

メタ戦略のロバスト性について

01704164 京都大学 *柳浦 睦憲 YAGIURA Mutsunori
01001374 京都大学 茨木 俊秀 IBARAKI Toshihide

1 はじめに

メタ戦略の一つの魅力は、問題に対するとりわけ深い洞察がなくても、アルゴリズムを簡単に作ることができ、しかも、ある程度良い結果が期待できる点にあるといえる。これを確かめるため、「できるだけ単純な枠組みに従い、アルゴリズム内部のオペレータには複雑なものをを用いない」ことに留意しつつ、様々なタイプのメタ戦略について計算実験を行った結果について簡単に報告する(詳細は[4])。具体的な対象としては、1機械スケジューリング問題(single machine scheduling problem, SMP)を用いた。SMPは、与えられた n 個の仕事のコスト最小の順列を求める問題で、NP困難であることが知られている。

2 様々なメタ戦略

組合せ最適化問題に対する近似解法の基本戦略として、

- 欲張り法 (greedy method),
- 局所探索法 (local search, LS),

などがある。LSは、適当な候補解 x に対し、 x に少しの変形を加えることによって得られる解集合 $N(x)$ (近傍と呼ばれる)内に、 x よりも良い解 x' があれば、 $x := x'$ と移動する操作を、近傍内に改善解が存在しなくなるまで反復する方法である。 $N(x)$ 内に改善解がない x を局所最適解と呼ぶ。一般に、LSを1度だけ用いることによって得られた解には、高い精度はあまり期待できない。これは、組合せ最適化問題においては、解空間中に局所最適解が多数存在する傾向にあることが原因と考えられる。これを克服するため、

1. 複数個の初期解を試してみる、
2. 近傍を広くとるなど、近傍を工夫する、
3. 改悪解への移動も許し、移動のルールを工夫する、

などの方法が考えられる。これらの要素を取り込んだアルゴリズムの枠組をメタ戦略(meta-heuristics)と呼んでいる。代表的なメタ戦略として、

- 多スタート局所探索法 (multi-start local search, MLS),
- 遺伝アルゴリズム (genetic algorithm, GA),
- アニーリング法 (simulated annealing, SA),
- タブー探索法 (tabu search, TS),

などがある。以下、それぞれを簡単に説明する。詳しい解説としては、[1, 2]などがある。

MLSは、複数個の初期解に対してLSを適用し、得られた最良の解を出力する方法である。初期解は、ランダムに生成する、欲張り法を利用する、などの方法が考えられるが、これらを組合せた方法 (greedy randomized adaptive search procedure, GRASP と呼ばれる) も提案されており、一定の成果を収めている。

GAは、生物の進化にアイデアを得た方法で、複数の解を同時に保持し、それらを集団として改善していくところに特徴を持つ。現在保持している解集合 P に対し、交叉(crossover)および突然変異(mutation)の操作を加えることにより生成され得る解集合 $N(P)$ ($P \subset N(P)$ とする)より、

淘汰(selection)の規則に従って解集合 $P' \subset N(P)$ を選択し、 $P := P'$ とする操作を反復するものである。交叉は、2つまたはそれ以上の解を組み合わせることにより新たな解を生成する操作、突然変異は、1つの解に少しの変形を加えることで新たな解を生成する操作である。GAの変形として、LSを組合せた方法 (genetic local search と呼ばれる。以下 GLS と記す) も提案されている。

SAは、LSの移動ルールに工夫を加えた方法の一つで、 $N(x)$ 内の各解に、解の良さに応じた遷移確率(良い解ほど移行し易い)を設定し、それによって次の解を選ぶ。改悪解であっても遷移する確率を与えることにより、局所最適解からの脱出を図るものである。遷移確率は、物理現象の焼きなまし (annealing) にアイデアを借りて、温度というパラメータにより調整される。

TSは、SAと同様、LSの移動ルールに工夫を加えたものであり、 $N(x) \setminus (\{x\} \cup T)$ 中の最良の解を次の解として選ぶ。 T は、解の循環を避けるために用意される、タブーリスト (tabu list) と呼ばれる解集合であり、最近探索した解などを含む。こうして、常に T 以外の解に移行するため、 x が $N(x)$ 中の最良解(局所最適解)であっても、他の解への移動が強制され、また、短い周期のサイクリングを防ぐことが出来る。TSでは、さらに、特定の変数を変更した頻度や、探索してきた解の特徴を長期間に渡り記憶しておくこと(長期メモリと呼ばれる)により、未探索の領域へ探索を方向づけようとする手法が組合わせて用いられることが多い。

3 計算実験

単純な枠組みの下で、MLS, GRASP, GA, GLS, TSを構成し、比較実験を行った結果を報告する。実験結果は、プログラムのテクニックなどにできるだけ依存しないデータとして、コストの評価回数に対する解の精度によって評価する。問題例の生成法は[4]に従う。

MLSの枠組みの中でも、初期解の生成方法、近傍の定義、移動ルールについて、様々な工夫を加えることが可能である。ここでは、初期解はすべてランダムに生成し、近傍は、 $N_{ins}(x) = \{x \text{ の } 1 \text{ つの仕事} \text{ を他の位置に挿入することにより得られる解}\}$ と $N_{swap}(x) = \{x \text{ の } 2 \text{ つの仕事の位置を交換することにより得られる解}\}$ の2通りを調べ、移動ルールは、近傍内をランダムな順序で調べ、最初に見つかった改善解に移動する方法 (FIRST) と、近傍内の最良解に移動する方法 (BEST) の2通りを調べた。その結果、(1) 近傍に N_{swap} を用いた方が得られる解の精度はやや高い、(2) 1つの局所最適解に到達するまでの時間が圧倒的に短いため、FIRSTの方がBESTよりも性能が高い、ことが観測された。よって、以下の実験でLSを用いる場合、近傍は両方とも調べるが、移動ルールはFIRSTを採用する。

GRASPでは、初期解の生成法において様々な工夫が可能である。ここでは、[4]で用いた12通りの欲張り法を調べた。その結果、(1) GRASPの性能は初期解生成法に大きく依存

し、MLS より良くなる場合と悪くなる場合がある、(2) 精度の高い解を生成する傾向にある欲張り法が GRASP の性能を上げるとは限らない、ことが観測された。

GA の基本操作である、交叉、突然変異、淘汰には、様々な組合せが可能である。SMP のような順序づけ問題に対しては、生成される解が順列となるよう工夫が必要となるため、非常に多くの交叉法が提案されている。ここでは、代表例として、[3] で調べた交叉法の中の基本的なもの 10 個を選び、調べた。突然変異は、解 x に対し、 $N_{ins}(x)$ または $N_{swap}(x)$ 中から (他のメタ戦略と比べる場合、LS の近傍にそろえる) 解をランダムに 1 つ選ぶ操作とし、淘汰は、交叉と突然変異により生成された解と P を併せたものの良い方から $|P|$ 個の解を選ぶ方法をとる。GLS では、交叉、突然変異、淘汰は、GA と同様とした。その結果、(1) GA は MLS と同等 (あるいはそれ以下) の性能である、(2) GLS は MLS よりも高い精度の解を得る傾向にあり、その性能は交叉法にあまり左右されない、ことが観測された。

TS では、タブーリストと長期メモリの構成方法において様々な工夫が可能である。ここでは、タブーリスト T には、 $T_j = \{ \text{直前の } k \text{ ステップにおいて移動した仕事を再度移動することにより得られる解} \}$ と $T_p = \{ \text{直前の } k \text{ ステップにおいて移動した仕事を 1 つでも元の位置に戻す解} \}$ の 2 通り (k は tabu tenure と呼ばれるパラメータ)、長期メモリには、ある仕事特定の位置から移動した回数 (MOVE) と、ある仕事特定の位置に留まっている期間 (PERIOD) の 2 通りを調べた。その結果、(1) T_p の方が T_j に比べ、パラメータ k に対してロバストである、(2) TS の性能は近傍とタブーリストの組合せにより大幅に異なり、 N_{swap} と T_p と PERIOD の組合せにおいては高い性能が得られたが、それ以外では、MLS とほぼ同等 (あるいはそれ以下) の性能に留まっている、ことが観測された。

図 1 と 2 に、各メタ戦略による、コストの評価回数に対する解の精度の変化を示す。解の精度は、実験中に求まった最良解からの誤差 (%) の 10 問に対する平均値で計る。図 1 は近傍に N_{ins} を、図 2 は N_{swap} を用いた場合で、ともに $n = 100$ に対する結果である。いずれのメタ戦略も、内部のオペレータやパラメータには、実験中に最も良い成果が得られた組合せを用いている。図より、GA は N_{swap} を用いた場合において他のメタ戦略よりもやや精度が低いこと、GRASP、GLS、TS 共に MLS よりも精度の高い解が得られていることが分かるが、GLS が内部のオペレータやパラメータの組合せによらずほぼ同様の効果が得られるのに対し、GRASP と TS は、それらの組合せによっては MLS よりも性能が劣る場合もある。したがって、ロバスト性の観点からは、GLS が最も推奨できるといえる。また、近傍に N_{ins} を用いた方法よりも、 N_{swap} を用いた MLS の方が性能が高いことが観測できるが、これは、メタ戦略における近傍の定義の重要性を示している。

4 まとめ

メタ戦略は、非常に柔軟性に富む枠組みであるため、内部に様々な工夫を施すことが可能であり、そのような工夫により、強力なアルゴリズムを構成できる可能性を秘めている。例えば、行商人問題に対する Lin と Kernighan の方法は、問

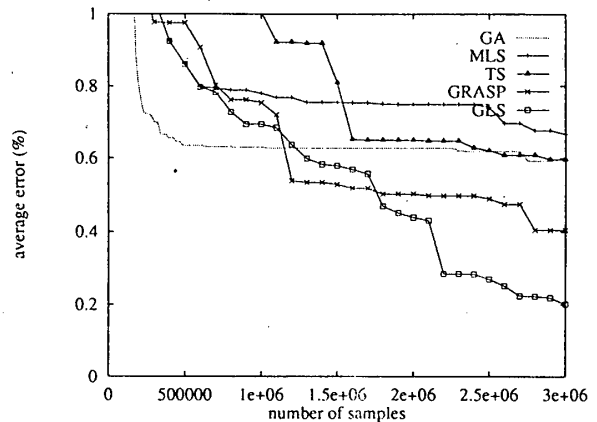


図 1: 最良解の平均誤差 (%) (N_{ins} の場合)。

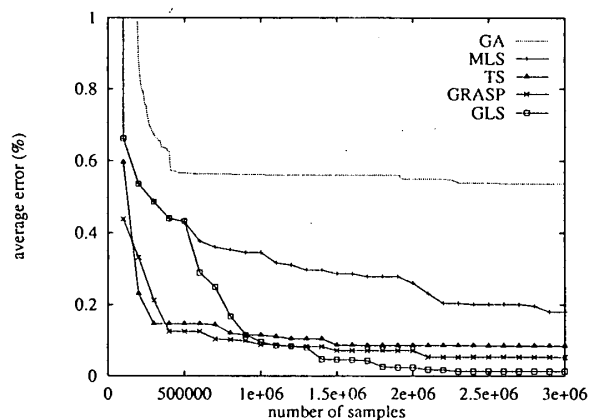


図 2: 最良解の平均誤差 (%) (N_{swap} の場合)。

題の構造をうまく利用した、精巧な近傍を用いることにより成功した一例である。一方、適当に作った単純なオペレータを用いたものでも、かなりの性能が期待できるというロバスト性も、もう一つの大きな魅力であると思われる。その際、

- 1) まず MLS を試み、その際近傍は十分工夫する、
- 2) さらに高い精度が要求される場合には、GLS を試みる、のが良いと思われる。現在、SA についても、同様の枠組で計算実験を行っている。

参考文献

- [1] 茨木俊秀, “組合せ最適化とスケジューリング問題: 新解法とその動向,” 計測と制御, Vol. 34, No. 5 (1995).
- [2] 久保幹雄, “メタヒューリスティクス,” 離散構造とアルゴリズム IV (室田一雄編), 近代科学社 (1995).
- [3] 柳浦睦憲, 茨木俊秀, “順序問題における遺伝的交叉法に対する一考察,” 電学論 C, Vol. 114, No. 6 (1994) 713-720.
- [4] M. Yagiura and T. Ibaraki, “Genetic and Local Search Algorithms as Robust and Simple Optimization Tools,” *Proc. Meta-Heuristics Int. Conf.* (1995) 129-135.