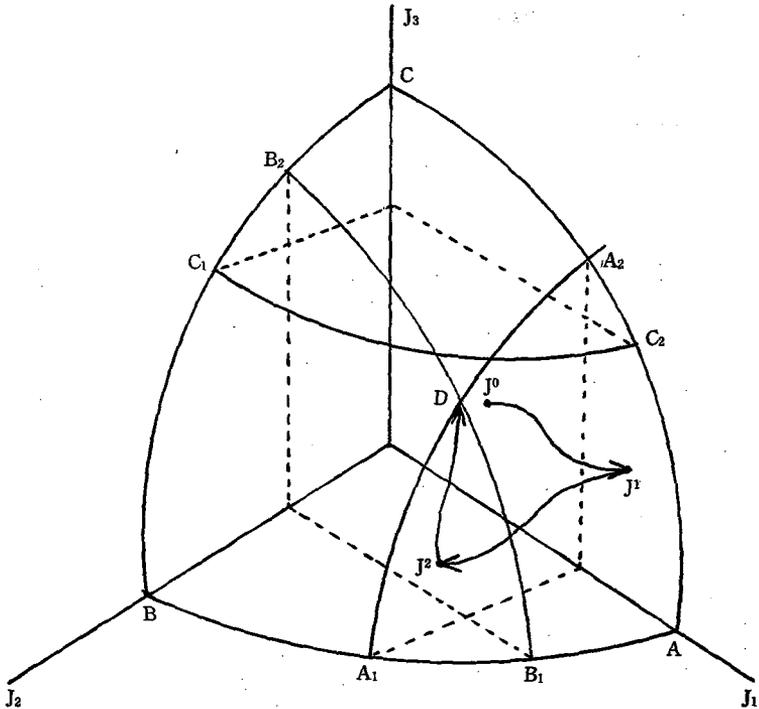


図-8

8) 一時的に不達成になり、その後達成されることが皆無ではないのでこの条件により自動的に終了させることはできない。

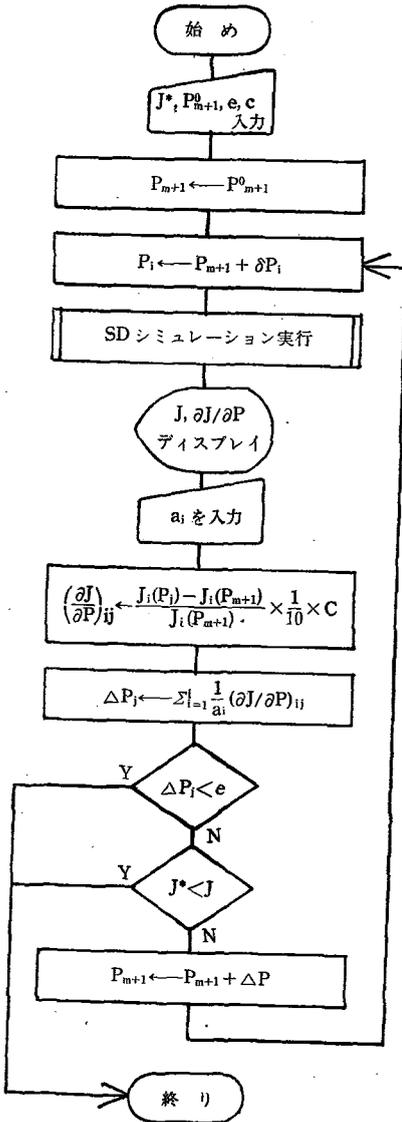


図-9

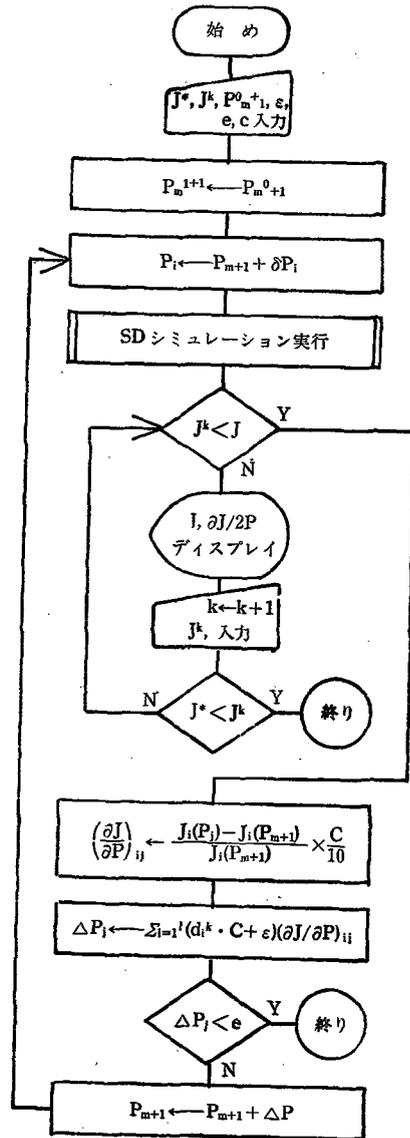


図-10

を満たすように J^1 に移動し、次に第2位の J_2^* を満たすべく J^2 に移動する。しかし第3位の J_3^* を満たすことはできない。このとき、 d_3 を最小にするように探索が進められるので弧 A_1A_2 と弧 B_1B_2 の交点 D に J^3 が移動する。この点は非劣解であり明きらかに DM の選好解となることが分かる。

以上は多目標最適化手順のあらましであるが、最後に手順のフローチャートを掲げておく(図-9, 10)。

4. 宮城ダイナミックス・モデルの適用例

このモデルは宮城県庁が同県の社会・経済の将来像を展望するために作成されたものである。筆者は同モデルを単純化したモデルをつくり、「シミュレーション・プログラムの最適化プロセスについて」[3]、および「ダイナミック・モデルのパラメータ感度分析」[4]を発表した。本論は、前者を多目標最適化に拡張したものと同じと見ることが出来る。後者は、本論で評価関数の増分を求める計算にそのまま応用されている。オリジナル・モデルは CSMP で書かれ、667 変数を含む大規模なモデルである。人口、生活、産業、土地利用、環境、公共サービスの6セクタに分かれており、主として産業活動への投資が他のセクターにどのような影響を及ぼすかを調べるのがねらいであった。簡略モデルについては、モデル作成の基本的考え方、具体的な方法、モデルのプログラムなど前者に詳しく述べてあるので再掲しない。

評価関数と、制御パラメータを何に選ぶかは DM に任せられる問題であるが、ここでは次のように定めた。

$$J = (\text{人口}, \text{生活指標}, \text{環境容量})$$

$$p = (\text{緑地規制}, \text{出生率}, \text{経済成長率})$$

生活指標、環境容量、経済成長率は基準年次(1970年)を1とする比率であり、緑地規制は緑地の百分率がそれを下廻ると急激に環境が悪化されると考えられる基準を示す。出生率や経済成長率はこれを直接コントロールすることは出来ないが、ここでは敢えて p に含めた。

5. 結 果

一対比較による方法は、実際に試行してみて分かったことであるが、反復の都度 DM が介入するので解を得るのに長時間を要する。しかし最大の欠点は DM に評価関数間のトレード・オフ比を要求することである。DM に正しいと確信する値を返答させることは困難であると思われた。筆者が DM になって実験したが途中で断念してしまった。しかし何らかの改良の余地はあると思われる。もう少し時間を短縮することができれば、何度も繰り返すことができるので、学習プロセスを通じて DM にトレード・オフ分析に対する感が養われるからである。

これに反し、目標値を逐次改善してゆく方法は、この実験例で判断する限り、非常に操作も簡単でうまくいくことが分かった。とはいっても、増分パラメータの大きさ (C と e) を勝手に与えると解が振動してしまい、適当な値を求めるには試行錯誤が必要であった。

結果の一例を表-1 に示した。表中の k は、マン・マシンの対話の数を、 n は、一対話の間で DM の応答した暫定目標値を達成するに要するマシンの反復回数を示す。 J^3 は環境容量を表わすので、 J^1, J^2 とは逆に、暫定目標値を下廻ることにより目標が達成されることに注意したい。まず DM が $J^1 = (3350, 1.8, 3.6)$ を応答するとマシンは7回反復して、 $J = (3357, 1.86, 3.24)$ および $p^1 = (76.2, 21.25, 4.60)$ を返す。 J は明きらかに目標を達成しているので DM は次に J^1 より少し高い暫定目標 J^2 を応答する。 $k=3$ で、 $J^3 = (3440,$

表-1

| k | n | J^k (目標値) | J (達成値) | p^k (パラメータ値) |
|-----|-----|------------------|---------------------|----------------------|
| 1 | 7 | (3350, 1.8, 3.6) | (3357, 1.86, 3.24) | (76.2, 21.25, 4.60) |
| 2 | 2 | (3400, 2.0, 3.6) | (3409, 2.01, 3.44) | (76.3, 21.45, 4.53) |
| 3 | 5 | (3440, 2.2, 3.6) | (3439*, 2.22, 3.59) | (76.1, 20.97, 4.43) |
| | 10 | | (3442, 2.24, 3.61*) | (76.08, 20.88, 4.41) |

(注) *印は目標を達成していない。

2.2, 3.6) に対しては、少なくとも $n \leq 10$ では目標は達成されない (*印は目標値を達成していない)。ここで p^2 , $J(p)$ を解とするか、あるいは J^3 を少し緩和して再度試行するかを選択することができる。しかし、最適パラメータ値を厳密に求めることよりも、最適解に向ってパラメータがどのように移動してゆくかなど解の動態を眺めることの方がより意味のあることである。したがって、モデルをより有効ならしめるには、DM が次の暫定目標値を指定するとき、単にそのとき実現している評価値、あるいは、評価値の時系列データを眺めるだけでなく、通常の SD モデルの分析法を併用する必要がある。そのためには、最適解に関する情報のみならず他のシミュレーション結果も必要に応じてディスプレイ上で眺められるような工夫が必要であろう。さらに DM が確たる評価基準をもたないときは、評価値のパラメータ依存性 ($\partial J/\partial p$) により、暫定目標値が左右される。つまり、多少のアンバランスが生じるのを覚悟の上で、特定の評価関数を効率よく高めていくこともある。これは明きらかに、パラメータを移動するコストを暗黙のうちに含めた効用関数が再構成されたと見ることができる。

6. おわりに

本研究は、現実のシステムを充分よく説明できるモデルが既に構築されているという前提のもとに、その最適化を目指したものである。だが実際にはこの前提を満すことが最重要な課題である。そこで本研究をモデルの構造同定に応用できないであろうか。現実とモデルの間の乖離は単一尺度では充分には表現できない。現実のシステムの種々の特性を目標関数 (評価関数) とし、制御パラメータの代りに推定すべきパラメータ (初期値は適当に与える) を、モデルの特性が目標 (現実の特性値) にできるだけ近づくように制御する問題を解くことができるなら、本論がモデル構築の道具を提供することになるかも知れない。今後の課題の一つとしたい。

〈参考文献〉

- [1] J. S. Dyer, "Interactive Goal programming", *Management Science*, Vol. 19, No. 1, 1972, pp. 62-70.
- [2] A. M. Geoffrion, and others, "Interactive Approach for Multicriteria Optimization of Academic Department", *Management Science*, Vol. 19, 1972, pp. 357-368.
- [3] 樋口 透「シミュレーション・プログラムの最適化プロセスについて—宮城ダイナミック・モデルを事例として」, 『商学討究』, 第30巻第1号, 1979, pp. 1-17.
- [4] 樋口 透「ダイナミック・モデルのパラメータ感度分析」, 『商学討究』, 第32巻第2号, 1981, pp. 47-65.
- [5] Lee, *Goal Programming for Decision Analysis*, Auerbach, 1972.
- [6] D. Meadows and others, *Grouping in the Dark*, wiley, 1982.
- [7] P. Nijkamp, J. Spronk, *Multiple Criteria Analysis*, Gower, 1981.
- [8] P. Rietveld, *Multiple Objective Decision Making*, North-Holland, 1977.
- [9] M. Starr, M. Zeleny, ed., *Multiple Criteria Decision Making*, North-Holland, 1977.