

マルチレベル摂動型島モデルを用いた 並列 HGA による TSP の解精度向上

山森 一人^{a)}・関 謙人^{b)}・相川 勝^{c)}

Accuracy Improvement for TSP by Multi-Level Perturbed Parallel Island Model

Kunihito YAMAMORI, Kento SEKI, Masaru AIKAWA

Abstract

This paper proposes a method to improve accuracy of Traveling Salesman Problem (TSP). The proposed method combines perturbation method and parallel Hybrid Genetic Algorithm (HGA) with the island model. Our method changes perturbation level among islands. Perturbation method is a method of shifting the position of the city when we improve the solution using heuristic. Island model are based on independent GAs which evolved separately, and immigration process to intermittently exchange genetic material. Multi-level perturbation and migration process in island model increase diversity among tours described as individuals. Large diversity gives an expanding search space, it helps to find better solution. We evaluate our method comparing with parallel island model HGA without perturbation. Our method found a better solution than parallel island model HGA without perturbation in all of the three benchmarks.

Keywords:

1. はじめに

巡回セールスマン問題 (TSP:Traveling Salesman Problem) は、あるセールスマンが与えられた都市を一度ずつ訪問して出発点に戻るとき、総移動距離が最少となる巡回経路 (以後、最適解と呼ぶ) を求める問題である。が作成できると考えられる。

TSPに有効な解法としては、強力なヒューリスティックとしてLin-Kernighan法 (LK法)¹⁾があり、近年における大規模TSPのベンチマークの最適解の多くは、LK法を改良した手法によって発見されている。他の有効な近似解法として、生物進化の過程を模した遺伝的アルゴリズム (GA:Genetic Algorithm) がある。また、局所的探索能力に優れたヒューリスティックと、大域的探索に優れるGAを組み合わせたハイブリッドGA (HGA:Hybrid GA) も、大規模なTSPに対して有効であることが報告されている²⁾。HGAの中でも、LK法を用いた手法は解探索能力が高い。しかし、LK法は強力であるが解の多様性を失いやすい。GAはその性質上、解の多様性を失い局所最適解に陥ると、解を改善することが難しくなる。そのため、より良い解を発見するためには解の多様性を保つことが重要

となる。

本研究では、LK法を用いたHGAの解の多様性を保つために、黒田ら³⁾の開発した摂動法と並列GA (PGA:Parallel GA) の一つである島モデルを組み合わせる手法を提案する。摂動法は恣意的に都市の位置をずらし、ヒューリスティックを適用しながら徐々に本来の都市の位置へと近づけていくことにより新たな解を生成する手法である。本研究では島モデルの各島ごとに摂動距離を変えることによって解の多様性を保ち解の改善を促すことを目的とする。

2. TSP の解法

2.1. 2-opt 法

2-opt 法は図1に示すように、任意の2本の枝を選んで繋ぎ替え、元の経路よりも短い経路となればその経路を採用する手法である。

以下に 2-opt 法による解の改善について説明する。なお、 i, j を都市としたとき、 i, j を直接結んでいる経路を枝 (i, j) とし、枝 (i, j) の長さを $c(i, j)$ で表す。

STEP1:任意の枝 (t_{i_1}, t_{i_2}) と (t_{i_3}, t_{i_4}) を選択する。

STEP2:式を満たすとき、(t_{i_1}, t_{i_2}) と (t_{i_3}, t_{i_4}) を切断し、枝と (t_{i_1}, t_{i_4}) と (t_{i_2}, t_{i_3}) を繋ぐ。

a) 工学教育研究部教授

b) 情報システム工学科

c) 宮崎大学工学部教育研究支援技術センター技術職員

$$c(t_{i_1}, t_{i_2}) - c(t_{i_2}, t_{i_3}) + c(t_{i_3}, t_{i_4}) - c(t_{i_4}, t_{i_1}) > 0 \quad (1)$$

STEP:STEP1~STEP2 をあらかじめ指定した回数繰り返す。

2.2. Lin-Kernighan 法

2-opt 法では繋ぎかえる枝の数を固定していたが、LK 法は繋ぎかえる枝の数を固定せず、短い経路が存在する可能性がある限り繋ぎ替えを続ける手法である。

LK 法は強力なヒューリスティックとして知られ、大規模 TSP の研究の多くで使われている。以下に LK 法による解の改善について説明する。なお、 i, j を都市としたとき、 i, j を直接結んでいる経路を枝(i, j)とし、枝(i, j)の長さを $c(i, j)$ で表す。

LK 法の手順について説明する。

STEP1:任意の都市 t_1 を選ぶ。

STEP2:巡回経路上で都市 t_1 の次にある都市を t_2 とし、 $i = 2$ 、 $G = c(t_1, t_2)$ 、 $G^* = 0$ とする。

STEP3:式(2)を満たす都市 t_{i+1} を探す。なければ STEP7 へ。

$$G - c(t_i, t_{i+1}) > 0 \quad (2)$$

STEP4:巡回経路上で t_{i+1} の前にある都市を t_{i+2} とし、 $G = G - c(t_i, t_{i+1}) + c(t_{i+1}, t_{i+2})$ とする。

STEP5:枝(t_1, t_{i+1})と枝(t_{i+2}, t_{i+3})を切断し、枝(t_{i+1}, t_{i+2})を繋ぐ。この時、式(3)を満たすならば $G^* = G$ とし、この経路を T' とする。

$$G - c(t_{i+2}, t_{i+3}) > G^* \quad (3)$$

STEP6: $i = i + 2$ として、STEP3 に戻る。

STEP7: $G^* > 0$ ならば $T = T'$ とし、巡回経路を更新する。

STEP8:STEP1~STEP7 をあらかじめ指定した回数繰り返す。

2.3. 遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズム (GA:Genetic Algorithm) は、生物進化の原理に着想を得た最適化アルゴリズムである。

GA では図 2 ように、交叉、突然変異、評価選択といった遺伝的操作を繰り返し行い、より良い個体を生成する。

交叉とは、複数の遺伝子の一部を交換し、新たな個体を作り出す操作のことである。本研究では LK 法と相性のいい交叉法として、黒田ら⁴ の提案した部分領域交叉法 (Z-Cross 法 : Zoning-Crossover 法) を用いる。Z-Cross 法とは、図 2 にあるように親個体のある一部の領域を切り取り、その領域の中にある巡回経路を交換し繋ぎ直す交叉法である。

Z-Cross 法の手順について説明する。

STEP1:任意の都市を一つ選択し、その都市を中心とした交叉領域の幅 L_x と高さ L_y を式(4)に従って決定する。ここで、 $Xwidth$ は都市の最大 x 座標と最小 x 座標の差であり、 $Ywidth$ は都市の最大 y 座標と最小 y 座標の差である。 α は Z-Cross 法のパラメーターとして与え、本研究では $0.1 \leq \alpha \leq 0.3$ の範囲で一様乱数により決定している。

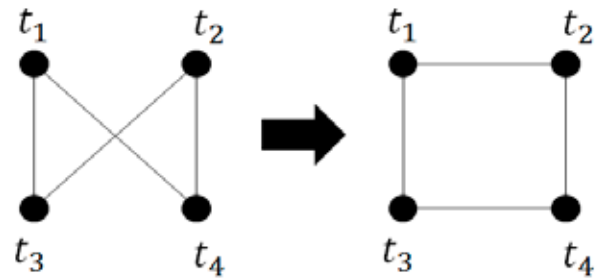


図 1.2-opt 法による枝の繋ぎかえの例



図 2. 一般的な GA の流れ

$$\begin{aligned} L_x &= Xwidth \times \alpha \\ L_y &= Ywidth \times \alpha \end{aligned} \quad (4)$$

STEP2:交叉領域の中に含まれている枝を交換し、子個体にコピーする。このとき、交叉領域の中と外にまたがっている枝は切断する。

STEP3:巡回経路になるように部分経路の端点同士を繋いで子個体を得る。このとき、なるべく巡回経路が短くなるように近くにある部分経路の端点同士を繋ぐ。

突然変異は遺伝子を一定の確率で変化させる操作のことである。遺伝子を無作為に変更することにより、交叉だけでは見つけることのできない経路を発見することを可能にする。HGA においてはヒューリスティックを突然変異として扱うこともある。

個体の評価は巡回経路長に基づいて行い、巡回経路長が短いほど評価は高くなる。個体を評価した後、次の世代の親個体となる個体を選択する。図 3 示したように、

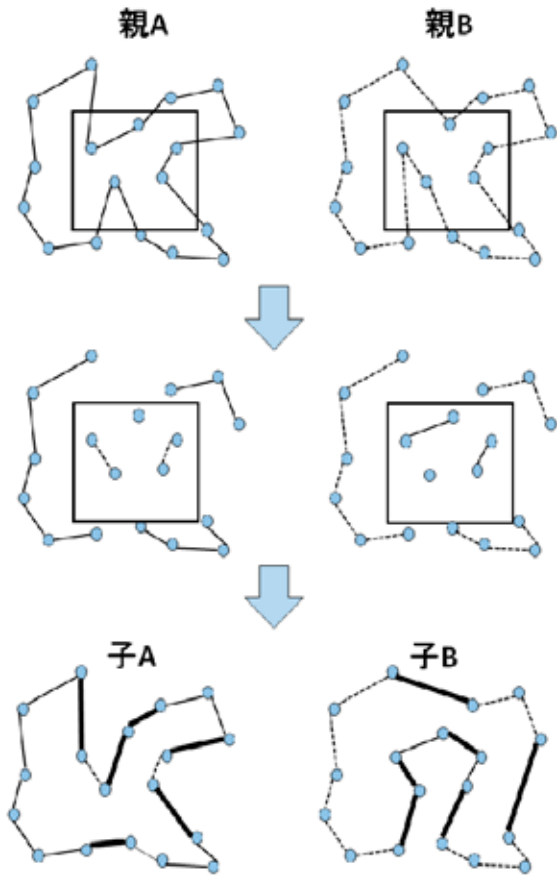


図 3.Z-Cross 法の例

Z-Cross 法は小領域の経路を交換する交叉法のため、親 A と子 A、親 B と子 B はそれぞれ似た巡回経路を持つ。本研究では親 A と子 A、親 B と子 B の共存を禁止し、評価値の高いどちらか一方だけを次の世代の親個体を選ぶ。

2.4. 摂動法

摂動法³とは、TSP を反復改善法のヒューリスティックで解く際に、図 4 に示すように都市の位置に摂動（微小変動）を加えることによって経路に多様性を持たせ、更なる解の改善を行う手法である。

摂動法の手順を以下に示す。

STEP1:すべての都市に摂動を加え、都市配置をずらす。都市 t_i の x 座標の移動量を δx_i 、 y 座標の移動量を δy_i としたとき、 δx_i と δy_i は式(5)を満たす一様乱数である。式(5)で、 D は都市間の平均距離を表し、 η は都市間平均距離 D に対する摂動の大きさの割合を表すパラメータである。

$$-\frac{D}{2} \eta < \delta x_i, \delta y_i < \frac{D}{2} \eta \quad (5)$$

STEP2:摂動を加えた都市配置に対してヒューリスティックを適用し、巡回経路を繋ぎ直して新たな個体を作成す

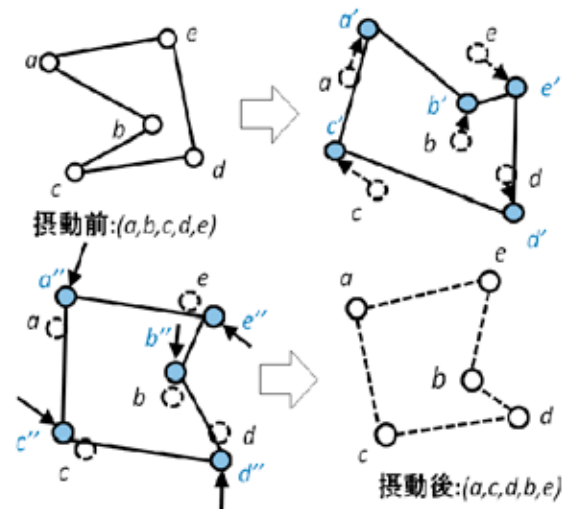


図 4 動法の例

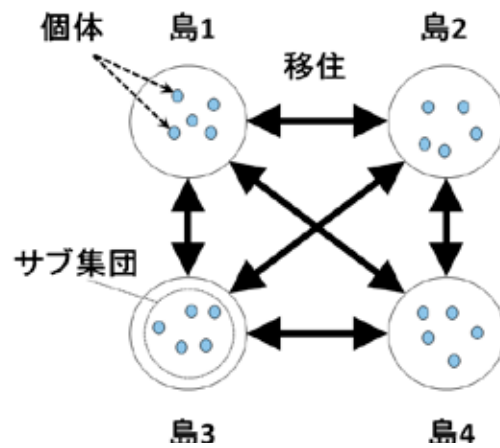


図 5 島モデルの例

る。
STEP3:都市を $\beta\delta x_i, \beta\delta y_i$ だけ元の位置に近づける。 β は $0 < \beta < 1$ を満たす任意の実数である。
STEP4:STEP2~STEP3 を γ 回繰り返す ($\gamma \geq 1$)。
STEP5 都市を初期位置に戻し、ヒューリスティックを適用し巡回経路を繋ぎ直す。
STEP6: $\eta = \eta\epsilon$ とする。 ϵ は $0 < \epsilon < 1$ を満たす任意の実数である。
STEP7:STEP1~STEP6 を ζ 回繰り返す ($\zeta \geq 1$)。

2.5. 島モデル

島モデルとは複数の計算機による並列処理を行う PGA の一種である。図 5 に島モデルの例を示す。一般的な島モデルでは、島と呼ばれる独立環境が複数あり、各島は個体群の一部を持つ。HGA を用いた島モデルでは、各部分集団ごとに HGA による解探索を行い、適度な頻度で部分集団の一部の個体を別の部分集団へと移す「移民 (migration)」を行う。この移民によってすべての島を通

じて解の多様性を保ち、より良い解を発見することが可能になる。

3. 提案手法

本研究では島モデルを用いた HGA に摂動法を加える。その際、各島毎に η を変化させることで、島毎に $\delta x_i, \delta y_i$ を変化させる。これにより、 $\delta x_i, \delta y_i$ の小さな島では小規模な経路の改変を、 $\delta x_i, \delta y_i$ の大きな島では大規模な経路の改変を行ってその島独自の解を生成する。その解を移民によって他の島に移すことによって解の多様性を保ち、さらなる解の改善を目指す。また、一つの島だけは摂動を加えないことによって優良な経路が変更されつくしてしまうことを防ぐ。

提案手法の手順は次の通りである。

- STEP1:島を複数作成し、ランダムに初期個体を生成する。
- STEP2:各島で $\delta x_i, \delta y_i$ を変化させつつ、HGA の操作を一定世代行う。
- STEP3:各々の島から一定数の個体を別の島へと移民させる。
- STEP4:STEP2~STEP3 をあらかじめ定めた世代数繰り返す。

4. 評価実験と考察

4.1. 評価方法

提案手法の効果を調べるために、島モデルを用いた HGA に摂動法を加えた場合と、摂動法を加えない場合で得られる解の良さを比較する。

解の良さは式(6)で定義する *Quality* で評価する。式(5)の L は得られた解の巡回経路長であり、 L_{OPT} は最適解の、あるいは現在得られている準最適解の巡回経路長である。の値が 0 に近いほど最適解に近い良い解であることを表す。各ベンチマークに対するそれぞれの手法の *Quality* の最良値、平均値、最悪値の 3 つの値を比較する。

$$Quality = \frac{L - L_{OPT}}{L_{OPT}} \times 100(\%) \quad (6)$$

実験に用いた計算機環境は表 1 の通りである。TSP のベンチマークには、VSLI TSPs⁶ で公開されている 1,583 都市~13,584 都市の 3 問を用いる。島はコア数に合わせて 4 つとし、各島に対する処理はスレッドを用いて並列に実行する。部分集団の個体数は 50 とし、100 世代ごとにランダムに選んだ 15 個体を 5 個体ずつ他の島に移民させる。LK 法は 1,000 世代ごとに適用し、世代数は 10,000 世代までとする。なお、実験は各ベンチマークに対してそれぞれで 10 回ずつ行い、各値の平均をとる。また、摂動のパラメータは予備実験によって決定し、パラメータ

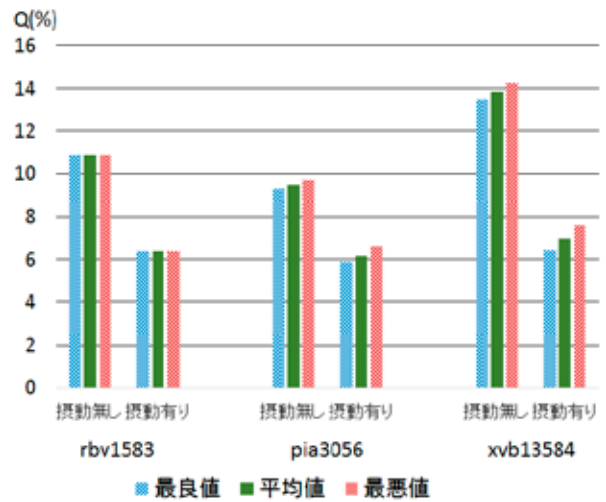


図 6. *Quality* の最良値、平均値、最低値

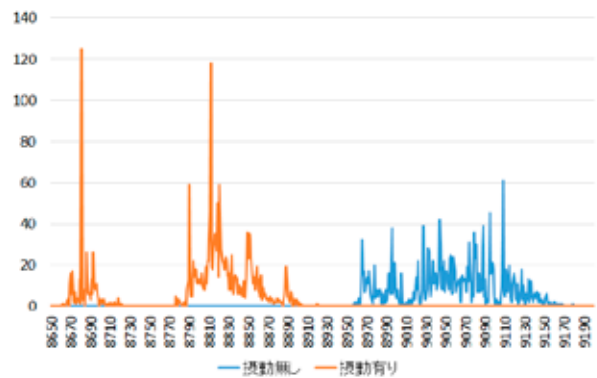


図 7. 3,056 都市での経路長分布

表 1. 計算機環境

CPU	Intel (R) Xeon (R) E5530@2.40GHz	2
Core	4core/8thread	
Memory	16GB	
HDD	160GB	
OS	CentOS 5.2	
Language	C	
Compiler	gcc ver.4.1.2	

のうち $\beta = 0.5, \gamma = 3, \varepsilon = 0.75, \zeta = 3$ は全ての島で共通、 η は各島ごとに $\eta = 0.10, 0.05, 0.01$ とする。

各ベンチマークに対する *Quality* の最良値、平均値、最悪値の平均を図 6 に、3,056 都市の問題を 10 回行って得られた全ての解の経路長の分布を図 7 に示す。

図 6 を見ると、最良値、平均値、最悪値の各値は 1,583 都市の問題では約 4%、3,056 都市の問題では約 3%、13,584 都市の問題では約 7%提案手法のほうが良い値が得られている。

図 7 を見ると、提案手法では同じ経路長をもつ解の個数が多い。しかし、得られた最短経路から最長経路まで

の幅は、提案手法では 260、摂動法を使わない場合では 220 と、提案手法のほうが 1.2 倍ほど大きく、解の多様性が増していることが分かる。また、提案手法では解の集団が大きく二つに分かれている。これは島毎に摂動距離が異なるため、局所解から早期に脱し、より良い解を持つ島が現れたためであると考えられる。

5. おわりに

優れたヒューリスティックである LK 法を用いた HGA は大規模 TSP に対して有効な解法である。しかし、LK 法は強力であるがために解の多様性を失いやすく、GA による解の改善が進みにくい。

本研究では、大規模 TSP に対して有効な解法である島モデルを用いた HGA に黒田らの開発した摂動法を加え、島ごとに摂動の大きさを変えることによって解の多様性を保つことで更なる解の改善を目指した。実験の結果、提案手法では多様な解を生成し、3つのベンチマークの最良値、平均値、最悪値のすべてにおいて、摂動法を加えなかった場合よりも良い値が得られることを示した。

今後の課題としては、効率よく摂動を加えるために各問題に対して摂動法のパラメータサーベイを行い、各問題に対して最適であるパラメータを見つけることが挙げられる。

参考文献

- 1) S.LIN and B.W.Kernighan: An Effective Heuristic Algorithm for the Traveling Salesman Problem, Operations Research, Vol.21, No. 2 pp.498-516, 1973.
- 2) H.D.Nguyen and I.Yoshihara and K.Yamamori and M.Yasunaga: Implementation of an Effective Hybrid GA for Large-Scale Traveling Salesman Problems, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B, Vol. 37, No 1, pp.92-99, 2007.
- 3) 黒田正文 and 岩切淳一 and 山森一人 and 吉原郁夫: D-1-2 摂動法を併用した TSP の準最適解生成法 (D-1. コンピューテーション, 一般セッション), 電子情報通信学会総合大会講演論文集, Vol 2008, No 1, 2008.
- 4) M.Kuroda and K.Yamamori and M.Munetomo and M.Yasunaga and I.Yoshihara: A proposal for Zoning Crossover of Hybrid Genetic Algorithms for large-scale traveling salesman problems, Evolutionary Computation (CEC), 2010 IEEE Congress on, pp 1-6, IEEE, 2010.
- 5) "VLSI TSPs", <http://www.tsp.gatech.edu/vlsi/index.html>.