

平成22年 5月28日現在

研究種目：若手研究 (B)

研究期間：2007～2009

課題番号：19700213

研究課題名 (和文) メタ戦略による配置決定とその応用に関する研究

研究課題名 (英文) A Study on Metaheuristics for Optimal 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・助教

研究者番号：60323317

研究成果の概要 (和文) : 本研究では, 配置決定問題におけ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. 提案手法は, 従来用いられているメタ戦略と比べて非常にシンプルなアルゴリズムであり, 前もって設定すべきパラメータが少ないにもかかわらず, 非常に効率よく解を探索できるという特徴を持っていることを示した. さらに, 配置決定問題のみではなく, 他の大規模な組合せ最適化問題に対しても有効に働くことを示した.

研究成果の概要 (英文) : In this study, we proposed a new metaheuristics for optimal placement problems. We showed that the proposed method is both very simple to implement and highly effective when compared to previous metaheuristics. Furthermore, our method could be applied not only to optimal placement problems, but also to other combinatorial optimization problems.

交付決定額

(金額単位：円)

	直接経費	間接経費	合計
2007年度	1,200,000	0	1,200,000
2008年度	800,000	240,000	1,040,000
2009年度	700,000	210,000	910,000
年度			
年度			
総計	2,700,000	450,000	3,150,000

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 局所探索法 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, タブー探索法やアニーリング法(SA)などが用いられているが, 最近では遺伝的アルゴリズム(GA)や Ant Colony Optimization (ACO)などのメタ戦略も用いられておりその

有効性が確認されている。

## 2. 研究の目的

本研究では、1.で述べた背景の下、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。近年、様々な最適化問題に用いられているメタ戦略は、GA や ACO など代表されるように、多くの事前パラメータを設定する必要があり、ユーザはこれらのパラメータを、試行錯誤と職人的な勘によって見出さなくてはならないという大きな問題点がある。本研究では、従来のメタ戦略と比べて、解の探索性能を向上させるだけでなく、事前に設定するパラメータをできるだけ少なくし、実装が容易なシンプルなアルゴリズムを構築することを目指す。また、提案したアルゴリズムを、配置決定問題以外の組合せ最適化問題へ適用することについての検討を行う。

## 3. 研究の方法

(1) 本研究では、実用的な配置決定問題として、波長分割多重 (WDM) 技術におけるネットワーク配置の最適化問題に対する新しいメタ戦略アルゴリズムの開発を行った。ここで、WDM 技術とは、1本の光ファイバ上に波長の異なる複数の光信号を並列的に伝送することで、光ファイバを増設することなく高速かつ大容量の通信を実現する技術である。この WDM のネットワークにおいて、各ノード間のトラフィック量が与えられたとき、ネットワークの伝送効率が最良となるノード配置を求めるアルゴリズムが必要となる。本研究では、双方向マンハッタンストリートネットワークを対象としたノード配置問題に優れた局所探索能力を持つ k-swap 局所探索法を組み入れた反復貪欲法を提案した。提案手法はパラメータ設定の少ないシンプルなアルゴリズムとなっている。実験では従来手法との比較を行い、提案手法の有効性についての検討を行った。また、パラメータの値による解の探索能力の違いについても調べた。

(2) (1)で開発したアルゴリズムを、他の組合せ最適化問題であるバイナリー2次計画問題(BQP)へ適用することについての検討を行った。BQPはNP困難であり、マシンスケジューリング問題やCAD問題など数多くの応用がある問題として知られており、従来から多くの研究がなされている。最適配置決定問題とは異なり、01のバイナリー列を求める問題となるため、(1)で提案した手法をバイナリー列を求める問題に対しても適用できるように拡張した。(1)の実験により、提案手法は大規模な問題に対して有効に働くことが示されたので、大規模なBQPの問題を

対象として実験を行った。

## 4. 研究成果

(1) ネットワーク配置最適化問題に対する提案手法の性能を調べるための実験を行った。実験では、提案手法の有効性を示すために、従来手法の中で最も良い性能を持つ手法との比較を行った。また、本問題に対する問題例がデータベース上で公開されているため、実験ではこれら問題例を用いた。このデータベースには、ネットワーク配置を行うノード数  $N$  が、 $N=16, 64, 256, 1024$  のそれぞれに対し 20 題用意されている。このノード数  $N$  が大きくなるほど、配置するノードの組合せが爆発的に増加するため難しい問題となる。各ノード数に対して、200 回実行の処理時間に対する最良解の平均値の推移を提案手法と従来手法について調べた結果を図 1, 図 2, 図 3 に示す。ここで、縦軸の  $Q$ (solution quality) は解の精度を表しており、この値が大きいほど良い解を得ていることになり、1 ならば最適解を探索したことを示している。図 1, 図 2, 図 3 はそれぞれ  $N=64, 256, 1024$  のノード数における時間とその時間までに得られた最良解の精度  $Q$  の平均値の推移を表している。 $N=16$  の問題はどちらの手法も非常に短い時間 (0.01 秒未満) で最適解が求まるため  $N=16$  の結果は除いている。 $N=16, 64, 256, 1024$  の問題に対するそれぞれの実行時間は 5 秒, 30 秒, 180 秒とした。使用した計算機のスペックは、CPU : Intel Xeon 3.06GHz, メモリ : 2GB, コンパイラ : gcc2.95(-O3 オプション) である。

図 1, 図 2, 図 3 の結果より、すべてのノード数の問題において、提案手法の方が常に高い評価値を得ていることがわかる。また、ノード数が大きくなると両手法の評価値の差は大きくなっており、提案手法が有効に働いていることがわかる。

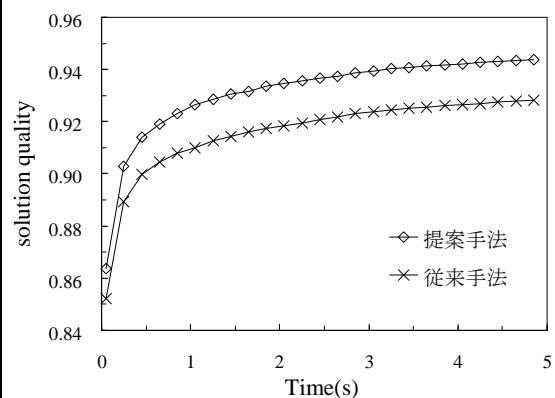


図 1  $N = 64$  の問題例における最良解の精度  $Q$  の推移

次に、提案手法に必要なパラメータは1つだけであるという特徴があるが、このパラメータ  $d$  によって、どのような性能差が見られるかの検証を行った。パラメータ  $d$  を変化させたときの各ノード数における解の精度  $Q$  を比較した結果を図4に示す。  $N=64, 256, 1024$  のノード数における実行時間は5秒、30秒、180秒とし、200回試行を行った平均値を計測した。

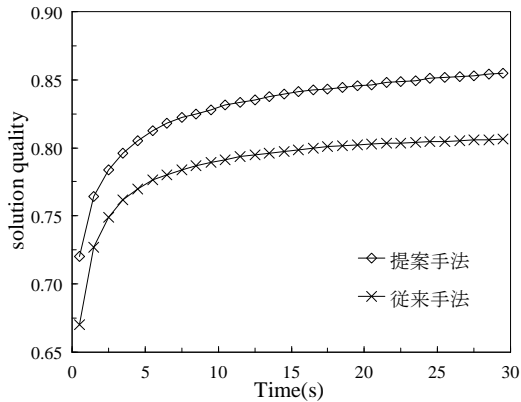


図2  $N = 256$  の問題例における最良解の精度  $Q$  の推移

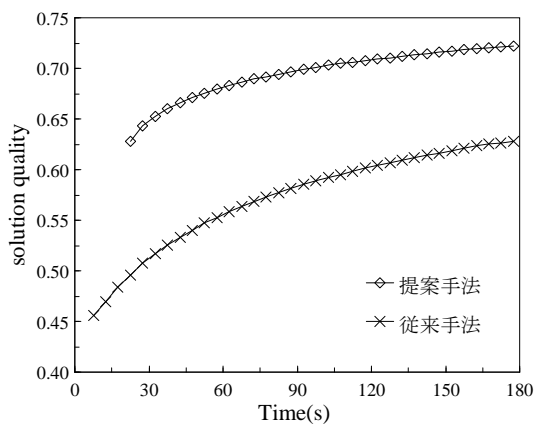


図3  $N = 1024$  の問題例における最良解の精度  $Q$  の推移

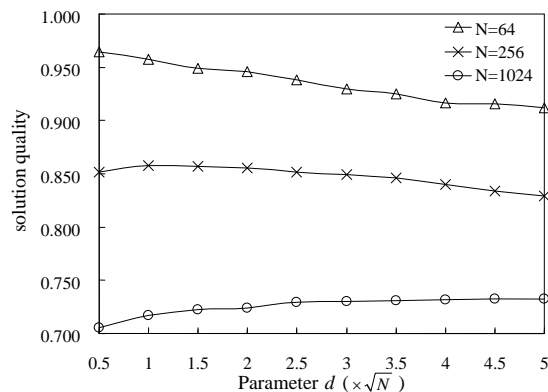


図4 パラメータ  $d$  を変えて実行した結果

図4より、パラメータ値によって、若干の性能差は出ているが、極端に提案手法の性能が落ちてしまうことはないことが確認できる。また、図1から図3の従来手法の  $Q$  の値と図4の結果を比べても、ほとんどの場合、パラメータ値を変えても提案手法の方が良い結果が得られていることから、パラメータ値が多少違っていても提案手法が有効に働くことがわかる。以上の結果より、提案手法がノード配置問題に対して有効な手法であることが確認できた。

(2) バイナリー2次計画問題(BQP)に対する提案手法の性能を調べるために実験を行った。本研究では、従来用いられているデータベースの問題例にはない大規模なBQPの問題を対象としているため、公開されているデータベースを参考に、10,000変数( $n=10000$ )および30,000変数( $n=30000$ )の問題を各10題作成して実験を行った。ここで10,000変数の問題は10,000ビットの01配列の中から最適値を探索する問題となる。実験では、提案手法と従来手法の中で優れた性能をもつ2つの手法(MA, ITS)との比較を行った。実験はすべての手法を同じ計算機上(CPU: Intel Xeon 5160 3.0GHz, メモリ: 32GB)で実行し、終了条件は10,000変数の問題に対しては処理時間が30秒に達したとき、30,000変数の問題に対しては処理時間が360秒に達したときとした。また、各問題に対しての各手法の試行回数は30回とした。各問題サイズ10例の問題( $m10000-1-10$ )に対して、提案手法, MA, ITSの各手法を適用した結果得られた、平均評価値を表1, 表2に示す。ここで、表1, 表2には、問題例名と提案手法, MA, ITSで得られたすべての解の中での「最良の評価値」と、この「最良の評価値」から各手法で得られた結果の平均評価値を引いた値を「評価値の差」として示している。また、表1, 表2の最下行にはすべての問題における結果の平均値が示されている。なお、表内の太数値は各問題における最も良い結果を示している。BQPでは評価値の値が大きいほど良い解を見つけたことになる。したがって、最良の評価値から各手法で得られた平均評価値の差が小さいほど良い結果が得られたことになる。

表1, 表2より提案手法が他の手法よりも良い解を探索することができていることがわかる。特に、問題サイズが大きい30,000変数の結果は10,000変数の結果と比べて提案手法と他手法の評価値の差がさらに大きくなっていることから、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。

表 1 10,000 変数の問題に対する提案手法と他の手法の平均の評価値

問題名	最良の評価値	評価値の差		
		提案手法	MA	ITS
m10000-1	10873323	<b>5585.5</b>	21096.7	7240.2
m10000-2	11129201	<b>4816.3</b>	16767.0	7564.8
m10000-3	11229464	<b>4171.5</b>	16858.1	7040.5
m10000-4	11121532	6051.4	17312.7	<b>5530.6</b>
m10000-5	11024184	<b>7946.1</b>	20103.4	8747.1
m10000-6	11023894	<b>4821.1</b>	18805.7	5595.9
m10000-7	10933260	<b>5016.7</b>	17208.7	6625.7
m10000-8	11014736	<b>5082.1</b>	19626.2	5949.0
m10000-9	10833607	<b>4089.6</b>	15130.1	4563.7
m10000-10	10919142	<b>4994.4</b>	17262.5	6536.5
平均値		<b>5257.4</b>	18017.1	6539.4

表 2 30,000 変数の問題に対する提案手法と他の手法の平均の評価値

問題名	最良の評価値	評価値の差		
		提案手法	MA	ITS
m30000-1	57016767	<b>18080.9</b>	94436.4	44429.2
m30000-2	57034209	<b>25691.9</b>	102705.7	41852.0
m30000-3	57299098	<b>16700.8</b>	85708.0	36985.3
m30000-4	56513632	<b>18525.2</b>	90085.7	40362.2
m30000-5	57547884	<b>24682.9</b>	100503.6	43144.8
m30000-6	56350551	<b>15276.2</b>	87976.6	38217.9
m30000-7	56625950	<b>13971.5</b>	75694.1	25144.2
m30000-8	56555769	<b>16690.5</b>	116287.2	50297.4
m30000-9	57289000	<b>14236.1</b>	87062.4	32318.2
m30000-10	565641531	<b>13861.3</b>	103157.1	36318.1
平均値		<b>17771.7</b>	94361.7	38906.9

以上、(1)、(2)の実験により、配置決定問題に対する新しいメタ戦略アルゴリズムが有効に働き、さらに他の組合せ最適化問題に対しても提案手法を適用することができ、他手法よりも有効に働くことがわかった。また、組合せの数が爆発的に増える大規模な問題になるほど、提案手法が有効に働くこともわかった。

今後は、他の配置決定問題や組合せ最適化問題へ提案手法を適用し、その有効性を確認することや、超大規模な問題に対する提案手法の性能を詳細に調べるなどが挙げられる。

## 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 浅田宏樹, 外山史, 東海林健二, 宮道壽一, “最大多様性問題に対する適応的交叉確率を用いた遺伝的局所探索法,” 電気学会論文誌 C, 査読有, vol.130, no.3,

pp.519-520, Mar. 2010.

- ② Takenori Murakami, Fubito Toyama, Kenji Shoji, and Juichi Miyamichi, “Assembly of Puzzles by Connecting between Blocks”, 19th International Conference on Pattern Recognition (ICPR2008), 査読有, 4 pages, Dec. 2008.
- ③ Fubito Toyama, Kenji Shoji, and Juichi Miyamichi, “An Iterated Greedy Algorithm for the Node Placement Problem in Bidirectional Manhattan Street Networks”, Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO-2008), 査読有, pp.579-584, July. 2008.
- ④ Ako Taguchi, Haruka Sasaki, Kenji Shoji, Fubito Toyama, and Juichi Miyamichi, “Optimization of signal control parameters in grid street networks”, The Thirteenth International Symposium on Artificial Life and Robotics, 査読有, pp. 435-438, Jan. 2008.

[学会発表] (計4件)

- ① 村上剛基, 外山史, 東海林健二, 宮道壽一, “大規模なバイナリー2次計画問題に対する反復貪欲法,” 第3回進化計算フロンティア研究会, 2010年3月6日, 岡山大学(岡山市).
- ② 浅田宏樹, 外山史, 東海林健二, 宮道壽一, “最大多様性問題に対する個体間距離に基づく適応的交叉確率を用いた遺伝的局所探索法,” FIT2009 第8回情報科学技術フォーラム, 2009年9月3日, 東北工業大学(仙台市).
- 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,” 2009年電子情報通信学会総合大会, 2009年3月19日, 松山.
- ④ 村上剛基, 外山史, 東海林健二, 宮道壽一, “ブロック間接合による方形ピースジグソーパズルの組み立て,” 第11回画像の認識・理解シンポジウム(MIRU2008), 2008年7月30日, 軽井沢.

## 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・助教

研究者番号：60323317