

多目的マルチタスクナップサック問題の提案

第 8 グループ 瓜田 俊貴

1. はじめに

近年、複数の異なる多目的最適化問題（タスク）を、進化計算を利用して一度の試行で解く、進化型多目的マルチタスク最適化手法（Evolutionary Multiobjective Multitasking: EMOMT）が盛んに研究されている。EMOMT の性能は、ベンチマーク問題に対する探索性能によって評価される。適切に EMOMT の性能を評価するために、様々なベンチマーク問題による評価が必要である。しかし、決定変数が離散値のベンチマーク問題は、著者の知る限りでは提案されていない。そこで、本研究では、決定変数が離散値である多目的ナップサック問題（Multiobjective Knapsack Problem: MOKP）をマルチタスク問題に拡張した、新たなマルチタスクベンチマーク問題を提案する。そして、提案するベンチマーク問題を用いて、EMOMT の探索性能を評価する。

2. 提案するベンチマーク問題

提案するベンチマーク問題は、Zitzler らによって提案された MOKP [1] をマルチタスク問題に拡張して作成する。具体的には、文献 [1] の問題をタスク 1 に、タスク 1 の MOKP に変更を加えた問題をタスク 2 に設定する。本章では、タスク 1 の変更方法が異なる、情報共有の難易度に差のある 2 つのベンチマーク問題を提案する。

2.1. Scaling Capacity Problem

本問題は、タスク 1 のすべてのナップサックの容量を変更して、タスク 2 を作成する。変更後のナップサック i の容量 c_i^{new} を式 (1) に示す。

$$c_i^{\text{new}} = \alpha_S c_i^{\text{old}}, i=1, 2, \dots, m. \quad (1)$$

ただし、 m は目的数、 c_i^{old} は変更前のナップサック i の容量、 α_S は容量の変化量を決定するパラメータである。

本問題は、異なるタスク間では最適な解集合が大きく異なる。したがって、 α_S が小さな値であっても、他タスクの解の情報を利用することが難しい問題である。

2.2. Inversion Profit Problem

本問題は、タスク 1 の一部のアイテムに対して、アイテムの価値反転操作を適用してタスク 2 を作成する。価値反転操作の概略を図 1 に示す。図 1 において、 p^{old} は変更前のアイテムの価値、 p^{new} は変更後のアイテムの価値、 p_{\max} 及び p_{\min} はそれぞれ価値の取り得る最大値、最小値を表す。また、パラメータ α_I によって価値を反転するアイテムの割合を決定する。

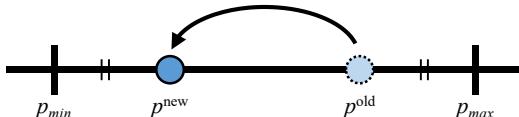


図 1: アイテムの価値反転操作の概略図

本問題は、一部のアイテムの価値は変更されるが、 α_I が大きくない限り、多くのアイテムは異なるタスク間で共通である。そのため、他タスクの解の情報を共有する際、共有が有効なアイテムを適切に判断する必要がある問題である。

3. 数値実験

3.1. 数値実験設定

本章では、提案したベンチマーク問題を用いて、EMOMT

の探索性能を評価する。ベンチマーク問題のパラメータは目的数 m を 2、アイテム数 n を 500、 α_S を 1.1、 α_I を 0.1 に設定する。Inversion Profit Problem における価値反転操作は、アイテム集合 2 に対して行う。最適化アルゴリズムとして、EMOMT には、MO-MFEA 及び島モデル [2] を用いる。また、独立探索手法には NSGA-II を用いる。各アルゴリズムで共通の実験設定を表 1 に示す。なお、MO-MFEA のパラメータは提案論文に準拠する。また、島モデルの個体移住間隔は 5 世代、移住個体数は 10 個体に設定する。各アルゴリズムの性能は、(0.0, 0.0) を参照点とする Hypervolume で評価する。

3.2. 数値実験結果

各アルゴリズムで得られた個体群の Hypervolume 値の中央値を表 2 に示す。NSGA-II に対して統計的有意差があり優れている結果を赤字で、統計的有意差があり劣っている結果を青字で示す。Scaling Capacity Problem では独立探索が EMOMT より優れた探索性能を示した。これは、EMOMT では異なるタスクの個体の情報が探索に活用されず、探索性能を悪化させたと考えられる。一方、Inversion Profit Problem では、EMOMT が独立探索より優れた探索性能を示した。これは、別タスクの個体の情報が探索に有益であり、探索性能を向上させたと考えられる。

表 1: 共通実験設定

個体群サイズ	100 (タスク)
交叉手法	Uniform Crossover (確率: 0.9)
突然変異手法	Bitflip Mutation (確率: 1/n)
試行回数	31 回
評価回数	100,000 回

表 2: 獲得した個体群の Hypervolume 値の中央値

アルゴリズム名	問題名			
	Scaling Capacity	Inversion Profit	Task1	Task2
NSGA-II	3.75E+8	4.22E+8	3.75E+8	3.77E+8
MO-MFEA	3.72E+8	4.17E+8	3.81E+8	3.82E+8
島モデル	3.71E+8	4.10E+8	3.77E+8	3.78E+8

4. おわりに

本研究では、EMOMT に対する新たなベンチマーク問題として、情報共有の難易度が異なる問題を提案した。数値実験結果より、情報共有が困難な場合、EMOMT の探索性能が悪化することを示した。一方、情報共有が容易な場合、EMOMT の探索性能が向上することを示した。

今後の課題として、探索難易度が大きく異なる問題や、特定のタスクにのみ情報共有が有効な問題の提案が挙げられる。加えて、提案問題を活用した、EMOMT の探索性能の向上が求められる。

参考文献

- [1] E. Zitzler and L. Thiele, “Multiobjective evolutionary algorithms: A comparative case study and the strength Pareto approach,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, pp. 257–271, Nov. 1999.
- [2] R. Hashimoto, H. Ishibuchi, N. Masuyama and Y. Nojima, “Analysis of evolutionary multi-tasking as an island model,” In *Proc. of the GECCO*, pp. 1894–1897, July 2018.