

包絡分析法と遺伝的アルゴリズムによる 事例ベース意思決定支援モデル

稲積 宏 誠[†] 鈴木 賢一郎^{††} 楠本 和 哉^{†††}

本稿では、包絡分析法 (DEA) と遺伝的アルゴリズム (GA) を用いた事例に基づく意思決定支援モデルを提案する。本モデルは、複数の要因を入力とし、そこから評価の対象となる結果が生み出されるような一連の活動を対象とし、多くの活動事例の中でユーザが目標とする効率のレベルと過去の活動の特徴を反映した新たな活動方針を導くものである。本モデルは次のような特徴を持つ。1. 過去の活動事例が DEA により求められる効率レベルと各活動の参照関係などの定性的な特徴によって分類され、それをもとに任意の条件に対して将来の活動計画を作成することができる。2. 一元的に判断できない問題に対してもさまざまな側面から効率的であるか否かが評価され、それによって作成された活動計画に対しては、与えられた条件のもとで効率的であることが保証されている。たとえば、マーケティング分野では、広告を複数のメディアに投入し、その広告効果を評価する。活動事例の内容は、複数メディアへの広告投入量と、投入した期間と商品認知率などの評価値で特徴づけられる各種宣伝活動である。これを効率レベルと活動の特徴により分類し、それらを参考にした任意の評価値を満足するような将来の活動案を効率レベルに基づいて意思決定が行えることになる。

A New Scheme of Case-based Decision Support Systems by Using DEA and GA Techniques

HIROSHIGE INAZUMI,[†] KEN-ICHIRO SUZUKI^{††}
and KAZUYA KUSUMOTO^{†††}

We propose a new scheme of case-based decision support systems (DSS) by using Data Envelopment Analysis (DEA) and Genetic Algorithms (GA). The application fields for our scheme are the cases of multiple input/output activity in which the efficiency of the outputs is evaluated. The case-based DSS of our scheme offers activity-policy which reflects any level both of the efficiency and features in the activity referring to a lot of cases of past activity in the same area. Our scheme is constructed by two procedures, i.e., analysis procedure and estimation procedure. In analysis procedure, all cases are recursively evaluated by solving a DEA model. The remainder cases except for the cases belonging to efficiency frontier are also evaluated by the DEA model, and the similar processing is repeated. After analysis procedure, it is possible to classify the whole cases into multiple hierarchies by the level of the efficiency, and also into the groups with common features between inputs and output, which cover multiple hierarchies. In estimation procedure, according to some past cases, features, frontier levels, and required conditions, any future activity plan is searched by GA with fitness function using considered factors. After estimation procedure, users control the variety of required conditions about past activities, and finally decide the plan according to their requests.

1. はじめに

効率評価の多くは、ある投入量に対していかに多く

の産出量を確保できるか、あるいはいかに少ない投入量である産出量を確保できるかという問題に帰着する。すなわち、総産出量/総投入量の大小で効率を評価するとともに、それをもとに改善案を検討したり、将来計画を検討するというものである。たとえば大型店舗の評価を考えた場合、売場面積と従業員数を投入量とし、売上高と利益を産出量として評価する問題ととらえることができる。通常の効率性の評価では、入出力項目それぞれにウェイトづけを行い、1つの仮想的入

[†] 青山学院大学理工学部
School of Science and Engineering, Aoyama Gakuin
University

^{††} 株式会社 NTT データ
NTT DATA Corp.

^{†††} 株式会社電通
DENTSU Inc.

力と仮想的出力に換算し、出力/入力を計算することが多い。ただし、多くの場合にウェイトの決定方法には根拠がないという多目的最適化が共通に持っている問題点が存在することが指摘されている。

包絡分析法 (DEA: Data Envelopment Analysis) はこのような問題点を解決するものであり、評価対象とする事例に最も都合良くウェイトづけを行ったうえで、それと同じ条件のもとに他の事例も評価して相対評価を行うものである。したがって、DEAにおいては、自分自身に対して適用した最適なウェイトを用いた他の事例の評価値よりも自らの評価値が劣っていたとすると、それは明らかに最適な事例となりえないことが示されたことになる。またそれとは逆に、いかなる事例も注目した事例の評価値を上回らないとすると、そのウェイトづけという条件においては注目した事業体が最も効率的であると見なすことができる。以上の結果、各事例は効率的な活動と非効率的な活動に分類され、各非効率的な活動には、参照集合と呼ばれる目指すべき効率的な活動が対応づけられることになる^{1)~6)}。

次に過去の事例としてさまざまな活動の実績が得られていたときに、将来計画を立案するという意思決定の問題を考える。その将来計画は、通常要求すべき産出量あるいは投入量の制約などが与えられたもとで、過去の実績を参考にして実現可能性の高いものが立案されるであろう。また、その際には、なるべく新規計画の条件に近い類似した過去の事例を参考にすることが多い。ここでいう条件とは、多くの場合背景知識として与えられるものであり、必ずしも明確な定量評価ができるとは限らない。このような場合には、投入パターンや産出パターン、すなわちウェイトづけの考え方が類似していることや、希望する評価のレベルが類似した過去の事例などを参考にして、任意の投入量または産出量を満足する将来計画の案を提示することによる意思決定支援が有効であると考えられる。

そこで本研究では、多入力・多出力で表現される事例を DEA を用いて効率レベルの階層と参照関係に基づく特徴グループによって 2 次元的に分類し、その分類情報を参考にして任意の制約を満足するような仮想的な事例群を推定し、将来計画案を提示する意思決定支援モデルを提案する。また、候補の探索には実数ベクトルによる遺伝的アルゴリズム (GA: Genetic Algorithms) の交叉処理^{7),8)}を用い、その際の適応度関数は、DEA における効率値を用いる。さらに、広告におけるメディアミックス問題に適用し、提案モデルの有効性を示す。メディアミックス問題とは、マー

ケティング分野において、目標とする広告効果を得るためにどのように複数のメディアに広告を投入すべきかを評価する問題である。

本稿では、まず 2 章で DEA の基本的な考え方を述べる。3 章では、事例として与えられた活動実績を DEA を用いて 2 次元的に分類する方法を示したうえで、GA における交叉を用いた探索アルゴリズムによって、分類された事例から任意の入力条件あるいは出力条件に合致した計画立案の方法を示す。4 章では、広告におけるメディアミックス問題における実験内容を述べ、提案モデルの有効性を示す。

2. 包絡分析法 (DEA) の概要^{1),3)~6)}

包絡分析法 (DEA) は分析対象として事業体 (DMU: Decision Making Unit, 以後 DMU と呼ぶ) に注目する。DMU は、必ずしも物理的な存在だけではなく、企業、学校などの組織体や個人などの活動そのものを意味する。この DMU の条件は、類似した機能と独立した権限のもとで活動しており、各活動に共通した投入を示す入力項目と産出を示す出力項目が定義できなければならないことである。入力項目、出力項目はともに数値データが準備でき、原則的にその値は正であって効率性の特徴をよく表すものでなければならない。さらに、DMU の性質は、ある出力を得るための入力値の小さいものほど好ましく、ある入力に対しては出力値の大きいものほど好ましいものとされなければならない。その結果、DEA では複数個の DMU に対して個々の入力項目と出力項目の値がすべて判明している場合に分析可能となる。

いま n 個の DMU がそれぞれ m 個の入力要素を持つ入力ベクトル $X_j = (x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{mj})$, $j = 1, 2, \dots, n$ と s 個の出力要素を持つ出力ベクトル $Y_j = (y_{1j}, y_{2j}, \dots, y_{sj})$, $j = 1, 2, \dots, n$ で特徴づけられているとする。 k 番目の DMU である DMU_k の DEA モデルによる効率値 θ_k は次のように定式化される。

$$\text{Minimize } \theta_k - \epsilon \left(\sum_{i=1}^m s_{ik}^+ + \sum_{r=1}^s s_{rk}^- \right) \quad (1)$$

subject to

$$\sum_{j=1}^n \lambda_{jk} x_{ij} + s_{ik}^+ = \theta_k x_{ik}, \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_{jk} y_{rj} - s_{rk}^- = y_{rk}, \quad r = 1, 2, \dots, s, \quad (3)$$

$$L \leq \sum_{j=1}^n \lambda_{jk} \leq U, 0 \leq L \leq 1, U \geq 1, \quad (4)$$

$$\lambda_{jk} \geq 0, j = 1, 2, \dots, n, \quad (5)$$

$$\theta_k \geq 0, \quad (6)$$

$$s_{ik}^+ \geq 0, i = 1, 2, \dots, m,$$

$$s_{rk}^- \geq 0, r = 1, 2, \dots, s.$$

この線形計画問題を各 DMU に対して解くことによって、 θ と λ を求める。ただし、これが実行可能であることは容易に示され、 θ の最大値は 1 を超えないことが保証されている。そこで、 $\theta_k = 1$ であり $s_{ik}^+ = 0, i = 1, 2, \dots, m, s_{rk}^- = 0, r = 1, 2, \dots, s$ が成立するとき、 DMU_k は DEA 効率的といい、それ以外するとき DEA 非効率的と呼ぶ。非効率的であったときにこの線形計画法を解くことは、非効率である DMU_k の現在の出力値を最低限保証したうえで、入力をできるだけ縮小する計画を求めていることになる。したがって、非効率的であったときの最適解 θ_k^* による解の改善案 (\bar{X}_k, \bar{Y}_k) は、次式によりなされる。

$$\bar{x}_{ik} = \theta_k^* x_{ik} - s_{ik}^{+*}, i = 1, 2, \dots, m, \quad (7)$$

$$\bar{y}_{rk} = y_{rk} + s_{rk}^{-*}, r = 1, 2, \dots, s, \quad (8)$$

また、 DMU_k が非効率的であるとき、 $E_k = \{DMU_j | \lambda_{jk} \geq 0, j = 1, 2, \dots, n\}$ を DMU_k に対する参照集合という。参照集合に属する活動は効率的であり、参照集合 $E_k (k = 1, 2, \dots, n)$ の活動の張る凸集合を効率的フロンティアと呼ぶ。いま、任意の DMU の活動を $(X_j, Y_j), j = 1, 2, \dots, n$ とすると、 (X_j, Y_j) は $(m+s)$ 次元ユークリッド空間の点とみることができる。このような活動の集合は生産可能集合： P と呼ばれ、以下の性質を満足する。

- 各活動 $(X_j, Y_j), j = 1, 2, \dots, n$ は P に属する。
- P に属する任意の活動 (X_j, Y_j) に対して、余剰な入力を持ち、不足の出力を持つ活動、すなわち $X^* \geq X_j, Y^* \leq Y_j$ を満たす (X^*, Y^*) は P に属する。

以上の仮定を満たす集合 P は次式のように表すことができる。

$$P = \{(X^*, Y^*) | x_i^* \geq \sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij}, y_i^* \leq \sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj},$$

$$L \leq \sum_{j=1}^n \lambda_j \leq U, i = 1, 2, \dots, m, r = 1, 2, \dots, s\}$$

このように生産可能集合とは、参照集合を基準に各

DMU の活動が存在する範囲を規定するものである。ただし、効率的フロンティアによって生産可能集合を定義するには、規模の効率性という考え方が必要となる。規模の効率性とは、現存する活動集合の点の凸包と、その凸包の点より大きな入力と小さな出力を持つ点の構成をどのように実現するかについての考え方を意味し、規模の効率性が増加する活動群と一定の活動群および規模の効率性が減少する活動群の存在を仮定することである。

規模の効率性増加モデルとは、下方に向かって入力規模の縮小はできないが上方向への拡大は自由に行えることを仮定しているものである。これは、 λ の制約式において $L = 1, U = \infty$ を満足するものである。また、規模の効率性減少モデルとは、上方に向かっての入力規模の拡大はできないが下方向への縮小は自由に行えることを仮定しているものである。これは、 λ の制約式において $L = 0, U = 1$ を満足するものである。したがって、規模の効率性一定とはいずれの制約も受けないものであり、 λ の制約式において $L = 0, U = \infty$ を満足するものである。これは特に CCR (Charnes-Cooper-Rhodes) モデルと呼ばれ、DEA モデルの中の最も基本的なものとされている。

一方、規模の効率性について最も強い制約を持つということは、入力規模の変化による効率性の変動を現存する活動に準拠して評価するものであり、 λ の制約式において $L = 1, U = 1$ を満足するものである。これは特に BCC (Banker-Charnes-Cooper) モデルと呼ばれており、この場合の生産可能集合は、現存する活動集合の点の凸包と、その凸包の点より大きな入力と小さな出力を持つ点から構成されることになる。BCC モデルのように制約が強くなればなるほど、規模の変化による効率性の変動を現存する活動に準拠して考慮することになり、局所的な特徴により効率的と判定される活動が増えることが予想されることになる。

したがって、DEA モデルを適用する際には DMU における前提条件と多くの定性要因を加味したうえで評価しなければならないことが分かる。

3. 事例ベース意思決定支援モデル

3.1 モデル概要

本稿で提案する事例ベース意思決定支援モデルは、DEA 分析可能な条件を満足している過去の活動事例を対象とし、その効率性と過去の活動事例の持つ経験的な定性的特徴をもとにして、任意の入力量あるいは任意の出力量を満足するような将来計画案を作成するものであり、事例分析部と計画立案部より構成される。

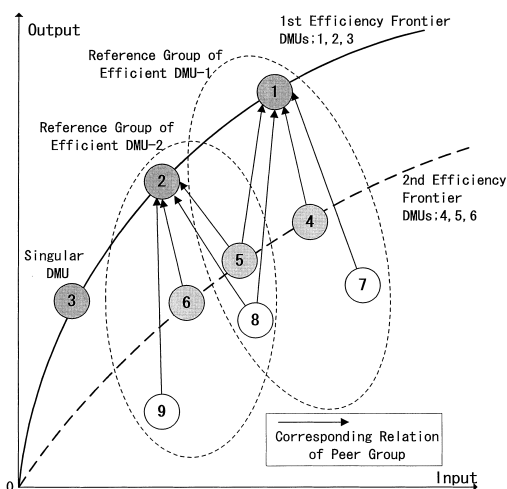


図1 事例分析部による分類構造

Fig. 1 A sketch of classified and categorized DMUs after analysis procedure.

事例分析部は次のような構成になっている。

- (1) 各活動事例に対して DEA 分析を行い、効率値が 1 となる複数の事例から効率的フロンティアを構成する。
- (2) 効率的フロンティアに属する活動事例ごとにそれを参照している非効率的活動事例群を抽出し、それを特徴グループと定義する。その際、参照の度合いについてのしきい値を設定しておく。
- (3) 効率的フロンティアに属する活動事例を除いた活動事例集合に対して再度 DEA による分析を行い、その部分集合内での効率的フロンティアに属する事例と効率的フロンティアに属さない事例からの参照集合を導く。この操作を必要な回数繰り返す。

ここで分類された特徴グループとは、自らの活動を最大に評価するように入力項目間のウェイトづけを行った際に、より高く評価される活動事例を中心に構成される。したがって、そこにはほぼ同じ傾向を持ちながら効率値の異なる活動群が集まっているとの解釈が成り立つ。以上の処理によって、各活動事例はそれぞれ効率評価のレベルと入力要素および入・出力関係の持つ特徴を表現する特徴グループ群により特定されるような構造として分類保持される。図 1 にその概念図を示す。たとえば、事例 5 は「最も効率的な事例である事例 1, 2 と類似の性質を持つ第 2 番目の効率レベルに属する事例である」などと表現することができる。

また、規模の効率性の点から DEA モデルの中のかなるモデルを適用するかについては、その活動の持つ条件から個別に判断する必要がある。

一方、計画立案部は次のような構成になっている。

- (1) 将来計画において要求される入出力の部分要素の値と、要求される効率レベルに応じて仮想的擬似事例群を生成する。
- (2) 仮想的擬似事例群に対して DEA 分析を行い、そこで効率的と判断されたものを候補集合とする。
- (3) 参考にする過去の事例の属している特徴グループと共通の仮想的擬似事例を候補集合から選択し、活動計画案として提示する。

活動計画案の作成においては、過去の活動事例の中で参考にしたいものが存在するとしても、そのすべての条件が同一であることが保証されていないことを前提とする。したがって、活動計画案として提示する仮想的擬似事例は、異なる条件により生成されるとしても、要求される効率レベルと特徴グループに属していることが保証されていなければならない。ここで、要求に沿った効率的な活動が存在する位置を考えてみると、その参照集合となる事例の近くに存在する可能性が高いが、参照集合となる事例の組合せの中でまったく離れた位置に存在する可能性もある。したがって、参照集合の周辺は綿密に探索を行いつつ、多様性を維持しながら大域的探索を行う手法が求められるといえる。

そこで本モデルでは、遺伝的アルゴリズム (GA) の交叉を利用した確率的探索法を用いる。これについては特に実数によるコード化と関数最適化に適した交叉方法が提案されており、これを用いることで効率的な探索が実現される。

3.2 遺伝的アルゴリズム (GA) の交叉を利用した解の探索

遺伝的アルゴリズム (GA: Genetic Algorithms) は、確率的探索・学習・最適化の手法として広く用いられているが、ここでは関数最適化への適用に注目する。関数最適化における古典的な GA では、コード化はバイナリ形式、交叉は 1 点か 2 点、あるいは一様のいずれかが用いられていた。一方、最近注目されている実数ベクトルによるコード化を用いた GA では、バイナリコード化に比べて高い効率で解を得ることができると報告されている^{7),8)}。実数ベクトルを用いて関数最適化を成功させるには、親の有効な形質 (特徴) を正確に子に遺伝するような交叉方法を設計することが重要である。

関数最適化における有益な形質とは、親自身が存在している位置 (=座標) である。したがって、交叉における理想的な形は、近い距離にいる両親からはその

近くに子が生まれ、遠い距離にいる両親からは広い範囲に子が生まれることである。両親からある子の距離が近いということは、親の位置、つまり形質をよりよく遺伝することを意味する。特に GA における探索の終盤では、選択の圧力によって、親がよりよく適合する領域に向け、同時にその親の周辺にはさらに高い適合点が存在する可能性が高いことになるので、この交叉方法が有効である。

実数ベクトルを用いた手法の中で、矩形内一様分布交叉 (BLX- α) は、突然変異などの探索操作なしで、比較的高い効率で解が得られることが報告されている⁷⁾。矩形内一様分布交叉は、実数ベクトルによってコード化され、子は両親によって作られる矩形の縦の長さとの横の長さをそれぞれ α 倍ずつ伸ばした領域内に一様に作られる。ここで α は経験的に 0.5 が多く用いられている。この手法の特長として、両親が遠い場合は広い空間に子が作られ、両親が近ければ狭い空間に子が作られるため、うまく親の形質を遺伝させることができる。しかし、子を作る領域の作成は、矩形によって作成されるため、座標系に依存しているといえる。したがって、座標系が回転していたり、変数間に強い従属関係があったりする場合は、うまく形質が遺伝しない場合も存在する。

そこで、変数間に従属関係がある場合でも有効な交叉方法として正規分布交叉 (UNDX: Unimodal Normal Distribution Crossover) が提案されている⁸⁾。正規分布交叉は、子が親同士を結んだ線上の近くに生じることを前提として、位置関係を正確に遺伝させることを交叉方法の基準としている。これにより、親からの子への形質遺伝が正確に行われるようになる。すなわち、親 1 と親 2 の 2 つを結んだ線上で中点は μ 、 σ が 2 つの親同士の距離の半分になるような正規分布 (μ, σ) を発生させる。さらに親 3 と、親 1 と親 2 を結んだ線との距離に比例してもう 1 つの正規分布を考え、この 2 つを合わせた領域内に、正規分布に従って子を発生させる。

本モデルの計画立案部における解探索においては、このような実数ベクトルによる交叉という考え方に注目し、ある条件を満足する複数の子を生成させることに限定して、矩形内一様分布交叉あるいは正規分布交叉を用いることとする。なお、現在までに行ってきた実験からは矩形内一様分布交叉を用いることによって大幅な探索効率の低下が生ずるケースは存在しなかったため、通常はまずその取扱いの容易さから矩形内一様分布交叉を用いる。ただし、その探索効率が著しく低く、その要因として変数間の相関関係が強いと判断

された場合のみ例外的に正規分布交叉を用いることとする。

3.3 計画立案部の詳細

前節で述べた実数ベクトルの交叉処理によって、計画立案部がどのように実現されるかについては以下のとおりである。ただしここでは、活動事例の実数ベクトル $(X, Y) = (x_1, x_2, \dots, x_m, y_1, y_2, \dots, y_s)$ から、与えられた条件として定数となる m_0 個の入力要素と s_0 個の出力要素を除いた、長さ $(m - m_0) + (s - s_0)$ の部分実数ベクトルを交叉対象とする。

- (1) 指定されたレベルの効率的フロンティアに属する活動事例を親集合とし、それを部分実数ベクトルで表現しコード化する。
- (2) 親をランダムに 2 つ選択し、矩形内一様(または正規)分布交叉によって、子の部分実数ベクトルを求める。その部分実数ベクトルに $(m_0 + s_0)$ 個の定数要素を付加して実数ベクトル (X, Y) とする。
- (3) 仮想的な活動事例である実数ベクトル (X, Y) を効率的フロンティアに属する活動事例集合に対して事例分析部で用いた DEA モデルで評価し、効率値 θ を得る。
- (4) 効率値 θ を適合度として $1 - \beta < \theta < 1$ を満たし、他の選択された実数ベクトルとの類似度の小さいものを仮想的擬似事例群とする。
- (5) 十分多くの仮想的擬似事例群が生成されるまで (2) 以降の処理を繰り返した後、それらに対して事例分析部で用いた DEA モデルで分析し、効率的であると判定された事例群を候補集合とする。
- (6) 候補集合内の仮想的擬似事例群の属する特徴グループを判定し、要求される特徴グループに属するものを活動計画面として提示する。

ここで、 β は要求レベルに対してどの程度の近傍までを解候補とするかを示すものである。また、 $\beta = 0$ すなわち $\theta = 1$ になるデータを採用しないのは、既存の効率的フロンティアの破壊を防止するためであるとともに、特に最上位レベルにおいても参照度 λ によりどの特徴グループに属しているかを評価可能とするためである。さらに、類似度を考慮するのは、候補集合に多様性をもたせるためであり、作成された子の部分実数ベクトルの 2 乗距離が一定値以上という条件を与えるなど、問題に応じて設定するものとする。

また、ここで仮想的擬似事例群を生成する際に、通常の GA のように世代を重ねながら評価値としての適合度を改善する方法をとっていないのは、(4) におい

て定義される適合度そのものは、評価値としての必要条件であり、この探索の目的が多様性を持った解集合を求めることにあるからである。ただし、ある限定された活動事例の性質のみを継承するような仮想的擬似事例群を生成したいという場合には、通常の GA のように世代を重ねながら評価値を改善するという方法をとるほうが効率的である。このような探索における戦略については、その適用対象の目的に応じて適宜使い分けることとする。

最後に、得られた候補集合を用いて DEA 分析を行うことによって、各レベルごとの生産可能集合を示す凸集合の範囲内で、効率的フロンティアを除く最も効率的な事例を選択することができることになる。これらに対しては、特徴グループを特定するために、最上位レベルの活動事例への参照度を求めなければならないことになる。このことは、効率的な活動事例に限りなく近いものを、人工的に生み出すことを実現しているものと考えることができる。

4. メディアミックス問題への適用

4.1 メディアミックス問題の概要

提案モデルのアルゴリズムの流れを説明するとともに、事例ベース意思決定支援モデルの有効性を検証するために、広告におけるメディアミックス問題に適用する。具体的にこれを実現するプロトタイプシステムの概要を図 2 に示す。メディアミックス問題とは、マーケティング分野において、目標とする広告効果を得るためにどのように複数のメディアに広告を投入すべきかを評価する問題である。活動事例の内容は、複数メディアへの広告投入量を入力要素、投入期間と商品に関する認知率などの評価値を出力要素とする各種宣伝活動である。今回扱うデータは、新聞、雑誌、テレビ、ラジオの 4 メディアそれぞれの広告の「延べ到達量」といわれる GRP (Gross Rating Point) とその広告投入期間、さらにその広告が認知された割合であるキャンペーン認知率およびその商品名が認知された割合であるブランド認知率について下記のとおり調査したものである。

- 出所：(株)電通キャンペーン効果調査結果(1993年～1997年)
- 商品カテゴリー：乗用車(乗用車既存製品：64車種85件, 乗用車新製品：40車種59件)
- 対象：東京 30 Km 圏内居住の一般生活者男女個人 630 名(住民基本台帳による二段階無作為抽出, 1 段階＝地区, 2 段階＝世帯内個人)

ここで、製品の種類と事例件数が一致しないのは、同

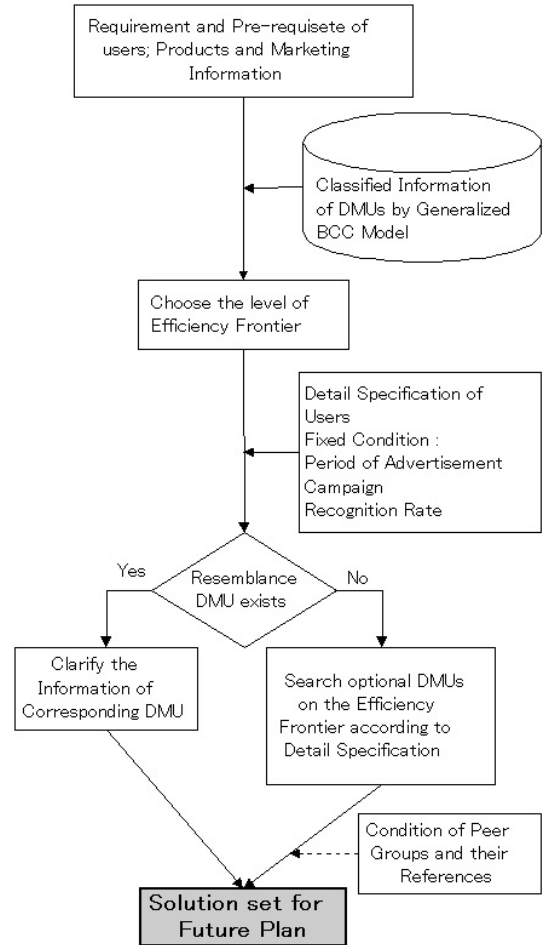


図 2 メディアミックス問題における事例ベース意思決定システムのプロトタイプ

Fig. 2 A sketch of prototype system for the media-mix problem.

じ車種についての異なる時点での調査結果データが含まれているためである。また各キャンペーンは、性別と年齢階層ごとに GRP と各種の認知率の調査結果が表示されている。これは、車種によって主たる顧客層が異なることによる。

ここで用いている GRP は各メディアごとにその計算概念は多少異なるが、基本的には以下のように計算される。

$$\sum_{\text{広告ごと}} \text{単位到達率} \times \text{出稿回数} \times \text{広告注目率}$$

ただし、単位到達率とは、テレビ、ラジオ、新聞雑誌ごとの接触率を指し、具体的には視聴率、聴取率、閲読率などを意味する。また、単位到達率×出稿回数ではメディアレベルの到達総量となり、到達率という点では過大に評価されることになるため、広告注目率調

査によって求められた当該広告の注目率を掛け合わせて広告調査レベルの到達総量に補正している。ここでは、単位到達率としてビデオ・リサーチ社のものを用い、注目率は電通の調査結果を採用している。

4.2 実験内容

ここでは、乗用車市場の中心である40代男性既存車の41台58件のデータの分析結果をもとに本モデルへの適用とその結果を説明する。なお、認知率および投入期間については規模の効率性が可変であるとの経験に基づき下記のようなDEAモデルで分析を行う。

- 使用する DEA モデル：BCC モデル（規模の効率性を認める）
- 入力項目：4メディア（新聞、雑誌、テレビ、ラジオ）のGRP
- 出力項目：キャンペーン認知率、広告投入期間
- 関連情報：メーカー名（X, Y, Z, W, w：国産車、P, Q, R, S, T, t：輸入車）

まず事例分析部により、全体を4階層にレベル分けされ、さらに9個の特徴グループに分類することができた。ここで、参照関係については、 λ の値が0.25未満のものを切り捨てることとすることによって、各事例が重複して属する特徴グループの数を3以内におさえた。以上の結果、表1に示すとおり第1階層に属する広告事例から順にA1-A15, B1-B15, C1-C17, D1-D11と階層化された。ただし、計画立案部においては、第1階層の中で、他の階層から参照されていないものはその処理には用いないものとする。これは、特徴グループを構成しない特異的な活動事例であると判断されるからである。また、特徴グループ内の第2階層以下の広告事例においても、各広告メディアの配分形態としてテレビ中心、テレビを中心として新聞重視・ラジオ重視・雑誌重視などの入力の特徴、期間については短期・中期・長期、認知率については低率・中率・高率という出力の特徴が反映されていることが分かる。なお、第2階層以下の特徴グループの欄は、その参照度の高い順に中心となる活動事例名が書かれている。

次に計画立案部では、3階層それぞれの効率レベルに合わせて30日、60日、90日後に50%の認知率を獲得するような将来計画案の提示を求めた場合について、その処理結果を示す。各階層の親集合をそれぞれ9個、15個、17個として、期間と認知率6種類の組合せに対して矩形内一様分布交叉により50個の仮想的擬似事例群を求めた。ただし、 $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.05$, 交叉回数は15,000~20,000回とした。仮想的擬似事例群を求める際には、配分傾向が類似している子が多く

表1 広告事例分析による階層構造と特徴グループ

Table 1 Classified and categorized examples of advertisement activities.

広告	メーカー	新聞	雑誌	テレビ	ラジオ	期間	認知率		特徴グループ
A1	X	0	22	773	0	77	65.8	1	26
A2	P	46	0	144	25	35	30.4	1	15
A3	X	159	4	47	118	74	49.3	1	14
A4	Q	0	0	305	0	78	29.2	1	9
A5	Q	0	0	841	0	106	40.3	1	6
A6	X	76	4	475	0	42	44.3	1	5
A7	X	186	71	1,081	268	154	51.4	1	3
A8	R	115	32	384	3	49	38.9	1	2
A9	X	151	54	1,143	372	35	79.2	1	1
A10	X	106	0	1,182	111	49	52.5	1	0
A11	Z	355	110	2,399	25	160	50.7	1	0
A12	S	142	3	1,079	0	60	54.1	1	0
A13	Y	336	32	3,083	634	76	86.8	1	0
A14	Y	530	106	3,145	1,121	161	69.7	1	0
A15	R	217	23	834	33	119	52.2	1	0
B1	X	108	40	629	74	42	58.7	0.73	A1, A3
B2	T	69	14	631	183	75	47.4	0.64	A4, A1, A3
B3	Q	0	0	743	0	78	35.4	0.81	A5, A4
B4	t	49	39	391	0	28	34.8	0.94	A4, A6
B5	X	92	21	195	183	35	32	0.67	A2
B6	T	170	10	735	36	17	51.8	0.77	A6
B7	X	197	77	1,643	539	63	74.6	0.82	A1, A9
B8	S	227	3	1,592	0	102	41.3	0.50	A5
B9	T	214	33	845	2	42	52.4	0.69	A1, A8
B10	Q	81	13	841	0	106	33.3	1.00	A5
B11	Y	233	30	1,605	363	42	62.3	0.53	A1, A3
B12	X	199	128	1,854	531	133	55	0.67	A1, A7
B13	Q	0	0	1,351	0	106	23.6	0.62	A5
B14	X	109	66	1,326	318	42	65.2	0.53	A1
B15	Y	265	105	1,814	683	140	30.1	0.54	A7
C1	X	114	42	633	91	34	52.7	0.60	A1, A3
C2	X	119	39	711	256	42	53.3	0.55	A1, A3
C3	X	77	44	601	133	30	42.1	0.53	A1, A2
C4	T	93	20	668	12	46	37.1	0.52	A4, A6
C5	T	178	36	830	10	52	38.9	0.46	A8
C6	Q	0	0	1,151	0	78	33.8	0.46	A5, A4
C7	X	133	116	1,272	221	48	61.8	0.46	A1, A3
C8	X	251	23	911	68	35	48.7	0.44	A1, A2
C9	S	181	3	1,406	0	74	39.4	0.41	A5, A6
C10	Y	264	79	1,444	496	105	43.5	0.39	A4, A7
C11	Y	285	65	2,145	493	56	66.7	0.37	A1
C12	T	313	38	1,411	43	45	52.1	0.36	A1, A2
C13	Y	439	68	1,648	838	77	60.3	0.33	A1, A3
C14	T	313	38	1,642	49	66	50.6	0.30	A1
C15	W	253	51	1,121	240	77	50	0.30	A1, A3
C16	T	159	10	720	206	21	32.9	0.26	A2
C17	Y	354	120	2,777	788	84	60	0.22	A1, A3
D1	X	151	78	1,144	332	49	54.4	0.38	A1, A3
D2	T	206	42	873	216	49	50	0.37	A1, A2, A3
D3	Y	154	69	869	275	49	42.3	0.33	A1, A2
D4	w	246	82	1,494	72	53	51.3	0.31	A1, A2
D5	X	184	62	1,179	280	63	48.7	0.31	A1, A2, A3
D6	W	222	48	996	179	49	45.5	0.29	A1, A2, A3
D7	T	90	16	1,254	17	49	33.8	0.26	A4
D8	Q	193	8	1,321	76	56	36.6	0.24	A4, A6
D9	W	247	38	1,297	228	28	42.9	0.22	A1, A2
D10	w	134	52	1,094	79	56	31.1	0.21	A4, A2
D11	W	300	59	1,911	345	56	50	0.19	A1, A2, A3

生成されるのを防ぐために、それぞれの各GRPの値がその近傍5%の範囲に入る子が生成された場合には、両者のうちで適合度の高いものを採用することとした。その結果得られた仮想的擬似事例群に対してBCC分析を施し、その結果が効率的であると判断されるものを候補集合とした。

ここで生成された候補集合には各特徴グループがどの程度反映されているのかが示されており、それをもとに計画案が導かれる。ただし、本実験においてはあえて特徴グループA3の影響を受けていないものを計画案として表2のとおり導いた。これは、広告分野においては、マーケティング戦略にもよるがテレビに対して極端に低く配分するのは例外として扱われるため、それを参照することによって非現実的なものが生成される危険性が専門家より指摘されたためである。これは、表1の特徴グループの中で、A3は必ず他の

表2 認知率50%を獲得するための広告活動計画案
Table 2 Future plan satisfying 50% for recognition rate.

期間	階層	新聞	雑誌	テレビ	ラジオ	グループ 1	グループ 2	
30日	第1階層	0	10	767	0	A5	A1	
		0	16	578	0	A1	A4	
		88	21	566	0	A6	A1	
		61	38	548	3	A8	A1	
		34	32	461	28	A1	A2	
	第2階層	181	38	804	7	A1	A8	
		246	27	782	13	A1	A2	
	第3階層	152	34	1,073	16	A1	A2	
		282	67	1,731	39	A1	A2	
		368	33	1,300	50	A1	A2	
	60日	第1階層	390	29	1,231	72	A1	A2, A6
			36	9	717	0	A6	A5, A1
0			19	588	0	A1	A4	
84			19	569	1	A1	A6, A8	
第2階層		56	12	500	16	A1	A2	
		233	38	2,082	2	A6	A1, A4	
		72	25	1,558	713	A1	A5	
第3階層		109	31	1,138	42	A1	A2	
		221	26	938	33	A1	A2	
		452	49	1,992	44	A1	A2	
		108	87	1,572	118	A1	A2	
		116	45	1,650	196	A1	A2	
90日	第1階層	378	34	1,518	88	A1	A2, A6	
		12	9	1,141	1	A5	A1	
		68	32	754	0	A5	A1	
		1	17	751	336	A5	A1	
	第2階層	46	92	616	171	A1	A4, A7	
		120	73	2,120	225	A1	A4, A7	
		109	67	1,306	257	A1	A4, A7	
	第3階層	108	48	2,138	432	A1	A5	
		275	119	3,941	488	A1	A4, A7	
		259	98	2,821	822	A1	A4, A7	
		257	158	2,634	670	A1	A4, A7	

広告事例に付随して参照されており、それ自身が中心的なものではないということからも推察できる。

4.3 考察

実験結果においては、候補集合の多くが特徴グループ A3 を参照していたために、計画案として選択されたものはやや限定されたものとなっているが、この計画案における特徴的な点として以下の項目があげられる。

- (1) 各期間においては、それぞれが目標としやすい特徴グループが異なっている。たとえば短期間の場合に高い階層の計画を行う場合にはテレビに集中することが可能であるが、長期間では他のメディアとの組合せが要求されている。
- (2) どの活動事例を参考にするかによって、その内容が異なるために単純に各メディアへの投入量だけでは評価できない。たとえば、30日の第1階層においては、A1, A5のようにテレビ中心での計画案や、A2, A6, A8における新聞、雑

誌、ラジオの役割に応じて微妙にそのバランスを考えた案などが示されている。

- (3) 期間が変わっても投入量そのものに差が生じない場合がある。すなわち、過去の事例においては、その期間にとっての効率的な広告投入方法というものが存在することが予想される。

これらの特徴を含めて、実験結果についての広告プランナーの主なコメントは以下のとおりである。

- (1) 各キャンペーンにはそれぞれ個別の要因があるが、一般に短期・中期で高い認知率を得るためにはテレビを中心に広告を投入するべきであるということが経験的に指摘されている。その点を反映した計画案が示されている。
- (2) 中・長期にわたって認知率を維持しようとする場合には、各メディアへの投入についてのパラエティが存在する。計画案でのテレビ以外のメディアへの投入を見ると、過去の事例をよく反映したものとなっていておもしろい結果を示している。
- (3) 特に、計画案が過去のどの事例をもとに提案されたものかということが示されているため、そこに付随されるさまざまな条件やそのときの状況が計画案を利用する際に非常に有効な情報となる。

ただし、今回の実験においては、仮想的擬似事例群から活動計画案を導く際にどのような領域知識をいかにルール化が明確に定義されていない。活動事例をどのような根拠で選択するかについては今後検討する必要があるといえる。

5. 本研究の位置づけ

5.1 事例ベース推論との関係

本研究で提案する意思決定の基本的な考え方は、事例ベース推論の概念による。すなわち、意思決定の際に知識ベースとして明示的ルールをルールベースとして持つことができない場合に、過去の事例を蓄積し、その事例に基づいて推論を行うという考え方である。事例ベース推論を行う場合には、与えられた前件部と類似する事例を探索し、その推論結果を導く。本研究における事例分析部の役割は、事例に含まれる性質を効率性と入出力パターンの特徴により分類することにある。これによって、推論を行う際に与えられる条件をもとに、いかなる事例を参考にすることが決定されることになる。しかし、通常的事例ベース推論と本モデルの違いは、既知事例を分析することにより構成される効率的フロンティア上にある仮想的な事例を人工的

に構成し、それを用いて与えられた条件を満足する推論結果に相当する仮想的な事例を活動計画面案として導くことができることである。

5.2 多目的 GA との関係

一方、多目的最適化・多目的意思決定問題において、目的空間におけるパレート値集合を提示するという考え方があり、これを実現する方法としては、GA の適用が非常に有効であることから、さまざまな手法が提案されている⁹⁾。特に、このパレート値集合を効率的フロンティアと見なすことによって、DEA における効率値を適応度関数として用いる手法も提案され、その有効性が示されている¹⁰⁾。さらに、DEA を一般化することによって任意の目的関数に対しても頑健な手法が実現できることも示されている¹¹⁾。

従来の DEA と GA を結びつけたこのような研究は、効率的フロンティアを明示的に示すことを目的にしているという点において本研究と非常に類似しているが、本研究におけるアプローチとは大きく異なっている。まず第 1 に本研究においては、多目的最適化として定式化された問題をその対象としていない。したがって、制約条件と目的関数を前提として効率的フロンティア上のパレート解を求めるのではなく、あくまでも効率的フロンティア上にある事例のみを用いて効率的フロンティア上の仮想的な事例群を探索・評価する。第 2 に本研究においては、各世代において生成されたそれぞれの個体を事例集合として DEA によりその評価を行い、世代を経るごとに効率的フロンティアに近い個体のみが選択されていくという GA そのものを適用していない。すなわち本研究においては、事例中のいくつかのパラメータを固定したもので、事例の持つ特徴を反映させながら確率的探索を行うことによって効率的フロンティア上の仮想的な事例を求めている。

5.3 DEA による活動事例の評価

DEA モデルによる分析における効率的な事例は、あくまでも自らにとって最も都合の良い条件において他の事例よりも優れているということが保証されているにすぎない。そのために、非常に特異なものを効率的と判定される危険性が高く、その利用について検討を要するとの指摘は数多くなされている。その解決策としては、さまざまな統計的分析をあわせて行うという方法に加えて、DEA の評価方法を非効率性の評価に用いた逆 DEA による効率分析を用いた活動事例の評価方法が提案されている²⁾。この逆 DEA は、注目している活動事例に対して最も不利になる条件において他のいかなる事例に対しても劣っていることをもって、その事例を非効率的と定義している。したがって、各

活動事例は効率値と非効率値の 2 つの側面から評価されることとなり、非常に特異な事例については、効率的であり非効率的でもあるなどの評価が与えられることになる。

そこで、あるしきい値により大きく 4 種類の特徴グループに分類できるとされている。すなわち、効率値がしきい値以上であり非効率値がしきい値未満であれば、効率的な活動をしていると見なし「優等生」と定義する。効率値がしきい値未満であり非効率値がしきい値未満であれば、特色のない活動と見なし「凡人」と定義する。効率値がしきい値未満であり非効率値がしきい値以上であれば、非効率的な活動と見なし「落ちこぼれ」と定義する。効率値がしきい値以上で非効率値がしきい値以上であれば、特異な活動であると見なし「変わり者」と定義する。たとえば、表 1 に示されている第 1 階層の事例の中で A2, A9, A11, A13, A14 は非効率であり「変わり者」、それ以外の第 1 階層の事例は「優等生」と評価される。また第 4 階層の事例では D3, D4, D7, D8, D9, D10, D11 が非効率であり「落ちこぼれ」、それ以外の事例は「凡人」と評価される。特に「変わり者」と評価される事例には、他の事例から参照されない事例が多く含まれていることが分かる。このように、逆 DEA による評価は、分類機能としては非常に有効であるといえるが、本モデルのように仮想的な事例を生成するための基準とするためには、なお検討が必要であると考えられる。

6. ま と め

本稿では、DEA における効率的フロンティアの考え方を段階的に用いることによって事例をその効率性から分類し、さらに参照集合の考え方をを用いて事例のもつ特徴から分類することを行った。さらに、効率値を適応度とした GA における交叉処理による探索を行うことによって、任意の条件を満足しつつ、所与の事例の経験に基づいた新たな計画立案を支援するためのモデルを提案することができた。これらについては、メディアミックス問題への適用例においても十分説明可能な結果を得ることができた。

本稿においては詳細に触れなかったが、表面に現れる特徴グループの性質のみならず、各ブランド・メーカー・顧客層・地域性・社会性などの背景情報なども、計画立案部における効率レベルと特徴グループの選定に加味することができることが分かった。したがって、事例に基づくというのはそれらの共通の背景のものである任意の計画立案作業が行える点において、非常に有効な意思決定支援であるといえる。

今後は各特徴グループのウェイトづけのしかたなどについても詳細な分析を行うことによって、事例分析部の説明機能を向上させ、計画立案部の精度を向上させる予定である。

参 考 文 献

- 1) 刀根 薫：経営効率性の測定と改善，日科技連，(1993).
- 2) 山田，松井，杉山：DEA モデルに基づく新たな経営効率性分析法の提案，日本オペレーションズリサーチ学会論文誌，Vol.37, No.2, pp.158-168 (1994).
- 3) Charnes, A., Cooper, W.W. and Rhodes, E.: Measuring the efficiency of decision making units, *European Journal of Operational Research*, Vol.2, No.6, pp.429-444 (1978).
- 4) Boussofiane, A., Dyson, R.G. and Thanassoulis, E.: Applied data envelopment analysis, *European Journal of Operational Research*, Vol.52, No.1, pp.1-15 (1991).
- 5) Banker, R.D., Charnes, A. and Cooper, W.W.: Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis, *Management Science*, Vol.34, No.9, pp.1078-1092 (1984).
- 6) Banher, R.D. and Morey, R.C.: Efficient analysis for exogenously fixed input and output, *Operations Research*, Vol.34, No.4, pp.513-521 (1986).
- 7) Eshleman, L.J. and Schaffer, J.D.: Real Coded Genetic Algorithms and Interval-Schemata, *Foundation of Genetic Algorithms 2*, pp.187-202 (1993).
- 8) Ono, I. and Kobayashi, S.: A Real-coded Genetic Algorithm for Function Optimization Using Unimodal Normal Distribution Crossover, *Proc. 7th ICGA*, pp.246-253 (1997).
- 9) 玉木，森，荒木：遺伝アルゴリズムを用いたパレート最適解集合の生成法，計測自動制御学会論文集，Vol.31, pp.1185-1192 (1995).
- 10) Arakawa, M., Nakayama, H., Hagiwara, I. and Yamakawa, H.: Multiobjective Optimization Using Adaptive Range Genetic Algorithms with Data Envelopment Analysis, *A Collection of Technical Papers on 7th Symposium on*

Multidisciplinary Analysis and Optimization, Vol.3, pp.2074-2082 (1998).

- 11) 尹，中山，谷野，荒川：一般化包絡分析法と遺伝アルゴリズムによる多目的最適化の一手法，1999年度日本オペレーションズリサーチ学会秋季研究発表会，pp.216-217 (1999).

(平成 12 年 10 月 26 日受付)

(平成 12 年 12 月 30 日再受付)

(平成 13 年 1 月 4 日採録)



稲積 宏誠(正会員)

1984 年早稲田大学大学院理工学研究科修士課程修了。同年早稲田大学情報科学研究教育センター助手。1987 年相模工業大学(現湘南工科大学)工学部情報工学科専任講師。1993 年青山学院大学理工学部経営工学科(2000 年 4 月より情報テクノロジー学科)助教授，現在に至る。工学博士。電子情報通信学会，人工知能学会，計測自動制御学会各会員。



鈴木賢一郎(正会員)

1998 年青山学院大学大学院理工学研究科博士前期課程修了。在学中 DEA と GA に興味を持つ。同年(株)NTT データ入社。現在同社開発本部勤務。映像ハンドリング技術の研究と映像アーカイブシステムの開発に従事。電子情報通信学会会員。



楠本 和哉

1989 年早稲田大学大学院理工学研究科修士課程修了。同年(株)電通入社。入社以来，広告効果予測モデル，最適メディアミックスプラン生成モデル，ならびにブランド利用者とメディア利用者との価値意識の近縁性評価モデル等の開発に従事。現在，メディア・マーケティング局メディアリサーチ部に所属。リサーチディレクター。