

分解型多次元ファジィ推論モデルと その逆問題解を用いた 景観の感性的評価[†]

前田 博*¹ 垣内 忍*¹ 山本 大輔*² 桑野 和雄*²

本論文では、感性評価問題と感性設計問題を定義し、それを取り扱う新しい方法を提案する。まず、多入力1出力システムに対して、分解型多次元ファジィ推論モデルと呼ばれるモデル化法を提案し、それを用いて感性評価問題を定式化する。つぎに、感性設計問題がこの分解型多次元ファジィ推論モデルの逆問題の解によって表現できることや逆問題の解法が多目的計画法の枠組みで与えられることを示す。さらに、距離の概念を用いた解法を示す。最後に、河川景観の感性的評価問題に提案手法を適用する。

キーワード：分解型多次元ファジィ推論、ファジィ逆問題、感性評価、感性設計、景観評価

1. はじめに

物質的豊かさが飽和している現在の人々のニーズは、画期的な技術革新が起こらない場合は、画一的大量生産商品から差別化個性化製品へと移って行く。画一的製品は機能(論理)を中心に開発すれば良かったが、差別化個性化製品はさらに使い易さや感覚的特徴を加えなければならない。このような時代背景のもとに、1980年代後半頃から、人間の感性に訴える製品の開発が明示的に求められるようになった。人間の感性を定量的に表現しようと言う試みは、従来、計量心理学、行動計量学、統計学等の分野で官能検査、官能評価と言う形で研究されてきたが、感性工学の提案[1]により感性を取り込んだ製品開発と言う工学への応用が始まった。

感性工学[1]を概説すると以下のようになる。SD法[2]に基づいて、物理対象に対する感性的評価を表わす形容詞尺度を定め、複数の被験者から評価データを集める。これらのデータに因子分析や主成分分析を適用し、形容詞尺度上の因子構造を抽出し、形容詞尺度のカテゴリー化を行う。各形容詞尺度と対象の属性(設計要素)との関係を数量化I類によってモデル化する。与えられた感性的設計要求に対して、それに適合する形容詞尺度の説明変数(設計要素)のレンジを基準にヒュ

ーリスティックに設計要素を提示する。

このように、感性工学は一般に二つの側面を持っている。すなわち、「落ち着いた雰囲気」などの感性表現によって物理対象の評価を与える感性評価問題(順問題)と「非常に落ち着いた雰囲気」にするためには対象の属性値をいかに設定すれば良いかという感性設計問題(逆問題)である。また、感性は個人の主観に強く依存するものであることから、感性評価問題や感性設計問題は非線形的で多様性を持つ。従来の研究では、感性評価問題の非線形性に着目し、ファジィ推論モデル[3]、ニューロネットワークモデル[4]やファジィニューロモデル[5]を適用して感性評価モデルの精度向上を目指したものがあるが、感性設計問題までは扱っていない。また、この方式では、感性評価モデルの構造が、文献[3]では複雑になり、文献[4]では解釈不能となるため、感性設計問題を感性評価問題の逆問題として整合的に扱うことが困難となる。感性設計問題を感性評価問題の逆問題として扱った研究に、車のデザインをファジィ関係方程式の逆問題として捉えたもの[6]がある。良く知られているように、ファジィ関係方程式によるシステム同定やその逆問題の解は、得られた結果の曖昧さが広がり過ぎるという欠点がある。そのために、有効な解を求めようとすると解の絞り込みに発見的な操作を取らざるを得ず、方法論としての一般性に問題が残る。次に、感性の多様性を上手く表現する方法に関して、最近ファジィ多変量解析の立場からのアイデア[7]が提案されているが、まだ感性設計問題まで扱っていない。感性工学[1]の感性設計における設計要素の決定過程に、遺伝アルゴリズムを適用するという部分的な研究[8]もある。

以上を踏まえて、本論文の目的は、感性評価問題や感性設計問題を非線形性や多様性も考慮し、両者が整

[†] Kansei Evaluation of Landscape by Decomposed Multidimensional Fuzzy Reasoning Model and Its Inverse Solution

Hiroshi MAEDA, Shinobu KAKIUCHI, Daisuke YAMAMOTO and Kazuo KUWANO

*¹ 九州工業大学 工学部電気工学科情報工学教室
Faculty of Engineering, Kyushu Institute of Technology

*² 株式会社構造計画研究所 建設技術部
Kouzo Keikaku Engineering Inc.

合的に取り扱える新しい方法を提示することである。これを実現するために以下のアプローチを取った。

- 1) SD法に基づいて感性評価データを取得する。
- 2) 感性評価の個に依存する多様性を表現するために、因子分析を利用して、類似感性を有する評価者群の抽出すなわち評価者のグルーピングを行う。
- 3) 非線形な感性評価問題、感性設計問題を統合的に取り扱える方法として、2)で抽出された各類似感性グループに対して、分解型多次元ファジィ推論モデルによる感性評価モデルの構築とその逆問題解を用いた感性設計法を提案する。

本論文では以上のようなアプローチを河川景観という物理対象の評価を通して実行した。

2. 分解型多次元ファジィ推論モデルによる感性評価問題のモデル化

2.1 分解型多次元ファジィ推論モデル

p 入力1出力なるシステムを考えよう。これに対する一般的なファジィ推論モデルによる表現は、

$$\begin{aligned} \text{if } x_1 \text{ is } A_{1j} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{2j}, \dots, \text{ and } x_p \text{ is } A_{pj}, \\ \text{then } y \text{ is } B_j, \quad j=1, \dots, n \end{aligned} \quad (1)$$

で与えられる。ここで、 x_i はシステムへの i 番目の入力変数、 A_{ij} は x_i が j 番目のファジィルールで取るファジィラベル、 y は出力変数、 B_j は y が j 番目のファジィルールで取るファジィラベルである。 B_j については、出力にファジィ集合を必要としない場合、実数値 r_j や実数値関数 f_j に設定される。

各入力変数に対して観測値 x_i^o (ファジィ集合でも良い)が得られた時の出力 y' は

$$\begin{aligned} y' &= De \left(Ag_c \left(B'_j(h_j) \right) \right), \\ h_j &= Ag_p \left(\mu A_{ij}(x_i^o) \right) \end{aligned} \quad (2)$$

で与えられる。ここで、 $\mu A_{ij}(x_i^o)$ は j 番目のルールの前件部に対する i 番目の入力変数の観測値の一致度、 h_j は全ての入力を統合した j 番目のルールの前件部に対する一致度、 Ag_p は各入力の一貫度を統合するオペレータ、 $B'_j(h_j)$ は一致度を反映させた j 番目のルールの出力、 Ag_c は各ルールの出力を統合するオペレータ、 De は統合された出力を非ファジィ化するオペレータである。オペレータに関して、 Ag_p 、 Ag_c 、 De の順にMamdaniのmin-max-重心法[9]、水本の代数積-加算-重心法[10]など多くの方式が提案されてきたが、現在では後件部を実数値とする簡略型ファジィ推論法[11]が計算の容易さから広く用いられている。簡略型ファジィ推論法では、出力は、

$$y' = \frac{\sum_{j=1}^n h_j \cdot r_j}{\sum_{j=1}^n h_j}, \quad h_j = \prod_{i=1}^p \mu A_{ij}(x_i^o) \quad (3)$$

と表わされる。

さて、この様な従来型のファジィ推論モデルを感性工学に適用しようとした時、感性評価問題のモデル化には適してはいるが感性設計問題に対しては困難さが予想される。感性評価問題と感性設計問題を独立に異なるモデルによってではなく、一つのモデルによって統一的に表現する一つの方法として、感性設計問題を感性評価モデルの逆問題、すなわち、ある出力値 y^* を満たす入力値ベクトルを見出す問題として定式化することが考えられる。その際、式(1)のようにルールの前件部が多次元の論理結合で表現されている場合は、出力に対する各入力変数の影響を分解することが難しくなる。そこで、各入力変数毎に1入力1出力の多重ファジィルールを構成し、各入力変数毎の出力を統合することで最終出力を与えるというファジィ推論モデルであれば逆問題にも上手く対応出来る。筆者等は、ここでは、これを分解型多次元ファジィ推論モデルと呼ぶことにするが、過去に多段ファジィ推論の曖昧さの広がり[12]や社会システムにおける因果関係のモデリング手法[13]として用いてきた。

分解型多次元ファジィ推論モデルでは、

$$\begin{aligned} \text{if } x_i \text{ is } A_{ij}, \text{ then } y_i \text{ is } B_j, \quad i=1, \dots, p, \\ j=1, \dots, n \end{aligned} \quad (4)$$

なるファジィルールが各入力変数毎に n 個与えられ、各入力変数に対して観測値 x_i^o (ファジィ集合でも良い)が得られると、出力 y' が

$$\begin{aligned} y' &= Ag_c \left(y'_i \right), \\ y'_i &= De \left(Ag_p \left(B'_j(\mu A_{ij}(x_i^o)) \right) \right) \end{aligned} \quad (5)$$

と推論される。ここで、 $B'_j(\cdot)$ は観測入力に対する j 番目のルールの推論結果を表す。

本論文では、各入力変数に対する出力を推論する方法として簡略型ファジィ推論法を用いており、統合オペレータ Ag_c に関しては、非線形性の記述力を考慮して、Kolmogorov-Gabor多項式を用いる。この多項式は、GMDH[14]の中間表現や多属性効用関数[15]の相互効用独立の表現にも使われている。この時、出力 y' は

$$y' = \sum_i k_i y'_i + \sum_{i < j} k_{ij} y'_i y'_j + \dots + k_{123\dots p} y'_1 y'_2 \dots y'_p,$$

$$y'_i = \frac{\sum_{j=1}^n \mu A_{ij}(x_i^o) \cdot r_{ij}}{\sum_{j=1}^n \mu A_{ij}(x_i^o)} \quad (6)$$

のように表わされる。ここで、 $k_1, k_2, \dots, k_{12\dots p}$ は未知の統合パラメータで、特に $k_{ij}, \dots, k_{12\dots p}$ は複数出力間の非線型な相互作用を表している。

最近、大規模な多入力制御システムに対するルール数の軽減、制御構造の分かり易さと言う筆者等とは異なるファジィ制御の立場から、分解型多次元ファジィ推論モデルとほぼ同様な単一入力ルール群結合型ファジィ推論モデル[16]が提案されており、ファジィ制御に対して良い結果を得ているとの報告がある。後者のモデルでは、統合オペレータ Agc に線形荷重和を用いているが、筆者等は式(6)の非線形表現を用いている。

2.2 感性評価問題のモデル化

問題の定式化のための記号を準備しておこう。

S : ある形容詞尺度(以後単に尺度と書く)

$x = [x_1, x_2, \dots, x_p]$: 尺度に関連する物理対象の特徴を表わす属性ベクトル

$x^o = [x_1^o, x_2^o, \dots, x_p^o]$: ある観測属性ベクトル値

$S(x)$: 属性ベクトル x に対する尺度評価

$S_i(x_i)$: i 番目の属性に対する尺度評価

この時、感性評価問題とは、ある物理対象の属性ベクトル値とその尺度評価値の組が与えられた時、属性ベクトルと尺度評価とを対応付ける関数を見出すことである。すなわち、観測データ $(x^o, S(x^o))$ が与えられた時、 $f: x \rightarrow S$ なる関数 f を見出すことである。感性評価問題を分解型多次元ファジィ推論モデルによって表わすと

$$\text{if } x_i \text{ is } A_{ij}, \text{ then } S_i \text{ is } r_{ij}, \quad i=1, \dots, p, \quad j=1, \dots, n, \quad (7)$$

$$\begin{aligned} S(x^o) &= f(x^o) \\ &= \sum_i k_i S_i(x_i^o) + \sum_{i < j} k_{ij} S_i(x_i^o) S_j(x_j^o) + \dots \\ &\quad + k_{123\dots p} S_1(x_1^o) S_2(x_2^o) \dots S_p(x_p^o), \end{aligned} \quad (8)$$

$$S_i(x_i^o) = \frac{\sum_{j=1}^n \mu A_{ij}(x_i^o) \cdot r_{ij}}{\sum_{j=1}^n \mu A_{ij}(x_i^o)}$$

となる。

3. 分解型多次元ファジィ推論モデルの逆問題解法

この章では、2.2節で定義した感性設計問題の逆問題として感性設計問題を与える。感性設計問題とは、物

理対象の属性ベクトルとその尺度評価との間の関数及び目標とする尺度評価値が与えられた時、それを満足する属性ベクトル値 x^* を見出すことである。すなわち、感性評価モデル $S(x) = f(x)$ と目標尺度評価値 S^* が与えられた時、 $S^* = f(x^*)$ を満たす x^* を見出すことである。

3.1 2属性空間での逆問題解法

新しいファジィ逆問題の解法を2属性空間の場合にまず与えよう。任意の2属性ベクトル $x = [x_1, x_2]$ に対して式(8)は

$$S(x) = k_1 S_1(x_1) + k_2 S_2(x_2) + k_{12} S_1(x_1) S_2(x_2) \quad (9)$$

となる。いま、ある物理対象の2属性ベクトル値 $x^c = [x_1^c, x_2^c]$ に対応する尺度評価値ベクトルを (S_1^c, S_2^c) とし、式(8)による統合を S^c と表わす。この S^c には、物理対象のテンプレートや同定用のサンプルに対する評価値を当てることができるし、全く白紙状態として原点 $(0, 0)$ を当てることができる。ここで、尺度 S^c を目標 $S^c + \Delta S$ ($\Delta S > 0$ なる実数値としておく) に変化させたいとする。この時、 $x^c = [x_1^c, x_2^c]$ をどれくらい変化させたら良かに答えるのがファジィ逆問題の解法である。

式(9)から $S^c + \Delta S$ を与える (S_1, S_2) の組を求めることができる。これらを $S_1 - S_2$ を直交座標系とする平面上にプロットすれば、等尺度評価曲線が得られる。これを図1に示す。

この曲線上の点は全て目標 $S^c + \Delta S$ を満たす。このなかで、最も望ましい点を (S_1^*, S_2^*) とする。図1において、点 (S_1^c, S_2^c) から等 $S^c + \Delta S$ 曲線へは様々な移動が可能である。これが逆問題の解の不定性に繋がっている。そこで、ある種の制約を課すことによって解の不定領域を狭めることができる。そのような制約の例として、例えば、「等 $S^c + \Delta S$ 曲線上では、各属性による尺度評価が少なくとも現在よりも小さくならない」を考えてみると、解の存在範囲を図1の等 $S^c + \Delta S$ 曲線上の太線の領域に限定することができる。すなわち、

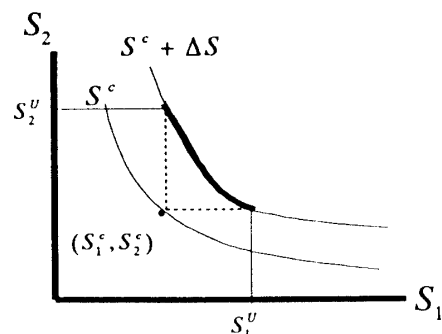


図1 S1-S2空間上での等尺度評価曲線

$$\begin{aligned}
 S^c &= k_1 S_1^c + k_2 S_2^c + k_{12} S_1^c S_2^c \\
 S^c + \Delta S &= k_1 S_1^* + k_2 S_2^* + k_{12} S_1^* S_2^*
 \end{aligned}
 \tag{10}$$

とすると、

$$\begin{aligned}
 S_1^c \leq S_1^* \leq S_1^u, S_1^u &= \frac{(S^c + \Delta S) - k_2 S_2^c}{k_1 + k_{12} S_2^c} \\
 S_2^c \leq S_2^* \leq S_2^u, S_2^u &= \frac{(S^c + \Delta S) - k_2 S_2^c}{k_2 + k_{12} S_1^c}
 \end{aligned}
 \tag{11}$$

のように (S_1^*, S_2^*) の存在領域を限定できる。この領域は多目的計画法における非劣解集合のことである。ここで、 ΔS が「もう少し雰囲気のある」などのファジィ表現で与えられた時は、ファジィ集合 ΔS を設定し、その α レベル集合 $\Delta S(\alpha) = [\Delta S_\alpha^L, \Delta S_\alpha^U]$ を導入し、 $S^c + \Delta S$ の ΔS の代わりに $\Delta S_\alpha^L, \Delta S_\alpha^U$ を用いれば良い。

さらに、この領域からある一意な解を与える方法を考えてみよう。これには、決定者の嗜好を反映させる方法や幾何学的方法など多目的計画法の枠組み[17]が適用出来る。ここでは、その中で分かり易い幾何学的方法を用いてみることにする。すなわち、点 (S_1^c, S_2^c) から式(11)で与えられる領域 (S_1, S_2) までの距離

$$D_\beta = \{w_1 |S_1 - S_1^c|^\beta + w_2 |S_2 - S_2^c|^\beta\}^{1/\beta} \tag{12}$$

を導入し、この距離を最小とする点 (S_1^*, S_2^*) を $S_1 - S_2$ 空間上での逆問題の解候補として定めるという方法である。ここで、 β は距離の種類を表わすパラメータで、 $\beta=1$ は絶対値距離、 $\beta=2$ はユークリッド距離を表わすが、一般に $D_\infty \leq D_\beta \leq D_1$ なる性質がある。また、 w はどちらの尺度をより大きく変化させるかを定めるパラメータであり、 w が大きい尺度ほどその変化量も大きくなる。 w は任意に設定することができるが、例えば、点 (S_1^c, S_2^c) における限界代替率を重みに用いることなども考えられる。

式(1)の簡略ファジィ推論モデルの出力結果は、前件部に図2の様な正規分割された三角型メンバーシップ関数を用いれば、 $S_i (i=1, 2)$ は

$$S_i = \sum_j h_{ij} \cdot r_{ij},$$

$$\begin{cases}
 h_{ij} = \frac{(x_i^c - p_{ij-1})}{(p_{ij} - p_{ij-1})}, h_{ij-1} = \frac{(p_{ij} - x_i^c)}{(p_{ij} - p_{ij-1})}, \\
 \text{for } p_{ij-1} < x_i^c \leq p_{ij}, \\
 h_{ij} = 0 \text{ for otherwise } j
 \end{cases}
 \tag{13}$$

と表わされ、常に $\sum_j h_{ij} = 1$ を満たす。従って、

$$S_i = \frac{(r_{ij} - r_{ij-1}) x_i^c + (r_{ij-1} p_{ij} - r_{ij} p_{ij-1})}{p_{ij} - p_{ij-1}} \tag{14}$$

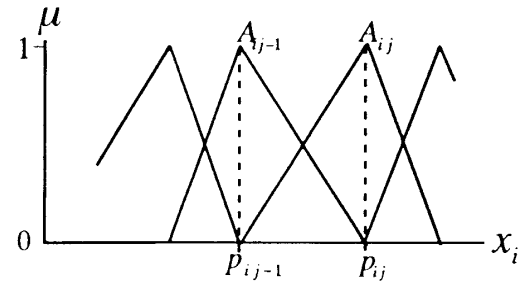


図2 正規分割された三角型メンバーシップ関数

となるから、式(12)を最小にする点 S_i^* が与えられると逆問題の解 $x_i^* (i=1, 2)$ は

$$x_i^* = \frac{(p_{ij} - p_{ij-1}) S_i^* + (r_{ij} p_{ij-1} - r_{ij-1} p_{ij})}{r_{ij} - r_{ij-1}} \tag{15}$$

として求められる。

3.2 多入力の場合のファジィ逆問題の階層的解法

p 入力の場合、等尺度評価曲線は超曲面

$$\sum_i k_i S_i^c + \sum_{i < j} k_{ij} S_i^c S_j^c + \dots + k_{123\dots p} S_1^c S_2^c \dots S_p^c = S^c + \Delta S$$

となる。 $S^* = (S_1^*, S_2^* \dots S_p^*)$ を直接求めようとする、式(11)に対応する非劣解集合を求め、この領域内で、式(12)を p 次元に拡張した距離

$$D_\beta = \sum_{i=1}^p \{w_i |S_i - S_i^c|^\beta\}^{1/\beta}$$

を最小にすることで不可能ではないが、 β を計算の簡単な値に設定したとしても容易ではない。そこで、2入力の場合の解法を階層的に繰り返すことによって解を求める方法を示そう。この考え方は中山等の階層化ファジィモデリング手法[18]と類似している。

そこで、図3の3入力の場合を例に、解法を示す。図3において式(9)を階層的に適用すれば、

$$\begin{aligned}
 S_{123}(x_1, x_2, x_3) &= k_3 S_3(x_3) + k_4 S_{12}(x_1, x_2) + k_{123} S_3(x_3) S_{12}(x_1, x_2), \\
 S_{12}(x_1, x_2) &= k_1 S_1(x_1) + k_2 S_2(x_2) + k_{12} S_1(x_1) S_2(x_2)
 \end{aligned}
 \tag{16}$$

となる。 S_{123} を $S_{123}^c + \Delta S$ に変更したいとすると、式(12)を最小にすることで、点 (S_{12}^*, S_3^*) を決定できる。さらに、 S_{12}^* が与えられると、 $S_{12}^* = S_{12}^c + \Delta S_{12}$ と書けるから、全く同様の議論を展開して、 (S_1^*, S_2^*) を決定することができる。結局、現在の尺度評価 (S_1^c, S_2^c, S_3^c) に対し

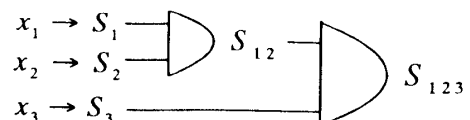


図3 2階層分散型多次元ファジィ推論モデル

て、 $\Delta S(>0)$ 評価を増加させるためには、3変数 $x=[x_1, x_2, x_3]$ に対する評価を (S_1^*, S_2^*, S_3^*) にすれば良い。2入力の場合の解、式(15)から、 $x^*=[x_1^*, x_2^*, x_3^*]$ を定めることができる。 p 入力に対してはこのプロセスによる階層を重ねることで、3入力の場合と全く同様に扱うことができる。

この方法については、入力変数を階層のどの位置に配置するか任意性が在り、階層構成のための試行回数が増加するという煩わしさがある反面、解法の手順や解の意味の分かり易さ、パラメータ数の節減などが大きなメリットとなる。階層構造決定の一般指針としては、モデル同定精度の高さと階層構造の解釈のし易さが上げられる。解釈のし易さとは、逆問題を解く際、図1の様な異なる属性の尺度空間上のトレードオフを考えなければならないが、この時、比較が難しい属性の組よりも比較し易い属性の組の方が構造の解釈が容易になると言う意味である。比較し易い属性同士を結合させれば、階層構造がある程度制約され同定精度を犠牲にするリスクもあるが、実用的には、ユーザの理解のし易さのために、構造の解釈のし易さを優先する方が良いように思われる。

4. 階層結合分解型多次元ファジィ推論モデルの同定

図3の2階層結合分解型多次元ファジィ推論モデルの未知パラメータベクトルの同定法を示そう。図2のような三角型メンバーシップ関数を持ち、前件部、後件部3分割とすると、式(16)のパラメータは

$$P = [P_k, P_i], \quad (17)$$

$$P_k = [k_1, k_2, k_3, k_4, k_{12}, k_{123}],$$

$$P_i = [p_{i1}, p_{i2}, p_{i3}, h_{i1}, h_{i2}, h_{i3}], \quad i=1, 2, 3$$

となる。 P_k は Kolmogorov-Gabor 多項式のパラメータ、 P_i は i 番目の入力変数に対する簡略ファジィ推論モデルのパラメータである。与えられるデータは

$$(\hat{x}_k, S(\hat{x}_k)), \quad k=1, \dots, n$$

であり、このデータから誤差関数

$$Q = \sum_{k=1}^n [S_{123}(\hat{x}_k) - S(\hat{x}_k)]^2 / 2$$

に対する誤差逆伝播法によってパラメータを同定する。最適化手法として最急傾斜法を用いることにし、パラメータに関するグラジエントベクトル ∇P を求めると、最も簡便なパラメータ学習は

$$P(t+1) = p(t) - \alpha \nabla P$$

となる。付録に ∇P の要素を示した。

5. 河川景観の感性的評価

5.1 SD法による河川景観の評価

河川を含んだ景観の評価に関して以下のような状況が設定されている。

1) 河川を中央に配した景観12対象をカラースライドに取り評価者23人がSD法(7段階評定尺度による表1の27形容詞尺度対)により評価する。

2) 形容詞尺度値の相関行列について因子分析を適用し、因子の抽出を行う。

3) 各評価者の因子得点を用いて、因子得点の類似する評価者を集め、幾つかの評価グループを抽出する。

表2に因子分析結果を示す。累積寄与率65%で5個の因子が抽出され、

第1因子：雰囲気性因子、

第2因子：躍動性因子、

第3因子：開放性因子、

第4因子：静動性因子、

第5因子：空間性因子

表1 評価に使用した27形容詞尺度対

1	平面的な	_____	立体的な
2	落ち着いた	_____	落ち着きのない
3	魅力のある	_____	魅力のない
4	開放的な	_____	閉鎖的な
5	雰囲気のある	_____	雰囲気のない
6	単純な	_____	複雑な
7	連続的な	_____	不連続的な
8	快適な	_____	不快な
9	豊かな	_____	貧しい
10	おたやかな	_____	荒々しい
11	奥行きのある	_____	奥行きのない
12	清らかな	_____	汚れた
13	明るい	_____	暗い
14	迫り感のある	_____	迫り感のない
15	特徴のある	_____	特徴のない
16	統一感のある	_____	統一感のない
17	調和している	_____	調和していない
18	変化に富んだ	_____	単調な
19	動的な	_____	静的な
20	自然的な	_____	人工的な
21	親しみやすい	_____	親しみにくい
22	情緒のある	_____	情緒のない
23	圧迫感がある	_____	圧迫感がない
24	美しい	_____	みにくい
25	好きな	_____	きらいな
26	きれいな	_____	きたない
27	さわやかな	_____	うっとおしい

表2 バリマックス回転後の因子負荷量

形容詞尺度	第1因子	第2因子	第3因子	第4因子	第5因子	共通性
24 美しい	0.892	0.239	0.046	0.012	0.126	0.871
25 好きな	0.883	0.217	0.109	0.009	0.089	0.847
26 きれいな	0.873	0.095	0.093	-0.059	0.058	0.786
22 情緒のある	0.854	0.261	0.061	0.058	0.113	0.818
27 さわやかな	0.799	-0.005	0.318	-0.018	-0.088	0.747
21 親しみやすい	0.794	0.115	0.325	0.015	0.087	0.757
17 調和している	0.761	0.072	0.026	0.116	0.242	0.657
8 快適な	0.754	0.150	0.226	0.073	0.267	0.718
20 自然的な	0.737	0.308	0.041	0.012	0.029	0.64
3 魅力のある	0.729	0.376	0.123	0.019	0.236	0.743
5 雰囲気のある	0.707	0.370	0.129	0.09	0.246	0.722
12 清らかな	0.696	0.063	0.109	-0.17	0.128	0.546
9 豊かな	0.692	0.243	0.119	0.054	0.293	0.64
18 変化に富んだ	0.343	0.787	0.047	-0.206	-0.102	0.791
6 単純な	-0.196	-0.742	0.113	0.086	0.173	0.639
15 特徴のある	0.334	0.701	0.02	-0.21	0.044	0.649
14 迫力のある	0.382	0.543	-0.005	-0.474	0.182	0.699
1 平面的な	-0.130	-0.533	0.309	0.173	0.01	0.427
4 開放的な	0.153	-0.05	0.735	0.158	0.101	0.602
13 明るい	0.258	-0.058	0.735	-0.038	0.113	0.625
10 おだやかな	0.175	-0.297	0.291	0.632	0.129	0.619
19 動的な	0.171	0.325	0.011	-0.593	0.055	0.49
2 落ち着きのある	0.468	-0.018	0.098	0.566	0.307	0.644
7 連続的な	0.162	-0.244	0.165	0.145	0.583	0.474
11 奥行きのある	0.370	0.176	0.091	-0.145	0.492	0.44
16 統一感のある	0.464	-0.214	-0.041	0.084	0.413	0.44
23 圧迫感のある	-0.207	0.328	-0.4	-0.327	0.051	0.42
寄与率	0.342	0.124	0.068	0.062	0.051	
累積寄与率	0.342	0.466	0.534	0.595	0.646	

表3 第1因子に関して抽出された評価グループ

因子	因子負荷量の高い形容詞尺度番号	グループの特徴
雰囲気性因子	24, 25, 26, 22, 27	G1: 雰囲気性に関して平均的に評価する G2: 同一景観に対してG1よりも雰囲気性を高く評価する G3: 同一景観に対してG1よりも雰囲気性を低く評価する

と名づけた。5つの因子に対する各評価者の因子得点を推定し、各因子が互いに直行していることから、因子得点が近い評価者を各因子毎にグルーピングした。第1因子(雰囲気性因子)に関して、抽出された3つの評価グループとその特徴を表3に示す。他の因子についても3ないし4のグループが抽出された。

5.2 河川景観の感性評価問題

河川景観の評価事例として、雰囲気性因子に対して最大の因子負荷量を持つ形容詞尺度「No.24美しさ」と景観属性との間の分解型多次元ファジィ推論モデルを構築した。景観のスライド画像から、空、森林、河川領域、河川水域などの画像全体に占める面積率や岩床、れき、河床、等の河川特徴に関するカテゴリー分類を計量し、相関分析を通して、 x_1 : 河川水域未湛水面積率(単位%, $0 \leq x_1 \leq 100$)、 x_2 : 岩床の出現度合い(カテゴリーデータ, 0: 岩礁無し, 1: 10%未満, 2: 10%から30%未満, 3: 30%以上)、を景観属性として設定した。サンプル画像が12と少ないため、分解型多次元ファジィ推論モデルのスケールングファクターに当たる両端 p_{i1}, p_{i3} ($i=1, 2$) を固定とし、 $|P_i|=2$ ($i=1, 2$)、 $|P_k|=3$ のパラメータ数総計7としてモデルを同定した。同定用データは全て実数区間 $[0, 1]$ に正規化して用いた。表4に3つの異なる評価グループについて同定されたパラメータを示す。

表4のパラメータを用いた分解型多次元ファジィ推

表4 同定パラメータ

G	x_1		x_2		k_1	k_2	k_{12}
	p_{12}	h_{12}	p_{22}	h_{22}			
G1	.245	.560	.600	.895	.618	-.113	.449
G2	.873	.401	.255	.896	.389	.540	.709
G3	.563	.375	.200	.365	.357	.533	.251

論モデル式(8)の理論値と尺度評価の観測値との間の決定係数は、サンプル数12に対してパラメータ数7とパラメータ数がやや多いものの、G1:0.92、G2:0.83、G3:0.88と良好であった。また、同定されたパラメータから各グループの大まかな感性評価構造を推定することができる。同定された各属性のメンバーシップ関数と2つのシングルトン入力(○と△)に対する出力を図4、図5に示す。これから、

1) 属性 x_1 の評価は G1 が特に高く、G3、G2 の順となる、

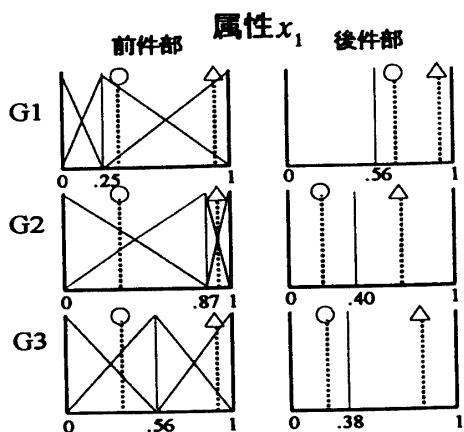


図4 属性 x_1 の同定されたメンバーシップ関数

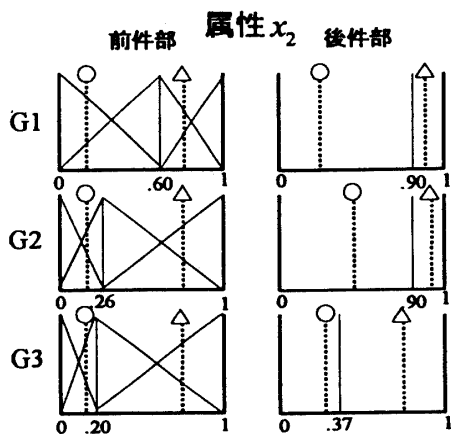


図5 属性 x_2 の同定されたメンバシッブ関数

2) 属性 x_2 の評価は G2 が特に高く、G1、G3 の順となる、
などが分かる。

ついで、両属性の統合パラメータを見ると、

1) G1では、属性 x_1 の評価が重視されており、属性 x_2 は単独では負の効果となるが、両属性が協調すると正の効果を与える、

2) G2では、両属性とも正の効果を持っており、属性 x_2 がより重視され、さらに、両属性が協調すると正の効果がG1よりもかなり強められる、

3) G3では、両属性の単独の効果はG2とほぼ同じであるが、両属性の協調効果が最も小さい、
などが読み取れる。

河川画像として、図6に画像4と画像11の評価事例を示す。それぞれの属性ベクトル値は

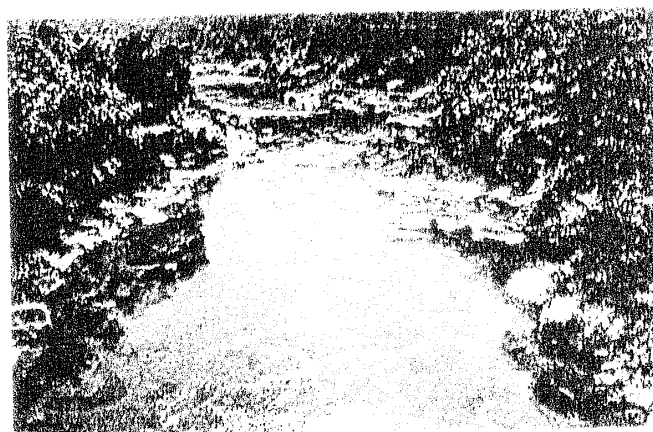
画像4: $[x_1, x_2] = [14\%, 3.0]$ 、

画像11: $[x_1, x_2] = [2.9\%, 0]$

となり、画像4は河川水域に対して未湛水部分が14%とやや大きく、岩床が出現し全河床面積に対して30%以上を占めているという景観であり、画像11は未湛水部分が2.9%と小さくほぼ河川水域に水が満ちており、



画像4



画像11

図6 河川景観画像

岩床は姿を見せていないという景観である。両景観に対する3グループの現状評価値(S_1^c, S_2^c)は、

画像4

$$G1 : (S_1^c, S_2^c) = (.75, .95), S^c = 0.67$$

$$G2 : (S_1^c, S_2^c) = (.26, .97), S^c = 0.78$$

$$G3 : (S_1^c, S_2^c) = (.38, .84), S^c = 0.60$$

画像11

$$G1 : (S_1^c, S_2^c) = (.85, .30), S^c = 0.61$$

$$G2 : (S_1^c, S_2^c) = (.34, .70), S^c = 0.69$$

$$G3 : (S_1^c, S_2^c) = (.64, .37), S^c = 0.48$$

となり、各グループの特徴を現状評価値は良く再現している。すなわち、

G1：雰囲気性について全評価者の平均的評価を持つ。

G2：同一対象に対してG1より雰囲気性の評価が高い。

G3：同一対象に対してG1より雰囲気性の評価が低い。

また、全てのグループについて画像4の現状評価が画像11より高い。これは、出現した岩床の様子が景観の良好な雰囲気に寄与していると評価されていることを意味する。

5.3 河川景観の感性設計問題

「美しさ」の尺度の現状評価に対して、式(10)の ΔS を、7段階評価時での0.5、1単位(正規化値では0.083, 0.167)増加させたいとした時の感性設計問題を考えてみよう。

この時の各グループ毎の等尺度評価曲線と現状評価値(図中の黒丸)を図7、図8に示した。式(12)の距離規範において最も単純な場合、すなわち、 $\beta=2.0$ 、 $w=0.5$ なるユークリッド距離の場合を設定し逆問題の解を求めた。これを表5、表6に示す。ここで、 $[x_1^*, x_2^*]^1$ 、 $[x_1^*, x_2^*]^2$ はそれぞれ、属性ベクトルの正規化区間の値、実スケール区間の値である。表5、6の実スケール値をみれば、現状値より、 x_1 (未湛水面積率)は小さく、 x_2 (岩床の出現度合い)が大きくなっていることから、雰囲気性因子の代表尺度である「美しさ」の評価をさらに高めた景観について、グループの感性構造の違いによって異なるけれども粗く言えば、河川が水域に水を満たして流れ、岩床がその中に姿を見せると言うような状況が推定される。さらに、グループ間の解

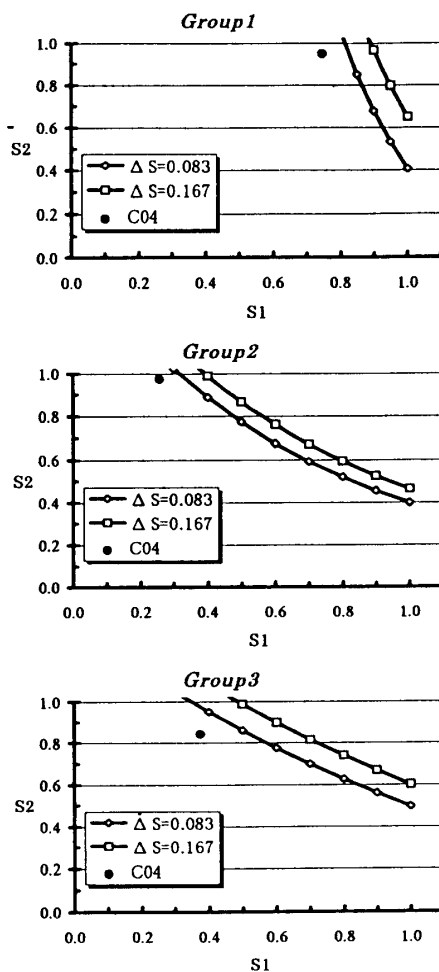


図7 画像4の現状評価と等尺度評価曲線

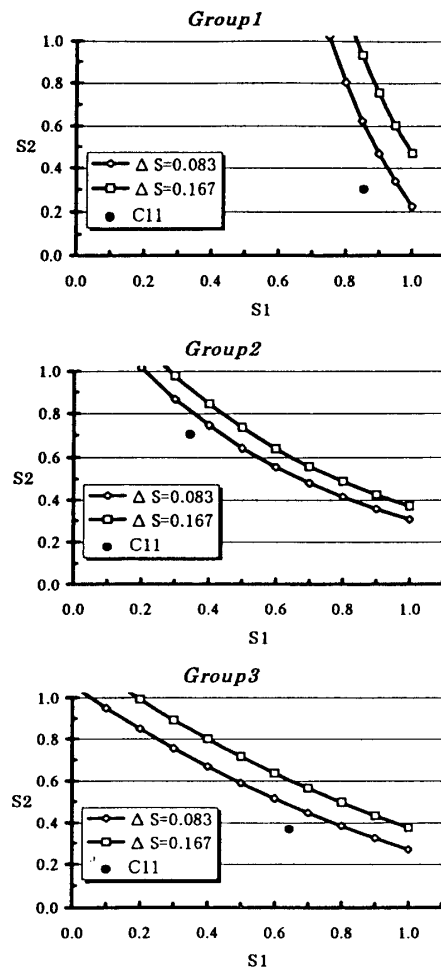


図8 画像11の現状評価と等尺度評価曲線

表5 画像4に対する逆問題の解

		G1	G2	G3
(S_1^*, S_2^*)	$\Delta S=0.5$	(.82, .97)	(.31, 1.0)	(.44, .91)
	$\Delta S=1.0$	(.89, 1.0)	(.36, 1.0)	(.50, .99)
$[x_1^*, x_2^*]^1$	$\Delta S=0.5$	(.69, .88)	(.68, 1.0)	(.61, .89)
	$\Delta S=1.0$	(.81, 1.0)	(.79, 1.0)	(.65, .98)
$[x_1^*, x_2^*]^2$	$\Delta S=0.5$	(6.4, 3.4)	(7.3, 4.0)	(11.3, 3.5)
	$\Delta S=1.0$	(0.0, 4.0)	(.89, 4.0)	(8.9, 3.9)

表6 画像11に対する逆問題の解

		G1	G2	G3
(S_1^*, S_2^*)	$\Delta S=0.5$	(.95, .34)	(.40, .75)	(.70, .45)
	$\Delta S=1.0$	(1.0, .47)	(.44, .80)	(.79, .53)
$[x_1^*, x_2^*]^1$	$\Delta S=0.5$	(.91, .23)	(.87, .21)	(.79, .30)
	$\Delta S=1.0$	(1.0, .26)	(.88, .23)	(.83, .41)
$[x_1^*, x_2^*]^2$	$\Delta S=0.5$	(0.0, .13)	(0.0, .06)	(.59, .52)
	$\Delta S=1.0$	(0.0, .32)	(0.0, .14)	(0.0, 1.04)

表7 画像4に対する逆問題解の特徴

	G1	G2	G3
S^c	0.67	0.78	0.60
$[x_1^c, x_2^c]$	(14%, 3.0)	(14%, 3.0)	(14%, 3.0)
$S^c + \Delta S (=0.5)$	0.75	0.86	0.68
$[x_1^c, x_2^c]$	(6.4%, 3.4)	(7.7%, 4.0)	(11.3%, 3.5)
$S^c + \Delta S (=1.0)$	0.84	0.95	0.77
$[x_1^c, x_2^c]$	(0%, 4.0)	(0.9%, 4.0)	(8.9%, 3.9)

の特徴を見るために、画像4の尺度評価値と属性値について、現状と ΔS 増加させた時の値を表7にまとめた。

景観の雰囲気性を最も高く評価するG2は現状で0.78の評価であるが、これは、最も低く評価するG3の $\Delta S=1.0$ 増に、平均的評価G1の $\Delta S=0.5$ 増に相当する。その時の属性値は、グループ順に(14%, 3.0), (8.9%, 3.9), (6.4%, 3.4)となる。このように、同程度の評価を与えるための属性値がグループによってかなり異なり、感性評価データを平均化して用いていた従来法より本方法は提供できていることが分かる。未知の評価者に対して、事前に分類された評価グループのどれに類似するかを、評価者の背景情報から推定するシステムなどが加われば、本方法はより有効なものとなる。

6. おわりに

本稿では、分解型多次元ファジィ推論モデルを用いて感性評価問題を定式化し、その逆問題として感性設計問題を定式化するという新しい方法論を提示した。逆問題では、少次元情報から多次元情報を規定しなければならないため、必然的に解の不定性が生じてくる。この様な状況から一意な解を定める方法は多目的計画

法の枠組みで与えられることを示し、距離の概念に基づいた解法を与えた。決定者の選好を取り入れたい場合は、決定者の達成目標を設定しその目標に最も近い解を与えるという目標計画法などが適している。

現実の応用では、ユーザが複数の形容詞尺度について目標評価値を与える場合が想定される。このような場合、各尺度目標に対して一意の解を与えるのではなく、式(11)の様な非劣解集合を求め、全ての尺度に関する積集合を取る。積集合が空集合でなければ、その集合から一意な解を決定することができる。積集合が空集合となれば、複数の尺度目標を同時に満たす解は存在しないと解釈し、尺度への重み付けや尺度の削除など実用に応じた対応が考えられる。

適用事例として河川景観の評価を取り上げ、雰囲気因子の代表的尺度である「美しさ」について、感性評価問題を分解型多次元ファジィ推論モデルで記述し、その逆問題の解として感性設計問題を与えた。本論文では、事例とした河川景観の標本数が12と少なかったため、対象の特徴量として2属性しか用いることができなかった。景観評価に影響する特徴量はまだ他にあるはずで、それらを取り入れるためにはパラメータ同定に十分な標本数が必要となる。また、感性設計問題と言う視点から見ると、本方法は、属性が具体的な設計要素に直接対応する対象、例えば、建物外観の感性設計などにより適していると思われるので、今後の応用課題としたい。

参考文献

- 1) 長町 三生、感性工学、海文堂 (1989)
- 2) 岩下 典彦、SD法によるイメージの測定、川島書店 (1983)
- 3) 浜岡 尊、佐々木 健、ファジィ推論を適用した広島カキの鮮度判定システムの開発、日本ファジィ学会誌、Vol. 4, No.1, pp.201-208 (1992)
- 4) 長田 典子他、感性計測技術に基づく真珠品質評価システムの開発、電学論C、Vol.112, No.2, pp.111-116 (1992)
- 5) 花井 泰三他、階層化ファジィニューラルネットワークを用いた吟醸酒の品質モデル、日本ファジィ学会誌、Vol.10, No.2, pp.299-305 (1998)
- 6) 張 育銘、森 典彦、ニューラルネットで統合するファジィ逆推論を用いた自動車デザイン支援システム、日本ファジィ学会誌、Vol.15, No.5, pp.1233-1245 (1993)
- 7) 中森 義輝、佐藤 和明、和多 田淳三、ファジィデータ因子空間モデル、日本ファジィ学会誌、Vol.9, No.1, pp.99-107 (1998)
- 8) 山川 宏、遺伝的アルゴリズムを用いた設計の深化に関する研究、日本機械学会論文集(C編)、61巻592号、pp. 4646-4652 (1995)
- 9) E. H. Mamdani: Applications of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant, Proceedings of IEEE, Vol.121, pp.1585-1588 (1987)

- 10) 水本 雅晴、ファジィ制御の改善法(IV)、第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.9-13 (1990)
- 11) 前田 幹夫、村上 周太、自己調整ファジィコントローラ、計測自動制御学会論文集、Vol.24, No.2, pp.191-197 (1988)
- 12) H. Maeda : An investigation on the spread of fuzziness in multi-fold multi-stage approximate reasoning by pictorial representation, Fuzzy Sets and Systems, Vol.80, pp.133-148 (1996)
- 13) H. Maeda and Y. Nobsada, Modeling of Vague Causal Relation in a Societal System by Multi-fold Multi-stage Approximate Reasoning, Proceedings of 8th IFAC symposium on Large Scale Systems, pp. 325-330 (1998)
- 14) A. G. Ivakhnenko, Polynomial Theory of Complex systems, IEEE Trans. of Systems, Man and Cybernetics, Vol.SMC-1, pp.364-378 (1971)
- 15) R. L. Keeney and H. Raiffa, Decisions with Multiple Objectives : Preferences and Value Tradeoffs, pp. 288-296, John Wiley & Sons (1976)
- 16) 湯場崎 直養、易 建強、廣田 薫、複数入力ファジィ制御のための単一入力ルール群結合型ファジィ推論モデルの提案、日本ファジィ学会誌、Vol.9, No.5, pp.699-709 (1997)
- 17) J. L. Cohon, Multiobjective Programming and Planning, Academic Press (1978)
- 18) 中山 正一、古橋 武、内川 嘉樹、階層化ファジィモデリングの一提案、日本ファジィ学会誌、Vol.5, No.5, pp.1155-1168 (1993)

付録 グラージエントベクトルの計算

$p_{ij-1} \leq \hat{x}_i^k \leq p_{ij}$ としてエネルギー関数

$$Q = \sum_{k=1}^n E_k^2/2 = \sum_{k=1}^n [S_{123}(\hat{x}_k) - S(\hat{x}_k)]_1^2/2$$

に関するパラメータのグラージエントベクトルを以下に示す。

1) ∇P_k について

$$\begin{aligned} \partial Q / \partial k_1 &= \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial k_1} = \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial S_{12}} \frac{\partial S_{12}}{\partial k_1} \\ &= \sum_k E_k (k_4 + k_{123} S_3) S_1 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \partial Q / \partial k_2 &= \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial k_2} = \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial S_{12}} \frac{\partial S_{12}}{\partial k_2} \\ &= \sum_k E_k (k_4 + k_{123} S_3) S_2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \partial Q / \partial k_{12} &= \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial k_{12}} = \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial S_{12}} \frac{\partial S_{12}}{\partial k_{12}} \\ &= \sum_k E_k (k_4 + k_{123} S_3) S_1 S_2 \end{aligned}$$

$$\partial Q / \partial k_3 = \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial k_3} = \sum_k E_k S_3$$

$$\partial Q / \partial k_4 = \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial k_4} = \sum_k E_k S_{12}$$

$$\partial Q / \partial k_{123} = \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial k_{123}} = \sum_k E_k S_{12} S_2$$

2) ∇P_i について

$$\begin{aligned} \partial Q / \partial p_{1j-1} &= \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial p_{1j-1}} = \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial S_{12}} \frac{\partial S_{12}}{\partial S_1} \frac{\partial S_1}{\partial p_{1j-1}} \\ &= \sum_k E_k (k_4 + k_{123} S_3) (k_1 + k_{12} S_2) \end{aligned}$$

$$\frac{(r_{1j} - r_{1j-1}) (\hat{x}_1^k - p_{1j})}{(p_{1j} - p_{1j-1})^2}$$

$$\begin{aligned} \partial Q / \partial p_{1j} &= \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial p_{1j}} = \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial S_{12}} \frac{\partial S_{12}}{\partial S_1} \frac{\partial S_1}{\partial p_{1j}} \\ &= \sum_k E_k (k_4 + k_{123} S_3) (k_1 + k_{12} S_2) \end{aligned}$$

$$\frac{(r_{1j} - r_{1j-1}) (p_{1j-1} - \hat{x}_1^k)}{(p_{1j} - p_{1j-1})^2}$$

$$\begin{aligned} \partial Q / \partial p_{2j-1} &= \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial p_{2j-1}} = \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial S_{12}} \frac{\partial S_{12}}{\partial S_2} \frac{\partial S_2}{\partial p_{2j-1}} \\ &= \sum_k E_k (k_4 + k_{123} S_3) (k_2 + k_{12} S_1) \end{aligned}$$

$$\frac{(r_{2j} - r_{2j-1}) (\hat{x}_2^k - p_{2j})}{(p_{2j} - p_{2j-1})^2}$$

$$\begin{aligned} \partial Q / \partial p_{2j} &= \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial p_{2j}} = \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial S_{12}} \frac{\partial S_{12}}{\partial S_2} \frac{\partial S_2}{\partial p_{2j}} \\ &= \sum_k E_k (k_4 + k_{123} S_3) (k_2 + k_{12} S_1) \end{aligned}$$

$$\frac{(r_{2j} - r_{2j-1}) (p_{2j-1} - \hat{x}_2^k)}{(p_{2j} - p_{2j-1})^2}$$

$$\begin{aligned} \partial Q / \partial p_{3j-1} &= \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial p_{3j-1}} = \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial S_3} \frac{\partial S_3}{\partial p_{3j-1}} \\ &= \sum_k E_k (k_3 + k_{123} S_{12}) \end{aligned}$$

$$\frac{(r_{3j} - r_{3j-1}) (\hat{x}_3^k - p_{3j})}{(p_{3j} - p_{3j-1})^2}$$

$$\begin{aligned} \partial Q / \partial p_{3j} &= \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial p_{3j}} = \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial S_3} \frac{\partial S_3}{\partial p_{3j}} \\ &= \sum_k E_k (k_3 + k_{123} S_{12}) \end{aligned}$$

$$\frac{(r_{3j} - r_{3j-1}) (p_{3j} - \hat{x}_3^k)}{(p_{3j} - p_{3j-1})^2}$$

$$\begin{aligned} \partial Q / \partial r_{1j-1} &= \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial r_{1j-1}} = \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial S_{12}} \frac{\partial S_{12}}{\partial S_1} \frac{\partial S_1}{\partial r_{1j-1}} \\ &= \sum_k E_k (k_4 + k_{123} S_3) (k_1 + k_{12} S_2) \end{aligned}$$

$$\frac{(p_{1j} - \hat{x}_1^k)}{(p_{1j} - p_{1j-1})}$$

$$\begin{aligned} \partial Q / \partial r_{1j} &= \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial r_{1j}} = \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial S_{12}} \frac{\partial S_{12}}{\partial S_1} \frac{\partial S_1}{\partial r_{1j}} \\ &= \sum_k E_k (k_4 + k_{123} S_3) (k_1 + k_{12} S_2) \end{aligned}$$

$$\frac{(x_1^k - p_{1j-1})}{(p_{1j} - p_{1j-1})}$$

$$\partial Q / \partial r_{2j-1} = \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial r_{2j-1}} = \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial S_{12}} \frac{\partial S_{12}}{\partial S_1} \frac{\partial S_1}{\partial r_{2j-1}}$$

$$= \sum_k E_k (k_4 + k_{123} S_3) (k_1 + k_{12} S_2)$$

$$\frac{(p_{2j} - x_2^k)}{(p_{2j} - p_{2j-1})}$$

$$\partial Q / \partial r_{2j} = \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial r_{2j}} = \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial S_{12}} \frac{\partial S_{12}}{\partial S_1} \frac{\partial S_1}{\partial r_{2j}}$$

$$= \sum_k E_k (k_4 + k_{123} S_3) (k_1 + k_{12} S_2)$$

$$\frac{(x_2^k - p_{2j-1})}{(p_{2j} - p_{2j-1})}$$

$$\partial Q / \partial r_{3j-1} = \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial r_{3j-1}} = \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial S_{12}} \frac{\partial S_{12}}{\partial S_3} \frac{\partial S_3}{\partial r_{3j-1}}$$

$$= \sum_k E_k (k_3 + k_{123} S_{12})$$

$$\frac{(p_{3j} - x_3^k)}{(p_{3j} - p_{3j-1})}$$

$$\partial Q / \partial r_{3j} = \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial r_{3j}} = \sum_k E_k \frac{\partial E_k}{\partial S_{12}} \frac{\partial S_{12}}{\partial S_3} \frac{\partial S_3}{\partial r_{3j}}$$

$$= \sum_k E_k (k_3 + k_{123} S_{12})$$

$$\frac{(x_3^k - p_{3j-1})}{(p_{3j} - p_{3j-1})}$$

(1998年7月 2日 受付)

(1999年1月14日 再受付)

[問い合わせ先]

〒804-8550

北九州市戸畑区仙水町1-1

九州工業大学工学部 電気工学科情報工学教室

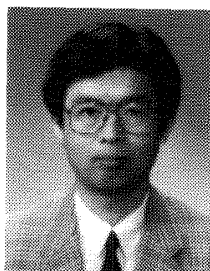
前田 博

TEL : 093-884-3248

FAX : 093-884-3248

E-mail : hmaeda@comp.kyutech.ac.jp

著者紹介



前田 博 (まへだ ひろし)

九州工業大学工学部電気工学科情報工学教室

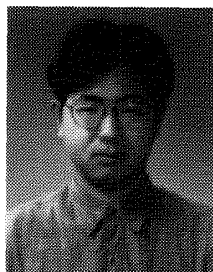
1973年 九州工業大学工学部制御工学科卒業、同年4月いすゞ自動車㈱入社、大型車の振動耐久性の研究に従事。1977年九州工業大学工学部助手、1987年同助教授を経て、1995年同教授、現在に到る。工学博士(大阪大学)。この間、1993年10月から1994年8月まで、Aachen工科大学客員研究員。システムモデリング、ソフトコンピューティング、知的インタフェースなどの研究に従事。日本ファジィ学会、計測自動制御学会、日本オペレーションズ・リサーチ学会などの正会員。



山本 大輔 (やまもと だいすけ)

㈱構造計画研究所建設技術部企画開発室

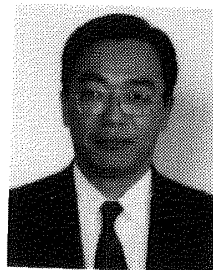
1994年 日本大学生産工学部数理工学科卒業、同年4月㈱構造計画研究所入社、現在に至る。この間、AI技術を利用した建設関連アプリケーションの開発研究に従事。



垣内 忍 (かきうち しんのぶ)

九州工業大学工学部電気工学科情報工学教室

1989年 鹿児島県立鹿屋工業高等学校卒業、同年4月九州工業大学工学部技官、現在に至る。画像処理、感性情報処理などの研究に従事。計測自動制御学会会員。



桑野 和雄 (くわの かずお)

㈱構造計画研究所建設技術部

1973年 九州工業大学工学部開発土木工学科卒業、同年4月㈱構造計画研究所入社、1994年建設技術部部長、現在に至る。この間、土木関連アプリケーションソフトウェアの企画・設計・開発、パッケージソフトウェアの開発・販売、技術営業に従事。

Kansei Evaluation of Landscape by Decomposed Multidimensional Fuzzy Reasoning Model and Its Inverse Solution

by

Hiroshi MAEDA, Shinobu KAKIUCHI, Daisuke YAMAMOTO and Kazuo KUWANO

Abstract :

In this paper, Kansei evaluation problem and Kansei design problem are defined and a new method for dealing with those problems is proposed. First, a certain modeling method called Decomposed multidimensional fuzzy reasoning model is proposed for the modeling of a multiple inputs and single output system, and then the Kansei evaluation problem is formulated by this model. Next, it is shown that the solution for an inverse problem of the Decomposed multidimensional fuzzy reasoning model can express the Kansei design problem and also shown that the solution techniques can be provided with the framework of multiobjective programming. Furthermore, a concrete solution technique using the notion of distance is given. Finally, the new method is applied to the Kansei evaluation and design of river landscapes.

Keywords : Decomposed Multidimensional Fuzzy Reasoning, Fuzzy Inverse Problem, Kansei Evaluation, Kansei Design, Landscape Evaluation

Contact Address : **Hiroshi MAEDA**

Faculty of Engineering, Kyushu Institute of Technology

1-1 Sensuicho Tobata Kitakyushu 804-8550, Japan

TEL : 093-884-3248

FAX : 093-884-3248

E-mail : hmaeda@comp.kyutech.ac.jp