

## 二次割当ての実問題におけるランダム選択と局所探索を導入した MAX-MIN Ant System の検討

### Consideration on MAX-MIN Ant System with Random Selection and Local Search in Practical Quadratic Assignment Problems

石橋 賢† 飯村 伊智郎† 中山 茂‡  
Ken Ishibashi Ichiro Iimura Shigeru Nakayama

#### 1 はじめに

Ant Colony Optimization (ACO) [1] は, アリの採餌行動に着想を得た組合せ最適化のためのメタヒューリスティクスの一つである. 近年多くの研究がなされ, その有効性が報告されている. それらの中で MAX-MIN Ant System (MMAS) [2] は, 他の ACO に比べて, 優れた性能を示していることが先行研究で報告されている [3]. MMAS では, フェロモン量に上限値と下限値を設定することでフェロモンの集中化と多様化のバランスを維持し, 探索性能の向上を図っている. 筆者らは, 先行研究 [4] にて, フェロモンやヒューリスティック (発見的) な情報に頼らないランダム選択を新たに導入した MMAS として, MAX-MIN Ant System with Random Selection (MMAS<sup>RS</sup>) を提案し, MMAS<sup>RS</sup> が二次割当て問題 (Quadratic Assignment Problem: QAP) において有効であることを確認した. しかしながら, その先行研究では, QAPLIB のグリッドベース問題クラスのみを評価の対象としており, 他の問題クラスについての有効性は未だ明らかでない. そこで本研究では, QAPLIB の実問題クラスを対象に, MMAS<sup>RS</sup> の有効性を検証する. さらに, ランダム選択と局所探索との併用による効果も検討する.

#### 2 QAP と従来の MMAS の概要

##### 2.1 QAP

QAP は, 問題サイズを  $n$  とした場合, 互いにある距離をもった  $n$  個の位置に, 互いにフローをもった  $n$  個の要素を各々一つずつ割当て, 距離とフローの積の総和を最小にする組合せ (割当て) を求める問題である.

今回対象とした QAPLIB の実問題クラスは, キーボードのキー配置割当て問題など実際の問題を基に距離行列が作成され, フロー行列は非対称行列である. 一方, 先行研究 [4] で対象としたグリッドベース問題クラスの距離行列は碁盤目状のマンハッタン距離を基にして作成され, フロー行列は対称行列である. 両問題クラスともに距離行列は対称行列であるが, 実問題クラスにおいては, フロー行列が不規則で多様性の高い非対称行列であることから, グリッドベース問題クラスと比べ, より難しい問題クラスであることが知られている [5].

##### 2.2 従来の MMAS

MMAS のフェロモン更新ルールは, Ant Colony System (ACS) [5] と類似しており, 各繰返しで最良の解

(割当て) を生成したエージェント (アリ) が用いた割当てにのみフェロモンの更新がなされ<sup>\*1</sup>, 集中化の度合いを高めている. また MMAS では, フェロモン更新の後に, フェロモン量の上限值と下限値を用いて制限値を超えた値のフェロモン量に対して標準化を行う. この標準化メカニズムにより, 探索領域を広げ従来手法である Ant System (AS) のフェロモン更新の欠点を補っている. さらに MMAS では, 探索集中による収束を防ぐために Pheromone Trail Smoothing (PTS) [3] というメカニズムを導入している. PTS は, 収束判定とフェロモンの底上げの二つからなる. 収束判定は, M. Dorigo らが提案した  $\lambda$ -branching factor [3] を使って行われる. ある繰返し時点の  $\lambda$ -branching factor の値が閾値以下になった場合, フェロモン量の底上げ処理により, 収束に再び揺らぎを与えることで探索に多様性を持たせている.

#### 3 ランダム選択のある MMAS: MMAS<sup>RS</sup>

本研究では, ACO における探索の多様性に着目し, 従来の MMAS にランダム選択 (Random Selection: RS) を導入した MMAS<sup>RS</sup> を, QAPLIB の実問題クラスを対象に評価した. このランダム選択は, 中道らの先行研究で Rank-Based Ant System (AS<sub>rank</sub>) に導入され, TSP において有効であることが確認されている [6]. MMAS に導入した際の効果としては, 従来の MMAS のフェロモン量の標準化における “フェロモン集中を防ぐことによる多様性<sup>\*2</sup>” に加え, ランダム選択による “探索される解 (各位置と各要素の割当て) の多様性” が加わることにより, 生成される解のさらなる多様性が期待される.

#### 4 評価実験および考察

##### 4.1 実験 1: ランダム選択のみの導入効果

実験 1 では, 実問題クラスにおいて, MMAS と MMAS<sup>RS</sup> の探索性能を調べるため, QAPLIB の 10 問題を対象に評価を行った. 実験で用いたパラメータ値は, 予備実験により決定し, ACO に関する基本的なパラメータ値は  $(\alpha, \beta, \rho) = (2, 1, 0.5)$  とし, MMAS 特有のパラメータ値は  $(P_{best}, \lambda, T_{\lambda}, a) = (0.05, 0.5, 9, 4)$  とした. また, PTS における収束判定のタイミングは 450 繰返し毎とし, エージェント数は問題サイズ  $n$  と同数とした.

<sup>\*1</sup> 各繰返しでの最良解ではなく, 現在までの探索過程で得られた最良解を生成したエージェント (アリ) が用いた割当てにのみフェロモン更新を行う, という方法もあるが, 本研究では T. Stützle らの先行研究 [2] で用いられたフェロモン更新ルールに従うものとした.

<sup>\*2</sup> つまり, 標準化メカニズムによって, フェロモンの集中化による多様性の制限を防ぐことで多様性がもたらされるということである.

† 熊本県立大学, Prefectural University of Kumamoto

‡ 鹿児島大学, Kagoshima University

表1 ランダム選択の導入効果の結果 (実験1)

QAPLIB (Optimum)	ACO algorithm	$r$	SR [%]	CostAve	RER [%]	$\sigma_{SD}$
bur26a (5,426,670)	MMAS	—	0	5,437,144.92	0.193027	1898.66
	MMAS <sup>RS</sup>	0.05	5	<b>5,429,062.00</b>	<b>0.044079</b>	<b>1488.24</b>
bur26b (3,817,852)	MMAS	—	0	3,823,696.93	0.153095	2468.43
	MMAS <sup>RS</sup>	0.06	21	<b>3,818,009.84</b>	<b>0.004134</b>	<b>180.33</b>
bur26c (5,426,795)	MMAS	—	0	5,437,500.70	0.197275	2713.87
	MMAS <sup>RS</sup>	0.05	0	<b>5,428,195.88</b>	<b>0.025814</b>	<b>493.55</b>
bur26d (3,821,225)	MMAS	—	0	3,825,895.75	0.122232	1695.73
	MMAS <sup>RS</sup>	0.04	0	<b>3,821,651.91</b>	<b>0.011172</b>	<b>213.63</b>
bur26e (5,386,879)	MMAS	—	0	5,393,439.87	0.121794	1720.71
	MMAS <sup>RS</sup>	0.05	0	<b>5,387,685.65</b>	<b>0.014974</b>	<b>308.30</b>
bur26f (3,782,044)	MMAS	—	0	3,785,671.33	0.095909	1329.30
	MMAS <sup>RS</sup>	0.03	0	<b>3,782,499.99</b>	<b>0.012057</b>	<b>231.53</b>
bur26g (10,117,172)	MMAS	—	0	10,137,093.53	0.196908	6896.72
	MMAS <sup>RS</sup>	0.04	0	<b>10,120,222.50</b>	<b>0.030152</b>	<b>750.62</b>
bur26h (7,098,658)	MMAS	—	0	7,110,194.86	0.162522	3272.99
	MMAS <sup>RS</sup>	0.07	0	<b>7,099,759.30</b>	<b>0.015514</b>	<b>309.66</b>
kra30a (88,900)	MMAS	—	0	92,975.00	4.583802	517.95
	MMAS <sup>RS</sup>	0.05	1	<b>90,637.20</b>	<b>1.954106</b>	<b>440.17</b>
kra30b (91,420)	MMAS	—	0	94,446.00	3.309998	517.26
	MMAS <sup>RS</sup>	0.05	0	<b>92,259.60</b>	<b>0.918399</b>	<b>378.44</b>

実験の試行回数は各条件ごとにそれぞれ100回とし、各試行における最大繰返し数は  $n \times 10^4$  回として最適解が発見できた(探索が成功した)時点で探索を終了するものとした。MMAS<sup>RS</sup> のランダム選択率  $r$  は、対象問題に対して最適な値を調べ、その最適なランダム選択率  $r$  に対するデータを評価実験の結果に用いるものとした。なお評価項目は、探索成功率 (SR)、全試行におけるコストの平均値 (CostAve) および標準偏差 ( $\sigma_{SD}$ )、そして  $(\text{CostAve} - \text{Optimum}) / \text{Optimum}$  で与えられる相対誤差率 (RER) である。実験1の結果を表1に示す。ここで、太字は従来のMMASと提案するMMAS<sup>RS</sup>とで比較した場合の良い方の結果を示しており、 $r$ はランダム選択率である。表1より、MMASに比べてMMAS<sup>RS</sup>は、対象とした全ての問題においてRERが良い値を示していることが確認できる。また、CostAveと $\sigma_{SD}$ が減少していることから、ランダム選択を導入することで、より良質な解をより安定的に求められることが分かる。

#### 4.2 実験2: ランダム選択および局所探索の導入効果

局所探索 (Local Search: LS) とは、できる限り良質な解を求めることを主な目的とした探索アルゴリズムである。実験2では、MMASおよびMMAS<sup>RS</sup>に局所探索を導入した上で、ランダム選択の効果とその有効性について検討した。今回用いた局所探索法は、各繰返しで生成された最良解をもとに、各位置に割当てられた要素をランダムに二つ選びそれらを入替えるものである。この操作を繰返して、合計  $nC_2 \times 0.6$  個の近傍解を生成する。その後、最良解と生成した近傍解のうち最小のコストを持つ解をもとに、フェロモンの更新がなされる。但し、bur26g, ste36a, ste36bの3問題に対しては、 $nC_2 \times 0.6$  個の近傍解を一回のみ生成する上記の方法では効果が薄かったため、より強力な最良移動戦略 [7] を用いるものとした。なお、これらの手法を区別するため、前者はLS、後者はLS<sup>+</sup>と表記する。実験2では、ランダム選択と局所探索との併用による効果をより詳細に分析するため、さらに2問題を追加し評価した。実験条件や評価項目は、実験1と同様である。実験2の結果を表2に示す。表1と表2を比較することにより、局所探索を導入することでRERの減少が確認できるものの、SRは、対象とした全ての問題で100%を達成できていないわけではない。次に、ランダム選択を併用した場合の結果を確

表2 ランダム選択と局所探索の導入効果の結果 (実験2)

QAPLIB (Optimum)	ACO algorithm	$r$	SR [%]	CostAve	RER [%]	$\sigma_{SD}$
bur26a (5,426,670)	MMAS + LS	—	80	5,426,822.34	0.002807	347.94
	MMAS <sup>RS</sup> + LS	0.14	100	<b>5,426,670.00</b>	<b>0.000000</b>	<b>0.00</b>
bur26b (3,817,852)	MMAS + LS	—	90	3,817,861.64	0.000252	29.07
	MMAS <sup>RS</sup> + LS	0.10	100	<b>3,817,852.84</b>	<b>0.000000</b>	<b>0.00</b>
bur26c (5,426,795)	MMAS + LS	—	46	5,426,872.54	0.001429	102.77
	MMAS <sup>RS</sup> + LS	0.10	100	<b>5,426,795.00</b>	<b>0.000000</b>	<b>0.00</b>
bur26d (3,821,225)	MMAS + LS	—	81	3,821,231.60	0.000173	17.69
	MMAS <sup>RS</sup> + LS	0.10	100	<b>3,821,225.00</b>	<b>0.000000</b>	<b>0.00</b>
bur26e (5,386,879)	MMAS + LS	—	87	5,386,914.12	0.000652	95.82
	MMAS <sup>RS</sup> + LS	0.09	100	<b>5,386,879.00</b>	<b>0.000000</b>	<b>0.00</b>
bur26f (3,782,044)	MMAS + LS	—	100	3,782,044.00	0.000000	0.00
	MMAS <sup>RS</sup> + LS	0.05	100	3,782,044.00	0.000000	0.00
bur26g (10,117,172)	MMAS + LS <sup>+</sup>	—	89	10,117,175.96	0.000039	11.32
	MMAS <sup>RS</sup> + LS <sup>+</sup>	0.26	100	<b>10,117,172.00</b>	<b>0.000000</b>	<b>0.00</b>
bur26h (7,098,658)	MMAS + LS	—	100	7,098,658.00	0.000000	0.00
	MMAS <sup>RS</sup> + LS	0.06	100	7,098,658.00	0.000000	0.00
kra30a (88,900)	MMAS + LS	—	47	89,553.10	0.734646	622.17
	MMAS <sup>RS</sup> + LS	0.12	100	<b>88,900.00</b>	<b>0.000000</b>	<b>0.00</b>
kra30b (91,420)	MMAS + LS	—	28	91,536.80	0.127762	106.49
	MMAS <sup>RS</sup> + LS	0.10	100	<b>91,420.00</b>	<b>0.000000</b>	<b>0.00</b>
ste36a (9,526)	MMAS + LS <sup>+</sup>	—	1	9,622.14	1.009238	37.82
	MMAS <sup>RS</sup> + LS <sup>+</sup>	0.16	100	<b>9,526.00</b>	<b>0.000000</b>	<b>0.00</b>
ste36b (15,852)	MMAS + LS <sup>+</sup>	—	26	15,924.82	0.459374	58.32
	MMAS <sup>RS</sup> + LS <sup>+</sup>	0.23	100	<b>15,852.00</b>	<b>0.000000</b>	<b>0.00</b>

認すると、全ての問題においてSRが100%を示しており、ランダム選択の導入は探索性能の向上に極めて有効であることが分かる。また今回の実験では、問題サイズ  $n$  が大きい程、ランダム選択の有効性が顕著に表れることが確認できた。

## 5 おわりに

評価実験の結果から、実問題クラスにおいても従来のMMASにランダム選択を導入することで、探索性能の向上が確認できた。特に、ランダム選択と局所探索との併用による探索性能の大幅な向上は、多様な探索を行いつつ、解の質を高めることを可能にしたことによるものと考えられる。今後は、ランダム選択と局所探索との関係性を詳細に分析し、フェロモンの多様化と集中化の観点からさらなる改善を図っていきたい。また、他の2問題クラス(ランダム問題クラス、実問題風問題クラス)に対するランダム選択の有効性を評価していきたい。

## 参考文献

- [1] M. Dorigo: *Optimization, Learning and Natural Algorithms*, PhD thesis, Politecnico di Milano (1992).
- [2] T. Stützle and H. Hoos: Improvements on ant-system: Introducing *MAX-MIN* ant system, *Technical Reports (AIDA-96-12)*, FG Intellektik, FB Informatik, TH Darmstadt (1996).
- [3] M. Dorigo and T. Stützle: *Ant Colony Optimization*, The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London (2004).
- [4] 吉田, 飯村, 中山: 二次割当て問題におけるランダム選択を導入した *MAX-MIN* Ant Systemの検討, 平成20年電気学会全国大会講演論文集, 第3分冊, 3-047, pp. 67-68 (2008).
- [5] E. Bonabeau, M. Dorigo, and G. Theraulaz: *Swarm Intelligence — From Natural to Artificial Systems*, Oxford University Press, Oxford, New York (1999).
- [6] 中道, 有田: ACOにおけるランダム選択に基づく多様性調節の効果, *情処学論*, Vol. 43, No. 9, pp. 2939-2947 (2002).
- [7] 又吉, 名嘉村, 宮城: 改良2-opt法を組み込んだ遺伝的アルゴリズムによるQAPの解探索, *電学論C*, Vol. 124, No. 9, pp. 1896-1906 (2004).