

単峰性関数当てはめによるGA収束高速化

高木, 英行
九州芸術工科大学

印具, 毅雄
監査法人トーマツ

大西, 圭
九州芸術工科大学

<https://hdl.handle.net/2324/1467635>

出版情報 : Journal of Japan Society for Fuzzy Theory and Intelligent Informatics. 15 (2),
pp.219-229, 2003-04-15. 日本知能情報ファジィ学会
バージョン :
権利関係 :



原著論文

単峰性関数当てはめによる GA 収束高速化[†]

高木 英行^{*1}・印具 毅雄^{*2}・大西 圭^{*3}

本論文では、適応度ランドスケープを単峰性関数で近似することによって遺伝的アルゴリズム (GA) の収束を高速化する手法を提案する。最適化問題の適応度ランドスケープは、最も粗く近似したとき、単峰性曲面となる。このとき、近似する単峰性曲面の頂点座標は、実際の探索空間内でも最適解近傍にあることが期待できる。さらに、近似に用いる過去の探索点の選び方を 2 つ提案する。適応度ランドスケープを近似する単峰性曲面として 2 次関数を用い、7 つのベンチマーク関数とロボット制御器設計問題で評価した結果、提案手法は GA 収束高速化に寄与することが示された。

キーワード：遺伝的アルゴリズム、収束高速化、適応度ランドスケープ、近似、2 次関数

1 はじめに

よりよい探索点 (個体) を生成する遺伝的アルゴリズム (GA) の研究には、探索点を生成する GA 演算に着目するアプローチ、GA 演算に代わって探索点生成を確率モデルで表現するアプローチ、探索点生成メカニズムを進化させるアプローチ、探索空間のランドスケープ情報を積極的に利用するアプローチ等がある。

第 1 の GA 演算に着目するアプローチでは、局所的な構造を考慮して交叉演算を設計することで局所探索性能を向上させたり、局所探索効率のよい演算と多様性を徐々に減少させる方法とを組み合わせる信頼性の高い解探索を行うなどの方法等がある。機能分担仮説 [8] は、このような GA の設計指針である。この設計指針に沿う実数値 GA の交叉演算として、UNDX [17]、Simplex 交叉 [4] などがあり、優れた多様性維持の方法として、世代交代モデルである Minimal Generation Gap [20] などがある。

第 2 のアプローチである、進化計算 (EC) の探索点生成を行なう EC 演算部分を確率モデルに拡張する研究も現在盛んに行われ始めている [18]。このアプローチは、探索点の分布が確率モデルから生成されたものと捉え、そのような確率モデルを現探索点から構築し、

次世代の探索点生成に利用する。

第 3 のアプローチは、動的に探索点生成特性を変化させる取り組みである。第 1 と第 2 のアプローチの探索点生成メカニズムは EC 演算あるいは確率モデルであるが、これらの生成特性は予め固定されている。それに対しこの方法は探索点生成メカニズムも進化することで性能を向上させようとする [2] [13] [14]。

本論文での提案手法は、探索空間のランドスケープ情報を積極的に利用しようという第 4 のアプローチである。本手法は、過去の探索点を用いて適応度ランドスケープを単純な関数で近似し、得られた近似関数の最適解を GA 個体群に加えて次世代探索点生成に利用することで GA の高速化を目指す。これは、探索の収束が早まるのであれば、多少時間がかかる処理を付加しても構わない、という考え方に基づく GA 高速化手法とも言えよう。

第 2 節では、この提案手法の考え方とアルゴリズムについて述べた後、関連研究との相違点を述べる。本手法では過去の探索点を用いて適応度ランドスケープを単峰性関数で近似するので、選択された探索点によって近似される関数が異なり得る。このため過去の探索点から近似に用いる探索点をどのように選択するかも考慮しなければならない。第 3 節では、このために 2 つの選択法を提案する。その後第 4 節で 7 つのベンチマーク関数とロボットの制御器設計問題に提案手法を適用して評価する。

2 提案手法

2.1 適応度ランドスケープ近似に基づく探索点生成法を導入した GA

適応度ランドスケープは、一般に非線形で多峰性で

[†] Large Accelerating a GA Convergence by Fitting a Single-Peak Function
Hideyuki TAKAGI, Takeo INGU, Kei OHNISHI

^{*1} 九州芸術工科大学 芸術情報設計学科
Dept. of Art and Information Design
Kyushu Institute of Design

^{*2} 監査法人トーマツ
Deloitte Touche Tohmatsu

^{*3} 九州芸術工科大学大学院
Graduate School, Kyushu Institute of Design

ある。これがGAやその他の最適化手法によって最適解あるいは近似解を得るのに時間がかかる理由である。もし、複雑な適応度ランドスケープを単純な曲面で近似することができれば、その単純な曲面上の最適値を見つけることは、複雑なランドスケープ上の最適値を見つけることより容易になる。

例えば、scale-space法[23]はガウス関数の畳み込みによって曲面の単純化を図る手法であるが、単純化された曲面に残ったピークは元の曲面のピークから派生しているので、大局的に見ればあくまで両者のピークは近傍にあると言える。そのためscale空間内で、最も粗く近似して単峰性曲面にした時の1つのピークから元の曲面の最大ピークにたどり着くことができる。これがエッジ抽出やピークの検出等の画像処理で利用される特長である。

一般に適応度ランドスケープの数式表現が分からないので、畳み込みによる探索曲面の単純化はできないが、なんらかの方法でこの単峰性曲面を近似できれば、同様に、近似曲面の最適値が元々の適応度ランドスケープの最適値の近傍に位置するのではないかと期待できる。この期待に基づけば、単峰性の近似曲面の最適解を、エリート個体として次の探索に反映させる本論文の提案手法が生まれる。

提案する探索点生成法の基本的な手続きは、(1)過去の探索点を用いて複雑な適応度ランドスケープを単純な単峰性関数で近似し、(2)近似で得た単峰性関数の最適値を求め、(3)その解を新たなエリート個体として最悪個体と入れ換える、ものである[5][6][7]

(図1)。ただし、新エリート個体の適応度が現個体群の最悪適応度より悪い時には、入れ換えを行わない。

適応度ランドスケープを近似する単峰性関数として、

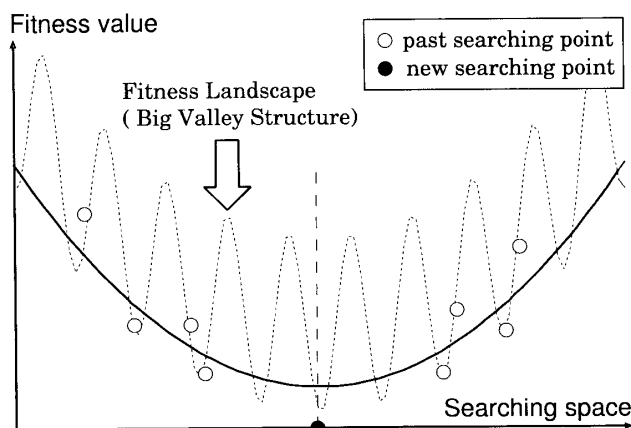


図1：単峰性関数による適応度ランドスケープ近似に基づく探索点生成法

本論文での実験では近似計算が容易な2次関数を用いる。提案思想としては単峰性関数の一つである2次関数に限定するものではなく、ガウス関数などの他の単峰性関数を用いることもできる。2次関数以外の単峰性関数を近似に用いる場合、その種類によっては第3.1節(A)に示す線形最小二乗法による近似を行えないこともあるが、少なくとも第3.1節(B)に示すGAによる近似が可能である。2次関数の元の数値は、GA個体の遺伝子数と同じである。また実験では、変数間の相関を表す項は用いず、近似関数を得る計算を単純化する。 n 変数最適化問題のとき、適応度ランドスケープの2次関数による近似は、式(1)で表される。

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) \approx \sum_{i=1}^n \{a_i(x_i - b_i)^2\} + c \quad (1)$$

ただし、 $x = (x_1, x_2, x_n)$ はGA個体であり、 $f(x)$ は個体の適応度である。

提案手法の特長は、低リスク・高リターンであると言える。もし、適応度ランドスケープ近似に基づいて生成された探索点が最適解近傍にあれば、それが新しいエリート個体として個体群に加えられることで選択されGA収束が加速されることが期待できる(高リターン)。もし生成された探索点が最適解近傍でなかったとしても、置き換えられる個体の適応度よりも新エリートの適応度が高い場合のみ、しかも一個体のみが置き換えられるだけであり全体としての性能は置き換える前のGA探索とほぼ同等の探索性能が期待できる(低リスク)。しかもそのような個体は確率的には淘汰されていき、次世代に反映されにくい。

提案手法は、本来のGA探索以外に、適応度ランドスケープ近似に基づいて探索点を生成する計算コストが必要である。しかし、個体の適応度計算に時間を要する問題では、提案手法のような付加計算コストをかけてでも少ない探索世代数で実用解が得られれば全体の計算コストは下がる、という要求も多い。例えば、地質学へのインタラクティブGAの応用[26]では、1つの適応度計算に30分～2時間かかる。これほどではないにしても、ECによる制御器の設計問題では制御シミュレーションに大半の時間がかかることが普通である。

さらに、筆者らが本提案手法の応用先の1つと考えているインタラクティブECでは評価系となる人間の肉体的・精神的疲労の制約のために、せいぜい10～20世代程度で操作者が満足できる解を見つけ出さねばならないため、早い探索世代での解探索が必須である[22]。幸いなことに、この応用分野では人間の評価速度が遅いので、本提案手法による計算コストの増加の問題は相対的に小さいし、人間の評価判断時間以内に処理で

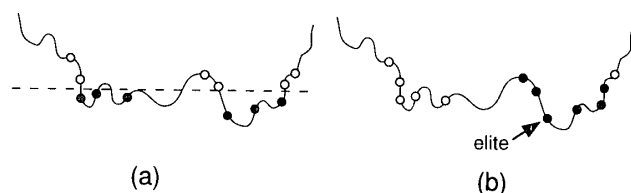


図 2：適応度ランドスケープ近似に用いる探索点(図中の黒点)の 2 つの選択法。(a)過去の探索点から適応度上位 N 探索点を選択する方法。(b)エリート個体からの距離近傍 N 探索点を選択する方法。

きる場合はまったく影響がなくなる。

2.2 関連研究との相違点

GA の交叉演算を 2 次関数による適応度ランドスケープ近似に基づく新探索点生成法とする研究がある [1] [21]。これは、親個体から子個体を生成する交叉演算として 2 次関数を用い、得られた 2 次関数の極値座標を子個体とするものである。この方法の探索戦略は、ランドスケープ近似に基づく探索点生成法が中心であるに対して、本手法では、それが有効に働かない場合でもリスクが小さくなるメカニズムを組み込み、GA 高速化のための補助的役割を果たすようにしている点が異なる。

提案手法のように探索点生成時に適応度情報を直接用いる方法を補助的に導入したこれまでの EC 研究は大きく二つに分類できる。一つは、GA と局所探索法とのハイブリッド手法 [24] [26] [3] であり、もう一つは、適応度推定アプローチ及び適応度ランドスケープ近似アプローチを導入するものである。

適応度の推定アプローチは、適応度ランドスケープのモデルを過去の探索点から生成する。ただし、そのモデルから新探索点を生成するのではなく、生成された探索点の適応度をそのモデルにより推定し、実際に適応度を計算するかどうかの判断などに使われる。この点が本論文の提案手法と異なる。一般に適応度の推定アプローチでは、用いるモデルの構造の自由度が高く、遺伝的プログラミングを用いるもの [11]、ニューラルネットワークを用いるもの [15]、既存の探索点からのユークリッド距離及び角度に基づき推定するもの [15] [19]、などがある。

適応度ランドスケープ近似アプローチには、進化戦略と局所探索法のハイブリッド手法に 2 次関数による近似に基づく探索点生成法を導入する研究がある [9] [10]。この研究における近似に基づく探索点生成法の導入の目的は、多峰性適応度関数に対する解発見の信

頼度を上げることである。EC と局所探索法のハイブリッド手法の実行時の個体群は、多くの局所解近傍に分布すると予想される。2 次関数による近似に基づく探索点生成の役割は、局所解の近傍をつなぐ包絡曲面の近似により新たな有望領域を推定することである。一方、近似に基づく本提案手法では、第 3.2 節に示すように過去に蓄積した探索点から近似に用いる探索点を選択することで、できるだけ付加的な適応度計算を減らし収束を高速化させる。過去の適応度の高い探索点を近似に用いるとすれば、結果として上述の方法と同じように局所解の近傍をつなぐ包絡曲面の近似を行なうことになる。

最後に、適応度ランドスケープ近似に基づいた大全局的最適化手法がある [12]。これは、過去の探索点をガウス関数の 1 次結合により近似し、近似で得られたガウス関数の 1 次結合を生成される探索点についての確率密度関数とみなし、ガウス乱数により探索点を生成するものである。EC の探索点生成を行なう演算部分を確率モデルの構築と利用に置き換えるアプローチ [18] は、探索空間内の探索点の分布を学習するものであるのに対し、本提案手法は、適応度ランドスケープを学習するものと捉えることができる。

3 適応度ランドスケープ近似に基づく探索点生成法

3.1 2 次関数の係数決定方法

式 (1) に示す 2 次関数の極値の座標は、 $(b_1, b_2, \dots, b_n)$ で与えられる。この座標は、2 次関数の 2 次の項の係数 a_i が全て最適化基準に合う値 (例えば、最小化問題のときは $\forall i, a_i \geq 0$) のとき 2 次関数の最適値を与える。

本論文では、2 次関数の係数及び定数項 (a_i, b_i, c) を得るための 2 つの方法を用意する。一つは最小二乗法であり、もう一つは GA である [5] [6] [7]。理想的には 2 次関数の最適値を与える座標を新探索点とすることが望ましいが、最小二乗法の場合、 a_i の値の範囲を指定することができないので、どちらの方法とも a_i の正負に関わらず $(b_1, b_2, \dots, b_n)$ を新探索点とする。

(A) 最小二乗法による近似

ノイズの入ったデータから規則を抽出するために、最小二乗法による関数の当てはめがよく行われる。最小二乗法は、近似関数とデータの間の二乗誤差を最小化する方法である。求める 2 次関数の係数及び定数項 (a_i, b_i, c) は、式 (2) で表される誤差関数を最小化する値である。

$$E = \sum_{j=1}^m \left[f(x_j) - \left\{ \sum_{i=1}^n \{ a_i (x_{ij} - b_{ij})^2 \} + c \right\} \right]^2 \quad (2)$$

ただし, m は近似に用いる探索点数, $x_j = (x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{nj})$ は j 番目の探索点, $f(x_j)$ は j 番目の探索点の適応度である.

最小二乗法で一意に 2 次関数の係数及び定数項を決定するためには, 探索次元を n とすると, $m \geq 2n + 1$ の条件が満たされる必要がある. もし探索点数 m がこの条件を満たさない場合は, 蓄積される探索点がこの最低必要数を超えるまで最小二乗法による近似を行わない.

得られた式(1)の $(b_1, b_2, \dots, b_n)$ は, 新探索点として適応度が計算され, その適応度が現個体群の最悪適応度より高ければその個体と入れ換える.

(B) サブ GA による近似

式(1)の (a_i, b_i, c) を決定することは, それらについての関数である式(2)の最小化問題に相当する. これらの係数及び定数項を決定するために, GA を用いることが可能である. この GA をメイン探索法である GA と区別するためにサブ GA とよぼう.

最小二乗法は, 誤差を最小にする (a_i, b_i, c) を正確に得ることができるが, 長い計算の後に初めて解が求められる. 一方, サブ GA は (a_i, b_i, c) を逐次的に求めるので, 精度を求めなければ計算時間を短縮することが可能である. 元々, 適合度ランドスケープを粗く近似しようという本提案手法では, 求める 2 次関数の頂点座標が厳密解であろうが, 有望な領域に大まかに位置するだけであろうが, 効果に大差があるとは思われない. もしサブ GA を用いて最小二乗法を用いた場合と同等の効果が得られるのなら, 特に高い探索次元になったとき, 計算コストの面から考えて有用な方法となる.

得られた式(1)の $(b_1, b_2, \dots, b_n)$ は, 新探索点として適応度が計算され, その適応度が現個体群の最悪適応度より高ければその個体と入れ換える.

3.2 近似に用いる探索点選択方法

式(1)の (a_i, b_i, c) を決定するための最も簡単な過去の探索点の選択方法は, 過去の全探索点を用いることである. この方法は, 大局的な適応度ランドスケープの情報を詳細に得ることができるが, 必要以上に同じような探索点を用いるのは計算コストの浪費である.

近似に用いる探索点は全て過去の GA 演算で得られたものなので, 近似に用いる探索点を選ぶときは, 探索点の性質を考慮すべきである. 更に, 近似に用いる

探索点をどのように選べば計算コストの削減と曲面情報の獲得の両立ができるかを考える必要がある. これらのことを考慮して, 以下では 2 つのデータ選択法を提案する [6] [7].

(A) 適応度上位 N 探索点の選択

メイン探索法の GA は, 基本的に広域探索から局所探索へ移行していくものであり, 探索初期は広範な領域から探索点を得られるが, 探索が進むにつれて適応度の高い特定の領域からの探索点が増えると考えられる. よって, 多峰性適応度ランドスケープの場合, 過去の探索点を用いて適応度ランドスケープを大局的に近似することは, 大まかにいうと局所解をつなぐ包絡曲面を近似していることに相当する. 適応度上位 N 探索点選択法は, 効率よく局所解をつなぐ包絡曲面を近似するために, 過去の探索点から適応度上位 N 個を選択するものである(図 2 (a)).

この N を大きくとると, 解探索が進行しても, 比較的多くの局所解をつなぐ包絡曲面を近似することになる. 逆に, N を小さくとると, 解探索が進むにつれてより限定された数の局所解をつなぐ包絡曲面を近似することになる. 与えられた問題に対して, 適切な N の値を推定することは難しい. その中で適応度ランドスケープが図 1 に示す大谷構造をもつときは, 様々な N に対して近似に基づく探索点生成による効果が期待できる. その理由は, 大谷構造を持つ適応度ランドスケープの局所解近傍を滑らかにつないだ包絡曲面は大まかに単峰性凸状となり, また GA が過去に得た適応度の高い探索点は大まかにいうとその包絡曲面上に位置することになるので, 適応度上位の探索点を 2 次関数による適応度ランドスケープ近似に用いるとすれば, 近似で得られる 2 次関数のピーク座標と局所解間をつなぐ包絡曲面のピーク座標(最適解近傍)は大まかに一致すると考えられるからである.

(B) 現エリート個体距離近傍 N 探索点の選択

適応度上位 N 個体を近似に用いると, 効果を得ることが期待できるランドスケープがある反面, 局所解をつなぐ包絡曲面の形状によっては効果がないことが予想される. 例えば, 最適解から遠く離れた場所に同等な適応度をもつ局所解があるとき, 近似には両方の解の近傍にある探索点を用いられるので, 近似に基づいて得られる探索点が有用なものになるとは考えにくい. このようなときは局所的な近似をすることが望ましい. エリート個体距離近傍 N 探索点選択法は, それまでに得られている最も有望な探索領域を効果的に探索するために, 過去の探索点から現エリート個体の距離近傍

N 個体を選択するものである (図 2 (b)).

この方法では、解探索のある時点で得られている最も良い個体の近傍に大谷構造が存在し、かつ近似を行えるだけの点数がその近傍にあるとき最も効果が期待できる。その理由は、適応度上位 N 探索点選択法による効果が期待できる状況と同様に、現エリート個体の近くにある局所解間をつなぐ包絡曲面が単峰性凸状となり、その包絡曲面の形状と近似する 2 次関数の形状が類似するからである。

4 評価実験

4.1 ベンチマーク関数への適用

De Jong の 5 関数 (表 1) と Schaffer の 2 関数 (表 1) を適応度関数とする最小化問題に提案手法を適用する [6] [7]。ここで用いる 7 つの関数の適応度ランドスケープは、文献 [7] に示されている。適応度ランドスケープの近似に基づいた探索点生成法の効果は、対象とする適応度ランドスケープに依存すると思われる。ここでは様々な適応度ランドスケープと提案手法の効果との関係を見る。

実験には (1) 最小二乗法によって近似関数を決定する提案手法、(2) サブ GA によって近似関数を決定する提案手法、(3) メイン探索法の GA のみ、の 3 つの方法を用いる。(1) と (2) は、近似に用いる探索点の選び方として、(a) 過去の全ての探索点、(b) 適応度上位 N 探索点、(c) エリート個体距離近傍 N 探索点、の 3 つの方法を用いる。表 1 にこれらをまとめて示す。また、用いる GA の設定を表 2 に示す。予備実験により、ベン

表 1 : 7 つのベンチマーク関数.

関数名	数 式
De jong Functions	
F1	$\sum_{i=1}^3 x_i^2, -5.12 \leq x_i \leq 5.12$
F2	$100(x_1 - x_2^2)^2 + (x_2 - 1)^2, -2.048 \leq x_i \leq 2.048$
F3	$\sum_{i=1}^5 [x_i], -5.12 \leq x_i \leq 5.12$ ただし $[x]$ は、 x 以下の最大整数
F4	$\sum_{i=1}^{30} x_i^4 + \text{Gauss}(0, 1) - 1.28 \leq x_i \leq 1.28$ ただし $\text{Gauss}(0, 1)$ は標準正規乱数
F5	$0.002 + \frac{1}{\sum_{j=1}^{25} j + \sum_{i=1}^2 (x_i - a_{ij})^6}, -65.536 \leq x_i \leq 65.536, \text{ ただし } a_{ij} = 10$
Shaffer's Functions	
F1	$0.5 + \frac{\sin^2 \sqrt{\sum_{i=1}^2 x_i^2} - 0.5}{1.0 + 0.001 \sum_{i=1}^2 x_i^2}, -100 \leq x_i \leq 100$
F2	$(\sum_{i=1}^2 x_i^2)^{0.25} [\sin^2 \{50 (\sum_{i=1}^2 x_i^2)^{0.1}\} + 1.0], -100 \leq x_i \leq 100$

チマーク関数の変数の数が大きいとき、表 2 に示すサブ GA の近似に要する計算時間は、最小二乗法のそれより十分少なくなることを確認している。

試行回数は初期乱数値を変えた 30 回とする。7 つのベンチマーク関数に対する 30 試行の平均収束曲線を図 3 に示す。

図 3 に示した各手法の収束特性の違いを定量的に見るために統計検定を行う。図 3 の収束曲線は、30 試行の平均である。各世代においてそれら 30 試行分の最良適応度が正規分布に従っていると仮定すれば、各手法間で適応度についての母平均の差の検定を行うことができる。正しくは正規性の判定が必要であるが、収束特性の差を大まかに掴むことができるものと考え。

実験結果は、性能が発揮できない時でも通常 GA と同等の性能を示し、性能が発揮できる時には大きな効果が見込まれるという、本提案手法の低リスク・高リターン性質を支持する結果であった。すなわち、母平均の差の検定を行った結果、7 つのベンチマーク関数全てにおいて、危険率 1 % または 5 % で、2 つの提案手法のうち少なくとも一つは通常 GA よりも有意に高

表 2 : 性能比較実験に用いる GA. 表左の記号にある数字は、例えば 5 の時、 $5 \times (2n+1)$ のデータが二次形式の関数生成に使用されていることを意味する。 n は次元数である。

L_{all}	最小二乗法 + 全ての探索点.
L_{f5}	最小二乗法 + 適応度上位 N 探索点選択法.
L_{d5}	最小二乗法 + エリート個体距離近傍 N 探索点選択法.
G_{all}	サブ GA + 全ての探索点.
G_{f5}	サブ GA + 適応度上位 N 探索点選択法.
G_{d5}	サブ GA + エリート個体距離近傍 N 探索点選択法.
N	従来の GA.

表 3 : GA の設定.

	メイン GA	サブ GA
コーディング法	実数	バイナリ
世代数	100	5
個体数	30	20
選択方法	ルーレット選択 エリート戦略	ルーレット選択 エリート戦略
交叉方法	2 点交叉	2 点交叉
交叉率	90%	90%
突然変異方法	正規乱数	一様乱数
突然変異率	5 %	5 %

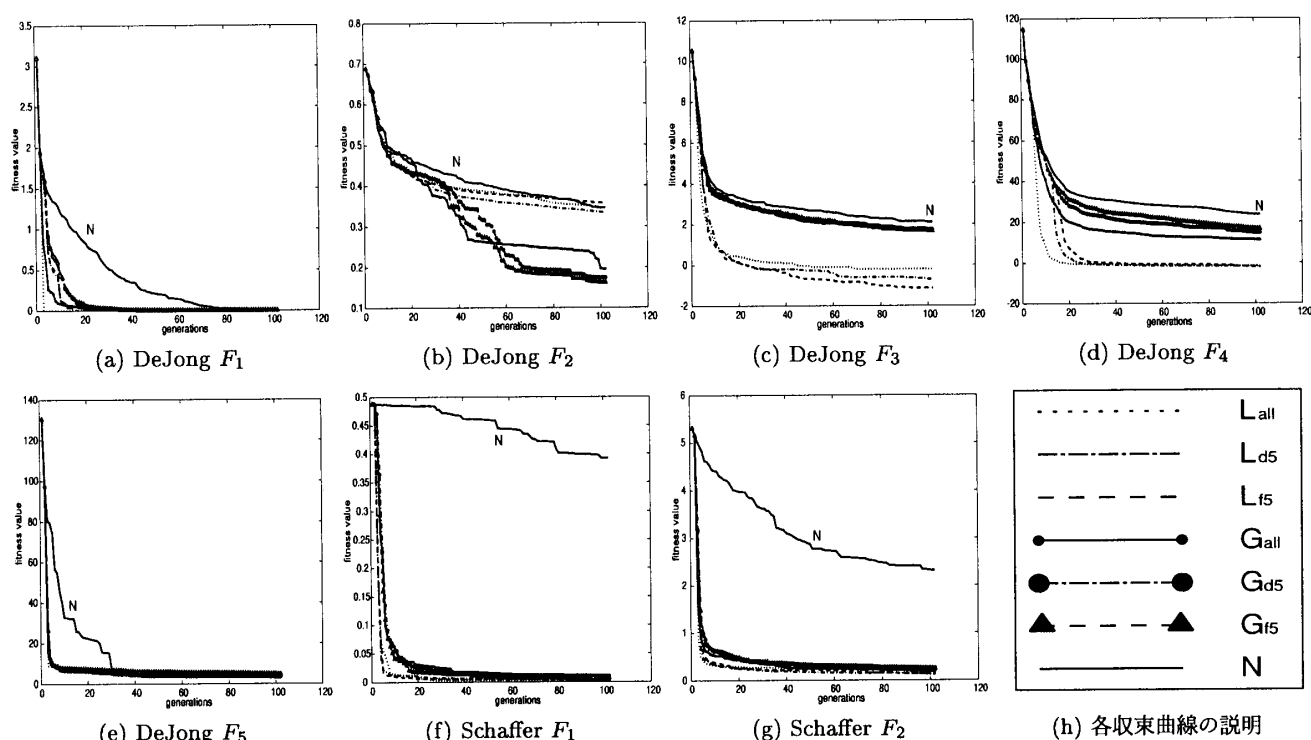


図3：7個のベンチマーク関数に対する平均収束曲線. GA のみの場合の平均収束曲線には, 提案手法と区別するために曲線の近くに“N”と書いてある. その他の収束曲線は, 表2に示した記号によって区別される.

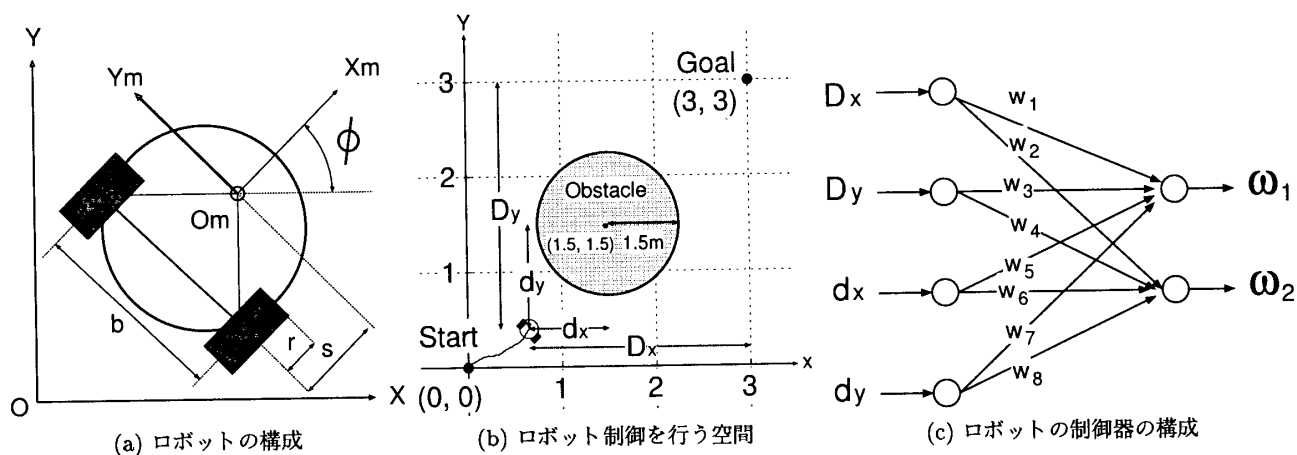


図4：シミュレーション環境

速化していることを示した. また, 高速化の効果がみられない場合は従来の GA と同等であった (図3).

以下, 個々の実験結果について考察する. DeJong F_1 , F_5 と Schaffer F_1 , F_2 に対しては, 実験に用いた全ての提案手法が GA に比べて有意に速く収束していた. このとき, 最小二乗法を近似に用いる提案手法 (以下 LS 法) とサブ GA を近似に用いる提案手法 (以下サブ GA 法) の間に有意な差はなかった. DeJong F_1 は3次元の2次関数であり, 近似関数の構造と一致する. この関数に対し, LS 法は当然ながら2世代目に大全局最適解を正確に見つけているが, サブ GA 法はそれよりも世

代を要している. これは近似法が決定論的であるかそうでないかの違いによる. DeJong F_5 は, 25個の局所解をもつ関数で, 各局所解は順次低くなっていく. これら局所解をつなぐ包絡曲面を見ると探索空間の端を頂点とする単峰性曲面となるので, これが収束高速化につながったと考えられる. Schaffer F_1 と Schaffer F_2 の適応度ランドスケープは大谷構造を持つ. それらは第3.2節の(A)と(B)の最後に述べたように適応度ランドスケープ近似に基づく探索点生成法の効果が期待できるものである. 結果のグラフは, 期待する効果が実際得られたことを示している. さらにそれら2つの適

応度ランドスケープは、振幅が大きくかつ振動の激しい大谷構造であるので、今回用いた GA では探索が困難な問題であると考えられる。よって、結果のグラフから読み取れる GA と提案手法との探索性能の視覚的な差が全てのグラフの中で最も大きい。

DeJong F2 では、GA のみと 3 つのサブ GA 法 (G_{all} , G_{f5} , G_{d5}) の間で、45 世代目前後以降に有意差が見られたが、GA のみと 3 つの LS 法 (L_{all} , L_{f5} , L_{d5}) の間に有意差は見られなかった。Dejong F2 は、単峰性関数であるが、最適解近傍は鋭く曲がる谷を形成している。谷が鋭く曲がる領域の両側に近似に用いる探索点が分布しているとき、LS 法では谷が曲がる領域近くに探索点が生成されていることが確認された。一方、サブ GA 法は、決定論的に近似関数を得ないため、谷の両側に分布する点の数の違いによって生成される探索点が適度にばらつき、最適解近傍近くに探索点が生成されることもあったため、このような結果を得たと思われる。

DeJong F3 と DeJong F4 では、LS 法は GA のみに対して有意に収束が高速化していたが、サブ GA 法と GA のみの間に有意差はなかった。その理由は、DeJong F3 と DeJong F4 は、それぞれ 5 次元と 30 次元の関数であり、サブ GA の少ない個体数 (20 個体) と終了世代数 (5 世代) では、粗く近似することも困難であったからと考えられる。

3 つの近似に用いる探索点の選択方法 (過去の全個体、適応度上位 N 探索点、エリート個体距離近傍 N 探索点) の間には有意差は見られなかった。よって、世代が進むにつれて計算コストが増加する全個体を用いる方法よりも、適応度上位 N 探索点選択法あるいはエリート個体距離近傍 N 探索点選択法を用いる方が良いと考えられる。

4.2 ロボットの制御器設計問題への適用

ベンチマーク関数よりもより実的な問題として、障害物を回避しながら目的地により早く到達できるロボットの制御器を設計する問題に適用する。ロボットの構成、制御を行う空間及び制御器の構成を、図 4 に示す。

ロボットの運動空間は、図 4 の (a) に示すように、絶対座標系 $O-XY$ とする。また、受動型操舵軸 O_m を原点とした移動座標系 $O_m-X_mY_m$ を定義する。 X 軸と X_m 軸のなす角を ϕ とする。ロボットの運動空間での位置は、 O_m の運動空間における座標とする。ロボットは、半径 $r[m]$ の車輪を 2 個持ち、車輪間の距離は、 $b[m]$ である。また、車輪の中心から受動型操舵軸 O_m までの X_m 方向への距離を $s[m]$ とする。実験は $r=0.05$, $b=0.15$, $s=0.1$ として行う。

ロボットの位置ベクトルを $p=(x, y)^T$ とし、ロボットの駆動入力となる両車輪の角速度を $u=(\omega_1, \omega_2)^T$ としたとき、ロボットの運動は、式 (3) (4) (5) で表される。

$$\dot{p} = Bu \quad (3)$$

$$\dot{\phi} = \frac{r}{b}(\omega_2 - \omega_1) \quad (4)$$

$$B = \begin{pmatrix} \frac{2}{r}\cos\phi + \frac{rs}{b}\sin\phi & \frac{2}{r}\cos\phi - \frac{rs}{b}\sin\phi \\ \frac{2}{r}\sin\phi - \frac{rs}{b}\cos\phi & \frac{2}{r}\sin\phi + \frac{rs}{b}\cos\phi \end{pmatrix} \quad (5)$$

仮想環境内で目的地を目指す時間は、 $600[s]$ とする。ロボットの駆動入力となる 2 車輪の角速度の制御は、出発時刻 $0[s]$ と、以後 $2[s]$ 毎に行われる。

ロボットのスタート地点の座標は $(0, 0)$ であり、ゴール地点の座標は $(3, 3)$ であり、障害物は半径 1.5 で座標 $(1.5, 1.5)$ に位置する。ロボットの出発時刻 $0[s]$ における ϕ は、 $\frac{\pi}{4}$ とする。これらの設定は、全てのロボットに共通である。

GA の個体は、図 4 の (c) に示した制御器の入出力関係を決定する 8 つの重み ($w_1, w_2, \dots, w_8$) の値で構成される実数ベクトルである。ロボットの制御器への 4 つの入力は、ロボットの位置 $O_m=(x, y)$ から障害物の中心までの向きを考慮した X, Y 軸方向の距離 $d_x=1.5-x$, $d_y=1.5-y$ と、同じく O_m からゴールまでの向きを考慮した X, Y 軸方向の距離 $D_x=3-x$, $D_y=3-y$ 、であり、それら 4 つの入力値を GA 個体が持つ 8 つの値で重みづけし、ロボットの駆動入力となる両車輪の角速度を決定する。ロボットのセンサーは、障害物のある位置とゴール地点を予め知っており、以上の d_x, d_y, D_x, D_y を感知するものとする。

ロボット制御器設計問題は、等式 (6) を適応度 f とする最小化問題である。より速くゴール地点に到達可能なロボットの制御器を構成した GA 個体に対してより高い適応度が与えられる。

$$f = \frac{\sum_{t=1}^{600} D(t)}{600} \quad (6)$$

ここで、 $D(t)$ は、時刻 t ($t \in \mathbf{Z}$, $1 \leq t \leq 600$) におけるロボットの位置 (O_m) からゴール地点 $(3, 3)$ までのユークリッド距離である。走行時間内にゴール地点に到達した場合は、到達以降のロボットの位置とゴール地点の間の距離 $D(t)$ は 0 である。ロボットが走行中の時刻 t_s に障害物に衝突した場合は、衝突以前のロボットからゴールまでの平均距離 $\frac{\sum_{t=1}^{t_s} D(t)}{t_s}$ に一定のペナルティ (スタート地点からゴール地点までのユークリッド距離の 4 倍の値) を加え、以降の走行を中止する。

用いる GA は、個体数 50、ルーレット選択、エリート保存戦略 (2 個体)、BLX- α 交叉 ($\alpha=0.5$, 交叉率

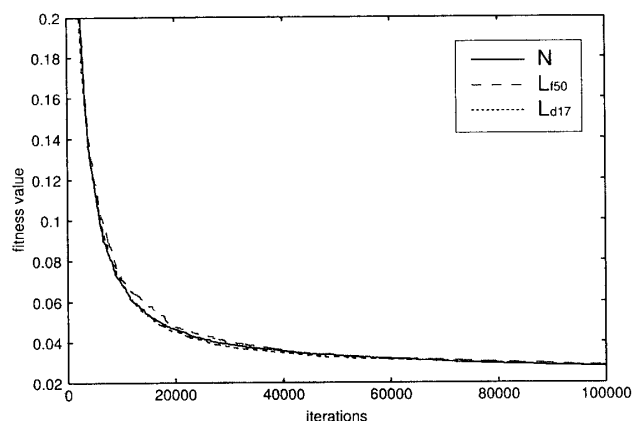


図5：ロボット制御器設計問題に対する200試行の平均収束曲線。N, L_{f50} , L_{d17} は、それぞれ、実数値GAのみ、適応度上位50探索点選択法を用いたGA、エリート個体距離近傍17探索点選択法を用いたGA、を用いた200試行の平均収束曲線である。

1.0), 一様乱数による突然変異(突然変異率0.1), をもつ実数値GAである。近似には最小二乗法のみを用いる。また、適応度ランドスケープ近似に基づく探索点生成法には、近似に用いる探索点を選ぶ方法として適応度上位50探索点選択法とエリート個体距離近傍17探索点選択法の2つを用意する。ただし、エリート個体距離近傍17探索点(最小二乗法による近似に必要な最小点数)は、過去の全ての個体の中から選択されるのではなく、過去の適応度上位200個体の中から選ばれる。これは、現エリート個体のごく近傍にある適応度の高い探索点を近似に用いることで、その近傍にあるより良い解を得ることがねらいである。1試行は105回適応度を計算したところで終了するものとし、試行数は初期乱数値を変えた200試行とする。200試行の平均収束曲線を図5に示す。

実験結果は、本提案手法の低リスクの性質を示すものではあったが、高リターン性の性質を示すものではなかった。提案手法と通常GAの各世代の200試行分の最良適応度について符合検定を行なったが、有意差はほとんど見られなかった。

この最適化問題の適応度ランドスケープは、少なくとも第4.1節で用いたベンチマーク関数の多くに見られるような回転の無い単峰性状曲面あるいは大谷構造ではなかったことが推測される。ロボットが障害物を避け目的地に到達するには、障害物を左回りに避ける方法と右回りに避ける方法がある。これは、空間的に離れた場所に少なくとも二つの大局的最適解があることを意味する。この場合、適応度上位50探索点選択法を用いた大局的な近似による大きな効果(高リターン)が期待できない。エリート個体距離近傍17探索点選択法

を用いた提案手法の探索性能は、図5に示した平均収束曲線を見ると、若干ではあるが部分的に通常GAのそれを上回っている。これは、エリート個体距離近傍17探索点選択法を用いた近似によって非常に局所的な解の改善が起こることもあったからと推測される。

5 考察

本提案手法の特長は、性能が発揮できなくても従来のGAと同等、発揮できる時には大きな効果が期待できるという、低リスク・高リターンにある。第4節での7つのベンチマーク関数と1つの具体的応用タスクを用いた評価実験で、この特長が確認できた。これが評価実験の最大の成果である。

当然ながらすべての問題に効果のある手法は存在しない。が、どのような性質の問題にどのように本提案手法を適用すれば効果が大きくなるかを明らかにしていく姿勢は重要である。前節の評価実験で個々の成否を詳しく考察したのもそのためである。以下では、これらの性質に関する検討と今後の課題について考察する。

本手法のGA収束高速化の基本戦略は、期待する特徴をもつランドスケープからの標本点が得られたとき、近似により一気に局所解あるいは最適解近傍を見つけ出すことである。この戦略の効果は、主探索法のGAでは探索が困難な問題であり、かつそれが期待する特徴をもつランドスケープのときに大きく現れる。第4節のベンチマーク関数に適用した実験では、期待する大谷構造に類似するランドスケープが多く、良い結果を得た。

実際は、対象とする問題が期待する特徴をもつ適応度ランドスケープかどうかは予め分からない。また、適応度ランドスケープがとりうる構造の自由度は、原理的には無限である。その意味では、今回評価に用いたベンチマーク関数以外にも様々な関数を用いて評価すべきであり、これは今後の課題とする。また、問題特有の適応度ランドスケープの特徴を解析する研究[25]も行われているが、そのような研究で大谷構造の存在が確認されれば、本手法を積極的に使うことが望ましいと思われる。もしそうでないなら、近似に基づく探索点生成法の利用に工夫が必要である。

近似に基づく探索点生成法の適用タイミングには大きく分けて2つある。1つは、GAが集中的に探索する領域を絞りきれない探索初期である。このとき、大局的に散らばった探索点を用いて近似するので、その効果を見れば、大局的なランドスケープが期待するものかどうかを判断できる。もし、そこで効果がなければ、GAの解探索を行う領域に偏りが生じるのを待って、よ

り局所的な近似に移行すべきである。これが2つ目のタイミングである。そこでも効果が無いのならば、近似に基づく探索点生成法の導入が相応しくない問題と言える。

本論文では、近似に用いる探索点選択の2つの方法を提案した。実験ではこれら2つの方法を併用することはなかった。実用においては、これら2つの方法を適応的かつ計算コストの面から効果的な回数で用いるべきだと考える。この部分をうまく設計できると、低い計算コストと少ない適応度計算回数でより良い解を発見するという最初の目的を達成できると考える。解探索過程で適応的に用いる方法の検討は、今後行っていく予定である。

6 おわりに

本論文では、適応度ランドスケープを単峰性関数で近似し、近似で得た関数の最適解をエリート個体として次世代の探索に利用する GA の収束高速化手法を提案し、7つのベンチマーク関数とロボット制御器設計問題で評価した。その結果、性能が発揮できないときでも従来の GA と同等の収束性能を示し、性能が発揮できた場合は大きな収束高速化が期待できる、という提案手法の特長を裏付ける結果が得られた。

本手法は、どのような関数で近似するか、どのように近似のための探索点を選ぶか、どのタイミングで本手法を適用するか、どのように適応的に決めるか、など、問題に応じて効果を最大にするための検討事項が多々残っている。今後は、これらの点を詰めて、より実用的な技術としていく。

参考文献

- [1] K. S. Anderson and Y. Hsu, "Genetic crossover strategy using an approximation concept," Proc. of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, vol.1, pp.257-533, Washington DC, July 1999.
- [2] T. Back, and H.-P. Schwefel, "Evolution Strategies 1: Variants and their computational implementation," G. Winter, J. Prieaux, M. Gal and P. Cuesta, editors: Genetic Algorithms in Engineering and Computer, Science, pp.127-140, Wiley, Chichester, 1995.
- [3] K. C. Chu, and F. Gang, "Accelerated genetic algorithms: combined with local search techniques for fast and accurate global search," Proc. IEEE Int. Conf. on Evolutionary Computation, Perth, WA, Australia, vol.1, pp. 378-383, Nov.-Dec. 1995.
- [4] 樋口 隆英, 筒井 茂義, 山村 雅幸, "実数値 GA におけるシンプレックス交叉の提案," 人工知能学会誌, vol.16, no.1, pp.146-155, 2001.
- [5] 印具 毅雄, 高木 英行, 大崎 美穂, "話型遺伝的アルゴリズムのインタフェース改善-GAの高速化手法の提案一," 第13回ファジィシステムシンポジウム, pp. 859-862, 富山, 1997年 7月.
- [6] 印具 毅雄, 高木 英行, "単峰性関数当てはめによる GA 高速化の評価," 第15回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, 大阪, pp.117-120, 1999年 6月.
- [7] T. Ingu and H. Takagi, "Accelerating a GA Convergence by Fitting a Single-Peak Function," Proc. IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems, vol.3, pp. 1415-1420, Seoul, Korea, Aug. 1999.
- [8] H. Kita and M. Yamamura, "A Functional Specialization Hypothesis for Designing Genetic Algorithms," Proc. IEEE Int. Conf. on SMC, vol.3, pp.579-584, Tokyo, Japan, Oct. 1999.
- [9] K.-H. Liang, X. Yao, and C. Newton, "Combining Landscape Approximation and Local Search in Global Optimization," Proc. the 1999 Congress on Evolutionary Computation, vol.2, pp.1514-1520, Washington DC, July 1999.
- [10] K.-H. Liang, X. Yao, and C. Newton, "Evolutionary Search of Approximated N-Dimensional Landscapes," Int. J. of Knowledge-Based Intelligent Engineering Systems, vol.4, no.3, pp.172-183, 2000.
- [11] 中西 泰人, "選考関数を用いた対話型進化システムの制御と評価-遺伝的プログラミングのデザイン支援システムへの応用一," 人工知能学会誌, vol.13, no.5, pp. 36-43, 1998.
- [12] 大西 圭, 高木 英行, "適合度のランドスケープ情報を利用した最適化手法," 第17回ファジィシステムシンポジウム, pp. pp.435-438, 習志野, 2001年 9月.
- [13] 大西 圭, 高木 英行, 探索点生成メカニズムの進化に基づく最適化," MPS シンポジウム (進化的計算シンポジウム), 情報処理学会シンポジウムシリーズ, vol. 2001, no.12, pp.187-192, 京田辺, 京都 (2001年10月 18-19日).
- [14] 大西 圭, 高木 英行, 演繹的および帰納的方法論に基づく拡張進化計算," 第3回日本ファジィ学会九州支部学術講演会, 北九州, pp.35-38 (2001年12月 1日).
- [15] 大崎 美穂, 高木 英行, 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ーフェイスの改善一," 人工知能学会誌, vol.13, no.5, pp.712-719, 1998.
- [16] M. Okamoto, T. Nonaka, S. Ochiai and D. Tominaga, "Nonlinear numerical optimization with use of a hybrid genetic algorithm incorporating the modified Powell method," Applied Mathematics and Computation, vol.91, no.1, pp.63-72, April 1998.
- [17] 小野 功, 小林 重信, "単峰性正規分布交叉 UNDX を用いた実数値による関数最適化," 人工知能学会誌, vol.14, no.6, pp.1146-1155, 1999.
- [18] M. Pelikan, D. E. Goldberg, and F. Lobo, A Survey of Optimization by Building and Using Probabilistic Models," IlliGAL Report No.99018, Illinois Genetic Algorithms Lab., niv. of Illinois at Urbana-Champaign, Urbana, IL, 1999.
- [19] A. Ratle, "Optimal sampling strategies for learning a fitness model," Proc. the 1999 Congress on Evolutionary Computation, vol.3, pp.2078-2085, Washin-

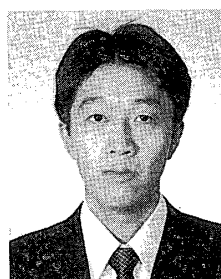
- gton DC, July 1999.
- [20] 佐藤 浩, 小野 功, 小林 重信, “遺伝的アルゴリズムにおける世代交代モデルの提案と評価,” 人工知能学会誌, vol.12, no.5, pp.734-744, 1997.
- [21] T. J. Stidsen, O. Caprani, and Z. Michalewicz, “A parabolic operator for parameter optimization problems,” Proc. the 1999 Congress on Evolutionary Computation, vol.2, pp.1494-1500, Washington DC, July 1999.
- [22] 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.
- [23] A. Witkin, “Scale-space filtering,” Proc. Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence, pp. 1019-1022, 1983.
- [24] J. Yen, J. C. Liao, B. Lee, and D. Randolph, A Hybrid Approach to Modeling Metabolic Systems Using a Genetic Algorithm and Simplex Method,” IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics, vol. 28, no.2, pp.173-191, 1998.
- [25] 吉澤 大樹, 橋本 周司, “巡回セールスマン問題における地形構造の解析,” 人工知能学会誌, vol.16, no. 3, 2001.
- [26] C. Wijns, L. Moresi, F. Boschetti, and H. Takagi, Inversion in Geology by Interactive Evolutionary Computation,” IEEE Int. Conf. on Systems, Man, and Cybernetics (SMC2001), Tucson, AZ, USA, pp.1053-1057, Oct., 2001.
- (2002年7月16日 受付)
(2002年10月26日 採録)
- [問い合わせ先]
〒815-8540 福岡市南区塩原4-9-1
九州芸術工科大学 芸術情報設計学科
高木 英行
Tel&FAX : 092-553-4555
E-mail : takagi@kyushu-id.ac.jp

著者紹介



たかぎ ひでゆき
高木 英行 [正会員]

昭56九州芸工大修士課程了。同年松下電器産業(株)入社, 中央研究所勤務。平3~5 UC Berkeley 客員研究員。平7九州芸術工科大学音響設計学科助教授。平11同大学芸術情報設計学科へ勤務換。博(工)。ファジィ, ニューラルネット, 進化計算, ヒューマンインタフェース等の研究に従事。電子情報通信学会篠原記念学術奨励賞(1989), 最優秀論文賞(KES'97および IIZUKA'98), プログラム委員会最優秀論文賞(ICOIN-15)各受賞。IEEE, 人工知能学会, 電子情報通信学会, 日本音響学会, 日本バーチャルリアリティ学会各会員



おおにし けい
大西 圭 [学生会員]

平10九州芸工大音響設計学科卒業。平12同大学大学院芸術工学研究科博士前期課程了。平15同学博士後期課程了。平15~イリノイ大学 Urbana/Champaign 校客員研究員。博(芸術工学)。進化計算の研究に従事。IEEE 会員



いんぐ たけお
印具 毅雄 [非会員]

平9九州芸工大音響設計学科卒業。平11同大学大学院芸術工学研究科博士前期課程了。同年同学博士後期課程入学後退学。会計士補。現在, 監査法人トーマツ勤務。在学時, 進化計算の研究に従事

Large Accelerating a GA Convergence by Fitting a Single-Peak Function

by

Hideyuki TAKAGI, Takeo INGU, and Kei OHNISHI

Abstract :

This paper proposes an acceleration method of GA search that finds a new elite by fitting a single-peak function on fitness landscape. The roughest approximation of a finite fitness landscape that has one global optimum would be a single-peak curved surface, and the vertex of the approximated single-peak function is expected to be near the global optimum of the original searching space. We propose two data selection methods for the fitting, use a quadratic function as the single-peak function, and evaluate the proposed idea using seven benchmark functions. The

experimental results have shown that the proposed method accelerate GA convergence.

Keywords : genetic algorithm, fast convergence, fitness landscape, approximation, quadratic function

Contact Address : **Hideyuki TAKAGI**

*Dept. of Art and Information Design, Kyushu Institute of Design
9-1 Shiobaru 4-chome, Minami-ku, Fukuoka, 815-8540 Japan.*

TEL&FAX : +81-92-553-4555

E-mail : takagi@kyushu-id.ac.jp