

高水準知的人工物の設計過程

Design process of high level Intelligent Systems

香西 隆史 (知的システムデザイン研究室)

Takashi KOZAI (Intelligent Systems Design Laboratory)

Abstract Recent artificial systems and equipment have been gaining intelligence or smartness, but the fundamental characteristics of such intelligence have not been clarified yet. Systems intelligence is the word for representing 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. And I propose the process of designing high level intelligent systems.

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」、そして「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。

このような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]。その結果、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であり、それは人工物におけるパラメータを変化する環境に合わせて調節し、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と考えられる。またその後の研究により [4]、システムにおける知能は階層構造を持ち、知能には制御するパラメータの判断基準が固定であるもの、目標に従い判断基準を変更するもの、および目標を構築するものの3種類があると提案した。

そこで本研究では、前述の3種の知能において、現在まだ稀少である目標に従い判断基準を変更するという知的人工物の設計過程を提示することを目的とし、ここでは現在までの研究成果と現状を報告するものである。

2 高水準知的人工物

2.1 知的人工物

知的人工物とは「人工物が、使われる環境や利用の仕方」に依存する多くのパラメータを持ち、これらの組合せにより、多様な利用者要望や使用環境に柔軟に対応できるように設計されているとき、センスした情報と与えられた知識や学習で得た知識を基に、適切な組合せを人工物自身が選択し、利用者の要望や環境に応じた最高の機能と性能を提供してくれるとき、その人工物は知的である

と定義し、その人工物は知能を持つと考える」と定義されている [2, 3]。

この定義に従うと、知的人工物は利用者を含む広義の環境条件の変化に対応して人工物自身のパラメータを自律的に変化させるために、その環境条件の変化をセンスするための各種のセンサ（認知）が必要である。次に、センサで得た情報を基に人工物の機能や性能を最適化する計画を立て（判断）、それに沿って人工物のパラメータを変化させること（動作）ができなくてはならない。すなわち、全ての知的人工物は知的性質としてこの3つの要素を持ち、図1で表すことができると考えられる。

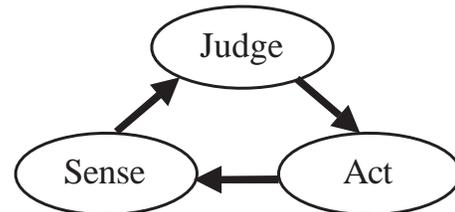


図1: Behavioral dissolution of intelligent characteristics in artifacts.

このような知的人工物を多く収集し解析を行った結果、人工物の知能にはその知能の階層構造により3段階あると考えられる [4]。すなわち、与えられた判断基準に従って知的な挙動をするレベル-0の知的人工物、与えられた目標に従って判断基準を変化させ知的挙動を取るレベル-1の知的人工物、さらにより大きな目標（上位の目標）を与えると小さな目標（下位の目標）を設定し知的な挙動を取るレベル-2の知的人工物3種である。以下、レベル-1以上の知的人工物を高水準知的人工物と呼ぶことにする。

知的人工物では、センサによって得られた環境変化に関する情報を基に人工物のパラメータを変化させる。そのためには、判断のための基準が必要となる。レベル-0の知的人工物では、人工物の設計者もしくは利用者によって判断基準が与えられ、判断基準は1通りしかなく、固定的である。たとえば、光の透過量に従ってその色を変化させるサングラスは、光の透過量と変化する色との判断基準が一通りであるので、レベル-0の知的人工物であると考えられる。

しかし、レベル-1の知的人工物では設計者や利用者が与える人工物の下位の目標によって、複数ある判断基準の中から適切な判断基準が自動的に導出あるいは選択される。また、レベル-2の知的人工物では、設計者や利用者が上位の目標を与えれば、複数ある下位の目標の中から適切な下位の目標が自動的に導出あるいは選択することができる。そのため、高水準知的人工物では、目標から判断基準を導出あるいは選択するための環境ファクタのセンスが必要になることがわかる。またこうしてセンスされた情報から、最適な方法を決定する動作を選択するための判断も必要となる。これらのことから、図2に高水準知的人工物であるレベル-1の知的人工物に求められる詳細な構造図を示す。

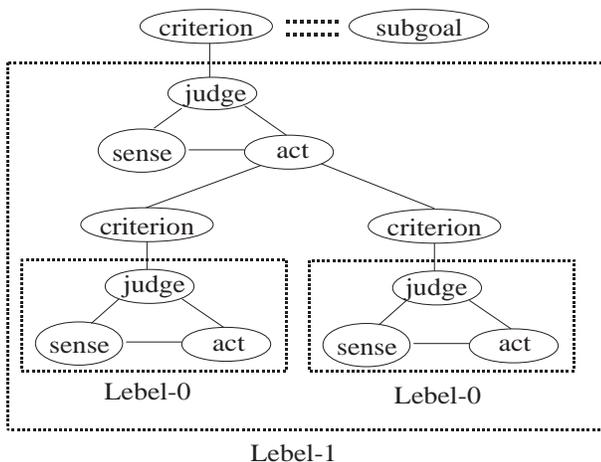


図2: Structure of level-1 intelligent systems

このようなレベル-1もしくはそれ以上の高水準知的人工物が利用者に対して大きな利益をもたらすことは、想像するにたやすい。しかしこのような高水準知的人工物はまだ数少ないのが現状である。そこで次節からこのような高水準知的人工物の設計について考察する。

高水準知的人工物を考える上で必要となるのは、利用者が内部に持つ目標をどのように定式化・モデル化するかということである。レベル-0の知的人工物では判断基準は固定的であり、その判断基準は設計時に設計者により組み込まれる。しかし高水準の知的人工物では、利用者が与える目標に対し判断基準を変更するため、利用者がどのような目標を持って、その人工物を利用しようとしているのかを人工物が理解しなければならない。たとえば、目標として快適にせよという目標が与えられたとする。このとき、人工物は利用者がどのような快適さを求めているのかを考えなければならない。エアコンについて考えると、快適さというものはその場の状況に大きく左右される。日中の快適性と就寝時の快適性では、温度や湿度といった環境変数が異なると考えられる。そのため、利用者が内部に持つ目標を定式化し、定式化された目標に従って適切な判断基準を選択あるいは導出する必要があると考えられる。

そのため高水準知的人工物を設計するには、大きく2種類の部分に分けることが可能である。すなわち、利用者から目標が与えられたとき環境ファクタに従い適切な下位の目標や判断基準を選択あるいは導出する部分(高水準の知能といえる)、用いられた判断基準に従い環境を認知・最適なパラメータ設定を判断・パラメータ変更の動作を行う部分(レベル-0の知能といえる)の2つの部分である。ところでレベル-0の知能に関しては、多くの最適制御法が示すように様々な手法が存在し、また数多くのレベル-0の知的人工物の例も存在する。

そこで以下では、目標から判断基準を導出するために必要な、目標の定式化・モデル化について述べる。

4 高水準知能の設計

4.1 設計手法と対象問題

前節でも述べたように、高水準知的人工物を設計するには、利用者が持つ目標の定式化が必要となる。この目標とは、利用者が内部に持つ事象に対する判断基準と言い換えてもよい。すなわち、ある目標に従って動作するというのは、利用者が持つ判断基準を満足させるように動作することであり、目標が満たされると言うことは、その判断基準に従った満足解が得られたことに相当する。そこで、人間が内部に持つ判断基準(評価系)を定式化することを試みる。

従来、人間の評価系の代替モデルを作り、これを最適化システムに組み込んで探索する方法が良く行われてきている。しかし、各利用者に依存する評価系のモデルを完全に表現できるとは考えにくい。そこで、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最近考えられている [5] .そこで、この研究では、まず、人間のある種のシステムの評価系として取り組み、ある入力に対する出力のデータを得る（入出力データの獲得）.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（評価系のモデル化）、個人の持つ判断基準を定式化することとした .

またこの研究では、その対象問題は抽象的な色（今回はすみれ色）の合成問題とした .これは、色は RGB や CMYK といった数値データで表現できるが、作成した色の善し悪しは数量的に評価することはできず、また各個人の好みといったものに依存するということから、人間が内部に持つ判断基準の一つであると考えたためである .また、入出力データの獲得では対話型遺伝的アルゴリズムを、評価系のモデル化では遺伝的プログラミングを用いた .

4.2 入出力データの獲得と対話的遺伝的アルゴリズム

入出力データの獲得では、ある入力に対する出力を得なければならない .そのため、この研究では、多くの色を提示し、その色がすみれ色と比べてどのようなものであるかという評価を得なければならない .しかし、たとえば RGB で表現できるすべての色を提示し、それらを評価するのは現実的ではない .また、評価系として必要となるのは、ある一定以上の評価を受けたものの中での最適解の提示である .すなわち、最適解付近では詳細な評価を受け、その他の部分では大まかな入出力のデータが得られることが望ましい .そこでこのような入出力データを得るために、対話型遺伝的アルゴリズム (IGA) を用いることとした .

遺伝的アルゴリズム (GA) から発展してできた 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る .簡単にいえば、フィットネス関数を人間に置き換えた GA である .人間の主観的评价が組み込まれるため、対話型 GA は感性をシステムに組み込む技術ということもできる .また IGA では、人間の心理空間上のターゲット位置 (好み) と距離尺度 (評価値) は時間とともに揺らぐことを前提としており、心理空間上のターゲット近くに写像される特徴パラメータ空間位置を探索するもの [5] とされている .そのため一般的な IGA では許容される解が探索されると IGA の試行は終了されることとなる .

しかし今回の研究では、許容される解が探索された場合でも、終了させずそのまま何世代と試行を繰り返すものとした .これは、この 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、IGA を終了時にはその試行で得た個体の再評価を行う .IGA では GA とは異なりその評価は絶対的なものではなく、同世代で評価が行われている個体内での相対評価である .すなわち、初期世代で良好と評価された個体でも、後の世代においては良好な解ではなく、破棄されるべき個体である可能性もある .そこで、IGA が終了した際に一度すべての個体を集計し、すべての個体に対して再評価を行い、その評価を個体の評価とする .以上から、IGA による入出力データの獲得のフローチャートを図 3 に示す .

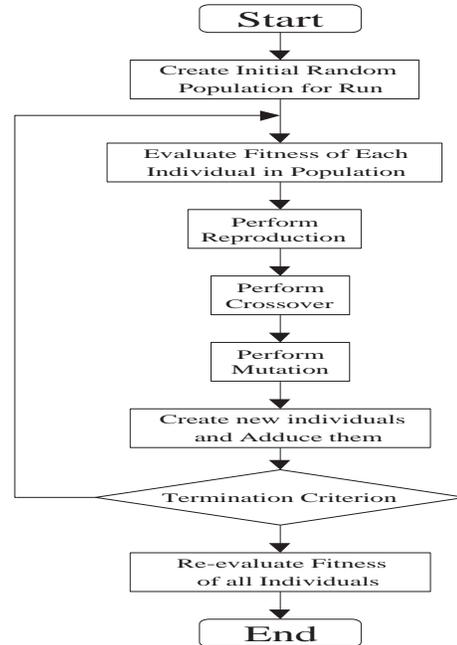


図 3: Flowchart of obtaining input-output data with IGA

また、実験を行った際の IGA の各種パラメータ設定は表 1 に示すとおりである .

表 1: permeters on IGA

色パラメータ	(Red , Green , Blue)
遺伝子長	12 ビット (各 4 ビット)
個体数	10
選択方法	ルーレット選択 (エリート保存)
交叉	一点交叉 (交叉率 1.0)
突然変異率	0.13
終了条件	15 世代

このパラメータにより、R(0~255, 16 段階), G(0~

255, 16 段階), B(0 ~ 255, 16 段階) であらわされる。これは予備実験を行った結果, 人間が識別可能な色の違いがこの程度であることに起因する。また終了世代は経験的なものであり, 通常 5, 6 世代で満足解を得ることはできる。そのため満足解付近の解も十分に探索することができていると考えられる。被験者は著者自身である。また, IGA による実験の様子を図 4 に示す。以上のような条件により IGA を行った結果, 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 個の入出力データを得, 許容解と判断されたデータを 37 得ることができた。



図 4: trial of experimentizing with IGA

4.3 評価系のモデル化と遺伝的プログラミング

入出力データからその評価系を求めるには様々な方法が考えられる。しかしここでは, 得られた評価系を用い高水準の知的人工物の設計に用いるため, 評価系は評価関数として数式化されることが望まれる。また, 人間が内部に持つ評価系を定式化するために, 得られる数式がどのような外形を持つのか, どのように数式化されるのかをあらかじめ予想することは難しい。そのため, 最小 2 乗法等によるあらかじめ次数が制限された数式による近似法は, この評価系をモデル化するには不適切であると考えられる。そこで, 今回の実験では遺伝的プログラミング (GP) を用いることとした。

GP は GA を拡張させたもので, John Koza によって提唱された手法である [6]。この GA と GP にはいくつか類似点があげられる。両手法は集団における個体として表現された多くの解の集合によって構成されている。これらが世代と呼ばれるサイクルによって, 与えられた個体を遺伝的オペレータと呼ばれる, 選択, 交叉, 突然変異を行うことで新しい個体を生成する。また, これらの遺伝的オペレータは適合度と呼ばれる評価値によって

確率的に実行される。この適合度は評価関数と呼ばれる式によって個体ごとに計算され, 次の世代の個体を生成する要素となっている。両手法は集団における個体群から適合度によって確率的に決定される遺伝的オペレータを行うことで解を探索するものである。

通常 GP では, 過学習を防ぐために訓練データとテストデータという 2 種類のデータを用い遺伝的操作を行う。これは, 与えたデータの微小な変化に対して鋭敏に反応し一般性を損ないようにするためだが, 本実験では, ある個人の特定データから評価関数を作成するために一般性は必要ではなく, 訓練データとテストデータは同一のものを用了。また, 通常 GP で得られた結果は, 与えられた入出力関係をできるだけ正確に近似するだけであり, 与えていないデータではまったくランダムな値を出力する。すなわち与えていないデータに対して非常によい出力を返すという問題がある (今回は, 入力とは IGA で作成した RGB の色パラメータであり, 出力とはその色に対する被験者の評価値のことになる。すなわち, 与えていないデータに対しては非常によい評価値を返すと言うことである)。そこで, 今回の実験では, 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ペナルティ関数をもうけた。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ければ, ペナルティを負荷している。以上のような GP に対して表 2 で示されるパラメータ設定により評価関数の作成を行った。

表 2: permeters on GP

終端記号	$x, y, z, R(0 < R < 20)$
非終端記号	$+, -, *, \%, \exp, x^2$
集団数	512, 4096
終了世代	300, 100
crossover_func_pt_fraction	0.1, 0.4, 0.7
crossover_any_pt_fraction	0.7, 0.4, 0.1
mutation_rate	0.1
max_depth_for_new_trees	6
max_depth_after_crossover	17
max_mutant_depth	4
selection_method	TOURNAMENT
glow_method	GROW, RAMPED
適合度	GP の出力値と真値の誤差

ここで用いた GP は, sgpc Version1.1 (フリーウェア) を改良したものである。sgpc は, スタンフォード大学の Walter Alden Tackett 氏により作成された

もので、C 言語による高速な GP であること、評価関数やデータ入力部などの最低限の修正で利用が可能であること、という特徴を持つ。また各種パラメータ設定において `crossover_func_pt_fraction` とは交叉を関数ノード（非終端記号のノード）で行う確率であり、`crossover_func_pt_fraction` と `crossover_any_pt_fraction` の和の確率で任意のノードでの交叉が行われる確率である。`max_depth_for_new_trees` は初期に生成される木の最大深さ、`max_depth_after_crossover` は交叉で生成される木の最大深さ、そして `max_mutant_depth` は突然変異で生成される木の深さである。またここでは様々なパラメータ設定で評価関数の作成を行った。その結果を表 3 に示す。この表は先に示したパラメータの組み合わせで GP を行った結果である。手法 G は木の成長手法として GROW を、R は RAMPED を示す。また誤差は実際のデータと計算した結果との差であり、解判定とは実際のデータの最適解が 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している。ここで GP により獲得される評価関数は与えた入力に対し適切な出力をだすことが望まれており、その点で、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はできない。そこで、解判定を導入し、できた評価関数が正しく解を出力しているかどうかを判断している。すなわちこの結果で見れば、誤差が 2 番目に小さいものと 3 番目に小さいものとは、望まれる関数が得られているのは 3 番目のパラメータ設定で得られた評価関数であると考えられる。

表 3: error between original and calculated data on various parameters

手法	個体数	交叉率			誤差	解判定
G	4096	0.1	0.7	0.1	4707	
G	512	0.7	0.1	0.1	6503	×
G	4096	0.4	0.4	0.1	7394	
R	4096	0.1	0.7	0.1	8519	
R	4096	0.7	0.1	0.1	10185	
R	4096	0.4	0.4	0.1	11808	×
R	512	0.4	0.4	0.1	12120	
G	4096	0.7	0.1	0.1	12984	×
R	512	0.1	0.7	0.1	14875	
G	512	0.4	0.4	0.1	16269	
R	512	0.7	0.1	0.1	16353	
G	512	0.1	0.7	0.1	22886	

またその中でもっともよい結果を示していた評価関数による実験データと真値との異なりを図 5 に示す。

以上の結果から示されているように、ある程度データ

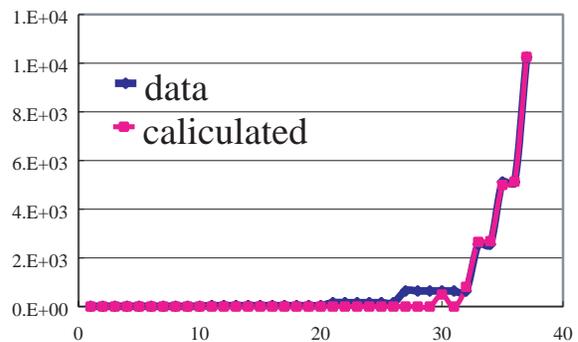


図 5: error between original and calculated data about best calculated function

を近似した評価関数を得ることができている。また、望まれる評価関数に重要な最適点付近の近似が十分にされていることも確認できる。この点から、ここで得た評価関数は利用者の評価系を近似できていると考えられる。

5 現状と今後の予定

以上のように、現在はある個人の評価関数のある程度近似することができている。そこで次の段階として、複数の被験者による各個人の感性情報を定式化し、今後はこれら複数の被験者から得られた感性情報を用い、それら各個人に依存した情報からより一般的な情報を得ようと考えている。その結果、人間が内部に持つ目標のあるモデル化することができると思われ、高水準知的人工物の設計に役立たせることができると考えられる。

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), p.173-176
- [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] 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
- [6] 伊庭斉志, 遺伝的プログラミング, 東京電機大学出版局, 1996