

パレート解集合の精度と幅広さを考慮する 多目的遺伝的アルゴリズムの探索戦略

Discussion on Search Strategy for Multi-objective Genetic Algorithm with Consideration of Accuracy and Broadness of Pareto Optimal Solutions

西岡 雅史[†], 廣安 知之^{††}, 三木 光範^{††}

[†] 同志社大学大学院 ^{††} 同志社大学工学部

Masashi NISHIOKA[†] Tomoyuki HIROYASU^{††} Mitsunori MIKI^{††}

[†] Graduate School of Engineering, Doshisha University

^{††} Knowledge Engineering Dept., Doshisha University

E-mail:mnishioka@mikilab.doshisha.ac.jp

概要

近年, 多目的最適化問題においてパレート解集合を求める手法として, 多くの遺伝的アルゴリズムが開発され, これらは多目的GAと呼ばれている. 従来の多目的GA手法では, 得られる解集合の精度や均一な分散を向上させるためのメカニズムが組み込まれている. その一方で, 解集合の幅広さを向上させるための, 明確なメカニズムについては考慮されていないことが多い. そこで本研究では, 精度と幅広さに優れた解集合を導出することを目的とし, 意思決定者の選好情報を利用した多目的遺伝的アルゴリズムのための探索戦略について検討する.

1. はじめに

近年, 多目的最適化の分野で数多くの研究が行われている. この多目的最適化において, パレート解集合を求める手法として, 多くの遺伝的アルゴリズムが開発され, これらは多目的GAと呼ばれている. 得られるパレート解集合は, 精度, 均一な分散, 幅広さといった要素で評価される. 従来の多目的GAでは, 解の精度と均一な分散を考慮したメカニズムが含まれている一方で, 幅広さについては明確なメカニズムは考慮されていないことが多い. そこで, パレート解集合の幅広さに注目した手法¹⁾が開発されたが, 探索途中の解集合では精度と幅広さの間にトレードオフの関係が見られるため, 幅広さを優先した探索では精度が低下してしまう. 本研究では, この問題に対して従来の多目的GA手法と同等の精度を維持した上で, 幅広さを向上させるための探索戦略について検討する.

2. 従来の多目的GA手法の問題点

多目的最適化問題ではパレート解集合を求めることが一つの目標となるが, このパレート解集合において, 精度, 均一な分散, 幅広さといった評価が重要となる. 従来の多目的GA手法では, 主にパレート解集合の精度と均一な分散を向上させるためのメカニズムが組み込まれているが, 解集合の幅広さについては, 向上させるための明確なメカニズムが考慮されていないことが多い. したがって, このような探索では得られたパレート解集合がパレートフロントに対して, 可能な限り広がっているのかどうかは確認することができない. しかし, 多目的最適化において幅広い解集合を導出することは, 意思決定者に多くの選択肢を与える上で非常に重要である. そのため, 幅広さを向上させるためのメカニズムについても考慮するべきであると考えられる.

3. パレート解集合の精度と幅広さを考慮する多目的遺伝的アルゴリズムの探索戦略

パレート解集合の精度と幅広さを考慮する探索戦略として, 2段階で探索を行う手法を提案する. まず, 最初の段階は精度を重視した探索である. 精度を重視した探索によって, 従来の多目的GA手法に劣らない精度を確保する. そして, 2段階目は幅広さを重視した探索である. これによって, 従来の多目的GA手法よりも幅広い解集合を導出する.

3.1. 精度を重視した探索

多目的GAの精度を向上させるにあたり, 意思決定者の選好情報を利用する. ここでは, 意思決定者によって任意に設定される, 希求点と呼ばれる理想的な解を探索に導入する. 図??(a)に示すように, 通常多目的GA手法では解の優越関係によ

て探索が進行する．一方，提案手法では図1(b)のように，希求点からのユークリッド距離で解を評価し，探索する．

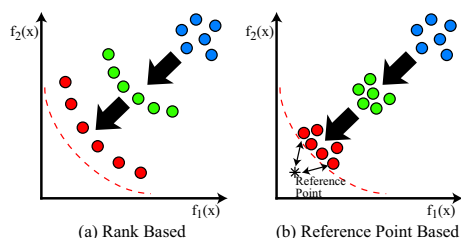


図1 Concept of Reference Point Based Search

具体的には，アーカイブ母集団から次世代の探索母集団を生成するためのメイティング選択を行う際に，各個体の希求点からの距離を用いて選択する．提案手法では，希求点からの距離で昇順にソートした，アーカイブ内の上位半数の個体を探索母集団にコピーし，残り半数を希求点を用いたメイティング選択によって選択する．これにより，意思決定者によって設定された希求点に近い個体が優先的に探索に用いられるため，通常の多目的GA手法に比べ精度が向上することが期待できる．

3.2. 幅広さを重視した探索

解集合の幅広さを向上させるため，分散協力型スキームを用いる．分散協力型スキームとは，奥田らが提案した，多目的GAと単一目的GAを併用する手法である¹⁾．パレート解集合の幅広さは，解集合内の各目的関数における最適解によって決定される．したがって，単一目的GAを用いて各目的関数における最適解を探索することが，幅広さの向上に有効である．

分散協力型スキームの主な特徴として，分散スキームと協調探索といった点が挙げられる．以下にそれぞれについて述べる．

■**分散スキーム** 分散スキームとは，多目的GAと単一目的GAがそれぞれ個体群を割り当てられ，同時に探索を行うことである．具体的には，目的関数の数を k とした場合，多目的GAの探索個体群(MOGA個体群)が1個，単一目的GAの探索個体群(SOGA個体群)が k 個となり，合計 $k+1$ 個の探索個体群を用いて探索が行われる．MOGA個体群は通常の多目的GAと同様に，非劣解集合の探索を行い， k 個のSOGA個体群ではそれぞれに割り当てられた目的関数について最適解を探索する．

■**協調探索** 分散協力型スキームでは，一定世代毎にそれまでの探索で得られている最良解をMOGA個体群と各SOGA個体群との間で交換する．これにより，その時点での探索および最良解の情報を個体群間で共有することができ，効率的な探索が行われると考えられる．

3.3. 探索戦略

提案する探索戦略では3.1節で述べた収束性を重視した探索を行った後，3.2節で述べた幅広さを重視した探索を行う．このとき，探索をどの時点で切り替えるかということが重要となる．本論文では探索の収束具合を表す指標を用いて探索を切り替える．

収束具合を表す指標として，JaimesらのMRMOGA²⁾で用いられている指標を利用する．この指標では，探索中におけるアーカイブ内の非劣解がどの程度の割合で次世代の解によって優越されるかを世代ごとに計測し，一定世代数におけるその平均値をとることで収束しているかを判断する．具体的には，世代 i におけるアーカイブ内の非劣解を $PF_{known}(i)$ とし， $PF_{known}(i)$ に含まれる解のうち次世代の解によって優越される割合 $dominated_i$ を求める．毎世代において $dominated_i$ を求め， g 世代にわたる平均値を算出し，その値が次の(1)に示す条件を満たした場合に十分に収束したと考える．

$$\sum_{i=1}^k \frac{dominated_i}{g} \leq \epsilon \quad (1)$$

なお，Jaimesらは $\epsilon = 0.05$ としている．提案する探索戦略では2目的最適化問題の場合 $\epsilon = 0.05$ とし，3目的最適化問題では $\epsilon = 0.025$ とする．また， g の値については，3.2節で述べた協調探索における移住間隔と同じ25世代とする．

以上を踏まえた上で，探索戦略の処理の流れは以下ようになる．ここでは， k 目的最適化問題を扱うこととし，個体数は N とする．

- Step 1 保存用アーカイブを初期化する．
- Step 2 3.1節の収束性を重視した探索を用いて探索する．
- Step 3 一定世代ごとに(1)の条件を判定．条件を満たす場合Step 4へ．満たさなければStep 2へ戻る．
- Step 4 保存用アーカイブに保存されている個体群を分散協力型スキームで用いる $k+1$ 個の個体群に分割する．
- Step 5 3.2節の分散協力型スキームを用いて探索する．
- Step 6 終了条件を満たせば終了．そうでなければStep 5に戻る．

提案手法の有効性を検証するため，数値実験を行い，提案手法と代表的な多目的GA手法であるSPEA2³⁾を比較する．提案手法の収束性を重視した探索における多目的GA手法としてSPEA2を用いる．同様に，分散協力型スキームのMOGA個体群にSPEA2を用い，SOGA個体群にはDGAを用いる．

3.4. 対象問題

対象問題として、2目的の連続最適化問題であるKURと多目的ナップサック問題であるKP500-2 (i.e., 2目的, 500アイテム), KP750-2, KP750-3⁴⁾を用いる。

3.5. 評価方法

得られたパレート解集合の評価手法には様々なものが存在するが、本論文ではinverted generational distance (IGD), hypervolume (HV), spreadを用いる。

IGDを求めるためには、パレート最適フロントが既知である必要があるが、本実験に用いたKUR, KP750-2, KP750-3についてはパレート最適フロントは未知である。したがって、あらかじめ多目的GA手法を実験よりも多くの評価回数探索することによって、求められた擬似パレート最適フロントを評価に用いる。

3.6. 実験結果

各手法によって得られた解集合のIGD, Spread, HVを図2～図4に示す。これらの図では、グラフの上部が最大値、下部が最小値、丸が中央値を表す。また、図2に示すIGDは0に近いほど、得られた解集合がパレート最適フロントに近く、同等の幅広さを有することを意味する。図3のSpreadと図4のHVについては、値が大きいほどよい。

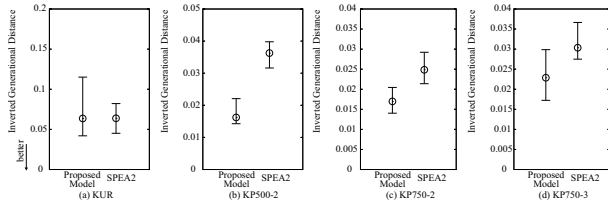


図2 Inverted Generational Distance

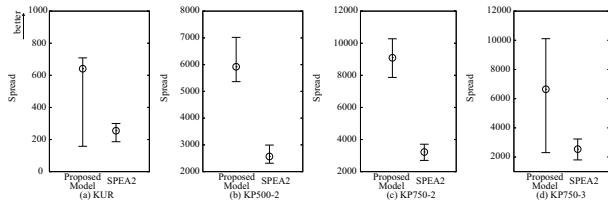


図3 Spread

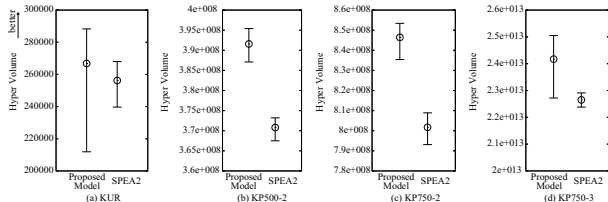


図4 Hypervolume

まず図2のIGD値から、提案手法はSPEA2と同等、もしくは優れた値を示していることがわかる。これより、提案手法が精度の面でSPEA2に劣らな

い性能を示していると考えられる。また、IGDは得られたパレート解集合がどれだけパレート最適フロントと同等な幅広さを有しているかも表すことから、SPEA2は十分に幅広い解集合を導出していないことがわかる。

同様に、図3のSpread値を見ても、提案手法はSPEA2よりも幅広い解集合を導出していることがわかる。したがって、探索の序盤から幅広さを向上させず、収束性を重視した探索から幅広さを重視した探索に切り換えるというアプローチでも、幅広い解集合を導出可能なことがわかる。さらに、図4に示した解集合の総合的な評価であるHV値から、提案手法とSPEA2では大きな差があることがわかる。パレート解集合が支配する領域は、幅広い解集合であるほうが大きくなると考えられることから、HV値からも提案手法は幅広い解集合を導出していることがわかる。以上より、提案手法は一般的な多目的GA手法に劣らない精度を維持した上で、より幅広い解集合を得られることがわかる。

4. まとめ

提案した探索戦略では、探索を収束性を重視した探索と幅広さを重視した探索の2段階に分割し、解集合をまず収束させてから幅広さを向上させることを目指した。実験の結果、提案手法は一般的な多目的GA手法に比べて幅広い解集合を導出可能なことがわかった。また、精度の面についても同等な性能を示しているといえる。今後の課題として、現在はパラメータによって制御されている、2段階の探索をいつ切り替えるかの判断方法について検討する必要があると考えられる。

参考文献

- 1) Tamaki Okuda, Tomoyuki Hiroyasu, Mitsunori Miki, and Shinya Watanabe. DCMOGA: Distributed Cooperation model of Multi-Objective Genetic Algorithm. In *Advances in Nature-Inspired Computation: The PPSN VII Workshops*, pp. 25–26, 2002.
- 2) Antonio Lopez Jaimes and Carlos A. Coello Coello. MR-MOGA: Parallel Evolutionary Multiobjective Optimization using Multiple Resolutions. In *in 2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC'2005)*, pp. 2294–2301, 2005.
- 3) E. Zitzler, M. Laumanns, and L. Thiele. SPEA2: Improving the Performance of the Strength Pareto Evolutionary Algorithm. In *Technical Report 103, Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK), Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich*, 2001.
- 4) E. Zitzler and L. Thiele. Multiobjective Evolutionary Algorithms: A Comparative Case Study and the Strength Pareto Approach. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 3, No. 4, pp. 257–271, 1999.