

past and is preserved should be improved.

## 多目的対話型遺伝的アルゴリズムにおける評価部の検討

小林 祐介<sup>†2</sup> 廣安 知之<sup>†1</sup> 佐々木 康成<sup>†3</sup>  
田中 美里<sup>†2</sup> 三木 光範<sup>†3</sup> 横内 久猛<sup>†1</sup>

最適化手法である遺伝的アルゴリズムの評価関数を人による評価に置き換えることで、人の感性情報を工学に取り入れる手法が対話型遺伝的アルゴリズムである。この対話型遺伝的アルゴリズムの評価関数として複数の主観的目的を用い、多目的最適化問題として解くものを、多目的対話型遺伝的アルゴリズムという。本論文では、この多目的対話型遺伝的アルゴリズムにおける評価部の問題に着目し、ユーザの評価負担を軽減するインタフェースを提案した。被験者実験により、提案したインタフェースは有意に被験者の疲労を軽減できることが分かった。また、過去に良い評価値を得て保存された個体群に対し、評価値の更新を行う世代間の評価値スケールリング手法を提案した。被験者実験の結果、多目的対話型遺伝的アルゴリズムにおける評価では精度より多様性を重視する必要があることが分かった。

### Discussion on the Department of Evaluation for Multi-Objective interactive Genetic Algorithm

YUSUKE KOBAYASHI,<sup>†2</sup> TOMOYUKI HIROYASU,<sup>†1</sup>  
YASUNARI SASAKI,<sup>†3</sup> MISATO TANAKA,<sup>†2</sup>  
MITSUNORI MIKI<sup>†3</sup> and HISATAKE YOKOUCHI<sup>†1</sup>

Interactive genetic algorithm is an optimization method that incorporate information about people's preference into engineering by replacing the evaluation function of genetic algorithm with human evaluation. The one solved as a multi-objective optimization problem is called multi-objective interactive genetic algorithm by using several subjective objects for the evaluation function of interactive genetic algorithm. In this thesis, it paid attention to the problem of the evaluation department in this multi-objective interactive genetic algorithm, and proposed the interface that reduced the user's evaluation tiredness. It turned out that the proposed interface was able to reduce the subjects's tiredness significantly by the subjective experiment. However, in the future, the evaluation value scaling method between generations which update the evaluation value of archive population which obtains a good evaluation value in the

### 1. はじめに

人間の嗜好を用いて最適化を行う手法の一つである対話型遺伝的アルゴリズム (Interactive Genetic Algorithm: IGA) に関する研究が多く進められている<sup>1)</sup>。IGA は、提示される複数の個体に対してユーザの嗜好を基に評価を与え、その評価を用いて解探索を行う最適化手法である。これまでの IGA の研究では、その個体がユーザにとってどの程度「好ましい」かという 1 つの主観的評価しか扱われていない。しかし、人が嗜好に合うか判断する際には、複数の判断要素が存在すると考えられる<sup>2)</sup>。そこで、複数の主観的な判断要素をそれぞれ 1 つの目的とみなすことにより、多目的最適化の仕組みを用いる。IGA を多目的最適化問題に適用したアルゴリズムを多目的対話型遺伝的アルゴリズム (Multi-Objective Interactive Genetic Algorithm: MOIGA) と呼ぶ。

本研究では、複数の主観的な判断要素を最適化する MOIGA について取り扱うこととし、その評価部における評価手法と世代間の評価値の扱いについて問題を整理する。そして、それらの問題に対する改良手法を提案し、検討する。

### 2. 多目的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

対話型進化計算法 (Interactive Evolutionary Computation: IEC) の一つである IGA は、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA)<sup>3)</sup> のうち評価の部分を実験者が行うことによって解の探索を進める。その際ユーザがシステムによって提示された個体に与える評価は、ユーザの嗜好を反映したものであるため、従来の GA に比べ、人の感性という複雑な構造の解析により適しているといわれている<sup>1)</sup>。

<sup>†1</sup> 同志社大学生命医科学部

Department of Life and Medical Science, Doshisha University

<sup>†2</sup> 同志社大学大学院工学研究科

Graduate School of Engineering, Doshisha University

<sup>†3</sup> 同志社大学理工学部

Department of Science and Engineering, Doshisha University

## 2.2 多目的最適化問題

多目的最適化問題とは、複数の評価基準のもとで最適解を求める問題である。これは、 $n$  個の設計変数を扱う  $k$  個の目的関数  $\vec{f}(\vec{x})$  を、 $m$  個の制約条件  $\vec{g}(\vec{x})$  のもとで最小化（最大化）する問題として式 (1) のように定式化される<sup>4)</sup>。

$$\begin{cases} \min & \vec{f}(\vec{x}) = (f_1(\vec{x}), f_2(\vec{x}), \dots, f_k(\vec{x}))^T \\ \text{subject to} & \vec{x} \in X = \{\vec{x} \in R^n \\ & | g_i(\vec{x}) \leq 0, (i = 1, \dots, m)\} \end{cases} \quad (1)$$

しかし、一般的な多目的最適化問題では、各評価基準がトレードオフ関係にあることが多く、そのような場合には唯一となる最適解は得られない。そのため、多目的最適化では、パレート最適解集合という概念を用いて探索を行う。パレート最適解集合とは、実行可能領域内の他のどの解にも劣らない解集合であり、パレート最適解集合を求めることが多目的最適化の目的である<sup>5)</sup>。

## 2.3 多目的遺伝的アルゴリズム

パレート最適解集合を求めるために GA を多目的最適化問題に適用した多目的遺伝的アルゴリズム (Multi-Objective Genetic Algorithm:多目的 GA) に関する研究が数多く行われている。その理由として、GA が多点探索であり、一度の探索でパレート解集合を求められることがあげられる。

この多目的 GA では非劣解集合を適切に評価し、次世代に残すことが重要となる。このため、非劣解集合を確実に保存するための母集団 (アーカイブ母集団) と交叉・突然変異といった遺伝的操作を用いた探索を行うための探索母集団の 2 つを用いて解探索を行うパレートのアプローチが多く提案されている。一般的なパレートのアプローチの多目的 GA 手法として、K. Deb らによる NSGA-II (Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm)<sup>6)</sup> や E. Zitzler らによる SPEA2 (Strength Pareto Evolutionary Algorithm)<sup>7)</sup> などが存在する。

## 2.4 多目的対話型遺伝的アルゴリズム

多目的対話型遺伝的アルゴリズム (Multi-Objective interactive Genetic Algorithm:MOIGA) は、IGA に多目的 GA の手法を適用したアルゴリズムである。MOIGA についての研究は多くされており、それらの研究では、主観的評価である質的な評価と目的関数を用いた量的な評価を同時に考慮した最適化を行っている。例えば、Alexandra Melike Brintrup らは、部屋の間取りデザイン問題<sup>8)</sup> において、質的な評価として人の主観的評価を用い、量的な評価では、各部屋の面積を用いて最適化を行っている。また、Hideyuki Takagi

らは、椅子のデザイン問題<sup>9)</sup> において、質的な評価として、人の主観的評価を用い、量的な評価では、快適性を目的関数を用いて最適化を行っている。このように、従来の MOIGA では質的な評価と量的な評価を同時に考慮した最適化を行っていた。

## 3. 複数の質的目的を考慮した MOIGA

### 3.1 複数の質的目的を考慮した MOIGA 概要

本研究では、2.4 節で述べたような従来の MOIGA とは異なり、ユーザの複数の質的評価を同時に考慮して最適化する。この複数の評価基準にはトレードオフ関係にある場合が存在する。本稿では、トレードオフ関係にある 2 つの質的な目的を同時に考慮する最適化について検討する。複数の質的な評価を用いた MOIGA では、量的な目的に対しては最適化を行わず、ユーザが複数の評価を行う。これにより、ユーザの判断要素を最適化に組み込むことが可能となり、よりユーザの主観に合った多様性のある解集合を導出できると考えられる。

### 3.2 複数の質的目的を考慮した MOIGA の問題

1 個体に対して 1 つの評価を与える IGA や MOIGA では、各個体に対してユーザが評価を行うため、ユーザ負担が大きな問題となっている。複数の質的目的を考慮に入れた MOIGA では、1 個体に対して複数の評価をつける必要があるため、従来の IGA や MOIGA と同じ世代数だけ操作する場合、ユーザ負担はより大きくなると考えられる。

また、従来の多目的 GA では、目的関数が世代を超えて常に一定であるため、アーカイブ母集団に保存される個体は常に適合度の良い個体であった。しかし、複数の質的目的を同時に考慮した MOIGA では人間の感性が目的関数となるため、各個体の評価は、その世代での相対的な評価であると考えられる。そのため、評価値のスケールが常に一定ではない。世代間での評価値のスケールに差が生じるため、その世代での相対的な評価値を探索全体での絶対的な評価値として扱う必要があると考えられる。

そこで本稿では、以上の 2 つの問題、(1) 評価によるユーザ負担の問題、(2) 世代間の評価値スケールの問題を対象問題とし、検討する。

## 4. 提案評価手法

3.2 節で示した様に、従来の MOIGA や IGA と比較して、本稿での MOIGA は個体に対する評価回数が多いため、ユーザ負担は大きいと考えられる。そこで、本章ではユーザ負担を考慮した提案評価手法を挙げる。現在、IGA や従来の MOIGA において様々な評価手法が提案されており、評価値の粒度が粗いラジオボタンを用いた評価手法、評価値の粒度が細

かいスライダーを用いた評価手法、あるいは言語的な評価を与える評価手法など様々な評価手法が報告されている<sup>10)</sup>。

しかし、これらの評価手法においては、ユーザが複数の目的に対して主観的評価を行うことは考慮されていない。そこで、本研究では、複数の主観的評価を行うための評価手法を提案する。従来の評価手法では、1つの主観的目的に対して評価を行う様に設計されているため、複数の主観的評価を行うには、1つの個体に対し複数の評価を行う必要があった。そこで、一度の評価で複数の主観的評価に対して評価を付ける手法である目的関数空間をイメージした空間にマッピングすることで評価を付ける評価手法（マッピング）を提案する。この評価手法では、左側に評価の対象となる個体を配置し、右側に目的関数空間をイメージした領域を配置する。ユーザは、評価の対象となる個体をドラッグし、目的関数空間をイメージした空間にドロップすることで、評価が可能である。このような評価手法にすることで、複数の目的に対して同時に評価が可能となる。また、ユーザ自身が、パレート解集合を意識することで、パレート解集合を陽に探索することが可能となると考えられる。

## 5. 評価によるユーザ負担の検討

### 5.1 システム概要

4章で示したユーザ負担を考慮する提案手法の有効性を検討するため、本稿では、プレゼントのパッケージデザイン問題を用い、システムを構築した。このプレゼントのパッケージデザインにおける設計変数として、プレゼント箱の色とリボンの色をHSB表色系を用いて表現した。HSB表色系は、人間の感性に似た色の表現方法であり、色を色相、彩度、明度の3要素で表現する。色相は赤、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可能であり、0~360までの実数値で表現される。明度と彩度に関しては0~100までの実数値で表現される。

また、本稿では目的にはトレードオフ関係が明らかである「男性向けのプレゼント」と「女性向けのプレゼント」という2目的を設定し、2目的最大化問題を扱った。初期個体12個体をランダムに生成し、ディスプレイ上に提示した。

本システムを使用し、被験者実験を行うことで、3.2節で示したユーザ負担の問題について検討できると考えられる。

### 5.2 評価手法の設定概要

本稿では、以下の4つの評価手法について検討を行う。

- 目的関数空間をイメージした空間にマッピングすることで評価を付ける評価手法（マッ

ピング)

- ドラッグ&ドロップで目的毎に評価をつける評価手法（目的毎ドラッグ&ドロップ）
- スライダーで目的毎に評価をつける評価手法（スライダー）
- ラジオボタンで目的毎に評価をつける評価手法（ラジオボタン）

マッピング、目的毎ドラッグ&ドロップとスライダーでは、1~100までの細かい評価を付けることが可能である。ラジオボタンでは、1~5までの粗い評価を付けることが可能である。また、図1、図2、図3、図4に本実験で用いたシステムのインターフェイスを示す。図1のインターフェイスでは、画面左に個体を提示し、画面右には各軸が目的となっている目的関数空間をイメージしたエリアを用意し、そのエリアに個体をマッピングすることで、評価を与えることが可能である。図2のインターフェイスでは、画面左に個体を提示し、画面右に各目的毎に評価を与えるためのエリアを用意し、そのエリアに個体を配置することで評価を与えることが可能である。図3と図4のインターフェイスでは、各個体の下に評価を与えるための、スライダーとラジオボタンがそれぞれ目的変数ずつ配置され、それを用いて評価を行うことが可能である。

### 5.3 評価手法の検討におけるシミュレーション実験

#### 5.3.1 実験概要

本実験では、複数の質的目的を同時に考慮するMOIGAにおいて、どのような評価手法を用いることが最適であるかを判断するため、図1、図2、図3、図4に示したシステムを使用し、評価手法の比較を行い、各評価手法の特性について検証した。また、各評価手法の特性から複数の質的目的を考慮するMOIGAにおいて、どの評価手法を用いることが最適であるかを検討した。

#### 5.3.2 実験計画

実験の終了条件として、終了世代数を5世代とした。5世代目に保存されたアーカイブ母集団を被験者に提示し、それを最終的な解集合とした。被験者は全てのシステムに対して実験を行った。また、システムの実験順序については、少なくとも順番が重ならないように被験者間でカウンタバランスをとり、全てのシステムの実験終了後にシステム比較のアンケートを実施した。本実験での被験者は21~27歳の日本人の大学生、大学院生および大学職員（男性17名、女性7名）であった。

### 5.4 実験結果と考察

評価手法の違いにより、被験者の評価の付けやすさ、疲労度、解集合に対する満足度、解集合の多様性について検討した。まず、システム比較のアンケートより、「評価のつけやす

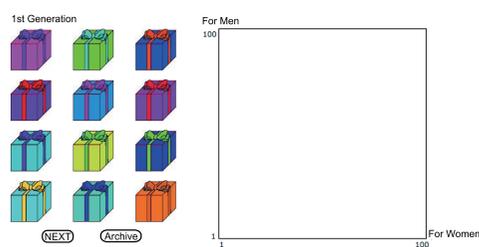


図 1 マッピング  
Fig.1 Mapping

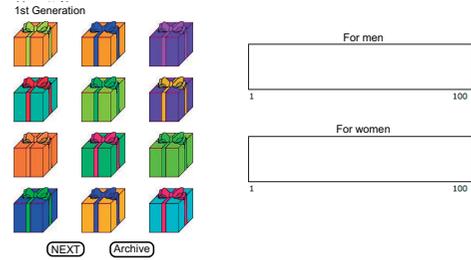


図 2 目的毎ドラッグ&ドロップ  
Fig.2 Drag & Drop per Object

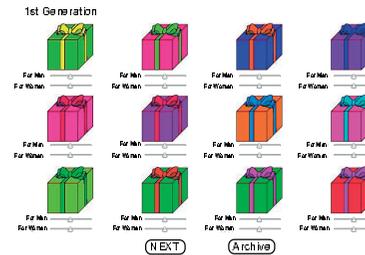


図 3 スライダー  
Fig.3 Slider

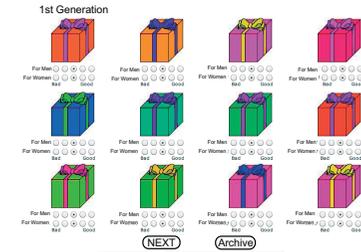


図 4 ラジオボタン  
Fig.4 RadioButton

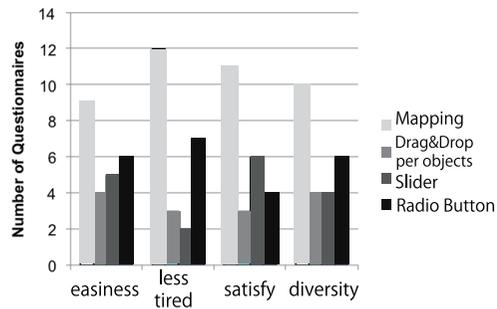


図 5 アンケート結果  
Fig.5 QuestionResult

さ」、「疲労度」、「満足度」、「多様性」についてのアンケートの集計結果を図 5 に示す。図 5 より、全ての項目において、マッピングによる評価手法が良いことがわかる。逆に目的毎のドラッグ&ドロップによる評価手法は、評価の付けやすさ、満足度、多様性において他の評価手法より悪い結果となることがわかった。符号検定を用いてシステムの比較を行ったところ、スライダーを用いた評価手法とラジオボタンを用いた評価手法との間に有意な差が見られなかった以外は、どの評価手法との間にも有意な差が見られた ( $p < .05$ )。

次に評価手法の利点と欠点について考察する。まず、マッピングを用いた評価手法は、全ての項目において他の評価手法より良い結果となっているため、最良の評価手法であるといえる。次に目的毎のドラッグ&ドロップを用いた評価手法は、スライダーを用いた評価手

法より疲労度が小さいが、ラジオボタンを用いた評価手法よりは疲労度が大きい。他の項目においては全て劣っている。次にスライダーを用いた評価手法とラジオボタンを用いた評価手法を比較する。スライダーを用いた評価手法とラジオボタンを用いた評価手法では、満足度においてはスライダーの方が良く、その他はラジオボタンを用いた評価手法の方が良いことがわかった。

ここで、満足度の項目に注目する。満足度の良い評価手法はマッピングによる評価手法とスライダーを用いた評価手法であり、逆に満足度が悪い評価手法は目的毎のドラッグ&ドロップによる評価手法とラジオボタンによる評価手法である。結果に差が出た要因に評価値の粒度が関係していると考えられる。図 6 に各評価手法を用いた実験でのある被験者 A の最終的にアーカイブ母集団に保存された個体群の評価値のグラフを示す。図 6 より、ラジオボタンを用いた評価手法では、適合度が悪い解もアーカイブ母集団に保存されていることがわかる。ラジオボタンを用いた評価手法では、1~5 までの粗い評価を用いていたため、同じ評価を付けてしまう場合が多く発生し、評価値の良い解が淘汰され、アーカイブ母集団に保存されなかったため、満足度の低下に繋がったと考えられる。また、目的毎のドラッグ&ドロップによる評価手法では、解が密集している点があることが確認できる。これは、多様性の低下が解の満足度に関係していると考えられる。スライダーによる評価手法の結果では、劣解がアーカイブ母集団に保存されていることがわかる。マッピングによる評価手法では、幅広さを維持したパレート解集合を確認できた。全体の 8 割以上 (24 人中 20 人) の被験者に対して同様の傾向が見られたため、これらの傾向は被験者間で共通に起こる現象であると考えられる。このため、評価手法の違いにより、満足度において差が出るということがわかった。

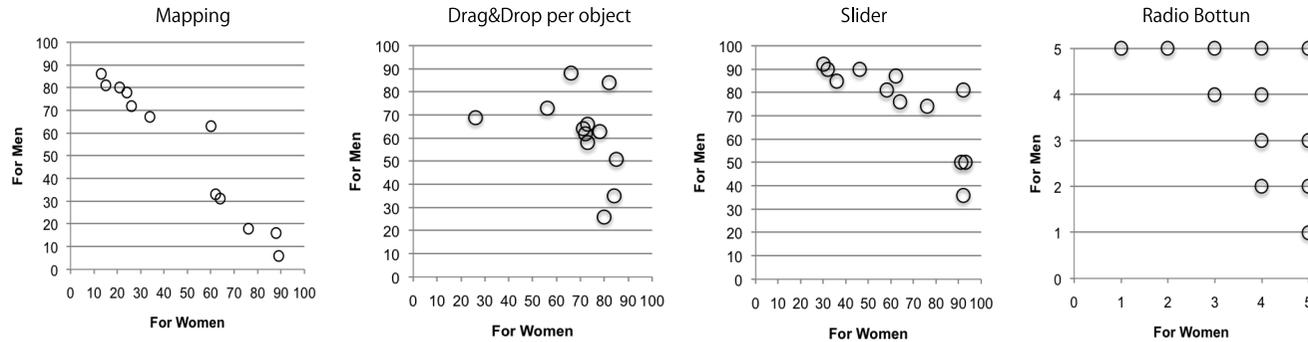


図 6 評価手法別の最終的なアーカイブ母集団の評価値結果  
Fig.6 Result of the final archive population's evaluation in each Evaluation Methods

以上より、複数の質的目的を同時に考慮する MOIGA では、マッピングによる評価手法が最も良い評価手法であることがわかった。

## 6. 評価値スケールの問題と解決手法の検討

### 6.1 世代間の評価値スケールを合わせる手法

3.2 節に示したように、世代間の評価値の問題に対して、本研究ではアーカイブ母集団における各目的において最大の評価値を持つ個体を用いた世代間の評価値スケールリング法を提案する。この世代間の評価値スケールリング法では、アーカイブ母集団における各目的の評価値が最大の個体を次世代においてユーザーに提示し、再度評価を行うことで、この個体の評価値の変化に合わせてアーカイブ母集団内の他の個体の評価値を更新する。アーカイブ母集団を  $P$ 、探索母集団を  $Q$  とし、各目的関数値が最大の個体を  $I$  としたとき、世代間の評価値スケールリング法のアルゴリズムを以下に述べる。

- (1) 探索母集団  $Q_t$  を初期化し、アーカイブ母集団  $P_t$  を空にする。  $t$  に 0 をセットする。
- (2)  $Q_{t+1}$  を提示する。
- (3)  $Q_{t+1}$  の評価を行う。
- (4) スケールリングのため、  $t > 2$  の場合、以下の操作を行う。
  - (a)  $I_{t_m}$  の評価値と  $t+1$  世代目の  $I_{t_m}$  に対してユーザーが付けた評価値の変更割合 ( $r$ ) を算出する。
  - (b)  $P_t$  の目的  $m$  の評価値を  $r$  倍する。

- (5) 環境選択により  $P_{t+1}$  を生成する。
- (6) 終了条件を満たしていれば、終了する。
- (7)  $P_{t+1}$  より各目的関数値が最大の個体  $I_{t_m}$  を抽出する。
- (8)  $P_{t+1}$  から、混雑度トーナメント選択により  $Q_{t+1}$  を生成する。
- (9)  $Q_{t+1}$  から目的数だけ個体を間引く。
- (10)  $Q_{t+1}$  に対して遺伝的操作 (交叉, 突然変異) を行う。
- (11)  $t$  に  $t+1$  をセットし、(2) へ戻る。

以上のアルゴリズムを用いることでアーカイブ母集団の評価値をユーザーが手動で更新するという負担を軽減し、世代間の相対的な評価値を扱うことが可能であると考えられる。

### 6.2 世代間の評価値スケールリング法の評価実験

#### 6.2.1 実験概要

本実験では、複数の質的目的を同時に考慮する MOIGA において、世代間の評価値スケールリング法の有効性を検討した。そのため、5.4 節の結果最も良いとされた評価手法であるマッピングによる評価手法を用いたシステムを使用した。検討方法として、世代間の評価値スケールリング法を適用したシステムと適用していないシステムを比較した。

#### 6.2.2 実験計画

被験者は 19~23 歳の日本人の大学生および大学院生 (男性 8 名, 女性 2 名) であった。実験の終了条件として、終了世代数を 10 世代とした。その 10 世代目に保存されたアーカイブ母集団を被験者に提示し、それを最終的な解集合とした。また、システムの実験順序を

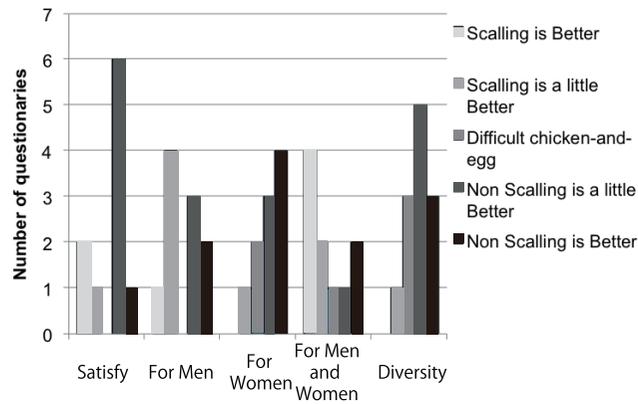


図7 アンケート結果  
Fig.7 Question result

順番が重ならないように被験者間でカウンタバランスをとり、全てのシステムの実験終了後にシステム比較アンケートを実施した。

また、世代間の評価値スケールリング法による評価値が被験者の嗜好に沿っているかを確認するため、各システムの実験終了後に実験終了時のアーカイブ母集団を提示し、評価を行った（実験後再評価）。この実験後再評価を行った個体と、実験後再評価を行う前の評価値とを比較し、被験者の嗜好に合った評価値が付けられているかを検証した。

最後に各システムで最終的に保存されたアーカイブ母集団を同時に提示し評価を行った。これにより、世代間の評価値スケールリング法を適用したシステムと適用していないシステムの比較を行い、世代間の評価値スケールリング法について検討した。

### 6.3 実験結果と考察

システム比較アンケートの結果を図7に示す。世代間の評価値スケールリング法を適用したシステムの方が、適用していないシステムより、「最終的な解集合に満足できたか」、「女性向けのプレゼントという目的に沿っているか」、「多様性はあるか」の3項目において悪い評価となった。「男性向けのプレゼントという目的に沿っているか」の項目では、ほぼ同等の評価を得ており、「男性向け、女性向けの両目的に沿っているか」という項目においては、世代間の評価値スケールリング法を適用したシステムの方が良いという評価を得た。このような評価を得た要因は、世代間の評価値スケールリング法を適用したシステムの方が、適用して

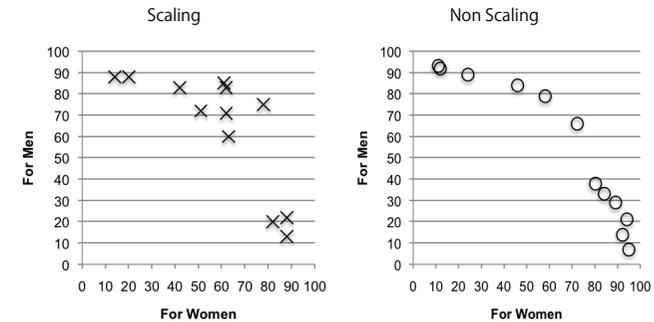


図8 被験者Bの最終的なアーカイブの評価値  
Fig.8 Archive result by userB

いないシステムより「多様性」の評価が悪く「最終的な解集合の満足度」が悪いことより、解の多様性が満足度に関係しているのではないかと考えられる。

図8は、ある被験者Bの世代間の評価値スケールリング法を適用したシステムと世代間の評価値スケールリング法を適用していないシステムで生成された最終的なアーカイブ母集団の評価値を示す。世代間の評価値スケールリング法を適用したシステムと適用しないシステムを比較すると、適用しないシステムの方が多様性は良い。また、適用したシステムで生成された最終的なアーカイブ母集団は「男性向け」という目的に偏っている。さらに、両方の目的を満たすような解を多く有している。この傾向が被験者の6割に見られた。このため、「女性向けのプレゼント」という目的に対して高い評価が与えられても、両方の目的を満たすような解が存在したため、その解はアーカイブ母集団には保存されず、淘汰されたのではないかと考えられる。また、適用したシステムでは、劣解がアーカイブ母集団に含まれており、これが満足度の低下に繋がったのではないかと考えられる。

次に実際に世代間の評価値スケールリング法により、被験者の嗜好に合った評価値が付いているかどうかについて検討する。実験後評価によって付けられた評価値と実験中に付けられた評価値との誤差を評価値の誤差と呼ぶ。この評価値の誤差を用いるため、誤差を算出する定式を式(2)に示す。

$$E_{system} = \frac{\sum_{k=1}^H \sum_{i=1}^N \sqrt{\sum_{j=1}^M (f_{k_{ij}} - f'_{k_{ij}})^2}}{archive\_num * Examinee\_num} \quad (2)$$

表 1 評価値の誤差

Table 1 Evaluation value error

	Scalling	Non - Scalling
System Value	16.4177	22.8731
Standard deviation	8.1272	33.9322

式 (図 2) において,  $E_{system}$  はシステムの総合的な誤差,  $H$  は被験者数,  $N$  はアーカイブ母集団サイズ,  $M$  は目的数,  $f$  は 10 世代目のアーカイブ保存個体に付けられた評価値,  $f'$  は実験後評価後のアーカイブ保存個体に付けられた評価値,  $archive\_num$  はアーカイブ母集団のサイズを,  $Examinee\_num$  は被験者の数をそれぞれ表す.  $E_{system}$  の値が小さいほど, 最終的なアーカイブ母集団に付けられた評価値が正確に付けられているといえる.

評価値の誤差の結果を表 1 に示す. 表 1 での SystemValue は  $E_{system}$  (2) の値を示し, StandardDeviation ( $\sigma$ ) は, 1 個体あたりの誤差のばらつきを表している. StandardDeviation ( $\sigma$ ) は式 (3) により導出する.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^H \sum_{i=1}^N \left( \sqrt{\sum_{j=1}^M (f_{kij} - f'_{kij})^2} - E_{system} \right)^2}{archive\_num * Examinee\_num}} \quad (3)$$

表 1 より, 世代間の評価値スケールリング法を用いたシステムの方が,  $E_{system}$  の値が小さいことがわかる. また,  $\sigma$  の値も小さいため, ばらつきも小さいと考えられる. したがって, 世代間の評価値スケールリング法を用いたシステムの方が, 世代間の評価値スケールリング法を用いないシステムより被験者の嗜好を反映した評価値を個体に付けることができたと考えられる.

次に, 各システムの最終的に保存されたアーカイブ母集団に対して被験者に提示し, 評価を行った. ある被験者 C が実験を行った結果を図 9 に示す. 図 9 では, 各システムにおける非劣解のみを抽出した. 図 9 より各目的関数値を最大とする個体の評価は, 世代間の評価値スケールリング法を用いないシステムの方が良いが, 両目的に沿った解は世代間の評価値スケールリング法を用いたシステムの方が多く生成されていることがわかる. 世代間の評価値スケールリング法を用いたシステムの方と世代間の評価値スケールリング法を用いないシステムの非劣解の含有率の平均を表 6.3 に示す. 表 6.3 より, 両システムにおいて明確な差がないことがわかった.

次に, 各システムでの非劣解の数に注目する. 表 6.3 に, 被験者が評価したの各システムのアーカイブ母集団の平均非劣解数を示す. 表 6.3 より, 世代間の評価値スケールリング

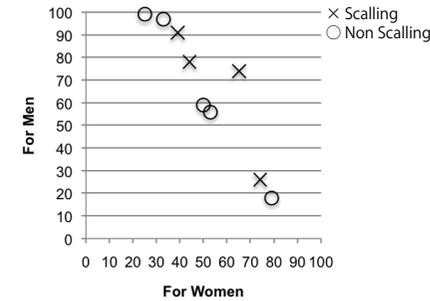


図 9 被験者 C のシステム比較結果

Fig. 9 Result of comparison system by user C

表 2 非劣解の含有率の平均値

Table 2 Content percentage of Non - Dominated Solutions

	Scalling	NonScalling
Parcentage	51.05%	48.95%

表 3 アーカイブ母集団の平均非劣解数と割合

Table 3 Number and percentage of Non - Dominated solutions

	Scalling	NonScalling
Average of individual numbers	3.9	4.5
Percentage of archive	32.5%	37.5%

法を用いないシステムの方が用いたシステムより, 非劣解が多く生成されていることがわかる. 非劣解の数には, 解の多様性が影響していると考えられる. 世代間の評価値スケールリング法では, 世代毎にアーカイブ母集団の解が更新される頻度が多くなるため, 世代間の評価値スケールリング法を用いない場合より, 非劣解の割合が小さくなる. また, 世代間の評価値スケールリング法を用いたシステムでは, 各目的関数が最大の個体を次世代に提示するため, 用いないシステムより, 探索母集団が少なくなる. そのため, 目的関数空間, 設計変数空間に偏りが生じ, 多様性を維持することが難しくなると考えられる.

以上をふまえて解の多様性について, 考察する. 図 10 にある被験者 D の最終的に保存されたアーカイブ母集団の設計変数空間の分布図を示し, 図 11 にシステム比較の実験を行った際の評価値を示す. 図 10 より, 世代間の評価値スケールリング法を用いないシステムでは,

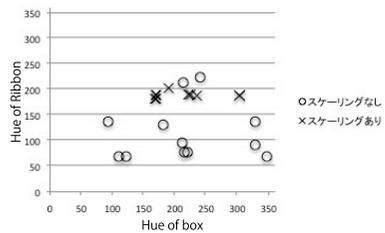


図 10 アーカイブ母集団の設計変数空間の分布  
Fig.10 *Aria of Design Value*

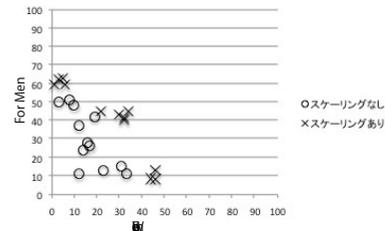


図 11 アーカイブ母集団の評価値  
Fig.11 *Evaluation of archive population*

設計変数空間において幅広く解が存在するのに対し、用いたシステムでは、設計変数空間に偏りが生じていることがわかる。図 11 より、世代間の評価値スケール法を用いないシステムでのアーカイブ母集団は、多様性を有していることが確認できるが、用いたシステムのアーカイブ母集団では、解がまばらであることがわかる。また、図 11 では、世代間の評価値スケール法を用いたシステムのアーカイブ母集団が、用いないシステムでのアーカイブ母集団を優越していることがわかる。しかし、アンケートによる評価では、被験者 D は、世代間の評価値スケール法を用いたシステムより用いないシステムの方が満足度の高いアーカイブ母集団を作成できたという評価をしていた。これは、被験者にとって、一つ一つの解を比較すると、世代間の評価値スケール法を用いたシステムの方が良い解を作成できるが、解集団全てを比較すると用いないシステムの方が良い解集団であるという評価を行っていることに起因すると考えられる。

以上より、複数の質的目的を考慮した MOIGA では、被験者にとって、精度を重視した解集合より、多様性のある解集合の方が良好な解集合であるということがわかった。

## 7. 結 論

本論文では、複数の質的目的を考慮した MOIGA について検討を行った。特に MOIGA の評価部に焦点を当て、評価手法と世代間の評価値の扱いについて検討を行った。

評価手法の検討では、スライダを用いた評価手法、ラジオボタンを用いた評価手法、目的毎に評価をつけるドラッグ&ドロップによる評価手法、目的関数空間をイメージした空間にマッピングすることで評価をつける評価手法とを比較し、複数の質的目的を考慮した MOIGA において最も良い評価手法について検討を行った。その結果、目的関数空間をイメージした空間にマッピングすることで評価をつける評価手法が最適な評価手法であること

がわかった。

世代間の評価値の扱いに関しては、世代間の評価値スケール法を提案した。検討方法として、世代間の評価値スケール法を用いたシステムと用いないシステムとで比較を行った。その結果、世代間の評価値スケール法を用いたシステムは、用いないシステムより、解の多様性の面で問題があることがわかった。また、複数の質的目的を考慮した MOIGA にとって、ユーザは解の精度より多様性を重視するということが分かった。今後は多様性を向上させる手法についてよりいっそうの検討が必要である。

## 参 考 文 献

- 1) Hideyuki Takagi, "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.
- 2) M Zeleny, "Multiple criteria decision making", McGraw-Hill Book Company, 1982.
- 3) D.E. Goldberg, "Genetic Algorithms in search optimization and machine learning", Addison-Wesley, 1989.
- 4) 坂和正敏, "離散システムの最適化", 森北出版, 2000.
- 5) 三宮 信夫, 喜多 一, 玉置 久, 岩本 貴司, "遺伝アルゴリズムと最適化", 朝倉書店システム制御情報ライブラリー 17, 1998.
- 6) K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, "A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II", IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 6 (2), pp. 182-197, 2002.
- 7) E. Zitzler and L. Thiele, "SPEA2: Improving the Performance of the Strength Pareto Evolutionary Algorithm", Technical Report 103, Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK), Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich, 2001.
- 8) Alexandra Melike Brintrup, Hideyuki Takagi, Ashutosh Tiwari, Jeremy J. Ramsden, "Evaluation of sequential, multi-objective, and parallel interactive genetic algorithms for multi-objective optimization problems", Journal of Biological Physics and Chemistry 6, pp 586-598, 2006.
- 9) Alexandra Melike Brintrup, Jeremy Ramsden, Hideyuki Takagi and Ashutosh Tiwari, "Ergonomic Chair Design by Fusing Qualitative and Quantitative Criteria Using Interactive Genetic Algorithms", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol.12, no.3, pp.343-354, 2008.
- 10) Alexandra Melike Brintrup Hideyuki Takagi, "The Effect of User Interaction Mechanisms in Multi-objective IGA", Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO2007), London, U.K., pp.2629-2632, 2007.