A-012

Don't Look Bit による変形可変深度探索法の高速化
Speedup of Variant Variable Depth Search by Don't Look Bit

岡野 傑士　片山 謙吾　金原 一歩　西原 典孝
Takeshi Okano　Kengo Katayama　Kazuho Kanahara　Noritaka Nishihara

1　まえがき

組合せ最適化問題に対する反復局所探索法や memetic アルゴリズムなどのメタ戦略アルゴリズムでは，局所探索法を繰り返し適用することで良好な解の探索を行う [4]．一般的にそのようなメタ戦略では，局所探索法が占める処理時間の割合は多いため，局所探索法の処理時間を減少させることでメタ戦略の効率の向上が見込まれる．代表的な組合せ最適化問題である 2 次割当問題 (Quadratic Assignment Problem, QAP) に対する 2-opt 局所探索法 (2-opt Local Search, 2LS) の高速化のアイデアとして，Don't Look Bit (DLB) [2] が知られている．DLB は改善の見込みが薄い近傍の探索を行わないことで高速化する技法である．また，2LS より巧妙に大きな近傍を探索する可変深度探索法 (variable depth search, VDS) が知られている [3] .

本論文では，QAP に対する VDS の変形アルゴリズム (変形 k-opt 局所探索法, vKLS) を示し，vKLS に DLB を導入した vKLS-DLB を提案する．また，vKLS や 2LS，2LS-DLB との比較実験によりその有効性を示す．

2　2 次割当問題

2 次割当問題 (Quadratic Assignment Problem, QAP) の目的は，n 個の要素とこれらの要素を配置する n 個の配置場所が与えられたとき，以下の目的関数 (1) を最小化する要素配置 π を求めることである．

$$C(\pi) = \sum_{s=1}^{n}\sum_{t=1}^{n} w_{st} f_{\pi(s)\pi(t)} \tag{1}$$

式 (1) 中の s と $t(1 \le s,t \le n)$ は配置場所，$\pi(s)$ と $\pi(t)$ は配置場所 s と t にそれぞれ配置される各要素，w_{st} は配置場所 s,t 間のコスト，$f_{\pi(s)\pi(t)}$ は要素 $\pi(s),\pi(t)$ 間のコストを表している．

3　Don't Look Bit

Don't Look Bit(DLB) は，巡回セールスマン問題に対する 2-opt 局所探索法 (2-opt Local Search, 2LS) を高速化するために考案された技法 [1] であり，Merz らによって QAP へ適用され，解の精度をさほど落とすことなく，高速化が可能であることが示されている [2].

まず，即時移動戦略に基づく 2LS(First Improvement 2LS, FI2LS) について説明する．FI2LS は初めに見つかった改善解への移動を繰り返し，局所解を探索する．図 1 に QAP に対する FI2LS の疑似コードを示す．解の改善量 g，基準として選択可能な解の配置場所の集合 P_{out} 及び解の配置場所の集合 P_{in} を初期化する (Line 2, 4)．まず，P_{out} からランダムに選ばれた配置場所 i を基準として選択し (Line 5)，P_{out}, P_{in} から選んだ配置場所 i を取り除く (Line 6)．これにより，P_{in} は基準 i の対として選択できる配置場所の集合となる．次に基準とした配置場所 i とランダムな配置場所 j の交換操作により現在解 π より改善するか確認する (Line 8〜10)．改善される場合，要素値 $\pi(i),\pi(j)$ の交換を行い (Line 11)，その交換により得られる改善量を保持する (Line 12)．この処理を P_{in} が空集合になる (ほかの配置場所全てに伴う近傍探索を行う) まで繰り返す (Line 7〜14)．同様に上述の一連の処理を P_{out} が空集合になる繰り返す (Line 3〜15)．以上の処理を改善解がなくなるまで近傍を探索する (Line 2〜18) ことで局所解に達する．

```
    procedure First Improvement 2-opt Local Search (π)
 begin
 1    repeat
 2      g := 0, P_out := {0, 1, ..., n − 1};
 3      repeat
 4        P_in := {0, 1, ..., n − 1}
 5        select i ∈ P_out randomly;
 6        P_out := P_out\{i}, P_in := P_in\{i};
 7        repeat
 8          select j ∈ P_in randomly, P_in := P_in\{j};
 9          δ_{i,j} := SwapGain(i, j, π);
10          if δ_{i,j} > 0 then
11            π := SwapMove(i, j, π);
12            g := g + δ_{i,j};
13          endif
14        until P_in = ∅;
15      until P_out = ∅;
16    until g <= 0;
17    return π;
  end;
```

図 1　QAP に対する即時移動戦略に基づく 2-opt 局所探索法の疑似コード

FI2LS-DLB ではまず，配置場所 i が基準として選択可能かを示す配列 dlb を $false$ で初期化する．P_{out} からランダムに選ばれた配置場所 i の dlb が $true$ であった (i を基準として選択できない) 場合，Line 7〜14 の処理を行わない (改善の見込みが薄い近傍を探索しない)．また，配置場所 i の近傍に改善解が存在しない場合，その配置場所 i の dlb を $true$ に変更し，以降基準となる配置場所 i として選択しない．これは，その要素値 $\pi(i)$ がその配置場所 i に存在する限り，改善の可能性が低いためである．もし，解の改善がなされ，要素値 $\pi(i),\pi(j)$ の交換が行われた (Line 11) 場合，その基準となる配置場所 i と対となる配置場所 j の dlb を $false$ にすることで，基準として選択できるようになり，改善の可能性が見込まれる近傍の探索を行うようになる．

4　変形 k-opt 局所探索法

可変深度探索法 (VDS) では，任意に選択した要素値 $\pi(i)$ と要素値 $\pi(j)$ を互いに交換する 2-opt 近傍操作を連鎖的に適用する [3]．この過程で得られた解集合を改めて大きな近傍 (k-opt 近傍) として捉える．このアルゴリズムを我々は標準 k-opt 局所探索法 (standard k-opt Local Search, sKLS) と呼ぶ．

我々は sKLS に即時移動戦略の考えを取り入れたアルゴリズムである変形 k-opt 局所探索法 (variant k-opt Local Search, vKLS) について検討している．図 2 に QAP に対する vKLS の疑似コードを示す．まず，配置場所 i を Line 4 で P_{out} からランダムに選び，選ばれた配置場所 i を P_{in} 及び P_{out} からそれぞれ削除する (Line 5)．これは内ループでの 2-opt 近傍操作において，同じ解が生成されるサイクリング [4] の現象を抑制する役割を持つ．また，vKLS では要素値 $\pi(i)$ を基準として探索を行う

```
procedure vKLS (π) — First-Best Improvement k-opt Local Search
begin
1    P_out := {0, 1, ..., n − 1};
2    repeat
3      π_prev := π, g := 0, g_best := 0, P_in := {0, 1, ..., n − 1};
4      select i ∈ P_out randomly;
5      P_out := P_out\{i}, P_in := P_in\{i}, i_b := i;
6      repeat
7        find a node j with max_{j∈P_in} δ_{i_b,j} := SwapGain(i_b, j, π);
8        π := SwapMove(i_b, j, π), g := g + δ_{i_b,j}, P_in := P_in\{j}, i_b := j;
9        if g > g_best then π_best := π, g_best := g;
10     until P_in = ∅;
11     if g_best > 0 then P_out := {0, 1, ..., n − 1}, π := π_best
12     else π := π_prev;
13   until P_out = ∅;
14   return π;
end;
```

図 2　QAP に対する変形 k-opt 局所探索法の疑似コード

ため，要素値 $\pi(i)$ の配置場所を i_b として保持する (line 5)．$\pi(i_b)$ を基準として，現在解 π に対して，2-opt 近傍操作によって得られる近傍解のゲイン値が最大となる，$\pi(i_b)$ と対となる要素値 $\pi(j)$ の配置場所 j を集合 P_{in} から選ぶ．このとき，配置場所 j は Line 8 で P_{in} から削除する．また，交換処理 (Line 8) により $\pi(i_b)$ の配置場所が変化するため，i_b を j に更新する (Line 8)．以上の内ループの主要処理を P_{in} が空集合になるまで繰り返し，k-opt 近傍探索を行う．なお，内ループにて良好な k-opt 近傍解が得られた場合（$g_{best} > 0$），P_{out} をリセットする (Line 11)．P_{out} が空集合となったとき，k-opt 近傍内に改善解が存在しなくなったと判断し，vKLS の探索を終了する (Line 13)．

5　DLB を有する変形 k-opt 局所探索法

即時移動戦略の考えを取り入れた vKLS は上述した FI2LS と同様に基準を用いて，近傍探索を行う．その基準について FI2LS では配置場所 i を用いるのに対し，vKLS では要素値 $\pi(i)$ を用いる．そのため vKLS-DLB では 2LS-DLB と異なり，要素値 $\pi(i)$ が選択可能かを示す配列 dlb を $false$ で初期化する．要素値 $\pi(i)$ の dlb が $true$ であった場合，Line 6〜12 の k-opt 近傍探索処理を行わない．また，基準とした $\pi(i)$ の近傍に改善解が存在しない場合 (Line 12)，その要素値 $\pi(i)$ の dlb を $true$ にし，以降基準となる要素値として選択しない．もし，要素値 $\pi(i)$ の近傍に改善解が存在した場合 (Line 11)，外ループ (Line 2〜13) の初期解 π_{prev} から最良の近傍解 π_{best} に至るまでに交換した要素値全ての dlb を $false$ にする．以上の DLB の導入により vKLS の高速化を行う．

6　実験結果

上述した vKLS-DLB の性能を評価するため，比較実験を行った．比較対象は FI2LS, FI2LS-DLB, vKLS, 提案法である vKLS-DLB の 4 種類である．アルゴリズムはＣ++言語によりコード化し，コンパイラはオプション-O3 を付与した g++(Ver5.4.0) を使用した．計算機は CPU: Intel Xeon 3.60GHz，RAM: 8GB 上で実行した．対象とする問題例は QAP のベンチマーク問題例集である QAPLIB より取得した 45 例題とし，特徴により 4 つ (“type1” 〜 “type4”) に分類した．また，各アルゴリズムに対して終了条件として計算許容時間を設けており，60sec と設定した．各アルゴリズムは，問題例データの読み込み時間を含まず，ランダムな初期解の生成時間を含め，各問題例に対して各局所探索法を制限時間内繰り返す．

表 1 は type1 の各問題例に対して実行した結果である．“#LS”の欄は，制限時間内での局所探索法を繰り返した回数である．“best [%]”及び“avg [%]”は，既知の最良解のコストからの最良及び平均誤差（対応する“#LS”）である．“ratio”は，2-opt，及び k-opt の DLB を導入していない手法との#LS の比率である．なお，解の評価値の精度は式 (2) によって算出した．式 (2) 中の $C(\pi)$ は得られた解 π の評価値，$C(\pi^*)$ は最適解 (既知の最良解) の評価値を表している．

$$\text{解の評価値の精度 (\%)} = \frac{C(\pi) - C(\pi^*)}{C(\pi^*)} \times 100 \qquad (2)$$

表 1 より，vKLS-DLB は vKLS と比べ，解の精度をさほど落とすことなく，平均で 2 倍以上の速度向上が見てとれる．また，vKLS, vKLS-DLB どちらにおいても FI2LS, FI2LS-DLB より#LS で劣るが，良質な解を算出していることがわかる．よって，解の精度，処理速度ともに vKLS-DLB は良好であることを示した．

7　むすび

本論文では，可変深度探索法の変形アルゴリズムである変形 k-opt 局所探索法への DLB の導入により，高速化を行った．変形 k-opt 局所探索法に DLB を適用可能であることを示し，比較実験の結果，その有効性を示した．

今後の課題として，DLB を有する変形 k-opt 局所探索法をメタ戦略アルゴリズムに導入した場合の性能を調査することなどがあげられる．

参考文献

[1] J. L. Bentley. Experiments on traveling salesman heuristics. In *Proceedings of the First Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms*, SODA ’90, pp. 91–99, Philadelphia, PA, USA, 1990. Society for Industrial and Applied Mathematics.

[2] P. Merz and B. Freisleben. Fitness landscape analysis and memetic algorithms for the quadratic assignment problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 4, No. 4, pp. 337–352, 2000.

[3] K.A. Murthy, Y. Li, and P.M. Pardalos. A local search algorithm for the quadratic assignment problem. *Informatica*, Vol. 3, pp. 524–538, 1992.

[4] 柳浦睦憲, 茨木俊秀. 組合せ最適化—メタ戦略を中心として—. 朝倉書店, 2001.

表 1　type1 の問題例の局所探索法の結果

type1	FI2LS			FI2LS-DLB				vKLS			vKLS-DLB			
60sec	best[%]	avg[%]	#LS	best[%]	avg[%]	#LS	ratio	best[%]	avg[%]	#LS	best[%]	avg[%]	#LS	ratio
tai20a	0.000	5.997	1,182,880	0.000	6.354	1,994,690	1.686	0.000	4.123	144,651	0.000	4.440	209,125	1.446
tai25a	0.000	5.475	624,706	0.366	5.829	1,139,470	1.824	0.000	3.869	59,076	0.000	4.159	93,806	1.588
tai30a	0.604	4.916	346,080	0.604	5.271	670,273	1.937	0.177	3.451	27,849	0.494	3.728	46,365	1.665
tai35a	1.245	4.929	213,543	1.354	5.319	443,910	2.079	0.440	3.440	14,971	1.102	3.737	26,970	1.801
tai40a	1.730	4.845	140,931	1.709	5.252	308,443	2.189	1.259	3.383	8,518	1.063	3.680	16,415	1.927
tai50a	2.025	4.803	69,598	2.288	5.233	163,660	2.352	1.520	3.405	3,405	1.671	3.717	7,169	2.105
tai60a	2.231	4.516	37,289	2.567	4.951	95,654	2.565	1.528	3.203	1,567	1.812	3.495	3,592	2.292
tai80a	2.000	3.978	13,914	3.029	4.392	39,804	2.861	1.903	2.838	443	1.893	3.106	1,177	2.657
tai100a	2.363	3.548	6,663	2.732	3.957	20,273	3.043	1.765	2.481	170	2.036	2.735	496	2.918
average	1.355	4.779	292,845	1.628	5.173	541,797	2.282	0.955	3.355	28,961	1.119	3.644	45,013	2.044