

科学研究費助成事業（科学研究費補助金）研究成果報告書

平成25年 5月31日現在

機関番号：12201

研究種目：若手研究(B)

研究期間：2010～2012

課題番号：22700228

研究課題名（和文） 超大規模配置決定問題に対するメタ戦略の開発とその応用に関する研究

研究課題名（英文） A Study on Metaheuristics for Huge Scale Placement Problems

研究代表者

外山 史 (TOYAMA FUBITO)

宇都宮大学・大学院工学研究科・准教授

研究者番号：60323317

研究成果の概要（和文）：本研究では，超大規模配置決定問題に対するメタ戦略アルゴリズムについての検討を行い，新しいメタ戦略アルゴリズムを提案した。これまでに配置決定問題に対する多くのメタ戦略アルゴリズムが提案されているが，本研究で対象とするような超対規模な問題への適用例はほとんどない。実験では，超大規模な2次割り当て問題に対して，従来手法との比較を行い，提案手法の有効性を示すことができた。

研究成果の概要（英文）：In this study, we proposed a new metaheuristics for huge scale placement problems. Many metaheuristics have been proposed for placement problems. But these metaheuristics have been only applied to small scale placement problems. In our experiments, the computational results showed that the proposed method outperformed conventional methods for huge scale quadratic assignment problems.

交付決定額

(金額単位：円)

| | 直接経費 | 間接経費 | 合計 |
|--------|-----------|---------|-----------|
| 2010年度 | 1,100,000 | 330,000 | 1,430,000 |
| 2011年度 | 900,000 | 270,000 | 1,170,000 |
| 2012年度 | 600,000 | 180,000 | 780,000 |
| 年度 | | | |
| 年度 | | | |
| 総計 | 2,600,000 | 780,000 | 3,380,000 |

研究分野：総合領域

科研費の分科・細目：情報学・感性情報学・ソフトコンピューティング

キーワード：メタ戦略 遺伝アルゴリズム 組合せ最適化問題

1. 研究開始当初の背景

配置決定問題には，スケジューリング，LSI設計，ネットワーク配置の最適化など実用上重要な問題が多数存在する。これら配置決定問題の多くは，取り扱う問題の規模が大きい場合に厳密な最適解を求めることが極めて困難である NP 困難な問題として，計算の複雑さの理論により明らかにされてきた。このような NP 困難な問題に対して，現実的な時間内にできるだけよい近似解を求めることを目的とした，遺伝的アルゴリズム，アニー

リング法，タブー探索法などに代表されるメタ戦略を用いた手法が数多く提案されている。一方，近年，計算機性能の進化やインターネットの発展など，情報技術の急速な発展に伴い，配置決定問題における実用上重要な問題はますます大規模化・複雑化してきている。配置する要素数が従来のサイズの数倍程度の場合，従来用いられてきたメタ戦略を用いることで対応可能である。しかし，このサイズが数十倍から数百倍のサイズの場合，従来のメタ戦略の枠組みでは対応すること

が不可能であることは明らかであり、新たな発想・枠組みが不可欠となる。

2. 研究の目的

本研究では、1. で述べた背景の下、超大規模かつ複雑な配置決定問題に対する、新しいメタ戦略アルゴリズムの開発を行い、様々な実用上重要な応用問題へ適用することを目的とする。具体的には、配置決定問題における代表的な組合せ最適化問題の一つであり、施設配置問題や VLSI のセル配置問題など、応用範囲の広い問題として知られている 2 次割り当て問題 (Quadratic Assignment Problem, QAP) に対するメタ戦略アルゴリズムを開発する。2 次割り当て問題 (QAP) とは、2 つの $n \times n$ 正方行列 $A = [a_{ij}]$ と $B = [b_{kl}]$ が与えられたとき、式 (1) に示す目的関数の値 (評価値) を最小にする解順列 π を求める問題である。ただし、解順列 π は n 個の整数 $\{1, \dots, n\}$ からなる。

$$F(\pi) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} b_{\pi(i)\pi(j)} \quad (1)$$

ここで、行列 A はフロー行列、行列 B は距離行列と呼ばれる。また、QAP の問題のサイズは n によって表される。QAP のベンチマーク問題は QAPLIB で公開されており、多くの論文では、このベンチマーク問題を用いて提案手法の性能を評価している。QAPLIB で提供されている QAP ベンチマーク問題のうち、サイズが最大のものは tai256c で、 $n=256$ である。本研究ではこれらのサイズを超える非常に大規模な問題として、 $n=1000$ から $n=10000$ のランダムな問題を作成し、これらの問題に対する提案手法の有効性の検討を行う。

3. 研究の方法

提案手法は QAP に対する頑健な手法として知られる、Taillard による Robust Tabu Search (RoTS) を適用する処理と差分リストの構成処理を同時に行い、解探索を進めていく手法である。差分リストの構成処理とは、近傍解と現在解との差分評価値を計算する処理である。本手法では、差分リストを構成しつつ、これまでに作成された差分リストを用いて探索を行うことができるため、短時間のうちに比較的優良な解を発見することができる。したがって、提案手法は非常に大規模な問題に対して良好な性能を発揮することができる。提案手法の流れを図 1 に示す。ここで、2-opt 近傍解とは、現在解の 2 つの要素を交換して得られる近傍解のことである。図 1 において、2-opt 近傍解の選択と、選択された近傍解を差分リストへ登録する処理が差分リストの構成ステップになり、2-opt 近傍解の選択と遷移および差分リストとタブーリストの更新処理が RoTS の適用ステッ

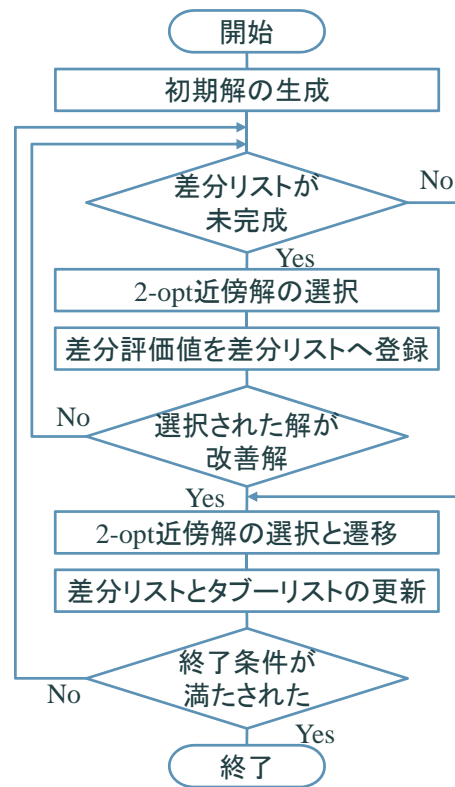


図 1 提案手法の流れ

プになる。この 2 つのステップが終了条件が満たされるまで繰り返される。差分リストが完成した場合は、それ以降差分リストの構成ステップは無視される。提案手法では、差分リストが未完成のまま探索を進めるので、大規模な問題において探索効率を大きく向上させることができる。

4. 研究成果

超大規模な QAP における提案手法の有効性を確認するため実験を行った。実験に用いた問題は、サイズ $n=1000$ から $n=10000$ までの 10 個で、フロー行列、距離行列ともに 0 から 99 までの値をランダムに割り当てることにより生成した、非対称行列を持つ超大規模問題である。比較のための手法は、Taillard による RoTS、即時移動戦略を用いた 2-opt 局所探索法 (2-opt-F) とした。また、本論文での提案手法から RoTS 適用条件を除き、差分リストに差分評価値が登録される度に RoTS を適用するようにした手法も実験に用いた。これを提案手法 (無条件) と表記する。進化計算を用いた手法は大規模な問題において解の収束に莫大な時間を必要とするため、本実験では比較対象としない。実験に使用した計算機は CPU が Intel Xeon X5650 2.67GHz、メモリが 64GB である。プログラムはすべて C++ 言語で記述し、コンパイラは gcc4.4.6 を使い、-O3 オプションを付与して実行ファイルを生成した。

表 1 多手法との比較結果

| n | 実行時間 [h] | 最良評価値 | 評価値の差 | | |
|-------|----------|--------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| | | | 提案手法 | 2-opt-F | RoTS |
| 1000 | 1 | 2376195206 | 0 | 7.68×10^6 | 6.14×10^5 |
| 2000 | 2 | 9577858020 | 3.98×10^4 | 2.42×10^7 | 0 |
| 3000 | 3 | 21657258081 | 0 | 4.84×10^7 | 6.73×10^6 |
| 4000 | 4 | 38593328252 | 0 | 6.54×10^7 | 8.37×10^6 |
| 5000 | 5 | 60438065514 | 0 | 6.81×10^7 | 1.70×10^7 |
| 6000 | 6 | 87132554267 | 0 | 7.50×10^7 | 6.43×10^7 |
| 7000 | 7 | 118734259691 | 0 | 8.57×10^7 | 1.41×10^8 |
| 8000 | 8 | 155253875423 | 0 | 3.03×10^7 | 3.12×10^8 |
| 9000 | 9 | 196707554616 | 4.32×10^7 | 0 | 6.40×10^8 |
| 10000 | 10 | 242888642072 | 1.05×10^8 | 0 | 9.72×10^8 |

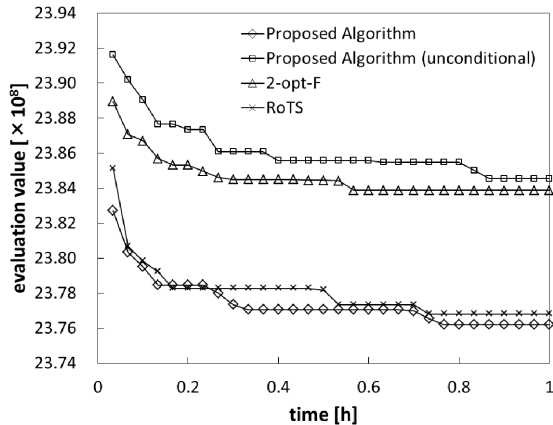


図 2 n=1000 の問題における最良解の推移

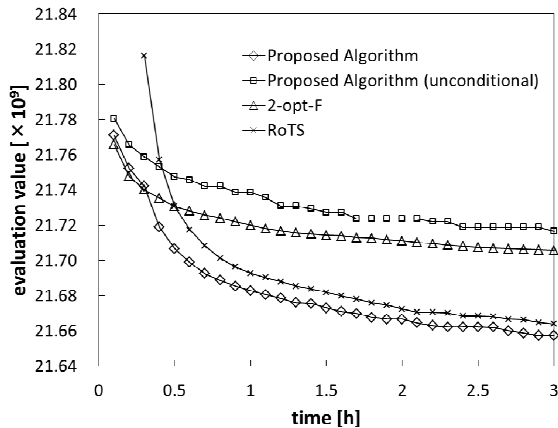


図 3 n=3000 の問題における最良解の推移

提案手法と他の各手法の解の評価値を比較した結果を表 1 に示す。表 1 において、n は問題サイズである。最良評価値とは、すべての手法で得られた解の最良の評価値を示す。また、評価値の差とは、最良評価値から各手法における最良解の評価値を引いた値であり、0 に近いほど良い解が得られていることになる。表 1 より 10 題中 7 題の問題で、提案手法が最も良好な結果、その他の問題でも提案手法は 2 番目に良い結果となっている。

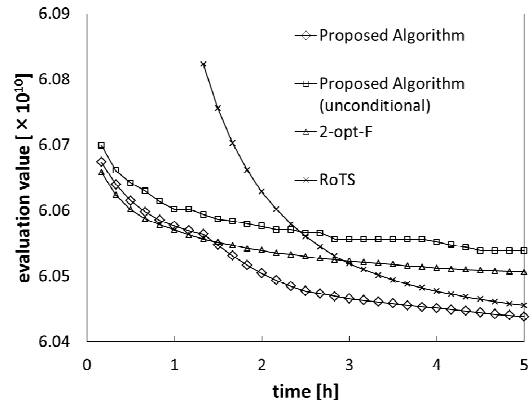


図 4 n=5000 の問題における最良解の推移

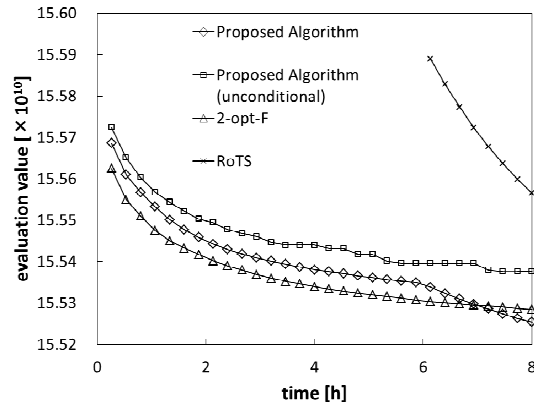


図 5 n=8000 の問題における最良解の推移

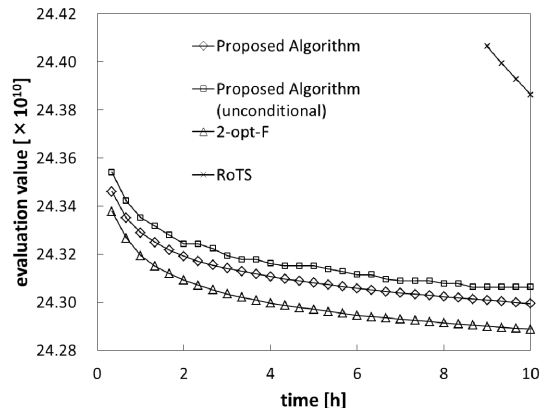


図 6 n=10000 の問題における最良解の推移

次に n=1000, n=3000, n=5000, n=8000, n=10000 の問題における、各手法の処理時間に対する最良解の評価値の推移を調べた結果を図 2 から図 6 に示す。グラフは、横軸に示される時刻までに得られた最良解の評価値を表している。n=1000 の問題では、提案手法と RoTS の挙動にはほとんど差が見られない。これは、この程度の規模の問題では提案手法、RoTS とともに差分リストが完成するまでの時間が短く、提案手法の探索の大部分は単純な RoTS と同じ処理になってしまうため

あると考えられる。n=3000, n=5000, n=8000では、探索の途中の時点で提案手法と2-opt-Fの評価値が逆転し、最終的に提案手法の方が良い評価値となることが確認できるが、n=10000では常に2-opt-Fの方が良い評価値を示している。図4において、探索開始からおよそ1.4時間が経過するまで提案手法と2-opt-Fはほぼ同じ挙動をしているが、それ以降は提案手法が急速に解を改善し、最終的に2-opt-Fよりも良い結果が得られている。2-opt-Fはランダムに選択された2-opt近傍解が改善解ならば即座に遷移する。一方、提案手法は選択された近傍解が改善解のとき、どの2-opt近傍解に遷移するかをRoTSの処理に任せている。RoTSの処理では、2-opt近傍解のうち最も良い解の評価値がそれまでの最良解の評価値を更新する場合、強制的に遷移を行う。このため、差分リストが完成するまではRoTSによって改悪解に遷移することがなく、最良解を更新する頻度は2-opt-Fとほぼ同じになる。そして、1.4時間が経過した時点で差分リストが完成したため、以降の動作は単純なRoTSと同じになり、急速に解の改善が進んでいると考えられる。提案手法において、このような、途中段階から急速に解の改善が進む挙動は他のn=3000からn=8000の問題でも顕著である。各問題サイズにおける提案手法の差分リストが完成するまでの時間を調べたところ、急速な改善が始まる時点はみな差分リストが完成した時刻であることがわかった。n=10000の問題では、探索時間中に差分リストが完成しなかったため、急速に解が改善する挙動は起こらなかったと考えられる。したがって、n=10000の問題でも、さらに時間をかけて探索を行えば、差分リストが完成してRoTSと同等の探索を行うことができるため、提案手法が2-opt-Fよりも良い結果を得ることができると考えられる。

以上の結果より、超大規模な問題に対する提案手法の有効性を確認することができた。今後の課題としては、更に効率的な探索を行うために、RoTSを適用する条件を調査することや、提案手法を他の超大規模配置決定問題へ適用することなどが挙げられる。

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計4件)

- ① Hatsumi Nakaura, Fubito Toyama, Hiroshi Mori, Kenji Shoji, Juichi Miyamichi, "A metaheuristic for huge scale quadratic assignment problems", Proceedings of The Eighteenth International Symposium on Artificial Life and Robotics (AROB 18th

'13), 査読有, pp.604-607, Jan. 2013.

- ② Fubito Toyama, Kenji Shoji, Hiroshi Mori and Juichi Miyamichi, "An Iterated Greedy Algorithm for the Binary Quadratic Programming Problem", Proceedings of The 6th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems, and The 13th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (SCIS-ISIS 2012), 査読有, pp.2183-2188, Nov. 2012.
- ③ 川島竜也, 外山史, 東海林健二, 宮道壽一, "反復貪欲法を用いた双方向マンハッタンストリートネットワークのノード配置," 電子情報通信学会論文誌 D, 査読有, vol.J93-D, pp.2565-2578, 2010.
- ④ 村上剛基, 外山史, 東海林健二, 宮道壽一, "バイナリー2次計画問題に対する反復貪欲法," 電気学会論文誌C, 査読有, vol.130, pp.1089-1090, 2010.

[学会発表] (計4件)

- ① 中浦初実, 外山史, 森博志, 東海林健二, 宮道壽一, "超大規模な2次割当問題に対するメタヒューリスティクス," 進化計算シンポジウム2012, 2012年12月15日, ホテルマロウド軽井沢(軽井沢).
- ② 中浦初実, 外山史, 森博志, 東海林健二, 宮道壽一, "超大規模な2次割当問題に対するメタ戦略アルゴリズムの検討," 第2回進化計算学会研究会, 2012年3月10日, 大阪大学豊中キャンパス(大阪)
- ③ 長谷部晶久, 外山史, 東海林健二, 宮道壽一, "2次割当問題に対する反復貪欲法の検討," 進化計算シンポジウム2011, 2011年12月18日, モンタナリゾート岩沼(岩沼市).
- ④ 長谷部晶久, 外山史, 東海林健二, 宮道壽一, "2次割当問題に対する遺伝的反復貪欲法," FIT2011 第10回情報科学技術フォーラム, 2011年9月9日, 函館大学(函館).

6. 研究組織

(1) 研究代表者

外山 史 (TOYAMA FUBITO)

宇都宮大学・大学院工学研究科・准教授

研究者番号：60323317