

多くの判断基準を持つ知的な人工物の設計 - 目的に応じた判断基準生成法 -

Design of Intelligent Artifacts with Multiple Criteria

小川泰正

Yasumasa OGAWA

Abstract: Recent artificial systems and equipments have been gaining intelligence or smartness, but the fundamental characteristics of such intelligence had not been clarified yet. Intelligent artifacts make actions according to the judgement that is derived from the information obtained by sensing their environment. We use the word 'Systems Intelligence', which represents the intelligence built in intelligent artifacts, and it is different from the human intelligence. This paper deals with the consideration on the levels of the systems intelligence. This paper proposes that there are three levels of systems intelligence according to the hierarchy of the criterion for the judgement, sub-goal, and ultimate goal. And this paper proposes the process of designing high level intelligent systems using interactive genetic algorithms, genetic programming, and multiobjective optimization methods.

1 はじめに

最近のシステムは「感性化」「インテリジェント化」、
「共同化」の度合いを強めつつある¹⁾。中でもインテリ
ジェント化の流れは電子デバイス技術と情報処理技術の
驚異的な発展に伴って最も進んでいると思われる。

人工物の知的化に関し、人工物に必要な知的性質の基
本的な考察が行われている^{2, 3)}。人工物は明確な目的
をもち、その機能や性能が評価できる。また、人工物
の知的性質、すなわち知能は、人工物の機能や性能と並
ぶ基本的な属性といえる。知能とは人工物におけるパラ
メータを環境に合わせて調節し変化することで、人間に
とってより高い効用をもたらすために人工物に付与され
る属性である。また、人工物の知的水準は、判断動作の
ための基準を階層構造として考えることで分類するこ
とができる。知的水準が上がるにしたがって、人工物は
パラメータを制御するための判断基準が複数個必要とな
る。また、人工物は使用される環境に応じて複数の判断
基準の中から最適な判断基準を選択し、その判断基準に
従った動作が行われる⁴⁾。

そこで本研究では、知的水準の高い人工物を設計す
るために必要な技術である複数の判断基準を生成する手
法を示し、設計過程を示す対象問題として、色の合成問
題を扱った。

2 判断基準生成手法

2.1 複数の判断基準生成

複数の利用者の複数の目標に応じる知的な人工物を設
計するには、判断基準を複数用意することが必要である。
そのため、多くの利用者が人工物に対して望んでいる動

作を実現するためのパラメータ操作の判断基準を、数多
く人工物に与えなければならない。そこで設計者は複数
の判断基準を作成するために、一般的には次のような方
法を用いると考えられる。まず、実験によってある被験
者の最適な判断基準を得る。そして被験者を変更し、同
様にして最適な判断基準を得る。そしてまた異なる被験
者で実験を行うという繰り返しにより、多くの利用者の
目標に応じた判断基準を複数個作成していく。しかしこ
のような判断基準の生成法では、感性の異なる多くの利
用者を満足させるために、非常に多く実験を繰り返さな
ければならない。そこで、少ない回数の実験によって得
られる判断基準から、多くの判断基準を生成する手法が
必要であると考えられる。

少数の判断基準から多くの判断基準を生成する一手法
として、判断基準間を補間し、補間された点を新たな判
断基準とする方法が考えられる。補間の方法としては、
直線的に補間する方法が考えられる。しかし、人間の判
断基準や感性は統計的に正規分布でなく、また非線形の
特性を持っていると言われている⁵⁾。直線的な補間で
は利用者に満足な判断基準が生成される可能性は低い。

そこで本研究では、人間の感性の非線形性を考慮した
補間について、対話型遺伝的アルゴリズム⁶⁾、遺伝的
プログラミング⁷⁾ および多目的最適化法⁸⁾ を用いて、
少数の判断基準からより多くの判断基準を生成する手
法を提案する。

2.2 判断基準生成手法とその利用

前節で述べたように、ある個人の判断基準や感性は、
統計学的に正規分布でなく、非線形である。そのため、
個人の好みや感性といったものを正確にモデル化するこ

とは困難であると考えられる。そこで、最近のシステム最適化のアプローチとして、その本人そのものを最適化系に組み込み、本人の評価に基づいてコンピュータに最適化させるというアプローチが考えられている⁶⁾。本研究では、まず、人間をある種のシステムの評価系として取り込み、ある入力に対する出力のデータを得る。そしてそのデータの入出力関係を正しく導き出すモデルを得ることにより、個人の持つ判断基準の定式化を行う。さらに、この個人の持つ判断基準、換言すれば個人の感性情報を複数用い、それらを複合化することで、ある特定個人だけの判断ではないより一般的な感性情報を得るという3段階の過程を経て、少数の判断基準から多くの判断基準を生成することを考えた。

具体的には、対話型遺伝的アルゴリズムにより個人のある種の入力に対する評価としての出力のデータが得られる。次にこのようにして得られた入出力のデータを正しく導出する評価関数を遺伝的プログラミングを用いて獲得する。これにより、その被験者が持つ評価系を得ること、および被験者の評価の分布を得ることができる。そして最後に多目的最適化法を用いて、このようにして得られた複数人の評価系の分布傾向を解析し、判断基準の補間を行うことができると考えられる。すなわち、Fig.1 に示すように、設計空間で、対話型遺伝的アルゴリズムにより各被験者の最適点やその分布のデータを獲得し、遺伝的プログラムによりその分布状況を表す関数の外形を求め、多目的最適化を用いその外形を考慮して補間を行うということである。

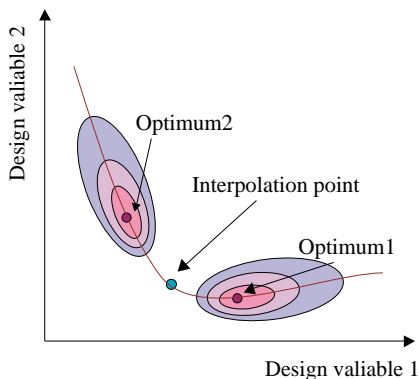


Fig. 1 Interpolation of users' criterion with the proposed method

各被験者の評価分布に基づいて補間点を作成することで、直線的な補間に比べ、利用者に対し有益な効果をもたらす判断基準を作成することができると考えられる。

人工物の設計段階では、異なる感性を持つ被験者による試行によって得られた判断基準から、多くの有効な判断基準を生成することができる。

また人工物使用時では、人工物が利用者に対し最適となる判断基準を有している場合、従来の人工物と同じく、人工物は利用者に対し最適な効用を与える。しかし、異なる判断基準を有していない場合は、学習によりその利用者の判断基準を取得することができる。さらに、新たに得た判断基準と以前までの判断基準から、本手法により、学習した数より多くの判断基準を作り出すことができる。

これらの観点から本手法は、設計手法としてだけでなく、学習手法としても応用することができ、知的水準の高い人工物を開発する際に有用な手法であると考えられる。

本研究では、提案する手法を具体的な問題を用いて説明する。すなわち、利用者の持つ目標や感性に関する補間の例として、抽象的な色の合成、特にすみれ色の作成をその対象問題とした。また、次節から本研究で用いた設計手段について述べる。

3 遺伝的アルゴリズムによる入出力データの獲得

対話型遺伝的アルゴリズム(IGA)⁶⁾は遺伝的アルゴリズム(GA)⁹⁾から発展してできたものである。IGAは、人間の主観的评价に基づいてシステムを最適化させる技術であり、適合度関数を人間に置き換えたGAである。IGAの特徴として、GAに比べて個体数および世代数が少ないこと、厳密な最適解でなく、許容解が得られた時点で終了すること、個体評価が世代内の相対評価であることなどがあげられる。

そこで本研究では、すみれ色に対する被験者の評価データを十分獲得するために、従来のIGAに2つの拡張を加えた。1つは、世代数を一定世代として許容される解が得られた際にも、終了せずそのまま終了世代まで試行を繰り返した。これは、IGAを通じて被験者がその内部に持つ評価関数の外形を知るためであり、特に許容解付近をさらに探索することでその付近の解に対する評価を得ることができ、より詳細な評価を得ることができるためである。また2つめは、IGA終了時にその試行で得た個体の再評価を行った。これにより、人間の時系列の記憶の不確かさや、時間による評価のぶれを最小限に押さえることができ、全個体に対して一元的な評価を与えることができる。これらの拡張は、次の設計過程である評価系のモデル化に必要な拡張である。すなわち、被験者の評価系を近似するためには、良好な評価を得たものだけでなく、そうでなかったものなど全体的なデータを取得することが必要である。全体的なデータを取得することにより、求める評価系の外形がわかり、被験者の評価系を十分に近似することができる。

また本実験では色パラメータとしてRGB値を用いた。

予備実験の結果、各色パラメータは、R(0~255, 16段階)、G(0~255, 16段階)、B(0~255, 16段階)とした。作成したシステムでは通常5, 6世代で満足解を得ることができるため、15世代程度で満足解付近の解が十分に探索できると考え、終了世代を15世代とした。IGAによる実験の様子を Fig.2 に示す。



Fig. 2 Trial of experimentizing with IGA (Colored in actual display)

3人の被験者に対し、拡張したIGAを用いて実験を行った。各被験者は実験に先立ちシステムの使用方法に関する説明を受け、操作方法を修得したのち、実験を開始した。その結果、ある被験者の場合では、色のRGB値を入力とし、被験者によるその色の評価値を出力とした229個の入出力データ、および1位から7位までの判断されたデータ37個を得ることができた。

実験で得たデータに対し、評価系のモデル化を行うために、1位から7位までの個体に対して、適切な適合度を割り当てた。これにより、入力データとしてRGBの設計変数の値、出力データとして適切に割り当てた適合度とする入出力データを獲得することができた。次節では、この獲得した入出力データから、これら入出力データを正しく導く評価系のモデルについて述べる。

4 遺伝的プログラミングによる評価系のモデル化

遺伝的プログラミング(GP)は、GAで知識表現、プログラム、概念木などを扱えるように拡張されたものである⁷⁾。GPでは個体群中の各個体が木構造であり、本研究では各木構造が、被験者の評価系を定式化した評価関数となる。

本実験では、GPのパラメータである個体数、交叉率、突然変異率などを様々に変更し、IGAにより得られたデータをもとに試行を行った。また、与えたデータ内で一番良好な出力を出すものが最良解となるように適合度関数にペナルティを設けた。具体的には、最適データ付近でその解が局所解となるよう、その近傍で数値微分を

行い、局所解となっていないければ、ペナルティPを付加している。すなわち、 x を設計変数、 x^* をデータ上の最適設計変数、 ϵ_0 、 C を定数、 P をペナルティ関数として、以下の式(1)にペナルティ関数を示す。

$$P = \begin{cases} 0 & (\epsilon \leq \epsilon_0 \text{ のとき}) \\ C & (\text{それ以外のとき}) \end{cases} \quad (1)$$

(ただし $\epsilon = \lim_{x \rightarrow x^*} f'(x)$)

また本実験では、IGAで得られたデータの最適解がGPで作成した評価関数での最適解となっているかを判定するために解判定というプロセスを導入した。これは、GPにより獲得される評価関数はデータとして与えた入力値に対し適切な出力をすることが望まれており、誤差の大きさのみで評価関数が適切かどうかを判断することができないためである。

改良したGPを用い、最良の結果を示した評価関数による実験データと真値との差を、Fig.3に示す。横軸にデータの番号、縦軸にそのデータの出力値をとっている。

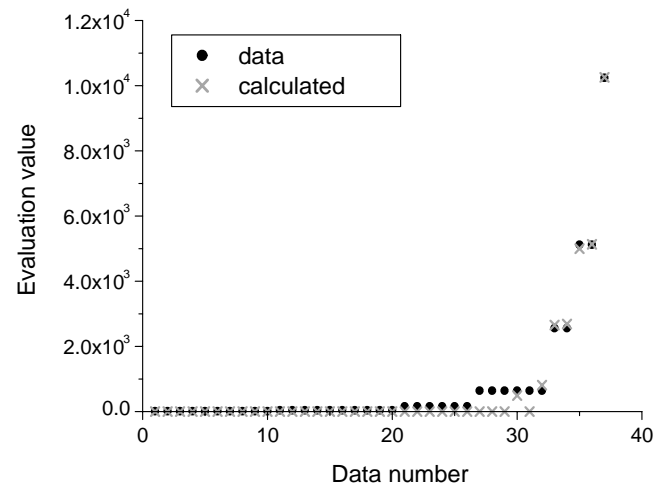


Fig. 3 Error between experimental and calculated data

この結果で示しているように、データを近似した評価関数を得ることができる。また、最適解付近が十分に近似されていることから、次の設計過程で多目的最適化法を用いるために十分な近似ができていると考えられる。

5 多目的最適化法を用いた満足解集合の獲得

多目的最適化(Multiobjective Optimization Problems, MOPs)⁸⁾とは「複数の互いに競合する目的関数を与えられた制約条件の中で何らかの意味で最小化する問題」と定義される。目的関数が互いに競合しあっている場合、与えられた複数の目的関数に対して完全な最適解を求めることはできない。そのため、多目的最適

化では「ある目的関数の値を改善するためには、少なくとも他の1つ目的関数の値を改悪せざるを得ないような解」を求めていく。多目的最適化では、このような解集合をパレート最適解 (Pareto optimal solution) と呼んでいる。ゆえに、多目的最適化のおもな目標は、このパレート最適解 (集合) を導出することであるといえる。

本実験では、各被験者から得られた評価式を各目的関数とする。これにより、求める解候補群がパレート解集合となる。多目的最適化法で得られる解集合は、与えた目的関数を適当な比率で合成してできた関数の最適値集合であるので、与えた目的関数に依存した解集合が得られる。そのためパレート解集合は、各被験者の評価系を考慮した補間点になる。また本実験では、多目的最適化法を適用するに際し、GPで評価関数作成時にデータとして与えた解付近のみをその評価関数の定義域とし、多目的最適化を行った。これは、GPで得られた評価関数は与えていないデータに対してランダムな値が出力されることから、作成した評価関数の信頼できる領域のみを使用するためである。

2人の被験者から得られた評価関数に、このような多目的最適化法を適用した結果、パレート解集合を10個体得ることができた。その結果を Fig.4 に示す。

また本実験では、作成した10色に対し、作成された色がすみれ色であるかどうかのアンケートを20名に対して行ったところ、20名全員が作成した色がすみれ色であることを確認した。Table.1 にその結果を示す。色番号とは Fig.4 で表示されている番号であり、評価とはその色をすみれ色と評価した人の人数である。アンケート結果でも示されるとおり、作成した色は全体的にすみれ色であるとの評価を得ている。

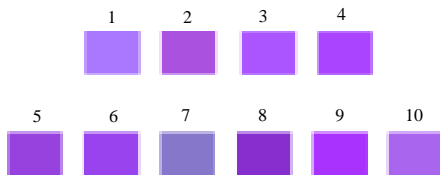


Fig. 4 Result color of MOPs (Colored in actual display)

Table 1 Result of questionnaire about calculated color

色番号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
評価人数	6	2	2	1	2	0	1	2	1	2

本研究では、知的な人工物を設計する際に必要となる、目標に応じた複数の判断基準生成法の一手法を提示した。実験では、目標として抽象的な色の合成問題を取り上げ、対話型遺伝的アルゴリズム、遺伝的プログラミング、多目的最適化法を用いて、複数の判断基準の生成を行った。具体的には、以下の手順によった。

- 対話型遺伝的アルゴリズムにより、被験者の色の評価に関する入出力データを獲得した。
- 遺伝的プログラミングにより、獲得した入出力データを正しく導く評価関数を作成した。
- 多目的最適化法により、獲得した評価関数を用い、目的とする複数の判断基準となる色データを獲得した。

また、本研究で提示した設計手法は、人工物の設計時だけでなく、人工物の学習機能の一手法として用いることもできる。そのため、知的な人工物の設計に有効な一設計手法であると考えられる。

参考文献

- 1) 西田, システムのフロンティア, 機誌, 98-921(1995), p.74
- 2) M.Miki and T.Kawaoka, Design of Intelligent Artifacts:A Fundamental Aspects, Proc.JSME International Symposium on Optimization and Innovative Design(OPID97), pp1701-1707, 1997-9
- 3) 三木, 知的な人工物の設計, 機誌, 99-928(1996), pp173-176
- 4) 三木・廣安・香西, 知的人工物におけるシステム知能の水準について, 日本機械学会講演論文集, 1998, p.253-256
- 5) 長沢, 感性工学の基礎と現状, 日本ファジィ学会誌, Vol.10, No.4, pp.647-661, 1998
- 6) 高木・畝見・寺野, 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
- 7) Koza, J., Genetic Programming, On the Programming of Computers by means of Natural Selection, MIT Press, 1992
- 8) 中山・谷野, 多目的計画法の理論と応用, 計測自動制御学会, 1994
- 9) D.E.Goldberg, Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning. Addison-Wesley, Reading, Mass., 1989