

多目的最適化の進化的計算手法によるアプローチ

An Evolutionary Computation Approach for Multi Objective Optimization Problems

正 廣安 知之 (同志社大工) 正 三木 光範 (同志社大工)
学 渡邊 真也 (同志社大院)

Tomoyuki HIROYASU, Doshisha University, Tatara Miyakodani 1-3, Kyo-Tanabe, Kyoto
Mitsunori MIKI, Doshisha University
Shinya WATANABE, Graduate School of Engineering, Doshisha University

Key word: Multi Objective Optimization

1 はじめに

近年, 進化的計算手法はさまざまな分野で大きな成果をあげている. その中でも, 多目的最適化問題への適用は, 最も活発に研究が行われている分野の一つであろう. それらは, 特に Evolutionary Multi-Criterion Optimization (EMO) と呼ばれている.

進化的計算手法に関連した国際会議として, Conference on Evolutionary Computation (CEC)¹⁾ と Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO)²⁾ が挙げられよう. さらに, 本年3月には, First International Conference, EMO 2001³⁾ がスイスにて開催され, 進化的計算手法による多目的最適化に関連した研究者が一同に集まり, 活発な討論を行った.

本稿では, 「進化的計算による多目的最適化の新展開」と題されたフォーラムにおいて, これらの国際会議を中心に議論されている最近の EMO のアプローチを解説する. なお, EMO 関連のサイト⁴⁾ では現在, 800 以上の文献が収集されており, 非常に有益である.

2 多目的最適化の進化的計算手法によるアプローチ

多目的最適化問題の定義は紙面の都合上ここでは割愛する.

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) に代表されるような進化的計算手法 (Evolutionary Computation: EC) の特徴の一つに多点探索があげられる. 多目的最適化問題の一つの目標がパレート解集合を求めることであるといえるが, この目標に対しては, EC の特徴が極めて有効に機能する. すなわち, 一度の探索によってパレート解が複数求まるのである.

ここでは EA の中でも代表的な GA によるパレート解集合の探索について解説する.

2.1 パレート最適性を陰に扱う方法

GA によるパレート解集合を求める手法は, まず, パレート最適性を陽に扱うか陰に扱うかに分類できる.

パレート性最適性を陽に扱わない手法としては, Vector

Evaluated Alogrithm(VEGA)⁵⁾, 玉置らの手法⁶⁾ のように選択の際に個体を目的関数の数だけ分割し, それぞれの分割母集団では単一の目的関数のみの値で選択を行う.

パレート最適性を陽に扱わないもう一つの代表的な手法が各目的関数に重みを与え, それらの合計を目的関数として単一目的として得られた解をパレート解の一つとし, 重みを変化させることによりパレート解集合を求める手法である. 代表的な手法が村田らの手法⁷⁾ である.

2.2 パレート最適性を陽に扱う方法

パレート最適性を陽に扱う手法は近年非常に活発に研究が行われている分野である. 多くの手法は個体の適合度関数をどのように定義するかで分類が可能となる.

基本的には, 各個体に対して解の優越を考慮したランクを付けそれを適合度とする. ただし, 解の集中をさけるために, シェアリングなどの処理を行い, 適合度を変更する手法が広く利用されている.

ランク付の方法は Goldberg⁸⁾ の手法と Fonseca らの手法⁹⁾ が代表的である.

- Controlled Elitist NSGA

Non-dominated Sorting Genetic Algorithms(NSGA)¹⁰⁾ は Deb らが開発した手法で, NSGA2 を経て Controlled Elitist NSGA¹¹⁾ と進化している. この手法では Goldberg のランキングが使用されている. 各ランクごとに次世代に残す個体数を決めておくことが, Controlled Elitist の意味である. 選択する個体数よりもそのランクに存在する個体数の方が多い場合には, crowding distance と呼ばれる距離を適合度として選択を行う. この crowding distance はシェアリングと異なり余分なパラメータを必要としないため非常に実用的である.

- NPGA2

Niched pareto Genetic Algorithm²¹³⁾ は Horn らが開発している手法であり, NPGA¹²⁾ を改良した手法である. NPGA は非常にユニークな手法であった. すなわち, 2 個の個体と基準となる複数の比較集団

個体を選出する。2個の個体は比較集団個体に対してランキングとシェアリングにより、適合度が決定される。これにより適合度の高い個体が次世代に保存される。これに対して NPGA2 では、個体すべてに Goldberg のランキングが付けられる。続いて、トーナメント k で選択が行われる。このトーナメントはランキングを適合度して行われ、ランキングが同じ個体はニッチ関数により定義された値で選択が行われる。

● 並列化手法

EC の一つの問題点は多点探索のために計算コストが高いことである。この問題の解決方法の一つが EC の並列処理である。EC の並列モデルは大別すると、マスター・スレーブモデル、分散母集団モデル、セルラーモデルとなる。村田らは EMO のセルラーモデルを提案している¹⁴⁾。廣安らはマスター・スレーブモデルおよび分散母集団モデルを提案している。単一目的の場合、並列化のための個体数分割は分割母集団内の個体数は少ないために、収束が早まる。一方で、分割母集団間での解交換により、全体としての解の多様性は維持されるために解探索性能は向上する。これは、単一目的の場合、解探索の初期では解の多様性を維持した広い範囲での探索が必要であり、探索の終盤では、解の収束を起こして収束付近での局所探索を行うメカニズムであるからである。それに対して、多目的の場合は、このメカニズムが異なる。すなわち、解探索の初期、終盤ともに広い領域での探索と局所探索とが同時に行われる必要があるのである。そのため、母集団の分割による並列処理は精度の良い解を探索するためには不利となり、何らかの仕組みが必要である。Divided Range MOGA(DRMOGA)¹⁵⁾ は一つの目的関数に着目し、その値により解のソーティングを行い、個体順に母集団を分割するモデルである。このようにすることにより、単一母集団の解探索能力を維持しながら、分割母集団の並列化効率を達成することが可能となる。

3 おわりに

本稿では、主に GA による手法を中心に進化的計算手法による多目的最適化問題への最近のアプローチ (EMO) を紹介した。急速な計算資源の進化と増大に伴い、多目的最適化が非常に注目され、実問題においても多くの有用な結果が見られるようになってきた。今後、ますます EMO は重要になると予想される。

謝辞

本研究は文部省からの補助を受けた同志社大学の学術フロンティア研究プロジェクト「知能情報科学とその応用」における研究の一環として行った。

参考文献

- 1) *Proc. of the 2001 Congress of Evolutionary Computation*, (2001).
- 2) *Proc. of the 2001 Genetic and Evolutionary Computation Conference*, (2000).
- 3) *Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, Lecture Notes in Computer Science, 1993, Springer, (2000).
- 4) C. A. C. Coello. <http://www.lania.mx/~ccoello/EMOO/>.
- 5) J. D. Schaffer. *Proc. of 1st Int. Conf. on Genetic Algorithms and Their Applications*, 93-100, (1985).
- 6) 玉置, 森, 荒木. 計測自動制御学会論文集, Vol. 31, No. 8, 1185-1192, (1995).
- 7) 村田, 石淵, 田中. 計測自動制御学会論文集, Vol. 31, NO. 5, 583-590, (1997).
- 8) D. E. Goldberg. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley, (1989).
- 9) C. M. Fonseca and P. J. Fleming. *Proc. of 5th Int. Conf. on Genetic Algorithms*, 416-423, (1993).
- 10) N. Srinivas and K. Deb. *Evolutionary Computation*, Vol. 2, No. 3, 221-148, (1994).
- 11) K. Deb and T. Goel. *Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, Springer, 67-81, (2001).
- 12) J. Horn, N. Nafpliotis and D. E. Goldberg. *Proc. of 1st IEEE Int. Conf. on Evolutionary Computation*, 82-87, (1994).
- 13) M. Erickson, A. Mayer, and J. Horn. *Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, Springer, 681-695, (2001).
- 14) T. Murata, H. Ishibuchi, and M. Gen. *Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, Springer, 82-95, (2001).
- 15) 廣安, 三木, 渡邊. 数理モデル化と応用, Vol. 41, No. SIG7, 79-89, (2000).

