今西進化論に基づく遺伝アルゴリズムによる 多様なパレート最適解の抽出法 —多目的資源分割問題を事例として—

正員 田川 聖治 (神戸大学)

非会員 若林 昇 (神戸大学)

正員 羽根田 博正 (神戸大学)

非会員 井上 克己 (神戸大学)

An Imanishism-based Genetic Algorithm for Sampling Various Pareto-optimal Solutions: An Application to The Multi-objective Resource Division Problem

Kiyoharu Tagawa, Member, Noboru Wakabayashi, Non-member, Hiromasa Haneda, Member, Katsumi Inoue, Non-member (Kobe University)

For sampling various solutions from the entire Pareto Front of the multi-objective resource division problem, a new Genetic Algorithm (GA) based on the evolutionary theory advocated by Kinji Imanishi is proposed. First of all, two types of distance between two individuals, namely, structural and functional distances, are introduced and used to define four types of relation between them, namely, homogeneous, heterogeneous, homologous and analogous species. Then, for keeping various species within the population as much as possible, a new generation model with variable population is presented. In order to search Pareto-optimal solutions effectively, a new genetic operation that combines the Harmonic crossover with a local optimization algorithm is also proposed. Finally, the advantage of the Imanishism-based GA is demonstrated through computational experiments conducted on two- and three-objective problem instances.

キーワード：今西進化論，棲み分け原理，個体間の距離，多目的最適化問題

Keywords: Imanishi's evolutionary theory, habitat segregation, distance, multi-objective optimization

1. はじめに

多目的最適化問題の本質はトレードオフにあるため、個体集団による多点探索を特徴とする遺伝アルゴリズム (GA: Genetic Algorithm) が注目されている。すなわち、GA で生成した複数の解候補の中から、満足化トレードオフ法⁽¹⁾ や AHP (Analytic Hierarchy Process)⁽²⁾ を用いて、意思決定者の価値観により選好解を決定する。

ところで、人間は経験や直感に基づく大局的な判断は得意であるが、反面、膨大なデータの処理は苦手であり、差異の識別能力にも限界があって、その限度は弁別閾と呼ばれている⁽³⁾。したがって、実用的な GA に望まれる機能は、できるだけ多くのパレート (Pareto) 最適解を生成することではなく、パレート最適解集合から幾つかの代表的な解候補をサンプリングすることである。また、そのような GA を構成するためには、集団の多様性維持と探索能力の向上

を、如何に両立させるかが重要な課題となる。

従来の GA はダーウィン進化論をアナロジーとし、個体間の優劣 (適応度) に基づく自然選択を模擬する。ここで、個体間の差異 (距離) も加味して集団の多様性を維持する技法に、生態系のニッチをメタファーとするシェアリングがある⁽⁴⁾。すなわち、密集した個体群 (ニッチ) の適応度を下げることで、各個体に加わる選択圧を緩和する。しかし、シェアリングによって適応度を調整するためには、ある程度の個体数でニッチを形成する必要がある。また、目的関数空間を部分領域に分割して、領域ごとに適応度を設定する技法も提案されている⁽⁵⁾。しかしながら、各個体が有する機能はその構造の射影にすぎず、元来、GA の性能は解空間における個体の分布に左右される。ほかにも、多目的最適化問題に対する様々な GA の構成法が報告されているが⁽⁶⁾⁽⁷⁾、ダーウィン進化論に基づく GA では、集団の多様性は個体の適応度を介して間接的に調整される。

ダーウィン進化論に対峙する進化論として今西進化論が知られている。今西錦司は自然選択を徹底的に否定し、「生活形の形態原理」から導かれる「棲み分け原理」⁽⁸⁾に基づき、多様な種の共存を主張した。今西進化論の原点は「種の棲み分け」にあり、時間的な個体の変化の背景として、空間的な種社会の構造を重視する。また、個体のランダムな変化を否定し、種のレベルで発生する「多発突然変異」⁽⁹⁾による適応的な進化を主張する。生物学における今西進化論の評価はともかく、多様なパレート最適解を効率的に抽出するGAを構築する上で、ダーウィン進化論よりも簡潔で的確なアナロジーを提供していると思われる。

本論文では、今西進化論をアナロジーとして、多目的資源分割問題⁽¹²⁾に対するGAの構成法を提案する。今西進化論において進化の単位は種である。したがって、従来のGA⁽¹³⁾に散見されるように個体の集合を種とするのではなく、集団内の各個体を種の代表と見做す。また、多様なパレート最適解を効率的に抽出するためには、目的関数空間における個体間の差異（機能的距離）のみならず、解空間での差異（構造的距離）も考慮する必要がある。そこで、これらの距離の大小を二つの個体間で比較し、両者の関係を同種、異種、相同、相似の四種類に分類する。さらに、異種となる個体群を棲み分けさせる世代モデルを提案するとともに、その挙動を理論と実験から解析する。

上記の世代モデル自体には、共存する異種の数を増やし、それらの種を改良する機能はない。そこで、新たな種は異種間の交雑によって生まれるものとし、調和交叉⁽¹⁴⁾に局所探索法を組み込んだ改善型調和交叉を提案する。改善型調和交叉は、多発突然変異による適応的な進化を模擬し、局所探索法によって最適化する目的関数の組み合わせをランダムに変えることで、目的関数空間におけるパレート最適値の集合、すなわち、パレートのフロント（Pareto Front）⁽⁷⁾に沿って個体集団を広く散開させる。また、改善型調和交叉では、構造的な形質遺伝性が定量的に保証される。

2. 今西進化論の概要

はじめに、今西進化論の原点である「種の棲み分け」について紹介する。生物の形態は環境との相互作用で決まり、生活様式が違えば形態も異なる。これを「生活形の形態原理」と呼ぶ。さらに、形態の違いによって生活の場が分かれることを「棲み分け原理」と呼び、棲み分けた個体は別々の種として共存する⁽⁸⁾。一般に種概念は曖昧で、生物学的、系統学的、形態的な種があるが⁽¹⁰⁾、「種の棲み分け」における種とは個体の形態的な差異を意味する。このため、今西進化論に基づくGAでは、個体間の距離から種を定義している。また、今西の「種の棲み分け」は、類似の種は共存できないとする「競争排除則」の対偶とも取れる。

次に、今西進化論における「多発突然変異」とは、生物は必要が生じれば自ら必要な突然変異を多発して、種全体で一定の方向へ速やかに変化するというものである⁽⁹⁾。しかし、そのメカニズムを明らかにしていないため、今西進

化論は哲学的あるいは非科学的と中傷される。一方で、生物進化のメカニズム自体が多様であり、それが「自然選択」のような唯一の原理に支配されるという西洋のパラダイムを疑問視する意見もある。当初、今西の主張する種レベルの変化はラマルク流の適応進化に近いものであったが⁽⁹⁾、後年では、必ずしも適応とは関係のない定向進化に傾向してゆく⁽¹¹⁾。いずれにせよ、個体のランダムな変化を否定しているため、従来のハイブリッドGAのように複数のアナロジーを使い分けることなく、問題固有のヒューリスティクスをGAに組み込む包括的な考え方を与えている。

3. 多目的資源分割問題

多目的資源分割問題⁽¹²⁾では、与えられた n 個の資源を幾つかのグループに分ける。ただし、資源同士には m 種類の関連性が存在し、できるだけ資源を均等に分配するとともに、相互に関連する資源は同じグループに集めたい。そこで、 n 個の資源を頂点 $v_i \in V$ ($i = 1 \sim n$) に、それらの関連性を m 種類の枝 $e \in E^j \subseteq E$ ($j = 1 \sim m$) に対応させると、両者の関係はグラフ $G = (V, E)$ で表せる。このとき、多目的資源分割問題とは、グループ数 k ($k \leq n$) も含めて頂点集合 V の分割方法 $s = \{V_p \mid 1 \leq p \leq k\}$ を考えることであり、以下のように定式化できる。

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{s}} (f_1(\mathbf{s}), f_2(\mathbf{s}), \dots, f_m(\mathbf{s}), f_{m+1}(\mathbf{s})) \\ \text{subject to} \\ \bigcup_{p=1}^k V_p = V, \quad V_p \cap V_q = \emptyset \quad (p \neq q) \end{cases} \quad (1)$$

ただし、

$$\begin{cases} f_j(\mathbf{s}) = |E^j| - \sum_{p=1}^k |E_p^j|, \quad (j = 1 \sim m) \\ f_{m+1}(\mathbf{s}) = \max_{1 \leq p \leq k} \{|V_p|\} \end{cases}$$

$E = E^1 \cup \dots \cup E^m$ で、 $E_p^j \subseteq E^j$ ($j = 1 \sim m$) は両端が同じ V_p ($p = 1 \sim n$) に含まれる枝 $e \in E^j$ の集合である。

上記の多目的資源分割問題ではグループ数 k も決定変数である。このため、頂点集合 V を細かく分割するほど目的関数 $f_{m+1}(\mathbf{s})$ は減少するが、枝が分断されて他の目的関数は増加する。さらに、各頂点が m 種類の枝で異なる頂点と接続されているならば、すべての目的関数はトレードオフの関係にあり、広大なパレートのフロントが存在する。

4. 遺伝アルゴリズムの構成

多目的資源分割問題の多様なパレート最適解を抽出するために、今西進化論に基づくGAを提案する。

〈4・1〉 表現型と遺伝子型 本論文では、多目的資源分割問題の解候補、すなわち、頂点集合 V の任意の分割方法 $s = \{V_p \mid 1 \leq p \leq k\}$ を個体（表現型）とする。また、その遺伝子型を頂点数 $n = |V|$ に等しい n 次元の配列 $A = (a_1, \dots, a_n)$ として、頂点 $v_i \in V_p$ であるとき要素

図1 表現型 ($n = 7; m = 2; k = 3$)
Fig. 1. Phenotype ($n = 7; m = 2; k = 3$)

$a_i \in A$ の値を $a_i = p$ とする。ここで、部分集合の総数 k のみに着目すると、一つの表現型に対して $k!$ 個の遺伝子型が存在する。たとえば、図1のように七つの頂点を $k = 3$ 個の部分集合に配分した場合、その表現型 s に対応する遺伝子型は式 (2) の A^x ($x = 1 \sim k!$) となる。

$$\begin{cases} A^1 = (1, 1, 2, 3, 3, 2, 2) \\ A^2 = (1, 1, 3, 2, 2, 3, 3) \\ A^3 = (2, 2, 1, 3, 3, 1, 1) \\ A^4 = (2, 2, 3, 1, 1, 3, 3) \\ A^5 = (3, 3, 1, 2, 2, 1, 1) \\ A^6 = (3, 3, 2, 1, 1, 2, 2) \end{cases} \dots\dots\dots (2)$$

多目的資源分割問題において、一つの表現型に対応する $k!$ 個の遺伝子型 A^x ($x = 1 \sim k!$) は、同値類 $[A]$ であると考えられる。さらに、表現型 s と $[A]$ は一対一に対応するので、多目的資源分割問題の表現型 s は、その遺伝子型の同値類 $[A]$ を用いて表すこともできる。

〈4・2〉 構造的距離と機能的距離 表現型の全体集合である解空間と、その値域である目的関数空間において、それぞれ構造的距離と機能的距離を定義する。

遺伝子型 $A = (a_1, \dots, a_n)$ と $B = (b_1, \dots, b_n)$ の距離を、式 (3) のハミング (Hamming) 距離で定義する。

$$\delta_g(A, B) = \sum_{i=1}^n h(a_i, b_i) \dots\dots\dots (3)$$

ただし、 $h(a_i, b_i) = 0$ ($a_i = b_i$)、 $h(a_i, b_i) = 1$ ($a_i \neq b_i$)。

次に、表現型 $[A]$ と $[B]$ の距離を、対応する遺伝子型 $A \in [A]$ と $B \in [B]$ の最短距離で定義する。

$$\delta_p([A], [B]) = \min \{ \delta_g(A, B) \mid A \in [A], B \in [B] \} \dots\dots (4)$$

このとき、式 (3) と式 (4) から、表現型と遺伝子型の距離には式 (5) の関係が成り立つ。式 (5) から二つの遺伝子型の距離が近ければ、それらの表現型も類似したものとなる。しかし、その逆は言えないことに注意されたい。

$$\delta_p([A], [B]) \leq \delta_g(A, B) \leq n \dots\dots\dots (5)$$

ただし、 $A \in [A]$ 、 $B \in [B]$ である。

式 (4) で定義した表現型の距離に関して、以下の定理 1 と定理 2 が成り立つことが証明されている⁽¹⁴⁾。

〔定理 1〕 表現型の距離は「距離の公理」を満たす。

条件 0: $[A] = [B] \Leftrightarrow \delta_p([A], [B]) = 0$

条件 1: $\delta_p([A], [B]) \geq 0$

条件 2: $\delta_p([A], [B]) = \delta_p([B], [A])$

条件 3: $\delta_p([A], [B]) + \delta_p([B], [C]) \geq \delta_p([A], [C])$

〔定理 2〕 表現型の距離は $O(n + k^3)$ で計算できる。ただし、 $[A]$ と $[B]$ のグループ数で大きな方を k とする。

〔証明〕 表現型の距離を求める問題を、 $k \times k$ の割当問題⁽¹⁵⁾ に変換して解くものとする。文献 (14) の附録 A に示すように、二つの問題は等価であり、問題の変換は $O(n)$ で行える。また、割当問題に対しては $O(k^3)$ のアルゴリズムが知られている⁽¹⁵⁾。したがって、上記の方法で表現型の距離を求めれば、全体の時間計算量は $O(n + k^3)$ となる。□

一方、式 (1) の多目的資源分割問題の目的関数値は整数ベクトルとなるため、 $f([A])$ と $f([B])$ の距離を、式 (6) のようにマンハッタン (Manhattan) 距離で定義する。

$$\delta_f(f([A]), f([B])) = \sum_{j=1}^{m+1} |f_j([A]) - f_j([B])| \dots\dots (6)$$

ただし、目的関数値 $f([A]) = (f_1([A]), \dots, f_{m+1}([A]))$ 、 $f([B]) = (f_1([B]), \dots, f_{m+1}([B]))$ 。

以降、式 (4) の表現型の距離 δ_p を構造的距離、式 (6) の目的関数値の距離 δ_f を機能的距離と呼ぶものとする。

〈4・3〉 種の定義と相同相似原理 今西進化論において進化の単位は種であり、種は個体間の形態 (構造) や機能の差異に基づき識別される。そこで、個体間の構造的距離と機能的距離に基づき、両者の関係を同種、異種、相同、相似の四種類に分類する。生物学において、相同とは哺乳類のイルカとコウモリなど、発生学的に起源の近い類縁の種である。一方、相似とは哺乳類のシャチと魚類のサメなど、機能的には近いが起源は無縁の種である。

本論文では、構造的距離の閾値 L_p と機能的距離の閾値 L_f を導入して、個体 $[A]$ と $[B]$ が式 (7) と式 (8) をともに満たせば両者は同種、何れも満たさなければ異種、式 (7) のみ満たせば相同、式 (8) のみ満たせば相似と定義する。また、これらの関係を概念的に図示すると図 2 となる。

$$\delta_p([A], [B]) \leq L_p \dots\dots\dots (7)$$

$$\delta_f(f([A]), f([B])) \leq L_f \dots\dots\dots (8)$$

機能的距離の閾値 L_f は、目的関数空間のパレートフロント上に分散させたい個体集団の間隔である。そこで、多目的最適化問題に対して予想されるパレートフロントの大きさ、適用する GA の集団サイズ、意思決定者が望むパレート最適解集合の散布度などを考慮して決める。しかし、良い結果を得るためには、従来の GA におけるシェアリング半径と同様に、試行錯誤的な調整が必要である。

一方、構造的距離の閾値 L_p は、GA の性能に関わるもの

図2 距離に基づく種の定義
Fig. 2. Definition of species by distances

であり、上記の機能的距離の閾値 L_f に整合させる。すなわち、任意に与えられた L_f ($L_f \geq 0$) に対して、式 (9) を満たすように L_p ($L_p \geq 0$) を取るものとする。

$$\delta_p([A], [B]) \leq L_p \Rightarrow \delta_f(f([A]), f([B])) \leq L_f \quad \dots\dots\dots (9)$$

〔定理3〕 任意の二つの個体 $[A]$ と $[B]$ に対して、正数 α ($\alpha \geq 1$) が存在し式 (10) の関係が成り立つ。

$$\delta_f(f([A]), f([B])) \leq \alpha \delta_p([A], [B]) \quad \dots\dots\dots (10)$$

〔証明〕 附録1に示す。 □

定理3から、 $L_p = L_f/\alpha$ とすれば式 (9) の関係が導ける。しかし、一般に α の最小値は未知であり、解空間における集団の多様性を維持するためには、できるだけ L_p の値を大きく取りたい。そこで、あとで述べる世代モデルでは、 $\alpha = 1$ と仮定して構造的距離の閾値の初期値を $L_p = L_f$ とし、式 (9) の関係を満たさない相同な個体 $[A]$ と $[B]$ が発見される毎に L_p を減少させる。 $L_p = 0$ では定理1から $[A] = [B]$ となり、明らかに式 (9) が成り立つ。

ところで、個体の機能はその構造の射影であり、個々の構造に対する機能は一意に決まる。また、相同な関係は人為的なものであって、構造的距離の閾値 L_p を短くすれば異種に変換できる。しかし、機能から構造への対応は逆写像となるため、ある機能を実現する構造が一意に定まるとは限らない⁽¹⁶⁾。すなわち、相似な関係は本質的なものであり、機能的距離の閾値 L_f を調節しても解消できない。以降、このような性質を「相同相似原理」と呼ぶ。

〈4・4〉 改善型調和交叉 多目的資源分割問題のパレート最適解を効率的に探索するため、著者らが考案した調和交叉⁽¹⁴⁾と、同時に複数の目的関数値を改善する局所探索法を組み合わせた改善型調和交叉を提案する。

はじめに、ある個体 $[D]$ が他の個体 $[C]$ に勝る、すなわち、優越するとは、式 (11) が成り立つことである。

図3 改善型調和交叉
Fig. 3. Improved Harmonic crossover

$$\left(\begin{array}{l} \forall j \in J \quad f_j([D]) \leq f_j([C]) \\ \wedge \quad \exists j \in J \quad f_j([D]) < f_j([C]) \end{array} \right) \quad \dots\dots\dots (11)$$

ただし、目的関数の添字集合 $J = \{1, \dots, m+1\}$ 。

提案する改善型調和交叉では、両親 A と B の調和交叉で得られた子 C に局所探索法を適用し、新たな個体 D に変換することで、一部の目的関数値 $f_j([D])$ ($j \in I \subseteq J$) のみを改善する。この結果、ほかの目的関数値 $f_j([D])$ ($j \in J-I$) がが悪化する場合もあるため、式 (11) のように $[D]$ が $[C]$ を優越する保証はない。しかし、少なくとも $[D]$ が $[C]$ に優越されることはなく、個体集団を目的関数空間のパレートフロント上に四散させる効果が期待できる。

〔改善型調和交叉〕

手順1: 両親 A と B の距離 $\delta_g(A, B)$ が最短となるように、 B を同値な遺伝子型 $B^z \in [B]$ に変換する。このとき、 $\delta_g(A, B^z) = \delta_p([A], [B])$ である。

手順2: 従来の一様交叉 (UX) を両親 A と B^z に適用して、新たな子 C を生成する。

手順3: ランダムに f_j ($j \in I \subseteq J, I \neq \emptyset$) を選ぶ。

手順4: 両親の要素 $a_i \in A$ と $b_i \in B^z$ を比較して、 $a_i \neq b_i$ ならば $c_i \in C$ の値をランダムに変える。このように、遺伝子型 C の一つの要素 $c_i \in C$ を変更して得られる個体集合の中から、次式を満たす D を探索する。

$$\left(\begin{array}{l} \forall j \in I \subseteq J \quad f_j([D]) \leq f_j([C]) \\ \wedge \quad \exists j \in I \subseteq J \quad f_j([D]) < f_j([C]) \end{array} \right)$$

手順5: 上記の D が見つければ、 $C = D$ とし手順4に戻る。そうでなければ、 $D = C$ として終了する。 □

〔定理4〕 改善型調和交叉を A と B に適用して D が得られるとき、対応する表現型は式 (12) の関係を満たす。

$$\delta_p([A], [B]) \geq \max\{\delta_p([A], [D]), \delta_p([B], [D])\} \quad \dots\dots\dots (12)$$

〔証明〕 文献 (14) の附録Cと同様である。 □

改善型調和交叉の働きを概念的に図示すると図3となる。定理4から、改善型調和交叉で得られた子 $[D]$ は、解空間に

において両親 $[A]$ と $[B]$ の中間に位置し、調和交叉で両親から子に継承された構造的な形質は、局所探索法を施した後でも失われない。すなわち、従来の調和交叉と同様に、改善型調和交叉では形質遺伝性が定量的に保証される。

〈4・5〉 棲み分け型世代モデル 集団内に異種の個体群を棲み分けさせる世代モデルを提案する。定常状態モデルのように、各世代 t で両親から一つの子を誕生させるが、集団サイズ $|P(t)|$ は増減する。機能的距離の閾値 L_f 、 $|P(t)|$ の上限値 P_{max} 、最終世代 T を GA のパラメータとして与える。また、構造的距離の閾値 L_p は、前述の相同相似原理を考慮して、世代モデルの中で自動的に調整する。これら L_p と L_f の下で式 (7) と式 (8) の関係を調べることで、子 $[D]$ の同種、異種、相同、相似を判定する。さらに、各個体の集団内における優位性を評価するため、Goldberg⁽¹⁷⁾ が提案したランク数を採用するものとし、ランク数が 1 である個体をその集団のパレート最適個体と呼ぶ。

〔棲み分け型世代モデル〕

手順 1: ランダムに P_{max} 個の個体 (遺伝子型) を生成して初期集団 $P(0)$ とする。世代数 $t = 0$ とし、構造的距離の閾値 L_p の初期値を $L_p = L_f$ とする。

手順 2: $P(t)$ からランダムに A と B ($A \neq B$) を選ぶ。 $[A]$ と $[B]$ が同種の場合、 $[A]$ が $[B]$ を優越すれば B を除き、そうでなければ A を除いて手順 10 へ進む。 $[A]$ と $[B]$ が同種でなければ、手順 3 へ進む。

手順 3: A と B の改善型調和交叉で子 D を作る。

手順 4: D との機能的距離 δ_f が最短となる $E \in P(t)$ を求め、 $\delta_f(\mathbf{f}([D]), \mathbf{f}([E])) > L_f$ ならば手順 7 へ進む。

手順 5: $[D]$ と $[E]$ が同種の場合、 $[E]$ が $[D]$ を優越すれば D を捨て、そうでなければ $E \in P(t)$ を D で置き換える。手順 10 へ進む。(種の代表の交代)

手順 6: $[D]$ と $[E]$ が相似の場合、 $|P(t)| < P_{max}$ ならば D を $P(t)$ に加える。 $|P(t)| = P_{max}$ のとき、 $[E]$ が $[D]$ を優越すれば D を捨て、そうでなければ $E \in P(t)$ を D で置き換える。手順 10 へ進む。

手順 7: D との構造的距離 δ_p が最短となる $F \in P(t)$ を求める。(このとき、 $\delta_f(\mathbf{f}([D]), \mathbf{f}([F])) > L_f$ である。)

手順 8: $[D]$ と $[F]$ が異種の場合、 $|P(t)| < P_{max}$ ならば D を $P(t)$ に加え、そうでなければ $P(t)$ 内でランク数が最大の個体と D を置き換える。手順 10 へ進む。

手順 9: $[D]$ と $[F]$ が相同の場合、 $L_p = \max\{L_p - 1, 0\}$ と更新する。さらに、 $|P(t)| < P_{max}$ ならば D を $P(t)$ に加え、そうでなければ $P(t)$ ($|P(t)| = P_{max}$) 内でランク数が最大の個体と D を置き換える。

手順 10: 世代数 $t = T$ 、あるいは、集団サイズ $|P(t)| = 1$ ならば、 $P(t)$ 内のパレート最適個体を出力して終了する。そうでなければ $t = t + 1$ として手順 2 へ戻る。 □

上記の棲み分け型世代モデルの特徴と、集団 $P(t)$ の挙動について述べる。両親 A と B が同種ならば、定理 4 より改善型調和交叉で得られる子 D は両親の同種が相同となる。そこで、解空間における集団の多様性を維持するため、手

順 2 で同種の交叉を禁止している。次に、新たな子 D を生成した場合、 $P(t)$ 内に D と同種、相似、相同となる個体が存在するかどうかを判定する。この際、機能的距離と構造的距離を比較する順番を工夫することで、両者の計算回数は各世代 t で高々 $|P(t)|$ ($|P(t)| \leq P_{max}$) となる。

集団 $P(t)$ 内に子 D と相同な個体 F が存在する場合、手順 9 において構造的距離の閾値 L_p を縮小する。相同なペアは式 (9) の関係を満たさず、現在の L_p が大き過ぎて L_f に合わないことを示唆する。しかし、探索の初期段階で L_p を急激に縮小すると、集団の多様性が失われる恐れがある。そこで、手順 9 では L_p の値を 1 ずつ減らすことで、相同な個体間の関係がゆっくりと異種に修正されて、目的関数空間の景観が解空間での個体分布に反映されることを期待している。ただし、 L_p の調整方法としては、 $P(t)$ 内の全個体の状態を考慮したスケジューリングや、何らかの学習機構を組み込むことも含めて検討の余地はある。

〈4・6〉 集団の多様性に関する考察 棲み分け型世代モデルによれば、集団 $P(t)$ から同種の個体が排除されて、新たな異種の個体が挿入される。このため、目的関数空間と解空間の両方で、集団内の個体が広く分散することが予想される。そこで、目的関数空間における個体間の機能的距離の平均値を評価指標とし、種の代表の交代や個体数の増減に伴う集団 $P(t)$ の多様性の変化を数理的に解析する。ただし、解空間における集団 $P(t)$ の挙動についても、構造的距離を用いて同様に解析することができる。

まず、集団内の個体がすべて異種ならば、個体間の平均距離 $\bar{\delta}_f$ は閾値 L_f よりも大きくなる。さらに、集団の多様性に関して以下の定理が成り立つ。ただし、個体レベルで考えるため、集団 $P(t)$ は表現型 $\mathbf{s}$ の集合とする。

〔定理 5〕 ある個体が同種の個体と入れ替わるとき、平均距離 $\bar{\delta}_f$ の変化量 $\nabla \bar{\delta}_f$ は式 (13) のように抑えられる。

$$-\frac{2L_f}{|P(t)|} \leq \nabla \bar{\delta}_f \leq \frac{2L_f}{|P(t)|} \quad \dots\dots\dots (13)$$

〔証明〕 附録 2 に示す。 □

〔定理 6〕 集団 $P(t) = \{\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_r\}$ から $\mathbf{s}_r$ ($r = |P(t)|$) を除くとき、 $\bar{\delta}_f$ の変化量 $\nabla \bar{\delta}_f$ は式 (14) となる。

$$\nabla \bar{\delta}_f = \frac{2 \left(\sum_{i=1}^{|P(t)|-1} (\bar{\delta}_f - \delta_f(\mathbf{f}(\mathbf{s}_i), \mathbf{f}(\mathbf{s}_r))) \right)}{(|P(t)| - 1)(|P(t)| - 2)} \quad \dots (14)$$

〔証明〕 附録 3 に示す。 □

〔定理 7〕 集団 $P(t) = \{\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_r\}$ に $\mathbf{s}_{r+1}$ ($r = |P(t)|$) を加えるとき、 $\bar{\delta}_f$ の変化量 $\nabla \bar{\delta}_f$ は式 (15) となる。

$$\nabla \bar{\delta}_f = \frac{2 \left(\sum_{i=1}^{|P(t)|} (\delta_f(\mathbf{f}(\mathbf{s}_i), \mathbf{f}(\mathbf{s}_{r+1})) - \bar{\delta}_f) \right)}{(|P(t)| + 1)|P(t)|} \quad \dots (15)$$

〔証明〕 定理 6 の証明と同様である。 □

棲み分け型世代モデルの手順5で種の代表が交代しても、定理5から個体間の平均距離 $\bar{\delta}_f$ に大きな変化はない。また、手順2で同種の個体が除かれるとき、その個体の近傍に他の個体が密集しているならば、定理6から $\nabla \bar{\delta}_f \geq 0$ となり集団内の平均距離 $\bar{\delta}_f$ は増加する。さらに、手順8で新種の個体加わるときも、その個体が他の個体から離れているならば、定理7から $\nabla \bar{\delta}_f \geq 0$ となって平均距離 $\bar{\delta}_f$ は増加する。棲み分け型世代モデルでは、定理6や定理7の条件を厳密に判定しているわけではないが、集団の多様性を維持する効果は十分に期待できる。

5. 計算機実験と考察

〈5・1〉 2 目的資源分割問題 頂点数 $n = 24$ 、枝の種類 $m = 1$ の完全グラフ $G = (V, E)$ を考える。このとき、すべてのパレート最適解 s_i^* ($i = 1 \sim 24$) は解析的に求められる。そこで、これらのパレート最適解を探索することで、GAの探索性能を絶対的に評価する。さらに、パレートフロント上に分散するようなパレート最適解を抽出するためには、目的関数空間のみならず、解空間での差異も考慮して種を定義する必要があることを示す。

棲み分け型世代モデルの有効性を評価するため、定常状態モデルにおいて、常にランク数が最大の個体を除くダーウィニズム的な手法 (D-GA) と、両親と子の中から劣る個体を除く手法 (ER-GA) ⁽¹⁸⁾ を比較対象とする。ただし、D-GA と ER-GA でも改善型調和交叉を使用する。また、提案した今西進化論に基づく GA を I-GA1 とし、目的関数空間のみで種の棲み分けを行う世代モデルを I-GA2 とする。すなわち、I-GA2 では個体 $[A]$ と $[B]$ が式 (8) のみ満たせば両者は同種、そうでなければ異種と見做して、「棲み分け型世代モデル」の手順6, 7, 9を無視するとともに、手順4と手順8を以下のように変更する。

手順4: D との機能的距離 δ_f が最短となる $E \in P(t)$ を求め、 $\delta_f(f([D]), f([E])) > L_f$ ならば手順8へ進む。

手順8: $[D]$ と $[E]$ が異種の場合、 $|P(t)| < P_{max}$ ならば D を $P(t)$ に加え、そうでなければ $P(t)$ 内でランク数が最大の個体と D を置き換える。手順10へ進む。

すべての手法 (GA) で集団サイズ $P_{max} = 30$ 、最終世代 $T = 10^4$ とし、I-GA1 と I-GA2 で機能的距離の閾値を $L_f = 5, 10, 15, 20$ とした。このとき、得られたパレート最適解 $s_i^* \in S^*$ の総数 $|S^*|$ 、それらの機能的距離の平均値 $\bar{\delta}_f(S^*)$ 、最終世代 T での集団サイズ $|P(T)|$ と構造的距離の平均値 $\bar{\delta}_p^T$ を表1に示す。ただし、表1の結果は10回の試行の平均である。 $|S^*|$ と $\bar{\delta}_f(S^*)$ からは GA の探索能力と $s_i^* \in S^*$ の多様性が評価できる。ほかの手法と比較して、提案した I-GA1 では多様なパレート最適解が抽出されている。さらに、 $|P(T)|$ と $\bar{\delta}_p^T$ の値から、解空間での多様性が維持されて、個体数も減少しないことがわかる。

上記の I-GA1 と I-GA2 ($L_f = 5, 10$) について、最終世代の個体 $s_i \in P(T)$ の目的関数空間での分布を図4に示す。図4から、I-GA1 はパレート最適解を一様に抽出する

表1 GA の性能比較

Table 1. Experimental performance of GAs

GA(L_f)	$ S^* $	$\bar{\delta}_f(S^*)$	$ P(T) $	$\bar{\delta}_p^T$
I-GA1(5)	20.2	95.0	30.0	13.6
I-GA1(10)	17.7	99.1	30.0	14.0
I-GA1(15)	15.8	95.1	30.0	13.1
I-GA1(20)	15.1	87.9	30.0	13.4
I-GA2(5)	13.9	72.7	19.9	9.9
I-GA2(10)	11.7	77.8	12.9	8.7
I-GA2(15)	9.8	80.1	9.8	8.0
I-GA2(20)	4.8	59.5	4.8	5.6
D-GA	11.8	55.7	30.0	11.2
ER-GA	14.5	70.1	30.0	11.6

表2 構造的距離の最近接値

Table 2. Nearest structural distance

s_1^*	12	s_5^*	6	s_9^*	3	s_{13}^*	1	s_{17}^*	1	s_{21}^*	1
s_2^*	8	s_6^*	6	s_{10}^*	3	s_{14}^*	1	s_{18}^*	1	s_{22}^*	1
s_3^*	8	s_7^*	6	s_{11}^*	3	s_{15}^*	1	s_{19}^*	1	s_{23}^*	1
s_4^*	6	s_8^*	3	s_{12}^*	1	s_{16}^*	1	s_{20}^*	1	s_{24}^*	1

図4 パレートフロントと $f(s_i)$ ($s_i \in P(T)$)

Fig. 4. Pareto Front and $f(s_i)$ ($s_i \in P(T)$)

が、I-GA2 では f_2 の値が小さなパレート最適解を求められない。そこで、 $f_2(s_i^*)$ が小さなパレート最適解から順番に $s_1^* \sim s_{24}^*$ と呼称し、解空間で各最適解 s_i^* ($i = 1 \sim 24$) から最も近い他の最適解 s_j^* ($j \neq i$) までの構造的距離 δ_p を表2に示す。表2によれば、最適解 $s_1^* \sim s_{24}^*$ は解空間で孤立して存在するため、解空間における集団の多様性を考慮しない I-GA2 では見付けにくいと考えられる。

表3 GAの性能比較

Table 3. Experimental performance of GAs

GA(L_f)	$ S $	$\bar{\delta}_f(S)$	$ \hat{S} $	$ P(T) $	$\bar{\delta}_p^T$
I-GA1(10)	48.3	41.3	28.0	50.0	37.9
I-GA3(10)	19.1	9.3	9.9	49.9	22.9
D-GA	48.8	24.5	35.1	50.0	29.5
ER-GA	29.4	27.5	2.9	50.0	32.5

図5 目的関数空間での $f(s_i)$ ($s_i \in P(T)$)

Fig. 5. $f(s_i)$ ($s_i \in P(T)$) in objective space

〈5・2〉 3 目的資源分割問題 $n = 64$ の頂点で 8×8 メッシュを作り、その上下、左右をそれぞれ結合したトラス状のグラフ $G = (V, E)$, $E = E^1 \cup E^2$ を考える。ただし、枝の種類は $m = 2$ で、縦の枝は $e \in E^1$ ($|E^1| = 64$)、横の枝は $e \in E^2$ ($|E^2| = 64$) に属する。このとき、3次元の目的関数空間には、 $(f_1, f_2, f_3) = (0, 0, 64), (0, 64, 8), (64, 0, 8), (64, 64, 1)$ の4点を結ぶ広大なパレートフロントが存在し、多様なパレート最適解を包含する。

前述の D-GA, ER-GA, I-GA1 に加えて、「改善型調和交叉」の手順3で f_j ($j \in I \subseteq J$) をランダムに選ぶ代わりに $I = J$ とし、すべての目的関数 f_j ($j \in J$) を手順4の対象とする交叉を用いた I-GA1 を I-GA3 とする。集団サイズ $P_{max} = 50$ 、最終世代 $T = 10^4$ として、目的関数空間での最終世代 $f(s)$ ($s \in P(T)$) の分布を図5に示す。ただし、I-GA1 と I-GA3 では $L_f = 10$ とした。I-GA1 では $f(s)$ が広範囲に分散している。一方、ほかの手法と比較して、I-GA3 では $f(s)$ がパレートフロントの中央に集中しており、局所探索法で改善する目的関数 f_j ($j \in I \subseteq J$) を制限する改善型調和交叉の有効性が確認できる。

上記の D-GA, ER-GA, I-GA1, I-GA3 で得られたパレート最適個体の多様性と精度を定量的に評価する。パレート最適個体 $s \in S$ の総数 $|S|$ と、それらの機能的距離の平均値 $\bar{\delta}_f(S)$ 、ほかの手法で得られたパレート最適個体に優越されない個体 $s \in \hat{S} \subseteq S$ の総数 $|\hat{S}|$ 、最終世代 T での集団サイズ $|P(T)|$ と構造的距離の平均値 $\bar{\delta}_p^T$ を表3に示す。ただし、表3の結果は10回の試行の平均である。 $|\hat{S}|$ からは各手法の探索性能を相対的に評価できる。D-GA では良質のパレート最適個体 $s \in \hat{S} \subseteq S$ を数多く求められるが、 $\bar{\delta}_f(S)$

表4 I-GA1における閾値 L_f の影響

Table 4. Effect of threshold L_f on I-GA1

L_f	$ S $	$\bar{\delta}_f(S)$	$ \hat{S} $	$ P(T) $	$\bar{\delta}_p^T$
5	49.0	32.3	40.4	50.0	34.5
10	48.6	42.7	33.5	50.0	38.0
20	32.5	29.4	13.2	50.0	34.6
30	22.5	28.7	4.1	49.9	36.0

図6 機能的距離の平均値 $\bar{\delta}_f$

Fig. 6. Average of functional distance $\bar{\delta}_f$

図7 構造的距離の平均値 $\bar{\delta}_p$

Fig. 7. Average of structural distance $\bar{\delta}_p$

の値から $s \in S$ の多様性は低い。一方、提案した I-GA1 では $\bar{\delta}_f(S)$ の値からも、 $f(s)$ ($s \in S$) がパレートフロントに沿って分散していることがわかる。

棲み分け型世代モデルによれば、機能的距離の閾値 L_f を適切に選ぶことで、目的関数空間におけるパレート最適個体 $f(s)$ $s \in S \subseteq P(T)$ の分布(極相)が制御できる。前述の I-GA1 で L_f の値を変えて、表3と同じ項目のデータを表4に示す。表4の $|S|$ と $|\hat{S}|$ から、 L_f が小さいほど多くのパレート最適個体が得られ、パレートフロント上に綿密にサンプリングする様子が窺える。一様に $|P(T)|$ や $\bar{\delta}_p^T$ の値は高く、解空間における集団の多様性は維持されている。しかし、 $\bar{\delta}_f(S)$ が必ずしも L_f に比例しないのは、集団サイズとの兼ね合いのほか、 L_f が大き過ぎると多くの個体が相似と見做されて、異種による棲み分けが起こり難くなるためと考えられる。表4の $\bar{\delta}_f(S)$ を比べると、 $L_f = 10$ で最も多様なパレート最適個体が得られている。

表 5 I-GA1 における閾値 L_p の影響Table 5. Effect of threshold L_p on I-GA1

L_p	$ S $	$\bar{\delta}_f(S)$	$ \hat{S} $	$ P(T) $	$\bar{\delta}_p^T$
5	48.1	40.4	23.6	50.0	37.4
10	48.6	42.7	25.3	50.0	38.0
20	48.4	41.8	25.3	50.0	37.9
30	48.3	40.7	25.0	50.0	37.8

表 4 の I-GAI で、世代交代に伴う集団 $P(t)$ ($t = 0 \sim T$) の機能的距離の平均値 $\bar{\delta}_f$ の推移を図 6 に、構造的距離の平均値 $\bar{\delta}_p$ の推移を図 7 に示す。図 6 と図 7 から、 $L_f = 10$ では両方の空間で、初期世代から集団 $P(t)$ の多様性が拡大し、その後も長く維持されることがわかる。

棲み分け型世代モデルでは、定理3に基づく考察から、構造的距離の閾値 L_p の初期値を $L_p = L_f$ と与えている。機能的距離の閾値 L_f を一定とし、 L_p の初期値を変えることで、その設定方法の妥当性を検証する。表4のI-GA1 ($L_f = 10$) で L_p を変えて、表4と同じ項目のデータを表5に示す。表5の全項目について、僅かながら $L_p = L_f = 10$ で最良の結果が得られている。 L_p の初期値を大きくしても集団の多様性が拡大しないのは、多くの個体が相同と見做されて、 L_p が速く収束するためと考えられる。

6. おわりに

本論文では、多目的資源分割問題を事例として、今西進化論に基づく GA の構成法を提案した。今西進化論の原点は「種の棲み分け」にあり、時間的な個体の変化の背景として、空間的な種社会の構造を重視する。そこで、個体間の機能的距離と構造的距離を定義することで、目的関数空間と解空間をとともに距離空間と見做し、両空間に含まれる個体間の関係を同種、異種、相同、相似の四種類に分類した。さらに、局所探索法を組み込んだ改善型調和交叉と、棲み分け型世代モデルを提案し、個体間の距離に基づき、それらの挙動を数理的に解析した。最後に、幾つかの例題を対象とした計算機実験によって、提案した GA によれば多様なパレート最適解が抽出できることを示した。

今西進化論に基づく GA は、適切な機能的距離と構造的距離を導入することで、ほかの多目的最適化問題に対しても適用できる。今後の課題として、目的関数空間と解空間を統括した GA の挙動の理論的な解析と、構造的距離の閾値 L_0 を適応的に調節する手法の検討が挙げられる。

なお、本研究は財団法人ひょうご科学技術協会の奨励研究助成（題目：今西進化論に基づく最適手法の構成と評価）を受けたものである。ここに記して深謝する。

(平成12年10月24日受付, 同13年3月14日再受付)

文 献

- (1) 田村, 柴田, 富山, 鳩野:「組合せ多目的最適化問題に対するメタ戦略型満足化トレードオフ法」, 計測自動制御学会論文集, Vol.34,

- (1) No.7, pp.844-849 (1998)
- (2) 高橋整郎:「講座 AHP から ANP への諸問題 I-VI」, オペレーション・リサーチ, 1月号/6月号 (1998)
- (3) 和田, 大山, 今井 (編):「感覚・知覚心理学ハンドブック. 誠信書房 (1969)
- (4) J. Horn, N. Nafpliotis and D. E. Goldberg: "A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization," *Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, pp.82-87 (1994)
- (5) 田上, 河辺:「バレット分割手法を用いた遺伝的アルゴリズムの多目的最適化問題への適用」, システム制御情報学会論文誌, Vol.11, No.11, pp.600-607 (1998)
- (6) H. Tamaki, H. Kita and S. Kobayashi: "Multi-objective optimization by genetic algorithms: a review," *Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, pp.517-522 (1996)
- (7) Carlos A. Coello Coello: "An updated survey of evolutionary multiobjective optimization techniques: state of the art and future trends," *Proceedings of Congress on Evolutionary Computation*, pp.3-13 (1999)
- (8) 今西錦司:生物社会の論理, 今西錦司全集 第四巻, 講談社 (1993)
- (9) 今西錦司:私の進化論 (再装版), 新思社 (2000)
- (10) 秋元/榮谷, 長野, 養老 (編):「種とはなにか」, 講座 進化第七巻 生態学からみた進化, 東京大学出版会 (1992)
- (11) 今西錦司:進化とはなにか (第35刷), 講談社学術文庫 (1997)
- (12) 森田, 藤井, 河崎:「多目的資源分割問題と FMS における工具と部品割り当てへの適用」, システム制御情報学会論文誌, Vol.12, No.6, pp.326-333 (1999)
- (13) 増田, 中尾, 重弘, 山本:「異種個体集団が共存する遺伝的アルゴリズムによる負荷融通問題の解法」電気学会論文誌 C, Vol.119-C, No.11, pp.1370-1376 (1999)
- (14) 田川, 金重, 井上, 羽根田:「遺伝アルゴリズムを枠組としたメタ戦略の構築法—グラフ彩色問題を事例として—」, 計測自動制御学会論文誌, Vol.35, No.11, pp.1355-1362 (1999)
- (15) 伊理, 今野, 刀根:最適化ハンドブック, 朝倉書店 (1995)
- (16) 北村, 角田, 村尾, 後藤, 小森:「逆問題としての設計論と創発的計算法の適用」, 計測自動制御学会論文集, Vol.36, No.1, pp.99-97 (2000)
- (17) D. E. Goldberg: *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison-Wesley (1989)
- (18) D. Thierens and D. E. Goldberg: "Elitist recombination: an integrated selection recombination GA," *Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, pp.508-512 (1994)

付 録

1. 定理 3 の証明

まず, $\delta_p([A], [B]) = 0$ ならば定理 1 から $[A] = [B]$ で, $\mathbf{f}([A]) = \mathbf{f}([B])$ から $\delta_f(\mathbf{f}([A]), \mathbf{f}([B])) = 0$ となる。

次に, $\delta_p([A], [B]) = \beta$ ($\beta \geq 1$) とする。このとき, 頂点集合 V の分割方法 $[A]$ と $[B]$ で異なるグループに配分された頂点 $v_i \in \tilde{V} \subset V$ の個数は $|\tilde{V}| = \beta$ であり,

$$|f_{m+1}([A]) - f_{m+1}([B])| \leq \beta \dots\dots\dots (\text{付 } 1)$$

さらに、頂点 $v_i \in \tilde{V}$ に接続する枝 $e \in E^j$ の数 (次数) を $\mu_j(v_i)$ とし、 $\psi_j = \max\{\mu_j(v_i) \mid v_i \in \tilde{V}\}$ とすると、

$$|f_j([A]) - f_j([B])| \leq \beta \psi_j \quad (j = 1 \sim m) \quad \cdots (\text{付 } 2)$$

式(付1), 式(付2), $\beta = \delta_p([A], [B])$ より,

$$\begin{aligned} \delta_f(\mathbf{f}([A]), \mathbf{f}([B])) &= \sum_{j=1}^{m+1} |f_j([A]) - f_j([B])| \\ &\leq \left(\sum_{j=1}^m \psi_j + 1 \right) \beta = \alpha \delta_p([A], [B]) \end{aligned} \quad (\text{付 } 3)$$

ただし, $\alpha = \sum_{j=1}^m \psi_j + 1$ とする。

2. 定理 5 の証明

個体 $s_1 \in P(t)$ を同種の $\hat{s}_1$ と入れ替えるとき,

$$\delta_f(f(s_1), f(\hat{s}_1)) \leq L_f \dots\dots\dots (\text{付 4})$$

さらに, 距離の公理から任意の $s_i \in P(t)$ について,

$$\begin{cases} \delta_f(f(s_1), f(s_i)) - \delta_f(f(\hat{s}_1), f(s_i)) \\ \leq \delta_f(f(s_1), f(\hat{s}_1)) \\ \delta_f(f(\hat{s}_1), f(s_i)) - \delta_f(f(s_1), f(s_i)) \\ \leq \delta_f(f(\hat{s}_1), f(s_1)) \end{cases} \dots\dots (\text{付 5})$$

集団 $P(t) = \{s_1, \dots, s_r\}$ と $P(t+1) = \{\hat{s}_1, \dots, s_r\}$ で, それぞれの平均距離を $\bar{\delta}_f^t$ ($\bar{\delta}_f^t = \bar{\delta}_f$) と $\bar{\delta}_f^{t+1}$ とし,

$$\begin{aligned} \frac{\nabla \bar{\delta}_f}{2} &= \frac{\bar{\delta}_f^{t+1} - \bar{\delta}_f^t}{2} = \\ &= \frac{\sum_{i=2}^{|P(t)|} (\delta_f(f(\hat{s}_1), f(s_i)) - \delta_f(f(s_1), f(s_i)))}{|P(t)|(|P(t)| - 1)} \quad (\text{付 6}) \end{aligned}$$

式 (付 4), 式 (付 5), 式 (付 6) から,

$$-\frac{2L_f}{|P(t)|} \leq \nabla \bar{\delta}_f \leq \frac{2L_f}{|P(t)|} \dots\dots\dots (\text{付 7})$$

3. 定理 6 の証明

$P(t) = \{s_1, \dots, s_r\}$ と $P(t+1) = \{s_1, \dots, s_{r-1}\}$ で, それぞれの平均距離を $\bar{\delta}_f^t$ ($\bar{\delta}_f^t = \bar{\delta}_f$) と $\bar{\delta}_f^{t+1}$ とし,

$$\begin{aligned} \frac{\bar{\delta}_f^t}{2} &= \frac{\sum_{i=1}^{|P(t)|-2} \sum_{j=i+1}^{|P(t)|-1} \delta_f(f(s_i), f(s_j))}{|P(t)|(|P(t)| - 1)} \\ &+ \frac{\sum_{i=1}^{|P(t)|-1} \delta_f(f(s_i), f(s_r))}{|P(t)|(|P(t)| - 1)} \quad (\text{付 8}) \end{aligned}$$

ただし, $r = |P(t)|$ とする。

$$\frac{\bar{\delta}_f^{t+1}}{2} = \frac{\sum_{i=1}^{|P(t)|-2} \sum_{j=i+1}^{|P(t)|-1} \delta_f(f(s_i), f(s_j))}{(|P(t)| - 1)(|P(t)| - 2)} \dots\dots (\text{付 9})$$

式 (付 8) と式 (付 9) から $\bar{\delta}_f$ の変化量 $\nabla \bar{\delta}_f$ は,

$$\begin{aligned} \frac{\nabla \bar{\delta}_f}{2} &= \frac{\bar{\delta}_f^{t+1} - \bar{\delta}_f^t}{2} = \\ &= \frac{\sum_{i=1}^{|P(t)|-1} (\bar{\delta}_f - \delta_f(f(s_i), f(s_r)))}{(|P(t)| - 1)(|P(t)| - 2)} \dots\dots (\text{付 10}) \end{aligned}$$

田 川 聖 治 (正員) 1962 年 7 月 20 日生。1991 年神戸大学大学院工学研究科修士課程修了。1993 年神戸大学工学部助手。最適化アルゴリズム, 進化型計算, 区間解析, ロボットの計算機制御に関する研究に従事。博士 (工学)。計測自動制御学会, システム制御情報学会, 日本ロボット学会, IEEE 各会員。

若 林 昇 (非会員) 1977 年 1 月 10 日生。1999 年神戸大学工学部電気電子工学科卒業。同年同大学院自然科学研究科博士前期課程に入学し, 現在に至る。今西進化論に基づく遺伝アルゴリズムの多目的最適化問題への適用に関する研究に従事。

羽根田 博 正 (正員) 1939 年 8 月 10 日生。1972 年カリフォルニア大学 (バークレイ校) 大学院博士課程修了。同年神戸大学工学部助教授。1982 年同大教授。1997 年 IEEE 産業エレクトロニクス部門学会会長。計算機援用設計・解析に関する研究に従事。Ph.D.。計測自動制御学会, システム制御情報学会, 電子情報通信学会, 情報学会, ACM, IEEE (フェロー) 各会員。

井 上 克 巳 (非会員) 1959 年 11 月 26 日生。1984 年京都大学大学院工学研究科数理工学専攻修士課程修了。松下電器産業 (株), (財) 新世代コンピュータ技術開発機構, 豊橋技術科学大学工学部情報工学系を経て, 1997 年神戸大学工学部助教授。人工知能, 論理プログラミング, 計算機科学に関する教育研究に従事。京都大学博士 (工学)。情報処理学会, 人工知能学会, AAAI 各会員。