デジタルスタイルデザインに関する研究*

—デザイナーのアイデアと消費者の嗜好に基づく多様デザイン創発—

大 嶋 健 太 郎** 青 山 英 樹***

Study on Digital Style Design
-Various Design Emergence Based on Designer's Idea and Consumer Preference -

Kentaro OHSHIMA and Hideki AOYAMA

The role of aesthetic design is increasing in the development of industrial products with growing maturity of product functions. Designers are required to reflect consumer preference in aesthetic design under the consideration of use and function. Effective techniques which enable designers to identify preference and need of customers are indispensable. This study thus aims to construct a design support system which identify them and provide ideas to a designer at an early stage in the design process. In the identification of consumer preference, it is necessary to expose vague consumer preference. The design support system also aims to reduce a burden to consumers for a preference survey and extract consumer preference by using rough sets and the genetic algorithm. The use of rough sets works well for effective analysis from small amount of data, and can extract preference rules of consumers. Furthermore, the constructed system is able to automatically create multiple design solutions by reflecting the consumer preference rules on design solutions created by a designer, and to display the created solutions to the designer.

Key words: kansei, design support, design engineering, computer aided design, genetic algorithm, GA, interactive genetic algorithm, IGA, parallel genetic algorithm, PGA, rough set

1. 緒 言

設計・生産技術の進歩により、品質による製品の差別化が難しくなり、機能と外観形状のデザインが製品の魅力に大きく寄与するようになってきた。機能においては多機能・新機能による利便性向上による差別化が図られているが、消費者ニーズを反映した製品の開発が難しく、消費者に受け入れられないことも多い。製品開発において、コンセプト設計・意匠設計の役割がますます重要となり、コモディティ化の進む製品において、意匠設計は大きな差別化要因となっている。魅力的な意匠設計の実現においては、消費者の感性的な要求を満たすことが求められる¹⁾。消費者の嗜好や感性の情報を効果的に獲得し、それより有益な情報を抽出して製品デザインに反映することが課題となっている。このような背景から、効率的な消費者嗜好・ニーズの把握とそれに基づくデザイン展開を可能とする手法が求められている。本研究では、デジタルカメラの筐体デザインを対象として、消費者のデザインに関する嗜好情報抽出方法と活用方法の提案を目的としている。また、提案手法に基づいてデザイナーの発想を支援するデザインサポートシステムを構築し、その有用性を検証する。

2. 消費者ニーズに対応したデザインの創発における課題

消費者ニーズの抽出方法として、品質機能展開（QFD：Quality Function Deployment）が広く用いられている。QFDは、アンケートなどから抽出される消費者の意見を要求品質として項目に分け、体系的に技術要素への展開を行う。QFDの欠点は、要求項目の設

定や技術要素との関係の得点化が QFD の使用者によって異なることにある。また、言葉により表現されるニーズを対象とするため、意匠性や操作性など、感性に基づくニーズから技術要素への変換において問題が多い。

感性に基づくニーズを設計へ反映させる手法の一つとして、感性工学が用いられる。感性工学の適用により、消費者の製品に対する「態度」や「イメージ」といった消費者感性を具体的な「形態要素」（物理量）に変換することができる²⁾。消費者感性は、SD 法等の感性評価法により収集される。SD 法は、対立する形容詞の対を用いて、商品、銘柄などの与える感情的なイメージを尺度値として判定する手法である。評価対象の設計属性と消費者感性の関係は、多変量解析等の統計手法により定式化され、製品に対する感性ニーズから設計属性の逆推論が可能となる。感性工学に基づくシステムの問題は、感性の時間変化や潜在的な感性ニーズの発見が難しいことにある。また、感性評価データを統計的に平均して用いられることが多いため、共通性の高い感性の定式化には適しているが、共通性の低い感性の定式化には問題がある。ニーズが多様化してきている現状において、単に共通性の高い感性のみを対象とするだけではなく、消費者によって異なる感性ニーズの抽出が重要となる。また、言葉で表現できない漠然とした感性、すなわち、陽に意識できない感性にも対応する必要がある。

多様化する消費者のニーズを個々に対応するための一つの方法は、消費者自らが設計に参加できる環境を提供することである。荻原のユーザ参加型システム³⁾や松岡らの創発の考え方に基づくシステム⁴⁾などが消費者嗜好を製品開発へ取り入れるための手法として提案されている。しかし、現状、消費者嗜好の詳細調査はユーザ観察や評価グリッド法のようなインタビュー形式が多い。これらは有力な手法であるが、消費者への負担が大きく、多様な消費者に対応することが難しいという問題がある⁵⁾。

また、コンピュータシステムにより生成された代替案に対して

* 原稿受付 平成 23 年 3 月 18 日

** 学生会員 慶應義塾大学大学院(神奈川県横浜市港北区日吉 3-14-1)

*** 正 会 員 慶應義塾大学(神奈川県横浜市港北区日吉 3-14-1)

Fig. 1 Outline of the developed system

消費者が評価を与え、その評価を基に最適な設計代替案を生成する進化計算を用いた手法が提案されている⁶⁾。しかし、解の収束保証、解の客観度合い、システム利用者の評価入力回数や意思の変化などが課題となっている⁷⁾。評価疲労の課題に対しては、コンピュータへの入力インタフェースの改善、コンピュータからの提示インタフェースの改善、進化計算法の高速収束、そして対話型ではない通常の進化計算法との融合方法の考案の4点が主な取り組みとなっている⁸⁾。柳沢らは対話型進化計算の過程にラフ集合理論の縮約を導入し、注目特徴を顕在化することにより消費者がイメージする設計代替案を得る対話型縮約計算法⁹⁾を提案している。収束解の客観性、評価負担軽減といった課題においてラフ集合理論を利用した対話型縮約計算法は有効と考えられる。しかし、デザイナーが中心に位置しないデザインプロセスは現実的手法とはいえ、効率的な消費者嗜好の抽出とデザイナーによる消費者嗜好の有効活用が進化計算によるデザイン支援の課題といえる。

そこで、本研究では消費者とデザイナーのデザイン活動における役割を明確に分離し、市場における消費者の商品選択行動特性に注目した嗜好抽出方法とデザイナー主導による設計活動における消費者嗜好情報の活用方法を提案する。

3. 消費者嗜好に基づくデザイン創発システム

3.1 システムの概要

提案システムは、消費者の形状に対する嗜好情報を収集・ルール化を行う嗜好データ収集システム、ルール化された嗜好情報をデザイナーのオリジナル解に適用して新たなデザイン解を創発・提示するデザイン創発システムから構成される。図1に提案システムの活用手順を示す。

嗜好データ収集システムにおいて、消費者は、対話型遺伝的アルゴリズム(IGA: Interactive Genetic Algorithm)により生成されるデザイン代替案に対する評価(good, so-so, bad)を入力する。評価結果はラフ集合理論を用いて分析が行われ、分析結果として得られた嗜好情報(個人嗜好ルール)は消費者のプロフィールと共にデータベースへ格納される。一方、デザイン創発システムでは、データベースからデザイナーターゲット条件に合致する消費者の嗜好情報(嗜好ルール)を検索し、デザイナーが自身のアイデアを具現化したオリジナル解に対して、消費者嗜好を反映したデザイン解を創発・提示することにより、デザイナーの発想支援を行う。

3.2 嗜好抽出手法

消費者は、一般的に、購入前に商品に対するニーズの全てを具体化していることは少なく、商品群の中の個々の商品に対して評価を行いながら購入商品の選定を行っている。すなわち、消費者は、商品群の中から好みの商品を選択するプロセスにより、自身の嗜好を顕在化・具体化させている⁵⁾。したがって、嗜好データの収集においては、デザイン形状について“好む”あるいは“好まない”という評価情報を取得して、分析することが有効な方法となる。しかし、デザイン形状の代表的な設計パラメータを変化させ、それらの全ての組み合わせを提示する場合、膨大な数の評価を行う必要があり現実的な方法にならない。

そこで本研究では、対話型遺伝的アルゴリズムを用いてデザイン解候補を構築し、各デザイン解に対する消費者の評価を適応度として獲得し、消費者の負担を軽減した効率的な嗜好抽出を目指す。しかし、人間の感性を評価基準とした対話型遺伝的アルゴリズムによる嗜好抽出にはいくつかの問題点が考えられる。以下に、問題点とそれに対する提案手法の対応を示す。

- (1) 消費者のデザイン解候補の評価に対する疲労を軽減するために、個体数や探索世代数を少なくする必要がある。本研究では、限られたデザイン解候補に対する評価結果から未評価個体の適応度を推定することにより評価個体数の低減を図る。
- (2) 評価個体数や探索世代数を単純に少なくすると、十分な解探索が行われない可能性が生じる。本研究では、上記手法に加えて、生成個体数を増やし、解探索領域を維持できる個体を予測・提示することにより、対話型遺伝的アルゴリズムにおける早期収束の防止を行う。
- (3) 適応度推定・解探索領域維持の手法において、デザイン解候補の形状特徴を認識する個人の注目点をシステムに取り込む必要がある。しかし、対話型遺伝的アルゴリズムにおける評価データ(学習データ)が少ない状況での予測は困難である。そこで、本研究では非類似度¹⁰⁾を利用して、2つのデザイン解候補形状の外観がどの程度違って感じるかという度合いを求める。
- (4) 人間の感性を評価関数とする対話型遺伝的アルゴリズムでは、収束域が複数存在する可能性がある。そのため、本研究では、評価傾向を分析して遺伝操作の分断

Fig.2 Flow of consumer preference data collection system

- 化を行い、複数領域への収束に対応する。
- (5) 遺伝的アルゴリズムは局所的な最適解を求めることは可能であるが、設計解空間全体における嗜好の傾向を把握することが難しいという問題がある。そこで、本研究では、最適解の探索過程に対してラフ集合を用いて分析し、形状情報とデザイン解候補評価の因果関係を if-then ルールとして抽出し、設計解空間全体における嗜好の傾向を把握する。

3.3 嗜好データ収集システム

図2は、上記の提案手法に基づいて構築した嗜好データ収集システムの利用手順を示している。嗜好データの収集手法と嗜好のルール化手法を以下に述べる。

(a) 嗜好データの収集手法

対話型遺伝的アルゴリズムの構築において、適応度の予測とアルゴリズムの並列化 (PGA: Parallel Genetic Algorithm) を利用し、個体群内の各個体とその近傍内の限られた個体としか相互作用しない方式¹¹⁾により遺伝操作を行っている。各操作は、以下の①～⑧のとおりである。

① 初期個体生成

デジタルカメラ筐体デザインの形状要素を遺伝的アルゴリズムにおける遺伝子要素として組み込み、乱数に基づく組み合わせにより第1世代個体群を生成する。各個体は、図3に示すように、ボディ、レンズ、フラッシュ、ファインダーに関する16の形状要素からパラメータの具現化により生成される。本システムでは1世代に200個体を生成する。

② 提示個体の選出

消費者の評価負担を軽減し、かつ早期収束を防止するため、生成された個体群から消費者に提示・評価を求める個体を選出する。具体的手法としては、生成された各個体間に対して非類似度を求

Fig.3 Design shape of digital camera

Fig.4 Hierarchy figure of Kansei engineering²⁾

め、提示する個体数と同じ数のクラスターへと分割し、各クラスターから代表個体 (デザイン解候補) を選出する。非類似度 (認知) は、階層型ニューラルネットワークを用いて算出し、各デザイン解候補間の距離としてクラスターリングを行う。本システムでは、1世代に16個体が提示されるため、16のクラスターが生成され、システムにより異なる形状特徴を持つと予想される16個体が提示される。

階層型ニューラルネットワークは、入力を各遺伝子の距離 (形態要素)、出力を非類似度 (認知) としており、16入力に対して1出力が算出される。学習は、事前に実施したアンケート結果を教師信号とした。アンケートは、異なる2形状と印象の違いをSD法により10段階評価し、18形状、全153の組合せに対して集計を行った。また、図4は、人間の認知プロセスにおける階層関係²⁾を示している。同図において非類似度は認知階層に該当するため個人差が小さい。そのため、学習データが少ない状況においても妥当性の高い予測が可能と考えられる。

③ 評価

消費者は、提示されたデザイン解候補に対して「good」、「so-so」、「bad」の3段階評価を行う。個体の提示・評価入力、図5のインタフェースを用いる。

④ 適応度算出

評価された個体 (デザイン解候補) の入力結果と評価されていない個体の非類似度から、評価されていない個体の適応度を求める。各個体 i の適応度 $fit(i)$ は、最も非類似度の小さい good 個体 j との正規化された非類似度 $d(i,j)$ を用いて式(1)より求められる。

$$fit(i) = 1 - d(i, j) \quad (1)$$

⑤ 評価傾向分析

評価傾向の分析により収束領域を推定する。評価傾向の分析は

Fig. 5 Consumer preference data collection interface

クラスタ分析により行い、収束域が複数あると判断された場合には遺伝操作の分断を行う。判断手法としては、閾値の範囲内でクラスタ化を行い、クラスタが複数残った場合に各クラスタが収束域と認識する。

⑥ 選択

適応度に比例した割合で親個体を選出するルーレット戦略により、クラスタ内での親個体の選出を行う。また、収束域が分断化されている場合には、各クラスタ内個体の適応度合計を適応度としてクラスタを選出し、そのクラスタ内で親個体の選出を行う。

⑦ 交叉

交叉とは、選択された2個体を親として子孫をつくる際に、個体の遺伝子の一部を入れ換える操作である。本システムでは、各遺伝子が各形状要素として独立しているため、要素ごと独立に1/2の確率で遺伝子を入れ換える一様交叉を採用した。

⑧ 突然変異

突然変異は個体の遺伝子の一部を変化させる操作である。局所的最適解に陥ることを防ぐ効果がある。しかし、突然変異率が高すぎるとランダム探索に近づいてしまう。そのため、多様性と収束性の両立という点で、突然変異率を動的にする手法は有効と考えられる。そこで、good 個体数、bad 個体数が過剰な場合には、収束が正常に行われていないと判断し、突然変異率を上げて探索領域を変化させる。なお、変異率の数値設定は経験則的に行った。

上記のプロセスを繰り返すことにより、消費者の嗜好を反映した個体が生成されていく。また、操作②、⑧により様々なユーザの嗜好範囲を考慮した幅広い個体生成が可能であり、操作④、⑤により効率的な嗜好の顕在化・収集が可能と考えられる。

(b) 嗜好のルール化

原因（形態属性）と結果（イメージ）との因果関係を得ようとする試みは、商品企画においてよくなされている。原因と結果の因果関係を線形で近似できる場合は線形回帰モデルがよく用いられるが、設計やデザイン問題では、その因果関係が複雑なため線形では近似できない場合が多い。そのような問題に対しては、ニューラルネットワークや遺伝的アルゴリズムが効果的であり、設計試案がコンセプトに適合するかどうかの評価の推論を行うことができる。しかし、ニューラルネットワークによるモデルでは複数の属性が絡み合って結果に寄与するために、線形式における回帰係数のように個々の属性の寄与という概念が存在しない。そのため、設計や商品企画を行う際にどの属性が重要なのかを定量的に知ることができない。また、遺伝的アルゴリズムでは、最適解は一つもしくは少数となり、設計解空間の全体像が把握しにくい

Fig. 6 Flow of Rough set operation

という特徴がある¹²⁾。

そこで、本研究では最適解の探索過程から、形状情報と評価の因果関係をラフ集合理論により求めることとした。ラフ集合理論では、対象の集合を特定できる範囲内で情報を粗くする手法であり、他のデータマイニング手法からは得られにくい非数値や矛盾のあるデータからの知識獲得が可能である。これにより、消費者が求める大まかな特徴を抽出でき、この特徴条件（選好ルール条件部）を満たすことで消費者嗜好を満たすデザイン創発が可能と考えられる。なお、ルール化された消費者嗜好は消費者のプロファイルと共にデータベースへ格納される。

ラフ集合演算は、図6に示すように、決定表からルールを導き出すものである。消費者のデザイン候補に対する評価結果を決定表として整理し、決定表から必要な情報をまとめて識別行列を作成する。識別行列の内容を簡略化し論理式の近似を行い、簡潔な if-then ルールを導出する。決定ルールは複数得られるが、どの決定ルールが有効であり、重要度が大きいかの指標として C.I. 値（Covering Index）という考え方をを用いる。C.I. 値とは決定クラス中の全サンプルにおける決定ルールの出現率である。

また、ラフ集合理論では、各消費者から得られた選好ルール条件部を多人数において総当たりで併合することにより、多人数の選好を満たす形態属性を得ることができる。この形態属性を併合ルール条件部という。併合ルールは多人数の消費者の嗜好ルールを併合するため、ある消費者の選好条件部が他の消費者にとって非選好なルール条件部である可能性や、他の消費者との併合によって生まれた併合ルール条件部が、非選好ルール条件部を含んでいる可能性がある。このような場合、併合ルールは、すべての消費者嗜好を満たしているとはいえない。そこで、併合ルール条件部が選好をみたす消費者数の消費者総数に対する割合を S.C.I. (Subject Covering Index) とする。この S.C.I. 値が高い選好併合ルール条件部は、多くの消費者の選好を満たすと推論される。

3.4 嗜好情報の活用手法

ラフ集合理論を用いることにより、得られた選好ルール（形状特徴）を満たすことで消費者の嗜好に沿ったデザイン創発が可能と考えられる。しかし、嗜好情報は if-then rule 形式で獲得されるため、デザイナーが直感的に理解し、デザイン生成に利用することは難しい。このため、本研究では、図7に示すように、デザイナーが具現化したデザイン候補解（オリジナルデザイン解）に対して、消費者選好ルールを適用して複数のデザイン候補解を創発しデザイナーに提示する。デザイナーは消費者嗜好を反映したデザイン候補解を視覚的に把握することができる。デザイナーが生成したオリジ

Fig. 7 Presentation of preference rule

Fig. 8 Design solution emerging interface

ナルデザイン解に対して、得られた様々な嗜好条件の組み合わせを適用することにより、様々な特徴を持つデザインが創発される。デザイナーは、自身のアイデアを基本として消費者の嗜好を付与した多数のデザイン解候補を確認することにより、発想の支援を受けることができる。また、ラフ集合は、嗜好の抽出範囲を個人・多人数と自由に変更できるため、個人向けに嗜好を絞ったデザインを創出することや、ターゲットとする消費者群の嗜好に合致したデザインを創出することが可能である。

3.5 デザイン創発システム

本研究では、上記の手法に基づきデザイン創発支援システムを開発した。図8は同システムのインタフェースを示しており、同システムにより、以下の手順でデザイン解が創発される。

① オリジナルデザイン解（デザイナー解）の作成

デザイナーは、インタフェースにおいて形状パラメータを操作し、オリジナルデザイン解を構築する。

② 選好ルール検索

デザインターゲット条件（年齢・性別・コンセプトなど）を入力することにより、条件を満たす消費者の個人選好ルールが検索される。また、消費者同士の嗜好条件を併合して多人数間で共通する選好ルールを導出することもできる。

③ 創発デザイン解の提示

オリジナルデザイン解（デザイナー解）に対して、デザインターゲット条件を基に検索・導出された消費者選好ルールを反映させたデザイン解が自動創発され、デザイナーへ提示される。デザイナーは提示された複数の創発デザイン解候補を参考にしながらアイデアのさらなる展開を行うことが可能と考えられる。適用される消費者選好ルールは、前述のC.I値またはS.C.I値の高い順になっている。

4. システム評価実験

開発したシステムを用いて、提案手法の有効性を検証した。

4.1 評価実験1

遺伝操作の分断による複数領域への収束性能について評価実験を行った。

Fig. 9 Result of convergence performance

4.1.1 実験内容

複数の収束目標が設定された場合に、収束が妥当に行われるかの検証を行った。実験手順を以下に示す。

- (1) 収束目標として2つの異なる形状を設定した。設定した2つの収束目標は、本システムにおいて異なる収束域と判定するのに十分な非類似度をもつ。
- (2) システムにより提示されるデザイン代替案と収束目標との非類似度を算出した。
- (3) 非類似度を基にして提示個体の評価値推定を行った。それぞれの収束目標に対して最も近いとされるデザイン代替案を「good」とし、以下の上位3個体を「so-so」、それ以下の順位については「bad」として淘汰した。
- (4) 上記の収束実験の遺伝的アルゴリズムによる遺伝子操作と並列型遺伝的アルゴリズムによる遺伝子操作の場合で実施した。また、単一収束目標が設定された際の収束実験も同様に実施した。

4.1.2 実験結果

各世代について、収束目標形状に近いとされる50個体の非類似度を平均した結果を図9に示す。一般的な遺伝的アルゴリズムでは、Target1の収束によりTarget2の収束が全く行われない場合や、互いの収束目標が干渉しあうことで収束域が定まらない現象が確認され、結果として正常な収束は行われなかった。一方、並列型遺伝的アルゴリズムでは、収束域に合わせて遺伝子操作を分断するため、双方への収束が独立して行われていることが確認できた。また、単一収束と比較しても収束性能に遜色がない。以上の結果より、本システムは並列型遺伝的アルゴリズムを利用することにより、消費者が複数の嗜好傾向を有している際にも有効であることを示した。

4.2 実験2

ユーザ評価実験により、提案システムにより生成される創発デザイン解の評価を行い、本システムの有効性を検証した。

4.2.1 実験内容

効率的な嗜好データの収集が行われているか、抽出された選好ルールが有用であるかについての検証を行った。実験手順を以下に示す。また、被験者は18名（男性13名、女性5名）である。

- (1) 嗜好データ収集システムを用いて、被験者の嗜好ルールを抽出した。十分に収束が行われたと被験者が感じた時点で評価を終了した。
- (2) デザイン創発システムを用いて得られた選好ルールを反映させたデザイン解を生成した。選好ルールは個人に対して得られた個人選好ルール、性別・年齢・コンセプトにより

Fig. 10 Design solutions

ターゲットをセグメントした多人数嗜好ルールとセグメントを行わず消費者全員に対して併合を行った多人数嗜好ルールを利用した。この際、オリジナルデザイン解は、市販されているデジタルカメラの形状を参考にして作成した。

- (3) オリジナルデザイン解と嗜好ルール反映により生成された創発デザイン解に対して 10 段階評価実験を実施した。図 10 に作成したオリジナルデザイン解と創発デザイン解の例を示す。

4.2.2 実験結果

10 段階評価の結果を図 11 に示す。同結果において、嗜好ルールの反映によって評価点が増加していることがわかる。この評価点増加の有意性を検証するため、母集団が正規分布に従うという仮定の下で t 検定¹³⁾を行った。標本数 18、自由度 17 において、有意水準 5% の t 値は 2.110、有意水準 1% の t 値は 2.898 となる。この t 値よりも大きい t 値が得られる場合には、評価点の増加が偶然誤差の範囲外であるといえる。オリジナルデザイン解と嗜好ルールを反映して創発したデザイン解の評価差から統計量 t を求めた。表 1 はその結果を示している。表 1 の中で「○」と示されたものは、嗜好ルールを用いた場合の評価に有意性があると判断されたものである。また、「個人嗜好ルール」>「コンセプトによるセグメント」>「性別によるセグメント」>「セグメントなし」の順に有意性が高いという結果が得られ、消費者ターゲットを絞るほど効果的な嗜好ルールが抽出可能であるといえる。以上より、提案システムにより消費者の嗜好に合ったデザイン生成が可能であることが示された。

評価終了までに提示された個体数は平均 8.8 世代 40 個体であり、評価終了までに要する時間は 2 分程度であった。この点からも提案手法により効率的な嗜好データ抽出が可能と考えられる。

5. 結 言

本研究では、効率的な消費者嗜好の抽出・反映とデザイナーの発想支援を目的とするデザインサポートシステムの提案を行った。本研究は、以下のとおりまとめられる。

- (1) GA により消費者の嗜好データを収集し、ラフ集合により嗜好条件の if-then ルール化を行うシステムを構築した。
- (2) 評価状況に応じて遺伝操作の分断化を行い、複数の収束域への対応を可能とする GA 手法を提案した。
- (3) 得られた嗜好ルールを用いてデザイナー解を生成・提示する発想支援システムを構築した。
- (4) 上記システムを用いて構築されたデザイン形状について評価実験を行い、有用性の検証を行った。

今後の課題として、実際の製品に近い複雑形状の表現が挙げられる。複雑表現には遺伝子数の増加が避けられず、収束性の悪化

Fig. 11 Evaluation value for the design solutions

Table 1 Evaluation difference with design base solution

	individual	clustered group		
		total	gender	concept
Average of difference	2.39	1.67	1.61	2.28
Sample variance	3.68	6.00	2.68	4.20
Unbiased variance	3.90	6.35	2.84	4.45
SEM of difference	0.47	0.59	0.40	0.50
t-statistics	5.13	2.81	4.06	4.58
Level of significance 5.0%($t = 2.110$)	○	○	○	○
Level of significance 1.0%($t = 2.898$)	○		○	○

が予想される。そのため、遺伝子要素のプライオリティを考慮した収束手法やより効率的な提示手法が求められる。また、デザインによるシステム検証も今後の課題とする。

参 考 文 献

- 1) 玉田俊郎：デザイン開発入門，海文堂出版社，(1994) 21.
- 2) 関口彰，嶋曉人，井上勝雄，伊藤弘樹：多変量解析とラフ集合を用いた携帯音響製品のデザイン評価構造，デザイン学研究，54，1(2007)49.
- 3) 荻原祐志：ユーザ参加を考慮したデザイン開発のための支援システム，デザイン学研究，49，1(2002)29.
- 4) 松岡由幸，井上全人：創発を応用した多様解導出システム，設計工学，38，8 (2003) 411.
- 5) 柳澤秀吉，村上存：嗜好フィーチャに基づく意匠設計支援システムの開発（自己の注目点の気づきによる潜在感性の喚起），日本機械学会論文集（C 編）72，722 (2006) 363.
- 6) Zhenyu Gu, Ming Xi Tang, John Hamilton Frazer : Capturing aesthetic intention during interactive evolution, Computer-aided design, 38(2006)224.
- 7) 精密工学会デジタルスタイルデザイン研究分科会：デジタルスタイルデザイン，海文堂出版社，(2008) 6.
- 8) 高木秀行，畝見達夫，寺野孝雄：対話型進化計算法の研究動向，人工知能学会誌，13，5(1998)1.
- 9) 柳澤秀吉，村上存，福田収一：嗜好フィーチャに基づく形状創成手法（自己の注目点による潜在感性の喚起），日本機械学会 Design シンポジウム講演論文集，(2006) 215.
- 10) 石黒 英敬，吉川 大弘，古橋 武：遺伝的アルゴリズムにおける遺伝子一評価値関係の可視化と遺伝的演算へのフィードバック，知能と情報，21，3(2009) 327.
- 11) 電気学会：遺伝的アルゴリズムとニューラルネット・スケジューリングと組合せ最適化，コロナ社，(1998)15.
- 12) 森典彦，田中英夫，井上勝雄：ラフ集合と感性，海文堂出版社，(2004) 23.
- 13) 国沢清典：確率統計演習 2 統計，培風館，(1966) 106.