

Interactive Genetic Algorithm using Initial Individuals Produced by Support Vector Machine

Asuka AMAMIYA^{*}, Mitsunori MIKI^{**} and Tomoyuki HIROYASU^{***}

(Received January 19, 2009)

In this paper, we proposed IGA which learns users' taste and generates initial individuals based on the users' taste. The Support vector machine (SVM) which has the superior pattern recognition performance is used as how to learn the users' taste. Based on the evaluation of a user, SVM separates design variable space into the user's taste domain and the user's non-liking domain. The initial individuals which suit the user's taste are generated from the user's taste domain. The system for coordinating clothes was constructed using the proposed method. We conducted experiments to verify the effectiveness of the proposed method, and found out that it was effective in relieving user's psychological burden.

In addition, it is thought that collaboration of the user's own and the other user sensitivity is realized and the user's idea generation can be supported. We conducted experiments to verify effectiveness to generate initial individuals based on the other user's taste, and found out that it was effective in supporting the user's idea generation.

Key words : optimization, interactive evolutionary method, interactive genetic algorithm, support vector machine

キーワード : 最適化, 対話型進化計算法, 対話型遺伝的アルゴリズム, サポートベクターマシン

ユーザの嗜好に基づく初期個体生成を行う 対話型遺伝的アルゴリズム

雨宮明日香・三木光範・廣安知之

1. はじめに

近年, 製品設計などにおいて, 工学的尺度に加えて意匠性など付加価値を高める感性的尺度の重要性が高まっている. これに伴い, 感性を工学的に扱う研究が行われている¹⁾. しかし, 人間の感性をモデル化することは非常に困難である. そこで, 人間そのものを最適化系に組み込み, 人間の評価に基づいてコンピュータに最適化させるという手法として, 対話型遺伝的アルゴリズム (Interactive Genetic Algorithm: IGA)²⁾

が注目されている.

IGA は遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA)³⁾ による探索をベースとし, 人間が持つ印象や好みなどの人間的感性を評価関数として求める解を導き出す手法である. IGA は人間の関与が必須であるため, 個体数や探索世代数を制限することによってユーザの疲労を考慮する必要がある. しかし, 個体数や探索世代数の制限は早熟収束という問題につながる. また, 一般的な IGA では設計変数空間全域からランダムに初期個体が生成される. しかし, IGA では最終的

に生成される個体は初期個体に依存する傾向があり、ユーザの嗜好に合わない個体が初期個体群に多く含まれている場合には、ユーザが本来求める解に収束せず局所解に陥りやすいという問題もある。また、非嗜好個体が多く提示されるとユーザが評価を行う際に心理的負担を与えることが考えられる。特に、IGA のシステムを繰り返し利用する場合において、過去の評価を考慮せず、何度もランダムな初期個体から探索を開始することは大きな負担であるといえる。

そこで、本研究ではユーザの嗜好をシステムが学習し、その結果に基づいて初期個体生成を行うことで、評価の際にユーザに与える心理的負担を和らげ、かつ満足度の高い解を得られる IGA を提案する。ユーザの嗜好を学習する方法として、優れたパターン認識性能を持つサポートベクターマシン (Support Vector Machine: SVM) を用いる。ユーザの評価を基に、SVM によって個体をユーザの嗜好に合った個体と嗜好に合わない個体に分類し、設計変数空間を嗜好領域と非嗜好領域に分離する。嗜好領域から個体を生成することで、ユーザの嗜好に合った初期個体生成が可能となる。

また、提案手法において他ユーザの嗜好を学習した結果を初期個体生成に用いることで、ユーザ自身と他ユーザの感性とのコラボレーションを実現し、ユーザの発想を促すことができると考えられる。例えば、服飾のデザインを作成する IGA システムでは、デザイン経験の少ない人がプロの服飾デザイナーの感性を基にデザイン作成を行うことが可能となり、経験や感性が乏しいユーザでもセンスのよい様々なデザインを作成できることが期待できる。

本研究では、SVM によって学習したユーザの嗜好を基に初期個体生成を行うことで、効率のよい解探索が可能かについて検証を行う。また、他ユーザの嗜好を基に初期個体を生成することで、発想支援の効果があるかについても検証を行う。

* Graduate Student, Department of Knowledge Engineering and Computer Sciences, Doshisha University, Kyoto

Telephone: +81-774-65-6921, Fax: +81-774-65-6716,
E-mail: aamamiya@mikilab.doshisha.ac.jp

** Department of Knowledge Engineering and Computer Sciences, Doshisha University, Kyoto

Telephone: +81-774-65-6930, Fax: +81-774-65-6716,
E-mail: mmiki@mail.doshisha.ac.jp

*** Faculty of Life and Medical Sciences, Doshisha University, Kyoto

Telephone: +81-774-65-6932, Fax: +81-774-65-6019, E-mail: tomo@is.doshisha.ac.jp

2. 対話型遺伝的アルゴリズム

2.1 概要

IGA とは、生物の進化を模倣した GA における遺伝的操作をベースとし、個体を人間の主観的評価に基づいて評価する手法である。GA における遺伝的操作と、人間の評価という人為的な判断によって解の探索を行うため、IGA は感性をシステムに組み込む技術といえる⁴⁾。このようなことから、IGA は定量的な評価が困難なデザイン、音楽、およびエンターテインメントなどの様々な分野で広く適用されている^{5), 6)}。IGA システムの概念図を Fig. 1 に示す。また、IGA における基本動作のフローチャートを Fig. 2 に示す。

2.2 技術的課題

通常の IGA では、解の探索空間が設計空間全域である。設計空間が広く複雑な場合、最適解に収束するためには多くの個体数と探索世代数が必要となる。しかし、IGA では両者を大きくすると、個体の比較評価の際にユーザに大きな疲労を与えてしまう。疲労軽減のため、個体数と探索世代数を少なくしなければならないが、これは収束悪化につながる。

また、一般的な IGA では設計変数空間全域からランダムに初期個体が生成される。しかし、IGA では最終的に生成される個体は初期個体に依存する傾向があり、ユーザの嗜好に合わない個体が初期個体群に多く含まれている場合にはユーザが本来求める解に収束せず、局所解に陥りやすいという問題もある。また、非嗜好個体が多く提示されるとユーザが評価を行う際に心理的負担を与えることが考えられる。特に、IGA のシステムを繰り返し利用する場合において、過去の評価を考慮せず、何度もランダムな初期個体から探索を開始することは大きな負担であるといえる。

そこで、これらを解決する方法として、ユーザの嗜好に応じた設計変数空間領域から初期個体の生成を行うことで、この問題を解決することができる。設計変数空間上のユーザの嗜好領域を学習する方法として、優れたパターン認識性能を持つサポートベクターマシンを用いる。

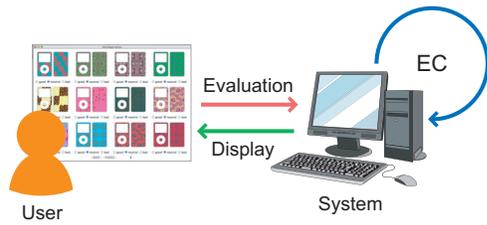


Fig. 1. IGA system.

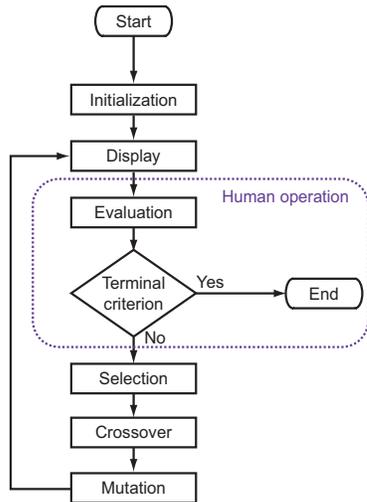


Fig. 2. Flowchart of IGA.

3. サポートベクターマシン

SVMは1960年代にVapnikらが考案したOptimal Separating Hyperplane(OSH)を起源とし⁷⁾,1990年代にカーネル学習と組み合わせた非線形の識別手法に拡張された。カーネルトリックにより非線形の識別関数が構成できるように拡張したSVMは、現在知られている手法の中で最もパターン認識性能の優秀な学習モデルの一つである⁸⁾。

SVMは、ニューロンのモデルとして最も単純なパーセプトロン(線形しきい素子)を用いて、2クラスのパターン認識器を構成する。SVMは入力特徴ベクトル x に対し、

$$y = \text{sign}(w^T x + b)$$

で定義される識別関数により、2値の出力値を計算する。ここで、 w はシナプス荷重に対応するパラメータ、 b はしきい値、 T は転置である。また、関数 $\text{sign}(u)$

は、 $u \geq 0$ のとき1をとり、 $u < 0$ のとき-1をとる符号関数である。与えられた学習データの中でサポートベクトルと呼ばれるクラス境界近傍に位置する学習データと、識別面との距離であるマージンを最大化するように分離超平面を構築し、クラス分類を行う。線形で分類が難しい場合、カーネルトリックによって入力空間を有限、あるいは無限次元の特徴空間へ写像し、特徴空間上で線形分離を行うことで非線形の問題にも適用が可能である。Fig. 3に、SVMの概念図を示す。

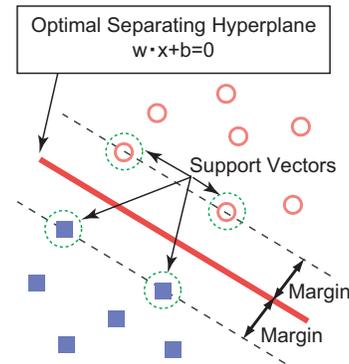


Fig. 3. Support vector machine.

4. ユーザの嗜好に基づく初期個体生成

4.1 サポートベクターマシンによる嗜好個体および非嗜好個体の分類

ユーザの嗜好に対応した初期個体を生成するためには、設計変数空間をユーザの嗜好領域と非嗜好領域に分類する必要がある。そこで、生成された個体をユーザの評価に基づき嗜好個体と非嗜好個体に分類し、SVMを用いて設計変数空間の2クラス分類を行う。学習データは染色体の遺伝子配列を特徴ベクトル x_i とし、以下に示す y_i のクラスを割り当てる。

$$y_i = \begin{cases} 1 & i \text{ が嗜好個体のとき} \\ -1 & i \text{ が非嗜好個体のとき} \end{cases}$$

学習データから分離超平面を求め、設計変数空間を嗜好領域と非嗜好領域に分離する。次に新たに生成された未知のクラスの個体を識別関数により嗜好領域、あるいは非嗜好領域のどちらかに分類する。これにより、嗜好領域に分類された個体はユーザの嗜好に対応した個体であると予測することが可能となる。

4.2 サポートベクターマシンを用いた初期個体の生成

SVM によって設計変数空間全域を嗜好領域と非嗜好領域に分離することで、初期個体を嗜好領域から生成することができる。提案手法の流れを以下に示す。

Step1 システムは IGA による解探索を行う前に、設計変数空間全域を網羅するように学習用の個体を複数生成し、ユーザに提示する。

Step2 提示された個体の中で、ユーザは主観的評価の高い個体を複数選択する。

Step3 システムは Step2 で選択された個体を嗜好個体、それ以外を非嗜好個体の学習データとし、SVM により設計変数空間上の超平面を求め、嗜好領域および非嗜好領域を分離する（学習段階）

Step4 新たに個体を生成する。

Step5 生成された個体を識別関数により嗜好領域、あるいは非嗜好領域のどちらかに分類する。（識別段階）

Step6 生成された個体が嗜好個体であれば初期個体とし、非嗜好個体であれば個体の生成を取り消す。生成個体数が指定した初期個体数に達しない場合、Step4 に戻る。

なお、システムは学習データを記憶することができるため、次回以降の試行では Step1～3 を行わず Step4 からの動作となる。すなわち、Step2 でユーザに与える評価負担は最初の試行のみである。

5. 評価実験のためのシステム開発

提案手法の有効性を検証するための IGA システムとして、服装コーディネート作成支援システムを構築した。本システムは Fig. 4（カラー図ページにも再掲）に示すように、ジャケット、パンツ、およびブーツの3アイテムの各色を変更することで、服装の配色を決定するシステムである。服装のコーディネートやデザインなどの対象問題はこれまでに行われてきた研究⁹⁾から、IGA に適した対象問題であることがわかっている。

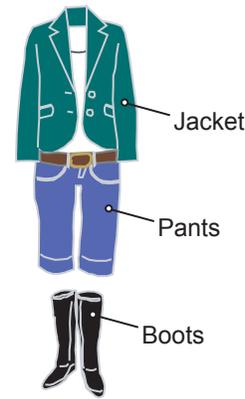


Fig. 4. Example of coordinating clothes.

5.1 提案システムにおける色の表現方法

色の表現には、HSB カラーモデルを用いる¹⁰⁾。HSB カラーモデルは人間の感性に似た色の表現方法で、色を色相 (Hue)、彩度 (Saturation)、および明度 (Brightness) の3要素で表現する。色相とは赤、青、緑などの色合いのことであり、赤、黄、緑、青、紫の5色相を円周上に等間隔に並べた色相環で表すことができる。これにより、赤と青の中間色は紫といった人間の色彩感覚に似た表現が可能となる。彩度とは色の鮮やかさの度合いを意味しており、彩度が高いほどより鮮やかに、低いほど濁った色となる。また、明度とは明るさ、あるいは暗さといった色の明暗のことであり、明度が高いほどはっきりと色味がわかるようになり、明度が低いほど色味がわかりにくくなる。なお、色相は0～360、彩度および明度は0.0～1.0の実数値で表現する。ただし、SVM で用いるときは正規化を行う。

5.2 提案システムのアルゴリズム

以下に、提案システムのアルゴリズムについて述べる。

1. 初期個体の生成および提示

4. 章で述べた生成方法に基づいて初期個体を生成する。まず、SVM で用いる学習データを用意するため、システムは設計変数空間全域を網羅するように126個体を生成し、Fig. 5（カラー図ページにも再掲）に示すインタフェースを通じてユーザに提示する。提示された個体の中から、ユーザは嗜好度の高い個体を複数選択する。選択

された個体を用いて SVM による学習を行い，設計変数空間を嗜好領域，および非嗜好領域の 2 クラスに分離する．



Fig. 5. Interface of learning data.

学習後，指定した提示個体数分の個体を設計変数空間における嗜好領域から新たに生成し，初期個体としてユーザに提示する．本システムでは，提示個体数は 12 個体とした．その後，評価および遺伝的操作を行う際の服装コーディネート作成支援システムのインタフェースを Fig. 6 (カラー図ページにも再掲) に示す．

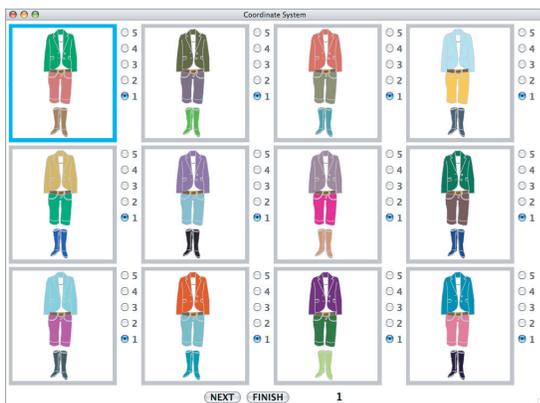


Fig. 6. Interface of the system for coordinating clothes.

2. 評価

ユーザはインタフェースにより提示された個体 1 つ 1 つに対し，1~5 点の 5 段階で評価する．ここでは 5 点が最高点とした．また，ユーザは各世

代で提示される 12 個のデザインのうち，特に気に入ったもの 1~3 個をベストデザインとして選択する．これは，次項で説明するエリート保存戦略におけるエリート個体である．

3. 選択

ユーザが行った評価をもとにルーレット選択，およびエリート保存戦略を行う．ルーレット選択とは，評価値に比例した割合で個体を選択する方式である．ルーレット選択を用いた理由は，人間が与えた評価を個体の選択に反映しやすいためである．エリート保存戦略とは，評価値の高い個体のいくつかをそのまま次世代に残すという手法である．この手法によって，評価値の高い個体が遺伝的操作によって死滅することを防ぐことができる

4. 交叉

本システムでは設計変数値が実数値であるため，実数値 GA に特化した交叉オペレータを用いる必要がある．本システムでは代表的な手法であるブレンド交叉 (BLX-)¹¹⁾ を用いた．BLX- は，親個体の各次元での区間 d_i を次元軸方向の両側に αd_i だけ拡張し，その区間内で一様ランダムに子個体を生成する．BLX- による色相の交叉の例を Fig. 7 (カラー図ページにも再掲) に，彩度および明度の交叉の例を Fig. 8 に示す．色相における交叉は Fig. 7 に示すように，2 つの親個体間の距離が短い方を d_i とする．なお， α の値は 0.3 とした．

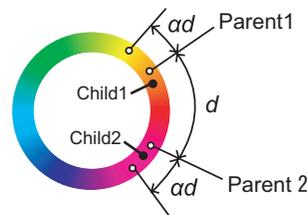


Fig. 7. Crossover of hue.

5. 突然変異

それぞれの設計変数において，突然変異率に基

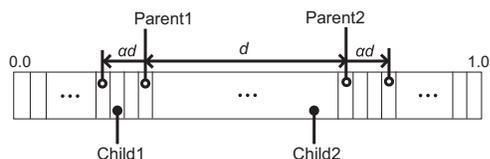


Fig. 8. Crossover of saturation and brightness.

づきランダムに設計変数値を変化させる．なお，突然変異率は 0.25 とした．

6. 終了判定

終了世代はユーザの任意とする．ユーザが求めるデザインが提示されたと判断した時点で終了となる．

6. SVM を用いて生成される個体の嗜好性の検証

6.1 実験概要

SVM によって設計変数空間上の嗜好領域を学習することがユーザの嗜好に応じた個体の生成に有効であるかを検証するため，5. 章で述べたシステムを用いて実験を行った．被験者は 20 歳代の男女 20 名である．実験の手順は以下の通りである．

Step1 被験者は Fig. 5 に示すインターフェースを通じて，設計変数空間全域を網羅するように生成された 126 個体に対し，自身の嗜好に基づいて評価を行う．システムはこの評価を基に設計変数空間上の嗜好領域，および非嗜好領域を SVM によって学習する．

Step2 Step1 で学習した設計変数空間上の嗜好領域，および設計変数空間全域からそれぞれ 60 個体ずつ生成し，被験者に提示する．このとき，提示する順序はランダムとし，被験者にはどの領域から生成された個体であるか知らせないものとする．被験者は提示された個体群に対して自身の嗜好に基づいて評価を行う．

各領域から生成された個体に対する評価の比較を行うことで，個体の生成領域の違いによって個体の嗜好性に有意な差があるか検証する．

実験におけるコンセプトは「秋もしくは冬のデートで着て行きたい服装（男性の場合は，相手に着せたい

服装）をコーディネートする」とした．このようなコンセプトを設定した理由は，具体的なシチュエーションを設定することで，より個人の嗜好がデザイン作成に反映されやすくするためである．Step1 および Step2 の両方とも，被験者は提示されたデザインの中で嗜好性の高いデザインを任意の数選択することで主観的評価を行う．

6.2 実験結果および考察

SVM によって学習した設計変数空間上の嗜好領域，および設計変数空間全域からそれぞれランダムに生成された 60 個体のうち，嗜好性の高いデザインとして評価を受けた個体の割合を被験者ごとに比較した結果を Fig. 9 に示す．

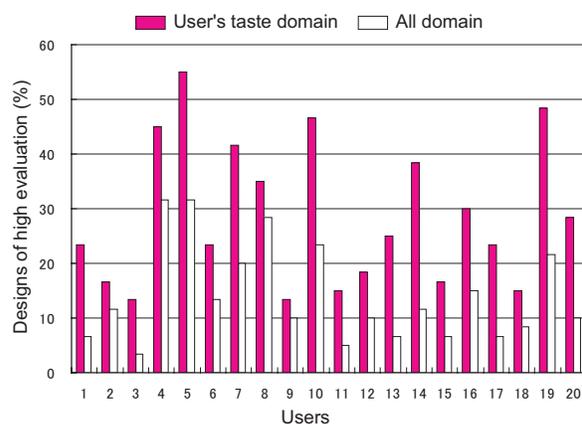


Fig. 9. Designs of high evaluation generated from each domain.

Fig. 9 より，被験者 20 名中 20 名が，設計変数空間全域よりも嗜好領域から生成された個体の方が嗜好性の高いデザインを多く含んでいることがわかった．また，Fig. 9 に示した各被験者データにおいて有意水準 1% で t 検定を行った結果， t 値は 4.07 となり，自由度 38 における有意水準 1% の t 値 2.712 より上回ったため，嗜好領域および設計空間全域からそれぞれ生成された個体群に含まれる嗜好性の高いデザインの割合に，有意な差がみられた．

よって，ユーザの嗜好に応じた個体を生成するために SVM によって設計変数空間上の嗜好領域を学習することは有効であることがわかった．

7. IGA におけるユーザの嗜好に基づく初期個体生成の有効性の検証

7.1 実験概要

本実験では、提案システムが設計変数空間上の嗜好領域から初期個体を生成することで、評価の際にユーザに与える心理的負担を和らげ、かつ満足度の高い解の探索に有効であるかを検証する。具体的には、提案手法である SVM を用いてユーザの嗜好に基づき初期個体を生成する IGA を用いたシステム（以下、提案システム）と、設計変数空間全域からランダムに初期個体を生成する一般的な IGA を用いたシステム（以下、従来システム）の比較を行った。被験者は 20 歳の男女 20 名であり、実験順序については被験者間でカウンタバランスをとった。

実験におけるコンセプトは「秋もしくは冬のデートで着て行きたい服装（男性の場合は、相手に着せたい服装）をコーディネートする」とした。各システムにおいて被験者の任意の世代まで評価を行った後、以下に示す項目のアンケートを実施した。

項目 1 どちらのシステムを利用したときの方が好きなデザインが多く提示されたか

項目 2 どちらのシステムを利用したときの方が満足度のいくデザインを作成できたか

項目 3 どちらのシステムを利用したときの方が楽しく評価できたか

回答項目はいずれも「提案システム」、「やや提案システム」、「どちらでもない」、「やや従来システム」、「従来システム」の 5 段階である。これらのアンケート項目の結果をもとに SVM を用いた初期個体生成方法が満足度の高いデザインの作成、および心理的疲労の軽減に有効であるか検討する。

また、SVM によって初期個体の生成範囲を限定しても、求める解を得ることができるかについても検討を行う。

7.2 実験結果および考察

7.2.1 アンケート項目

提案システムと従来システムを比較したアンケート項目 1, 2, および 3 の結果をそれぞれ Fig. 10, Fig.

11, および Fig. 12 に示す。

また、各アンケート項目において、「提案システム」もしくは「やや提案システム」と回答した被験者数と、「従来システム」もしくは「やや従来システム」と回答した被験者数を用いて、有意水準 5% で符号検定を行った。符号検定の結果を Table 1 に示す。

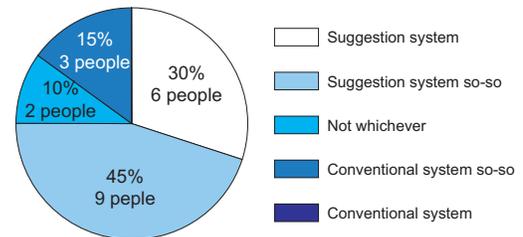


Fig. 10. Result of Evaluation Item 1.

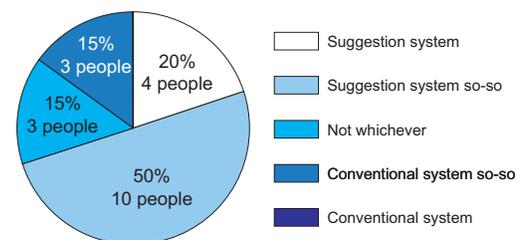


Fig. 11. Result of Evaluation Item 2.

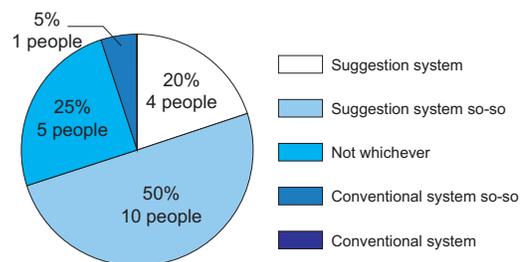


Fig. 12. Result of Evaluation Item 3.

Fig. 10 のアンケート項目 1 において、好きなデザインが多く提示されたシステムは被験者の 75%、15 名が「提案システム」、または「やや提案システム」と回答した。符号検定を行った結果、提案システムと

Table 1. Sign test of the suggestion system and the conventional system.

Evaluation item	Significance probability
Item 1	0.00311
Item 2	0.00519
Item 3	0.00046

従来システムの間には有意な差があった。このことから、初期個体生成を行う設計変数空間を SVM によって学習した嗜好領域に縮小することで、限られた提示個体数の中で嗜好性の高いデザインをより多く提示できたといえる。

Fig. 11 のアンケート項目 2 において、満足度の高いデザインを作成できたシステムは被験者の 70%、14 名が「提案システム」、または「やや提案システム」と回答した。符号検定を行った結果、提案システムと従来システムの間には有意な差があった。このことから、IGA において SVM を用いてユーザの嗜好に応じた初期個体を生成することで、設計変数空間全域からランダムに初期個体を生成するよりも満足度の高いデザインの作成を行うことができたといえる。また、アンケート項目 1 の考察から、提案システムでは嗜好性の高いデザインが多く提示されたため、従来システムより満足度の高いデザインの作成が容易であったと考えられる。

Fig. 12 のアンケート項目 3 において、楽しく評価できたシステムは被験者の 70%、14 名が「提案システム」、または「やや提案システム」と回答した。符号検定を行った結果、提案システムと従来システムの間には有意な差があった。このことから、提案システムの方が従来システムより楽しく評価を行うことができ、心理的負担を和らげることができたといえる。アンケート項目 1、およびアンケート項目 2 の考察から、提案システムでは嗜好性の高いデザインが多く提示されたため、従来システムよりデザイン評価に対する意欲が高まり、楽しく評価できたのではないかと考えられる。また、作成したデザインの満足度が高かったことも、心理的疲労を和らげた要因として考えられる。

7.2.2 作成されたデザインの分類

被験者 20 名が提案システム、および従来システムを用いて作成したデザイン各 20 個体を、作成した被験者の学習モデルを用いてそれぞれ識別を行い、嗜好領域と非嗜好領域の 2 クラスに分類した。嗜好領域に分類されたデザインと非嗜好領域に分類されたデザインの個数を比較した結果をそれぞれ Fig. 13、および Fig. 14 に示す。

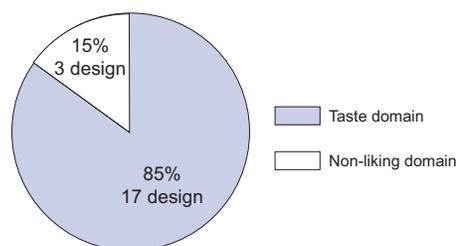


Fig. 13. The classification of designs made by the suggestion system.

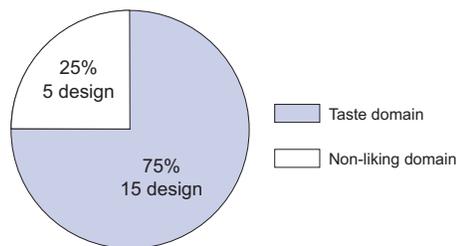


Fig. 14. The classification of designs made by the conventional system.

Fig. 13 より、提案システムで作成されたデザイン 20 個体中 17 個体が、作成した被験者の嗜好領域に分類されることがわかった。また、Fig. 14 より、従来システムで作成されたデザイン 20 個体中 15 個体が嗜好領域に分類されることがわかった。そこで、提案システムおよび従来システムの両方の結果において、嗜好領域に分類されたデザインの個数と非嗜好領域に分類されたデザインの個数を用いて有意水準 5% で符号検定を行った結果、どちらも有意な差があった。このことから、被験者が作成したデザインの多くは嗜好領

域に含まれるといえる。

提案システムでは、初期個体を嗜好領域から生成しているため、最終的に作成されたデザインも初期個体に依存し嗜好領域に含まれることは十分考えられる。それに対して、従来システムでは初期個体を設計変数空間全域からランダムに生成しているにも関わらず、最終的に作成されたデザインの多くが嗜好領域に含まれることが有意に示された。よって、SVMを用いた初期個体生成方法は初期個体依存による局所解に陥ることなく、設計変数空間の縮小による効率的な解探索が可能であると考えられる。

8. 他ユーザの嗜好に基づく初期個体生成による発想支援の検証

8.1 コラボレーションに効果的な学習モデルの選定

他ユーザの感性とのコラボレーションによる発想支援の効果の検証にあたり、より発想支援の効果が期待される他ユーザの学習モデルについて検討を行った。発想支援を目的とする場合、コラボレーションする相手は、ユーザ自身と大きく異なる感性を持つ他ユーザが望ましいと考えられる。よって、以下に示す手順で次節の検証実験におけるコラボレーションに用いる他ユーザの学習モデルを選出した。

Step1 ユーザ A の SVM による学習モデルを用いて、他ユーザ $i (i = 1, \dots, n)$ が学習に用いた個体を嗜好領域、および非嗜好領域の2クラスに分類する。

Step2 他ユーザ i の嗜好個体がユーザ A の嗜好領域に含まれる割合が全他ユーザの中で最も小さい場合、感性が最も異なるとみなし、他ユーザ i の学習モデルをユーザ A とのコラボレーションに用いる。

Step3 Step2 において、複数の他ユーザが同じ割合であった場合、それらのユーザの非嗜好個体がユーザ A の嗜好領域に含まれる割合を比較し、最も大きい割合の他ユーザ i の学習モデルをユーザ A とのコラボレーションに用いる。

このように、ユーザ自身と他ユーザの各嗜好領域が重複する割合を求めることによって、コラボレーションを行う相手を決定した。

8.2 実験概要

本実験では、設計変数空間上の他ユーザの嗜好領域から初期個体を生成することで、他ユーザの感性を取り入れ、デザイン作成の際にユーザの発想を促すかについて検証する。具体的には、他ユーザの嗜好を基に初期個体生成を行い、他ユーザの感性とコラボレーションを行う IGA システム (Multiple Taste Oriented System: MTOS) と、ユーザ自身の嗜好を基に初期個体生成を行う IGA システム (Single Taste Oriented System: STOS) の比較を行った。被験者は20歳代の男女20名であり、実験順序については被験者間でカウンタバランスをとった。

実験におけるコンセプトは「秋もしくは冬のデートで着て行きたい服装(男性の場合は、相手に着せたい服装)をコーディネートする」とした。各システムにおいて被験者の任意の世代まで評価を行った後、以下に示す項目のアンケートを実施した。

項目1 どちらのシステムを利用したときの方がデザインに対するイメージが広がったか

項目2 どちらのシステムを利用したときの方が利用前のデザインに対するイメージと違ったデザインを作成できたか

項目3 どちらのシステムを利用したときの方が満足のいくデザインを作成できたか

項目4 どちらのシステムを利用したときの方が楽しく評価できたか

回答項目はいずれも「MTOS」「ややMTOS」「どちらでもない」「ややSTOS」「STOS」の5段階である。これらのアンケート項目の結果をもとに、他ユーザの嗜好に基づいた初期個体生成方法がデザイン作成に対する発想支援に有効であるか検討する。

8.3 実験結果および考察

MTOS と STOS を比較したアンケート項目1, 2, 3, および4の結果をそれぞれ Fig. 15, Fig. 16, Fig. 17, および Fig. 18 に示す。

また、各アンケート項目において、「MTOS」もしくは「MTOS」と回答した被験者数と、「STOS」もしくは「STOS」と回答した被験者数を用いて、有意水

準 5%で符号検定を行った．符号検定の結果を Table 2 に示す．

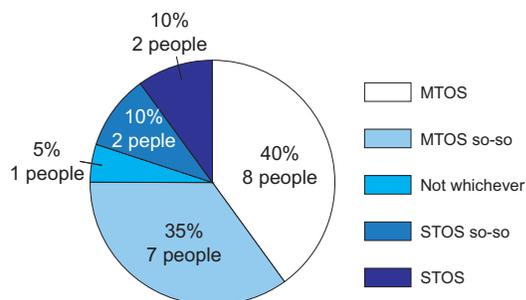


Fig. 15. Result of Evaluation Item 1.

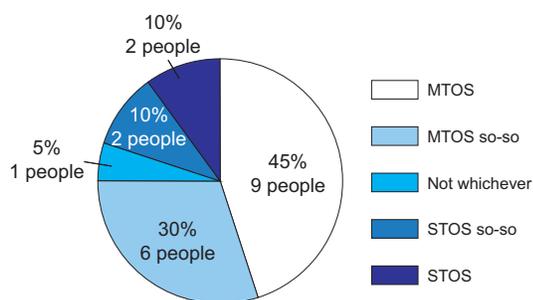


Fig. 16. Result of Evaluation Item 2.

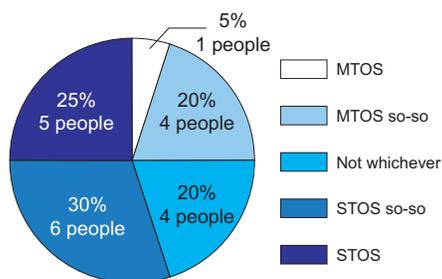


Fig. 17. Result of Evaluation Item 3.

Fig. 15 のアンケート項目 1 において，デザインに対するイメージが広がったシステムは被験者の 75%，15 名が「MTOS」，または「やや MTOS」と回答した．符号検定を行った結果，MTOS と STOS の間には有意な差があった．

また，Fig. 16 のアンケート項目 2 において，シス

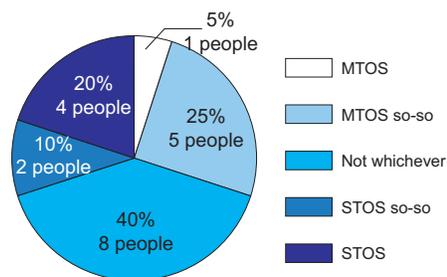


Fig. 18. Result of Evaluation Item 4.

Table 2. Sign test of MTOS and STOS.

Evaluation item	Significance probability
Item 1	0.00739
Item 2	0.00739
Item 3	0.06665
Item 4	0.22559

テム利用前のデザインに対するイメージと違ったデザインを作成できたシステムは被験者の 75%，15 名が「MTOS」，または「やや MTOS」と回答した．符号検定を行った結果，MTOS と STOS の間には有意な差があった．アンケート項目 1，およびアンケート項目 2 の結果から，感性の異なる他ユーザの嗜好に基づく初期個体を用いることで，デザインに対するイメージを広げることができ，システム利用前にはイメージしていなかったデザインを作成することができたといえる．

Fig. 17 のアンケート項目 3 において，満足度の高いデザインを作成できたのは被験者の 25%，5 名が「MTOS」または「やや MTOS」，被験者の 55%，11 名が「STOS」または「やや STOS」と回答した．符号検定を行った結果，MTOS と STOS の間に有意な差はなかった．このことから，MTOS を用いても STOS に劣らない満足度のデザインが作成できたといえる．また，アンケート項目 3 において「MTOS」または「やや MTOS」と回答した被験者 5 名中 5 名が，アンケート項目 2 においても「MTOS」または「やや MTOS」と回答していた．ゆえに，これらの被験者 5 名は MTOS によって自身の感性のみでは作成できな

かった満足度の高いデザインを作成することができ、コラボレーションによってユーザの発想が促されたと考えられる。

Fig. 18のアンケート項目4において、楽しく評価できたのは被験者の30%、6名が「MTOS」または「ややMTOS」、被験者の30%、6名が「STOS」または「ややSTOS」と回答した。符号検定を行った結果、MTOSとSTOSの間に有意な差はなかった。このことから、MTOSを用いてもSTOSと同様に心理的疲労を和らげることができたといえる。STOSでは嗜好性の高いデザインが多く提示され、デザイン評価に対する意欲が高まったことで楽しく評価できたと考えられるが、MTOSでは利用前にはイメージのなかったデザインによってユーザの発想が促された場合、すなわち嗜好性が高く意外性のあるデザインを発見したときに楽しく評価を行えたのではないかと考えられる。

以上のことから、他ユーザの感性とのコラボレーションは、ユーザ自身の感性のみではあまり作成できない意外性のあるデザインを求める場合などに有効であるといえる。

9. まとめ

本研究では、IGAにおいて満足度の高い解の探索を行い、かつ評価時にユーザに与える心理的疲労を和らげることを目的として、ユーザの嗜好に基づいた初期個体を解探索に用いる手法を提案した。提案手法では、ユーザの嗜好を学習する方法として優れたパターン認識性能を持つSVMを用い、設計変数空間をユーザの嗜好領域と非嗜好領域の2クラスに分類した。そして、嗜好領域から生成した個体をユーザの嗜好性が高い個体として初期個体に用いた。また、提案手法を用いた服装コーディネート作成支援システムを構築した。

検証実験の結果、提案手法は従来手法よりもユーザの嗜好性の高い個体を多く提示することで満足度の高い解の探索を行うことができ、かつ評価時にユーザに与える心理的疲労を和らげることができた。また、初期個体の生成に他ユーザの感性を用いることが、ユーザ自身の感性のみではあまり作成できない意外性のあるデザインを得たい場合に有効であることがわかった。

参 考 文 献

- 1) 長沢伸也, “感性工学の基礎と現状”, 日本ファジイ学会誌, Vol.10, No.4, pp. 647–661, (1998).
- 2) 高木英行, 畝見達夫, 寺尾隆雄, “対話型進化計算法の研究動向”, 人工知能学会誌, Vol.13, No.5, pp. 692–703, (1998).
- 3) J. H. Holland, “Adaptation in Natural and Artificial Systems”, (University of Michigan Press, 1975).
- 4) 高木英行, 畝見達夫, 寺尾隆雄, “インタラクティブ進化計算”, 「遺伝的アルゴリズム4」, (2000), pp. 325–361.
- 5) H. Takagi, “Interactive Evolutionary Computation”, *Fusion of the Capabilities of EC Optimization and Human Evaluation, Proc. of IEEE*, (2001).
- 6) 青木研, 高木英行, “対話型GAによる3次元CGライティングデザイン支援”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J81-D-2, No.7, pp. 1601–1608, (1998).
- 7) V. Vapnik and A. Chervonenkis, “A note on one class of perceptrons”, *Automation and Remote Control*, (1964).
- 8) N. Cristianini, J. Shawe-Taylor(著), 大北剛(訳), 「サポートベクターマシーン入門」, (共立出版, 2005).
- 9) 三木光範, 廣安知之, 富岡弘志, “並列分散対話型遺伝的アルゴリズムを用いた合意形成システムの有効性”, 人工知能学会論文誌, Vol.20, No.4, pp. 289–296, (2005).
- 10) 赤平覚三(著), 財団法人日本色彩研究所(編), 「デジタル色彩マニュアル」, (株式会社クレオ, 2004).
- 11) L. J. Eshleman and J. D. Schaffer, “Real-Coded Genetic Algorithms and Interval-Schemata 2”, *Foundation of Genetic Algorithms*, pp. 187–202, (1993).

カラー図 (再録)



Fig. 5. Interface of learning data.

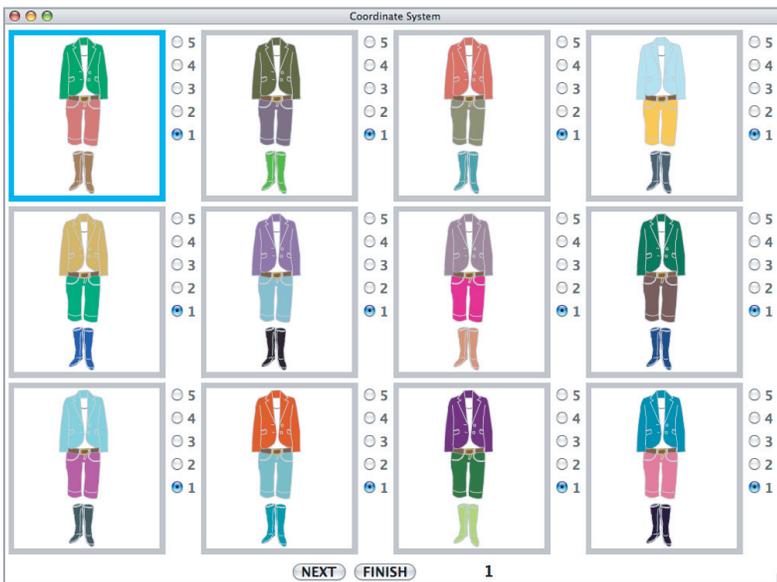


Fig. 6. Interface of the system for coordinating clothes.

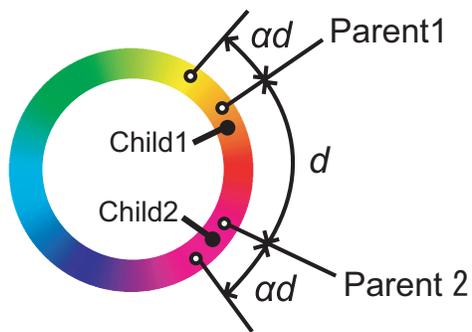


Fig. 7. Crossover of hue.

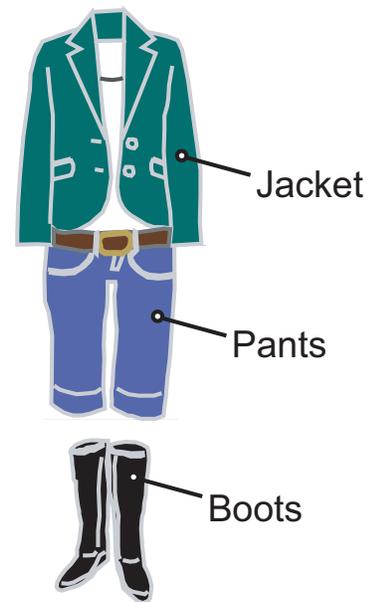


Fig. 4. Example of coordinating clothes.