

多目的最適化問題における対話型遺伝的アルゴリズムの検討

Discussion on the interactive Genetic Algorithm for Multi-objective Optimization Problem

小林 祐介*¹
Yusuke KOBAYASHI廣安 知之*²
Tomoyuki HIROYASU三木 光範*³
Mitsunori MIKI横内 久猛*²
Hisatake YOKOUCHI*¹同志社大学大学院工学研究科

Graduate School of Engineering, Doshisha University

*²同志社大学生命医科学部

Department of Life and Medical Sciences, Doshisha University

*³同志社大学理工学部

Departments of Science and Engineering, Doshisha University

Interactive genetic algorithm (iGA) is one of evolutionary computations which can treat human sensitivities and Kansei information. In the conventional iGA, there is only one objective function. Usually, human sensitivities and Kansei information are related to plural terms. The objective function is consisted of these terms. It may happen that the tradeoff relationship can be existed between these terms. In this case, this tradeoff relationship information should be useful for users and Pareto optimum solutions can express this relationship. In this paper, Multi-objective iGA (MOiGA) which has plural objectives and there is a tradeoff relationship between them is discussed. In this paper, the following two problems are discussed. Firstly, how to express the solution candidates to users was discussed. Then, the expression of candidate solutions for MOiGA was proposed. Secondly, the evaluation value of the candidate solution can be changed with along to the generation. These evaluations should be normalized. In this paper, scaling method was proposed and examined its effectiveness.

1. はじめに

人間の嗜好の解析を工学的に行う手法の一つに、対話型遺伝的アルゴリズム (interactive Genetic Algorithm:iGA) がある。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 [高木 1998]。iGA では、その個体がユーザにとって好ましいか否かという 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。例えば、好みの T シャツを選ぶ場合、「かわいい」や「さわやか」等の複数の要素がユーザの判断に影響すると考えられる。そこで、これらの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 について扱い、その評価部における問題点とその改良手法について検討する。

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)[Goldberg 1989] の遺伝的操作のうち評価の部分人間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。一般的に iGA では単一目的最適化問題を扱う。

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 [坂和 2000]。

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

しかし、一般的に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の最適解は存在しない。そのため、多目的最適化では、パレート最適解という概念を用いて探索を行う。パレート最適解とは、実行可能領域内の他のどの解にも劣らない解である。また、各世代において、その世代における他のどの解にも劣らない解を非劣解と呼ぶ [三宮 1998]。

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 [渡邊 2003]。

2.3 多目的遺伝的アルゴリズム

多目的遺伝的アルゴリズム (Multi-Objective Genetic Algorithm:多目的 GA) とは、最適化手法である GA を多目的最適化問題へ拡張したアルゴリズムである。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、NSGA-II (Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm)[Deb 2002] や SPEA2 (Strength Pareto Evolutionary Algorithm)[Zitzler 2001] などが存在する。本研究では、NSGA-II を適用した。以下に NSGA-II について述べる。

NSGA-II のアルゴリズムにおいて、非優越ソート、混雑距離計算は NSGA-II 特有の処理であり、これらの処理によって

連絡先: 小林祐介, 同志社大学大学院工学研究科,
京都府京田辺市多々羅都谷 1 - 3, 0774-65-6921,
ykobayashi@mikilab.doshisha.ac.jp

個体の優劣を判定し、それを基に混雑度トーナメント選択、環境選択を行う。

2.4 多目的対話型遺伝的アルゴリズム

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。iGA での評価は、ユーザの嗜好に合うかどうかの総合的な評価であるが、本稿での MOiGA は、ユーザの複数の主観的評価を考慮し、感性の最適化を行う。そのため、以下の2つの問題が発生すると考えられる。

1. MOiGA では、1つの個体に対して複数の評価をつける必要があるため、ユーザが従来の iGA と MOiGA を同じ世代数操作する場合、1個体への評価回数が増える分ユーザの負担は、MOiGA の方が従来の iGA より大きくなると考えられる。
2. 従来の MOGA では、目的関数が世代を超えて一定であるため、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。そのため、評価値を世代毎に更新する必要がなかった。しかし、MOiGA では人間の感性が目的関数となるため、常に評価値が一定ではない。そこで、アーカイブ母集団に対して毎世代評価を付け直す必要がある(再評価)。しかし、アーカイブ母集団には多数の個体が保存されているため、全ての個体を再評価すると、評価回数が多くなり、ユーザにとって負担が増大する。

3. 多目的対話型遺伝的アルゴリズムを用いたシミュレーション実験

3.1 多目的対話型遺伝的アルゴリズムを用いたシステム

本稿では、2.4節で述べた問題を検討するため、対象問題を2色旗とするシステムを構築し、実験を行った。目的には「トレードオフ関係が明らかである」、「暑そうな国の国旗」と「寒そうな国の国旗」という2目的を設定し、2目的最大化問題として扱う。初期個体12個体をランダムに生成し、図1に示したインタフェースによりユーザに提示する。ユーザは、各個体の下に位置するスライダーを用いて個体に対して1~100の評価を与える。各世代毎に遺伝的操作を行い、新たな個体を提示する。

第1世代目

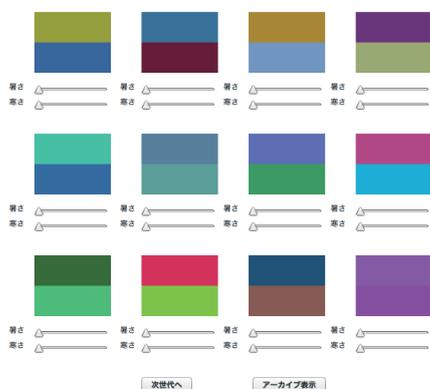


図1: スライダーによる評価手法を用いたインタフェース

設計変数は旗の上下の色としており、色の表現には、色相、彩度、明度を扱う HSB カラーモデルを用いた。実験終了条件を10世代目の評価と設定した。

3.2 ドラッグ&ドロップによる評価手法の提案によるユーザ負担の軽減

3.2.1 ドラッグ&ドロップによる評価手法の提案

2.4節の1に述べたユーザの評価回数が目的数に比例して増大するという MOiGA の問題点を解決するため、ドラッグ&ドロップによる評価手法を提案する。図2にドラッグ&ドロップによる評価手法を用いたインタフェースを示す。図2に示すようにドラッグ&ドロップによる評価手法では、従来の評価手法である各目的ごとに評価点を付けるスライダとは異なり、ユーザが個体を目的関数空間をイメージしたエリアへドラッグ&ドロップによりマッピングすることで各目的に対し1~100の評価を与える。

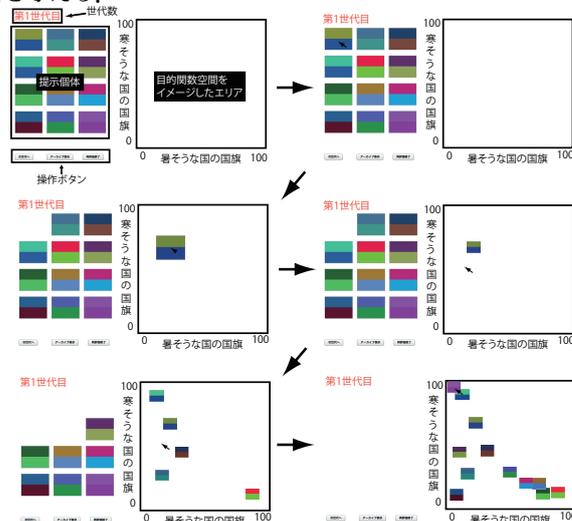


図2: ドラッグ&ドロップによる評価手法を用いたインタフェース

このようなインタフェースにすることで、ユーザの評価回数はスライダを用いた評価手法の半分となるため、ユーザの負担の軽減に有効であると考えられる。

3.2.2 評価実験

ドラッグ&ドロップによる評価手法がユーザの負担軽減に有効であるかどうかを検証するため、評価実験を行った。被験者にドラッグ&ドロップによる評価手法を用いたシステムとスライダによる評価手法を用いたシステムの2通りのシステムを使わせた。被験者は、男女10名(男7人:女3人)を用い、実験終了後にアンケートを行った。アンケートの内容は、ドラッグ&ドロップによる評価手法を用いたシステムとスライダによる評価手法を用いたシステムの両システムを10世代目まで探索を行い、どちらのシステムの方が疲れたかを5段階評定で尋ねた。

3.2.3 実験結果

図3に実験結果を示す。

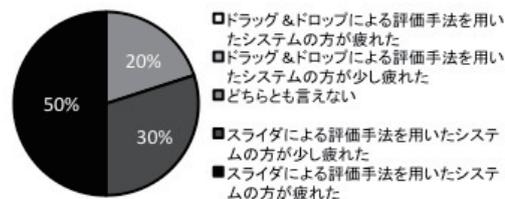


図3: システムの比較結果

図3では、スライダによる評価手法を用いたシステムの方が疲れたという回答が、80%となっている。これにより、ド

ラッグ&ドロップによる評価手法を用いた方がユーザ負担が小さいことが確認できる。このユーザ負担が小さくなる要因として、評価回数が半減したことが考えられる。また、インタビューの結果、個体に対して相対的に評価を付けることが可能となることにより、評価を付けやすくなった、などの回答が得られた。

しかし、本実験では2目的を扱ったため、目的関数空間をイメージしたエリアを2次元で表現することができたが、今後は目的数が増加した際に有効なインタフェースを検討する必要があると考えられる。

3.3 アーカイブ母集団への再評価を行う提案手法

3.3.1 スケーリング手法

2.4節の2で述べたように、前の世代で付けた評価値を意識する事無く、その世代内における相対的な評価だけを被験者が意識してしまう。アーカイブ母集団に対しての評価はユーザにとって大きな負担となる。また、ドラッグ&ドロップによる評価手法を用いることで、より相対的な評価値が個体に対して付けられてしまうため、前の世代と同じ尺度で評価を行うことができない。この相対的な評価値を扱い、ユーザの負担を考慮するアーカイブ母集団への再評価を行うために、本研究では各目的において最大の評価値を持つアーカイブ個体を用いたスケールリング手法を提案する。このスケールリング手法では、アーカイブ母集団における各目的関数値が最大の個体を次世代においてユーザに提示し、再評価を行うことで、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。以下にアルゴリズムを示す。

1. アーカイブ母集団から、各目的関数値が最大の個体を抽出する。
2. 親個体の選択において、子個体の数を目的の数だけ間引く。
3. 探索母集団に対して遺伝的操作(交叉, 突然変異)を行う。
4. 子個体集団に抽出された個体を混ぜたものを探索母集団とする。
5. 探索母集団を提示する。
6. ユーザが評価を行う。
7. スケーリングのため、以下の操作を行う。
 - (a) 抽出した個体の前の評価値とユーザが付けた評価値とを比較する。
 - (b) 変更されていれば、前の世代のアーカイブ母集団の抽出した個体にあたる個体の評価値をユーザが付けた評価値に合わせる。
 - (c) 抽出した個体の評価値をユーザが付けた評価値に合わせた割合だけ、前の世代のアーカイブ母集団の他の個体の評価値も、それに合わせる。
8. 環境選択によりアーカイブ母集団を生成する。
9. 終了条件を満たしていれば終了する。

以上のアルゴリズムを用いることで、ユーザの負担を軽減し、相対的な評価値を扱うことが可能であると考えられる。

3.3.2 評価実験

本研究の提案手法の有効性を検証するため評価実験を行った。本実験では、スケールリング手法を用いたシステムを被験者である20代の男女10名(男:9, 女:1)に利用させた。検証項目は以下の2つである。

● 評価の精度の検討

被験者は10世代目まで探索を行った後、システムが10世代目に保存されたアーカイブ母集団を提示し、被験者が評価値の付け直しを行う(実験後評価)。スケールリングの結果が被験者の感性と一致しているかを検討するため、実験後評価で付けられた評価値と実験中にその個体に付けられた評価値の誤差を検討した。

● 探索の履歴の検討

被験者は10世代目まで探索を行った後、システムが初期個体と探索途中のアーカイブ母集団、最終的なアーカイブ母集団をランダムに配置する。被験者はそれらに対して評価を行う。スケールリングが最適解の探索に与える影響を検討するため、この実験により初期個体と探索途中のアーカイブ母集団と、最終的なアーカイブ母集団についての優越関係を検討した。

3.3.3 評価の精度における実験結果

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。

$$E_{system} = \frac{\sum_{k=1}^H \sum_{i=1}^N \sqrt{\sum_{j=1}^M (f_{kij} - f'_{kij})^2}}{archive_num * Examinee_num} \quad (2)$$

式(2)において、 E_{system} はシステムの総合的な誤差を表し、 H は被験者数を表す。 N はアーカイブ母集団サイズを表し、 M は目的数を表す。 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を表し、 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を表す。 $archive_num$ はアーカイブ母集団のサイズを表し、 $Examinee_num$ は被験者の数を表す。 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。また、誤差の取る範囲は、0.0~141.4まで取ることができ、誤差0.0の時は被験者の嗜好に基づいて付けられた評価とアーカイブ母集団に付けられている評価値が一致していることを表す。図4において、被験者のアーカイブ母集団への実験後評価を示す。

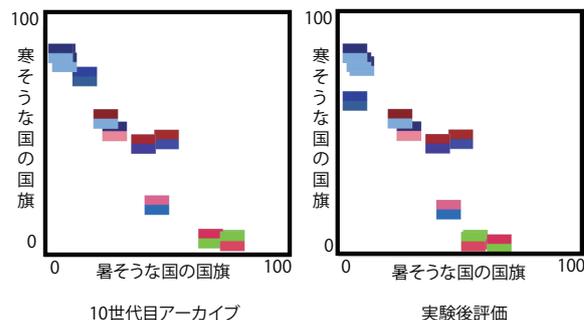


図4: 実験結果

図4では、10世代目のアーカイブ母集団に付けられた評価値と実験後評価後に付けられた評価値に差があることが確認できる。

また、検討項目である評価値の誤差の結果を表1に示す。表1での誤差は E_{system} (2)の値を示し、標準偏差 σ は、1個体あたりの誤差のばらつきを表している。また、標準偏差 σ は式(3)により導出する。

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

評価値の誤差は、最大141.4まで誤差を取りうるため、本実験で得られた誤差の6.6は十分小さい値であるといえる。ま

表 1: 評価値の誤差

誤差	6.6
標準偏差	3.6

た、標準偏差 σ の値においても 3.3 となっており、ばらつきが小さいことがわかる。以上より、スケールリング手法を用いたシステムでは、ユーザの嗜好を基に付けた評価値とスケールリング手法による評価値の誤差が小さいため、ユーザの嗜好を反映した評価値が付けられていることがわかる。

3.3.4 探索の履歴による実験結果

実験終了後、システムは 1 世代目、5 世代目、10 世代目に保存されたアーカイブ母集団をランダムに配置し、被験者が評価を行う (履歴評価)。

システムはインタフェース画面の左に各世代のアーカイブ母集団を提示し、インタフェース画面の右に目的関数空間をイメージしたエリアを表示する。被験者はこれらの個体をドラッグ&ドロップによる評価手法を用いて目的関数空間をイメージしたエリアにマッピングすることで履歴評価を行う。

図 5, 図 6 に、被験者 A, B の各世代のアーカイブ母集団の履歴評価後の各世代の非劣解をプロットした図を示す。

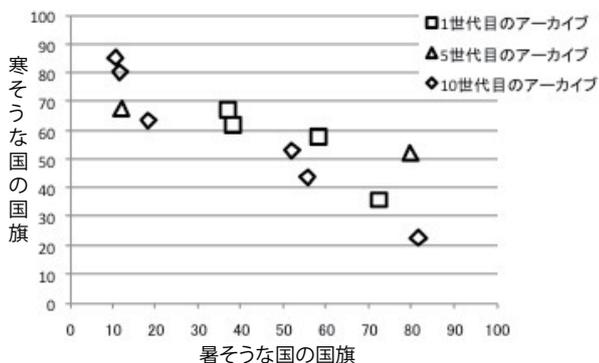


図 5: 履歴評価後の各世代のアーカイブ母集団の非劣解: 被験者 A

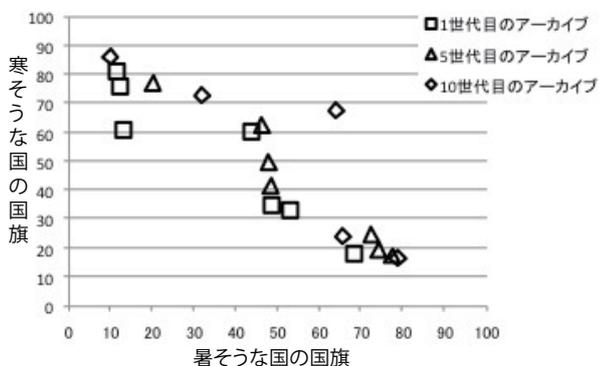


図 6: 履歴評価後の各世代のアーカイブ母集団の非劣解: 被験者 B

図 5 では、1, 5 世代目のアーカイブ母集団の個体が、10 世代目のアーカイブ母集団の個体を優越していることが確認できる。しかし、10 世代目のアーカイブ母集団の各目的関数値が最大の個体においては、他の世代の目的関数値が最大の個体より各目的関数において良い値をとっていることが確認できる。これは、各目的関数値が最大の個体に対しては毎世代再評価を直接被験者が行っていたが、他の個体に対してはスケールリング

手法により評価値を更新したため、被験者の嗜好を反映できた探索を行えていないといえる。

しかし、図 6 では、1, 5 世代目のアーカイブ母集団の個体を 10 世代目のアーカイブ母集団の個体が優越していることが確認できる。これより探索が進行しているといえる。

以上の結果より、スケールリング手法が有効である場合と有効では無い場合が存在することが確認できた。スケールリング手法が及ぼす問題と解決策について、今後さらなる検討が必要である。

4. まとめ

本稿ではユーザの複数の主観的な判断要素を最適化する MOiGA における評価部の問題点とその改良手法を提案・検討した。ユーザの負担を軽減する評価手法としてドラッグ&ドロップによる評価手法を提案し、アーカイブ母集団に対して再評価を行う手法として、各目的ごとに最高評価値を持つアーカイブ個体を用いたスケールリング手法を提案した。

手法の検討のためシステムを構築し被験者実験を行った。対象問題に二色旗を用い、完全に競合する目的である「暑そうな国の国旗」と「寒そうな国の国旗」という 2 目的最大化問題を扱った。実験結果より、ドラッグ&ドロップによる評価手法を用いたシステムは、スライダによる評価手法を用いた評価手法よりユーザの負担を軽減できることを確認した。また、スケールリング手法を用いたシステムでは、スケールリングの結果とユーザの実験後の評価結果の差が僅少であり、ユーザの嗜好に沿ったスケールリングが行われていることがわかった。探索において、数世代後のアーカイブ母集団が初期世代に保存されたアーカイブ母集団を優越しているため、探索が進行している場合と数世代後のアーカイブ母集団が初期世代に保存されたアーカイブ母集団を優越されている場合があることを確認した。これらの結果より、スケールリング手法の有効性とアルゴリズムについてはさらなる検討を行う必要があることがわかった。

参考文献

[高木 1998] 高木 英行, "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, Sep, 1998.

[Goldberg 1989] D.E. Goldberg, "Genetic Algorithms in search optimization and machine learning", Addison-Wesley, 1989.

[坂和 2000] 坂和正敏, "離散システムの最適化", 森北出版, 2000.

[三宮 1998] 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.

[渡邊 2003] 渡邊真也, "遺伝的アルゴリズムによる多目的最適化に関する研究", 同志社大学大学院工学研究科知識工学専攻博士論文, 2003.

[Deb 2002] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II", IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 6 (2), pp. 182-197, 2002.

[Zitzler 2001] 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.