大阪公立大学
Osaka Metropolitan University
学術情報リポジトリ

<論説>多目的組合せ最適化問題に対する遺伝的アルゴリズム研究に関する現状と課題

メタデータ	言語: jpn
	出版者:
	公開日: 2009-08-25
	キーワード (Ja):
	キーワード (En):
	作成者: 森田, 裕之
	メールアドレス:
	所属:
URL	https://doi.org/10.24729/00001365

多目的組合せ最適化問題に対する遺伝的アルゴリズム研究に関する現状と課題

森　田　裕　之

1. はじめに

企業の管理者やそのスタッフは、各々の組織レベルで自らが直面する事業上の問題に対して、目的を合理的に達成すべく計画活動を行っている。この場合、直面する問題が構造的でありかつ、単一目的の問題であれば、問題をモデル化し、各種制約条件の下で近似解を得られる場合が少なくない。しかし現実問題では、単一の目的を追求するケースよりも複数の目的を考慮しなければならない場合が多い。例えば、企業の経営者が自社製品のシェアを最大化させることと、当該期間での利益の最大化させるという2つの目的を同時に達成したいと思うことは自然な欲求であろう。この場合、複数の目的が互いに一貫したものであれば、単一目的の問題と同様に考えることができる。しかし目的間にトレードオフが存在する場合、複数のパレート最適解が存在する。パレート最適解を求めることが困難である主な理由は、組合せ最適化問題が単一目的の場合でも最適解を発見することが難しいからである。例えば生産計画などで多く利用される各種のスケジューリング問題では、一部の問題が入力サイズの多項式時間で解けることがわかっているだけであり、そのほとんどは現実的な計算時間では最適解を求めることが不可能である。(Cf. Lawler et al. [1993]) また投資決定問題などに利用可能であるナップザック問題でも、0-1ナップザック問題すらNP完全であることが知られている。このように単一目的の問題すら最適解を得られないケースが多いのだから、2目的以上の多目的問題でパレート最適解を求めることが困難であることは想像に難くない。

この解答困難な問題に対して、単純には、各目的関数に対して意思決定者が重要だと思う割合に応じて重みを与え、目的関数の線形加重和をとるアプローチが考えられる。しかしこのアプローチの場合、最初の段階でパレート最適解に対し何の知識もないまま、適当な重みを設定できるかという問題が存在する。これに対しては、対話型アプローチを付加する対応策が考えられるが、このアプローチにはより大きな問題が内包されている。それは目的空間において凸でないようなパレート最適解は導出されないという問題である。例えば2つの目的f_1とf_2を同時に最小化するような多目的組合せ最適化問題において、図1のCのような

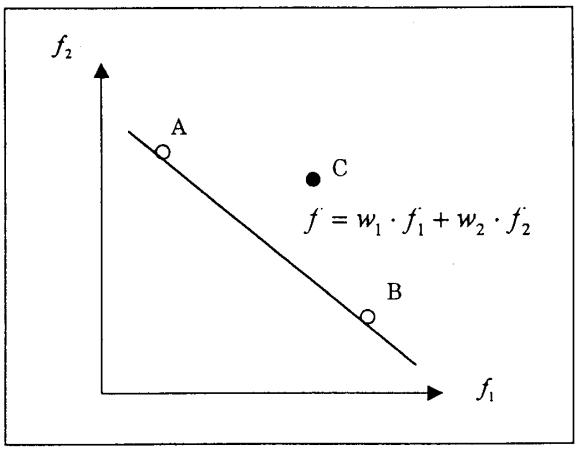

図1　線形加重和の問題点

凸ではないパレート最適解は求めることができないことが知られている。

一方、局所探索法から派生したタブー探索法、焼き鈍し法、そして遺伝的アルゴリズム（Genetic Algorithms: 以下 GA と略す）といったメタヒューリスティクス（またはモダンヒューリスティクス）と総称されるアプローチは、最適解の導出を保証しないものの実用においては単一目的問題において、多くの成功を収めてきたことが数多く報告されている。この1つの発展的な流れとして、これらのメタヒューリスティクスを多目的組合せ最適化問題に対して適用する研究が、最近数多く報告されるようになっている。中でも GA は、複数の候補解を保持しながら目的とする解の探索を行うことから、複数存在するであろうパレート最適解を探索するのに適したアプローチではないかと注目されている。

本論文では、これまで報告されている多目的組合せ最適化問題に対する GA の適用に関する研究を整理し、現状と今後の課題について考察することが目的である。以下では2節と3節において、多目的組合せ最適化問題、GA についてそれぞれ概観する。4節ではこれまでの研究をもとに分類スキーマを提案する。5節ではこの分類スキーマに基づいてこれまでの研究を整理・分類し、6節において今後の課題について考察する。

2. 多目的組合せ最適化問題

一般に組合せ最適化問題とは、n 次元ベクトル x が、解空間 X および実行可能領域 F が組合せ的性質を持つという条件下において、目的関数 $f(x)$ を最小化（または最大化）する問題ということができる。その目的は、目的関数を最適化する x を発見することにある。

この組合せ問題を解決する困難性は、その組合せ的な性質にあるといえる。もちろん入力サイズ n が小さければ、すべての組合せを列挙することは可能である。そうすればもちろん最適解は発見される。しかし巡回セールスマン問題など、その組合せ数が $n!$ となるよう

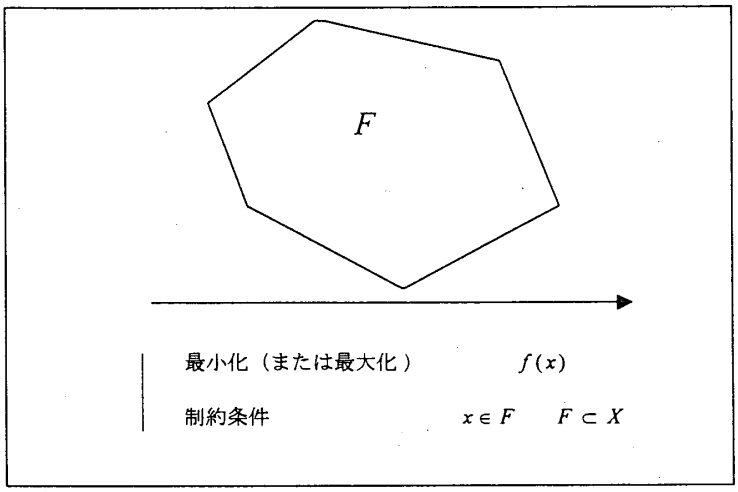

図2　組合せ最適化問題

な場合、n は比較的小さな値（たとえば $n = 20$ 程度）であってもすぐにその組合せは膨大な数に達する。いわゆる組合せの爆発を引き起こすのである。これらは分枝限定法などを利用することによって、多少大きな入力サイズでも解けるケースもある。しかしそれは稀なケースであり、大部分は残念ながら実用的な時間内に最適解を求めることができない。またスマートに最適解を求めようとしても、大部分の問題でそのアルゴリズムの最悪計算量は膨大なものとなり、実用的な時間内で最適解を求めることは理論的に困難であることが知られている。したがって現実問題に関しては、質の高い近似解を比較的短時間のうちに求めることが可能なアルゴリズムの開発が望まれる。

このように組合せ最適化問題は単一目的の問題であっても最適解を求めることは、一般に非常に難しい。しかし現実問題では、複数の目的を同時に追求したいという欲求があることも事実であり、ここに大きなジレンマが存在しているのである。多目的組合せ最適化問題の場合、さらに問題を解くことが困難になる理由は、一般に複数のパレート最適解が存在するからである。もちろん複数の目的が存在しても、それらの目的間にトレードオフが生じなければ、単一目的の問題を解くことと何の変わりもない。それは1つの目的を最適化することは、他の複数の目的を最適化することと同じだからである。しかしトレードオフが存在するならば、そこには一般に複数のパレート最適解が存在する。その場合、意思決定者が望む唯一、または複数のパレート最適解を求める必要がある。

2.1　パレート最適性

多目的最適化を考える上で不可欠であるパレート最適性の概念は、19 世紀に Vilfred Pareto によって形式化されたものである。それは次のように定義される。

定義1（パレート支配関係（目的関数同時最小化の場合））：2つの解 $x \in F$, $x' \in F$ について、$f_k(x) \leq f_k(x')$ （$\forall k = 1, \ldots, p$）かつ $f_k(x) < f_k(x')$ （$\exists k = 1, \ldots, p$）であるとき、x は x' を支配するという。

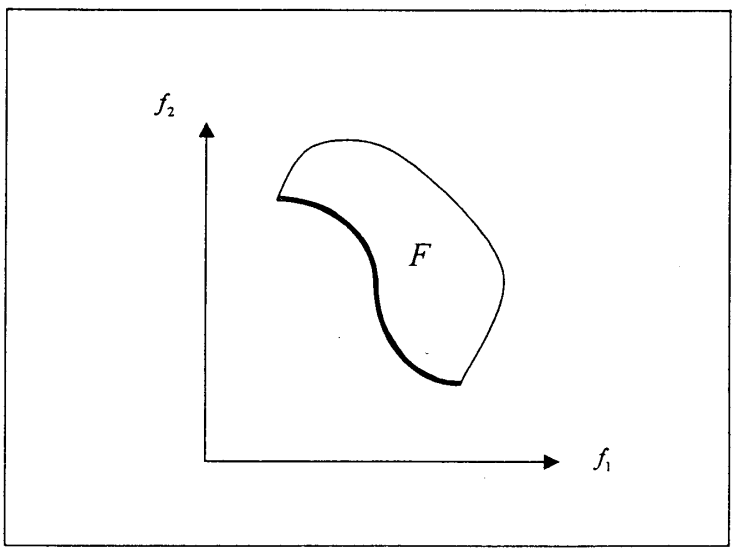

図3　実行可能領域とパレート最適面のイメージ（2目的同時最小化の場合）

定義2（パレート最適性）：$x^* \in F$ を支配するような $x \in F$ が存在しないとき、x^* はパレート最適解であるという。

このようなパレート最適解は単一とは限らず、図3の太線で示すような領域に複数個存在することが一般的である。

2.2　メタヒューリスティクス

この多目的最適化問題にも利用可能な1つの特徴が存在する。それは最適解をすぐに発見することは困難であるが、2つの解が存在したとき、この2つの解の優劣を判断することは比較的容易に行うことができる。つまり解が与えられると、多くの場合その目的関数値は、短時間で計算することが可能であるということである。これは単一目的のケースでも、多目的のケースでも同様である。そこでこの性質を利用した解法として、注目されているのが一連のメタヒューリスティクスと総称されるアルゴリズムである。これは局所探索法をベースとして、さまざまな自然界のアナロジーを持つようにアレンジされた一連のアルゴリズムを意味している。そのベースたる局所探索法とは、ある実行可能解を出発点として、その解の一部を変形して得られる解を近傍解と呼び、それら近傍解の中でより優れた解への改善を重ね、改善不可能となるまでそのプロセスを繰り返すアルゴリズムである。

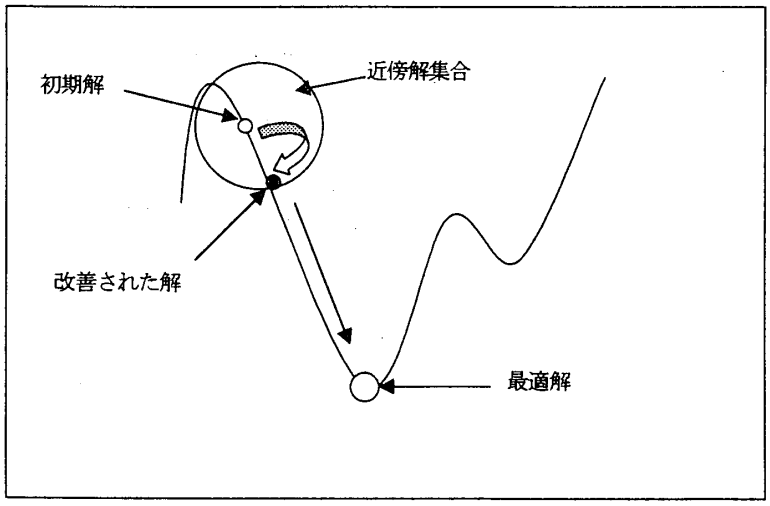

図4　局所探索法のイメージ

メタヒューリスティクスの代表的なものには焼き鈍し法、タブー探索法、そしてGAなどがある。焼き鈍し法は金属などの焼き鈍し現象のアナロジーを取り入れた方法であり、タブー探索法は通った道に印をつけ、それをタブーリスト（再度訪れることを禁止するリスト）として利用し、解を更新していく方法である。またGAは、生物の進化の過程をアルゴリズムに取り入れたものである。

これらのメタヒューリスティクスはこれまで単一目的最適化のケースで多くの実用的な問題に対して適用され、多くの成功的な結果が報告されている。ここで適用対象が多目的組合せ最適化問題である場合、その探索的特徴から大きく2つに分けて考えることができる。1つは局所探索法をはじめとした単一の暫定解を保持しながら探索を行うタイプである。焼き鈍し法、タブー探索法もこのグループの範疇に入る。もう1つは、GAのように複数の暫定解集合を保持しながら探索を行うタイプである。

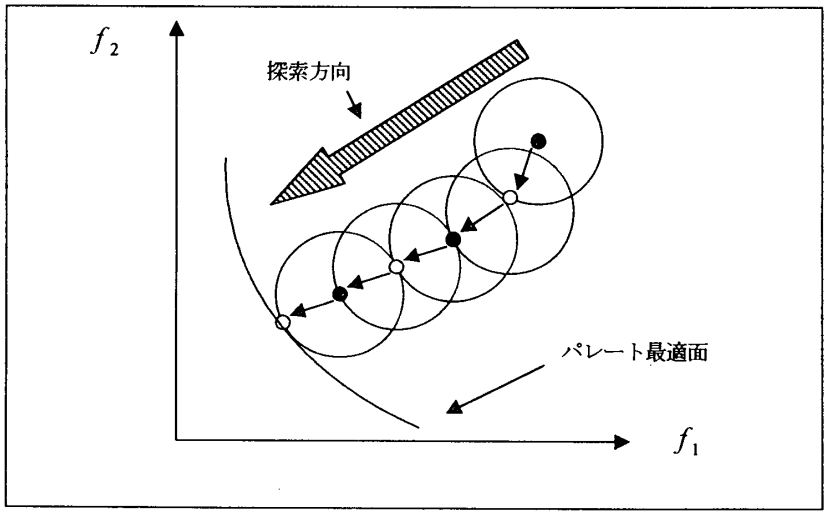

図5　単一の暫定解を更新しながら探索するタイプのアルゴリズムのイメージ

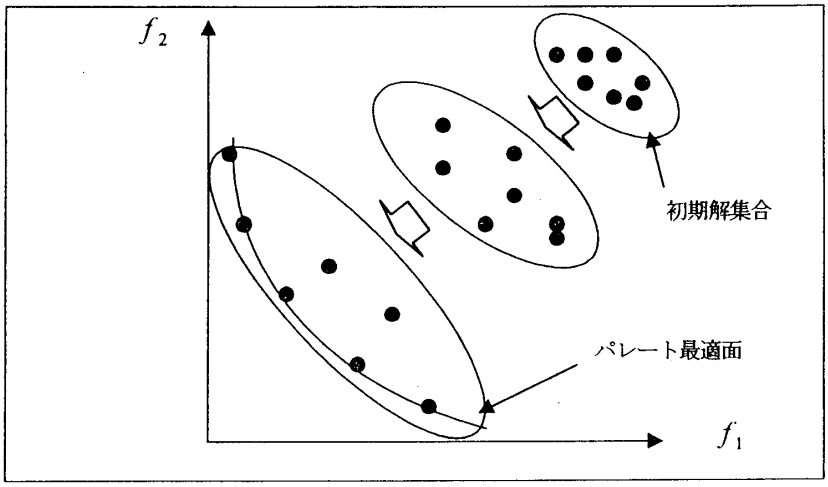

図6　複数の暫定解を保持しながら探索するタイプのアルゴリズムのイメージ

単一目的のケースでは、目的関数の最適値が唯一であるため、評価はスカラーで行うことが可能である。そのためどちらのアプローチであっても大きな違いはない。しかし多目的最適化のケースでは、前述のように複数のパレート最適解が一般には存在する。このとき前者のアプローチでは一般に、1回の探索で1つの探索方向しか探索できないため、複数のパレート最適解を導出するためには、探索方向を何かしらの適切な方法で与え、探索の繰り返しを行わなくてはならない。ただし逆に探索方向が確定していれば、有効な方法であると考えられる。

一方、後者のアプローチでは予め複数の暫定解を保持しながら探索を進めるため、適切な多様性を保持しながら探索を進めれば、幅広いパレート最適面に位置する複数のパレート最適解を成功的に発見できる可能性が高いと考えられる。

本論文では、後者のアプローチであるGAに焦点をあて、パレート最適解の全列挙という観点から、多目的組合せ最適化問題に適用した論文を整理・分類し、考察を行う。次節ではGAを簡単に概観する。

3. 遺伝的アルゴリズム

GAは1970年代にHollandらによって開発されたアルゴリズムである。その特徴としては、生物の進化の過程である交叉、突然変異、そして淘汰などのプロセスを組み込んでいることである。その適用分野は広く、遺伝学、経済学、パターン認識、制御、そして最適化などの分野に適用され、成功的な結果が報告されている。(Cf. Holland [1992]) 最適化の中でも、組合せ最適化問題に対する応用は1つの典型的な例であり、数多くの研究が報告されている。組合せ最適化問題をGAに適用する際の簡単な流れは、以下のとおりである。

① 問題の解候補を記号列からなる個体（記号列＝遺伝子列）に対応させる。

② アルゴリズムを実行するため、初期個体集合を決定する。通常は実行可能解をランダムに作成する。この集合規模は可変であり、問題によって適当な大きさに決定される。

③ ②で決められた個体集合に対して、選択（selection）、交叉（crossover）そして突然変異（mutation）などのオペレータが適用される。選択では個体の目的関数値が最適値に近いほど、高い適合度が与えられ、その適合度に応じて適当な選択方法が取られる[1]。この選択プロセスによって、GA は次世代により適合度の大きな個体を残していくことが可能になる。交叉は、生物の交配過程のアナロジーである。まず親となるべき個体を 2 つ選び、この両親からの遺伝情報を受け継ぐような形で子供の個体が作成される[2]。この交叉の演算によって、GA は良質な遺伝情報を次世代の新たな個体に継承することが可能となる。これは通常、他のメタヒューリスティクスのアルゴリズムには無い物である。突然変異は、生物の遺伝子情報の一部が突然変化することのアナロジーである。実際の方法としては、0-1 で個体が記号化されている場合には、ランダムにいずれかの位置のビットを反転させるという方法が、またそれ以外の場合には、遺伝子列の中から 2 つの位置をランダムに決定し、入れ替えるといった操作が行われる。

④ ③のプロセスが最終世代まで繰り返されることになる。この最終世代の設定は可変であり問題に応じて適当な世代が設定される。

以上が GA を組合せ最適化問題に適用する際の簡単な流れとなる。これは単一目的のケースでも多目的のケースでもほぼ同様である。ただしこの中で大きく異なる点は選択のプロセスである。単一目的の問題では、目的関数値の大小によって単純に比較することが可能であった。しかし多目的のケースでは、存在するであろうパレート最適面に幅広く分布する複数のパレート最適解を導出しなければならない。したがって単に、複数存在する目的の 1 つの目的関数値に焦点をあてて探索を収束させるような方法は、あまり望ましい方法でないといえる。この点において、さまざまな研究者がいろいろな方法を提案している。次節ではこの点に焦点をあてながら、まずこれまでのいくつかのサーベイ論文を整理したのち、本論文での分類スキーマについて述べることにする。

4. 分類スキーマ

この分野での初期の研究としては Schaffer [1985] が、個体群を各評価基準にしたがって部分個体群に分割し、それぞれ独立に淘汰を行い、新たな個体群を生成する方法を提案している。(VEGA: Vector Evaluated GA) この場合、交叉や突然変異は、生成された部分個体

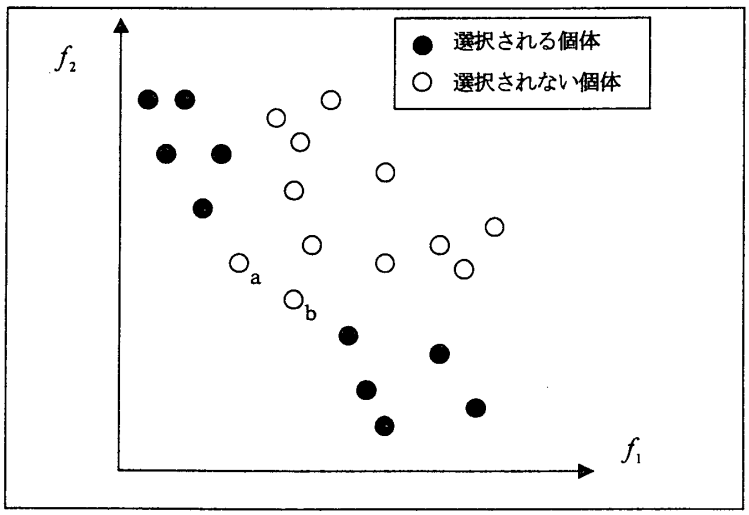

図7　VEGA の問題点

群を全てあわせて1つの個体群としたものに対して適用している。これは単一目的を最適化するGAを目的数だけ増やした考え方であるため、各目的軸に関しての優れた解は出現しやすいが、中間に位置するようなパレート最適解が発見されにくいという性質を持っている。図のような場合、各評価軸の優れている個体から選択すると、図中のa、bのような個体は、この世代において近似パレート最適解であるにもかかわらず、次世代に残らないこととなる。

Goldberg [1989] は解の優劣関係に基づいてランクを定め、淘汰を行う方法を提案している。その方法は以下のようにして行われる。(図8参照)

① ランク r=1 とする。

② その世代での個体群からパレート最適解個体を求め、これらの個体のランクを r とする。

③ 得られたパレート最適解個体を個体群の中から除き、r=r+1 とする。

④ 全ての個体にランクが付けられるまで②、③の操作を繰り返す。

この方法の場合、Schaffer の方法に比べて、各目的軸の中間に位置するパレート最適解集合が出現しやすいため、多様なパレート最適解を求める観点からは優れた方法であると言える。

また Fonseca and Fleming [1993] は、これとは別のパレートベースのランク付け方法を提案している。その方法は、まず各個体を支配している個体の数 (p_i) を求める。各個体のランクは、$r = 1+p_i$ とする。したがってパレート最適解は、自分自身以外の個体に支配されることはないため、そのランクは1となる。(図9参照)

Horn 他 [1993] では、個体集合の中からランダムにサンプリングした比較集合を利用する方法を提案している。(Niched Pareto GA: 以下 NPGA と略す) この比較集合との優劣関係、およびシェアリング (sharing) を利用しながらトーナメント選択を適用して次世代に残す個体を選択している。もともとシェアリングの考え方は、Goldberg and Richardson

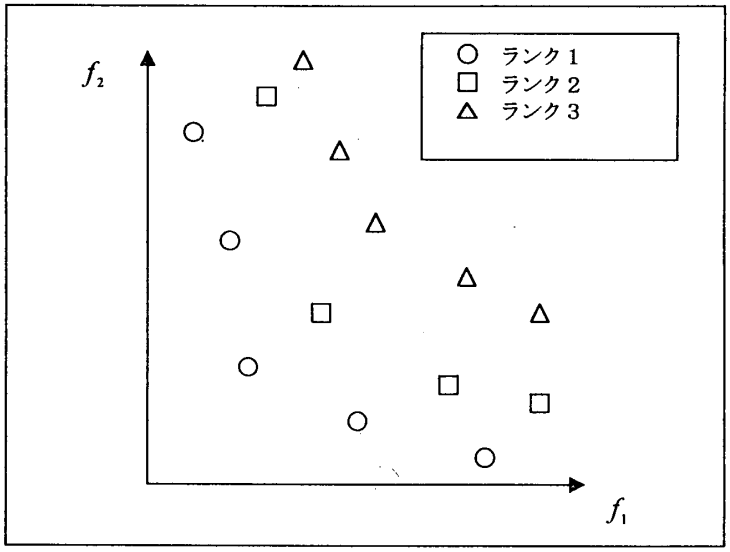

図8　Goldberg のランク付けの例

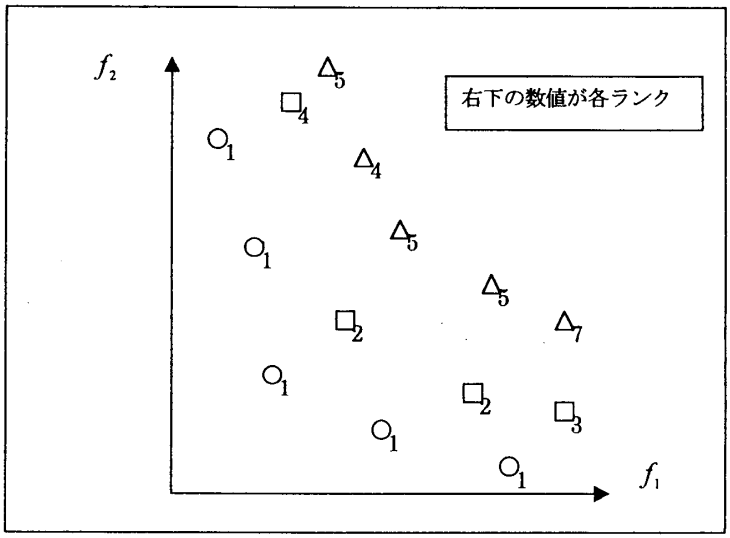

図9　Fonseca and Fleming のランク付けの例

[1987] で提唱された方法で、個体が込み合っているところの適合度を、その込み合い度合いによって減少させる手法である。これによって一部に個体が集中してしまうことを防ぐことができ、個体集合の多様性を保つことが可能となる。

Srinivas and Deb [1993] は、Goldberg のランク法に基づき、シェアリングを併用した GA を提案している。(Nondominated Sorting GA: 以下 NSGA と略す) これによって、パレート最適解に近づけつつ、Horn 達の手法と同様にシェアリングによって多様性を保持しようとしているのである。

以上がこれまでの代表的な提案手法の概略である。初期の Schaffer の研究以来、これ以外にも最近 10 数年ほどの間に数多くの研究が発表されている。しかし残念ながら他を圧倒するような、完全な方法はいまだ報告されていない。最初にこれまでのサーベイをいくつか

示して、検討を行うことにする。

Coello Coello [1999a] および Coello Coello [1999b] では、これまでの研究を線形加重和によるスカラー化アプローチ、VEGA アプローチ、Fonseca and Fleming のアプローチ、NSGA アプローチ、NPGA アプローチ、そして目標ベクトルを決定して探索を行うアプローチに分類して、そのアプリケーションと長所短所を指摘している。このサーベイで、いくつかの代表的な研究を取り上げ、そのアプリケーションを分類し、長所短所を指摘しているのは評価される点であるが、アプローチの分類はもう少し考慮の余地があるように思われる。

Fonseca and Fleming [1995a] および Fonseca and Fleming [1995b] では、これまでの GA に基づくアプローチを、目的ベクトルのスカラー化によるアプローチ、非パレート的アプローチそしてパレートベース・アプローチの 3 つに分類している。このようにパレート最適性に基づいて解を評価するアプローチとそれ以外を分類することには同意できるが、現在ではそれ以外の研究を含んで、より包括的に分類することが可能ではないかと考えられる。

Van Veldhuizen and Lamont [1998] では、評価基準による選択アプローチ、スカラー化選択アプローチ、そしてパレート選択によるアプローチの 3 つに大きく分類し、パレート選択の中ではさらに、エリート保存、シェアリングなどの項目を議論している。基本的な分類方法は正しいと思われるが、パレート選択の中の項目についての議論や、これらのアプローチのハイブリッド的なアプローチについてはあまり触れられていないところに不満が残る。

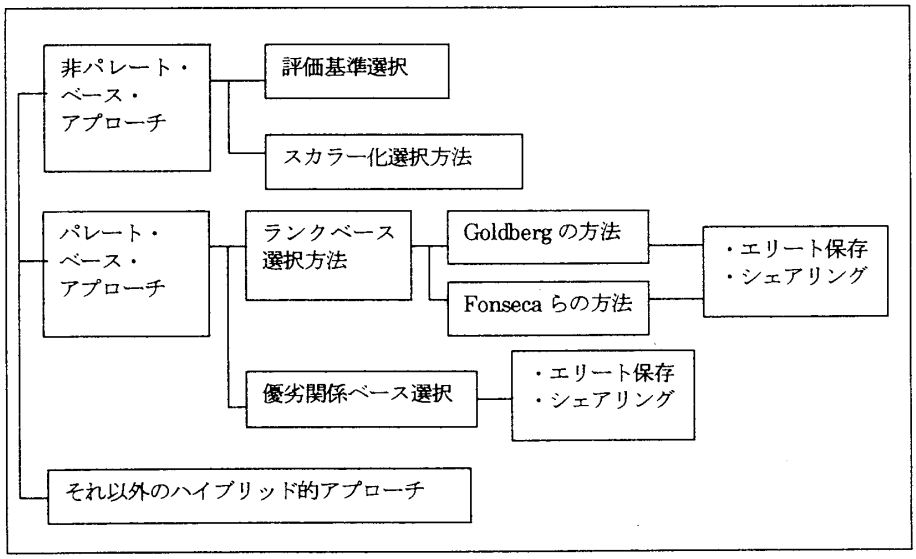

図 10　分類スキーマ

これまでの研究やいくつかのサーベイ論文を見てわかるように、どのように次世代に優れた個体を選択して残せばよいかが焦点となっている。そこではまずパレートに基づく（解の選好関係に基づく）アプローチか、そうでないかということで大きく2つに分類されるようである。これらをそれぞれパレート・ベース・アプローチ（Pareto based approach)、非パレート・ベース・アプローチ（Non-Pareto based approach）と呼ぶことにする。

パレート・ベース・アプローチには、Goldberg と Fonseca and Fleming の各ランク付け方法（ランクベース選択アプローチと呼ぶことにする）と、ランク付けはしないまでも解の優劣関係に着目して解を選択する方法（優劣関係ベース選択アプローチと呼ぶことにする）が含まれる。さらにエリート保存戦略[(3)] とシェアリングがすべての方法に適用可能である。

非パレート・ベース・アプローチには、評価基準選択方法とスカラー化選択方法が含まれる。評価基準選択方法とは、各評価基準で独立的に優れた個体を選択する方法を意味している。またスカラー化選択方法には、各目的関数に何かしらの重みを設定してスカラー化し、それによって適合度を与えて選択する方法を意味している。

もう1つ別のアプローチとして、これらの分類以外にも新たな点を導入したハイブリッド的なアプローチもいくつか見られる。そこで以下では、もう1つ別の区分としてそれらの研究を追加・整理することにする。以上の分類を表現したものが図10である。以下ではこの分類スキーマにしたがって、これまでの研究を分類し、その長所と短所について検討する。

5. 研究の分類

以下では前述の分類にしたがってこれまでの研究を整理する。ここでは論文、特徴、適用問題、その結果をまとめ、長所と短所について述べることにする。

5.1　非パレートベース・アプローチ

5.1.1　評価基準選択アプローチ

これは、Schaffer の VEGA に代表される各評価基準で独立的に評価を行うアプローチである。このアプローチは、これまで多く適用が試みられていた単一目的問題への適用を目的関数の数だけ増やしたアプローチであるため、単一目的問題から多目的問題へ比較的容易に移行することが可能である。しかし前述のように、他の評価基準を無視した各評価基準の値はパレート最適解に近い近似解がえられるが、これらの評価基準のいくつかの値を減じて得られるパレート最適解（言い換えるとパレート最適面のちょうど中間に位置するようなパレート最適解）は、前述のように導出されにくい場合が存在するという欠点も早くから指摘されている。

表1　評価基準選択アプローチの論文

論　文	特　徴	適用例	結　果
Schaffer [1985]	VEGA を提案	複数のテスト問題	テスト問題であるがパレート最適解が導出されることを確認
Allenson [1992]	個体の新たな属性として生物の性的属性を導入	なし	詳細不明
Parmee 他 [1994]	VEGA の応用例	設計への応用	適用した問題に対して VEGA が有効であると主張
Tamaki 他 [1994]	パレート保存を併用	スケジューリング問題	実用的な結果を示しているが、比較結果はないので詳細は不明
Viennet 他 [1996]	各評価軸である閾値を設定してこれを超える個体を削除している	複数のテスト問題	NPGA と比較して、無用な解を削除する効果を主張
Jones 他 [1998]	各評価軸に対してトーナメント選択を行う方法を提案	航空力学への応用	比較の結果が少ないため詳細は不明

これらの研究を見ると、すべての場合でよい結果が出ているかどうかは不明であるが、ある種の問題で実用レベルにおいては、ある程度の質の解を導出できるようである。またこれ以外のアプローチの結果に対する、1つの比較評価基準としての役割も持っているようである。

5.1.2　スカラー化選択アプローチ

この方法は、複数の目的関数値をスカラー化し（一般的には線形加重和をとる方法が多い）、その値によって解の優劣を判断しようとする方法である。スカラー量に変換されてしまえば、単一目的問題への適用とまったく同じ方法で利用可能であるため、適用は比較的容易であると考えられるが、各目的関数に付加する重みをどのように与えるかがこのアプローチの問題となる。たとえば Murata and Ishibuchi [1995] では、ランダムに重みを与えることによって、探索方向が1つの方向に偏らないように工夫している。ただし Zhou and Gen [1999] の計算結果からもわかるように、評価基準選択アプローチと比較すると結果はよいのかもしれないが、後述のパレートベースのアプローチとその結果を比較すると、結果がよいかどうかは疑問である。ただしこのアプローチの場合、探索する方向が決まっているのであれば、

表2　スカラー化選択アプローチの論文

論　文	特　徴	適用例	結　果
Coello Coello 他 [1995]	トーナメント選択を組み合わせている	ロボットアームの設計	パレート最適解の列挙でないため不明
Murata 他 [1995]	重みをランダムに与える エリート保存を併用	スケジューリング問題	VEGA と比較して性能がよいことを示している
Chang 他 [1998]	他のメタヒューリスティクスと比較	資産投資問題	全体的な解の質は GA が高いが、計算時間も大きい
Zebulum 他 [1998] Zebulum 他 [1998]	予め意思決定者が設定した目標値との関係から重みを算出している	アンプの設計問題	既存の解法と比較して解が改善されたことを確認している

換言すると、意思決定者が予め重みを設定することができるのでれば、非常に有効な方法となりうる可能性を持っている。したがって意思決定者との対話的アプローチに向いた方法であるといえる。

5.2 パレートベース・アプローチ

5.2.1 ランクベース選択アプローチ（Goldberg のランク付け方法）

これは Goldberg [1989] によって提案された方法である。それまでの VEGA と比較すると、パレートベースで評価している点が非常に評価される点である。これによって VEGA のパレート最適面の中間に位置するようなパレート最適解が発見されにくいという欠点を、

表3　ランクベース選択アプローチ（Goldberg のランク付け方法）の論文

論　文	特　徴	適用例	結　果
Goldberg [1989]	このパレートベースのランク付け方法を提案	Schaffer の適用したテスト問題	直接比較した結果がないため詳細は不明
Srinivas 他 [1993]	シェアリングを併用した提案（NSGA）	Schaffer の適用したテスト問題	同一の問題で VEGA の解より良い結果を示している
Savic 他 [1996] Savic 他 [1997]	局所探索法や初期解集合に Seeding[4] を加えている	ポンプスケジューリング問題	他の解法との比較はないが、Seeding の有無を比較した場合はあるほうがよい結果を導いている
Halhal 他 [1997]	シェアリングを併用 コーディングに可変長を採用	水道の分配システム設計	固定長コーディングよりも優れた結果であることを主張
Camponogara 他 [1997]	異なるランクの解を2つ選びそれによって探索方向を決定	複数のテスト問題	パレート最適解を導出して比較していないため詳細は不明
Zitzler 他 [1998]	VEGA、NSGA、NPGA、スカラー化選択などと比較	ナップザック問題	NSGA→VEGA→NPGA→スカラー化の順番に結果がよいと主張
Coello Coello 他 [1995] Coello Coello 他 [1998]	VEGA、NPGA など既存の方法の比較	ロボットアームの設計問題	スカラー評価した値で結果を比較しているため詳細は不明
Langdon [1996]	シェアリングを併用	電力ネットワークのメンテナンススケジューリング	結果が少ないため性能に関しては詳細不明
Obayashi 他 [1998a] Obayashi 他 [1998b]	シェアリングを併用 親個体と子供個体を入れ替える際にいくつかのバリーエーションを比較している	飛行機翼の設計	親個体と子供個体を入れ替える際には、すべての中から優れた解を選択したほうが、計算結果がよいことを示している
Makinen 他 [1996] Makinen 他 [1998]	エリート保存を併用 シェアリングを併用	飛行機翼の設計	実用的な結果が得られているようであるが、結果の比較が少ないため性能の詳細は不明
Zhou 他 [1999]	スカラー化アプローチと比較	最小スパニング木問題	パレートベースのほうがよい結果を導いている

克服したといえる。表3に示されているように、数多くの研究が報告されている。しかしこの方法も単独で使用した場合は、効果があがらない場合が存在する。これに対処する方法としてNSGAのようにシェアリングを併用することが一般的である。最近ではさらにエリート保存を追加したり、それ以外の工夫を追加することによって更なる改善が行われている。

5.2.2　ランクベース選択アプローチ（Fonseca and Flemingのランク付け方法）

前述のようにこのランク法は、Goldbergのランク法とは異なる方法である。基本的にはこの方法もランクベース的な考え方であるため、VEGAの欠点は克服されるものと考えられる。ここでもこの手法単独ではなく、シェアリングとの併用などが行われている。Goldbergの方法といずれが優れているかに関しては、Thomas [1998] でFonseca and Flemingの方法がわずかに優れているという結果を報告しているが、一概には結論を出すことはできないと思われる。それはそれぞれ次のようなケースが考えられるからである。

いま図11のような個体A～Fの集合が存在するとする。ここでは2目的同時最小化のケースを考えるものとする。このときGoldbergのランク法ではA～Cがランク1、D～Fがランク2となる。Fonseca and Flemingの方法でも、A～Cは自分以外の解に支配されることはないためランク1、D～Fはそれぞれ A、B、Cに支配されるためランク2となり、同様の評価が行われる。ところが他の個体はそのままで、B個体だけがB'の位置に存在するとき、Goldbergの方法では結果は変わらないが、Fonseca and Flemingの方法ではDとFはそれぞれさらにBに支配されることになり、A、B、C、Eの個体のランクはそのままであるが、DとFの個体のランクは1つ落ちることになる。これはパレート最適面の凸性が大きく、その真中に多くの解が存在すると、パレート最適面の両サイドに位置する解のランクは低くなる場合が存在するということである。

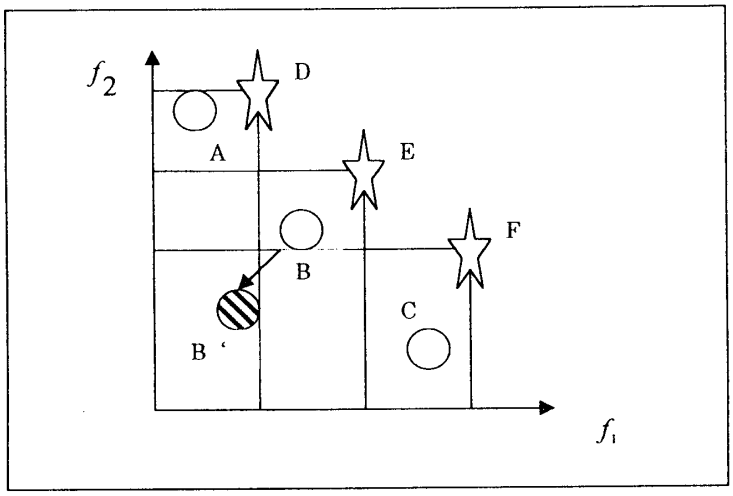

図11　パレート最適解の状態

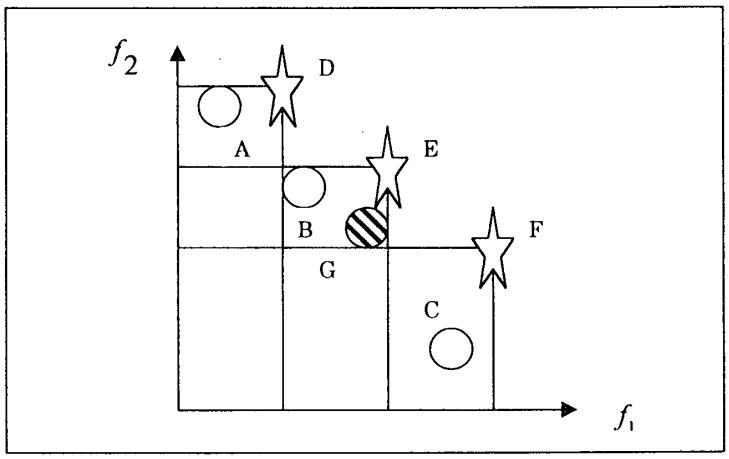

図12　パレート最適解の状態2

また図12のような場合には、Goldbergの方法では、A、B、C、Gがランク1で、それ以外がランク2となるが、Fonseca and Flemingの方法ではEの評価が低くなる。これは逆に、ある特定の領域に解が集中することを防ぐことになる。したがってどちらが優れているかということは、他にどのような戦略を併用するか、そして適用する問題のパレート最適解の分布はどうなっているかなどが大きく関係すると思われる。ただし後者の条件は、適用してみないことには判明しないため、適用する前にどちらの方法が優れているか判断することは困難である。

5.2.3　優劣関係ベース選択

この方法は支配関係によって、解の優劣を判定する方法で、ランクをつけることはしない方法である。そのためランク付けの方法のように、各解のランクを決定する必要がないため、ランクをつける計算の手間が必要ない。ただし、いずれの解もお互いを支配しないという状

表4　ランクベース選択アプローチ（Fonseca and Flemingのランク付け方法）の論文

論　文	特　徴	適用例	結　果
Sury他［1995］	トーナメント選択を加えている	ガス供給ネットワーク設計	既存の他の近似解法と比較して、結果が改善されたことを示している
Obayashi他［1998］	シェアリングを併用 エリート保存を併用	音速翼の設計	結果の比較はないため詳細は不明
Oyama他［1998］	エリート保存併用 コーディングに工夫を加えている	航空力学への応用	コーディングの工夫により、解が改善されたと主張
Takahashi他［1998］	シェアリングを併用 エリート保存を併用	飛行機翼の設計	結果の比較が少ないために性能の詳細は不明
Thomas［1998］	Goldbergのランク方法と比較	潜水艦の設計問題	Fonseca他のランク方法の方がわずかによい結果をだしている

表5　優劣関係ベース選択アプローチの論文

論　文	特　徴	適用例	結　果
Horn 他［1993］ Horn 他［1994］	シェアリングと組合せた初期の提案（NPGA）	複数のテスト問題	Schaffer［1985］と同問題に適用しているが、単純比較できないため結果の詳細な比較は不明
Fujita 他［1998］	パレート最適解と最悪解の間を距離に応じて0-1間で適合度を与える	エンジンの設計	特に他の解法との比較はないが、結果は表示されている。
Gomez-Skarmeta 他［1998］	エリート保存を併用	ファジーモデリングへ応用	計算結果が少ないため詳細は不明
Valenzuela-Rwndon 他［1997］	シェアリングを追加 世代に依存しない工夫を追加	複数のテスト問題	NPGA と比較して優れていると主張

況が存在する可能性がある。この場合に NPGA などの手法が提案されている。Zitzler and Thiele［1998］のナップザック問題に適用した実験結果では、NSGA より性能が劣るとされているが、これも適用する問題に依存するものと思われる。ランク評価に必要な計算量が少なくてすむという利点を生かせば、活用可能なアプローチであると考えられる。

5.3　ハイブリッド的アプローチ

最近の1つの傾向として、これまで提案されてきた戦略、そしてそれと並存可能な新たなアプローチを加えて、補完的かつこれらの分類横断的に複数のアプローチを採り入れることで、より強力なアルゴリズムを作り出そうとしている。1つの試みは、Binh 他［1997］のように既存の戦略の組合せに加えて、コーディングの際の工夫が考えられる。単一目的の問題での適用でも同種の提案があるように、コーディングを工夫すれば有効な属性を加えるこ

表6　ハイブリッド的アプローチの論文

論　文	特　徴	適用例	結　果
Binh 他［1996］	エリート保存、優劣関係選択、VEGA の手法を組合せている	2つのテスト問題	既存の結果よりはよいと主張している
Binh 他［1997］	Binh 他［1996］に個体の表現に経験を表現するような新たな属性を追加	テスト問題	計算時間を短縮することができたと主張している
森田 他［1997］	エリート保存、VEGA、Goldberg のランクベースによる選択を組合せて適用、初期解に近似解を挿入する方法を提案	スケジューリング問題	入力サイズが小さい問題では厳密解と、また大きな問題では既存の近似解法と比較することによって解の性能が高く、実用的であることを示している
Gandibluex 他［1998］	エリート保存、VEGA、Goldberg のランクベースによる選択を組合せて適用、初期解に近似解を挿入する方法を提案	ナップザック問題	厳密解が既知であるいくつかの例題に適用し、かなり大規模な問題でも実用的な解が導出されることを示している

とができ、さらなる性能の改善が見られるかもしれない。またもう1つの試みは、森田他［1997］やGandibluex他［1998］に見られるような、既存の近似解法との融合である。これは既存の有効な戦略を組合せて用いることに加えて、初期解をランダムに作成するのではなく、各目的関数ついて最適化または近似可能なアルゴリズムを適用し、それを初期解に加えようとする試みである。これによって有効な解の情報がより早く全体の解集合に伝播することが期待される。結果としてもかなり有効な結果が報告されている。

6. 今後の課題

以上のように、多目的組合せ最適化問題に対するGAに関する研究は、最近10数年の間に数多く報告されてきている。その中では、実用問題に適用され成功的な報告例も数多い。しかしすべての問題例に対して支配的な結果を導くようなアルゴリズムは、いまだ発見されておらず、今後の課題もいくつか残っているといえる。その1つは、どのような戦略がどのような問題に対して、どのように利用したら最も有効であるかについて明らかにすることである。前述の分類からもわかるように、選択に基づくアプローチだけでも多くの種類があり、さらにコーディングや初期解の作成など、いくつかの有効な方法が考えられる。そしてこれらは多くの場合、排他的というよりは補完的に利用可能な方法であるといえる。したがってどのような問題（またはパレート最適解の分布状況など）に対しては、どのようなアプローチが単独、または組合せることがよりよい結果を導くのか、ということがわかると非常に有効であるといえる。

またもう1つの問題は、計算結果の評価に関する問題であろう。これまでの多くの報告でもわかるように、それぞれが提案する手法で求めた結果を他の結果と容易に比較することができない。それは1つにはベンチマーク的な問題が十分に整備されていないことが理由として考えられる。この点について、Deb［1998］やVan Veldhuizen and Lamont［1999］で、テスト問題を識別し、その困難性などを述べている。これらの研究は、比較するベンチマークとして利用可能なものであり、1つの有効な研究であると思われる。

さらには仮にベンチマーク的な問題があっても、結果をどのように比較すれば良いかということが明らかではない。単一目的の問題であれば、目的関数値の大小でその優劣を容易に論じることができる。しかし複数のパレート最適解が存在する多目的問題では、同様の方法では単純に評価できないのである。なぜならば、パレート最適解の発見数だけで評価すると、非常に近い解を見つけているにもかかわらず、パレート最適解にならなかった近似解は、まったく評価されないことになるからである。これらについての1つの試みは、Hansen他［1998］でまとめられているような評価方法であろう。いずれにしろパレート最適解を全列

挙するという観点から考えるのであれば、単にスカラー化する評価は望ましくなく、何かしらの統一した評価尺度でこれまでのアプローチを比較する必要があるであろう。

最後に多目的組合せ最適化に対してもっと広い観点から問題を指摘するならば、メタヒューリスティクス全体の関係を考えねばならないということであろう。最近では、各種メタヒューリスティクスは融合の傾向を見せつつあって、さまざまなメタヒューリスティクス間のハイブリッド的アルゴリズムが提案されてきている。そのような流れでGAを考えるならばその特徴として、ポピュレーション・ベースのアルゴリズムであるということ、交叉という特有のオペレータを持っていることという2点（またはそれに派生した特徴）が考えられる。そう考えるならば、どのメタヒューリスティクスのどの部分が、有効であるのかということを識別し、それを有効に補完的に利用するならば、より優れた性能をもつハイブリッド的なアルゴリズムを開発することは、可能であると考えられる。

以上のような大きく3点が今後の課題として識別された。GAや他のメタヒューリスティクスの研究はまだ日が浅く、これらの問題点を解決すれば今以上に有効なアルゴリズムとなる可能性は十分に持っていると思われる。今後これらの問題の解決に取り組み、有効な結果を導きたいと考えている。

「参考文献」

[1] R. Allenson. Genetic algorithms with gender for multi-function optimisation, *Technical Report EPCC-SS92-01*, Edinburgh Parallel Computing Centre, Edinburgh, Scotland, 1992.

[2] T. T. Binh and U. Korn. An evolution strategy for the multiobjective optimization, *In The 2nd International Conference on Genetic Algorithms (Mendel 96)*, pp. 23-28, Brno, Czech Republic, 1996.

[3] T. T. Binh and U. Korn. Multicriteria control system design using an intelligent evolution strategy, *In Proceedings of the Conference for Control of Industrial Systems (CIS'97)*, volume 2, pp. 242-247, Belfort, France, 1997.

[4] E. Camponogara and S. N. Talukdar. A Genetic Algorithm for Constrained and Multiobjective Optimization, *In Jarmo T. Alander, editor, 3rd Nordic Workshop on Genetic Algorithms and Their Applications (3NWGA)*, pp. 49-62, Vaasa, Finland, August 1997. University of Vaasa.

[5] T. J. Chang, N. Meade, and J. E. Beasley. Heuristics for Cardinality Constrained Portfolio Optimization, *Technical report*, The Management School, Imperial College, London SW7 2AZ, England, May 1998.

[6] C. A. Coello Coello, A. D. Christiansen, and A. H. Aguirre. Use of Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization of Counterweight Balancing of Robot Arms, *In Jacob J. G. Chen, editor, EXPERSYS-95 Expert Systems Applications and Artificial Intelligence*, pp. 243-248, San Francisco, California, Nov. 1995. I. I. T. T. International, Technology Transfer Series.

[7] C. A. Coello Coello, A. D. Christiansen, and A. H. Multiobjective Design Optimization of Counterweight Balancing of a Robot Arm using Genetic Algorithms, *In Proceedings of the Seventh International Conference on Tools with Artificial Intelligence*, pp. 20-23, Herndon, Virginia, U.S.A., Nov. 1995. IEEE Computer Society Press.

[8] C. A. Coello Coello, A. D. Christiansen, and A. H. Aguirre. Using a New GA-Based Multiobjective Optimization Technique for the Design of Robot Arms, *Robotica*, 16(4):401-414, July-August 1998.

[9] Carlos A. Coello Coello. A Comprehensive Survey of Evolutionary-Based Multiobjective Optimization Techniques, Knowledge and Information Systems. *An International Journal*, 1(3):269-308, August 1999a.

[10] C. A. Coello Coello. An Updated Survey of Evolutionary Multiobjective Optimization Techniques: State of the Art and Future Trends, *In 1999 Congress on Evolutionary Computation*, pp. 3-13, Washington, D.C., July 1999b. IEEE Service Center.

[11] K. Deb. Multi-Objective Genetic Algorithms: Problem Difficulties and Construction of Test Problems, *Technical Report CI-49/98*, Dortmund: Department of Computer Science/ LS11, University of Dortmund, Germany, 1998.

[12] C. M. Fonseca and P. J. Fleming. Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization, *In Stephanie Forrest, editor, Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 416-423, San Mateo, California, 1993. University of Illinois at Urbana-Champaign, Morgan Kauffman Publishers.

[13] C. M. Fonseca and P. J. Fleming. Multiobjective Optimization and Multiple Constraint Handling with Evolutionary Algorithms II: Application Example, *Technical Report 565*, University of Sheffield, Sheffield, UK, January 1995.

[14] C. M. Fonseca and P. J. Fleming. An overview of evolutionary algorithms in multiobjective optimization, *Evolutionary Computation*, 3(1):1-16, Spring 1995.

[15] K. Fujita, N. Hirokawa, S. Akagi, S. Kitamura, and H. Yokohata. Multi-objective optimal design of automotive engine using genetic algorithm, *In Proceedings of DETC'98-ASME Design Engineering Technical Conferences*, page 11, 1998.

[16] X. Gandibleux, H. Morita and N. Katoh, A Genetic Algorithm for 0-1 Multi-Objective Knapsack Problems, *In Proceedings. of International conference on NACA'98*, 1998.

[17] D. E. Goldberg. *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley Publishing Company, Reading, Massachusetts, 1989.

[18] A. F. Gómez-Skarmeta, F. Jiménez, and J. Ibáñez. Pareto-optimality in Fuzzy Modeling, *In 6th European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing EUFIT'98*, pp. 694-700, Aachen, Germany, September 1998.

[19] D. Halhal, G. A. Walters, D. Ouazar, and D. A. Savic. Multi-objective improvement of water distribution systems using a structure messy genetic algorithm approach, *Journal of Water Resources Planning and Management ASCE*, 123(3):137-146, 1997.

[20] J. H. Holland, *Adaptation in natural and artificial systems*, MIT Press, 1992

[21] J. Horn and N. Nafpliotis. Multiobjective Optimization using the Niched Pareto Genetic Algorithm, *Technical Report IlliGAl Report 93005*, University of Illinois at Urbana-Champaign, Urbana, Illinois, USA, 1993.

[22] J. Horn, Nicholas Nafpliotis, and David E. Goldberg. A Niched Pareto Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization, *In Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation*, IEEE World Congress on Computational Intelligence, volume 1, pp. 82-87, Piscataway, New Jersey, June 1994. IEEE Service Center.

[23] B. R. Jones, W. A. Crossley, and A. S. Lyrintzis. Aerodynamic and Aeroacoustic Optimization of Airfoils via a Parallel Genetic Algorithm, *In Proceedings of the 7th AIAA/USAF/NASA/ISSMO Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization*, AIAA-98-4811. AIAA, 1998.

[24] W. B. Langdon. Scheduling Maintenance of Electrical Power Transmission Networks Using Genetic Programming. *In The 1st Online Workshop on Soft Computing (WSC1). Research Group on ECOmp of the Society of Fuzzy Theory and Systems (SOFT)*, Nagoya University, Japan, August 1996.

[25] E. L. Lawler, J. K. Lenstra, A. H. G. Rinnooy Kan and D. B. Shmoys, *Sequencing and Scheduling: Algorithms and Complexity*, Chapter 9, S.C. Graves et al., Eds., Handbooks in OR & MS, Vol. 4, Elsevier Science Publisher, 1993.

[26] R. Mäkinen, P. Neittaanmäki, J. Periaux, M. Sefrioui, and J. Toivanen. Parallel genetic solution for multiobjective MDO, *In A. Schiano, A. Ecer, J. Périaux, and N. Satofuka, editors, Parallel CFD'96 Conference*, pp. 352-359, Capri, 1996. Elsevier.

[27] R. Mäkinen, P. Neittaanmäki, J. Périaux, and J. Toivanen. A genetic Algorithm for Multiobjective Design Optimization in Aerodynamics and Electromagnetics, *In K. D. Papailiou et al., editor, Computational Fluid Dynamics '98, Proc. of the ECCOMAS 98 Conference*, volume 2, pp. 418-422, Athens, Greece, September 1998. Wiley.

[28] 森田，加藤：二目的フローショップ・スケジューリング問題に対する遺伝的アルゴリズム；システム制御情報学会論文誌，Vol. 10, No. 3, 1997, pp. 127-136.

[29] T. Murata and H. Ishibuchi. MOGA: Multi-Objective Genetic Algorithms. *In Proceedings of the 2nd IEEE International Conference on Evolutionary Computing*, pp. 289-294, Perth, Australia, November 1995.

[30] S. Obayashi, S. Takahashi, and I. Fejtek. Transonic Wing Design by Inverse Optimization using MOGA, *In Sixth Annual Conference of the Computational Fluid Dynamics Society of Canada*, Quebec, Canada, June 1998.

[31] S. Obayashi, S. Takahashi, and Y. Takeguchi. Niching and Elitist Models for MOGAs, *In A. E. Eiben, M. Schoenauer, and H.-P. Schwefel, editors, Parallel Problem Solving From Nature — PPSN V*, pp. 260-269, Amsterdam, Holland, 1998. Springer-Verlag.

[32] S. Obayashi. Multidisciplinary Design Optimization of Aircraft Wing Planform Based on Evolutionary Algorithms, *In Proc. of the 1998 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, La Jolla, California, Oct. 1998. IEEE.

[33] A. Oyama, S. Obayashi, K. Nakahashi, and N. Hirose. Coding by Taguchi Method for Evolutionary Algorithms Applied to Aerodynamic Optimization, *In Proceedings of the Fourth ECCOMAS Computational Fluid Dynamics Conference*, pp. 196－203, Athens, Greece, September 1998. John Wiley & Sons.

[34] V. Pareto, *Cours D'Economie Politique*, Vol. 1, 2, F. Rouge, Lausanne, 1896.

[35] I. C. Parmee and G. Purchase. The development of a directed genetic search technique for heavily constrained design spaces, *In I. C. Parmee, editor, Adaptive Computing in Engineering Design and Control－'94*, pp. 97－102, Plymouth, UK, 1994. University of Plymouth, University of Plymouth.

[36] D. A. Savic, G. A. Walters, and M. Schwab. Multiobjective Genetic Algorithms for Pump Scheduling in Water Supply, *In AISB International Workshop on Evolutionary Computing. Lecture Notes in Computer Science* 1305, pp. 227－236, Berlin, April 1997. Springer－Verlag.

[37] J. D. Schaffer. Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms. In Genetic Algorithms and their Applications: *Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 93－100. Lawrence Erlbaum, 1985.

[38] M. Schwab, D. A. Savic, and G. A. Walters. Multi－Objective Genetic Algorithm for Pump Scheduling in Water Supply Systems, *Technical Report 96/02*, Centre For Systems And Control Engineering, School of Engineering, University of Exeter, Exeter, United Kingdom, 1996.

[39] N. Srinivas and K. Deb. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms. *Technical report*, Department of Mechanical Engineering, Indian Institute of Technology, Kanput, India, 1993.

[40] P. D. Surry, N. J. Radcliffe, and I. D. Boyd. A Multi－Objective Approach to Constrained Optimisation of Gas Supply Networks: The COMOGA Method, *In Terence C. Fogarty, editor, Evolutionary Computing. AISB Workshop. Selected Papers, Lecture Notes in Computer Science*, pp. 166－180. Springer－Verlag, Sheffield, U.K., 1995.

[41] S. Takahashi, S. Obayashi, and K. Nakahashi. Inverse Optimization of Transonic Wing Shape for Mid－Size Regional Aircraft, *AIAA Paper 98－0601*, January 1998.

[42] H. Tamaki, M. Mori, M. Araki, Y. Mishima, and H. Ogai. Multi－Criteria Optimization by Genetic Algorithms: A Case of Scheduling in Hot Rolling Process. *In Proceedings of the 3rd Conference of the Association of Asian－Pacific Operational Research Societies within IFORS (APORS'94)*, pp. 374－381. World Scientific, 1995.

[43] M. W. Thomas. A Pareto Frontier for Full Stern Submarines via Genetic Algorithm, (Available online), abstract, PhD thesis, Ocean Engineering Department, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA, June 1998.

[44] M. Valenzuela－Rendon and E. Uresti－Charre. A Non－Generational Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization, *In Thomas Bäck, editor, Proceedings of the Seventh International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 658－665, San Mateo, California, July 1997. Michigan State University, Morgan Kaufmann Publishers.

[45] D. A. Van Veldhuizen and G. B. Lamont. Multiobjective Evolutionary Algorithm Research: A History and Analysis, *Technical Report TR-98-03*, Department of Electrical and Computer Engineering, Graduate School of Engineering, Air Force Institute of Technology, Wright-Patterson AFB, Ohio, 1998.

[46] D. A. Van Veldhuizen and Gary B. Lamont. Multiobjective Evolutionary Algorithm Test Suites, *In Janice Carroll, Hisham Haddad, Dave Oppenheim, Barrett Bryant, and Gary B. Lamont, editors, Proc. of the 1999 ACM Symposium on Applied Computing*, pp. 351-357, San Antonio, Texas, 1999. ACM.

[47] R. Viennet, C. Fonteix and I. Marc, Multicriteria optimization using a genetic algorithm for determining a Pareto set, *International Journal of Systems Science* 1996, Vol. 27, No. 2, pp. 255-260.

[48] R. S. Zebulum, M. A. Pacheco, and M. Vellasco. A multi-objective optimisation methodology applied to the synthesis of low-power operational amplifiers, A multi-objective optimisation methodology applied to the synthesis of low-power operational amplifiers. *In Ivan Jorge Cheuri and Carlos Alberto dos Reis Filho, editors, Proceedings of the XIII International Conference in Microelectronics and Packaging*, volume 1, pp. 264-271, Curitiba, Brazil, August 1998.

[49] R. S. Zebulum, M. A. Pacheco, and M. Vellasco. Synthesis of CMOS operational amplifiers through Genetic Algorithms, *In Proceedings of the Brazilian Symposium on Integrated Circuits, SBCCI'98*, pp. 125-128, Rio de Janeiro, Brazil, September 1998. IEEE.

[50] G. Zhou and Mitsuo Gen. Genetic Algorithm Approach on Multi-Criteria Minimum Spanning Tree Problem, *European Journal of Operational Research*, 114(1), April 1999.

[51] E. Zitzler and L. Thiele. Multiobjective Optimization Using Evolutionary Algorithms —— A Comparative Study, *In A. E. Eiben, editor, Parallel Problem Solving from Nature V*, pp. 292-301, Amsterdam, September 1998. Springer-Verlag.

注

(1) 選択の方法にはさまざまな方法が提案されているが、代表的なものとしては、適合度に比例した割合で個体に生存確率を与えて選ぶ方法（適合度比例戦略）、p 個の個体をランダムに選択し、その中で一番適合度の高い個体を残す方法（トーナメント戦略）などが挙げられる。

(2) 交叉の方法もさまざまな方法がある。最も代表的な1つの方法は1点交叉である。これは両親の遺伝子列の同じ位置をランダムに選んで切断し、前半部分と後半部分に分割する。子供の個体を作成するにはそれぞれ、前半と後半を片親から受け継ぐことによって2つの新たな個体が作り出されるという方法である。

(3) エリート解とは、ある世代での近似パレート最適解を意味している。

(4) Seedingとは、初期解集合をまったくランダムに作成するのではなく、何かしらの方法で意図的に作成した解を初期解集合の一部に埋め込む方法である。詳細は森田 他［1997］を参照のこと。