

# 対話型遺伝的アルゴリズムにおける嗜好の多峰性に対応可能な個体生成方法

## Offspring Generation Method for interactive Genetic Algorithm considering Multimodal Preference

伊藤 冬子

Fuyuko Ito

同志社大学大学院 工学研究科

Graduate School of Engineering, Doshisha University

fuyuko@mikilab.doshisha.ac.jp

廣安 知之

Tomoyuki Hiroyasu

同志社大学 生命医科学部

Department of Life and Medical Sciences, Doshisha University

tomo@is.doshisha.ac.jp

三木 光範

Mitsunori Miki

同志社大学 理工学部

Department of Science and Engineering, Doshisha University

mmiki@mail.doshisha.ac.jp

横内 久猛

Hisatake Yokouchi

同志社大学 生命医科学部

Department of Life and Medical Sciences, Doshisha University

yoko@mis.doshisha.ac.jp

**keywords:** interactive genetic algorithms, offspring generation, clustering, preference, multimodality

### Summary

In interactive genetic algorithms (iGAs), computer simulations prepare design candidates that are then evaluated by the user. Therefore, iGA can predict a user's preferences. Conventional iGA problems involve a search for a single optimum solution, and iGA were developed to find this single optimum. On the other hand, our target problems have several peaks in a function and there are small differences among these peaks. For such problems, it is better to show all the peaks to the user. Product recommendation in shopping sites on the web is one example of such problems. Several types of preference trend should be prepared for users in shopping sites. Exploitation and exploration are important mechanisms in GA search. To perform effective exploitation, the offspring generation method (crossover) is very important. Here, we introduced a new offspring generation method for iGA in multimodal problems. In the proposed method, individuals are clustered into subgroups and offspring are generated in each group. The proposed method was applied to an experimental iGA system to examine its effectiveness. In the experimental iGA system, users can decide on preferable t-shirts to buy. The results of the subjective experiment confirmed that the proposed method enables offspring generation with consideration of multimodal preferences, and the proposed mechanism was also shown not to adversely affect the performance of preference prediction.

### 1. はじめに

近年、ユーザの嗜好情報に基づいて、より適した情報や機能を推薦するシステムが注目されている。これらのシステムを実現している推薦手法は協調フィルタリング (collaborative filtering)[Konstan 97, Sarwar 01] とコンテンツに基づいたフィルタリング (contents-based filtering) の2つに大別できる[土方 07]。コンテンツに基づいたフィルタリングでは、ユーザの行動履歴から獲得した嗜好情報をユーザプロファイルとしてモデル化する技術が必要となる。嗜好をモデル化するアプローチには、ユーザの行動履歴や対象となる情報の特徴量をベクトルで表現するベクトル空間モデルや、嗜好を適合度関数でモデル化するアプローチが存在する。後者の嗜好の適合度関数は、入力を対象となる情報、出力を嗜好への適合度とする関

数であり、適合度の最大化を行うことでユーザに提示する情報を最適化することが可能である。しかし、嗜好モデルである適合度関数を予め把握することは難しい。そのため、ユーザとのインタラクションによって適合度関数を推定し、対象の最適化を行う手法として対話型遺伝的アルゴリズム (interactive Genetic Algorithms: iGAs)[Takagi 01] が提案されている。

iGA は個体の提示、ユーザによる個体の評価、選択、交叉、突然変異のステップを繰り返すことで人間の感性などに関連した問題の最適化を行うことが可能である。iGA は適合度関数を人間の嗜好に置き換えているため、そのランドスケープはiGAを適用する対象によって大きく異なることが考えられる。単一解を求めれば良い場合は嗜好のランドスケープが単峰性であるが、ユーザの嗜好が複数存在するような場合にはランドスケープは多峰

性であると考えられる。しかし、従来の iGA では複数の最適解のうちの 1 つへの最適化が行われることが多く、探索終盤には提示個体が単一の最適解領域に収束してしまい、他の最適解に類似した解はほとんど表示されなくなる。特にランドスケープが多峰性で、各峰のピーク値の差が有意に認められない場合には、最適解もしくは準最適解が複数存在する。

ユーザがこのような嗜好を持つ事例としては、ショッピングサイトにおける商品提示があげられる。一般に洋服などの商品を選択する過程においては、ユーザの嗜好が複数存在すると想定される。それらのうち 1 つの嗜好に合う商品だけが提示される場合、ユーザのストレスが増加すると考えられる。つまり、できるだけ嗜好のランドスケープの峰に相当する商品を推薦しながら探索を行う戦略が好ましいと考えられる。商品推薦においてこの探索戦略が実現すれば、ユーザごとに様々なランドスケープの嗜好モデルを獲得することで、協調フィルタリングとは異なり、未だ誰にも購入されていない新商品や別のサイトの情報にも適用することが可能となる。

iGA では人間が評価を行うため、探索世代数が通常の遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithms: GAs)[Goldberg 89] と比較して少なく、個体生成を行う交叉のフェーズが探索に大きな影響を与える。そこで本研究では、商品推薦のように嗜好が多峰性でかつ、それぞれの峰のピーク値の差が有意に認められない場合においても、効果的に探索を進めることを目的とした iGA の個体生成方法について検討する。提案手法では通常の iGA の遺伝的操作に加えて、ユーザが評価した個体に対してクラスタリングを適用するフェーズを導入する。提案手法の有効性は、T シャツを対象商品とする擬似的な商品選択システムを構築し、被験者実験を行い検証する。

## 2. 嗜好が多峰性である場合の対話型遺伝的アルゴリズム

### 2.1 対話型遺伝的アルゴリズム (iGA)

iGA は GA[Goldberg 89] における遺伝的操作をベースとして、人間の主観に基づいて提示された個体の評価を行い、対象の最適化を行う手法である。このため、人間の感性という複雑な構造を解析する方法として、定量的な評価が困難な楽曲やデザインなどの生成に多く適用されている [Takagi 01, 高木 98, 高木 00, 西野 02, 西野 06, 安藤 05]。iGA では人間が評価値を与えるため、心理空間上の好みと評価値の対応が揺らぐ可能性がある。しかし、人間の評価の揺らぎについてはいくつかの実験がなされており、測定した主観的評価値の揺らぎに基づいたシミュレーションで解の収束性を調べた結果でも、ほぼ影響がないと報告されている [Osaki 98]。また、青木ら [青木 97, 青木 98, Takagi 96] により、対象とする問題に関して経験のないユーザに対し、iGA が有効に機能することが

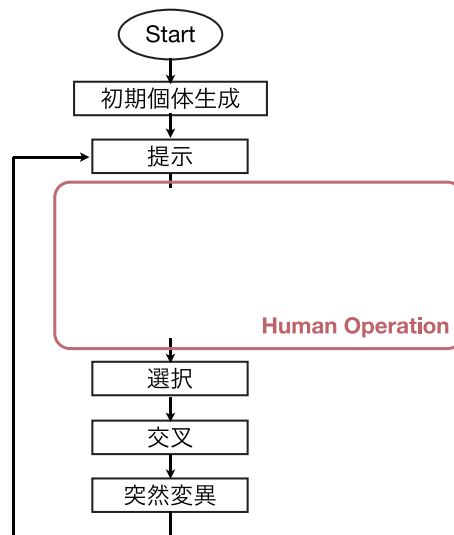


図1 iGA の処理の流れ

報告されている。iGA の動作の流れを図1に、その詳細を(1)~(7)に示す。

- (1) 予め決められた数の個体を生成して母集団とする (初期個体生成)
- (2) 評価を行うユーザに対して個体群を提示する (提示)
- (3) ユーザが主観に基づいて個体の評価を行う (評価)
- (4) 評価を基に次世代に残す個体を決定する (選択)
- (5) 選択個体間で染色体情報を交換し、子個体を生成する (交叉)
- (6) 個体群の多様性を維持するため、遺伝子をランダムに変更する (突然変異)
- (7) ユーザが求める個体が得られれば操作を終了する。そうでなければ(2)から(6)までを繰り返す (終了判定)

### 2.2 iGA による商品推薦と嗜好の多峰性

iGA により、ユーザの嗜好を反映した商品推薦の流れを図2に示した。まず、iGA は商品 (個体) の一覧画面をユーザに提示する。ユーザは提示された商品に対して嗜好に合っているか評価を行う。実際には商品の選択や、商品への点数付けなどが評価操作となる。iGA はユーザの評価を基に、母集団に対して選択、交叉、突然変異などの遺伝的操作を行い、よりユーザの嗜好に合った個体



図2 iGA による商品提示の流れ

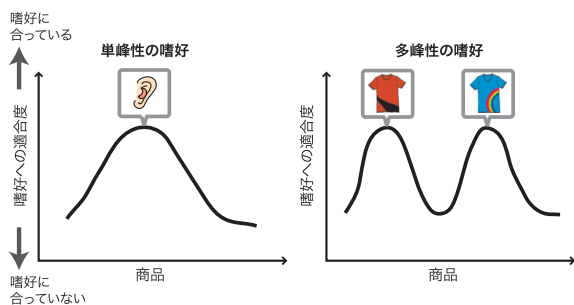


図3 嗜好のランドスケープ

群を提示していく．これらの操作を繰り返すことにより，ユーザの嗜好に合った商品を提示することが可能になる．

しかし，iGA を商品推薦に用いる場合は，商品選択時のユーザの嗜好の傾向，つまり適合度関数である嗜好のランドスケープについて考慮する必要がある．例えば，補聴器のパラメータ設定の問題では，そのユーザにとって最も聞こえやすいパラメータセットを1つだけ求めればよいので，図3に示したように単峰性の問題と捉えることができる．そのため，この問題に対してiGAは全ての個体を最適解領域に収束させていけばよい．一方，洋服などの商品を選択する過程においては，一般にユーザの嗜好は複数存在する場合が想定される．即ち，それぞれの嗜好の適合度値の差が有意に認められない程度に小さい場合が考えられる．この場合は，図3に示したように嗜好が多峰性であると捉えることができ，複数の嗜好に合った個体を提示する必要がある．

しかし，iGAは単一の最適解領域に存在する解を求めるアルゴリズムであり，嗜好が多峰性の場合に全提示個体を複数の最適解領域のうちの1つに収束させることは，ユーザにとって有益な個体提示とならない可能性が高い．そのため，ユーザの嗜好が多峰性であり，それぞれの峰の適合度値の差が有意に認められない場合にも対応可能な個体生成方法が必要となる．本研究では嗜好の多峰性に対応するため，クラスタリングを利用した個体生成方法を提案する．

### 3. 嗜好の多峰性に対応可能な個体生成方法

#### 3.1 提案手法の概要

本研究では，嗜好の多峰性を考慮した個体生成を実現するため，クラスタリングを利用した個体生成方法を提案する．提案手法では，設計変数空間の中でユーザの嗜好に合う領域を特定し，その領域内でランダムに設計変数を決定して個体生成を行う．嗜好に合う領域は，設計変数空間において提案手法の適用前までにユーザが評価した個体が存在する範囲とする．なお，ここではユーザが好みの個体をクリックして選択する操作を評価操作とし，選択された個体をユーザが評価した個体とする．ここで， $n$ 次元設計変数空間において， $i$ 次元目にあたる設計変数を  $x_i$ ，個体を  $I(x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n)$  と表

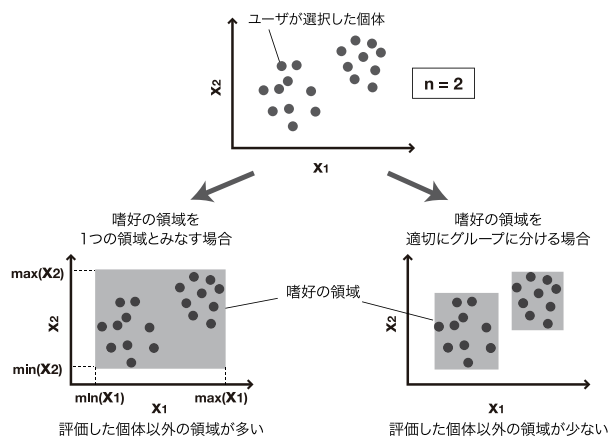


図4 多峰性の嗜好に合う領域の特定

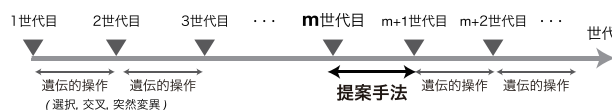


図5 iGA への提案手法の適用のタイミング

す．ユーザが  $s$  個の個体  $I_1, I_2, \dots, I_s$  を選択したとき，図4に示したように次元  $i$  において個体が存在する範囲は最小値  $\min(x_i) = \min(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{si})$  から最大値  $\max(x_i) = \max(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{si})$  までの範囲となる．しかし，嗜好が多峰性の場合には，この範囲が複数の領域に分散していることが想定される．図4に示したように，これらの嗜好の領域を1つの領域として見なしてしまうと，ユーザが選択しなかった個体が存在する範囲を含む場合があり，探索に悪影響を及ぼす可能性が高い．そこで本研究では，ユーザの選択した個体をクラスタリングし，適切にグループ化することで，設計変数空間においてユーザの嗜好に合う領域を特定する．

クラスタリングにおいては，クラスタ数を自動的に決定可能な手法を用いることで，単峰性が多峰性かを判別し，どちらの場合にも対応した個体生成を可能にする．また図5に示したように，提案する個体生成方法を適用する世代を導入世代  $m$  とし，通常のiGAの中で第  $m$  世代においてのみ一度だけ提案手法を適用するものとする．その他の世代では，従来の交叉および突然変異を用いる．これは，ユーザの嗜好に合う個体が特定した領域以外に存在する可能性があるためである．

#### 3.2 クラスタリングを用いた個体生成の流れ

図6に提案手法の概要を示した． $n$ 次元設計変数空間において，母集団サイズが  $N_{pop}$  のときに  $N_{off}$  個の個体を提案手法で生成する手順は以下の通りである．

- (1) 導入世代  $m$  において，これまでにユーザが選択した全ての個体を設計変数空間でクラスタ  $C_1, \dots, C_k, \dots, C_{N_{cluster}}$  に分割する．ただし，クラスタ数  $N_{cluster}$  は定められた範囲から自動的に決定される．

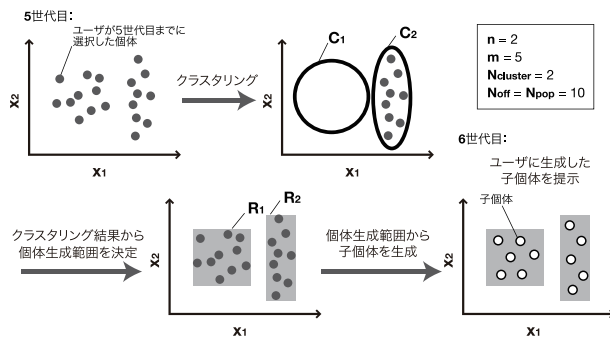


図6 提案手法による個体生成の流れ

- (2) クラスタ  $C_k$  に対応する個体生成範囲  $R_k$  は, 設計変数空間において  $C_k$  が含む個体  $I_{k1}, I_{k2}, \dots, I_{kl}$  が分布している範囲として決定する.
- (3) 個体生成範囲  $R_1, \dots, R_{N_{cluster}}$  から, 母集団サイズ  $N_{pop}$  と同じ  $N_{off}$  個の個体を一様分布に基づいてランダムに生成する. なお, 各範囲は均等な数だけ個体を生成するものとする.
- (4) 生成した個体を  $m + 1$  世代に提示し, 以降は通常の iGA の操作を繰り返していく.

このように提案手法では, 導入世代までにユーザーが選択した個体の分布している範囲から, 嗜好に合った領域を特定する. また, クラスタ数を自動的に決定可能なクラスタリング手法を適用することで, ユーザーの嗜好を適切にグループ化し, 単峰性と多峰性の双方に対応した個体生成を可能にする.

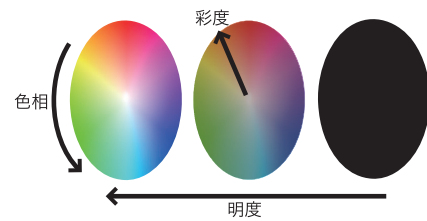
#### 4. 嗜好の多峰性に対応可能な個体生成方法の評価実験

##### 4.1 実験に利用する商品推薦システム

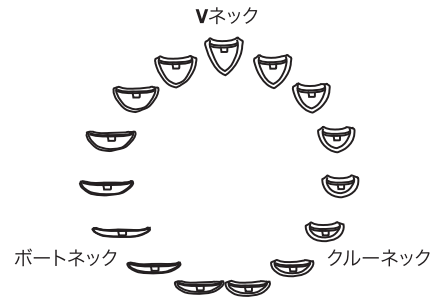
本研究では提案する個体生成方法の検証実験に用いるため, 対象商品を T シャツとした iGA による商品推薦システムを構築した. 対象とした T シャツの設計変数の表現, および構築したシステムの処理の流れを以下に示した.

##### §1 設計変数

設計変数は T シャツの色, 形, 模様とした. 各設計変数の表現について図7に示した. 色の表現には, 人間の色彩感覚に類似した HSB(Hue Saturation Brightness) 表色系を用いた. HSB 表色系は図7(a)に示したように色を色相 ( $0^\circ \sim 360^\circ$ ), 彩度 ( $0 \sim 100$ ), 明度 ( $0 \sim 100$ ) の3つの要素によって表現する. 形は, 襟の形と袖の長さで表現した. 襟の形は図7(b)に示したようにポートネック, Vネック, クルーネックの3種類を基本形として連続的に変化させた計15種類とした. また, 袖の長さは半袖, 長袖の2種類とした. 模様は無地と図7(c)に示した7種類の計8種類であり, 柄の色は白, 黄緑, 水色, 青, 紫, ピンク, 赤, 黄, 黒の9種類とした.



(a) HSB 表色系



(b) 襟の形



(c) T シャツの模様

図7 T シャツの設計変数の表現

#### §2 実験に利用するシステムの処理

##### ●初期個体生成とその提示

初期個体を予め定められた数だけ生成する. 設計変数は一様分布に基づいて各々ランダムに決定する. 彩度, 明度については, 初期個体に色相が判別しやすい鮮やかな色を提示させるために  $75 \sim 100$  の間でランダムに生成する.

##### ●評価と選択

ユーザーは提示個体に対して評価を行う. 具体的には, ユーザーが提示個体を選択したか否かの2値での評価を行う. ユーザーは提示個体の一覧から嗜好に合った個体を親個体として選択する. 親個体数は母集団サイズの半数とする. それに伴い, ユーザーが各世代で選択する個体数の上限は親個体数と同じとする. 選択個体が親個体数に満たない場合は, 選択されていない提示個体のうち, 選択個体とのユークリッド距離の小さい個体から順に親個体として選択する.

##### ●交叉

交叉では親個体2個体から形質を引き継いだ子個体2個体を生成する. 色相と襟の形については, 図7に示したように設計変数空間が環状で表現されている



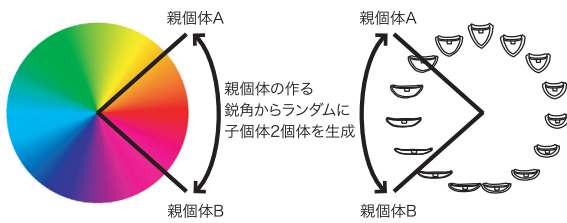


図8 色相および襟の形の交叉

ことから、図8のように親個体2個体のなす鋭角の範囲から一様分布に基づいてランダムに子個体2個体を生成する。彩度と明度は0から100の整数で表現されているため、親個体2個体間の範囲から一様分布に基づいてランダムに子個体2個体を生成する。袖の長さ、模様の種類、模様の色については親個体の情報を子個体にそのまま反映させる。なお、親個体と子個体を合わせて母集団とする。

#### ●突然変異

各設計変数において、突然変異率に基づき、一様分布でランダムに子個体の設計変数値を変化させる。本実験では、ユーザが選択した個体およびそれらに類似した個体を親個体とするため、探索序盤で局所解に収束する可能性がある。このため、各世代においていずれかの個体に必ず突然変異を適用するように突然変異率を設定し、局所解からの脱出を図る。

## 4.2 実験概要

提案する個体生成方法を用いることで、多峰性の嗜好に対応した個体生成が可能か評価実験を行った。本実験では、4.1節のTシャツを対象とした商品推薦システムを利用した。被験者は、提案する個体生成方法を用いたシステム（以下、提案システム）と従来の遺伝的操作のみを用いたシステム（以下、従来システム）を利用した。

本実験では母集団サイズを20とし、図9に示したインタフェースで提示した。母集団サイズは、予備実験から一画面に提示された母集団から好みの個体を選択することにユーザが負担を感じない数として求めた。被験者は20歳代の男女20名（男性14名、女性6名）であり、各システムの実験順は被験者間でカウンタバランスをとつ



図9 実験システムのインタフェース

た。被験者は「ショッピングサイトで好きなTシャツを探す」というテーマで、各システムで10世代の評価を行った。交叉率は1.0とした。突然変異率は、各世代において子個体10個体のうち2個体に必ず突然変異を適用するように0.2と設定した。また、提案システムでは5世代目の評価が終了した後にクラスタリングによる個体生成を行い、6世代目に生成した個体を提示した。クラスタリング手法には、クラスタ数を自動的に決定可能な多目的クラスタリング (MultiObjective Clustering with automatic K-determination: MOCK)[Handl 05]を用いた。クラスタリングの対象とする設計変数は色相および襟の形とし、クラスタ数は1から3の中から自動的に決定した。さらに、両システムでの実験終了後にアンケートを実施した。

## 4.3 実験結果と考察

### §1 ランドスケープに対応した個体生成の確認

まず、提案手法により生成された個体が、嗜好の多峰性に対応していたかを確認した。

#### 多峰性の嗜好に対応できた例

提案する個体生成方法が有効に機能した例として、被験者Aの実験結果について述べる。提案手法により決定された被験者Aの個体生成範囲を図10(a)に示した。図10(a)の横軸は色相、縦軸は襟の形であり、被験者Aが5世代目（提案個体生成方法の導入前）までに選択した個体をプロットした。ただし、各軸は下限値を0、上限値を1とするように正規化している。なお、個体生成範囲(1)は上下に、個体生成範囲(2)は左右に分かれているが、色相と襟の形の設計変数空間は環状であるため、それぞれ1つの個体生成範囲である。図10(a)から分かるように、色相については紫色の部分で重なっているものの、選択個体は2つのクラスタに分かれた。

次に、選択個体のクラスタリング結果を図10(b)に示した。図10(b)から、クラスタ(1)は寒色系、クラスタ(2)は暖色系である。これより、被験者Aの嗜好は多峰性であり、色相については寒色系と暖色系の双方を好むことが推測される。また、クラスタ(1)に含まれるTシャツの襟の形はVネックに近い形が、クラスタ(2)はポートネックに近い形が多いことが分かる。黒のTシャツや同じ花柄のTシャツが両方のクラスタに分類されているが、これは本実験において明度や模様をクラスタリング時に考慮していないためである。今後、クラスタリングにおいて考慮する設計変数については検討を行う。

さらに、図10(c)にこれらの個体生成範囲から生成し、6世代目に提示した個体群を示した。図10(c)から、2つの個体生成範囲が色相において重複した領域を占めていたために、同じ紫色のTシャツが双方の個体生成範囲から生成されていることが分かる。また、ユーザの持つ複数の嗜好のうちの1つに収束することなく、嗜好の多峰

性に対応した個体を生成できていると考えられる．20 名の被験者のうち，12 名の被験者に対して同様の傾向が見られた．

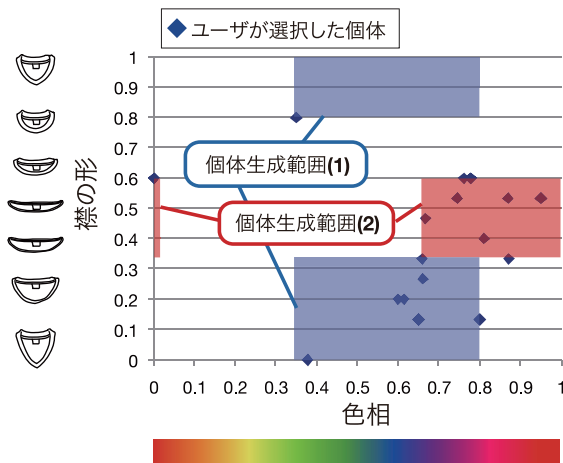
#### 多峰性の嗜好に対応できなかった例

提案する個体生成方法が有効に機能しなかった例として，被験者 B の実験結果について述べる．図 11(a) に決定された個体生成範囲，図 11(b) に 5 世代目までに選択した個体群，図 11(c) に個体生成範囲から生成された個体群を示した．被験者 B は図 11(a) および図 11(b) に示したように，5 世代目までに緑色の T シャツを選択しており，その中には毎世代選択された T シャツも存在した．しかし，図 11(c) から分かるように，提案手法により生成された個体には緑色の T シャツが全く含まれていなかった．緑色の T シャツは個体生成範囲 (1) から生成される可能性があったが，ユーザによる選択回数などを考慮せずに

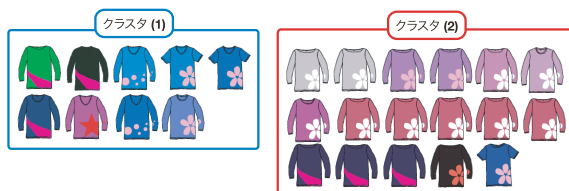
個体生成範囲 (1) からランダムに個体生成を行ったために生成されなかったと考えられる．そのため，提案手法によって個体生成を行う際に，ユーザによる同一個体の選択回数を考慮したり，個体生成範囲のうち選択個体が多く存在している範囲から生成する確率を高くしたりする必要があると考えられる．

#### 単峰性の嗜好に対応できた例

ユーザの嗜好は単峰性である場合も想定されるため，提案する個体生成方法は多峰性だけでなく単峰性にも対応できる必要がある．ここでは，単峰性の嗜好に対応した例として被験者 C の実験結果について述べる．図 12(a) に決定された個体生成範囲，図 12(b) に 5 世代目までに選択した個体群，図 12(c) に個体生成範囲から生成された個体群を示した．図 12(a) および図 12(b) に示したように，被験者 C が 5 世代目までに選択した個体は全て緑系統の色である．つまり色相に関する嗜好が単峰性であ



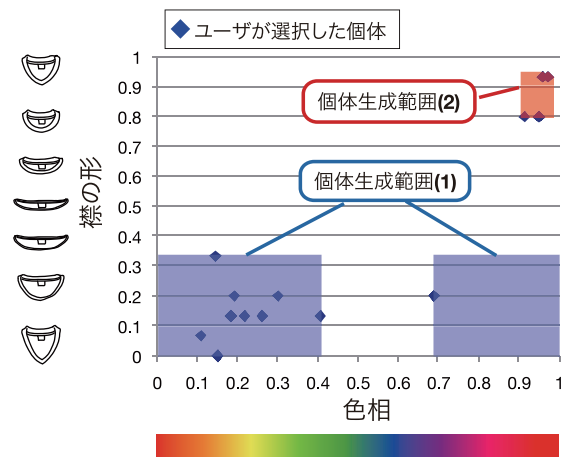
(a) 被験者 A の個体生成範囲



(b) 被験者 A が選択した個体群のクラスタリング結果



(c) 個体生成範囲から生成された個体群



(a) 被験者 B の個体生成範囲



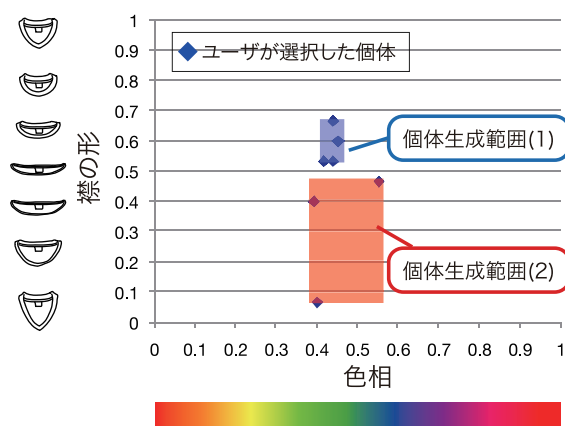
(b) 被験者 B が選択した個体群



(c) 被験者 B の個体生成範囲から生成された個体群

図 10 嗜好の多峰性に対応した個体生成の例

図 11 嗜好の多峰性に対応できなかった個体生成の例



(a) 被験者 C の個体生成範囲



(b) 被験者 C が選択した個体群



(c) 被験者 C の個体生成範囲から生成された個体群

図 12 提案個体生成方法による単峰性の嗜好に対応した個体生成の例

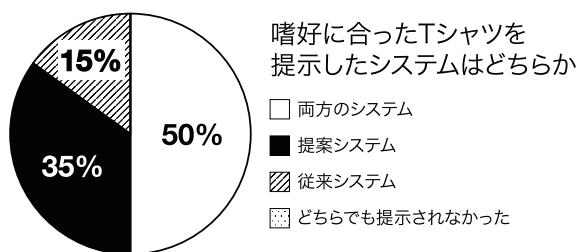


図 13 嗜好を反映した提示に関するアンケート結果

と考えられる．それに対して，図 12(c) に示したように提案手法によって生成された個体群も，同様に緑系統の色で占められている．また，図 12(a) では 2 つの個体生成範囲に分かれているが，各個体生成範囲の色相の範囲は緑系統の部分で重なっているため，色相に関する単峰性の嗜好に対応できていると考えられる．

## § 2 提案手法の導入による嗜好の反映への影響

アンケートにより，提案手法が iGA の嗜好の学習と反映のメカニズムに悪影響を与えていないか被験者の主観

的評価により確認した．被験者は「嗜好に合った T シャツを提示したシステムはどちらか」という質問に対して，図 13 に示した 5 つの選択肢から回答を選択した．図 13 から分かるように，両方のシステムもしくは提案システムと回答した被験者が合わせて 85% であった．この結果については，符号検定により有意差が認められた ( $p < .01$ )．これより，クラスタリングを用いた個体生成が iGA の嗜好の学習と反映のメカニズムに悪影響を与えていない可能性が示唆された．今後は被験者数やその年齢層を増やし，更に検証を行う必要がある．

## 5. 今後の課題

提案する個体生成方法の有効性を被験者実験により検証した．提案手法については，実験結果をふまえて以下の検証を今後行う必要がある．

- 個体生成範囲内の嗜好の偏りを考慮した個体生成  
提案手法では，選択個体へのクラスタリング結果に基づいて特定した設計変数空間内の嗜好の領域を個体生成範囲とし，その範囲からランダムに個体を生成している．その嗜好の領域内において，ユーザの選択個体の分布が均一であるとは限らない．そのため，決定された個体生成範囲の中においても，ユーザの嗜好に何らかの偏りがあるといえる．また，特定した嗜好が設計変数間の依存関係に基づく場合も想定される．そのため，今後は主成分分析を用いて依存関係を解消させたうえで，ユーザが選択した個体の分布を用いて確率モデルを構築し，それに基づいた個体生成を行う方法を検討する．
- ユーザの嗜好が占める領域の特定方法の改善  
提案手法はクラスタリングによって嗜好に合う領域を特定しているが，ユーザの嗜好に合う個体が特定した領域以外にも存在する可能性は大いにある．そこで，クラスタリングによって特定した嗜好の領域の妥当性を検証する仕組みを取り入れることで，嗜好の特定方法を改善する．具体的には，特定した領域以外からも少数の個体を生成して提示し，ユーザがそれらの個体を選択するか否かで，クラスタリングの妥当性を対話的に検証するメカニズムを組み込む．

### ● クラスタリングの対象とする設計変数の検討

本論文では対象商品である T シャツの 7 つの設計変数のうち，色相と襟の形を用いて提案手法の検証を行い，これら 2 つの設計変数空間における多峰性の嗜好を確認することができた．今後は，全ての設計変数，または各設計変数を 1 つずつクラスタリングの対象とすることで，提案手法による嗜好の特定に影響があるかを検証する．

### ● クラスタリング手法の検討

実験の所見から、MOCK によるクラスタリングの処理に要した時間は、画面遷移の待ち時間としては長いと考えられる。今後はクラスタ数を自動的に決定可能なクラスタリング手法の中から、Newman ら [Newman 04] の手法など処理時間が高速な手法の利用を検討する。

また、クラスタリングを適用するタイミング、提案手法のアプリケーションである商品推薦における他手法との比較なども今後の課題である。

## 6. 結 論

対話型遺伝的アルゴリズムは、人間の嗜好情報などをシステムに取り込むことができる有効な手法の一つである。単峰性の嗜好については、従来の iGA を適用することで、1 つの最適解に絞り込んで行くことが可能である。しかし、嗜好が多峰性かつ、それらの峰のピーク値の差が顕著でない場合には、ユーザの持つ複数の嗜好を特定して探索を進めるメカニズムが必要となる。そのため、本研究では嗜好の多峰性に対応可能な個体生成方法を提案した。提案手法は、ユーザが選択した個体の履歴に対してクラスタリングを行うことで、嗜好の特定を行う。また、各クラスタに含まれる個体の存在している範囲から、次世代の個体生成範囲を決定する。提案手法を用いた被験者実験では、嗜好を適切に把握して個体生成範囲を決定することで、多峰性および単峰性の嗜好の双方に対応した個体生成が可能であることを確認した。また、被験者の主観的評価により、iGA の嗜好を反映するメカニズムに対して提案手法が悪影響を及ぼさない可能性も示唆された。

提案手法は、ショッピングサイトにおける商品推薦手法として特に有効であると考えられる。これは、購入したいものが 1 つに定まっている単峰性の嗜好、好みに合う商品がいくつも存在する多峰性の嗜好の双方が存在するためである。今後は、個体生成範囲の嗜好の偏りを考慮した確率モデルによる個体生成、ユーザの嗜好が占める領域の特定方法の改善、クラスタリングの対象とする設計変数の検討などを行う。

## ◇ 参 考 文 献 ◇

- [Goldberg 89] Goldberg, D. E.: *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley Professional (1989)
- [Handl 05] Handl, J. and Knowles, J.: Improving the scalability of multiobjective clustering, in *Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation (CEC 2005)*, Vol. 3, pp. 2372–2379 (2005)
- [Konstan 97] Konstan, J. A., Miller, B. N., Maltz, D., Herlocker, J. L., Gordon, L. R., and Riedl, J.: GroupLens: applying collaborative filtering to Usenet news, *Communications of the ACM*, Vol. 40, No. 3, pp. 77–87 (1997)
- [Newman 04] Newman, M. E. J.: Fast algorithm for detecting community structure in networks, *Physics Review E*, Vol. 69, No. 066133

(2004)

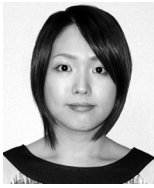
- [Osaki 98] Osaki, M., Takagi, H., and Oya, K.: An Input Method Using Discrete Fitness Values for Interactive GA, *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, Vol. 6, No. 1, pp. 131–145 (1998)
- [Sarwar 01] Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., and Reidl, J.: Item-based collaborative filtering recommendation algorithms, in *WWW '01: Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web*, pp. 285–295, New York, NY, USA (2001), ACM
- [Takagi 96] Takagi, H., Aoki, K., and Fujimura, N.: Interactive GA-based Design Support System for Lighting Design in Computer Graphics, *Proceedings of Int 'l Conf. on Soft Computing*, pp. 533–536 (1996)
- [Takagi 01] Takagi, H.: Interactive Evolutionary Computation: Fusion of the Capabilities of EC Optimization and Human Evaluation, *Proceedings of the IEEE*, Vol. 89, No. 9, pp. 1275–1296 (2001)
- [安藤 05] 安藤大地：対話型 GP を用いたクラシック音楽のための作曲支援システム, *芸術科学会論文誌*, Vol. 4, No. 2, pp. 77–86 (2005)
- [高木 98] 高木 英行, 畠見 達夫, 寺野 隆雄：対話型進化計算法の研究動向 (<論文特集> 対話型進化計算法), *人工知能学会誌*, Vol. 13, No. 5, pp. 692–703 (1998)
- [高木 00] 高木 英之, 畠見 達夫, 寺野 隆雄：インタラクティブ進化計算 (2000)
- [西野 02] 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 次元モデル, *電子情報通信学会論文誌. D-II, 情報・システム, II-パターン処理*, Vol. 85, No. 9, pp. 1473–1483 (2002)
- [西野 06] 西野 浩明, 武方 一馬, 賀川 経夫, 宇津宮 孝一：対話型進化計算に基づく 3 次元物体触感の生成法 (<特集> 人間要素を取り込む計算知能), *知能と情報：日本知能情報ファジィ学会誌：journal of Japan Society for Fuzzy Theory and Intelligent Informatics*, Vol. 18, No. 4, pp. 519–533 (2006)
- [青木 97] 青木 研, 高木 英行：対話型 GA による 3 次元 CG ライティング設計支援, *電子情報通信学会総合大会*, 第 364 巻, pp. 15–30, 電子情報通信学会 (1997)
- [青木 98] 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. D-II, 情報・システム, II-情報処理*, Vol. 81, No. 7, pp. 1601–1608 (1998)
- [土方 07] 土方嘉徳：嗜好抽出と情報推薦技術, *情報処理学会誌*, Vol. 48, No. 9, pp. 957–965 (2007)

〔担当委員：大林 茂〕

2008 年 6 月 10 日 受理



## —— 著 者 紹 介 ——



伊藤 冬子(学生会員)

2005 年同志社大学工学部 3 年次修了, 退学。2007 年同大学大学院工学研究科博士前期課程修了。現在, 同大学大学院同研究科博士後期課程在籍中。Web 上のサービスにおける感性情報の獲得と利用に興味を持つ。情報処理学会, 日本知能情報ファジィ学会各学生会員。



廣安 知之

1997 年早稲田大学理工学研究科後期博士課程修了。早稲田大学理工学部助手, 同志社大学工学部インテリジェント情報工学科准教授を経て 2008 年から生命医科学部医情報学科教授。進化的計算, 最適設計, 並列処理, 設計工学, 医療画像工学などの研究に従事。IEEE, 情報処理学会, 電子情報通信学会, 計測自動制御学会, 日本機械学会, 超並列計算研究会, 日本計算工学会各会員。



三木 光範(正会員)

1978 年大阪市立大学大学院工学研究科博士課程修了, 工学博士。大阪市立工業研究所研究員, 金沢工業大学助教授を経て 1987 年大阪府立大学工学部航空宇宙工学科助教授, 1994 年同志社大学理工学部教授。進化的計算手法とその並列化, および知的なシステムの設計に関する研究に従事。IEEE, 情報処理学会, システム制御情報学会, 日本機械学会, 計算工学会等会員。知的オフィス環境コンソーシアム会長。



横内 久猛

1971 年徳島大学工学部電気工学科卒。同年(株)日立製作所入社。眼底写真の自動認識, デジタル X 線装置などの研究・開発に従事。1991 年(株)日立メディコに転属。実時間デジタル X 線装置開発, 医療画像診断装置のマーケティング担当。2006 年(株)日立メディコ退職。2008 年同志社大学生命医科学部教授。医療画像工学・信号処理などの研究に従事。日本生体医工学会, 日本医用画像工学会, 映像情報メディア学会各会員。