TSP における異種交叉型異文化島モデルの求解性能評価

山森　一人 [a)]・図師　悠佑 [b)]・相川　勝 [c)]

Evaluation of Heterogeneous Crossover Island Model by TSP

Kunihito YAMAMORI, Yusuke ZUSHI, Masaru AIKAWA

Abstract

Traveling salesman problem (TSP) is one of the benchmark of combination problems.Hybrid genetic algorithm (HGA) which combines genetic algorithm and heuristics is a popular method to solve TSPs. Diversity of individuals in a population is an important point for GA, but some heuristic such as Lin-Kernighan method leads low diversity. In this research, we propose heterogeneous crossover island model for HGA. A population is divided into some sub-populations, and individuals in each sub-population are evolved with different crossover methods. Our proposed method gives better solution in earlier generation than HGA with homogeneous crossover.

Keywords:　TSP, Genetic algorithm, Heterogeneous crossover, Island model

1.　はじめに

巡回セールスマン問題（TSP:Traveling Salesman Problem）は、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、移動距離が最短になる巡回経路（以降、最適解と呼ぶ）を求める問題である。近年では、近似解法を使ったTSPの解法の研究が盛んである。TSPに有効な近似解法としてLin-Kernighan法（LK 法）[1)]があり、大規模なTSPのベンチマークの最適解の多くは、LK法を改良したHelsgauns LK　（LKH）法を用いた手法により発見されている。

別の近似解法として、生物の進化過程を模した遺伝的アルゴリズム（GA:GeneticAlgorithm）[2)]がある。GAは、問題が多峰性である場合や探索領域が離散的である場合にも対応でき、局所探索に優れているヒューリスティクスと、大域的探索に優れた GA を組み合わせたハイブリット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[3)]。

HGAの性質上､解の多様性を失い局所解に陥ったとき、解を改善することが難しくなる。LK法は強力であるために解の多様性を失いやすく、HGAは初期解によっては局所解に収束し、局所解からの脱出の術を持たない。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、解の多様性を保つために、原ら[4)]の提案した異文化型島モデルと複数の交叉法を組み合わせる手法を提案する。原らの異文化型島モデルでは、島ごとに突然変異率を変更することにより人為的に島の環境を変え、島ごとの解に個性を持たせて解の多様性を保つ。本研究の目的は、突然変異率は一定とし、交叉法を島ごとに異なるものとした場合の、解の多様性を評価することである。単一の交叉法を採用した島モデルと比較して提案手法を評価する

2.　TSP の解法

2.1.　Lin-Kernighan 法

Lin-Kernighan 法（LK 法）は、繋ぎかえる経路の数が一定である 2-opt 法に対し、繋ぎかえる経路の数を固定せず、経路の切断と接続を、短くなる経路が存在しなくなるまで繰り返す手法である。以下に LK 法の手順を説明する。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(i,j)で表し、(i,j)の距離を$c(i,j)$で表す。以降、「経路」は上記の意味で用いる。

STEP1：巡回経路をTとし、任意に都市t_1を選び、t_1の次に訪問する都市をt_2とする。

STEP2：$G = c(t_1, t_2)$、$G *= 0$、$i = 1$とする。

STEP3：式（1）を満たす都市t_{i+1}を探す。条件を満たすt_{i+1}がなければ **STEP7** に移行する。

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

STEP4：t_{i+1}の前に訪問する都市をt_{i+2}とし、$G = G - c(t_i, t_{i+1}) + c(t_{i+1}, t_{i+2})$とする。

STEP5：t_{i+2}の前に訪問する都市をt_{i+3}とし、(t_i, t_{i+1})と

a) 情報システム工学科教授
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

(t_{i+2}, t_{i+3})を切断し、(t_{i+1}, t_{i+2})と(t_i, t_{i+3})を繋ぐ。この時、式（2）を満たすならば、$G* = G$とし、この巡回経路をT'とする。

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

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 を都市数分繰り返す。

2.2. 遺伝的アルゴリズム

GA は、生物の進化をモデルとしたアルゴリズムである。GA は、選択、交叉、突然変異などの遺伝的操作を繰り返し行い、より優秀な個体を生成する。並列化にも向いているため、遺伝的操作を並列処理することによって計算時間の短縮が期待できる。図 1 に一般的な GA の流れを示す。ハイブリット GA（HGA:Hybrid GA）は、大域的探索に優れた GA と局所探索に優れているヒューリスティクスを組み合わせた手法であり、大規模な TSP に対して有効であることが報告されている。

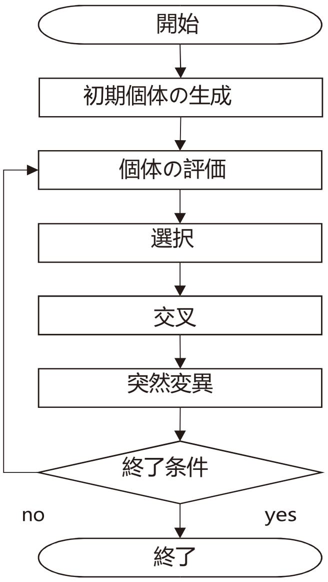

図 1.　一般的な GA の流れ.

2.2.1. 枝交換交叉法

枝交換交叉法（EXX：Edge Exchanging Crossover）は、親に含まれる経路のみを用いて巡回経路を生成する手法である。EXX は、二つの親の巡回経路中の経路を交換して子を生成する。親となる二つの巡回経路T^X、T^Yから、以下の手順で子となる巡回経路を生成する。

STEP1：親となる巡回経路T^X、T^Yを,

$$T^X = \{t_1^X \cdots t_N^X\}, \qquad T^Y = \{t_1^Y \cdots t_N^Y\}.$$

とする。親となる二つの巡回経路T^X、T^Yに含まれる経路を通過順に並べ、

$$E^X = \{e_1^X \cdots e_N^X\}, \qquad E^Y = \{e_1^Y \cdots e_N^Y\}.$$

とする。ただし、経路eを（出発都市,到着都市）で表し,

$$e_k^X = (t_k^X, t_{k+1}^X),$$

$$e_k^Y = (t_k^Y, t_{k+1}^Y),$$

と表記する。
STEP2：E^Xからランダムに$e^X_{x_i}$を選び、E^Yから$t^X_{x_i}$と同じ始点を持つ$e^Y_{y_j}$を選ぶ。
STEP3：$t^X_{x_i+1}$を始点とする$e^Y_{y_j}$、および$t^{Y}_{y_i+1}$を始点とするe^X_{xj}を選び出す。
STEP4：$e^X_{x_i}$と$e^Y_{y_i}$を交換する。$t^X_{x_i+1} = t^Y_{y_i+1}$であれば終了する。
STEP5：$e^X_{x_i}$と$e^Y_{y_i}$の間にある部分巡回経路,

$$E^X_{x_ix_j} = \left\{e^X_{x_i+1} e^X_{x_i+2} \cdots e^X_{x_j-1}\right\},$$

を逆順にし,

$$\bar{E}^X_{x_ix_j} = \left\{\bar{e}^X_{x_j-1} \bar{e}^X_{x_j-2} \cdots \bar{e}^X_{x_j-1}\right\}.$$

とする。
STEP6：$e^X_{x_i}$と$e^Y_{y_i}$の間の$E^Y_{y_iy_j}$について、**STEP5** と同様に$\bar{E}^Y_{y_iy_j}$を作成し、$E^Y_{y_iy_j}$を$\bar{E}^Y_{y_iy_j}$で置き換える。
STEP7：$x_i = x_j, y_i = y_j$として **STEP3** に移行する。

2.2.2. 枝組換え交叉法

枝組換え交叉法（ERX：Edge Recombination Crossover）は、経路の繋がりに着目した手法である。ERX は、双方の親が共通して保有する経路をなるべく多く受け継ぐように子を生成する。以下に、ERX の手順を説明する。
STEP1：二つの親が持つ経路を都市毎にリストにする。
STEP2：空のリストKを作成する。
STEP3：都市Nを任意に選択して最初の都市とし、リストKの先頭に挿入する。
STEP4：STEP1 で作成したリストから都市Nを削除する。
STEP5：都市の経路のリストが空でない場合、当該リストからランダムに次の都市を選択する。空である場合、新しいNを未選択の都市からランダムに選択する。
STEP6：STEP4～STEP5 を全ての都市を選択するまで繰り返す。

2.2.3. 部分貪欲交換法

部分貪欲交換法（GSX：Greedy Subtour Crossover）は、親個体の巡回経路の一部である部分経路をできるだけ長く子個体に継承させる交叉法である。以下に、GSX の手順を説明する。
STEP1：空のリストKを作成する。
STEP2：任意の都市を選択し、Kにコピーする。
STEP3：コピーした都市Nを出発点とし、親個体T^X は進

行方向順に、親個体T^Yは進行方向逆順に、都市を交互にKにコピーしていく。この時、すでにコピーした都市があった場合は都市の選択を停止する。この操作を、選択できなくなるまでコピーを続ける。

STEP4：まだコピーしていない都市を、ランダムに並べてKにコピーする。

2.3 島モデル

島モデルとは、複数の計算機による並列 GA の一種である。島モデルは集団を複数の島と呼ばれるサブ集団に分割し、各島ごとに独立に探索を進めていく。ある一定の世代毎に、いくつかの個体を他の島にコピーする移民を行う。島ごとに個体数や突然変異率などを変化させたモデルを異文化型島モデルと呼ぶ。

3. 提案手法

本研究では、島ごとに交叉法が異なる異文化型島モデルを用いて HGA 操作を行う。島ごとに交叉法を変えることによって島独自の解を生成し、その解を移民によって他の島に移すことにより解の多様性を保ちつつ、一層の解の改善を目指す。

島モデルでの手順は以下の通りになる。

STEP1：個体のサブ集団である島を複数作成する。

STEP2：各島で独立に 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移民させる。

STEP4：STEP2～STEP3 を指定した最大世代数まで繰り返す。

各島内で行う HGA 操作の手順は以下の通りになる。

STEP1：初期個体を生成する。

STEP2：個体を評価し、親となる個体を選択する。

STEP3：選択された個体で交叉を行い、新たな個体を一定数分だけ生成する。

STEP4：一定世代ごとに LK 法を行う。

STEP5：STEP2～STEP4 をある一定の世代数繰り返す。

4. 実験と評価

4.1. 実験方法

提案手法の評価するために、単一の交叉法を採用した HGA と解の良さを比較する。解の良さは式 (3) で定義する Quality で評価する。式 (3) でのLは得られた巡回経路長であり、L_{opt}は最適解、または現在分かっている準最適解である。Quality が 0 に近いほど最適解に近い解となる。

$$\text{Quality} = \frac{\sqrt{(L_{opt}-L)^2}}{L_{opt}}. \tag{3}$$

実験に使用する TSP は、TSPLIB[5]で公開されている 48 都市の att48、532 都市の att532、1,002 都市の pr1002 の 3 問を用いる。島の数は使用する交叉法に合わせて 3 つとする。部分集団の個体数は 50 とし、20 世代ごとにランダムに選んだ 20 個体を他の島に 10 個体ずつ移民する。世代は最大 10,000 世代とする。実験は、各 TSP に対し提案手法と単一の交叉法を採用した HGA で 10 回ずつ行う。

4.2. 実験結果と考察

図 2 は att48 での平均 Quality、図 3 は att532 での平均 Quality、図 4 は pr1002 での平均 Quality、図 5、図 6 はそれぞれ、att532 での 10 回の実験のうちの 1 つの、全ての解の Quality の分布と、異文化型島モデルの解の Quality の分布である。

図 2 から、Quality は異文化型島モデルが 2.7、EXX のみが 3.4、ERX のみが 8.8、GSX のみが 8.5 であることが分かる。図 3 から、Quality は異文化型島モデルが 37.5、EXX のみが 42.4、ERX のみが 50.0、GSX のみが 47.9 であることが分かる。図 4 から、Quality は異文化型島モデルが 60.2、EXX のみが 65.6、ERX のみが 69.6、GSX のみが 67.6 であることが分かる。提案手法は、単一の交叉法を用いた島モデルと比較すると 9%～13%ほど解を改善することができた。図 5 から、得られた最短巡回経路

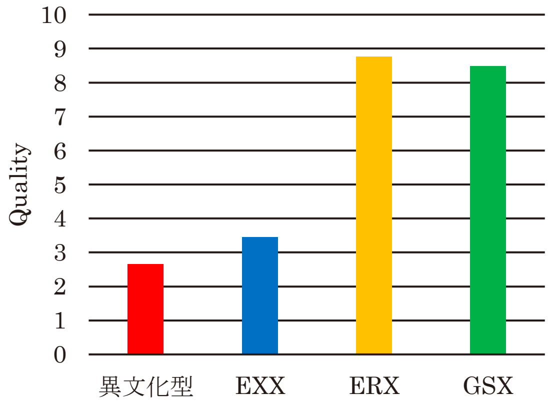

図 2. att48 での平均 Quality.

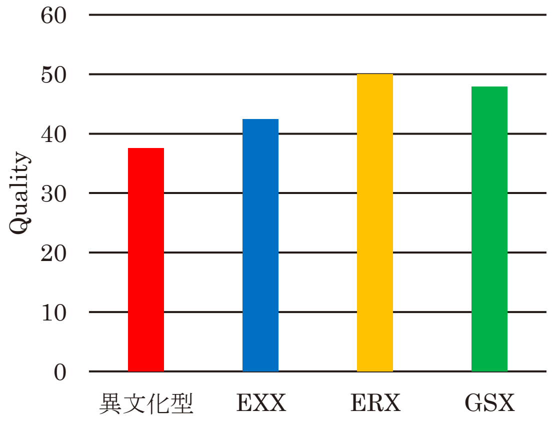

図 3. att532 での平均 Quality.

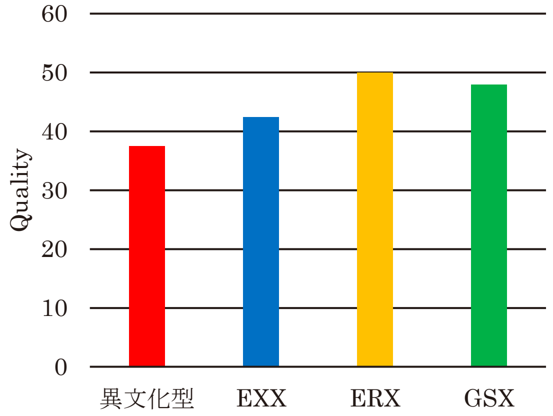

図 4.　pr1002 での平均分布.

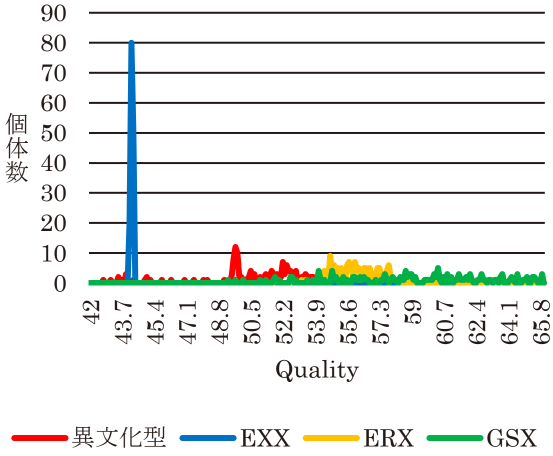

図 5.　att532 での Quality 分布.

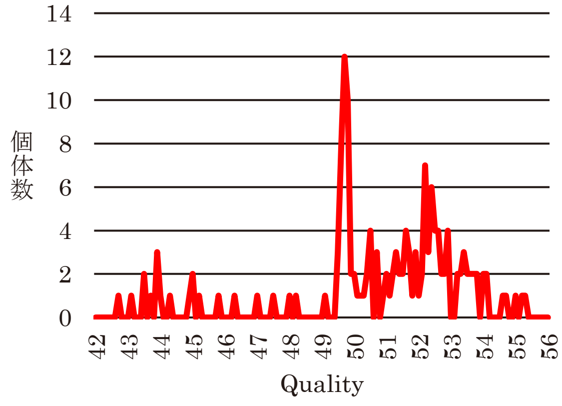

図 6.　att532 での提案手法の Quality 分布.

と最長巡回経路の Quality 差は、異文化型島モデルが 12.5、EXX のみが 0.2、ERX のみが 6.3、GSX のみが 17.6 となることが分かる。Quality 差のみだと GSX が 17.6 で一番良いように見えるが、図 5 から分かるように良い解が存在しない点に問題がある。図 6 から、提案手法は Quality が 49.7 の個体が 12 個体と目立つが、全体の個体の 8%にすぎず､残りの 92%は満遍なく分布していると言える。このことから、提案手法では解の多様性が保たれていることが分かる。すなわち、島ごとに交叉法が異なり解の多様性が高いため、解空間を幅広く探索し、解の改善を行うことができたと言える。

5.　おわりに

局所探索に優れているヒューリスティクスと大域的探索に優れた GA を組み合わせた HGA は、大規模な TSP に有効であることが報告されている。GA の性質上、解の多様性を失い局所解に陥ったとき、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である。

本研究では、異文化型島モデルを用い、交叉法を島ごとに変更することで解の多様性を保つ手法を提案し、通常の島モデルと比較し解の改善を図ることを目的とした。実験の結果、提案手法は解の多様性を保つことができ、3 種の TSP においては、単一の交叉法を用いた島モデルより 9%～13%短縮された良い解を得ることができた。

今後の課題としては、使用する交叉法を増やすことが挙げられる。また､突然変異率を変化させていないので、交叉法ごとに加え突然変異率を変化させることも挙げられる。

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)　D. E. Goldberg, “ Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning” , Adision-Wesley (1989).

3)　H. D. Nguyen, I. Yoshihara, K. Yamamori and M. Yasunaga, “Implementation of an Effective Hybrid GA for Large-Scale Traveling Salesman Problems”, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetice, PartB, Vol. 37, No. 1, pp. 92–99 (2007).

4)　原裕一, 金川明弘, 山内仁, 高橋浩光, “異文化型島モデルを組み込んだ gp における効率改善” , 電子情報通信学会技術研究報告. NLP, 非線形問題, Vol. 106,No. 344, pp. 11–16 (2006).

5)　“TSPLIB”http://elib.zib.de/pub/Packages/mp-testdata/tsp/tsplib/tsplib.html.