

対話型進化計算の高速化の取組と人間科学への応用

高木, 英行
九州大学大学院芸術工学研究院

<https://hdl.handle.net/2324/1434421>

出版情報 : 電子情報通信学会技術研究報告. NC, ニューロコンピューティング. 111 (241), pp.47-52, 2011-10-12. 電子情報通信学会

バージョン :

権利関係 :

[招待講演] 対話型進化計算の高速化の取り組みと人間科学への応用

高木 英行†

† 九州大学大学院芸術工学研究院 〒 815-8540 福岡市塩原 4-9-1

E-mail: †takagi@design.kyushu-u.ac.jp

あらまし 対話型進化計算 (IEC) の筆者らの取り組みのうち, 高速化手法開発と新しい研究分野である人間科学への応用について紹介する. ユーザ疲労問題が実用上の問題になる IEC では各種ユーザ疲労軽減手法が提案され評価されており, 早く解に辿り着く高速化手法はそのうちの 1 つの取り組みである. 第 1 に最近の筆者らの提案高速化手法をいくつか紹介する. 第 2 に, IEC 応用拡大と IEC ユーザ疲労軽減に続く第 3 の IEC 研究方向とも言うべき新しい研究方向, すなわち, IEC によって最適化された対象システムを解析することによって, IEC ユーザの心理学・生理学上の知見獲得のために IEC を利用する研究, をいくつか紹介する.

キーワード 対話型進化計算, 高速化手法, 対話型差分進化, 人間科学

[Invited Talk] Research on Accelerating IEC and IEC Applications for Human Science

Hideyuki TAKAGI†

† Faculty of Design, Kyushu University 4-9-1, Shiobaru, Munami-ku, Fukuoka, 815-8540 Japan

E-mail: †takagi@design.kyushu-u.ac.jp

Abstract We introduce two research directions of our recent interactive evolutionary computation (IEC) research; one is acceleration methods for IEC, and another is IEC applications for human science research. IEC user fatigue is a remained IEC problem especially from its practical use point of view, and many methods for reducing it have been proposed. Accelerating IEC for obtaining satisfactory solutions in fewer searching generations is one of them. Firstly, we introduce some our recent works on accelerating IEC. Secondly, we introduce new IEC research, which we may say that the third IEC research direction following expanding IEC applications and reducing IEC user fatigue. They aim to obtain unknown psychological/physiological knowledge of an IEC user by analyzing an optimized target system optimized by the user. We introduce such our research.

Key words interactive evolutionary computation, acceleration methods, interactive differential evolution, human science

1. はじめに

対話型進化計算 (IEC) とは人間の評価に基づいて進化計算が対象システムを最適化する手法である. 評価関数の設定や評価値の計測が困難, あるいは不可能なタスクであっても, 人間の感覚器からの入力信号に対する視覚判断や聴覚判断などが可能な場合, 図 1 の枠組みに基づいて最適化系に人間を取り込むことでタスクの最適化ができるようになる.

この 20 年間で IEC は様々な分野で応用されるようになってきた. 大別すると, (1) コンピュータグラフィックス (CG) や音楽の芸術系, あるいはライティングデザインや web 画面デザインのような工業デザイン系に代表されるアート応用, (2) 音

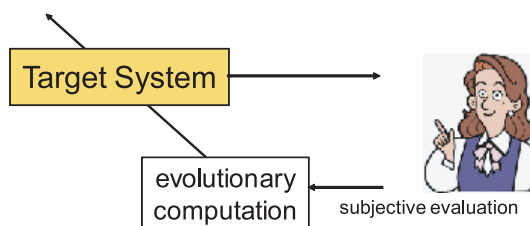


図 1 IEC の枠組み.

Fig. 1 IEC framework.

や画像の信号処理, ロボット制御, データマイニング, プログラムコード生成, メディアデータベース検索などの工学的応用,

(3) 教育, ゲーム, 地球科学シミュレーションのようなその他の分野での応用, に大別できる. 各研究の詳細は解説論文 [17] を参照されたい.

このような幅広い分野での応用可能性を拡大することが IEC 研究の第 1 の研究方向とするならば, 第 2 の大きな研究方向は, 実用化のための IEC ユーザ疲労軽減と言える. 疲れ知らずのコンピュータ相手に評価を繰り返す IEC ユーザの疲労問題は実用上大きな問題で, 特に, エンドユーザが IEC ユーザになる応用の場合は特に大きな制約になる.

このための取り組みとして, IEC ユーザへの個体表現形の提示方法と評価値入力のためのユーザインタフェース研究, IEC の高速化研究, IEC ユーザを評価だけでなく最適化にも関与させる研究, IEC ユーザ特性を学習し学習モデルと組み合わせる研究, など色々な取り組みが行われてきた [17].

本論文の第 1 の目的は, このうちの IEC の高速化についての最近の筆者らの研究を紹介することである. 本論文の第 2 の目的は, 第 3 の研究方向とも言うべき新しい IEC 研究方向「人間科学のための IEC 研究」の取り組みを紹介することである. IEC は人間の評価に基づいて進化計算が対象システムを最適化する手法であると述べた. であれば, 最適化された対象システムを解析することによって最適化のための評価をした人間の特性が判る可能性があり, これは心理学・生理学に新しい知見獲得のための道具と成り得る.

2. 高速化

2.1 IEC の特殊性

疲労のないコンピュータと協動的に最適探索する IEC にとってはユーザ疲労が大きな問題になり, 通常の進化計算以上に高速化が求められる. 特に IEC ユーザが顧客であるような応用例の場合, 長時間にわたる解探索を要求することは現実ではなく, 疲労を考慮した実用時間内に満足できる解が得られるかどうか実用化の鍵となる. この対策として第 1. 節で述べたように各種 IEC ユーザ疲労軽減研究が取り組まれてきたが, IEC の高速化もその 1 つである.

これまで取り組まれてきた進化計算の多くの高速化手法が IEC にも利用できればよいが, 少個体数少世代数という疲労問題に起因する IEC の制約のために利用できない高速化手法も多い. 具体的には, 適応度関数をフルに利用して探索空間情報を利用する手法, 多くの個体あるいは探索点情報を利用する手法, 多数世代を経て効果が顕著になる手法等である. 幸い IEC では適応度関数の大局的最適解 1 点を求めることが目的ではなく, 主観評価上区別がつかない大局的最適領域の解であればすべて最適解であるので, 少ない評価で早くこの領域に辿り着くような高速化手法が望まれる.

2.2 探索空間近似によるエリートを用いた高速化

余談になるが, 1980 年代中頃に scale-space filtering [26] を読んだ時, 筆者はそのアイデアに感心してしまった. 小振幅区間での信号波形ピークは大振幅区間のノイズよりも振幅が小さいため閾値判別はできないが, 視覚的にはどちらが信号ピークかはよくわかる. その信号波形にガウス関数を重畳すると波形

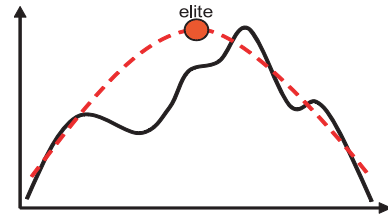


図 2 n 次元探索空間と単峰性関数による近似. 頂点をエリート個体として探索に利用する.

Fig. 2 Function approximation of n -D searching space with a unimodal function. The apex is used for search as elite.

は鈍るがノイズはその近辺波形に鈍されていく. このガウス関数の分散を徐々に広げていけば, 最後にはピークが 1 つの近似関数になる. このピークから分散の少ない逆方向に近似関数のピークを辿れば原信号の多くの信号小ピーク位置が正確に検出できる, という手法であった. 現在, 画像エッジ抽出等によく利用される. 15 年程経って, この感心が高速化手法のヒントになった.

図 2 のように n 次元の探索景観を単峰性関数で近似し, その頂点をエリートとして最悪個体と入れ替える, というのがこの高速化手法 [18] である. その背景は, 上述論文からヒントを得た「近似関数のピークは原関数のピーク位置とは異なるが近傍であろう」との考えが背景になっている.

この手法の特徴は “Low Risk, High Return” である点である. 抽出エリートの適応度が低くても多くの個体中の最悪個体 1 個と入れ替わるだけであり, 入れ替えられた最悪個体同様淘汰されるだけである. しかし有力個体であれば強力な親個体として次世代探索以降の収束に貢献する.

IEC は適応度計算 (ユーザの評価時間) が秒のオーダーと長いので, 高速化のための付加計算コストは相対的には低いと言えるが, 単峰性関数による関数近似時間は探索空間次元数に応じて指数的に増えていく. そのための計算コスト削減近似法が, 低次元空間での関数近似である.

例えば図 3 のように探索空間の各次元に探索点を射影し, 各 1 次元空間での近似関数からエリート位置を抽出し, これを合成して本来の n 次元探索空間のエリートを求める方法である [14]. ベンチマーク関数での評価では, この 1 次元空間での近似によるエリートを用いても高速化性能は衰えず, 計算コストは n 次元空間での関数近似に比べて $1/3 \sim 1/2$ に短縮できた [15].

2.3 色々な進化計算手法に IEC

これまでの代表的な IEC には遺伝的アルゴリズム (GA), 遺伝的プログラミングなどが使われてきた. 1990 年代以降, PSO, DE, ACO, ABC など生物にヒントを得た各種進化計算手法が提案されてきており, IEC の観点からこれら手法の長所短所を明らかにして IEC に取り込むことで性能を向上させたい.

Particle Swarm Optimization (PSO) [10] と GA をベンチマーク関数で性能比較すると, 探索空間が単純な景観の場合は PSO の収束が早く, 複雑度が増すにつれて GA の収束が早くなる [5], [11]. これは *gbest*, *pbest*, *lbest* への方向という勾配情

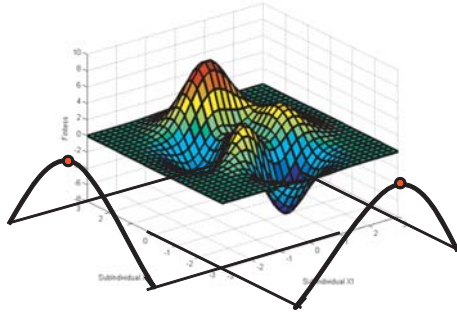


図 3 本来の n 次元探索空間と 1 次元に次元数を削減した空間でのエリート位置抽出。
 Fig. 3 Original n -D searching space and 1-D function approximation and an obtained elite location.

報に似た情報に基づいて探索する PSO と用いない GA の性質から考えれば理論的にも納得できる傾向である。適応度関数と異なり IEC ユーザは細かな適応度変化の識別ができないので、IEC タスクの探索空間の景観が比較的単純であると言える。少個体数少世代数にも関わらずそれなりの IEC 解が得られることもこのことを裏付けている。そうであれば、対話型 PSO は対話型 GA よりも有利であると期待できる。

ところが、対話型 PSO と対話型 GA のシミュレーションを行うとそうはならず、常に対話型 PSO の性能が劣っていた [11]。この原因を解析した結果、評価値に含まれる量子化ノイズが原因であることが明らかになった。IEC ユーザは粗い k 段評価値しかできないので、ユーザ評価値に含まれる量子化ノイズは避けられない。勾配情報のような情報を利用する PSO では量子化ノイズに対する感度が高く収束の低下を招き、そのような情報を使わない GA では影響が少なかった、というのが解析結果である。

そこで、この対策を施した対話型 PSO を導入することで対話型 GA を上回る IEC が実現できた [12], [13]。

2.4 対比較ベース対話型差分進化とその高速化

最も良く利用される対話型 GA では、IEC ユーザが全個体を評価して評価値を基に選択演算を行う。空間比較が可能な画像の場合は比較的良いが、音や動画のように時系列提示タスクの場合、記憶中の音や動画を基に比較することになり、IEC ユーザには困難な評価となる。

このために開発した IEC が対比較ベースの対話型差分進化 (IDE) である [24], [25]。差分進化 (DE) アルゴリズム [16] の詳細は省くが、DE の次世代探索個体は target vector と trial vector の比較から決められる。この対比較の性質は、特に時系列提示によって IEC ユーザが評価をせざるをえないタスクに対して根本的解決と言ってよい程の疲労軽減効果が大きい。同様の対比較方式の IEC として、トーナメント対話型 GA [7], [9] がある。対比較の点で疲労軽減には同等の効果が期待できるが、全比較を前提とする GA で一部比較しか行わないトーナメント方式では GA 選択演算が有効に働かない嫌いがあるのに対し、この対比較ベースの IDE はアルゴリズムを簡略化していない。しかも数値最適化における DE の探索性能は GA を上回る。

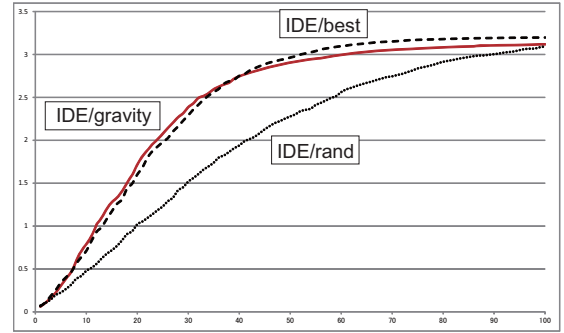


図 4 10 次元混合ガウス関数を IEC ユーザ特性とした IDE シミュレーションにおける 3 手法の収束特性。
 Fig. 4 Comparison of three IDE methods using IDE simulation with a user model consisting of 10-D Gaussian Mixture model.

DE には、base vector の決定方法、交差演算、差分 vector の個数などで色々なバリエーションがある。代表的な base vector の決定方法には、個体群からランダムに選ぶ方式と最優良個体を選ぶ方式があり、各々 DE/rand と DE/best と記述されることが多い。性能的には、最優良個体近傍を集中的に探索する DE/best の収束は DE/rand よりも速いことが多いが、IDE/best を実現するためには、IDE ユーザが全個体評価をして最優良個体を選ぶ必要がある。これは疲労増加につながる。

このための改良方式が、個体群の重心を base vector とする IDE/gravity である [3], [4]。基本的に IEC タスクの探索空間は大局的には大谷構造の多峰性で、広い個体分布の中程に大局的最適解はあろう、との仮定に基づいており、DeJong の $F3$ (ステップ関数) のように探索空間の境界に最適解が存在するような例外的なタスクは考慮しなくてもよい、との考えが背景にある高速化手法である。大谷構造の多峰性と言える混合ガウス関数で評価すると本高速化手法の性能は図 4 のように IDE/best に匹敵し、全個体を評価して最良個体を選択する必要がないという意味で IEC に適した高速化である。

第 2 の高速化手法は、DE の世代間で個体が更新された方向、すなわち世代間移動 vector (X_{moving}) を求め利用する方法である [3], [4]。対比較ベース IDE では target vector (X_{target}) と trial vector (X_{trial}) を対比較して良い方を次世代個体とする。世代間移動 vector を利用する高速化手法は更に ($X_{target} + X_{moving}$) と ($X_{trial} + X_{moving}$) も加えた四択方式にする手法である。音や動画のような時系列提示が必要なタスクでは IEC ユーザの疲労が増すが、画像タスクであれば二択でも四択でも大きな疲労差はなからうと期待できる。実験結果からは、二択の従来法よりもこの世代間移動ベクトルを導入した方が高速化性能は向上した。

3. IEC の人間科学への応用

3.1 IEC のリバースエンジニアリング的用法

IEC は人間の評価に基づいて対象システムを最適化する手法である。したがって、その最適化されたシステムを解析すれば、評価した人間の情報が得られるかもしれない。以下ではこのよ

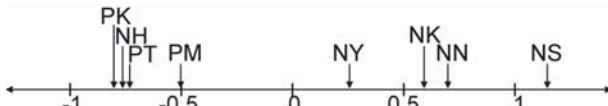


図 5 Sheffé の一対比較法で構成された心理尺度と被計測者 8 名が作成した「楽しい」表情の尺度値。PK, PT, PM が統合失調者, その他が健常学生で, 尺度値が大きい程「楽しさ」度合が高い。
 Fig. 5 Psychological scale constructed using the Sheffé'd method of paired comparison and scale values for CG lighting images of happy impression made by eight subjects. PK, PT, and PM are schizophrenics, and others are students of mental normal. The bigger scale values mean higher degrees of happy impression.

うな研究方向の取り組みを 2~3 紹介する。

心理学でも生理学でも, 人間への感覚刺激を与えて人間の反応を計測し, これらの入出力関係から人間というシステム特性を解明しようとする。IEC を用いた同様の人間解析のための方法論は, 一旦人間の評価に基づいて最適化したシステムを作り, それを解析の手がかりにする点が少し異なる。この結果, 人間の直接計測である心理実験や生理実験では得にくい解析結果が得られる可能性がある。

更には, 第 3.4 節で述べるように, ターゲット心理・生理状態を教師データのように与え, 人間出力(心理や生理反応)がそのターゲットにより近づくような人間への入力(感覚条件)を求める, 逆問題的な利用も可能になる。感覚刺激を与えて人間の反応を計測する順方向を中心とする人間科学研究にとっては新しい研究手法になる可能性がある。

3.2 感情表現幅の計測

統合失調症患者の喜怒哀楽表情の幅が狭いのではないかと, という現場の声を背景に, IEC を用いた CG のライティングデザイン [1] をタスクとしてこの計測に取り組んだ [19], [20]。

統合失調者 3 名と健常者 5 名の色覚異常がない 8 名を被験者とし, 各被験者に「楽しい」と「悲しい」CG ライティングデザインを行ってもらった。こうして得られた各被験者の最も「楽しい」表情の CG 像 8 枚から得られる 28 対 ($8C_2$) に対し, 33 名の評価者が Sheffé の一対比較法中屋の変法で 5 段階評価を行い, 図 5 の心理尺度構成を行った。「悲しい」についても同様に行った。

図 5 の比較的幅広く見える 4 箇所には危険率 1% で「楽しさ」に有意差がある。少なくとも今回の被験者 8 名の間では, 統合失調者が評価し作成した「楽しい」表現度合は少ないといえる。「楽しい」「悲しい」の両心理尺度を引き算して得られた順位尺度(両者の表現幅の広い順位)上も, 統合失調者の感情現表幅が少ないとの結果が得られた。

被験者数の点で一般的結論を導くのは早計であるが, 本 IEC による感情表現幅の計測が, 診断上の一知見を与える可能性を示唆できた, とは言えるだろう。

3.3 聴覚補償特性解析からの知見獲得

補聴器や人工内耳の聴覚補償パラメータの最適化は工学的取り組みであるが, この特性解析から聴覚特性を解明できるかも

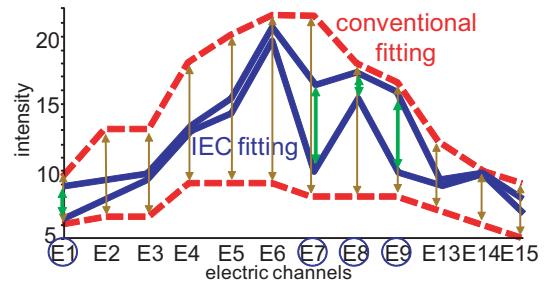


図 6 従来の人工内耳フィッティング特性と IEC による人工内耳フィッティング特性。横軸はチャンネル数, 縦軸は入力音に対する電極の電気刺激量を示す。

Fig. 6 Fitting characteristics of conventional cochlear implant fitting and that used IEC. Horizontal axis means electric channels and a vertical axis means electric voltage of each channel.

しれない知見を得る科学的取り組みも興味深い。

現在も含めて補聴器フィッティングは, 防音室で純音・狭帯域雑音を使った可聴特性の計測をベースに経験的に行われる。誰も他人の「聞こえ」が判るわけも計測することもできないので, 従来方式では試行錯誤以外の方法はない。それに対し, IEC 方式は自分の聞こえに対して進化計算が最適化する点と, 任意の音環境でも最適化できる点が根本的に異なる。

この特性の結果, 音声を用いたフィッティングと音楽を用いたフィッティングではフィッティング特性が異なることが明らかになった [23]。この知見は, 補聴器利用する環境音で補聴器フィッティングをすべきであること, 従来方法では任意音を対象としたフィッティングができないので経験に基づく試行錯誤である点だけでなく, フィッティング音の制約からも限界があることが明らかになった。

人工内耳は内耳に埋め込んだ電極で直接聴神経に電気刺激を与える聴覚補償方法である。入力音の周波数によって共振する位置が内耳の基底膜に沿って異なり, 位置情報が周波数検出情報になっている。そのため, 人工内耳のチャンネル数を増やして並べるとは周波数分解能を向上させることになる。また各チャンネルの電気出力に応じて音として感じる大きさが異なる。そのため, (1) 周波数分解能を上げるのでチャンネル数は多い程良い, (2) 各チャンネル出力は最小値から不快レベルにならない最大値までの広いダイナミックレンジになるようフィッティングした方がよい, の 2 つの仮説に基づいて人工内耳はフィッティングされている。

しかし IEC で人工内耳フィッティングをした結果, 図 6 のようにこの仮説にまったく合わないにも関わらず, 聞こえの性能が高い報告がなされた [8]。破線に示すように従来フィッティングは前述の仮説に基づいている。しかし連続線で示す IEC によるフィッティングでは, 有効に働いているチャンネル数は 4 チャンネル程度, それらのダイナミックレンジも装用者の可聴域よりかなり狭いものになっている。にも関わらず, 認識率はかなり高く, 最高の被験者で 92% と従来法の平均認識率の 2 倍近くになっている。

一見前述の仮説は妥当のように思えるにも関わらず, この結

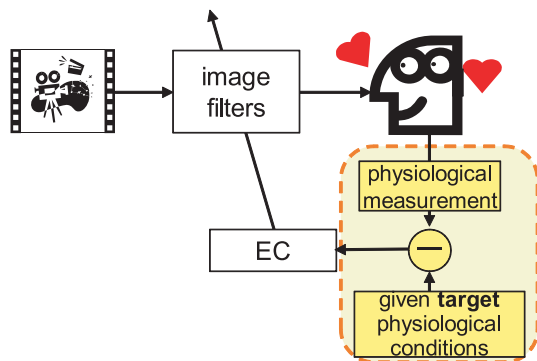


図 7 拡張 IEC の枠組み。ターゲットの生理反応と被験者の生理反応の差をフィッス値として進化計算が映像や音楽の物理特徴量を最適化する。

Fig. 7 Framework of extended IEC. IEC optimizes physical features of movies or music using a fitness value that is the difference between the target physiological responses and real one of an IEC user.

果は何を意味するのか？これは、聴覚系中枢に至る間の処理で、我々が知らない聴覚系の知見があることを示唆している。この人工内耳フィティングによるデータ収集とその解析を通じて、新しい聴覚心理生理上の新しい知見発見につながる期待があり、現在医学部耳鼻咽喉科と共同研究を進めている。

3.4 拡張 IEC：生理的フィードバックに基づく IEC

IEC は人間の主観評価値を基に進化計算が最適化をするシステムである。これを拡張し、生理反応を利用して最適化を行う IEC を拡張 IEC と呼ぼう [22]。

我々は映像や音楽を視聴して、ワクワクしたりリラックスしたりする。これは生理反応にも表れる。小説を読んで感動するように、コンテンツのストーリーが生理反応に与える影響が大きいと思うが、音量、色、動きなどの映像や音楽の物理特徴量によっても大いに影響される。逆に言えば、これらの物理特徴量を制御できれば視聴者の生理反応を間接的に制御できるかもしれない。すなわち、よりワクワクさせたり、よりリラックスさせるように映像や音楽の物理特徴量を最適化できる可能性がある。

拡張 IEC の 1 つの枠組みを図 7 に示す。まずエキサイトした時やリラックスした時の心拍、血圧などの各種生理反応を理想状態として得る。このターゲットとなる生理状態と、映像や音楽を視聴する被験者の生理反応との差を最小になるよう進化計算が映像や音楽の物理特徴量を最適化する。

この実現には、生理反応に影響を与える物理特徴量を抽出しなければならないが、これがかなり難しい作業になる。何十何百と考えられる映像や音楽の物理特徴量を変化させながら毎回生理計測することは現実的ではない。

そこで、生理反応に影響があると期待できる緊張 - 弛緩軸、爽快 - 鬱屈軸からなる情動平面 [21] を構築し、この 2 軸と相関がある物理特徴量を求めることで絞り込むことを第 1 ステップとした。F 検定を用いてこれらの相関係数を検定した結果、76 個の物理特徴のうち 26 個の物理特徴量と緊張 - 弛緩軸が、2 個の物理特徴量と爽快 - 鬱屈軸とが危険率 1% で有意な相関関係

があると判断された [6]。第 2 ステップでは実際に生理計測をして物理特徴量と生理反応の間の相関を調べ、第 3 ステップで相関があると確認された物理特徴量を IEC で最適化することになる。

4. まとめ

進化生物学者 Richard Dokins は、複雑な生物の形態や機能は、自然淘汰の産物であることを主張し、その簡単な例証として、視覚判断に基づく選択淘汰だけで複雑な形状が生成できることを彼の著書 [2] の中で 2 次元線画の進化 (biomorph) として示した。IEC の誕生である。この方法が面白いと 1990 年代に入ってから色々な CG 生成に応用され始めたのが IEC 研究の広がりであり、現在では、工学や教育など幅広い分野で応用されている。

本論文は、この第 1 の IEC 研究方向である IEC 応用の拡大については述べず、第 2 の IEC 研究方向である IEC 実用化のための IEC ユーザ疲労問題への取り組みの中から、高速化手法について筆者らの研究を述べた。現在のほとんどすべての IEC 研究はこの第 1 か第 2 の研究方向に属するものである。さらに、本論文では、これまでにない新しい IEC 研究として、IEC を人間解析のために使うという第 3 の研究方向について筆者らの取り組みを述べた。ページ数の関係で多くは記述できないものの、IEC 研究の大きな研究方向と具体的取り組みを記述することで、新たに IEC 技術に関心を持たれる方々への指針になれば幸いである。

謝 辞

本研究は H23-25 年度科学研究費 (課題番号 23500279) の助成を受けたものである。

文 献

- [1] 青木研, 高木英行 “対話型 GA による 3 次元 CG ライティングデザイン支援,” 信学会論文誌 D-II, vol. J81-DII, no. 7, pp. 1601–1608, 1998.
- [2] R. Dawkins, *The Blind Watchmaker*, W. W. Norton & Company, Inc., New York, USA, Dec., 1986.
- [3] 船木亮平, 高木英行, “個体群重心と個体群移動ベクトルを用いた差分進化と対話型差分進化の高速化,” 第 6 回進化計算フロンティア研究会, 名古屋, pp. 112–127, Mar., 2011.
- [4] R. Funaki and H. Takagi, “Acceleration Methods with a gravity vector and a moving vector for both differential evolution and interactive differential evolution,” 5th Int. Conf. on Genetic and Evolutionary Computing (ICGEC2011), Kinmen/Taiwan and Xiamen/China, pp. 287–290, Aug./Sept., 2011.
- [5] 伊庭齊志, 進化論的計算手法, オーム社, 2005.
- [6] 入江健介, 中田俊史, 中岡伊織, 李林甫, 高木英行, “映像メディア視聴者の情動制御のための物理特徴量の抽出,” 第 22 回ファジシステムシンポジウム, 札幌, pp. 191–194, Sept., 2006.
- [7] B. Johanson, “Automated fitness raters for the GP-music system,” Univ. of Birmingham, Master’s Degree Final Project, Sept., 1997.
- [8] P. Legrand, C. Bourgeois-Republique, et al., “Interactive evolution for cochlear implants fitting,” Genetic Programming and Evolvable Machines, vol. 8, no. 4, pp. 319–354, 2007.
- [9] I. S. Lim and D. Thalman, “Tournament selection for browsing temporal signals,” ACM Symp. on Applied Computing (SAC 2000), Como, Italy, pp. 570–573, March, 2000.

- [10] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," IEEE Int. Conf. on Neural Networks (ICNN1995), Perth, WA, Australia, vol.4, pp.1942–1948, Nov./Dec., 1995.
- [11] 中野雄, 高木英行, "対話型群知能に関する研究," 第8回日本知能情報ファジィ学会九州支部学術講演会, pp.27–30, Dec., 2006.
- [12] Y. Nakano and H. Takagi, "Influence of quantization noise in fitness on the performance of interactive PSO," IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC2009), Trondheim, Norway, pp.2146–2422, July, 2009.
- [13] 中野雄, 高木英行, "対話型 PSO," 第19回インテリジェントシステムシンポジウム (FAN2009), 会津若松, pp.228–233, Sept., 2009.
- [14] Y. Pei and H. Takagi, "Accelerating evolutionary computation with elite obtained in projected one-dimensional spaces," 5th Int. Conf. on Genetic and Evolutionary Computing (ICGEC2011), Kinmen/Taiwan and Xiamen/China, pp.89–92, Aug./Sept., 2011.
- [15] 裴岩, 高木英行, "次元削減によって得られたエリートを用いた進化計算の高速化," 人工知能学会第7回進化計算フロンティア研究会・進化計算学会第1回進化計算研究会合同研究会, 東京, pp.25–31, Sept., 2011.
- [16] K. V. Price, R. M. Storn, and J. A. Lampinen, *Differential evolution: a practical approach to global optimization*, Springer-Verlag, 2006.
- [17] H. Takagi, "Interactive evolutionary computation: fusion of the capabilities of EC optimization and human evaluation," Proceedings of the IEEE, vol.89, no.9, pp.1275–1296, 2001.
- [18] 高木英行, 印具毅雄, 大西圭, "単峰性関数当てはめによるGA収束高速化," 知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会誌), vol.15, no.2, pp.219–229, 2003.
- [19] 高木英行, 高橋智宏, 青木研, "インタラクティブ進化計算による心の計測への応用可能性," 第20回ファジィシステムシンポジウム, 北九州, pp.605–606, June, 2004.
- [20] H. Takagi, T. Takahashi, and K. Aoki, "Applicability of interactive evolutionary computation to mental health measurement," IEEE Int. Conf. on Systems, Man, and Cybernetics (SMC2004), Hague, Netherlands, pp.5714–5718, Oct., 2004.
- [21] 高木英行, 入江健介, 中田俊史, "インタラクティブ進化計算と生理解析に基づくマルチメディア視聴者の情動制御への取り組み," 第7回SOFT九州支部学術講演会, pp.109–110, Dec., 2005.
- [22] H. Takagi, S. Wang, and S. Nakano, "Proposal for a framework for optimizing artificial environments based on physiological feedback," J. of Physiological Anthropology and Applied Human Science, vol. 24, no.1, pp.77–80, 2005.
- [23] H. Takagi and M. Ohsaki, "Interactive evolutionary computation-based hearing-aid fitting," IEEE Trans. on Evolutionary Computation, vol.11, no.3, pp.414–427, 2007.
- [24] H. Takagi and D. Pallez, "Paired comparison-based interactive differential evolution," 1st World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing (NaBIC2009), Coimbatore, India, pp.375–480, Dec., 2009.
- [25] 高木英行, D. Pallez, "対比較ベース対話型差分進化," 第3回進化計算シンポジウム, 那覇, pp.245–251, Dec., 2009.
- [26] A. P. Witkin, "Scale-space filtering: a new approach to multi-scale description," IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP1984), San Diego, CA, USA, pp.150–153, Mar., 1984.