

原著論文

対話型進化計算における実評価数可変型 評価値推論法の適用†

渡辺 芳信 *1・吉川 大弘 *1・古橋 武 *1・大崎 美穂 *2

対話型進化計算（IEC）は、評価関数の定式化が困難な最適化問題に対して有効な手法の1つである。しかし対話型進化計算では、多数回の評価がユーザの負担になるという問題がある。本論文では、ユーザの負担を軽減するため、対話型進化計算に評価値推論法を適用する。評価値推論法では、過去に実際に評価された解候補とその評価値の情報を用いて評価値の推論を行う。しかし対話型進化計算では、人が解候補の評価を行うため、時間の経過や事前に評価した解候補の印象によって評価基準に変化が生じ、その結果評価値推論が適切に行えない可能性がある。そこで本論文では、推論精度に基づき実評価する解候補数を変化させることで、IECに評価値推論法を適用する際のデータベースの適切な更新手法を提案する。これにより、ユーザの評価基準の変化にも対応可能となる。IECを用いた補聴器フィッティングシステムに提案手法を適用し、従来法との比較を通じて、提案手法の有効性を検討する。

キーワード：対話型進化計算、評価基準の変化、評価値推論、補聴器フィッティング

1. はじめに

近年、人の感性を扱う問題における最適化手法の1つとして、対話型進化計算(Interactive Evolutionary Computation: IEC)が注目されている。IECとは、進化計算(Evolutionary Computation: EC)における評価系を人間に置き換えた手法である。IECでは、以下の対話的な処理を繰り返すことにより、ユーザが満足する解を得ることができる。

- (1) ユーザは、システムが呈示する解候補群に評価値を与える。
- (2) システムは、ユーザが与えた評価値を基に進化計算を行い、ユーザに新たな解候補群を呈示する。

IECは、人の感性をシステムに組み込むことが可能であるため、現在、照明・音楽・CG・建物などのデザイン、医療、工業など、様々な分野に応用されている[1][2][3]。

しかしながらIECは、多数回の解の評価を必要とするため、そのことがユーザに大きな負担となるという問題がある。そこでこれまでにも、システムの改良により、ユーザの疲労軽減のための研究が行われてきた[4][5]。

一方、ECにおける評価回数を減らす手法の一つとして、評価値推論法が提案されている[6][7]。評価値推論とは、過去に実際に評価(以下、実評価)された解とその評価値をデータベースに格納していき、未評価の解の評価値を、データベースに格納されている解との類似度を用いて推論する手法である。これにより、少ない実評価回数で解候補を進化させることが可能となる。しかしながら、これまでのところ評価値推論法の有効性は、ベンチマーク関数への適用による検証しかなされていない。そこで本論文では、実問題の一つである補聴器フィッティング問題に、評価値推論を適用する。この評価値推論は、進化的計算に対する工夫であるため、前述の[4][5]とも組み合わせて用いることができる。

評価値推論法では、過去の世代において実評価された解とその評価値が正確で変化しない情報であるという前提のもとに、それらとの類似度を用いて推論を行う。しかし人が評価を行うIECでは、時間の経過や他の解候補から受けた印象により、同じ解に対しても異なる評価を行ったり、求める解(進化)の方向性が変化するなど、評価のゆらぎが存在する。またIECでは、世代ごとの相対評価により解候補に評価値を与えるため、各世代で与えられた評価値の意味が異なる。そのためIECに評価値推論法を適用する上では、高い推論精度を保つために、世代ごとに適切なデータベースの作成を行う必要がある。本論文では、これら評価のゆらぎと世代ごとの評価値の意味の違いが、推論精度に反映されることを利用し、推論精度に基づいて実評価

† Application of Fitness Inference Method with Variable Number of Real Evaluation in Interactive Evolutionary Computation
Yoshinobu WATANABE, Tomohiro YOSHIKAWA, Takeshi FURUHASHI and Miho OSAKI

*1 名古屋大学
Nagoya University

*2 同志社大学
Doshisha University

する解候補数を可変にすることで、IECに評価値推論法を適用する際のデータベースの適切な更新手法を提案する。具体的には、推論精度が高い、すなわち適切に推論が行えている間は、できるだけ多くの解に対して評価値推論を適用し、実評価回数を極力少なくする。逆に推論精度が低くなったとき、多くの解を実評価してもらうことでデータベースを大幅に更新する。これにより、例えば音量から音質など、ユーザの評価基準が探索の過程で変化した場合にも適切に評価値推論が行えることが期待できる。本論文では、IECを用いた補聴器フィッティングシステムに提案手法を適用することで、その有効性を検証する。

2. IECを用いた補聴器フィッティングシステム

IECにおける解候補は、音圧・周波数と音の増幅率との関係を表す混合正規分布のパラメータによってコーディングされている。IECでは、この混合正規分布のパラメータを進化計算により探索し、被験者が満足する解を求める。図1に、システムのインターフェースを示す。1～20の番号は、各解候補(IECで生成されたパラメータで処理した音)に対応しており、ユーザは、それら20個の音声を、悪い(聴きにくい、不快である)～良い(聴きやすい、好みである)の間の5段階で評価する。また、一通り評価し終えた後は、解候補を評価値によってソートし、再び評価しなおすことで、評価基準のゆらぎを減少させる。これらの操作を1世代とし、ユーザが満足する解が得られるまでこれらの操作を繰り返す。なお本論文では、通常の音をフィルターを通して劣化させ、健聴者に模擬的に難聴者の聴こえを再現する模擬難聴システム[8][9]を用いる。

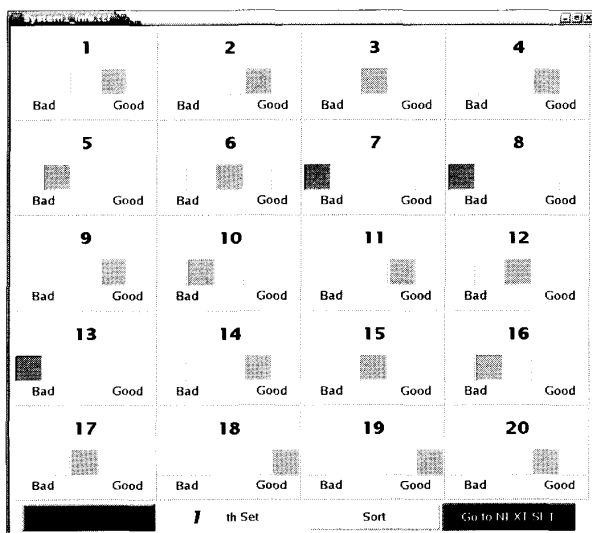


図1 システムのインターフェース

3. 評価値推論法の適用

3.1 アルゴリズム

本節では、2章で示したシステムに評価値推論手法を適用する際のアルゴリズムについて述べる。システムの手順を以下に示す。

- (Step1) 初期解候補群を生成する
- (Step2) 全ての解候補を実評価する(初期世代)
- (Step3) 遺伝的演算を行い新解候補を生成する
- (Step4) 新解候補に対して評価値推論を行う
- (Step5) 推論された評価値により解候補をソートしユーザに呈示する
- (Step6) 3.2で示す数の解候補を実評価する
- (Step7) 実評価された解候補群の評価値とそれに対する推論評価値との相関係数を計算する
- (Step8) 実評価された解候補をデータベースに格納し、データベースの更新を行う
- (Step9) ユーザが得られた解に満足すれば終了、そうでなければStep3へ

本システムでは、初めに20個の解候補をランダムに生成し、それら全てに対して実評価を行う。実評価された全ての解候補は、与えられた評価値と共にデータベースに格納される。その後、解候補に対して遺伝的演算を適用し、新たな解候補を生成する。それらの解候補に対し評価値推論を行い、推論値順に並び替えてユーザに呈示する。

一般に、評価値推論法は、推論の精度が高いほど、解探索を効率化することができ、またそのことが評価回数減少につながる。推論の精度を高めるためには、適切な解候補間の類似度を定義する必要がある[10]。図2に、IECにおける解候補である混合正規分布を示す。本システムにおける解候補は、5つの2次

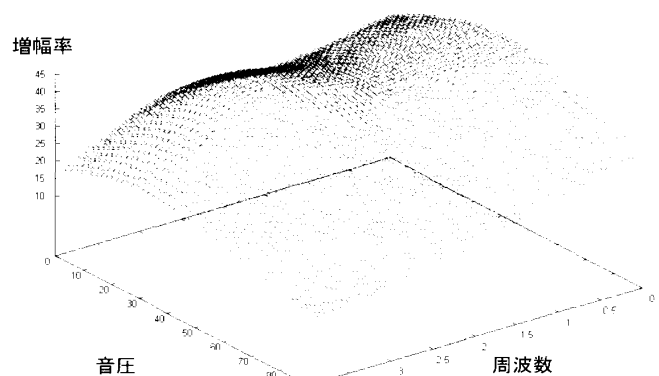


図2 システムの解空間

元正規分布の平均値や高さ、分散といったパラメータによりコーディングがなされている。本システムでは、混合正規分布の形状そのものが補聴器の特性となるため、各ガウス分布の形状、さらには高さや評価値といったパラメータが、それぞれ独立にユーザの聴こえに与える影響は小さいと考えられる。そこで本論文では、増幅率を表す図2の空間形状の違いを解(染色体)の類似性として定義する。つまり、解候補の類似度として、遺伝子型ではなく表現型の類似度を用いる。本手法で用いる解候補の類似度と推論値の定義を、それぞれ式(1)と式(2)に示す。

$$\text{類似度}_i = \frac{\sum(\min(f(x,y), g_i(x,y)) - MIN)}{\sum(\max(f(x,y), g_i(x,y)) - MIN)} \quad (1)$$

$$\text{推論値} = \sum_{i=1}^{\text{DatabaseSize}} (\text{類似度}_i \times \text{評価値}_i) \quad (2)$$

(1)式において、 x, y は図2における周波数、音圧であり、 $f(x, y)$ は推論対象となる解候補の (x, y) における増幅率、 $g_i(x, y)$ はデータベース中の解候補 i の (x, y) における増幅率である。また(1)式で規格化に用いている“MIN”は、2つの空間の中での最小値を示す。本手法では、(2)式で得られた推論値を[06]の範囲に規格化し、小数以下切り捨てにより整数化したものを最終的な推論値として用いる。

3.2 相関係数を用いた実評価候補数の変更

評価基準の変化とは、例えば初期の段階で音が聴こえる/聴こえないの基準により、聴こえる音、すなわち大きな音に対して高い評価を与えていたユーザが、世代が進み、全体的に音は聴こえる解が生成されることで、評価の基準が音質を中心としたものによって変わっていくことを表している。評価基準の変化が生じると、類似した解候補に対しても、異なった評価値が与えられることになる。評価値推論においては、解が類似していれば、その評価値も類似していることが前提となるため、推論精度が低下する。このように評価基準が変化した際には、実評価する解候補の数を増やし、データベースを新たに実評価された解候補により更新することでこの問題が改善されると考えられるが、実評価回数を増やすことは評価値推論の本来の目的と矛盾してしまう。

そこで本論文では、実評価する解候補の数を可変とすることで、評価基準の変化に対応できる評価値推論法を提案する。本手法では、評価基準の変化に対する指標として、推論で求めた値と実評価値との相関係数を用いる。この指標を用いて、各世代において実評価

を行う解候補数、すなわちデータベース更新量の基準とする。相関係数が高い場合は、正しい推論が行えている、すなわち過去のデータベースの情報(解候補)が信頼できると考えられるため、次の世代で実評価する解候補の数を減らし、評価に対する負担を軽減する。反対に、相関係数が低い場合には、実評価する個数を増やすことでデータベースの更新をうながす。提案手法により、評価基準の変化を的確にとらえ、推論精度を保ちながらも実評価回数を極力少なくできることが期待される。本論文では、表1に示す値により相関係数と実評価する解候補の数を設定した。各世代において、実評価された解候補とその評価値は、逐次データベースに格納される。このとき、データベースに蓄積される解候補の数が最大値を超えた場合は、古いものから順に破棄される。

IECでは、世代ごとの相対評価により解候補に1～5の各評価値が与えられるため、評価値の意味が世代ごとに異なる。提案手法では、データベースに蓄積される解候補の数を制限し、近い世代の解候補の情報のみを用いることで、その影響を抑える。本論文では、データベースに蓄積される解候補の数を最大で20個とした。すなわち相関係数が0.6以下となった場合には、次の世代で全ての解候補が実評価され、データベースは一新されることになる。なお、指標として推論誤差そのものではなく相関係数を用いるのは、推論値の正しさではなく評価が高い/低いということに対する推論の正しさを指標化するためであり、相関係数を用いることで、オフセット分のずれをキャンセルすることが可能となる。

実評価する解候補は、得られた推論値が1～5の解候補に対して、各評価値のものを出来る限り同じ個体数ずつランダムに選択する。評価値推論法では、推論がうまくいっている場合は、すべての個体の評価値を推論で求めるなど、できるかぎり実評価個数を少なくすることが望ましい。そこで本論文では、可能な限りのユーザの負担軽減を狙い、推論がうまく行えている場合は、実評価する解候補数を、推論精度の検出が可能な最低個数である2個とする。ただし、実評価する

表1 相関係数と実評価する候補数

| 相関係数 | (0.9,1.0] | (0.8,0.9] | (0.7,0.8] | (0.6, 0.7] | (-1.0,0.6] |
|------|-----------|-----------|-----------|------------|------------|
| 候補数 | 2 | 5 | 10 | 15 | 20 |

表2 推論誤差の2乗和平均と実評価する候補数

| 誤差の二乗 | (0.0,0.5] | (0.5,1.0] | (1.0,∞) |
|-------|-----------|-----------|---------|
| 候補数 | 2 | 5 | 10 |

解候補数が2個の場合には、相関係数を求めることが困難な場合があるため、相関係数に代えて推論値と実評価値との誤差(推論誤差)の2乗和の平均値を前述の指標として用いる。2乗和を用いることで、推論値と実評価値とのずれに対して鋭敏な対応が可能となる。表2に、解候補数が2個の場合における次の世代の実評価解候補数を示す。なお、前世代で最も実評価値の高かった解は、次の世代における評価の基準とするため、表1, 2の数に加えて再度実評価対象とする。

4. 実験

4.1 実験概要

表3に、本実験で用いた模擬難聴フィルタの聴力損失パターンを示す。表3における聴力損失パターンとは、周波数ごとの聴力損失レベルを表している。例えば水平型は、全周波数にわたって聴力が均一に低下することを表し、谷型は、中間周波数帯域で大きく聴力が低下することを表す。難聴の程度には軽度のフィルタもあるが、予備実験により、評価値推論法が重度な難聴ほど効果が高いことを確認している[11]。そこで本実験では、中等度と重度なフィルタの2つに絞って検証を行った。

本実験で比較に用いた3つ手法を以下に示す。

(手法1)従来法

(手法2)実評価解候補数を固定にした評価値推論法

(手法3)提案手法

手法1は、2章で説明した従来のシステム、すなわち評価値推論を行わない方法である。手法2は、各世代における実評価解候補数を、常に5個に固定して評価値推論を適用した手法である。本論文では、この手法2を“固定法”と呼ぶ。手法3は、3.2で述べた、実評価個数を可変とした提案手法である。

本実験では、被験者として健聴な大学生11名の協力を得た。フィルタAに6名、フィルタBに5名の被験者を割り当てた。各被験者に上記の各手法によるフィッティングを行ってもらい、被験者が満足する解を得られるまでの実評価回数を計測した。ただし3つの手法の適用順序が偏らないよう配慮した。ここで本実験では、実際に音声聞いた回数を実評価回数として用いた。

表3 模擬難聴フィルタの聴力損失パターン

| フィルタ | 難聴の程度 | 聴力損失パターン |
|------|-------|----------|
| A | 重度 | 水平型 |
| B | 中等度 | 谷型 |

4.2 実験結果

4.2.1 評価値推論法の効果

図3に、被験者ごとの実評価回数とその平均値を示す。全被験者の実評価回数の平均は、従来法で456回、固定法で192回、提案手法で157回であった。t検定により、固定法と従来法、および提案手法と従来法の実評価回数には、それぞれ危険率1%以下で統計的に有意な差がみられた。評価値推論法を用いることにより、評価回数の低減が実現できたといえる。また提案手法と固定法の実評価回数においては、t検定では危険率6%、ウィルコクソンの符号順位和検定では危険率5%以下で統計的に有意な差が見られた。提案手法により、各世代の実評価回数を固定したときと比較して約20%実評価回数を減らすことが可能となっている。

4.2.2 終了世代数

図4に、各被験者の固定法と提案手法における終了世代数を示す。終了世代数の平均は、固定法で11.4世代、提案手法で10.6世代であり、提案手法の方が、少ない世代数で満足する解が見つかる傾向が見られた。

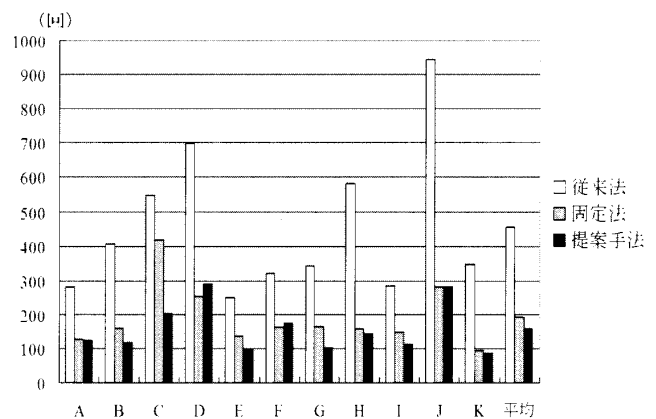


図3 被験者ごとの実評価回数

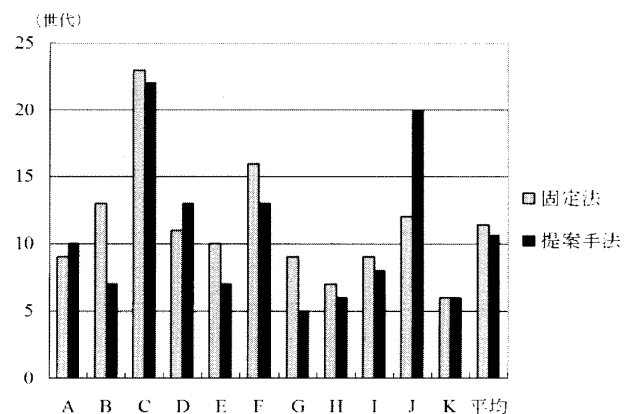


図4 被験者ごとの終了世代数

また、固定法より提案手法の方がかなり多くの世代数を要した被験者Jは、実験後のヒアリングで、

- 提案手法では、解候補が2個または3個だけ提示されたとき、相対評価をするか絶対評価をするかで大きく混乱した。

という意見を述べている。本システムでは、ユーザによっては世代ごとの相対評価により、1～5の各評価値を与えているため、呈示される候補数が評価値の種類数以下になった場合、相対的な評価の上で何点をつけるべきかで、混乱を招いたと考えられる。一方、被験者Jの結果を除いて同様の比較を行った場合、終了世代数の平均は、固定法で11.3世代、提案手法で9.7世代となり、t検定により2つの手法には危険率5%以下で統計的に有意な差がみられた。このことから被験者全体には、提案手法により満足する解が見つかるまでの世代数は少なくできたと考えられる。

4.2.3 得られた音の評価

実験後、各手法で最終的に得られた3つの音について被験者に評価してもらった。表4に、各手法で得られた音に対する評価結果を示す。表4では、3つの音の相対評価により、各音に差がない場合は○、他の音と比較して少し差がある(悪い)場合は△で表されている。また表では見られないが、差がある(他の音より悪い)場合には×をつけてもらうよう指示した。多くの被験者は、各手法で得られた音に大きな差はないと述べていた。また、少し違いがあると述べた被験者でも、固定法が若干他よりも劣る結果となっているものの、特定の手法によって得られる音が良いといった傾向は見られなかった。この結果から、提案手法で獲得された補聴器の音質について、少なくとも従来法と同レベルの満足解を得ることができたと考えられる。

表4 得られた音の評価

| 被験者 | 従来法 | 固定法 | 提案手法 |
|-----|-----|-----|------|
| A | ○ | △ | △ |
| B | ○ | ○ | ○ |
| C | ○ | △ | ○ |
| D | ○ | ○ | ○ |
| E | ○ | △ | △ |
| F | ○ | △ | ○ |
| G | △ | ○ | ○ |
| H | ○ | ○ | ○ |
| I | ○ | ○ | ○ |
| J | ○ | △ | ○ |
| K | △ | △ | ○ |

○：良い △：少し悪い

4.2.4 推論精度

実験後に行ったヒアリングで

- “悪い”とつけられた推論値は信頼できるので提示しなくても良いと思う。

という意見が得られた。そこで検証実験として、従来法によって得られたデータに対して仮想的に評価値推論を行い、推論値と実評価値の関係を調査した。表5に、推論値と実評価値との関係を示す。なお表5の評価値は、良い：5、悪い：1に対応している。表5(a)から、推論精度そのものは高くないが、少なくとも解候補の評価が“悪い”(評価値が“1”)ことはかなり正確に推論できていることがわかる。また表5(b)から、実評価値が5となった解候補は、そのほとんどが推論値も5であったことがわかる。さらに表5(c)から、呈示された推論値よりも高く修正(実評価)されることはほとんどなかったことがわかる。つまり、本来高い実評価値を持つ解候補を低い評価値と推論してしまい、その個体が淘汰されてしまうことなどの理由で解探索効率が低下してしまうことはあまりおきていないと考えられる。

さらに、他の被験者からは、

- 提示されなかった候補の中に、自分の満足解が含まれていないかどうかが気になった。

という意見が得られた。そこで、実験中に2個または3個しか提示されなかったある世代の全ての解候補を、2名の被験者に実験後に改めて実評価してもらった。表6に、実評価対象として選択された解の推論値と実験中、実験後の実評価値、および未選択(推論のみで実評価を行わず)だった解の推論値と実験後の実評価値を示す。表6(a)の11番の解候補や、表6(b)の5番の解候補は、結果としてそれぞれ最も高い実評価値を得ており、その世代のエリートとなるべき解

表5 推論値と実評価値の関係

(a) 推論値の一致率 (%)

| 推論値 | 5 | 4 | 3 | 2 | 1 |
|-----|------|------|------|------|------|
| 一致率 | 38.5 | 21.8 | 30.3 | 20.8 | 89.4 |

(b) 実評価値が5となった解候補の呈示した推論値 (%)

| 推論値 | 5 | 4 | 3 | 2 | 1 |
|-----|------|------|-----|-----|-----|
| 割合 | 90.0 | 10.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |

(c) 実評価値が推論値以下となった割合 (%)

| 推論値 | 4 | 3 | 2 | 1 |
|-----|------|-------|------|------|
| 割合 | 98.5 | 100.0 | 92.9 | 87.4 |

表6 未選択候補の実評価値

(a) 被験者B (6世代目)

| 選択された 解候補番号 | 推論値 | 実評価値 | |
|----------------|-----|------|-----|
| | | 実験中 | 実験後 |
| 12 | 5 | 4 | 4 |
| 15 | 3 | 3 | 2 |
| 16 | 5 | 5 | 2 |
| 未選択番号 | 推論値 | 実評価値 | |
| 11 | 5 | | 5 |
| 4 | 5 | | 4 |

(b) 被験者D (2世代目)

| 選択された 解候補番号 | 推論値 | 実評価値 | |
|----------------|-----|------|-----|
| | | 実験中 | 実験後 |
| 6 | 3 | 1 | 1 |
| 16 | 5 | 5 | 3 |
| 未選択番号 | 推論値 | 実評価値 | |
| 5 | 5 | | 5 |
| 17 | 5 | | 4 |

だったにも関わらずユーザに呈示されなかった。本手法では、3.2で述べた通り、推論値が5となる解候補からランダムに選択し、実評価のための呈示を行っている。そのため上述のことは十分に起こり得ることはあるが、これらの解候補も“5”と推論されていることから、実評価対象として呈示する解候補の選択方法について、改善の余地が十分に残されていると考えられる。表5および表6の結果から、実評価を行う解候補を選択する際、全ての推論評価値を均等に選択するのではなく、推論値が5のものを積極的に呈示することで、さらなる評価回数の低減と解探索の効率化が実現できると期待できる。ただしその際には、低い評価値の解候補が実評価されず、それらに対するデータベースの更新がなされなくなることで、今回示した推論精度が保てなくなる可能性がある。今後、古いデータベース情報を用いたときの推論精度に対する検討などを行っていく必要がある。

また本実験では、一部の被験者から、

- 音量から音質といった評価基準の変化を実際に感じた

という意見が得られている。本論文では、提案手法によりどの程度評価基準の変化に対応できているのかについて、定量的な検証が行えていない。今後は、シミュレーションを用いた模擬実験などにより、ユーザの評価基準の変化への対応についての具体的な検討が必要である。

5. おわりに

本論文では、推論精度に基づき実評価する解候補数

を変化させることで、データベースの適切な更新を行い、ユーザの評価基準の変化にも対応可能な評価値推論法を提案した。IECを用いた補聴器フィッティングシステムに提案手法を適用し、従来法との比較を通じて、評価回数、終了世代数、得られた解、推論精度の面から、提案手法の有効性を検討した。さらに、検証実験を通じ、本手法の今後の改良点に対する指針を示した。

参考文献

- [1] 高木英行, 畷見達夫, 寺野隆: 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.
- [2] 徳井直生, 伊庭斉志: 対話型進化計算によるリズムの生成, 2000年度人工知能学会全国大会, 2000.
- [3] 賀川経夫, 西野浩明, 宇津宮孝一, 高木英行: 対話型進化計算を利用した3次元モデル作成の一手法, 第20回ファジィシステムシンポジウム, pp.697-700, 2004.
- [4] 高木英行, 大崎美穂, 印具毅雄: インタラクティブEC操作者の疲労軽減手法, ワークショップ「インタラクティブ進化的計算論」, pp.47-52, 1998.
- [5] 高木英行, 大宅喜美子: 対話型遺伝的アルゴリズムのインターフェース改善手法の提案と評価, 第12回ファジィシステムシンポジウム, pp.513-516, 1996.
- [6] 花木康, 橋山智訓, 大熊繁: 評価値推論による遺伝的アルゴリズムの評価頻度の低減, 電気学会論文誌C分冊, Vol.120, No.1, pp.123-129, 1998.
- [7] 川中康晴, 吉川大弘, 三橋麗子, 伴野佳史, 篠木剛, 鶴岡信治: 染色体の類似度を考慮した評価値推論システム, 電気学会論文誌C分冊, Vol.123, No.3, pp.568-575, 2003.
- [8] 大崎美穂: 進化的計算手法を用いた聴覚障害補償に関する研究, 博士論文, 九州工芸大学, 1998.
- [9] 鈴木陽一, 伊勢友彦, 浅野太, 他: 2段階評定尺度法と1段階評定尺度法によるラウドネス関数の測定, *Audiology Japan*, Vol.38, pp.813-816, 1995.
- [10] Y.Banno, T.Yoshikawa, H.Kawanaka, T.Shinogi and S.Tsuruoka: A Study on Deriving a Method for Chromosome Similarities Suitable for the Search Space, *Journal of Advanced Computational Intelligence*, Vol.6, No.3, pp.135-144, 2002.
- [11] 渡辺芳信, 吉川大弘, 古橋武, 大崎美穂: 対話型進化的手法を用いた補聴器フィッティングにおける評価値推論法の適用に関する一考察, 第20回東海ファジィ研究会, pp.14.1-14.4, 2006.

(2006年11月22日 受付)

(2008年4月24日 採録)

[問い合わせ先]

〒464-8603 名古屋市千種区不老町
名古屋大学大学院工学研究科計算理工学専攻
吉川 大弘

TEL: 052-789-3167

FAX: 052-789-3166

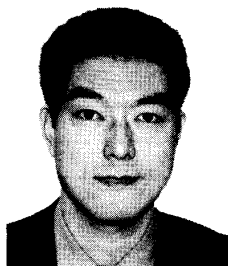
E-mail: yoshikawa@cse.nagoya-u.ac.jp

著者紹介



わたなべ よしのぶ
渡辺 芳信 [学生会員]

2006年三重大学工学部情報工学科卒業。2008年名古屋大学大学院工学研究科博士前期課程計算理工学専攻修了。同年本田技研工業株式会社入社。現在に至る。在学中は主として対話型進化計算(IEC)に関する研究に従事。



よしかわ ともひろ
吉川 大弘 [正会員]

1997年名古屋大学大学院博士課程修了。同年カリフォルニア大学バークレー校ソフトコンピューティング研究所客員研究員。1998年三重大学工学部助手。2005年名古屋大学大学院工学研究科COE特任准教授。2006年10月同研究科准教授。現在に至る。主としてソフトコンピューティングとその応用に関する研究に従事。博士(工学)



ふるはし たけし
古橋 武 [正会員]

昭和60年名古屋大学大学院工学研究科博士後期課程電気系専攻修了。工学博士。平成16年名古屋大学大学院工学研究科計算理工学専攻教授。現在に至る。ソフトコンピューティング、感性工学に関する研究に従事。平成8年日本ファジィ学会論文賞受賞。IEEE、日本知能情報ファジィ学会、電気学会等の会員



おおさき みほ
大崎 美穂 [正会員]

1999年九州芸術工科大学大学院芸術工学研究科博士後期課程修了。博士(工学)。静岡大学情報学部助手。同志社大学工学部専任講師を経て、現在、同志社大学理工学部准教授。医療データマイニング、聴覚障害補償の研究に従事。IEEE、知能情報ファジィ学会、人工知能学会等の会員。

Application of Fitness Inference Method with Variable Number of Real Evaluation in Interactive Evolutionary Computation

by

Yoshinobu WATANABE, Tomohiro YOSHIKAWA, Takeshi FURUHASHI and
Miho OSAKI

Abstract :

Interactive Evolutionary Computation(IEC) is one of the effective methods for optimization problems which are difficult to formulate the evaluation function such as human sensitivity. This method, however, gives a big burden to the user because he/she himself/herself has to evaluate the candidates of solutions a lot of times. This paper employs a fitness inference method to reduce the burden for evaluation. When fitness inference method is applied to IEC, it can be a problem that the evaluation criterion for user has changed with the passage of time and/or impression given by the effects of other candidates. Because the fitness inference method infers the fitness values of candidates using the information of the actually evaluated solutions and their fitness values in previous generations. This paper proposes the fitness inference method with varying the number of actual evaluation for candidates based on the accuracy of inference for effective update of database. The proposed method can reduce the burden of evaluation following the user's evaluation criterion. This paper applies the proposed method to hearing aid adjustment support system using IEC and investigates the effectiveness of this method.

Keywords : Interactive Evolutionary Computation, Change of Evaluation Criterion, Fitness Inference Method, Hearing Aid Adjustment

Contact Address : **Tomohiro YOSHIKAWA**

Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya 464-8603

TEL : 052-789-3167

FAX : 052-789-3166

E-mail : yoshikawa@cse.nagoya-u.ac.jp