

## 対話型EC操作者の負担低減 : 評価値予測による提示 インタフェースの改善

大崎, 美穂  
九州芸術工科大学大学院

Takagi, Hideyuki  
九州芸術工科大学音響設計学科

<https://hdl.handle.net/2324/4402948>

---

出版情報 : Journal of the Japanese Society for Artificial Intelligence. 13 (5), pp.712-719,  
1998-09. The Japanese Society for Artificial Intelligence

バージョン :

権利関係 : (C)人工知能学会1998

# 対話型 EC 操作者の負担低減 —評価値予測による提示インタフェースの改善—

## Reduction of the Fatigue of Human Interactive EC Operators —Improvement of Present Interface by Prediction of Evaluation Order—

大崎 美穂\*<sup>1</sup> 高木 英行\*<sup>2</sup>  
Miho Ohsaki Hideyuki Takagi

- \* 1 九州芸術工科大学大学院  
Graduate School, Kyushu Institute of Design, Fukuoka 815-8540, Japan.  
\* 2 九州芸術工科大学音響設計学科  
Dept. of Acoustic Design, Kyushu Institute of Design, Fukuoka 815-8540, Japan.

1998年2月2日 受理

**Keywords:** interactive evolutionary computation, human interface, operator's fatigue, prediction of fitness values.

### Summary

This paper proposes to display individuals of interactive evolutionary computation (EC) in an evaluation order to reduce the fatigue of human operators. To display in an evaluation order, two prediction methods which do not depend on application tasks—the first using a neural networks (NN), and the second using Euclidean distance measure—are proposed. The prediction method based on an NN learns the relationship between past individuals and their evaluation values that an interactive EC operator gave in the past EC generations. The prediction method based on Euclidean distance measure predicts the human evaluation to a given individual using a weighting average method of the evaluation values to individuals in the past EC generations. These weights are calculated by the Euclidean distances between the given individual and individuals in the past. We evaluate the performances of these two prediction methods through simulation and subjective tests. The simulation test evaluates how the predicted order is closer to the actual one than similarity between the order that GA produces — conventional order — and the actual one. The comparison of cross-correlations between these two similarities has shown that the proposed method is significantly better than the conventional method. Following the simulation, the subjective tests are conducted to test how the proposed method let human operators feel better than the conventional method. The result has shown that there is no significant difference between the proposed method and the conventional method unlikely to the simulation test. We discuss the results of simulation and subjective tests. Furthermore, we discuss four hints for the future improvement obtained through subjective tests and the reports from subjects.

### 1. ま え が き

与えられたコンセプトに応じた製品のデザイン、個人の好みに合わせた絵や音楽の生成、使用者の聴こえを反映した補聴器の調整など、人間の評価に基づかなければできない設計問題が多く存在する。しかし、人間の主観的な評価系は複雑で明確に定義できないため、数値的のゴールを与える数理モデルやニューラルネット

ワークのようなアプローチでこの問題を解決するのは、原理的に不可能である。

対話型 EC (interactive Evolutionary Computation) は、人間を評価系、EC を最適化系として、これらが対話的に動作することで、人間の求める方向にパラメータを最適化する技術である。このような対話的アプローチを用いれば、人間の好みや感覚やコンセプトなどの主観をモデル化することなく、人間の評価系をブラックボックスのまま直接システムに組み込

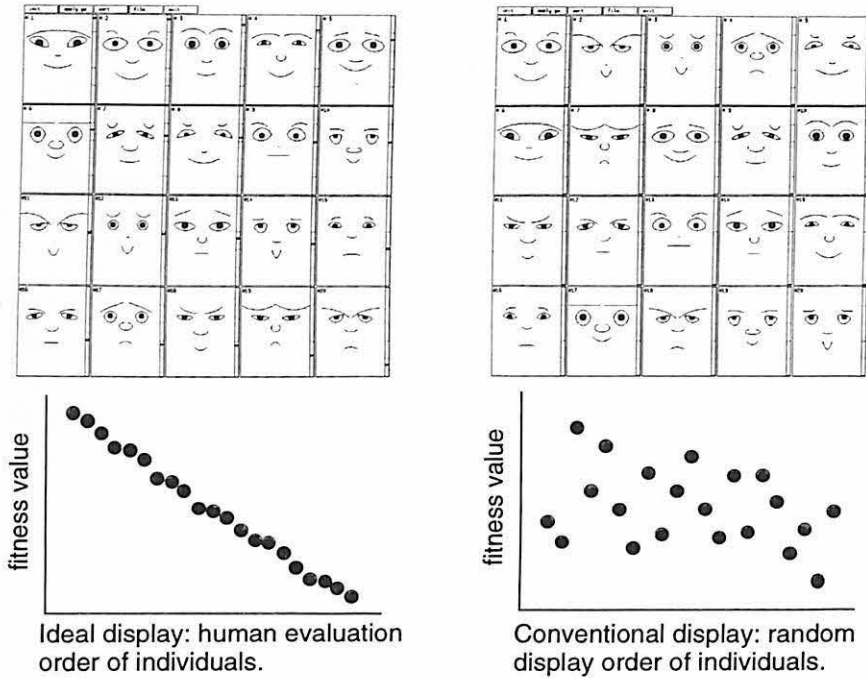


図1 提案手法のコンセプト。

ECで生成されランダムに近い順序で提示された解候補(右)を評価するより、自分が与えようとしている評価値の順序で提示された解候補(左)を評価する方が、操作者の負担は小さいと考えられる

めるため、より簡単にかつ精度良く、人間の求めるシステム出力を得ることが可能となる。

対話型 EC には、用いる要素技術によって対話型 GA (Genetic Algorithm) や対話型 GP (Genetic Programming) などがあり、様々な分野に応用されている [高木 98c]。例えば、モニタージュ画像生成、虫の姿勢生成、CG デザイン画像生成、3-D CG レンダリング、L システムに基づく植物の生成、3-D CG ライティング設計、レイアウト設計、アーチダムの形状設計、線画像生成、吊り橋のデザイン設計、車のデザイン、ジャズのセッションのメロディー生成、パーカッション部のリズム生成、などの芸術関連分野に広く用いられている。また、人工生命ゲームへの応用が教育と臨床に使われ、工学分野においては、歪音声の回復フィルタ設計の他、合成音声の声質変換、聴覚補償、データベース検索、データマイニング、人工現実感などへの展開が取り組まれ始めている。

このように対話型 EC は様々な分野に応用され始めている有効なシステム最適化手法であるが、人間による評価の繰り返しを必要とするため、操作者の疲労が実用上の大きな問題となる。この問題は対話型 EC に

限らず、人間から多くのデータを集め人間の動作をモデル化しようとするアプローチにおいても、大きな問題である。

これまでの対話型 EC 操作者の負担低減に関する研究は、(1) 入力インタフェース改善、(2) 解探索の高速化、(3) 提示インタフェース改善、と大別できる。大崎らの(1)の研究は、操作者が解候補に対する評価値をおおまかに入力できる手法(離散値入力法と呼ぶ)を提案し、離散値入力法を用いることで解探索能力を低下させることなく、操作者の負担を軽減できることを示している [Ohsaki 96, Ohsaki 98]。印具らの(2)の研究では、GA 演算過程で得られる評価値空間上の解候補を単峰曲面で近似し、この近似曲面の頂点をエリートとして GA 演算に加えることで収束の高速化を図り、これを対話型 EC システムに組み込むことを提案している [印具 97]。

本論文では、(3)の対話型 EC における解候補の提示インタフェース改善を取り上げ、操作者の主観評価を予測し予測順に解候補を提示することで、操作者の評価の負担を軽減することを提案する。応用するタスクに関する事前知識に基づいて予測を行えば予測精度

は高いと考えられるが、汎用的ではない。そこで我々は、タスクに依存しないインタフェースの改善を目標にした。予測手法はいろいろ考え得るが、今回は予測手法として2つの手法を取り上げ、その予測効果をシミュレーションで評価し、主観評価実験で疲労軽減効果を調べる。さらに、今後の疲労軽減に対する知見を得る。

## 2. 予測評価値による解候補の提示手法の提案

もし図1の左に示すように、対話型ECの操作者が高く評価する順に解候補を提示することができれば、解候補の評価がしやすくなり、評価や並べ換えの繰り返し回数が減ると考えられる。人間の主観評価系を完全にモデル化することは無理なので、対話型ECの操作者が解候補に与える評価値を完全に予測して、図1の左のように提示することは当然不可能である。しかし、たとえ予測精度が高くなくてもある程度の予測ができれば、図1の右のようにランダムに提示された解候補を評価する場合よりも、比較評価がしやすくなると考えられる。

そこで、対話的な操作の過程から得られる履歴情報を用いて世代ごとにおおまかな評価値予測を行い、予測した評価値順に解候補を提示することで操作者の負担を低減する、図2の手法を提案する。予測には、ニューラルネットワーク(NN)を用いる手法と、過去の解候補と現在の解候補との間のユークリッド距離を用いる手法、の2種類を提案する。

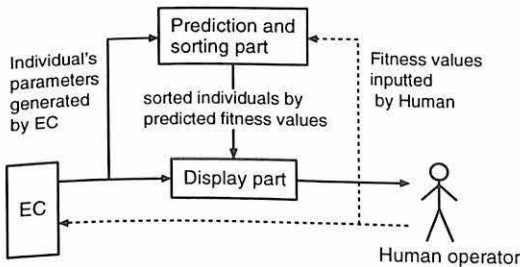


図2 提案システム。  
人間が評価するであろう値を予測し、予測評価値順に解候補を並べ換えて提示するモジュールを組み込んだ、対話型ECシステム

NNを用いる手法では、対話型ECの操作過程で得られた過去の解候補の表現型ベクトルとそれらに対する評価値とを学習データとして、NNを各世代で学習

させ、人間の評価系をモデル化する。学習済みNNにECが生成した現在の解候補を入力すると、NNは予測評価値を出力する。そして、この予測評価値順に解候補を並べ換えて操作者に提示する。

ユークリッド距離を用いる手法では、図3に簡単に示すように、ECの探索空間上にある過去の複数の解候補(●)と現在の解候補(○)との間のユークリッド距離( $D_i$ )を求め、この距離に反比例した重み( $w_k$ )で過去の解候補の評価値( $P_{1,2,3}$ )を重み付け平均して、現在の解候補の評価値( $P_{new}$ )を予測する。

これら2つの予測手法の有効性を、3章でシミュレーションを用いて、4章で心理実験を用いて検証する。

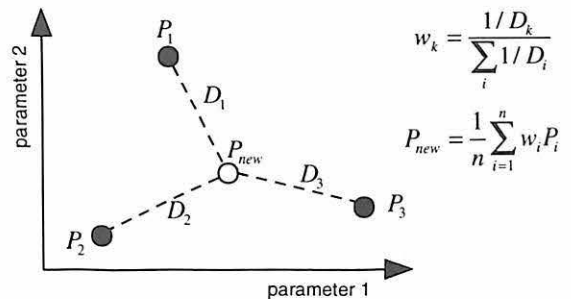


図3 過去の解候補と現在の解候補の間のユークリッド距離を用いた評価値の予測手法。  
 $P_i$ :過去の世代の*i*番目の解候補に与えられた評価値,  
 $P_{new}$ :現在の解候補の予測評価値,  
 $D_i$ : $P_i$ と $P_{new}$ とのユークリッド距離,  
 $w_k$ :重み

## 3. シミュレーションによる予測精度の検証

### 3.1 実験条件

各世代で得られる下記の3種類の順序を比較して、提案手法がどの程度評価値を予測できるかを調べる。ただし、(1)は従来の提示法、(2)は提案手法、(3)は理想である。

- (1) ECが生成した解候補の順序
- (2) 予測評価値によってソートされた解候補の順序
- (3) 真の評価値によってソートされた解候補の順序

本論文の提案手法は、人間が解候補に与えたいランキングに近い順序で解候補を提示し、操作負担を減らすことを目的としている。したがって予測評価値順(2)が真の評価値順(3)と正確に一致しなくても、従来のランダムに近い順序(1)よりも有意に(3)に近ければよいと考えられる。

そこで解候補に対してランク番号を与え、ランク番号の並びの相関係数を(1)と(3)の間、および(2)と

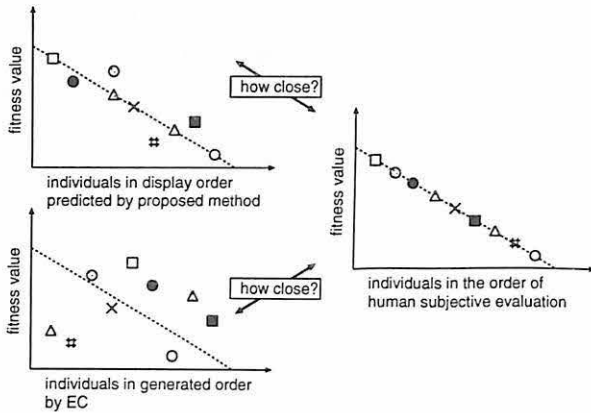


図4 予測精度の指標。

(1) EC が生成した解候補の順序と (3) 実際に与えられた評価値による順序との間の相関係数, および (2) 予測評価値による順序と (3) の順序の間の相関係数, を比較する

(3) の間で算出し, これを提案手法の予測精度の指標とする。もし (2) と (3) の間の相関係数が (1) と (3) の間の相関係数よりも有意に大きければ, EC で生成した解候補をそのまま提示するよりも, 提案手法は実際に与えられる評価値の順序に近く提示することができる, と言えるであろう (図4参照)。

本章におけるシミュレーション, および4章における心理実験では, 対話型 EC の1つである対話型 GA を組み込んだ顔の描画システムを用いる。図1に, このシステムで生成される顔の例を示す。本章のシミュレーションでは, 目標となる顔を設定し, 各世代における解候補 (顔) と目標の顔との間のユークリッド距離に基づく予測を評価系として, GA で解候補のパラメータを調整する。4章でこのシステムを人間が操作する場合は, 顔の横にあるバーをマウスで操作し, 評価値を入力する。また, 操作者が比較評価をしやすくなるよう, 与えた評価値順に解候補の顔の絵を並べ換える機能も, この実験システムに組み込んである。

他の実験条件は表1に示す通りである。人間が実際に操作できる世代数は限られている。例えばこの描画システムの場合, 20世代まで操作するのに2~3時間かかり, それ以上操作するのは困難であった。そこでシミュレーションを行う世代数は, 人間が対話的に操作する場合を想定して20世代までとした。

シミュレーション I では, 3層 feed-forward NN を用いた提案手法の予測精度を調べる。NN を過去の解候補と評価値で動的に学習させながら, 現在の解候補の評価値予測を行う。入力層ユニット数は, 顔を構成するパラメータ数の18個, 出力層ユニット数は, 顔

表1 シミュレーションの実験条件

解候補 (顔の絵) を構成するパラメータ	18個 (口の幅, 眉の角度など)
コーディング	バイナリコーディング
選択	ルーレット戦略・エリート戦略 (各世代のエリート数は1)
交差	1点交差
突然変異率	3.3333%
個体数	20個
世代数	20世代
初期条件	10種類
評価関数	ターゲットと解候補間のユークリッド距離

の評価値数の1個である。学習に用いる過去の世代数, 学習回数, 中間層ユニット数は様々にして, 各条件で比較した。

シミュレーション II では, ユークリッド距離を用いた提案手法の予測精度を調べる。後述するように, NN を用いたシミュレーション I では, 1世代前の解候補のみを予測に用いた条件下の予測精度が最も高かったので, 過去1世代前の解候補のみを用いたユークリッド距離による予測の精度を調べる。

### 3.2 結果と検討

NN を用いた提案手法を評価するシミュレーション I では, 中間層ユニット数が10の条件で最も予測精度が高かった。そこでこの場合の結果を, 横軸を学習回数として図5に示す。検定の結果, 従来法 (1) と理想順 (3) との間の相関係数よりも, 提案手法 (2) と理想順 (3) との間の相関係数の方が有意に大きい (危険率1%) ことから, NN を用いた提案手法は有意に評価値を予測できることが示された。

また, 過去1世代前のデータを用いて予測した場合が, 最も予測精度が高かった。これは, GA 演算において突然変異率があまり高くない場合, 現在の探索領域は1つ前の世代の探索領域に近いと考えられる。

ユークリッド距離を用いた提案手法を評価するシミュレーション II の結果を, 表2に示す。ここでも, 提案手法 (2) と理想順 (3) との間の相関係数の方が, 従来法 (1) と理想順 (3) との間の相関係数よりも有意に大きかった (危険率1%)。さらに, NN を用いた予測よりも予測精度が高かった。

以上より, 提案した2つの予測方法のいずれを用いても, 統計的に有意に評価値を予測できることが示された。次の関心は, これらの予測手法を導入した場合, 表2の差が疲労軽減に有意につながるような差であるか, という点である。4章ではこの点を調べる。

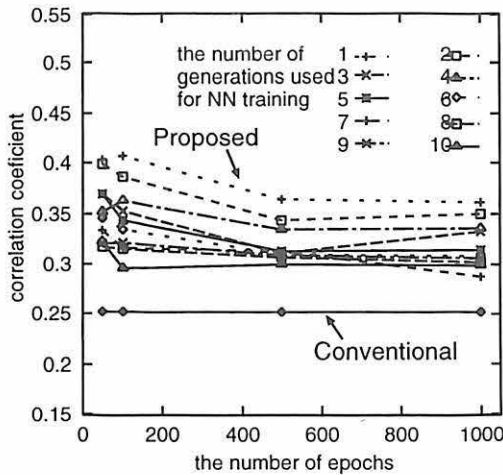


図5 シミュレーション I の結果。  
NN を用いた予測評価値順に解候補を提示する提案手法 1 と、GA で生成した順に解候補を提示する従来法との比較。相関係数が大きいほど予測精度が高い

表2 シミュレーション II の結果。  
ユークリッド距離を用いた予測評価値順に解候補を提示する提案手法 2 と、GA で生成した順に解候補を提示する従来法との比較。相関係数が大きいほど予測精度が高い

	(1) 従来法による順序と (3) 真の順序の相関係数	(2) 提案手法 2 による順序 と (3) 真の順序の相関係数
平均	0.434	0.561
標準偏差	0.106	0.135
有意差	危険率 1% で有意差あり	

## 4. 心理実験による負担低減効果の検証

### 4.1 実験条件

次に実際に人間を用いた心理実験を行い、提案手法の予測精度と負担低減効果について定量的に調べる。シミュレーションにおいて、ユークリッド距離を用いた予測精度が NN を用いた予測精度よりも高かったので、心理実験ではユークリッド距離を用いた予測手法のみを評価する。実験には、3 章の実験と同じ顔の描画システムを用いた。本実験では、ターゲットの顔と解候補がどの程度似ているかに基づいて、人間が評価値を与える。ターゲットによる結果の偏りを防ぐため、ターゲットの顔は被験者ごとに異なるものにした。シミュレーションと異なる実験条件を表 3 に示す。もし操作世代数が多すぎると、疲労によって従来法と提案手法を正確に比較できなくなってしまう。そこで操作世代数は 5 世代にした。

心理実験 I では、人間が描画システムを操作した結

表 3 心理実験における実験条件

世代数	5 世代
被験者数	16 人 (初期条件、ターゲットは被験者ごとに異なる)
評価回数	ターゲットと解候補間の主観的な距離

果から、3 章で示した 3 種類の順序のデータ ((1) 従来法の順, (2) 提案手法の順, (3) 理想の順) を得る。そして、3 章と同様に、(1) と (3) の間の相関係数、および (2) と (3) の間の相関係数を算出し、これらの比較を行う。

心理実験 II では、従来法 (1) のシステムと提案手法 (2) のシステムを、実際に人間が操作し比較評価を行う。被験者は、従来法もしくは提案手法でシステム操作を行った後、操作した条件について、どの程度並べたい順序に解候補が並んでいたか、どの程度操作しやすかったか、を 5 段階で絶対評価する。この結果を系列範疇法 [日科技連 73] で検定する。2 つのシステムの操作を終えた後では、どちらのシステムがより並べたい順序に解候補が並んでいたか、どちらがより操作しやすかったか、を選択評価する。この結果を符号検定 [中川 94] する。評価回数は、どちらの手法とも各被験者 2 回である。

提案手法の効果を調べるためには、従来法と提案手法の違いが解候補の提示順序のみで、他の要因は同一でなければならない。しかし、人間の評価は常に一定とは限らないので、予測を行わない従来法で操作した場合と予測を組み込んだ提案手法で操作した場合で、GA が生成する顔が異なる可能性がある。そこで心理実験 II では、被験者には対話型 EC の説明をして操作を行わせるが、実際には従来法も提案手法も GA 演算を行わず、心理実験 I で得られた各世代の顔セットをそのまま提示する。つまり、ニセの対話型 EC を用いることで、心理実験条件を同一にして評価実験を行った。

心理実験 I に参加した被験者全員が、心理実験 I を行ってから 2~3 日経過後に、心理実験 II に参加した。被験者には、実験 II で用いるシステムは実験 I のシステムと同じであり、実験 I と同じ操作を行うように指示した。もちろん、提示される顔の絵が従来法と提案手法で同じことは知らせていない。

従来法と提案手法のどちらを先に操作するかという要因 (順序効果) が結果に影響しないよう、16 人の被験者を 4 人ずつの 4 グループに分け、それぞれ、C-P2-C-P2, C-P2-P2-C, P2-C-P2-C, P2-C-C-P2 (ただし C は従来法、P2 は提案手法) の順序で操作を行わせた。

#### 4・2 結果と検討

心理実験 I の結果を表 4 に示す。(2)-(3) の相関係数と (1)-(3) の相関係数の間に有意差は見られなかった。シミュレーションでは、ユークリッド距離を用いた提案手法で有意に評価値予測ができることが示されたが、評価世代数が 5 世代という条件で人間が評価値を与えた場合では有意差が見られず、予測ができるかできないかを示すことができなかった。

表 4 心理実験 I の結果。

ユークリッド距離を用いた予測評価値で解候補を提示する提案手法 2 と、GA で生成した順序で解候補を提示する従来法との比較。相関係数が大きいほど予測精度が高い

	(1) 従来法による順序と (3) 真の順序の相関係数	(2) 提案手法 2 による順序 と (3) 真の順序の相関係数
平均	0.493	0.487
標準偏差	0.144	0.131
有意差	危険率 5% で有意差なし	

心理実験 II の結果を図 6 に示す。解候補の提示順序、操作のしやすさの両方において、従来法と提案手法は同じカテゴリに属しており、有意差は見られなかった。これより、従来法と提案手法の差は人間が知覚できるほど大きなものではなかった、と考えられる。

### 5. 考 察

本論文では対話型 EC 操作者の疲労軽減を、評価値の予測による提示インタフェースの観点から議論している。以下では、シミュレーションによる予測評価、被験者を用いた予測評価、疲労軽減の心理実験評価、そして内観報告、の 4 つの実験結果を比較検討し、今後の研究展開につながる知見を得る。

#### 5・1 予測の尺度と評価の尺度

シミュレーションと心理実験 I で分かったことは、予測系と評価系が同じユークリッド距離尺度であった場合は有意な予測性能があり (表 2)、予測系はユークリッド距離尺度でも評価系の尺度が必ずしもそうではない人間の場合は、有意な効果が示せなかった (表 4)、ということである。したがって、その予測効果が有意でない予測系と評価系を用いた心理実験 II では、当然疲労軽減効果を有意に示すには至っていない。

このシミュレーション実験結果からは逆に、人間の評価尺度にあった予測尺度を用いれば、被験者を用いた予測評価でも有意な効果を示すことが期待できる。人間を用いた評価値予測に有意な効果があれば、最終目

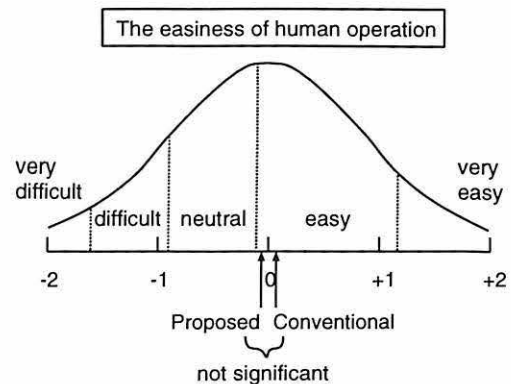
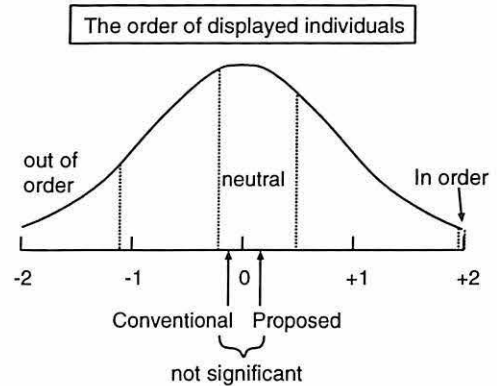


図 6 心理実験 II の結果。

ユークリッド距離を用いた予測評価値順に解候補を提示する提案手法 2 と、GA で生成した順に解候補を提示する従来法との比較。上は解候補の提示順番について、下は操作性について調べたものである。系列範疇法から提案手法 2 と従来法の所属カテゴリが得られ、符号検定から 2 つの手法間の有意を調べた

的である疲労軽減にまでつながる可能性がある。これが次の研究ステップにつながる第 1 の知見である。

なお今回は、シミュレーションと心理実験で操作世代数が異なっており (20 世代と 5 世代)、これが結果の違いに影響したのかもしれない。したがって、世代数を実験条件として効果を検討することも必要である。ただしこの場合、世代数の増加に伴う疲労のため心理実験条件を統一することが非常に困難で、従来法と提案手法を人間が正当に比較評価できなくなる可能性が高い。

#### 5・2 予測のための評価履歴データ

過去の多くの世代の情報を用いるよりも、直前の世代の情報のみを用いた場合の方が、現在の解候補の評価値を最もよく予測できた。これは、GA の交差演算

から生成される個体と親の個体との相関の高さによるものと考えられる。つまり、親個体の近傍に子個体が配置されれば、子個体の評価値は遠く離れた個体よりは親個体の評価値に類似する、ということに起因すると考えられる。したがって交叉演算ベースのGAでなくても、進化的戦略のような突然変異ベースのECに対しても、この実験結果は共通に使える。さらに直前世代と現世代との相関の高さが予測精度に関わっているという実験結果は、対話型ECのタスクに依存しないであろう。これらが第2の知見である。

なお、人間を完全にモデリングして予測が100%できるならば対話型ではなく自動で探索ができるが、これは当然不可能であるし、操作者の負担を低減するのに、完全に近い予測精度が要求されるとは考えにくい。疲労軽減の観点からは、「自分が求める順序に近く解候補が提示されている」と操作する人間が感じる程度の予測精度で構わない。ただしこの仮説が本当に正しいかどうかは、今後の心理実験に委ねることになる。

### 5・3 人間の評価尺度への適応

では、人間の評価尺度はどのようなものであり、どのように予測尺度に反映させればよいであろうか。

心理実験の被験者の内観報告を分析すると、人間の評価尺度に関するおもしろい知見が得られた。まず複数の被験者が、提示された顔を評価する際、顔の一部分に重みをおいて評価することがある、と述べている。例えば、ターゲットの顔と解候補の顔の鼻の違いは気にしないが、目が違うとかなり印象が異なる、といった意見である。また数人の被験者が、ターゲットの顔と解候補の顔を比較する際、顔の作りと印象の両者を考慮して判断した、と報告している。これらより人間は、形状の物理的な類似性に対する尺度(ユークリッド距離尺度)と印象心理空間上の尺度(あるパラメータへの重み付き尺度)という、2種類の尺度を総合して対象物の類似性評価をしている可能性が考えられる。

この第3の知見は、今後の予測研究に利用できる可能性がある。例えば、ユークリッド距離尺度をベースにして、人間が特定のパラメータに与える重みを考慮するように提案手法を改善することが考えられる。ただし、この知見は顔というタスクに依存しているかもしれないことには、注意が必要である。

また、重みを考慮した人間の評価尺度に予測尺度を適応させる方法として2つが考えられ、現在検討中である。第1の方法は、シミュレーションで用いたNNによる評価予測で、パラメータ毎の評価の重みを逐次に学習させる方法である。第2の方法は、相関係数を

重みに用いる方法である。もし、あるパラメータが少し変化しただけで評価値が大きく変化したなら、操作者はそのパラメータに重みをおいていると考えられる。そこで、世代ごとに算出した各パラメータと評価値の間の相関係数をパラメータの重みとし、重み付きユークリッド距離尺度として予測に用いるのが、後者の方法である。

### 5・4 新しい提示インタフェースの可能性

本論文では、人間の評価を予測しその評価順に解候補を提示すれば、対話型EC操作者の疲労が軽減できるであろう、との仮説の下に実験を行ってきた。しかし、心理実験の被験者の内観報告を分析すると、当初考えていなかった提示インタフェースへのヒントが得られた。

数人の被験者は、もし予測の精度が高ければ、予測した順序に解候補を提示することで負担が低減されるだろうと述べた。これは我々の仮説に一致する。一方、多くの被験者が、予測評価値順に印象の少しずつ異なる解候補を長く並べるよりも、ターゲットと『似ている』、『似ていない』、『普通』のように解候補をいくつかのグループに分類して提示する方が評価しやすい、と報告している。また数人の被験者は、印象が近い解候補どうしのグループの横に印象が非常に異なる解候補を提示すれば、対比が分かり評価しやすくなるだろうとも報告している。

これらの第4の知見は、疲労軽減につながる新しい提示インタフェースへの示唆に富んだものであり、次の研究ステップにつながるものである。これまでに行ってきた対話型ECのインタフェース改善の研究[高木98a]で得られた知見をもとに、現在検討中である。

## 6. む す び

本論文では、人間がコンピュータと対話的にシステム操作を行う対話型ECにおける操作者の負担低減のため、解候補の提示インタフェース改善を試みた。生成された解候補の評価値をタスクに依存しない手法で予測した後、その順序に並べて提示する手法を提案し、シミュレーションと2つの心理実験で評価した。シミュレーションでは、提案手法により有意に予測ができることが確認されたが、心理実験では、有意に疲労軽減に結びつくまでには至らなかった。しかし一連の実験結果から、次の研究ステップにつながる4つの新しい知見が得られた。

これまでの対話型ECの研究のほとんどは、応用に



関するものである [高木 98b, 高木 98c]. しかしながら, 対話型 EC の実用化を図るためには, 対話型 EC 特有の疲労問題を解決しなければならない. 探索の高速化による疲労軽減というアプローチもあるが [印具 97], その基本はインタフェース研究を通じた疲労軽減である. この研究には時間がかかる心理実験が必須であり, そのためにこれまでほとんどの研究者が避けていたように思われる. しかし, この問題の解決なくして対話型 EC の実用化は考えられない. 本論文が, この分野への研究の誘いになれば幸いである.

### 謝 辞

本実験では, ソニー (株) の西尾研一氏が UC Berkeley 客員研究員として滞在中に作成された, 顔の描画システムを改造して用いた. 本研究の一部は, 実吉奨学会, および日本科学協会の支援を受けた. 併せて感謝いたします.

### ◇ 参 考 文 献 ◇

- [印具 97] 印具毅雄, 高木英行, 大崎美穂, “対話型遺伝的アルゴリズムのインターフェイス改善-GA の高速化手法の提案-”, 第 13 回 ファジシステムシンポジウム, pp. 859-862, 富山 (1997.6).
- [中川 94] 中川聖一, 高木英行, “パターン認識における有意差検定と音声認識システムの評価法”, 日本音響学会誌, vol. 50, no. 10, pp. 849-854 (1994).
- [日科技連 73] 「官能検査ハンドブック」, 日科技連官能検査委員会編, 日科技連 (1973).
- [Ohsaki 96] Ohsaki, M. and Takagi, H., “Improvement of input interface for interactive genetic algorithms and its evaluation”, Int'l Conf. on Soft Computing (IIZUKA'96), World Scientific, pp. 490-493, Iizuka, Fukuoka, Japan (Sept. /Oct., 1996).
- [大崎 98] 大崎美穂, 高木英行, “デジタル補聴器フィッティングへの対話型 EC の応用”, 第 14 回ファジシステムシンポジウム, pp. 193-194, 岐阜 (1998.6).
- [Ohsaki 98] Ohsaki, M., Takagi, H. and Ohya, K., “An input method using discrete fitness values for interactive GA”, J. of Intelligent and Fuzzy Systems, vol. 6, no. 1, pp. 131-145 (1998).
- [高木 96] 高木英行, 大宅喜美子, 大崎美穂, “対話型遺伝的アルゴリズムにおける入力インターフェイスの改善および評価”, 第 12 回ファジシステムシンポジウム, pp. 513-516, 東京 (1996.6).
- [高木 98a] 高木英行, 大崎美穂, 印具毅, “インタラクティブ EC 操作者の疲労軽減手法”, 人工知能学会知識ベースシステム特別研究会 SIG-KBS-97S, pp. 47-52, 福岡 (1998.3).
- [高木 98b] 高木英行, 青木研, “インタラクティブ EC: 創造支援から工学応用へ”, 人工知能学会知識ベースシステム特別研究会 SIG-KBS-97S, pp. 1-6, 福岡 (1998.3).
- [高木 98c] 高木英行, 畷見達夫, 寺野隆雄, “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).

[担当委員: 畷見達夫]

### 著 者 紹 介



大崎 美穂

1994 年九州芸術工科大学音響設計学科卒業, 1996 年同大学院博士前期課程情報伝達専攻修了. 同年, 同大学院博士後期課程へ入学. 現在博士課程 3 年在学中. 対話型 EC におけるインタフェース, 補聴器の適応フィッティングシステムの研究に従事. 電子情報通信学会, 日本ファジイ学会, 日本音響学会, 日本生理人類学会各会員.

<ohsaki@kyushu-id.ac.jp>

高木 英行(正会員)は, 前掲 (Vol. 13, No. 5, p.703) 参照.