



Title	TSPにおけるPS0とLC0のハイブリッド
Author(s)	市瀬, 光生; 鈴木, 育男; 山本, 雅人 他
Citation	情報処理北海道シンポジウム講演論文集, 2010, 33-36
Issue Date	2010-10-02
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/51025
Rights	ここに掲載した著作物の利用に関する注意 本著作物の著作権は情報処理学会に帰属します。本著作物は著作権者である情報処理学会の許可のもとに掲載するものです。ご利用に当たっては「著作権法」ならびに「情報処理学会倫理綱領」に従うをお願いいたします。
Type	journal article
File Information	Hokkaidosympo20103336.pdf



TSP における PSO と LCO のハイブリッド

市瀬光生* 鈴木育男 山本雅人 古川正志

(北大情報科学)[†]

1 はじめに

組合せ最適化問題は科学、工学をはじめ、現実世界の至る所に現れる。しかし大規模な組合せ最適化問題に対する解空間は一般的に膨大であり、そのすべてを列挙することは困難であるが、コンピュータの発展およびアルゴリズムの開発が進むにつれ、有効な解が得られる例が増えてきた。

巡回セールスマン問題 (Traveling Salesman Problem, TSP) は古くから研究されている組合せ最適化問題の一つであり、運搬経路計画、スケジューリング、X 線結晶構造解析、VLSI 設計など広い分野でさまざまな応用が存在する [1]。このため、TSP の厳密解を求めることは、それぞれの分野で大幅な費用削減、もしくは時間の短縮につながるため非常に重要である。しかしながら TSP は NP 困難クラスに属する問題であるため、実時間内に厳密解を得ることが一般的に困難である。このため、近似解法により精度の良い近時解を実時間内で得ることを目的とすることが多い。

これらの手法の探索戦略はそれぞれ異なっている。例えば同じ程度の解精度を示す方法 A と方法 B が存在しても、解の探索方法などが異なる。このため、方法 A で陥らないような局所解に方法 B で陥るといことも起こりうる。これに対して、いくつかの方法をハイブリッド (組合せ) することによって、それぞれの方法の欠点を補いあう試みがなされている [2]。

そこで本研究では特に TSP に対して比較的高精度、高速な解法である局所クラスタリング組織化法 (Local Clustering Organization, LCO) [3] の精度をさらに向上させるために交換列を用いた粒子群最適化法 (Particle Swarm Optimization, PSO) [4] とのハイブリッドを提案し、数値計算実験によりその有効性を検証する。

2 局所クラスタリング組織化法

LCO はランダムに選択した領域で局所的なクラスタリングを繰り返しつつ全体の解を改善する手法である。クラスタリングには 3 種類の方法があり、これらをランダムに選択して適用する。

2.1 アルゴリズム

LCO のアルゴリズムを以下に示す。

1. ランダムに都市をリング状に結合し、初期解とする。
2. ランダムに都市 c を選択する。

3. c とその近傍都市にクラスタリングを適用する。

4. 終了条件を満たせば終了、そうでなければ 2 へ戻る。終了条件には一定時間評価値が改善されない、あらかじめ設定した繰り返し回数に到達、などが用いられる。

2.2 クラスタリング

上記アルゴリズムで使用するクラスタリング方法について以下に説明する。

2.2.1 単純交換法 (Simple Exchange Method, SEM)

SEM はリング状のニューロン (都市) からランダムに選択した 1 つのニューロンを中心に、左右に r 個のニューロン 1 つ 1 つに対して交換するかを判定し、クラスタリングを実施する。交換前の評価値と交換後の評価値を比較し、後者のほうがよい値の場合のみ交換を実施する。

1. $l = 0$ および $k = 0$ と設定する。
2. k を $k + 1$ で置き換える。
3. l を $l + 1$ で置き換える。
4. $\text{mod}(l, 2) = 1$ ならば、 $i = k$ として、そうでなければ $i = -k$ とする。
5. C_{prev} と C_{next} を以下のように計算する。

$$\begin{aligned} C_{prev} = & C(c-1, c) + C(c, c+1) \\ & + \sum_{j=0}^{i-3} C(c+j+1, c+j+2) \\ & + C(c+i-1, c+i) + C(c+i, c+i+1) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} C_{next} = & C(c-1, c+i) + C(c+i, c+1) \\ & + \sum_{j=0}^{i-3} C(c+j+1, c+j+2) \\ & + C(c+i-1, c) + C(c, c+i+1) \end{aligned}$$

6. $C_{prev} > C_{next}$ ならば、 c と $c+i$ をサブツアール経路の中で交換する。
7. $k = r - 1$ であれば終了。
8. $\text{mod}(l, 2) = 0$ であれば、2 へ戻る。そうでなければ 3 へ戻る。

2.2.2 逆位交換法 (Inverse Exchange Method, IEM)

順序問題に対しては逆位、すなわち選択した 2 箇所の間の要素を逆順にするオペレータが有効なことが知られている。従って、LCO においてもランダムに選択したニューロンを中心に、左右に r 個のニューロンそれぞれに対し

* ichinsoe@complex.eng.hokudai.jp

† 札幌市北区北 14 条西 9 丁目北海道大学大学院情報科学研究科

て逆位を行うかどうかを判定し、クラスタリングを実施する。実施の判定は SEM の場合と同様である。

1. $l=0$ および $k=0$ と設定する。
2. k を $k+1$ で置き換える。
3. l を $l+1$ で置き換える。
4. $\text{mod}(l, 2)=1$ ならば, $i=k$ として, そうでなければ $i=-k$ とする。
5. C_{prev} と C_{next} を以下のように計算する。

$$C_{prev} = C(c, c+1) + \sum_{j=0}^{i-2} C(c+j+1, c+j+2) + C(c+i, c+i+1)$$

$$C_{next} = C(c, c+i) + \sum_{j=0}^{i-2} C(c+i-j, c+i-j-1) + C(c+1, c+i+1)$$

6. $C_{prev} > C_{next}$ ならば, c と $c+i$ をサブツア一経路の中で交換する。
7. $k=r-1$ であれば終了。
8. $\text{mod}(l, 2)=0$ であれば 2 へ戻る。そうでなければ 3 へ戻る。

2.2.3 平滑法 (Smoothing Method, SM)

平滑法はランダムに選択されたニューロンを中心として, 左右に r 個のニューロンに対して m -step 2-opt を実施するクラスタリングである。これは, 選択した都市を始点とし, 範囲内のニューロンすべてに対し総当りで SEM を実施することと同じである。

1. $i=0$ および $j=2$ とする。
2. C_{prev} と C_{next} を以下のように計算する。

$$C_{prev} = C(c-r+i, c-r+i+1) + \sum_{k=1}^{j-1} C(c-r+i+k, c-r+k+1) + C(c-r+i+j, c-r+i+j+1)$$

$$C_{next} = C(c-r+i, c-r+i+j) + \sum_{k=1}^{j-1} C(c-r+i+j+k-1, c-r+j+k-2) + C(c-r+i+1, c-r+i+j+1)$$

3. $C_{prev} > C_{next}$ ならば, $c-r+i+1$ と $c-r+i+j$ を交換する。
4. $j=2r-i-2$ であれば, ステップ 5 へ進むそうでなければ j を $j+1$ においてステップ 2 へ戻る。
5. $i=2r-2$ であれば終了する。そうでなければ i を $i+1$ および $j=2$ においてステップ 2 へ戻る。

3 粒子群最適化法

PSO は粒子群により解を探索する手法である。本研究では TSP 向けの PSO として, 交換子を用いた PSO[4] を採用する。そのために交換子, および交換列の概念を導入する。

3.1 交換子

n 都市の TSP 問題の解を $S = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ と表す。この時, 交換子 $SO(i_1, i_2)$ は解 S 中の i_1 番目の都市と i_2 番目の要素 a_{i_1} と a_{i_2} を交換することを意味する。解 S に対して交換子 SO を適用するとき, これを $S + SO$ と表記する。

[例]: 巡回路 $S(1, 4, 5, 2, 3)$ に対して交換子 $SO(2, 4)$ を考える。このとき,

$$S + SO = (1, 4, 5, 2, 3) + SO(2, 4) = (1, 2, 5, 4, 3)$$

である。

3.2 交換列

一つ, または数個の交換子を集めた列を交換列という。つまり, 交換列 SS は k 個の交換子を用いて,

$$SS = (SO_1, SO_2, \dots, SO_k) \quad (1)$$

と表される。解 S に交換列を適用する場合, 交換列に含まれる交換子を前から順に解に適用する。つまり,

$$S + SS = S + (SO_1, SO_2, \dots, SO_k) = ((S + SO_1) + SO_2) + \dots + SO_k$$

[例]: 巡回路 $S(1, 4, 5, 2, 3)$ に対して交換列 $SS(SO_1, SO_2)$ を考える。(ただし, $SO_1(1, 3)$, $SO_2(3, 4)$ とする)。このとき,

$$S + SS = ((1, 4, 5, 2, 3) + SO(1, 3)) + SO(3, 4) = (5, 4, 1, 2, 3) + SO(3, 4) = (5, 4, 2, 1, 3)$$

3.3 突然変異

PSO では急速に収束してしまうという欠点を持つ。この欠点を克服するために粒子の移動を行った後に突然変異を導入する。突然変異は解配列中のランダムな位置に逆位を適用する。

3.4 TSP 向け PSO アルゴリズム

TSP 向けの PSO では, 本来の PSO で用いられる粒子の位置として TSP の解を保持し, 速度として上で定義した交換列を用いる。アルゴリズムを以下に示す。

1. 粒子の位置 X_i , および速度 V_i を初期化する
2. 個々の粒子について, これまでに探索した解の中での最良の解 P_i を更新する
3. 粒子群全体での最良の解 G を更新する
4. 次の式により, 粒子の位置と速度を更新する

$$V'_i = \omega V_i + \alpha(P_i - X_i) + \beta(G - X_i) \quad (2)$$

$$X'_i = X_i + V'_i \quad (3)$$

ここで, $(P_i - X_i)$ は P_i に適用して X_i にする交換列である。また, $\alpha, \beta \in (0, 1)$ であり, $\alpha(P_i - X_i)$ は交換列 $(P_i - X_i)$ の全ての交換子を確率 α で保存することを, $\beta(G - X_i)$ は交換列 $(G - X_i)$ の全ての交換子を確率 β で保存することを意味する。

5. 各粒子に対して突然変異を適用する。
6. 終了条件を満たせば終了, そうでなければ 2. へ。

4 PSO と LCO のハイブリッド

PSO と LCO のハイブリッドでは, LCO の操作を行った後に PSO を適用することによって, LCO 単体で陥りやすい局所解での停滞を防ぎ, より精度のよい解を得ることを目指す。この手法は PSO に LCO を組み合わせたものである。PSO+LCO と呼ぶ。PSO+LCO のアルゴリズムを以下に示す。

1. それぞれの粒子の位置および速度を初期化する
2. それぞれの粒子に対して LCO を s ステップ適用する
3. 個々の粒子について, これまでに探索した解の中での最良の解 P_i を更新する
4. 粒子群全体での最良の解 G を更新する
5. 式 (2) により粒子の位置と速度を更新する
6. 各粒子に対して突然変異を適用する
7. 3. から 6. を t 回繰り返す
8. 終了条件を満たしていれば終了, そうでなければ 2. へ

5 数値計算実験

提案した PSO+LCO の有効性を検証するために, 数値計算実験を行った。

5.1 実験条件

使用する問題は TSPLIB[5] にて公開されている 101 都市, 225 都市, 280 都市の 3 つの問題で, 都市の配置は図 1 から図 3 に示したとおりである。

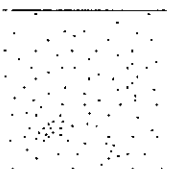


Fig. 1 101 cities problem

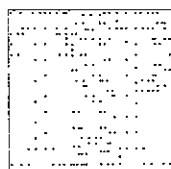


Fig. 2 225 cities problem

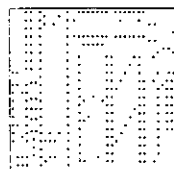


Fig. 3 280 cities problem

アルゴリズムで用いるパラメータを以下に示す。

• PSO

- 粒子数: 100
- $\omega = 0.8$
- $\alpha = 0.4$
- $\beta = 0.4$

• LCO

- クラスタリング割合: SEM:IEM:SM = 2:2:1
- 近傍半径: ステップ数/100

• PSO+LCO

- $s = 5$
- $t = 5$

5.2 評価値比較実験

上記の実験条件の下に評価値比較実験を行った。評価値は開始から 100 秒が経過した時点のものを記録し, その 100 回の平均を比較した。ただし, LCO は収束が早い, ということを繰り返して 100 秒の間に得られた最もよい評価値をその回の評価値とした。各実験には CPU が PhenomII X6 2.8Ghz の市販の PC を用いた。実験結果を表 4 から表 6 に示す。

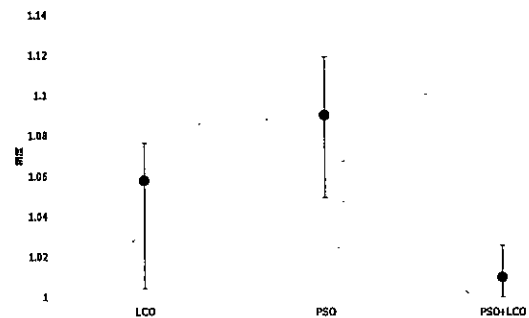


Fig. 4 Accuracy comparison on 101 cities problem

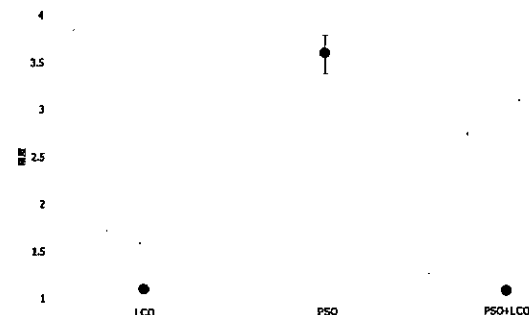


Fig. 5 Accuracy comparison on 225 cities problem

図は横軸に手法, 縦軸に精度 (=100 回の評価値の平均/厳密解の評価値) を取ったものである。また, 100 回のうちで得られた最良の精度と最悪の精度も示した。

実験結果より, どの問題においても従来の LCO よりも 3~5%, 従来の PSO よりも 10~300%程度良い精度の

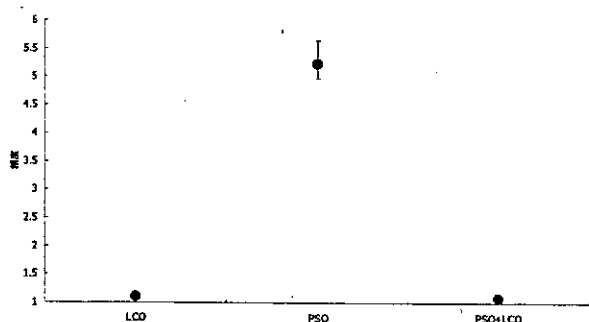


Fig. 6 Accuracy comparison on 280 cities problem
解が得られている。これはハイブリッドしたことにより、LCO+PSOがLCOにおける局所解から抜け出すことができないという欠点、PSOにおける組合せ最適化問題に対してうまく解探索が行われないという欠点を補いつているためだと考えられる。

5.3 収束速度比較実験

次に、各手法を3つの問題に対してそれぞれ1回実行し、100秒間の評価値の変化を手法ごとに比較した。実験結果を図7から図9に示す。

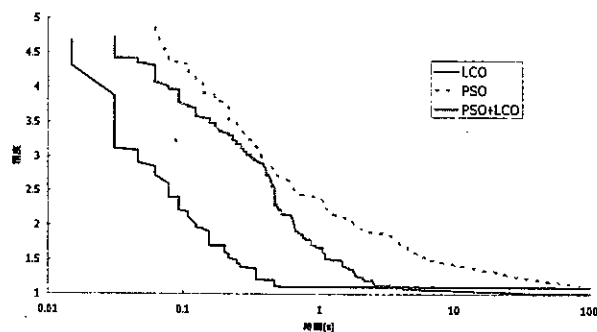


Fig. 7 Convergence speed comparison on 101 cities problem

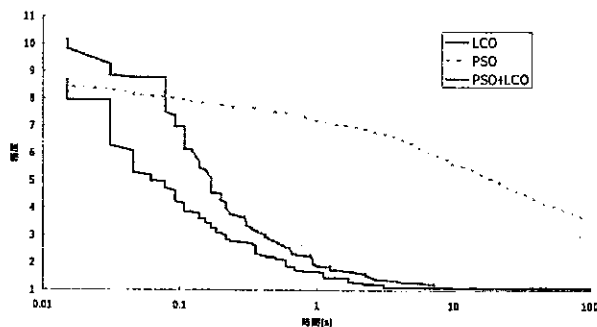


Fig. 8 Convergence speed comparison on 225 cities problem

図は横軸に時間(秒)を、縦軸に精度をとったもので、時間は対数表示した。実験結果より、どの問題においてもPSO+LCOは探索初期の段階ではLCOよりも収束が遅いが、最終的にLCOよりも精度のよい解を得ることができていることがわかる。

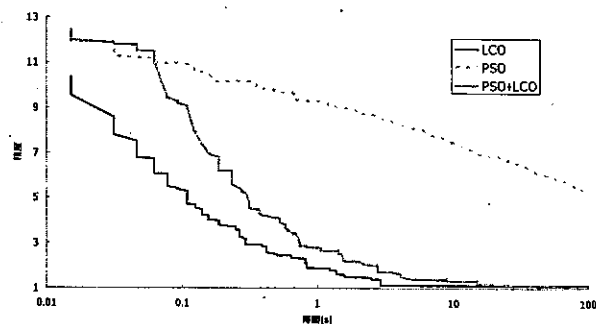


Fig. 9 Convergence speed comparison on 280 cities problem

6 おわりに

本研究では、優れた解探索手法でありながら、組合せ最適化問題に対してあまり適用がされていないPSOを効果的に適用するために、既に組合せ最適化問題に対して有効性が示されているLCOと組み合わせるハイブリッド手法を提案し、TSPに対する有効性について検証した。その結果、提案手法は個別のLCO、PSOのどちらよりも優れた精度の解を導出することが可能であることが分かった。

今後の研究としては、LCOとPSOのより有効なハイブリッドの方法や、他の近似解法とのハイブリッド手法の提案、提案手法のTSP以外の組合せ最適化問題に対する有効性の検証などが考えられる。

参考文献

- [1] 山本芳嗣, 久保幹雄. 巡回セールスマン問題への招待(シリーズ「現代人の数理」). 朝倉書店, 1997.
- [2] 崔志傑, 松本尚文. 巡回セールスマン問題に対するpsa-acoハイブリッド手法の提案. 足利工業大学研究集録, Vol. 42, pp. 53 - 60, 2008.
- [3] 古川正志, 渡辺美知子, 松村有祐. 局所クラスターリング組織化法によるTSPの解法. 日本機械学会論文集(C編), Vol. 71, No. 711, 2005.
- [4] KANG-PING WANG, LAN HUANG, CHUN-GUANG ZHOU, WEI PANG. PARTICLE SWARM OPTIMIZATION FOR TRAVELING SALESMAN PROBLEM. Proceedings of the Second International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 'Xi'an, 2-5 November 2003
- [5] TSPLIB, <http://www.iwr.uni-heidelberg.de/groups/comopt/software/TSPLIB95>