原著論文

個人の注目特徴に基づく形状創成 (注目特徴の明示化による潜在的感性の外在化)[†]

柳澤 秀吉*1・村上 存*1・福田 収一*2

本論文では、計算機とのインタラクションを通した、個人の感性に基づく形状創成の計算機支援手法を提案する。これまでに、意匠形状などの感性的なイメージを言語等で外在化困難な、「表現として潜在的感性 (Tacit Kansei)」を解決する研究が活発に行われてきている。一方、自分自身も気づいていない、「心理的に潜在する感性 (Latent Kansei)」については、意識的に議論されてこなかった。本論文では、後者の Latent Kansei に注目する。提案する手法は、ユーザの注目する形状特徴を、計算機により推定しユーザに明示することで Latent Kansei の喚起を促す。そして、ユーザが選択する注目特徴に基づき、新たな形状を生成する。このインタラクションの繰返しを通して、ユーザの内省を促し、Latent Kansei および Tacit Kansei の両面の外在化を支援する。注目特徴の推定には、ラフ集合理論の縮約計算を応用する。本手法の有効性を検証するため、ユーザの感性にもとづく形状の処理に適用する。被験者による実験の結果から、本手法の有効性を示す。

キーワード：Latent Kansei, 形状創成, 注目点, インタラクション, ラフ集合, 縮約

1. はじめに：感性の2つの潜在性

美意識、快適感、精神的充実などの、人間の感性や感覚に基づく評価感や要求は、モノづくりやサービスなどあらゆる分野で、重要性を高めている。しかし、感性は潜在的で外在化が容易でなく科学的アプローチの適用を困難にしている。

感性の潜在性は、二つの意味を内在している。一つは、頭にあるイメージを客観的な媒体(例えば、言葉)により外在化することが困難な「表現として潜在的感性(以下、Tacit Kansei)」である。他方は、自分自身も気づいていない「心理的に潜在する感性(以下、Latent Kansei)」である。

多くの研究者が、これまで、前者の Tacit Kansei の具体化に科学的手法を試みている。しかし、後者の Latent Kansei については、これまで、暗に議論されつつも意識的には扱われてこなかった。

そこで、本報告では Latent Kansei に注目する。デザインがスケッチを描く意味は、単にアイデアの外在化 (Tacit Kansei) のみでなく、自身が描いた線から新

たな視点を発見する、“紙との対話(インタラクション)”の繰返しからイメージを膨らませる為であると言われている[10]。本研究では、これにヒントを得て、ユーザの無意識下の注目点を、計算機システムにより推定、明示化し、計算機とのインタラクションにより Latent Kansei の外在化を促す手法を提案する。

2. 研究の目的

本論文では、計算機とのインタラクションを通して Latent Kansei の外在化を促す、形状創成の計算機支援手法を開発する。

これまでに筆者らが開発した対話型縮約計算法 (IREC) でのラフ集合の縮約計算による注目点の推定法[1]を応用し、ユーザの注目する無意識下の形状特徴を計算機により推定しユーザに示すことで、潜在感性の喚起を促す。本手法では、明示され意識化された注目特徴をもとに、計算機とのインタラクションによりユーザ自身が代替案の生成を繰り返すことで、ユーザの内省プロセスを促す。

本手法の有効性を検証するため、ユーザの感性(美的感覚)にもとづく形状の処理に適用する。人間の形状に対する美的感覚は、単に装飾としての審美性だけでなく、機能性とも密接に関係していると言われていた[3]。また、曲線や曲面の認知は、「流れるようになめらかな曲線」のように、動きの流れで形容することが多く、例えば、流体力学上の機能と密接に関係している。したがって、インダストリアルデザインの分野

[†] Shape Generation Based on Personal Points of Attention
-Externalization of Latent Kansei by Noting User's Points of Attention
Hideyoshi YANAGISAWA, Tamotsu MURAKAMI and Shuichi FUKUDA

*1 東京大学大学院工学系研究科
School of Engineering, The University of Tokyo

*2 首都大学東京大学院工学研究科
School of Intelligent Systems, Tokyo Metropolitan University

のみならず、機械系の分野においても注目されてきている[4].

3. モチベーション:なぜLatent Kansei か?

個人的な経験や獲得した知識は、新たな視点を形成し、結果として感性は時系列で変化する。Tacit Kanseiの解明は重要課題であるが、これらの試みは感性の時間的変化が無視できる場合を想定している。一方、ユーザニーズが多様化し、A.マズローの五段階欲求説[6]に説明されるように、自我や自己実現欲求、つまり個人の精神的満足が重要視されてきている。この現状においては、個人の感性と感性の時間的変化は無視できない。

事後的な理由付けであれば、感性の変化にフォローするように分析をその都度行えばよい。しかし、新しいモノやサービスを設計する場面においては、事後的な分析では手遅れである。

そこで、感性の変化の追従とは逆の考えとして、感性の変化を促すアプローチが考えられる。すなわち、予測ではなく、変化の促進である。それを実現するには、Latent Kanseiを外在化させる技術が必要となる。つまり、顧客自身が気づいていない、感性や価値観を掘り起こす体験を提供する技術である。

モノの設計においては、最上流工程において顧客要求の把握を行う過程がある。これまでは、顧客の声(Voice of Customer)を言葉として収集し、品質機能展開(QFD: Quality Function Deployment)などの手法を用いて技術要素へと展開する手順がとられてきた[7]。しかし、このようなMarket-inのアプローチでは、均質的で売れない製品となる事例も少なくない。それは、顧客自身が、自分の本当の要求を自覚していないことに起因する。したがって、その潜在要求を掘り起こすことが必要なのである。

4. 周辺研究:Tacit & Latent Kanseiの視点から

これまで、官能評価に代表される、心理評価実験に基づく刺激-反応関係の統計的定式化が、製品に対する感性評価の定量化に多く用いられてきている。いわゆる感性工学の分野における数々の手法も、このアプローチを基礎としている事例が多い[8]。すなわち、被験者に、既存の製品またはスケッチ・CAD等で合成的に作られた仮想製品に提示し(刺激)、言葉、一対比較、順序付け、空間配置などにより感性評価(反応)をさせる。そして、対象を構成する属性やパラメータと、感性評価との関係を、多変量解析やニューラル

ネットワークなどにより定式化する。得られた写真関係を用いて、デザインコンセプトなどの感性評価を入力として、それを満たす製品属性を逆推論する。

これらの手法は、主に、入力となる(漠然とした)イメージはあるが、イメージを客観的に説明できないTacit Kanseiの具体化を支援する。一方、一度の評価結果から構築された刺激-反応関係による逆推論の結果からのみでは、Latent Kanseiの顕在化は難しい。

Latent Kanseiを引き出す有効な方法として、単発かつ一方通行的な評価だけでなく、形状生成などの外在化とその評価のインタラクションの繰返しによる、内省プロセスの促進が考えられる。

デザイン支援システム[9]の研究では、パラメータ変形可能なデザインの可変モデルによりサンプルを作成し、ユーザであるデザイナーの意図(観点)を2次元平面の軸としてサンプルをマッピングさせ、観点と属性との関係をファジールールによって定式化させ、多数の推論モデルを得る方法が開発されている。2次元マップ上に布置された推論モデル間の相互関係からユーザに新しい観点を発見させ、それを反映したルールを追加し、再度推論モデルを生成させる。このアプローチを繰り返すことで、ユーザのLatent Kanseiの顕在化を支援しえるといえる。しかし、ユーザ自身が2次元マップからファジールールを明示的に作成する必要があり、ユーザの負荷が高い。デザインのプロでない顧客をユーザとして想定した場合は、特に困難である。

ユーザへのデザイン能力上の負担が少なく、内省的プロセスの繰返しによって、Latent Kanseiの外在化を支援する計算機支援のアプローチとして、対話型進化計算法(IEC)がある[11]。IECは、人間の評価系を目的関数としてGA(遺伝的アルゴリズム)などの進化計算法に組み込み、計算機の生成する代替案に対する評価と、評価による代替案の生成を繰り返すことにより、徐々にユーザのイメージへと代替案を収束させる方法である。デザイン支援など幅広い分野で応用されており[12]、筆者らも、曲線の形状処理等に応用し、その有効性を確認してきた[3]。

筆者らは、さらに、ユーザが意匠形状の印象を評価する際、少数の形状特徴に注目して重みを加えて評価していることを観察し、これを注目点として、ラフ集合の縮約計算[13]を応用して注目点を推定する方法を提案した。そして、IECの代替案の生成過程に注目点を継承させることで、人の注目する属性を優先して収束させる対話型縮約進化計算法(IREC)を開発し、意匠設計に適用して有効性を確認した[1,2]。

一方、これまでの研究では、筆者らの研究も含め、

潜在的にはIECのインタラクティブなアプローチがLatent Kanseiに対応するとの可能性を暗に認めつつも、主としてTacit Kanseiの具体化を支援する試みが多かった。また、現状のIECにおける具体的なシステムの実装形態も、Latent Kanseiを促す目的に対しては必ずしも適切ではない。

例えば、IECに基づく多くのシステムでは、ユーザの評価に基づいて代替案が生成されるが、生成の仕組みはユーザ側から見てブラックボックスである。したがって、出力された結果から、自力で新たな視点を発見し、Latent Kanseiを喚起させることは困難な場合が多い。

これらの課題、および本手法における解決案については、次章で詳しく論じる。

5. 注目点に基づく形状創成

5.1 提案手法の流れ

以下に、提案する手法の流れを示す(図1)。

- ① システムが、複数の初期代替案を生成する。
ユーザは、初期代替案の中からコンセプトと近い代替案(以下、評価モデルと呼ぶ)を探す。評価モデルが見つからない場合、探索コマンドにより、他の代替案を生成する。
- ② 評価モデルを見つけた場合、ユーザは、それを選択し評価コマンドを実行する。
- ③ システムは、選択された代替案とその他の代替案との間のパラメータ間の相違から、ユーザの注目するパラメータの最小の組合せを、「注目フィーチャ」として複数推定する。推定された注目フィーチャは、評価モデル上にアニメーション表示でユーザに提示する。
- ④ 提示された注目フィーチャの中から、ユーザが代替案の生成の基にしたいフィーチャを選択する。必要であれば選択した注目フィーチャに修正を加え、評価モデルと対で保存する。また、注目フィーチャは複数保存可能とする。
- ⑤ ユーザは、保存した注目フィーチャを選択し、選択したフィーチャをもとに新しい代替案を生成する。

以上の操作を、再帰的に行い、目的のデザインコンセプトに合致した代替案を得る。

5.2 従来手法IRECとの相違点

提案する手法は、これまで筆者らが開発したIRECの機能要素をベースとしている。しかし、IRECではTacit Kanseiの解決のみが目的であったのに対し、本提案手法では、Latent Kanseiの外在化も目的に含

図1 提案システムの流れ

む。そこで、以下の点について改良を加えている。

i 注目点の扱い: IRECでは、ユーザが注目しているパラメータの組合せ(注目点)をラフ集合の縮約計算により推定し、継承縮約集合(以下、IRS: Inheritance Reduct Set)へ自動的に保存する。つまり、ユーザは、計算機が導き出した注目点を確認できない。したがって、論理的に導出された注目点と自身の注目点とのずれや、無意識下の自己の注目点の気づきを得られない。提案手法では、推定された注目点を注目フィーチャとしてユーザに明示する。

ii 注目点の選択方法: IRECでは、IRSに保存された注目点から、識別度に基づく確率により、注目点を自動的に選択し、選択された縮約を基に形状を生成する。ユーザにとっては、形状生成の仕組みがブラックボックスであり、不満も多かった。そこで、提案手法では、ユーザ自らが、注目フィーチャを選択し、それを基に形状生成を行えるようにする。

iii パラメータ生成: IRECでは、初期モデルの生成、および注目点に基づく形状の生成において、確率分布に基づく乱数を基本としたパラメータの生成を行う。初期モデルの生成においては、乱数では、必ずしも各パラメータ間で等価な間隔でパラメータが割当てられず、解空間に対して網羅的な形状を探索できない。これは、初期依存による結果のばらつきの原因となる。また、注目点に基づく形状の生成においても、生成する代替案の数が少ないため、確率分布による乱数の影響が小さくなり網羅性が確保できない。提案手法では、直交表[14]を利用したパラメータの割り当て

により、これを解決する。

5.3 初期代替案の生成と代替案の探索

初期代替案、および評価モデルの探索における代替案の特徴パラメータは、直交表を用いて割振る。

今、生成する代替案を構成する n 個の特徴パラメータを $\langle f_1, f_2, \dots, f_n \rangle (f_i \in R)$ とし、 $[0, 1]$ に正規化する。ここで、探索領域を、 $[f_{imin}, f_{imax}]$ と設定し、探索領域の中心点を f_{imid} とする。 $L_m(3^p) = [l_{jk}] (l_{jk} \in \{1, 2, 3\}, m \geq ms, p \geq n)$ の直交表を用意し、探索領域の値、 $f_{imin}, f_{imid}, f_{imax}$ をそれぞれ、直交表の値 1, 2, 3 に割り当てる。ただし、 ms は一回で表示する代替案の数である。

直交表の割り当ては、図 2 に示すように、一回に生成する代替案の数を ms 行、パラメータの数を n 列とした部分行列とする。次の探索で生成する代替案のパラメータは、行方向に、 ms 行ずらした位置の部分行列を割り当てる。割り当てのアルゴリズムの詳細は、付録 i で示す。

図 2 提案システムの概要図

5.4 注目フィーチャの推定

ユーザが、ある代替案を主観評価する際、注目する特徴をパラメータの組合せで表わし、これを注目フィーチャとする。注目フィーチャは、ラフ集合理論の縮約により導出する。縮約は、ある分類に帰属するサンプルを確実に他のサンプルから識別するのに十分な極小の属性の組み合わせである[12]。この場合、分類

はユーザの主観評価、縮約は評価に寄与する最少のパラメータの組となる。

評価モデルの集合 G の、その他のモデルの集合 H に対する縮約 $R(G, H)$ は、例えば、

$$R(G, H) = p/AB^- \vee q/C \vee r/DD^- \quad (1)$$

のように表される。ただし、 x/A は、識別度 x のパラメータ A を意味する。 x/A^- は、属性 A の識別度が負の値を取る場合の表記である。この場合の縮約の意味は、「識別度 p でパラメータ A の値が a 以上かつ B の値が b 以下、または識別度 q で C の値が c 以上、または識別度 r で D が d 付近」であり、この縮約によって、分類 G は H から完全に識別される。ただし、 a, b, c および d は、評価モデルのパラメータ A, B, C および D の分類 G の要素がとる値である。

ここでは、論理和で区切られる縮約ルールの要素を、注目フィーチャの候補として、ユーザに提示する。提示の方法は、本研究では、評価モデルを注目フィーチャに基づきパラメータを微小に変動させるアニメーション表示により行う。ユーザは、注目フィーチャの候補を切り替えて、新規の代替案生成のもとにしたいフィーチャを選択する。

なお、縮約の計算方法は、付録 ii に記す。

5.5 注目フィーチャにもとづく代替案の生成

ユーザが選択し保存した注目フィーチャを基準に、新規の代替案を生成する。まず、5.4 で述べた注目フィーチャの解釈をもとに、5.3 で述べた探索領域を変化させる。そして、新たな探索領域をもとに直交表を対応させ、5.3 と同様のアルゴリズムを適用するものである。その際、探索領域の範囲は、ユーザによって調節可能とし、発散と収束度合いをユーザが選択できるようにする。これにより、得られた縮約の属性間のバランスの微調整から、注目属性以外のパラメータの大域的な探索までをサポートする。

保存、選択された評価モデルのパラメータの内、注目フィーチャのパラメータの値を pr 、それ以外のパラメータの値を po とする。このとき、探索領域の更新を表 1 の式により行う。ただし、 Ar, Ao は新しい探索領域をあらわす。係数 μ と ν を、発散および収束の度合いとしユーザが選択可能とする。

$$Ar = \mu(pr_{max} - pr_{min}) \quad (2)$$

$$Ao = \nu(po_{max} - po_{min}) \quad (3)$$

表1 探索領域の更新

パラメータ (縮約の符号)	最小	中心値	最大値
$pr(+)$	pr	$pr+Ar/2$	$pr+Ar$
$pr(-)$	$pr-Ar$	$pr-Ar/2$	pr
$pr(\pm)$	$pr-Ar/2$	pr	$pr+Ar/2$
$po(any)$	$po-Ao/2$	po	$po+Ao/2$

図3 直交表による代替案の生成

6. プロトタイプシステム

本手法の有効性を検証するため、曲線、曲面を有する形状の創成を支援するシステムのプロトタイプ作成した。図3に、システムのインターフェースを示す。インターフェースは、コマンドウィンドウ(左)、デザインウィンドウ(右上)、およびセーブウィンドウ(右下)により構成される。

生成した代替案は、デザインウィンドウ中に表示される。デザインウィンドウ中央に表示される代替案は、基準モデルと呼ぶ。探索や形状生成で新たに形状を表示した際、一つ前に表示されていた代替案のうち、選択された代替案や評価された代替案を次の回に基準モデルとして保留することが出来る。

セーブウィンドウには、複数の注目フィーチャを保存することが可能である。

コマンドウィンドウは、以下の操作系により構成されている。

- Searchボタン：探索コマンドを実行する
- Evaluationボタン：デザインウィンドウ中の代替案を選択し、注目フィーチャを推定しアニメーション表示する
- 推定された複数の注目フィーチャを切り替える

D. 推定された注目フィーチャを編集する

E. Saveボタン：注目フィーチャをセーブウィンドウに保存する

F. Generationボタン：注目フィーチャに基づいて形状を生成する

G. 生成オプションを選択するラジオボタン

H. モデルの確認ボタン：大きなウィンドウで選択した代替案の形状を確認する

7. 評価実験

7.1 実験の目的

前章で述べたプロトタイプシステムを用いて、本提案手法の有効性を被験者による実験により示す。評価は、システムにより作成する代替案の満足度による Tacit Kansei の外在化の評価、および、Latent Kansei の外在化の評価の二点である。

7.2 印象視点と認知視点の導入

Latent Kansei の外在化を生理的に直接計測することは困難である。また、「感性」が内包する意味も多く多義的である。

そこで、本研究では、「感性」を、代替案の主観評価、または代替案の形状作成における、ユーザ個人が持つ視点と定義する。そして、印象やイメージを表す言葉(印象語)によって説明される視点を「印象視点」、形状の認知的特徴によって説明される視点を「認知視点」と定義する。

たとえば、ある形状に対して「美しい」という印象評価を下した場合、それと同時に呼び起こされる「洗練された」、「スタイリッシュな」などの文脈としての印象が印象視点である。印象語は多義的であり、人や対象によっては、「重厚な美しさ」「繊細な美しさ」などのように異なる観点から「美しさ」を捉える。

また、認知視点は、評価の形態特徴としての文脈を指す。たとえば、印象「美しい」は、曲線形状の「なめらかさ」によるものか、全体的な「バランスのよさ」によるものか、などの文脈である。

本実験では、印象視点と認知視点を、印象評価の結果から抽出する。そして、提案する手法によって、両者の視点が、変化、拡張する度合いによって、Latent Kansei の外在化を間接的に評価する。

なお、以降、印象視点と認知視点をあわせて「視点」と呼ぶ。

7.3 形状モデル

実験で用いる形状モデルは、図4に示すペットボトルやピンを想定した容器の意匠形状を対象とした。本

図4 提案手法のプロトタイプシステム

対象は、曲線や曲面を形状要素に含み、メーカのブランドイメージなど、形状の意匠性以外の要素に評価が左右されにくい。また、曲線や曲面からなる形状は、言語表現が困難でありイメージの具体化が難しい形状の要素である。

形状の断面を超二次関数[15]により表すことで、多様な形状を生成する。超二次関数による楕円の通過点の座標 x, y は、以下の式で表される。

$$\left. \begin{aligned} x &= r |\cos \theta|^{\alpha} \text{sign}(\cos \theta) \\ y &= r |\sin \theta|^{\alpha} \text{sign}(\sin \theta) \end{aligned} \right\} (3)$$

ただし、 r は半径に相当し、 α は係数であり、 sign は符号関数である。 α を変更することで、円弧から矩形まで多様な形状を表現できる。この断面を、B-spline曲面で近似し、回転体を形成する。モデルのパラメータは、各断面の r と α 、および、断面間の距離 h の計11個である。

7.4 実験1：直交表モデルの感性評価実験

被験者が、形状モデルの感性評価において初期に持つ視点を把握するため、直交表 $L_{27}(3^{13})$ によって生成した27個の形状に対して感性評価実験を実施する。評価方法は、図5に示す評価システムを用いて行う。表示される形状に対して、5段階の総合評価(A)、印象(B)、および形状特徴(C)について被験者に評価してもらう。印象、および形状特徴は、あらかじめ用意した印象語、および形状特徴を表す言葉を選択するか、適切な語句が見当たらない場合は被験者が追加する。

7.5 実験2：形状作成実験

ここでは、手でパラメータを指定して形状を作成するシステム(以下、MS:マニュアルシステム)と、本

図5 実験に用いる形状パラメトリックモデル

提案システム(以下、PS)による形状作成を交互にMS、PS、MS'の順で実施する。

形状作成の目標とするコンセプトは、表2に示すように、総合評価のみ、総合評価+印象、総合評価+形状特徴の3つを設定した。したがって、実験は、3(システム)×3(コンセプト)の9試行である。

ここで、総合評価とは、被験者個人の嗜好に基づく総合的な評価である。形状生成において、被験者に以下の条件を課した。

条件1：コンセプトを満たすこと。

条件2：試行ごとに3つ以上の出来るだけ多くの代替案を作成すること。

条件3：各コンセプトにおいて、システム内、およびシステム間で、できるだけ異なる観点から、代替案を作成すること。

表2 実験で用いるコンセプト

C1	総合評価(嗜好)が高い形状
C2	斬新(印象)かつ総合評価が高い形状
C3	なめらか(形状特徴)かつ総合評価が高い形状

7.6 実験3：作成したモデルの感性評価実験

(1) 実験2で作成したモデルのうち、コンセプトごとに各システムで作成したモデルから3つずつ代替案を無作為に選択する。システム間での解の満足度を比較するため、3つのコンセプトごとに、5段階の対比較評価実験を行う。

(2) 各システムの操作を通して得られた新たな視点を把握するため、(1)で選択したモデルを対象として、実験1と同様の方法で感性評価実験を行う。

図6 感性評価実験用システム(実験1, 3)

7.7 被験者

被験者は、20代の男子学生10名である。

8. 実験結果と考察

8.1 解の満足度

実験2の各システムで得られた解の満足度を比較する。実験3での一対比較評価実験の結果から、各システムで作成された代替案の得点を、AHP法[16]で用いられる重み計算法により、コンセプトごとに求める。これを各コンセプトに対する満足度とする。得られた満足度は、被験者ごとに相対的な値であるため被験者間の平均化による統計分析は適切でない。そこで、システムの結果ごとに得られた満足度の相対的な大小関係のパターンを、被験者ごとに抽出し集計する。各被験者におけるMSにより得られた3つの代替案の満足度の総和を $w(MS)$ とし、同様に、PSによる

表3 実験より得られた解の満足度のパターン

No.	パターン
1	$w(PS) > w(MS) \ \& \ w(PS) > w(MS')$ 試行順に関らずMSよりもPSの満足度が高い
2	$w(MS') > w(PS) > w(MS)$ 満足度がシステムの試行順に向上している
3	$w(PS) \approx w(MS) \approx w(MS')$ 満足度がシステムの操作順に低下していない
4	$w(MS) > w(PS) > w(MS')$ 満足度がシステムの操作順に低下している場合
5	$w(MS) > w(PS) \ \& \ w(MS') > w(PS)$ PSの解よりMSで得られた解の満足度が高い

表4 表3の満足度のパターンの集計 (人数)

パターン	C 1	C 2	C 3	
1	3	4	2	○
2	3	2	0	
3	2	1	3	
4	1	1	2	×
5	1	2	3	

ものを $w(PS)$ 、 MS' によるものを $w(MS')$ とすると、満足度は表3に示す5つのパターンに集約された。

実験2では、被験者は各コンセプトにおいて出来るだけ多くの多様な視点からの代替案の作成を求められた。つまり、新たな視点を獲得し、前回の試行よりも同等かそれ以上の評価を得る代替案を作成しない限り、パターン4のように、満足度はシステムの試行ごとに低下する。また、パターン5は操作の順番に関係なく、MSの満足度がPSに比べ高い場合である。したがって、パターン4と5は、提案手法の有効性として好ましくないパターンである。

一方、パターン4の逆がパターン2, 3であり、それぞれ、システム操作順に同等の満足度あるいは向上が見られる結果である。また、パターン1はパターン5の逆であり、操作順に関わらず、PSの解の満足度が高い場合である。したがって、パターン1, 2および3が、PSの有効性に対し好ましい結果といえる。

表4に、各コンセプトにおける満足度の各パターンの集計結果を示す。全体の傾向として、C1およびC2をコンセプトとした結果では、10人中7, 8人で、PSに対する好ましい結果を得ている。一方、C3をコンセプトとした場合は、好ましい代替案を得た被験者と好ましくない代替案を得た被験者が半々であり、満足度における評価が低い。また、C3においては、好ましいパターンの内、半数以上がパターン3であり、PSの解の満足度における有効性は低い。

この結果から、提案システムは、解の満足度において、嗜好や斬新性などの、より自由度が高く創造性が求められるデザインコンセプトにおいて有効であるが、「なめらかな」などの形状的特徴の指定による具体的なタスクでは、ユーザ自身が詳細にパラメータを手動で設定する従来型の形状処理システムの方が有効であるといえる。

8.2 新しい視点の獲得

提案システムが、マニュアルシステムと比べて、どの程度、新しい視点を獲得し、新しい代替案を作成可能かについて検討する。

実験1では、被験者が、直交表によるモデルの印象と形状特徴を、言葉により評価した。また、実験3では、被験者は、実験2で作成した代替案について印象と形状特徴を回答した。これらの実験においては、一つの代替案を複数の語で評価しており、同時に申告される語は、相互に語の意味の文脈として機能していると考えられる。

たとえば、ある評価対象について印象語「美しい」を申告し、同時に「古風」を申告すれば、古風である美しさと、美しさのある古風、のように相互の印象語の意味の文脈となる。このように同時に申告された、印象語を、印象視点とする。また、同様に、形状特徴の説明語によるものを認知視点とする。視点は個人により異なり、個人においても変化する。個人において新しい視点を得ることは、代替案の評価と創造における新しい感性の獲得を意味する。

そこで、実験1と実験3で得られた視点の相違を比較し、実験3での固有な視点を抽出する。これにより、実験1の時点を基準とした、各システムによる視点の拡張の度合いを調べる。具体的には、以下の3点を抽出した。

① コンセプトC1での各システム s の代替案の集合を D_s とする。実験1での総合評価の高い評価モデル3つを無作為抽出し、その集合を D_i とする。システム s で作成した i 番目の代替案を形容する印象語の集合を Is_i 、およびその説明語の集合を Es_i とする。実験1から抽出された j 番目のモデルを形容する印象語の集合 I_{I_j} 、説明語の集合を E_{I_j} とする。このとき、 Is_i に存在し、 I_{I_j} に存在しない印象語の最少の組合せは、印象語を属性とした D_s の D_i に対する縮約 $R(D_s, D_i)$ により求まる。これは、 D_i から、各システムで新たに想起した印象視点であり、この数を新規の印象視点の数とする。また、認知視点の数についても同様の方法で求める。

② C2をコンセプトとした各システム s の代替案の集合： D_s と、実験1で総合評価が高く「斬新な」と評価された評価モデル3つを無作為抽出した： D_i により、①と同様の方法で、視点の数を求める。

③ C3をコンセプトとした各システム s の代替案の集合： D_s とし、実験1で総合評価が高く「なめらかな」と評価された評価モデル3つを無作為抽出した： D_i により①と同様の方法で、視点の数を求める。

以上を、被験者の実験結果ごとに集計し、各システムにおいて拡張された視点の数の相互関係を調べたところ、以下のパターンに集約された。

ただし、 $R(S)$ は、システム S において獲得した視点の数をあらわす。得られたパターンは、前節と同様で

あり、PSの有効性として好ましいパターンはパターン1、2および3、好ましくないパターンは4、5である。

表6、7に、各コンセプトにおける視点の上記パターンの集計結果を示す。全体的に、好ましいパターンを10人中7人から10人の被験者から得られている。

印象視点の拡張については、特に、C2をコンセプトとした場合では、全被験者で好ましいパターンを得ている。C1では、印象視点と認知視点の両方において、パターン1の場合が顕著である。つまり、提案システムPSで、MSに比べ、多くの視点を得ている。C3においても、印象視点で、パターン1が顕著である。ただし、C3の認知視点については、パターン2がパターン1より大きい。この結果から、印象および認知とともに、制約の無いC1では、印象および認知視点の両面でパターン1が大きい。一方で、制約が加わるC2およびC3では、制約の無い印象視点、もしくは認知視点において、パターン1が大きく、制約のある視点では、パターン2や3が多い傾向がある。

表5 実験より得られた視点の数のパターン

No.	パターン
1	$R(PS) > R(MS) \ \& \ R(PS) > R(MS')$
2	$R(MS') > R(PS) > R(MS)$
3	$R(PS) = R(MS) = R(MS')$
4	$R(MS) > R(PS) > R(MS')$
5	$R(MS) > R(PS) \ \& \ R(MS') > R(PS)$

表6 印象視点の数の表5のパターンの集計 (人数)

パターン	C1	C2	C3	
1	6	5	7	○
2	0	4	0	
3	2	1	0	
4	1	0	2	×
5	1	0	1	

表7 認知視点の数の表5のパターンの集計 (人数)

パターン	C1	C2	C3	
1	6	3	2	○
2	0	2	5	
3	3	3	1	
4	1	1	1	×
5	0	0	1	

9. おわりに

本研究では、個人の感性に基づく形状創成の支援手法を開発した。本手法は、ユーザ自身も気づいていない、心理的に潜在する感性Latent Kanseiと、表現として潜在する感性Tacit Kanseiの両面を外在化するものであった。すなわち、計算機とのインタラクションの反復と、ユーザが無意識に注目する設計属性を提示により、ユーザに新たな視点の喚起を促す。

本手法を基に形状創成システムのプロトタイプを作成し、超2次関数の楕円断面で構成される容器の形状を対象として、手動でパラメータを指定するマニュアルシステムとの比較により手法の有効性を検証した。その結果、提案手法は、抽象的、かつ「斬新さ」などの新規性や意外性を求められるデザインコンセプトにおいて、多様で新しい視点から満足度の高い代替案を作成できることが確認された。

本論文では、デザインのパラメータをあらかじめ設定したが、今後は適切なパラメータの設定方法も含めた支援システムへと発展させていきたい。また、本論文で採用した超2次関数によるモデルは、R除変等の詳細なデザイン操作に対応していない。今後はモデルを改善し、より詳細な形状操作を可能にしていきたい。

付録

i 直交表による代替案のパラメータの割り当て方法

- ① 一様乱数を用いて、直交表 $L_m(3^p)$ の列を入れ替える。
- ② 一様乱数を用いて、 $L_m(3^p)$ の行を入れ替える。
- ③ $L_m(3^p)$ から $L'_{ns \times n} = [l'_{jk}]$ ($j=1, \dots, ns, k=1, \dots, n$) の部分行列を抽出する。
- ④ $L_m(3^p)$ に、探索領域の値を割り当て、列方向をパラメータ数、行方向を代替案数として、初期代替案のパラメータとする。
- ⑤ 探索コマンドを実行すると、 $L'_{ns \times n} = [l'_{jk}]$ ($j=ns+1, \dots, 2ns, k=1, \dots, n$) の部分行列に値を割り当て、これを、次に表示する代替案のパラメータとする。探索コマンドを実行するごとに、実行回数を i としたとき、 $j=i(ns+1), \dots, (i+1)ns$ となる行 j の部分行列をパラメータとして割り当てる。
- ⑥ $(i+1)ns > m$ となった場合、①に戻る。

ii 縮約の計算方法

今、ユーザに評価モデルとして選択された i 番目の代替案の設計パラメータを要素とするベクトルを $\vec{Ms}_i$ 、それ以外の j 番目の代替案の設計パラメータを要

素とするベクトルを $\vec{Mo}_j$ とする。このとき、評価モデルの、それ以外の代替案に対する各パラメータ間の差分を、識別行列 D として以下のように求める。

$$D_{ij} = \vec{Ms}_i - \vec{Mo}_j \quad (4)$$

識別行列の要素内のベクトルの各要素を、識別度と呼ぶ。識別度が、あるしきい値 γ_d 以下の場合には差が無いとみなし 0 に置き換える。これは縮約の数の増大を防ぐためである。

評価モデル Ms のそれ以外の代替案 Mo に対する縮約 $reduct(Ms, Mo)$ は、以下の式により計算される。

$$reduct(Ms, Mo) = \bigvee_j (\bigwedge_i (\vee D_{ij})) \quad (5)$$

謝辞

本研究の一部は、文部科学省科学研究補助金(No. 17760115)の助成により実施した。

参考文献

- [1] Yanagisawa, H., Fukuda, S.: Interactive Reduct Evolutionary Computation for Aesthetic Design, Trans. of the AMSE, J. Computing and Information Science in Engineering, 5 (1), pp.1-7, 2005.
- [2] 柳澤秀吉, 福田収一: 大域的特徴量にもとづく対話型縮約進化計算(意匠設計における曲線形状処理への適用), 日本機械学会論文集C編, 70 (699), pp.322-330, 2004.
- [3] Yanagisawa, H., Fukuda, S.: Development of Interactive Industrial Design support System Considering Customer's Evaluation, JMSE Int. J., C 47(2), pp.762-769, 2004.
- [4] 石井明: 「設計」と「デザイン」の相違点とは, 第14回機械学会設計工学システム部門講演論文集(特別講演) 11月, 九州, pp.1-4, 2004.
- [5] 小竹進: 感性工学の基礎, 丸善, 2005.
- [6] Maslow, A. H.: A Theory of Human Motivation, Psychological Review, Vol.50, pp.370-396, 1943.
- [7] 京屋祐二, 野口国雄, 中野隆司: 顧客の声の起点にした商品企画プロセス, 東芝レビュー, 60 (1), pp.36-39, 2005.
- [8] 例えば, 森典彦: デザインにおける感性工学, 日本ファジィ学会誌 11 (1), pp.52-63, 1999.
- [9] 萩原祐志, デザイン支援システムの構築と運用, 海文堂, 2003.
- [10] 須永剛司: デザイナーはどうしてスケッチを描くのか, デザイン学研究 12 (3), pp.12-13, 2005.
- [11] Takagi, H.: Interactive Evolutionary Computation, Proc. of IEEE, 89 (9), pp.1275-1296, 2001.
- [12] 例えば, 西野浩明, 高木英行, 宇津宮孝一: 対話型進化計算を用いた創作支援型3次元モデラ, 電子情報通信学会論文誌, J85-D-II (9), pp.1473-1483, 2002.

- [13] Pawlak, Z.: Rough sets, J. of Computer and Information Science, Vol.11, pp.341-356, 1982.
- [14] 永田靖: 入門 実験計画法, 日科技連出版, 2000.
- [15] Solina, F., Bajcsy, R.: Recovery of parametric modes from range image: The case for superquadrics with global deformation, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 12 (2), pp.131-147, 1990.
- [16] Saaty, T. L.: A Scaling Method for Priorities in Hierarchical Structures, J. of Mathematical Psychology, Vol.15, pp.234-281, 1977.

(2006年1月12日 受付)

(2006年3月29日 採録)

[問い合わせ先]

〒113-8656 東京都文京区本郷7-3-1

東京大学 大学院工学系研究科 産業機械工学専攻

柳澤 秀吉

TEL: 03-5841-6329

FAX: 03-5841-6329

E-mail: hide@design.t.u-tokyo.ac.jp

著者紹介

やなぎさわ ひでよし
柳澤 秀吉 [非会員]

2000年東京都立科学技術大卒, 2004年同大学大学院インテリジェントシステム専攻修了, 博士(工学), 2002年米国カリフォルニア大学(UCLA)留学(文部科学省の助成), 2004年UCLA客員研究員を経て, 現在, 東京大学大学院工学系研究科産業機械工学専攻助手, 日本機械学会, 日本感性工学会, 日本デザイン学会, ASME, IEEE各会員, 2003年ASME 23rd CIE Best Paper Award, 2006年日本機械学会賞など受賞, 設計・デザインにおける感性要求の具体化手法, 対話型進化計算手法などの応用により, 人間と計算機のインタラクションによる設計やデザインの創発に関する研究に従事。

むらかみ たもつ
村上 存 [非会員]

1984年東京大学工学部機械工学科卒業, 1989年同大学院工学系研究科産業機械工学専攻修了(工学博士), 米国マサチューセッツ工科大学機械工学科客員研究員などを経て, 現在, 東京大学大学院工学系研究科産業機械工学専攻助教授, 日本機械学会, 日本デザイン学会などの会員, 2005年度日本機械学会設計工学・システム部門部門長, 機械系の設計/デザインの方法論, 数理的手法, 設計/デザインを支援するソフトウェア/ハードウェア技術などの研究, 教育に従事, 設計/デザインという分野の性質上, 学術的な議論だけでなく企業との連携も重視し, 光造形法の研究成果が企業から製品化されるなどの産学連携活動も積極的に行なっている。

ふくだ しゅういち
福田 収一 [正会員]

昭和47年東大大学院機械工学専攻修了(工学博士), 阪大溶接工学研究所助教授, 東大生産技術研究所客員助教授を経て, 平成3年東京都立科学技術大学工学部教授, 現在に至る, 平成14年工学部長, 平成15年東京都大学管理本部産学公連携推進準備室室長, 平成16年図書館長, この間ウエストバージニア, スタンフォード, 大阪大学の客員教授を勤める。専門は, 協調工学, 設計工学, スタンフォード大学とのGlobal PBLでASME Curriculum Innovation賞, 機械学会教育賞, 工学教育協会賞などを受賞。機械学会, ASME, IEEE, 電子情報通信学会などの会員。

Shape Generation Based on Personal Points of Attention
-Externalization of Latent Kansei by Noting User's Points of Attention
by

Hideyoshi YANAGISAWA , Tamotsu MURAKAMI and Shuichi FUKUDA

Abstract :

In this paper, the authors propose a shape generation method based on the personal Kansei. The method works through an interaction between the user and a computer system. Several methods have been proposed to externalize "Tacit Kansei", which is difficult to externalize the objective information such as words, although the user notices in his/her mind, up to now. On the other hand, "Latent Kansei", which the user does even not notice in his mind, has not been discussed. The authors focus on Latent Kansei. The purpose of the method is to help the user to evoke the Latent Kansei by noting user's points of attention. A computer system generates new design samples based on the points of attention selected by the user. Reduct calculation in rough set theory is applied to estimate the features. The user externalizes both of Latent and Tacit Kansei through the iteration of the interaction process: generating design samples, showing the user's point of attention and evaluating design samples by the user. The system was compared to a conventional design system in which the user adjusts the design parameters by him/herself, and effectiveness of the system is demonstrated by experiments of shape design.

Keywords : Latent Kansei, shape generation, attention, interaction, rough set theory, reduct

Contact Address : **Hideyoshi YANAGISAWA**

School of Engineering, The University of Tokyo

7-3-1, Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo, 113-8656, JAPAN

TEL : 03-5841-6329

FAX : 03-5841-6329

E-mail : hide@mech.t.u-tokyo.ac.jp