

ランダムウォークと局所探索を導入した MMAS による 二次割当問題の実験的検討

Experimental Study on Quadratic Assignment Problem by MMAS with Random Walk and Local Search

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

1 はじめに

Ant Colony Optimization (ACO) [1] が、各種組合せ最適化問題に対して、優れた性能を有していることが報告されている。筆者らは、従来の ACO の中で特に優れた性能を有しているとされている *MAX-MIN* Ant System (MMAS) [2] にランダム選択 (Random Selection: RS) [3] を導入した MMAS with Random Selection (MMAS^{RS}) を提案し、二次割当問題 (Quadratic Assignment Problem: QAP) において、従来手法である MMAS と同等以上の探索性能を有していることを確認した [4]。QAP にはベンチマーク問題 (QAPLIB) が存在し 4 つの問題クラスに分類されるが、筆者らの先行研究 [4] ではグリッドベース問題クラスのみを評価対象としており、他の問題クラスにおける有効性は未確認の状況にあった。そこで本研究では、QAPLIB の全問題クラスを対象として評価実験を行った。また本研究では、RS をアリの採餌行動の初期段階に見られるランダムウォーク (Random Walk: RW) にアナロジーを得たことから、文献 [4] で提案した本手法を MMAS with Random Walk (MMAS^{RW}) と表現するものとする。さらに、ACO に導入することにより探索性能の向上が確認されている局所探索 (Local Search: LS) を MMAS^{RW} に導入し、RW と LS との併用による効果を、QAPLIB の全問題クラスを対象に評価する。

2 MMAS における多様性調節とランダムウォーク機構の導入

2.1 MMAS における多様性調節

MMAS は、最初の ACO である Ant System (AS) をもとに、4 つの多様性調節に関する改良が施されている。まず (i) 時刻 t におけるフェロモン濃度の更新は当該時刻で最良解を生成したアリ (エージェント) のみ行うこと、次に (ii) フェロモン濃度は下限値と上限値の区間に制限すること、さらに (iii) 初期フェロモン濃度はフェロモン濃度の上限値に設定すること、最後に (iv) Pheromone Trail Smoothing (PTS) により収束判定とフェロモン濃度の底上げを行うことである。

ACO における調節可能な多様性として、「分泌されたフェロモンの多様性」と「探索された解の多様性」が挙げられる。上述した 4 つの改良点は、前者の多様性調節に関するものであり、筆者らの予備実験においてその

効果が十分に発揮されていることを確認した。しかしながら、先行研究 [4] から分かるとおり、従来の MMAS では最適解が求まらない問題が多く存在することから、MMAS は多様性不足に基づく探索性能の限界にあると考えた。そこで筆者らは、前者による多様性調節ではなく後者の多様性に着目し、明示的に多様性を調節することで局所解からの脱出が期待される RW を導入した [4]。

2.2 ランダムウォーク機構を導入した MMAS: MMAS^{RW}

MMAS を含む ACO におけるエージェントの枝選択 (QAP の場合、各地区への工場の割当て) は、フェロモンの濃度と、対象とする問題から得られる問題領域固有のヒューリスティック (発見的) な情報に基づいて確率的に行われる。時刻 t で地区 i にいるエージェント k が、割当て可能な工場集合 N_i^k の中から工場 j を選択する確率 $p_{ij}^k(t)$ は、次式で与えられる。

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in N_i^k} [\tau_{il}(t)]^\alpha [\eta_{il}]^\beta}, & \text{if } j \in N_i^k \\ 0, & \text{if } j \notin N_i^k \end{cases} \quad (1)$$

ただし、 $\tau_{ij}(t)$ は時刻 t での地区 i と工場 j とを結ぶ枝 e_{ij} に蓄積されたフェロモンの濃度、 η_{ij} はヒューリスティックな情報である。また、 α と β は $\tau_{ij}(t)$ と η_{ij} の相対的な重要度を決定する定数である。

一方、筆者らが提案する MMAS^{RW} は、式 (1) を基本とした枝選択 (工場の割当て) に加えて、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) の突然変異に相当すると考えられるランダムウォーク機構を導入して、積極的に多様性を制御しようとするものであり、各地区への工場の割り当てはこれらのどちらかで行われる。

ランダムウォーク機構とは、エージェントが枝を選択する際に、式 (1) による枝選択を行わず、つまりフェロモン濃度やヒューリスティックな情報を利用せず、未訪問地区 i へ割当て可能な工場集合 N_i^k の中から当該未訪問地区 i に割当てする工場を等確率でランダムに選択するという極めてシンプルなものである。時刻 t で地区 i にいるエージェント k が、割当て可能な工場集合 N_i^k の中から工場 j を選択する確率 $p_{ij}^k(t)$ は、次式で与えられる。

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{1}{|N_i^k|}, & \text{if } j \in N_i^k \\ 0, & \text{if } j \notin N_i^k \end{cases} \quad (2)$$

また、ランダムウォーク機構による割当てを行う割合であるランダムウォーク率 r を導入する。これにより、ランダムウォーク機構による集中化と多様化のバランスを連続的に調整できる。このランダムウォーク機構の導入により、従来の MMAS の「分泌されたフェロモンの多様性」に加え、ランダムウォーク機構による「探索された解 (QAP の場合、各地区と各工場の割当て) の多様

† 熊本県立大学, Prefectural University of Kumamoto

‡ 鹿児島大学, Kagoshima University

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。

3 $MMAS^{RW}$ への局所探索の導入

本研究では、RW と LS との併用による効果を検討するため、LS の手法として、QAP への有効性が報告されている最良移動戦略 (Best Admissible Move Strategy: BAMS) を用いた 2-opt 法 [5] を採用した。その 2-opt 法の $MMAS$ や $MMAS^{RW}$ への適用方法は、次のとおりとした。時刻 t において、最良解を生成したエージェントが持つ割当てをもとに近傍解を複数個生成した後、それら近傍解中で最も良い解が、現時点 (時刻 t) における最良解より優れていれば最良解を更新し、その最良解をもとにさらに新たな近傍解を生成するといった一連の流れを、近傍解中に最良解を凌駕する解が存在しなくなるまで繰返すものとした。なお、2-opt 法を適用した $MMAS$ および $MMAS^{RW}$ を、ここではそれぞれ $MMAS_{2-opt}$ および $MMAS_{2-opt}^{RW}$ と表す。

4 評価実験および考察

QAPLIB の 4 つの問題クラスに対する $MMAS^{RW}$ の探索性能を分析するため、評価実験を行った。対象とした問題は、表 1 に示される全問題クラスに跨る合計 21 問 (LS 導入時は合計 30 問) とした。各 ACO に共通なパラメータ値は $(\alpha, \beta, \rho) = (2, 1, 0.7)$ とし、 $MMAS$ に特有のパラメータ値は $(P_{best}, \lambda, T_{\Delta}, \delta) = (0.05, 0.0001, 1, 0.04)$ (LS 導入時は $\delta = 0.12$) とした^{*1}。また、探索するエージェント数 m は問題サイズ n と同様とし、LS 導入における近傍解生成個数は $nC_2 \times 0.6$ 個とした。実験の試行回数 N_{trl} は、各条件ごとにそれぞれ 50 回 (LS 導入時は 10 回) とし、各試行における最大繰返し数 (最大時刻) は $n \times 10^4$ とした。探索の終了条件は、最大繰返し数に達する、または最適解が発見された時点とした。評価項目は、 i 試行目の実験における最良解の最適解に対する相対誤差率^{*2} RER_i の全試行回数における平均値 RER_{Ave} ($= \frac{1}{N_{trl}} \sum_{i=1}^{N_{trl}} RER_i$) であり、RW を行う確率であるランダムウォーク率 r は、感度解析をもとに全問題で共通の $r = 0.01$ (LS 導入時は $r = 0.13$) とした。実験結果を表 1 に示す。表中の下線は、従来手法と筆者らの提案手法の RER_{Ave} に関する有意水準 5% の t 検定の結果、有意差が認められた値を示している。表 1 より、 $MMAS^{RW}$ および $MMAS_{2-opt}^{RW}$ が、従来手法である $MMAS$ および $MMAS_{2-opt}$ と比較して、全ての対象問題に対して同等以上の探索性能を示していることが分かる。

5 おわりに

評価実験の結果から、 $MMAS$ への RW の導入が QAP の多くの問題クラスにおいて有効であることが確認でき

^{*1} パラメータの記号は文献 [2] に準じるものとし、 ρ はフェロモン蒸発率、 P_{best} はフェロモン濃度を標準化する際の下限值に関する制御パラメータ、 λ はフェロモン濃度の収束判定の厳しさを決めるパラメータ、 T_{Δ} はフェロモン濃度の底上げを行うかどうかを決める閾値、そして δ はフェロモン濃度の底上げ修正の強さを決めるパラメータである。

^{*2} $RER_i = |1 - (i \text{ 試行目の実験における最良解}) / (\text{最適解})|$

表 1 $RER_{Ave}[\%]$ に関する実験結果

QAPLIB	$MMAS$	$MMAS^{RW}$ ($r=0.01$)	$MMAS_{2-opt}$	$MMAS_{2-opt}^{RW}$ ($r=0.13$)
<i>Unstructured, randomly generated instances</i>				
tai20a	0.953008	0.941147	0.060840	0.00
tai25a	1.561443	1.494061	0.00	0.00
tai30a	1.813738	1.666746	0.040767	0.00
tai35a	2.393600	2.392863	0.264484	<u>0.00</u>
tai40a	—	—	0.563514	<u>0.235914</u>
tai50a	—	—	0.793057	<u>0.343857</u>
<i>Grid-based distance matrix</i>				
nug20	1.453696	1.355642	0.00	0.00
nug25	0.336538	0.285256	0.00	0.00
nug30	2.102547	<u>1.674722</u>	0.00	0.00
sko42	—	—	0.00	0.00
sko49	—	—	0.059865	0.051313
sko56	—	—	0.002322	0.00
<i>Real-life instances</i>				
bur26a	0.208625	<u>0.176620</u>	0.00	0.00
bur26b	0.208366	<u>0.157919</u>	0.00	0.00
bur26c	0.373214	<u>0.304318</u>	0.00	0.00
bur26d	0.324646	<u>0.238667</u>	0.00	0.00
bur26e	0.340918	<u>0.269313</u>	0.00	0.00
bur26f	0.366086	<u>0.263066</u>	0.00	0.00
bur26g	0.382905	<u>0.257885</u>	0.000036	0.00
bur26h	0.513760	<u>0.352825</u>	0.00	0.00
kra30a	3.411924	<u>2.740382</u>	0.00	0.00
kra30b	3.632903	<u>3.102603</u>	0.00	0.00
ste36a	—	—	0.090279	<u>0.00</u>
ste36b	—	—	0.00	0.00
<i>Real-life like instances</i>				
tai20b	2.238237	<u>1.886070</u>	0.00	0.00
tai25b	2.703103	<u>2.102321</u>	0.00	0.00
tai30b	2.835033	<u>1.301839</u>	0.00	0.00
tai35b	2.451523	2.229834	0.00	0.00
tai40b	—	—	0.00	0.00
tai50b	—	—	0.00	0.00

た。また、RW と LS とを併用することにより探索性能のさらなる向上が見られ、併用の有効性が認められた。これは、LS が解の質を高めつつ、RW が多様な解を生成し多様化を促進することで、さらなる探索性能の向上に繋がったものと考えられる。今後は、解探索における集中化と多様化の観点からより詳細に分析し、探索性能のさらなる改善を図っていきたい。

参考文献

- [1] M. Dorigo and T. Stützle: Ant Colony Optimization, The MIT Press (2004)
- [2] T. Stützle and H.H. Hoos: $MAx-MIN$ Ant System; Future Generation Computer Systems, Vol. 16, pp. 889–914 (2000)
- [3] 中道義之, 有田隆也: 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)
- [4] 飯村伊智郎, 吉田賢治, 石橋賢, 中山茂: 二次割当問題におけるランダム選択を導入した $MAx-MIN$ Ant System に関する研究; システム制御情報学会論文誌, Vol. 22, No. 3, pp. 97–106 (2009)
- [5] 又吉光邦, 名嘉村盛和, 宮城隼夫: 改良 2opt 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)