

## 対話型進化計算法を用いた事例の探索と学習による設計支援

Design Assistance by Searching and Learning Examples Using Interactive Evolutionary Computing

瀧澤重志

Atsushi TAKIZAWA

Interactive Genetic Algorithms (IGAs) can combine human's subjective preference to a design optimization problem without any explicit definition of the preference. A selection experiment using IGAs system for table design and a study about extraction of humans' preferences for the table design are described.

### 1. はじめに

コンピュータを用いた設計支援は、今や取り立てて言うほどのことも無く、日常の設計活動の中で当たり前に行われている。CAD, CG, FEM, CFD など数多くのソフトウェアが開発され、設計を支援するツールとして用いられている。設計支援といってもその内容は非常に幅広いが、現在の支援ツールは建築設計の面白さである設計における主観的・創造的な意思決定に、直接的に踏み込むことはない。第一、人間の主観性・創造性を定義し科学的に取り扱うことは困難だし、また、仮にそれが明らかになって支援できたとしても、人間の文化的な精神活動である設計行為を、コンピュータが今以上の支援を行うことに果たして意味があるのかという疑問も当然あるだろう。しかし筆者は、コンピュータには人間の知的活動を増幅させる性質があると考えており、設計における人の主観性や創造性に関わる意思決定をコンピュータを用いて支援する技術や、結果として建築と設計にどのような新しさを提案できるかに関心がある。

設計研究で知られる Gero は、人工物の設計活動を、[1]routine design, [2]innovative design, [3]creative design の3つに分類した<sup>1)</sup>。routine design は、設計に必要な知識がすべて揃った状態から出発する設計、innovative design は設計で扱うパラメータをいつもとは違う領域に向けるような設計、creative design は、新しいパラメータを導入したり問題の捉え方を変更したりして、別の概念空間へと問題意識をジャンプさせるような設計活動を指す。後者になるほど、設計活動から得られる最終成果物が良い意味で予測不能となり、革新的で創造的な仕事となる可能性が増す。creative design を対象とした創造的な活動に関する研究は、認知科学や人工知能の分野で近年注目を集めつつあり、そのプロセスのより深い理解を目的とした科学的アプローチと、より創造的な創作活動をもたらすための支援方法やツールの研究開発を行う、工学的アプローチの両面から研究が行われている<sup>2)</sup>。しかし、creative design の一つ手前の innovative design にも、筆者は建築設計支援にとって重要な役割があると考えている。innovative design は、問題の構造は固定されているが、構造を特徴付けるパラメータが未確定な状態である。こうした問題は、探索によってパラメータを決定することで解決を図ることができる。いわゆる最適化問題である。最適化問題というと、およそ創造性には程遠いイメージをもたれるかもしれないが、例えば、構造最適化の研究の進展により、磯崎らによるフィレンツェ駅のコンペ案のように、建築作品としても通用する形の面白さと力学的合理性を高い次元で満足するところまで来ている。

最適化問題の枠組みで、人間の主観的評価をとり扱うことができれば、コンピュータの持っている探索能力を最大限に生かして設計に役立てることができるかもしれない。しかし一般的な最適化問題では、解を評価する目的関数や制約条件が陽に定義されている必要がある。人間が美しいとか面白いと感じるファクターを指標に切り出して明確にすることは、論ずる際には有効だが作る際にはそれほど有効に機能しているとは思えない。本稿では、人間の主観的な評価を明示化すること無しに、最適化プロセスに人間が直接介入することで主観的評価を行う、対話型進化計算法<sup>3)</sup>と呼ばれる計算手法、具体的には、遺伝的アルゴリズムを用いた対話型遺伝

的アルゴリズムと呼ばれる手法を紹介し、その応用として、研究初期段階で行ったテーブルデザインを支援するシステムによる被験者の選択実験と選好関数の抽出に関する研究事例を紹介する。

## 2. 対話型遺伝的アルゴリズム (Interactive Genetic Algorithms: IGAs)

IGAs は、図 1 に示すように、染色体を管理するソフトウェア、人間とのインターフェースとなるディスプレイなどのモニタ、案を評価する人間によって構成される。ソフトウェア部分は、通常の GAs に近く、設計案の情報が記述された染色体の生成や交叉・突然変異を行う。染色体の解読によりモニタに設計案の候補が複数提示され、人間は、それらの中で気に入ったものを選択したり、得点付けるなどして案の評価を行う。その結果がシステムに返され染色体の進化により、人間がより気に入った方向に案を変化させていく。

対話型進化計算法は、心理空間上のゴールと提示される案の心理的距離を評価値とし、設計案の特徴パラメータ空間を探索することによりより良い案を探索する。同じ解候補を提示しても、時間的影響により人間のゴールは揺らぐ。しかし対話型進化計算法は、人間の評価の揺らぎに対して頑健であると言われている。その理由として、数値的な最適化問題と比較して、人間の主観的評価はある程度の幅があることが考えられる。

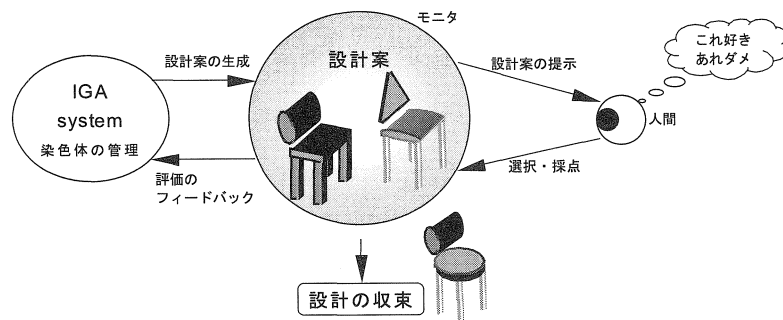


図 1 IGA の概略

## 3. 研究事例 1：テーブル設計

まず最初の事例として、テーブル設計を目的とした初期の研究事例 4) を紹介する。対象にテーブルを選んだのは、対象がコンパクトなわりに形や素材などいろいろなバリエーションが考えられ、身近な題材ゆえに被験者の好みが出やすいと考えたからである。なお、建築への適用としては、現在、室内テクスチャ決定における合意形成を扱った研究を行っている 5)。

### 3.1 テーブルのパラメトリックオブジェクト

パラメトリックオブジェクトは、CAD などのグラフィックソフトで用いられる辺の長さや頂点の角度などをパラメータとした基本図形のことである。この研究では、図 2 に示したテーブルのパラメトリックオブジェクト (以下テーブルオブジェクトと呼ぶ) を用意し、そのパラメータを種々に変化させて、いろいろな素材や形状を有するテーブルをつくりだす。テーブルオブジェクトは、図 3 に示すように、VRML を用いた 3 次元モデルとしてブラウザ上に表示され、被験者の選択を待つ。表 1 はテーブルオブジェクトの具体的なパラメータである。

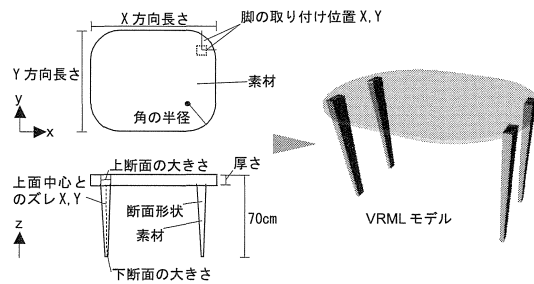


図2 テーブルオブジェクト

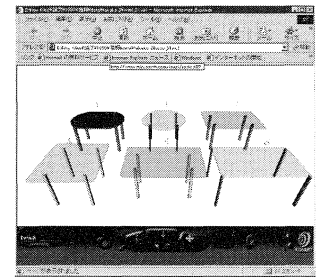


図3 選択画面

表1 テーブルオブジェクトのパラメータと値の一覧

部位	パラメータ		値		
天板	素材	木製	8種類の木目テクスチャ画像		
		ガラス	色のRGB成分 : R	0, 0.25, 0.5, 0.75, 1.0	
			" : G	"	
		" : B	"		
	角の半径		0, Y方向長さ/(16,8,4,2,1) cm		
	X方向長さ		100, 110, 120, 130 cm		
	Y方向長さ		100,000 (cm <sup>2</sup> ) / X方向長さ		
厚さ	木製		3, 4, 5, 6, 7, 8 cm		
	ガラス		1.5, 2.0, 2.5, 3.0 cm		
脚	素材	木製	天板素材に同じ。		
		金属	色のRGB成分 : R	0, 0.25, 0.5, 0.75, 1.0	
			" : G	"	
		" : B	"		
	断面	四角	木製	上断面の2辺の長さの和	100, 120, 140, 160, 180, 200 cm
				X辺の長さの比	1/3, 1/2, 2/3
			下断面の1辺の長さ	上断面 / 1, 1.5, 2 cm	
			下断面の中心 X	上断面の中心 -2, -1, 0, +1, +2 cm	
			" Y	"	
		金属	断面の2辺の長さの和	80, 100, 120, 140 cm	
			X辺の長さの比	1/3, 1/2, 2/3	
円	半径	木製	2.5, 3, 3.5, 4 cm		
		金属	2, 2.5, 3, 3.5, 4 cm		
脚取付位置	X方向		0, 10, 20 cm		
	Y方向		"		

### 3.2 染色体表現

IGAsを適用するために、前述したテーブルオブジェクトのパラメータを染色体としてコード化する。通常のGAsでは染色体に1次元配列を用いるが、このテーブルオブジェクトでは、例えば、木製とガラスではそのパラメータの数や意味が異なるので、案それぞれで異なった長さの染色体を持つ可能性がある。よって、交叉・突然変異で情報が破壊されないような仕組みが必要になる。単純に考えると、1次元配列で使っていない情報も保持する冗長な染色体表現が考えられるが、そうすると探索効率が低下することが避けられず、対話的な処理には向かない。そこで、図4に示す通常の1次元配列を階層的に組み合わせた染色体を提案する。染色体はテーブルに関する普遍的な情報を保持するRoot染色体と、依存関係のある情報を格納し代替案が可能なSub染色体からなっている。個々の遺伝子にはテーブルの情報もしくはSub染色体のポイントが入る。ここで、ポイントを保持する遺伝子をNode遺伝子と呼ぶ。

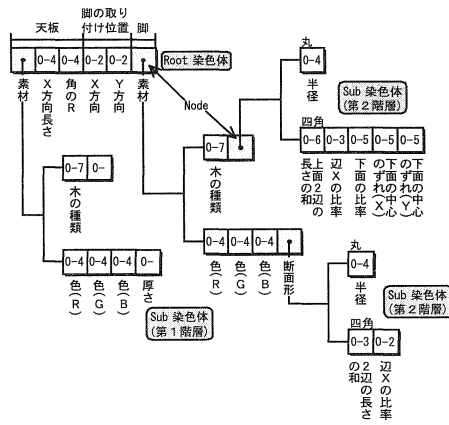


図 4 テーブルオブジェクトの染色体表現

### 3.3 遺伝的操作

図 5 に階層的染色体の交叉処理の方法を示す。ここでは交叉は、切断地点はランダムに選択される一点交叉とする。違う種類の Sub 染色体同士の交叉を行うとその構造が破壊されるため、その場合の交叉は不可能とする。Root 染色体は同じ構造を持っているので、どの場所でも交叉可能だが、天板素材の Sub 染色体では、木とガラスのため交叉を行うと、明らかにガラスの情報が少なくなり、致死遺伝子化する。

図 6 に突然変異の方法を示す。染色体のすべての遺伝子が乱数によりチェックされ、設定された突然変異率を満たした場合、その遺伝子の値がとりうる範囲内でランダムに変化する。Node 遺伝子の場合、例えば木→ガラスというように、その保持する染色体の種類自体が変化する大きな変化となるので、案の変化の安定化をはかるため、Node 遺伝子の突然変異率と非 Node 遺伝子の突然変異率を別々に与える。

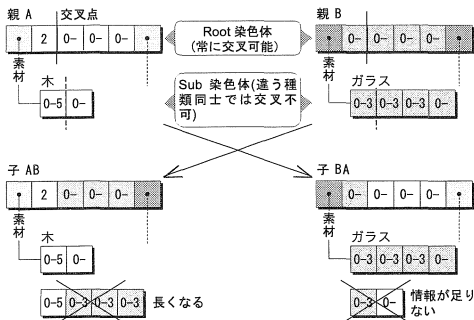


図 5 交叉

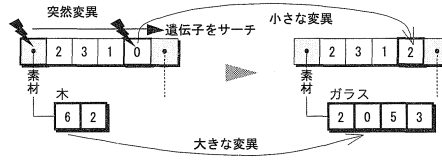


図 6 突然変異

### 3.4 親選択

1 世代に提示される設計案は、モニタのスペースの都合上 6 案とする。被験者は、その中から最高 3 案までを次世代の親として選択できることとする。通常の GAs では親選択は一定だが、このシステムでは選択された案の数に応じて、表 2 に示すように遺伝操作の方法を変えている。選択数が 0 の場合は、提示された案の中に気に入ったものが無いので、染色体をシャッフルし探索を発散させる。選択数が 1 個の場合は、その案を積極的に選択しているのか、仕方なく消極的に一つ選択したのか異なるけれども、その選択案に近いものを突然変異により生成し、探索を収束させる。選択数が 2, 3 個の場合は、交叉によって親の形質を混在させる。

表 2 親選択数と遺伝的操作

親選択数	遺伝的操作
3	選択された染色体を交叉させて新たに 6 案をつくる。
2	選択された染色体を交叉させて新たに 4 案をつくり、残る 2 案は選択された染色体とする。
1	選択された染色体を 6 案コピーし、1 案はそのまま、残る 5 案に突然変異の操作を加える。
0	すべての染色体を廃棄し、新たに 6 案をランダムに生成する。

### 3.5 実験

本システムを用いて、被験者にテーブルを選択させる実験を行った。突然変異率は、非 Node が 30%、Node が 10% である。筆者が所属していた研究室の数人の学生を被験者とした。ある一人の被験者の選択過程を図 7 に示す。最初に提示された案（1 世代）の中から、角型で木製天板の 2,4 番を選択すると、2 世代目には同じ角型木製天板の中から、脚の取り付け位置が天板角にある 2,5 番を選択する。しかし、3 世代目には、脚の取り付け位置が内側にある 4,5 番を選択する。このように選択を行った結果、最終的には 23 世代目の 1 番に落ち着いた。天板の形は角型で、紙面ではわかりにくいだが色が濃く細かい木目の素材を使っている。脚の取り付け位置は角にある。脚の形は板状に近く先に行くほど細くなっており、素材は天板と同じものである。1 世代で選択した案の天板の形が最終的な案でも見られる。最初に大まかな印象として気に入った案が見つかる、それを詳細化するような方向で選択が進んでいった。こうした選択過程は他の被験者でも共通していた。この被験者の場合、最終的に得られたものは、ごく普通のシンプルなテーブルで面白い結果にはならなかったが、これは被験者の嗜好の他に、用いたテーブルオブジェクトの自由度の限界が関与していると思われる。

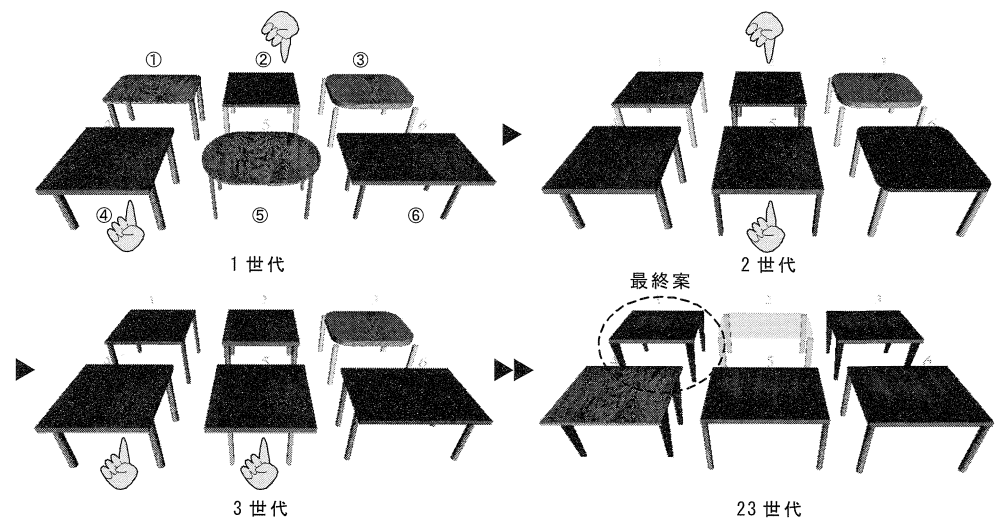


図 7 設計案の収束過程

### 4. 研究事例 2：被験者の選好を学習するアルゴリズム

対話型進化計算法では、被験者がより望ましいと感じる解候補を、短い選択回数の中でいかに効率的に生成・探索するかが重要な問題となる。無意味な案をシステムが棄却し、かつ、広いパラメータ空間を効率的に探索する仕掛けが必要となる。そこで次に、前述したテーブル設計のシステムに、探索を補助する学習アルゴリズムを組み込むことを検討した。感性情報を扱う研究では多変量解析などの統計的手法が一般に用いられるが、人間の選好は多変量解析が想定

する線形性が成り立つほど単純ではない。非線形を有するデータのモデリングには、ニューラルネットワークに代表される機械学習のアルゴリズムが有効であるが、機械学習は教師データとして入力パラメータに対する出力値として絶対的な評価値が必要になる。しかし後述するように、本研究では被験者の解選択の揺らぎを小さくすることを狙って相対的な順序尺度による案の評価を行うので、絶対的な評価値を用いる学習アルゴリズムとは相性が悪い。そこで、遺伝的プログラミング 6) と呼ばれる木構造を染色体とする進化的計算法を用い、相対的な情報として与えられるユーザーの選好を進化的に獲得する実験を行った事例 7) について紹介する。

#### 4.1 遺伝的プログラミング (Genetic Programming: GP)

GP は、あるタスクを遂行する関数を、進化的に獲得していく計算アルゴリズムである。GA が対象の特徴を配列として表現するのに対して、GP では対象を木構造として表現することで、GA では難しい複雑な構造を表現できる点に特徴がある。扱える関数には数式や命題の論理式などがある。図 8 に示すように、GP は引数をとる関数を示す非終端記号と、引数をとらない関数、変数、定数を示す終端記号から構成される。

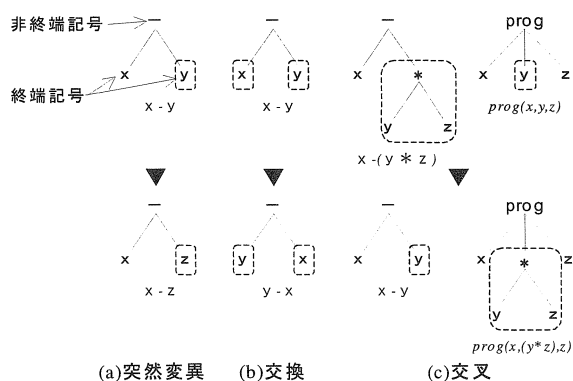


図 8 GP の構造と遺伝的操作

#### 4.2 GP の記号定義

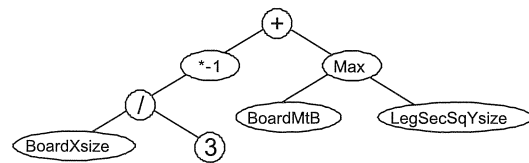
GP を被験者の選好の定量化に適用するために、非終端記号である関数と終端記号となるテーブルのパラメータや定数を定義する。それらを表 3、4 に示す。なお、テーブルのパラメータは、GP の入力パラメータの都合上、木目テクスチャを用いないなど若干単純化している。また、木構造として表現された選好関数を一般的な数式として表現すると、図 9 のようになる。

表 3 GP の非終端記号

記号	引数の数 (引数 1, 2)	戻り値
+	2 (x, y)	$x + y$
-	"	$x - y$
*	"	$x * y$
/	"	$x / y$ ( $y \neq 0$ ) 0 ( $y = 0$ )
Max	"	x と y の大きい方の値
Min	"	x と y の小さい方の値
* -1	1 (x)	-x
Log	"	$\text{Log}(x)$ ( $x > 0$ ) 0 ( $x \leq 0$ )

表 4 GP の終端記号

記号	意味
BoardXsize	天板の X 方向長さ
BoardZsize	// 厚さ
BoardRadius	// 角の半径
BoardMtR	// ガラスの色 (赤)
BoardMtG	// (緑)
BoardMtB	// (青)
LegSecSqXsize	脚の断面が四角形の場合の X 方向長さ
LegSecSqYsize	// Y 方向長さ
LegSecCiRadius	脚の断面が円形の場合の半径
LegMtR	脚のガラスの色 (赤)
LegMtG	// (緑)
LegMtB	// (青)
2, 3, 10	定数



$$\text{評価値} = -\text{BoardXsize}/3 + \text{Max}(\text{BoardMtB}, \text{LegSecSqYsize})$$

図 9 選好関数の例

#### 4.3 実験の流れ

GP により被験者の選好を定量化した関数を選好関数と呼ぶことにする。その獲得手順を図 10 に示す。一度に 9 個のテーブルをランダムに生成して提示し、その中から自分が気に入ったテーブルを 1 ~ 8 個選択する操作を 1 試行として、これを 20 回繰り返した。そしてその結果をもとに GP の最適化を行い、被験者の選好関数を獲得する。統計データの尺度には、名義尺度、順序尺度、間隔尺度、比率尺度の 4 種類があり、感性評価では間隔尺度が用いられることが多い。間隔尺度で評価を行うためには、それぞれの案に対する得点付けが必要だが、被験者の判断基準が明確でないと得点付けに揺らぎが生じる問題があるので、本研究では設計案が気に入ったかそうでないかという、単純な 2 者択一の順序尺度を用いて、揺らぎの発生を小さくすることを意図している。

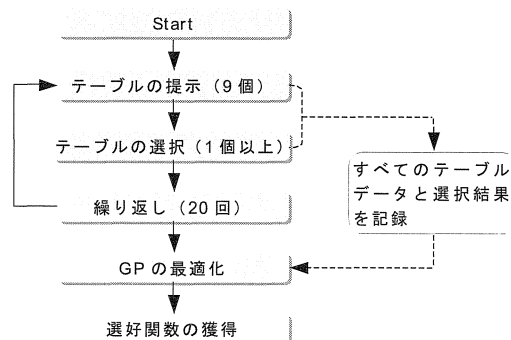


図 10 選好関数の獲得手順

#### 4.4 GP の評価方法

本研究では被験者が良いと判断したテーブルの当該 GP による評価値が、選択されなかったものよりも高くなる評価値を出力するよう GP を進化させる。具体的には、以下に示す 2 種類の評価方法を検討する。

#### 4.4.1 方法 1：各試行の中だけで案の優劣を比較する

この評価方法はそれぞれの試行の独立性を考慮したものであり、被験者のテーブルの選択方法に沿ったものである。まず、すべてのテーブルについて当該の GP によりテーブルの評価値を計算する。各試行それぞれについて選択されたテーブルとそうでないものに分け、選択されたテーブル一つ一つと、選択されなかったテーブルとの評価値の大小を比較し、前者の評価値が大きければ正解として、その数の全試行の平均を GP の評価値とする。GP の最適化問題は式 (1) のように定義される。GP が被験者の選好を完全に正しく評価できれば目的関数の値は 1.0 となり、まったく逆の評価を行えば、0.0 となる。

$$\text{maximize } \sum_{i=1}^{20} \frac{\sum_{j=1}^{Ssize[i]} \sum_{k=1}^{Nsize[i]} \text{comp}(f(vs_{ij}), f(vn_{ik}))}{20 \cdot Ssize[i] \cdot Nsize[i]} \quad (1)$$

$$\text{comp}(f(vs_{ij}), f(vn_{ik})) = \begin{cases} 1: f(vs_{ij}) > f(vn_{ik}) \\ 0: f(vs_{ij}) \leq f(vn_{ik}) \end{cases} \quad (2)$$

Ssize[i] : i 回目の試行で選択されたテーブルの数

Nsize[i] : // 選択されなかったテーブルの数

f(v) : 当該 GP によるテーブル v の評価値

vsij : i 回目の試行で選択されたテーブル j のパラメータのベクトル

vnik : i 回目の試行で選択されなかったテーブル k のパラメータのベクトル

#### 4.4.2 方法 2：20 回の試行全体で案の優劣を比較する

被験者の選択にかかる負担を軽減することを考えると、できるだけ少ない試行回数で効率的に GP の評価を行うことが望ましい。評価 1 は各試行独立に評価するが、評価 2 では、20 回すべての試行を一緒にして、選択されたテーブルとそうでないものを分け、それらをすべて比較することで、少ない試行回数でも、評価 1 よりも多くの比較を行う。GP の最適化は式 (3) のように定義される。

$$\text{maximize } \frac{\sum_{i=1}^{Ssize} \sum_{j=1}^{Nsize} \text{comp}(f(vs_i), f(vn_j))}{Ssize \cdot Nsize} \quad (3)$$

vs<sub>i</sub> : 試行で選択されたテーブル i のパラメータのベクトル

vn<sub>j</sub> : 試行で選択されなかったテーブル j のパラメータのベクトル

Ssize, Nsize : 選択された、されなかったテーブルの総数

### 4.5 実験

#### 4.5.1 被験者の選好の定量化

まず、4 人に同じテーブルデータを提示し、選択結果をもとに GP により選好関数の獲得を行い、獲得された選好関数が被験者それぞれの選好をどの程度定量化できるかを実験した。その結果を表 5 に示す。若干のばらつきはあるものの、およそ 0.84 ~ 0.97 という高い精度で定量化ができていくのがわかる。



表 5 選好関数の評価値

被験者	方法 1	方法 2
No.1	0.946	0.949
No.2	0.840	0.923
No.3	0.971	0.970
No.4	0.899	0.931

#### 4.5.2 異なる提示案の評価予測

次に、獲得された選好関数が、どの程度被験者の選好を予測できるかを調べた。GP を進化させたときに用いたテーブルのデータと異なるデータ系列を用いて、同じように 4 人の被験者に選択実験を行った。その結果を 4.5.1 で獲得した選好関数によって評価し、その評価値を計算した。結果を表 6 に示す。最上段左の“最適化方法”は、4.4 の二つの評価関数で最適化された選好関数であり、その下の”方法”は、その選好関数を用いてテーブルの評価値を、4.4 の方法のいずれかで評価するという意味である。表 5 と比較すると、値が約 0.1 ～ 0.3 ほど低下しているが、ランダムに作成された GP の評価値の平均が 0.3 程度なので、予測が機能しているといえる。

表 6 異なる提示案での選好関数の評価値

最適化方法 被験者	方法 1 で最適化		方法 2 で最適化	
	方法 1	方法 2	方法 1	方法 2
No.1	0.637	0.600	0.650	0.644
No.2	0.810	0.821	0.700	0.743
No.3	0.754	0.762	0.707	0.727
No.4	0.750	0.735	0.736	0.734

#### 4.5.3 選好関数による設計案の計算機による自動提示

最後に、4.5.1 で獲得された選好関数を通常最適化問題の目的関数として扱い、単純 GA より、テーブルを被験者が好むであろう方向と、逆に嫌うであろうと予想される方向に最適化した。その結果得られた、好むであろうテーブル 5 案と、嫌うであろうテーブル 5 案を混在させて被験者に提示し、それらの中で自分が気に入ったものを 5 案選択させ、予測結果と一致するかを調べた。その結果を表 7 に示す。数字は評価値の高い 5 案のうち、何案被験者が気に入った案として選択したかを示す。方法 1 に関しては、すべての被験者において正しく予測されている。しかし、評価 2 では、被験者 No.1 が 3 案、No.4 が 4 案で、方法 1 よりも予測精度が落ちている。図 11 に被験者 No.1 における予測と実際の選択の対応を示す。紙面がモノクロなのでわかりにくいですが、被験者が良いと判断した案は、角の丸い横長のテーブルで、全体的に青、もしくは紫みがかっているものである。逆に、角型や丸型のテーブルは気に入らない案であり、これらが GP の学習によって区別されている。また、方法 1 より方法 2 で学習させた GP の方が、多様な案を最良案、最悪案として評価する傾向がある。

表 7 選好関数の評価と被験者の選択の一致数

被験者	使用選好関数	方法 1	方法 2
No.1		5	3
No.2		5	5
No.3		5	5
No.4		5	4

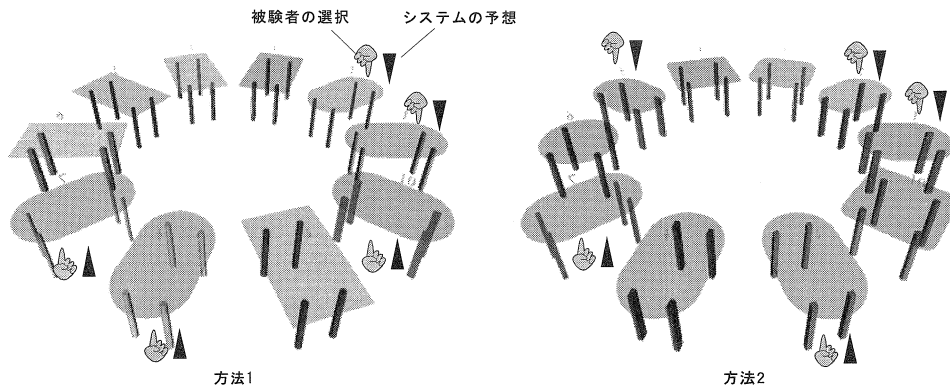


図 11 被験者の選択とシステムの予想

## 5. おわりに

本稿では、人間の主観的な評価を明示せず、最適化プロセスに人間が直接介入することで、主観的な評価により最適化を行う対話型遺伝的アルゴリズムと呼ばれる手法を紹介し、その応用として、テーブルデザインを支援するシステムによる被験者の選択実験と選好関数の抽出を行った研究事例を紹介した。対話型進化計算法は、人間の創造的活動のプロセスを忠実になぞらえて支援する方法ではないが、例えば都営地下鉄飯田橋駅の Web フレームの設計で利用される<sup>8)</sup>など、その潜在的な実用性は高いと思われる。今後、適用対象を拡大して検証を行っていく予定である。その際、形態文法などの制約を導入し探索の効率化を図る一方、より自由度の高い対象の記述方法も開発する必要がある。建築の形の記述に関する研究は、意匠研究や知的 CAD の研究分野で行われているが、本稿で紹介した対話的システムの枠組みで建築の記述方法を捉え直してみると、新たな知見が得られるかもしれない。

## 参考文献

- 1) Gero, J.S.: Computational Models of Creative Design and Process, Dartnall, T. ed., Artificial Intelligence and Creativity, Vol.17 of Studies in Cognitive Systems, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, pp.269-281, 1994
- 2) 特集：創造的活動の理解と支援, 人工知能学会誌, Vol.19 No.2, pp.194-234, 2004.3
- 3) 高木英行, 畝見達夫, 寺野孝雄: 第 11 章 インタラクティブ進化計算, in 北野宏明編 遺伝的アルゴリズム 4, 産業図書, pp.326-361, 2000
- 4) Takizawa, A., Kawamura, H. and Tani, A.: Furniture Design Support System by Interactive Evolutionary Computing, Proc. of the Second Asia-Pacific Conference on Genetic Algorithms and Applications, pp.48-56, 2000.5
- 5) 田川和正, 河村廣, 谷明勲, 瀧澤重志: 対話型進化計算法を用いた建築物内装デザインの合意形成に関する研究, 日本建築学会近畿支部研究報告集, 2004 (印刷中)
- 6) 伊庭齊志: 遺伝的プログラミング入門, 東京大学出版会, 2001
- 7) 瀧澤重志, 河村廣, 谷明勲: 対話型進化計算法による家具デザイン - 遺伝的プログラミングによる被験者の選好の定量化と予測 -, 日本建築学会・情報システム技術委員会 第 23 回情報システム利用技術シンポジウム論文集, 論文, pp.175-180, 2000
- 8) 渡辺誠: 建築は、柔らかい科学に近づく, 建築資料研究社, 2002