

対比較ベース対話型差分進化

高木, 英行
九州大学大学院芸術工学研究院

Pallez, Denis
Nice Sophia-Antipolis University

<https://hdl.handle.net/2324/1831118>

出版情報：進化計算シンポジウム．第3回，pp.245-251，2009-12-19．進化計算研究会
バージョン：
権利関係：



対比較ベース対話型差分進化

Paired Comparison-based Interactive Differential Evolution

高木英行

Denis Pallez

九州大学大学院芸術工学研究院

Nice Sophia-Antipolis University

<http://www.design.kyushu-u.ac.jp/~takagi>

<http://www.i3s.unice.fr/~dpallez/>

Abstract—We propose Interactive Differential Evolution (IDE) based on paired comparisons for reducing user fatigue and evaluate its convergence speed in comparison with Interactive Genetic Algorithms (IGA) and two tournament IGA's. User interface and convergence performance are major key points for reducing Interactive Evolutionary Computation (IEC) user fatigue. Unlike IGA and conventional IDE, users of the proposed IDE and tournament IGA do not need to compare whole individuals with each other but rather only to compare pairs of individuals, which largely decreases user fatigue. In this paper, we design a pseudo-IEC user for IEC simulation and evaluate the second key point, IEC convergence performance, using IEC simulators and show that our proposed IDE converges significantly faster than IGA and tournament IGA, i.e. our proposed method is superior to others from both user interface and convergence performance points of view.

1. はじめに

フィットネス関数の設計が困難、あるいは不可能ではあるが、人間が見たり、聞いたり、触ったりすれば善し悪しを評価できるようなシステムの設計・最適化には、対話型進化論的計算 (IEC) が用いられる。IEC は、CG・音楽の生成のようなアート応用、音響・画像処理、データマイニング、ロボット制御、プログラムコード生成、などの工学応用、教育、ゲーム、その他の分野の応用、と幅広く適用されている。

IECの最大の課題は、多くの生成個体を反復評価することによる疲れと飽き、すなわちIECユーザの疲労問題である。この疲労のためにIECが実用的に使える個体数と世代数は、せいぜい10-20個体を10-20世代程度に制約される。

この解決として色々な研究が提案されている[1]。IECユーザインタフェースの改良はそのうちの1つで、ユーザが個体比較をしやすいように提示するインタフェースの改良、評価レベルを少なくして (例えば100点満点の代わりに5段階評価など) 心理的フィットネス値の決定ストレスを軽減する方法、フィットネス景観と探索点を2次元に射影して視覚化しユーザによる探索を支援する方法、などである。

IECユーザの評価特性モデルを学習し、IECに組み込むことでIECユーザの負担軽減を目指した取り組みもある。この評価特性モデルは擬似IECユーザとなり、通常の進化論的計算の場合のフィットネス関数と同じように使ってIECシミュレーションができる。IECユーザの探索とこのIECシミュレーションを組み合わせることで疲労軽減を図る。この評価特性モデルの学習方法には、距離ベースのモデル[1]、遺伝的プログラミング[2]、

ニューラルネット[1]、ファジィシステム[16]、サポートベクターマシン[3, 4]などがある。

視線追尾装置を用いて評価値入力やベスト個体の選択の手間を省こうという研究もある[5, 6]。個体選択過程の時間情報も取得できるので、躊躇などの情報も利用できる可能性もある。

対比較が可能なトーナメントIEC[7]は、全個体を毎世代比較しなければならない通常のIECに比べて大幅な疲労軽減が期待できる。欠点は、全個体を比較しないので、得られたフィットネスにはノイズが含まれていることになり、このノイズが選択演算に影響して収束に悪影響を与えかねない。これはすなわち、IECユーザの疲労につながる。模擬育種は次世代子個体生成に用いる親を選択するだけで、評価点を入力しない。評価レベルを考慮しなくてもよい。この点でトーナメントIECと同様の精神的疲労軽減が期待できる。欠点は、やはり選択演算に用いるフィットネス値のノイズである。連続関数であるフィットネス関数と異なり、人間は n 段階評価しかできないので、フィットネス値に量子化ノイズが混入することは避けられない。模擬育種は2段階評価に相当するので、最も量子化ノイズが大きいIECとも言えるので収束に影響する[8]。

他の疲労軽減手法は、新しい進化論的計算手法を導入してIECの高速化を図るアプローチである。Particle Swarm Optimization (PSO) をIECのEC部として使うことができる。空間情報を利用するPSOは複雑度の低いタスクにおいて通常の遺伝的アルゴリズム (GA) よりも優位に働くことが期待される[8, 17]。しかし、PSOはIECフィットネスに含まれる量子化ノイズに過敏であり、そのまま対話型PSOを構成しても性能が期待できない。耐量子化ノイズのための手法を組み込むことで難易度の少ないタスクに対して対話型GA (IGA) よりもより良い収束性能を示すことができる[8]。

差分進化[9]はこの10年で論文数が急増している進化論的計算手法である。IECにとって差分進化手法には2つの利点がある。第1は個体の比較が対比較である点であり、第2は高速である点である。この差分進化技術を最初にIECに応用したトルコチームの対話型差分進化[10,11,12]は残念ながら第1の特徴を利用していなかった。

本論文の目的は、第1の特長をフルに発揮する対比較ベースの対話型差分進化を提案し、第2の特長の収束性能をIECシミュレーションで従来のIECと比較して、両者の観点から対話型差分進化技術が有力なIEC技術であることを示すことにある。IECユーザ疲労軽減の点で、対比較ベース対話型差分進化の方が全個体同時比較の従来のIGAより明らかに優位なので、トーナメントIGAよりも収束性能が良いか、通常IGAと同等以上の収束特性であれば対比較ベース対話型差分進化の優位さを示すことができる。

第2節では本論文の実験で用いるGAと差分進化について述べ、第3節では評価タスクとIECシミュレーション方法について述べる。その後、第4節で評価実験を行う。

2. 本論文で比較する進化論的計算

2.1 トーナメントGA

文献[13]ではフィットネス関数による絶対値のフィットネスではなく、個体間の相互比較による相対フィットネス（競合フィットネス）が提案された。その中で述べられている1つの実現形態が、トーナメント方式である。IECでは世代毎に個体の相対比較をしてフィットネスを与える方式が多いが、その競合フィットネスの中でも比較疲労軽減のためにトーナメント方式を導入したIECが、トーナメントIECである[7]。文献[7]では、単に勝敗情報を使うトーナメントだけでなく、勝敗の程度をも考慮してフィットネスを調整するトーナメントIECも提案している。本論文でもこの2種類のトーナメントIGAを比較対象とする。

Tournament1 GAは勝ち残りトーナメントとかノックアウトトーナメントと呼ばれる典型的なトーナメント方式に基づいてフィットネスを決定しGAで進化させる方式である[13,14]。最初個体はランダムに並べられて対比較を行い、第1試合の勝个体間で第2試合を行う。以後同様に最終勝者が得られるまでトーナメントを進めて、勝ち進んだ対戦数に基づいてフィットネスを決定する方式である。Tournament1 GAをIECに用いると、通常IECに比べて大幅な評価時の疲労軽減が期待できる。

Tournament2 GAは勝ち残りトーナメントに基づくものの、勝負の程度情報を考慮してフィットネスを決定する。例えば、最終勝者個体のフィットネスを10点とし、この最終勝者個体と戦った個体のフィットネスは、最終勝者個体との評価差を10点から差し引いた値とする。次に、最終戦で勝者個体に敗れた個体と戦っ

た個体のフィットネスを同様に、この最終戦で勝者個体に敗れた個体のフィットネスから対戦評価差を差し引いた値とする。以下同様に全個体のフィットネスを決定する。この方式の考え方の背景は、対戦組合せの運不運の影響を少なくすることにある。例えば、最強個体と第2最強個体が運悪く第1試合で対比較した場合、Tournament1 GAでは第2最強個体が全個体の中での最悪個体にならざるを得ないため選択演算に悪影響を与える、と考えられる。Tournament2 GAではこの点が改善される。

トーナメントGAでは全個体の比較を行わないので、その分、通常GAに比べてフィットネスの信頼性が劣る。上述の例のように第2最強個体に最悪フィットネスが割り振られることもある。したがってノイズを含むフィットネスに基づいて選択を行うトーナメントGAは、原理的には通常GAに比べて収束が劣ると考えられる。トーナメントIECでは、対比較方式による疲労軽減効果とこの収束悪化による疲労増加との程度とのバランスが問題であり、主観評価実験での評価が必要になる。

2.2 差分進化

差分進化[9]は数値最適化のための進化論的計算手法で、アルゴリズムが容易であるにも関わらず収束が高速であるという特長がある。SCOPUS論文データベースによると、1995-1999、2000-2004、2005-1999の3期間の論文数は58、265、1,569編と近年論文数が急増している。

アルゴリズムの概要をFig. 1を使って以下のステップに述べる[9,16]。

- (1) 1個体を目標 vector として取り出す、
- (2) 残りの個体から2個体をパラメータ vectors としてランダムに選択し両者の差分 vector を得る、
- (3) 残りの個体からランダムに、あるいは、ベスト個体を選び、基底 vector とする、
- (4) 基底 vector に重み付けした差分 vector を加え、変異 vector を求める、
- (5) 目標 vector と変異 vector を交差させて比較参照 vector を生成する、
- (6) 目標 vector と比較参照 vector を比べ、良い方を次世代の個体とする。
- (7) 以下(1)に戻って他の個体についても同様に次世代個体を生成する。

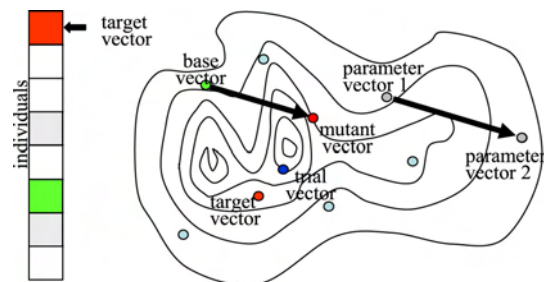


Fig. 1 Differential Evolution algorithm

収束特性が良いメカニズムは、収束に伴って狭まってくる個体分布の拡がり情報が差分ベクトルの長さに反映されるので、それに伴い次世代個体分布が調整されるからである。すなわち、広域探索と局所探索のバランスが自動的に取れるメカニズムを持っている。

2.3 対話型差分進化

IEC の視点から第 2.2 節のアルゴリズムを眺めると、疲労軽減の点で(6)の対比較が非常に魅力的であり、対比較ベース対話型差分進化が構築できる[18]。目標 vector, 比較参照 vector) の対を Fig. 2 のように提示して対話型差分進化ユーザにより良い個体を選択させる。これが前節の(6)に相当する。各世代には個体数分の比較対があるので、この二者択一選択を繰り返す。IGA のグラフィカルユーザインタフェース (GUI) では、提示された全個体を相互判断しないといけないので IEC ユーザの評価心労が大きい。トーナメント IGA や対話型差分進化の二者択一 GUI ではこの点が大きく改善される。

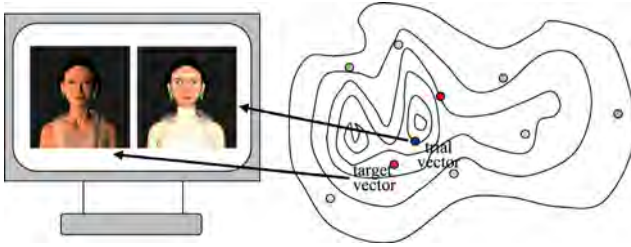


Fig. 2 GUI of Interactive Differential Evolution and displayed a pair of a target vector and a trial vector in a searching space.

3. 評価タスク

3.1 擬似IECユーザ

IEC のアルゴリズム評価は、同一実験条件下で、パラメータを代えながら多くの比較評価実験を繰り返す必要がある。人間による IEC 実験では、必要実験回数、同一実験条件の点で実験結果の信頼性に欠け、アルゴリズム評価ができない。したがって、最終的には人間による評価をするにしても、アルゴリズム評価実験には擬似 IEC ユーザを構成して IEC シミュレーションを行うことが望ましい[8]。

擬似 IEC ユーザを構成するためには、3つの IEC の特徴を組み込む必要がある。

- (1) 概して複雑ではない評価特性
- (2) 世代毎の相対的フィットネス
- (3) n 段階の離散的フィットネス

さらに、様々な評価特性を容易に実現するために、擬似 IEC ユーザモデルはパラメトリックに制御できる必要がある。

上記(1)は第 3.2 節で述べる混合ガウスモデルで実現し、(2)は第 2.1 節で述べた競合フィットネス[7, 13, 14]で実現し、(3)は混合ガウスモデルで得られた最良フィットネスと最悪フィットネスを毎世代 n 段階に離散化することで実現する。

実験では、4つのガウス関数からなる混合ガウス関数で IEC ユーザの心理的評価特性を表す。4つのピークからなる多峰性ではあるが大局的には大谷構造の評価特性にすることで、単峰のような単純さではないものの、騙し問題のベンチマーク関数のような極端な複雑度はない上記(1)を実現する (Fig. 3.参照)。これは、少個体数と少世代数にもかかわらず、IEC ユーザが満足できる解が得られることが上記(1)の背景理由である。

3.2 混合ガウスモデル

評価実験タスクには、第(1)式で表す4種類 ($n=3, 5, 7, 10$ 次元) の混合ガウス関数を用いる。各次元とも $k=4$ 個のガウス関数から成る混合ガウス関数にし、第 i 番目のガウス関数の (振幅, 平均, 標準偏差) = $(a_i, \mu_{ij}, \sigma_{ij})$ を4種類ともすべて同じにすることで、実験条件としてのタスクの複雑度は、次元数のみを変えることで実現する。

$$f(x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^k a_i \exp \left(- \sum_{j=1}^n \frac{(x_{ij} - \mu_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2} \right) \quad (1)$$

本実験で用いた(1)式のパラメータ値を以下に示す。

$$\sigma = \begin{pmatrix} 1.5 & 1.5 & 1.5 & 1.5 & 1.5 & 1.5 & 1.5 & 1.5 & 1.5 & 1.5 \\ 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 \end{pmatrix}, \quad a = \begin{pmatrix} 3.1 \\ 3.4 \\ 4.1 \\ 3 \end{pmatrix}$$

$$\mu = \begin{pmatrix} -1 & 1.5 & -2 & -2.5 & -1 & 1.5 & -2 & -2.5 & -1 & 1.5 \\ 0 & -2 & 3 & 1 & 0 & -2 & 3 & 1 & 0 & -2 \\ -2.5 & -2 & 1.5 & 3.5 & -2.5 & -2 & 1.5 & 3.5 & -2.5 & -2 \\ -2 & 1 & -1 & 3 & -2 & 1 & -1 & 3 & -2 & 1 \end{pmatrix}.$$

これらの値は、Fig. 3 のように4つのピークが見えながらも重複部分が多々あって大局的には大谷構造になるよう調整して設定した。

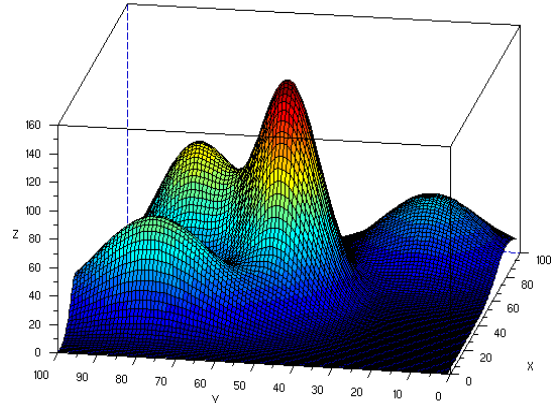


Fig. 3. 3D view of a 4D Gaussian Mixture Model used in our experiments.

4. 実験結果

4.1 実験条件

遺伝子は 12 bits からなる実数で、個数は混合ガウス関数の次元数 (3, 5, 7, または 10) である。GA 演算は、個体 2 個のトーナメント選択と交差率 100% の多点交差を行い、突然変異率は 5% とする。各実験では、100 世

代までの探索を 100 試行行う。IGA では第 3.1 節で述べたように 5 段階評価をシミュレーションする。トーナメント IGA と対話型差分進化では、Fig. 3 の Z 軸に相当するフィットネス値域を 50 分割して弁別閾とした。すなわち、2 提示個体のフィットネス値差がこの 1 分割以下であれば IEC ユーザはどちらが良いかの評価ができない状態を擬似 IEC ユーザとしてシミュレーションし、この場合は提示 2 個体のうちどちらかをランダムに選択することにする。なお、差分進化には色々なバリエーションがあるが、本論文では DE/Best/1/bin アルゴリズムを用いた個体数は 16 と 128 個体で行う。前者は通常の IEC を、後者は通常の進化論的計算を意識した値である。ただし、128 個体は、特性解析のために、本論文の主題である対話型差分進化および他の IEC との比較参照用に行う実験条件であり、現実的な個体数ではない。本実験ではトーナメント GA およびトーナメント IGA で不戦勝のシード個体を避けるため、2 のべき乗の個体数 (16 個体) としたが、この条件はトーナメント進化論的計算に必須の条件ではない。

4.2 参照実験：差分進化と他の3つの進化論的計算手法との比較

一般論として、以下のようなことが言われている。

- 進化論的計算の探索では、多数個体に比較して少数個体の方が困難
- 次元数が高い (複雑度が高い) タスクはより困難
- 全個体を比較して親個体を選択する通常 GA に比べてトーナメント GA は選択演算に利用する情報の信頼度が少ないので、一般的には、トーナメント GA の収束速度は通常 GA よりも遅いと考えられる
- ここ 10 年の急激な差分進化研究の増加は、通常 GA よりも高速という期待現れ

この参照実験結果に対して統計検定を適用してはいるが、Fig.s 5-12 はこれらの一般的な観察すべてに合致した結果が得られている。さらに、IGA やトーナメント IGA に比べ、少数個体 (16 個体) での探索でも収束特性がよい。

4.3 対話型差分進化と他の3つのIEC手法との比較

応用タスクやユーザにも依るが、実用的な IEC の使い方から見れば、IEC 探索世代数はせいぜい 10~20 世代程度、頑張っても 30 世代程度まで、個体数もせいぜい 20 個体程度まで、というのが現実的な利用方法であろう。しかし本実験では、IEC の一般的な収束特性を観察するため、100 世代までシミュレーションを行う。実用的な IEC 条件 (個体数 16 個体の少数個体) の Fig.s 13-16 から、極初期世代を除いて対話型差分進化は IGA やトーナメント IGA に比べて収束特性がよい、と言える。個体数を十分に増やした場合 (個体数 128 個) の Fig.s 17-20 では IGA などにも収束特性が対話型差分進化並みに良くなってくるがそれでも Fig. 20 の 10 次元タスクのように複雑度が高くなると IGA は対話型差分進化に対して優位にならない。実用的な IEC の個体数から考えると、

対話型差分進化が今回比較した 4 種類の IEC のの中では収束性が一番よいと言える。

5. 考察

100 試行に対して、差分進化または対話型差分進化を他の 3 種類のアルゴリズムの中のベストアルゴリズムと比較した場合の符号検定結果を Fig. 4 に示す。

実用的な IEC の結果である 16 個体と実用的な世代数での比較を見ると、対話型差分進化が有意に IGA か 2 種類のトーナメント IGA に劣るのはタスクの次元数 10 次元と最も複雑な場合だけである。この 30 世代近くまで有意に劣る場合であっても Fig. 16 を見て分かる通り、実質的にはほとんど差がない、というのが実態に近いであろう。それに対して対話型差分進化が他の 3 種類の IEC のいずれよりも有意になる場合は、Fig.s 13-15 のように大きな収束差をつけている。

IGA やトーナメント IGA が対話型差分進化に対して有意になるのは、個体数 128 でタスク次元数が 10 次元と最も複雑な場合だけである。もちろん、IEC としては現実には使えない個体数条件である。

IEC ではない差分進化であれば、どの場合でも (16 個体でも 128 個体でも、タスクの複雑度が高い場合でも低い場合でも) 差分進化が GA やトーナメント GA に比較して、早い世代から有意になる。

10 次元タスクでのみ対話型差分進化と同等以上を示している IGA ではあるが、IEC ユーザに全個体の相互比較を強いるので、Fig. 16 に見られる程度の IGA と対話型差分進化の差であれば、対比較が可能な後者の方が IEC には適しているといえる。

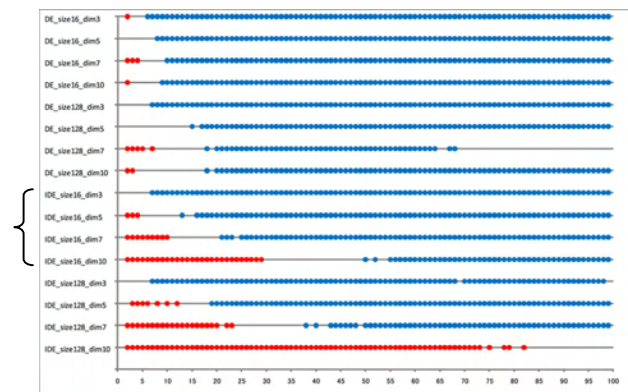


Fig. 4. Sign test for DE and interactive DE (IDE); blue dots mean that DE (or IDE) is significantly better than any other three algorithms ($p < 0.01$), and the red dots mean that DE (or IDE) is significantly poorer than at least one of others ($p < 0.01$). Left axis shows experimental conditions with different population sizes and task dimensions, and marked four conditions are of IDE with 16 population size that is a practical condition.

6. 結論

IEC ユーザの疲労軽減には、より良い IEC ユーザインタフェースと収束の高速化が重要である。本論文では、全個体評価が必要な通常の IGA に比べて大幅な疲労軽減効果が期待できる対比較が可能な対話型差分進

化を提案し、収束速度を IEC シミュレーションで比較した。対比較は、特に音や映像のように同時提示をして空間的に比較できないような IEC タスクを評価する際に効果が大きい。従来の IGA に対するこの対比較の効果は明確なので、もう 1 つのキープポイントである収束速度について、対話型差分進化を IGA とトーナメント IGA について比較しその有効性を示した。これら 2 つの特長をもつ対比較ベースの対話型差分進化は IEC の有力なツールになるといえる。

次の研究ステップとして、人間の IEC ユーザによる評価である。既にこの方向に着手しているので、次の機会に報告したい。

謝辞 本研究は、H20年度卒研生の満安大樹君の予備研究を基に、日仏共同研究で発展させたものである。データ準備等で協力を得た満安君に感謝します。

参考文献

- [1] H. Takagi, "Interactive Evolutionary Computation: Fusion of the Capacities of EC Optimization and Human Evaluation," in IEEE, 2001, pp. 1275-1296.
- [2] D. Costelloe and C. Ryan, "Genetic Programming for Subjective Fitness Function Identification," in Genetic Programming, LNCS, Ed., 2004, pp. 259-268.
- [3] X. Llorà and K. Sastry, "Combating User Fatigue in iGAs : Partial Ordering , Support Vector Machines and Synthetic Fitness," in GECCO, Washington, D.C., USA, 2005, pp. 1363 - 1370.
- [4] X. Llorà, K. Sastry, and F. Alias, "Analyzing Active Interactive Genetic Algorithms using Visual Analytics," in Genetic and Evolutionary Computation (GECCO), Seattle, Washington, USA, 2006, pp. 1417-1418.
- [5] T. Holmes and J. Zanker, "Eye on the Prize: Using Overt Visual Attention to Drive Fitness for Interactive Evolutionary Computation," in GECCO (Genetic and Evolutionary Computation COnference), Atlanta, Georgia, USA, 2008, pp. 1531-1538.
- [6] D. Pallez, P. Collard, T. Baccino, and L. Dumercy, "Eye-Tracking Evolutionary Algorithm to minimize user fatigue in IEC applied to Interactive One-Max problem," in GECCO (Genetic and Evolutionary Computation COnference), University College, London, 2007, pp. 2883-2886.
- [7] B. Johanson, "Automated Fitness Raters for the GP-Music System," University of Birmingham, Masters Degree Final Project 1997.
- [8] 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 (2009 年 9 月 17-18 日) .
- [9] R. Storn and K. Price, "Differential Evolution – A Simple and Efficient Heuristic for global Optimization over Continuous Spaces," Journal of Global Optimization, vol. 11, pp. 341–359, 1997.
- [10] T. Akbal, G. N. Demir, A. E. Kanlikiliçer, M. C. Kus, and F. H. Ulu, "Interactive Nature-Inspired Heuristics for Automatic Facial Composite Generation," in Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO), Undergraduate Student Workshop, Seattle, WA, USA, 2006.
- [11] A. E. Kanlikiliçer, "Interactive Differential Evolution for Facial Composite Generation," in Genetic and Evolutionary Computation (GECCO), Seattle, USA, 2006.
- [12] B. Kurt, A. S. Etaner-Uyar, T. Akbal, N. Demir, A. E. Kanlikilicer, M. C. Kus, and F. H. Ulu, "Active Appearance Model-Based Facial Composite Generation with Interactive Nature-Inspired Heuristics " in Multimedia Content Representation, Classification and Security, Lecture Notes in Computer Science. vol. 4105, 2006, pp. 183-190.
- [13] P. J. Angeline and J. B. Pollack, "Competitive Environments Evolve Better Solutions for Complex Tasks," in 5th International Conference on Genetic Algorithms, Urbana/Champaign IL, USA, 1993, pp. 264 - 270.
- [14] L. Panait and S. Luke, "A Comparison Of Two Competitive Fitness Functions," in GECCO (Genetic and Evolutionary Computation COnference), 2002, pp. 503 - 511.
- [15] A. P. Engelbrecht, Computational Intelligence: An Introduction, Second Edition ed.: John Wiley and Sons, 2007.
- [16] R. R. Kamalian, R. Yeh, Y. Zhang, A. M. Agogino, and H. Takagi, "Reducing Human Fatigue in Interactive Evolutionary Computation through Fuzzy Systems and Machine Learning Systems," 2006 IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE2006), Vancouver, Canada, July,2006, pp.3295-3301.
- [17] 伊庭齊志「進化論的計算手法」オーム社 (2005).
- [18] H. Takagi and D. Pallez, "Paired Comparison-based Interactive Differential Evolution," World Congress on World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing (NaBIC'09), Coimbatore, India, Dec. 2009.

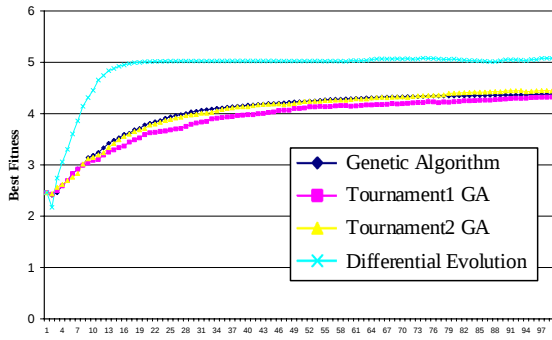


Fig. 5. EC Task is 3-D Gaussian Mixture Model (16 individuals).

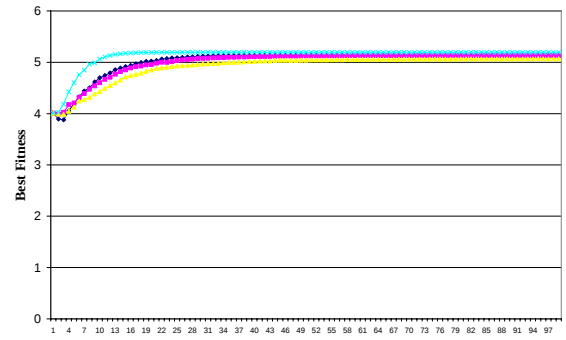


Fig. 9. EC Task is 3-D Gaussian Mixture Model (128 individuals).

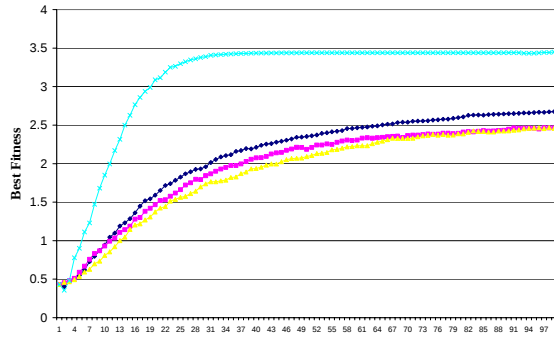


Fig. 6. EC Task is 5-D Gaussian Mixture Model (16 individuals).

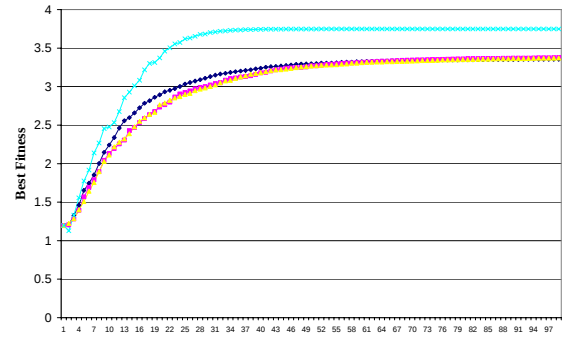


Fig. 10. EC Task is 5-D Gaussian Mixture Model (128 individuals).

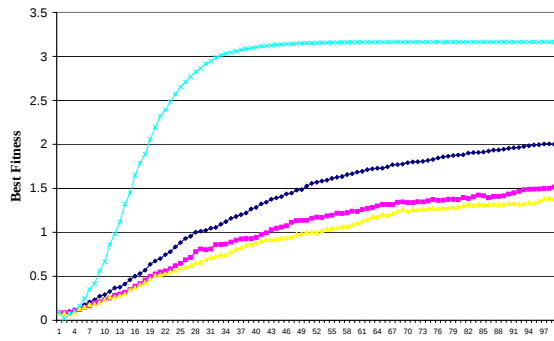


Fig. 7. EC Task is 7-D Gaussian Mixture Model (16 individuals).

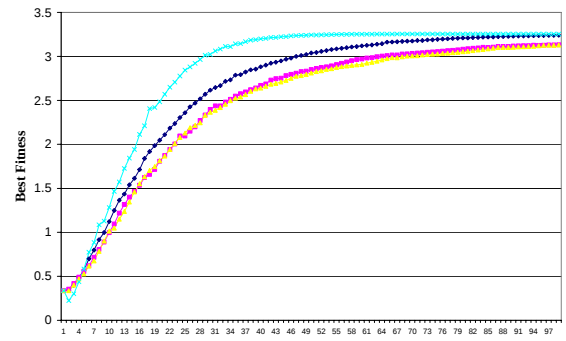


Fig. 11. EC Task is 7-D Gaussian Mixture Model (128 individuals).

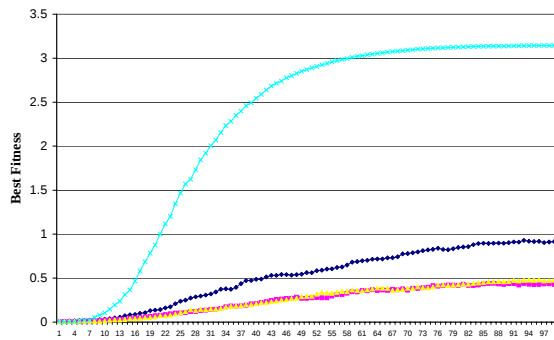


Fig. 8. EC Task is 10-D Gaussian Mixture Model (16 individuals).

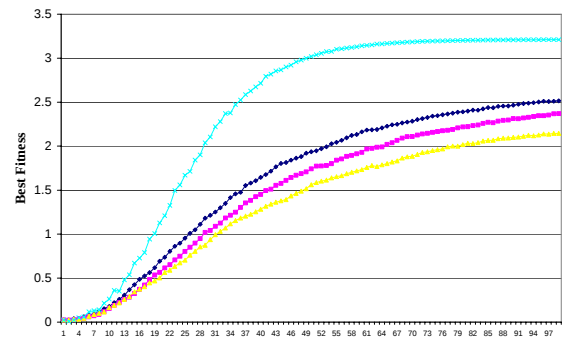


Fig. 12. EC Task is 10-D Gaussian Mixture Model (128 individuals).

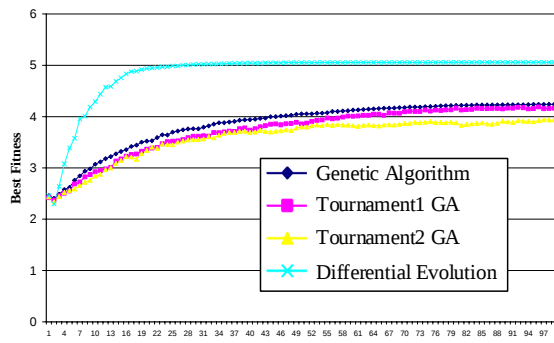


Fig. 13. IEC Task is 3-D Gaussian Mixture Model (16 individuals).

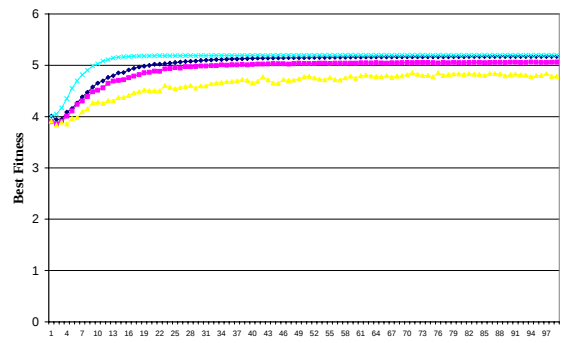


Fig. 17. IEC Task is 3-D Gaussian Mixture Model (128 individuals).

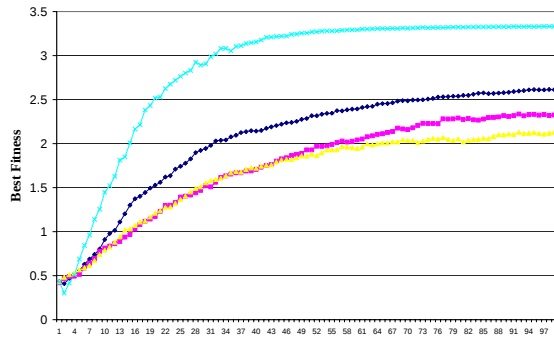


Fig. 14. IEC Task is 5-D Gaussian Mixture Model (16 individuals).

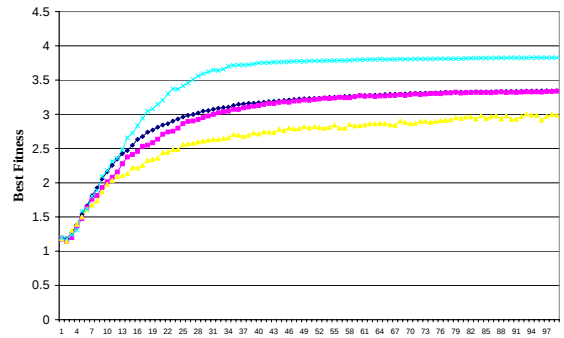


Fig. 18. IEC Task is 5-D Gaussian Mixture Model (128 individuals).

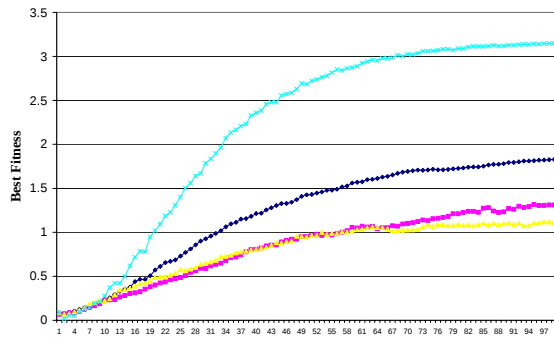


Fig. 15. IEC Task is 7-D Gaussian Mixture Model (16 individuals).

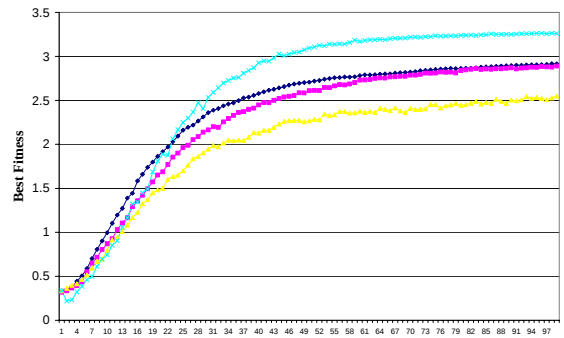


Fig. 19. IEC Task is 7-D Gaussian Mixture Model (128 individuals).

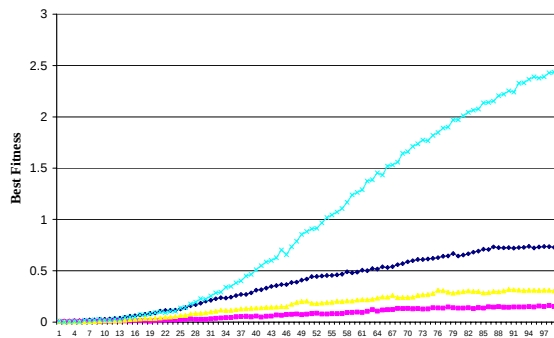


Fig. 16. IEC Task is 10-D Gaussian Mixture Model (16 individuals).

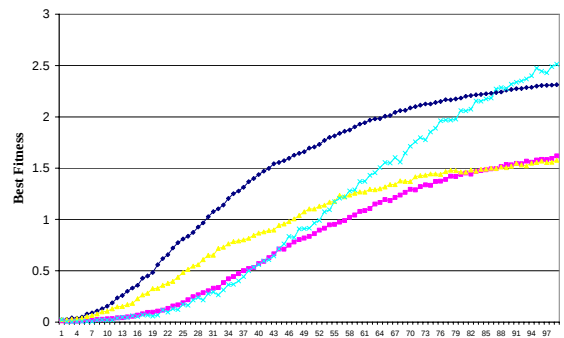


Fig. 20. IEC Task is 10-D Gaussian Mixture Model (128 individuals).