

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 では、異なるタスク間で個体の情報を共有することにより、探索性能の向上を図っている。そのため、情報共有が適切に行われた場合、EMOMT は独立探索手法より優れた探索性能を示す [1]。

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. 多目的ナップサック問題

MOKP は、単目的最適化問題であるナップサック問題を、MOP へ拡張した問題である [2]。本問題は、目的数と等しい数のアイテム集合と、それに対応するナップサックから構成される。アイテム集合の重みと価値、および対応するナップサックの最大容量は、各アイテム集合で異なる値に設定する。

本問題の目的は、すべてのナップサックの容量を超えない、各ナップサック内のアイテムの価値の総和を最大化する解を獲得することである。

3. 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、2 種類の MOKP を組み合わせてマルチタスク問題を作成する。具体的には、文献 [2] 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。

3.1. Scaling Capacity 問題

本問題は、タスク 1 のすべてのナップサックの最大容量を α 倍にして、タスク 2 を作成する。なお、 α はユーザが決定するパラメータである。

ナップサックの最大容量が異なる場合、最適解集合は大きく異なる。したがって、本問題は α が小さな値であっても、タスク間で最適解が大きく異なり、他タスクの解の情報を利用することが難しいという特徴を持つ。

3.2. Inversion Profit 問題

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 β によって価値を反転するアイテムの割合を決定する。

本問題は、一部のアイテムの価値は変更されるが、 β が極端に大きい場合を除き、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、本問題では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。

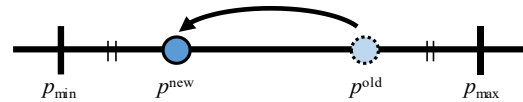


図 1: アイテムの価値反転操作の概略図

4. 数値実験

4.1. 数値実験設定

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、目的数を 2、アイテム数を 500、 α を 1.1、 β を 0.1 に設定する。なお、Inversion Profit 問題の価値反転操作は、タスク 2 のアイテム集合 2 に対して適用する。EMOMT には MO-MFEA [1] を用いる。MO-MFEA のパラメータは、提案論文に準拠する。また、独立探索手法には NSGA-II を用いて EMOMT と比較する。実験の試行回数は 31 回に設定し、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。

4.2. 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 1 に示す。有意水準 0.05 の Wilcoxon の順位和検定を行い、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 問題では、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 問題では、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: 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	
	タスク 1	タスク 2	タスク 1	タスク 2
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

5. 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。

参考文献

- [1] A. Gupta, Y. S. Ong, L. Feng, and K. C. Tan, "Multiobjective multifactorial optimization in evolutionary multitasking," *IEEE Transactions on Cybernetics*, pp. 1652–1665, May 2017.
- [2] 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.