

# 再帰的拡張遺伝子交叉オペレータ交代法による 巡回セールスマン問題の解法

高橋良英<sup>†</sup>・木村 翼<sup>††</sup>・元田 剛<sup>†††</sup>

## Iterative Extended Changing Crossover Operators to Solve the TSP

Ryouei TAKAHASHI<sup>†</sup>, Tsubasa KIMURA<sup>††</sup> and Go MOTODA<sup>†††</sup>

### ABSTRACT

In this paper, a new hybrid method iterative Extended Changing Crossover Operators (i-ECXO) combining Edge Assembly Crossover (EAX) and Ant Colony Optimization (ACO) is proposed and its validity is experimentally verified by using medium sized TSP data. In EAX, parent A's edge EA is exchanged for parent B's edge EB finally to generate new off spring, where EA and EB alternate in forming so-called A-B cycles. ACO simulates swarm intelligence in ants' feeding behavior. i-ECXO realizes efficient successive search for the optimum solution while maintaining diversity of the population by following ideas. (a) The next best chromosomes EAX finds are merged with newly generated ones by ACO to maintain the diversity of the population. In ACO, ants tend to create various kinds of cyclic paths with different sequence of visiting cities in early stage of generations. With this merged chromosomes i-ECXO makes EAX execute crossover operations again to find the shorter path without making its speed down. (b) (a) is repeatedly executed until EAX finds the best solution. Diversity in the population is strictly measured by the metric entropy defined in TDGA.

**Key Words:** TSP, Hybrid method, iterative ECXO, GA, ACO, EAX, TDGA

**キーワード:** 巡回セールスマン問題, ハイブリッド手法, 再帰的拡張遺伝子交叉オペレータ交代法, 遺伝的アルゴリズム, アントコロニー最適化法, 枝組み立て交叉, TDGA

## 1. はじめに

遺伝的アルゴリズム (GAs: Genetic Algorithms)  
(<sup>1</sup>), (<sup>2</sup>), (<sup>3</sup>)により巡回セールスマン問題(TSP: Traveling  
Salesman Problem) (<sup>3</sup>), (<sup>4</sup>)の解を得る場合, 遺伝子交

---

平成 24 年 1 月 6 日受理

<sup>†</sup>大学院・工学研究科電子電気・情報工学専攻・教授

<sup>††</sup>工学研究科電子電気・情報工学専攻博士前期課程・2年

<sup>†††</sup>工学研究科電子電気・情報工学専攻博士前期課程・1年

叉を繰り返すと, 適応度の高い個体が集団を占めるようになり, 最良解への収束速度が早くなる。この現象はGAsにおける「積み木仮説」の教えるところである<sup>(2)</sup>。TSPデータが複雑な場合にはこの最良解は最適解ではなく次善解であることが多い。次善解のことを局所最適解とも呼ぶ。TSPの場合, 適応度は「定数/巡回路長」で測定する。最適解とはn箇所の全ての都市を1回ずつ訪問して出発都市に戻ってくる経路のうち, 所要距離が最短となる巡回路のことである。この巡回路を最適巡回路と呼ぶ。その経路長を最適巡

回路長と呼ぶ。但しどの2都市間も直接枝で結ばれており、各枝の長さはわかっている。上りと下りで枝の長さが同じ対称型TSPでは全巡回路数  $Nc$  は  $(n-1)!/2$  通りと計算できる。 $n!$  は Stirling の公式により、 $\sqrt{2\pi} \exp(-n) \times n^{n+1/2}$  と近似されるが、

この式は網羅的探索で最適解を探索するのに  $n$  の指数オーダー以上の膨大な計算時間がかかることを示している。このような意味でTSPは  $n$  に関する多項式時間で解くことが困難なNPクラスに属する問題であると理解されている<sup>(5), (6)</sup>。各種ベンチマークテストに使用される世界共通のTSPテストデータとこれまでの研究で見つかったその最短巡回路の経路長はHeidelberg大学のホームページのTSPLIBで管理されている。TSPLIBで管理されて最短経路長をTSPLIB最適解巡回路長と呼ぶ。

次善解から脱出し最適解を探索し続けるためには、適応度の高い個体と適応度の低い個体がバランス良く混在していること、すなわち集団がその多様性を維持していることが必要となる。しかし、適応度の低い個体が多いと最適解への収束速度は落ちる。従って、「多様性を保ちながら、最適解への収束速度を向上させる」という、相反する条件を満たしながら最適解を探索する手法を研究することがTSPをGAsで解く時の課題である<sup>(7), (8)</sup>。これは「積み木仮説」を階層的に適用して最適解を探索する手法を発見することと同等である。本論文では、枝組み立て交叉 (EAX: Edge Assembly Crossover)<sup>(7), (8)</sup> とアントコロニー最適化手法 (ACO: Ant Colony Optimization)<sup>(9)</sup> を結合したハイブリッド手法により巡回路の多様性を確保しつつ効率的に最適な解の探索を可能とする再帰的拡張遺伝子交叉オペレータ交代法 (i-ECXO: iterative Extended Changing Crossover Operators) を提案する。EAXはA-Bサイクルを形成し形成したA-Bサイクル上の親Aの枝と親Bの枝を交互に交換して子供を生成する手法である。ACOは餌採集時の蟻の集団行動の知能を模した最適化法

である。本資料では個体群の「多様性」を熱力学的遺伝的アルゴリズムTDGA<sup>(109)</sup>における集団の枝情報のエントロピーHにより厳密に測定した。これにより本i-ECXO (ACO → EAX) の個体群の生成制御方式の有効性を検証した。

## 2. 検討の位置づけ

先行研究では、拡張遺伝子交叉オペレータ交代法 (ECXO: Extended Changing Crossover Operators)<sup>(11), (12)</sup> の有効性を実験で検証した。ECXOでは比較的早期の世代では遺伝子交叉オペレータACOにより都市の巡回路順が部分的に最適巡回路に一致する多様な解を生成する。これを入力として後期の世代では遺伝子交叉オペレータEAXにより最適巡回路を効率的に探索する。そこでは、ACOから生成データを引き継いだ後、唯一回のEAXの試行で最適巡回路を探索した。しかし、最適巡回路を求める過程で、同一経路長を持つ全く異なる巡回路が複数生成されるような場合はいずれの巡回路から最終的に最適巡回路を生成できるのかを判断できない。そのような複雑な場合は、EAXを唯一回試行するのみでは最適巡回路を探索できない。同一経路長を持つ全く異なる巡回路とは、巡回路上のある都市について次に訪れる都市が異なるような経路のことである。そのような複雑な場合はその時点までにEAXが探索できた最短巡回路の近傍に解空間を広げその空間上の複数の点を初期値として再び最適巡回路を探索する手法が有効である。

解の探索空間を広げることは遺伝的アルゴリズムによる手法では探索した解に突然変異を施すことと同等である。これまで、HeSEA<sup>(8)</sup> や Voronoi based Crossover<sup>(13)</sup> の研究において遺伝的アルゴリズムEAXやVoronoi based Crossoverの見つけた解への突然変異手段として、non sequential 4-optを利用している。その方法ではnon sequential 4-optによる突然変異後、Lin-Kernighan法を適

用して解の収束を図る。そして Lin-Kernighan 法での収束結果を再び EAX や Voronoi based Crossover の入力としている。

解の探索空間を拓げる際、近傍点としては都市の巡回順が部分的に最適巡回路に一致している巡回路が望ましい。更に、近傍点はその時点までに探索できた最短巡回路との枝の類似度が低い巡回路であることが望ましい。親 X と親 Y の枝の類似度とは親 X と親 Y の巡回路上の都市と都市を結ぶ全ての枝のうち一致している枝数の全体の枝数に対する割合である。これは HeSEA で定義している尺度である。non sequential 4-opt による突然変異方式では距離に関する情報が欠落するため最適巡回路探索の効率が落ちる。このため本検討では、学習した巡回路長に関するデータを各枝上にフェロモンとして残す ACO を突然変異の手段とする i-ECXO を研究することとした。ACO による探索では次に訪れる都市を各枝上に残された距離の重みづけフェロモン量の大きさに合わせ確率的に選択する。初期生成フェロモン量は各枝で同じとするため、初期の世代では蟻の出発都市によって生成巡回路が異なるという特徴がある。この特徴を利用して、都市の巡回路順が部分的に最適巡回路に一致する多様な巡回路を ACO で生成できる。本論文では中規模 TSP (u574, att532, rat575, rat783, pcb1173) を用いて i-ECXO の有効性を検証する。

### 3.再帰的遺伝子交叉オペレータ交代法

i-ECXO (ACO→EAX)は 2 段階で最適解を探索する。第 1 段階では、ある乱数種(seed\_id)を初期値とする一様乱数列から生成された初期巡回路群を入力として ACO が暫定解を探索する。次に ACO が探索した暫定解を EAX は Chromosomes という遺伝子ファイルで引き継いで解の探索を続行し適応度の高い個体 (次

善解 S) を生成する。そして EAX が探索した次善解 S と ACO が新たな一様乱数列から生成した個体群を混在させて作った遺伝子ファイルを入力として、EAX を再起動し次善解 S の改善を図る。この「ACO による多様解生成→EAX によるローカルサーチ収束」という遺伝子交叉オペレータ交代処理を再帰的に Max\_Repeat2 回繰り返す。この第 1 段階のテストを独立に次善解探索回数分(= Max\_Repeat1) + 最適解探索回数分(=  $\alpha$ )行う。第 1 段階で最適解が見つかる確率(=  $\alpha / (\text{Max\_Repeat1} + \alpha)$ )が 10%以下等小さい場合に第 2 段階のテストを行う。第 2 段階では、第 1 段階の最終フェーズで EAX が生成した生成系列の異なる Max\_Repeat1 個の次善解 S を併合し多様性を確保する。この多様性の高い併合ファイルを入力として EAX が最適解を探索する。この方式で多様性と収束度を確保する方式を Family 併合方式と呼ぶ。i-ECXO のアルゴリズムは論文(11)を参照されたい。

## 4. 集団の多様性と収束度を測る尺度

### 4.1 TDGA における集団の多様性と最適解への収束度を測る尺度<sup>(10)</sup>

これまで、「多様性を保ちながら、最適解への収束速度を向上させる」定量的な方法として熱力学的遺伝的アルゴリズム TDGA が提案されている。そこでは (i) 集団の多様性を「巡回路上の都市と都市を結ぶ枝情報のエントロピー $H$ 」として、(ii) 最適解への収束度を集団の平均巡回路長 $\langle E \rangle$ として測定し、(iii) 温度パラメータ  $T$  を調整して自由エネルギー「 $\langle E \rangle - TH$ 」が最小となるように次世代の個体を生成する手法を提案している。

TDGA の TSP への応用例では、エントロピー $H$ を以下で定義している。

①  $N_i$  個の個体から成る集団  $P$  の中で都市  $i$  に結ばれる都市のエントロピー $H_i$  の定義

$$H_i = -\sum_j^n p_{ij} \log_2 p_{ij}$$

個体は巡回路を表す。ここで、 $p_{ij}$ は、都市  $i$  の次に訪れる都市が  $j$  である個数  $N_{ij}$  の全  $2N_p$  個の枝の本数に対する割合を示し、 $p_{ij} = N_{ij} / (2N_p)$  で定義される。 $n$  は都市数である。都市  $i$  の隣接都市は各個体毎に2つあり、全ての個体が局所最適解に陥った状態のエントロピーは以下の値となる。

$$H_i = -1/2 \log_2(1/2) - 1/2 \log_2(1/2) = 1$$

②集団  $P$  全体のエントロピー  $H$  の定義

$$H = \sum_{i=1}^n H_i$$

$H$  は各都市  $i$  の隣接都市のエントロピー  $H_i$  の総和である。

4.2 エントロピー計測の効率化

(1) 着眼点

これまでの実験によれば、(i)ACO が生成した解を EAX に引き継ぐ際に、ACO が生成する解上の枝のつながりに偏りは少ないこと、(ii) 積み木仮説の仮定でも知られているように、交叉を繰り返すうちに局所最適解の近くに探索解が集中し枝情報のエントロピーは均衡状態に達すること等から枝情報の差異は結果として巡回路長の差異となって現れる傾向がある。一方、TDGA による手法では、(a) 都市数が増えた時エントロピー  $H$  の計算に時間がかかる、(b) 温度  $T$  の初期設定がわかりづらい等の問題がある。このため、集団を構成する個体の平均巡回路長 (average length) と集団を構成する個体の最短巡回路長 (best length) の差の (average length) に対する割合で枝情報のエントロピー  $H$  を近似することとした。この尺度は分散や標準偏差の簡易計測尺度でもある。

(2) 多様性と収束度による最適解探索制御

本論文では集団の多様性を  $div. = \left[ \frac{\text{集団を構成する個体の平均巡回路長 (average length)} - \text{集団を構成する個体の最短巡回路長 (best length)}}{\text{average length}} \right]$  で簡易に測定する。解が収束するとは現世代までに探索した個体の最短巡回路長 (best length so far) が最適巡回路長に近づくこと

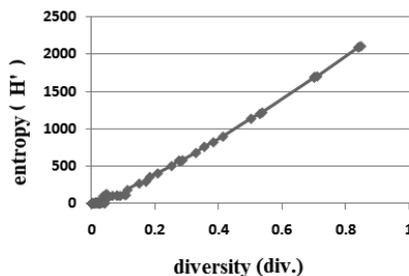


Fig. 1. Diversity (div.) is a simplified measure of entropy  $H$  of edges of individuals in the population in TDGA (in a case of u574).

である。最適解への収束の目安を収束度 (conv.) = 「(TSPLIB 最適解巡回路長 (opt. length) / (best length so far))」で測定する。i-ECXO では集団の多様性  $div.$  が  $div. \geq \alpha_0$ 、探索した最短巡回路の最適解への収束度  $conv.$  が  $conv. \geq \beta_0$  の値をとった時に ACO から EAX に ACO が生成した解を引き継ぐ方式としている。 $\alpha_0, \beta_0$  はプログラム起動パラメータとして与える。 $\alpha_0, \beta_0$  の値を調整することは、TDGA において温度  $T$  を調整することと同等である。

i-ECXO における集団を構成する個体の平均巡回路長 (average length) が TDGA における  $\langle E \rangle$  相当情報、i-ECXO における  $div.$  は TDGA におけるエントロピー  $H$  相当情報、TDGA における温度  $T$  は i-ECXO における  $k \times \alpha_0 / \beta_0$  相当情報となる。 $k$  は定数であり TSP の複雑さ等によって決まる。また突然変異手段として TDGA では 2-opt, 3-opt を使用しているが、i-ECXO では ACO を突然変異手段として使用する。

4.3 本検討における多様性測定尺度  $div.$  と TDGA のエントロピー  $H$  間の関係

u574 の場合に EAX で観測した  $div.$  と TDGA のエントロピー  $H$  の関係を図 1 (Fig. 1) に示す。図にも見られる通り、EAX の場合  $div.$  の  $1/2$  乗が TDGA のエントロピー  $H$  と正の相関がありその相関係数  $R$  は高いこと ( $R=0.997$ ) がわかった。この図は解への収束が安定状態に入った第 2 サイクル以降 (表 2 の 48 世代目以降) の EAX での観測結果を示している。ACO の場合はマクロ的な  $div.$  の増

Table 1. Comparison of iterative ECXOs with EAX and ACO on best length, average length, the number of optimal trials, relative error, average computational time. Results are obtained from sixteen independent trials in cases of att532, u574, rat575, rat783, and pcb1173.

TSP	opt. length	operators	pop. size	opt. trials	no. opt. sol.	best length	average length	relative error	comp. time (sec.)
att532	27686	EAX	100	0/16	1	27712	27722	0.0013	7.905
		i-ECXO	100	13/16		27686	27688	0.00007	25.622
u574	36905	EAX	100	14/16	3	36905	36907	0.00005	22.931
		i-ECXO	100	15/16		36905	36906	0.00003	22.811
rat575	6773	EAX	300	15/16	2	6773	6773.1	0.00001	41.511
		i-ECXO	300	10/16		6773	6774	0.00015	41.264
rat783	8806	EAX	300	6/16	7	8806	8807.4	0.00016	128.215
		i-ECXO	300	11/16		8806	8807	0.00011	105.685
pcb1173	56892	EAX	300	0/16	8	56901	56908	0.00028	284.193
		i-ECXO	300	11/16		56892	56894	0.00004	392.909

<Remarks> Relative error is defined as  $(\text{average length})/(\text{optimal length}) - 1$ . "opt. length" is optimal length in TSPLIB. "pop. size" is population size. "no. opt. sol." is the number of solutions of optimal lengths with different structures.

減の推移が、エントロピーHのマクロ的な増減の推移に一致していることを見出した。他の TSP の場合も同様な傾向を示している。

て機能と性能を評価した。①EAX, ②i-ECXO (ACO→EAX)。いずれも Family 併合方式で評価した。

## 5. 実験

### 5.1 実験データ

532 都市問題 att532, 574 都市問題 u574, 575 都市問題 rat575, 783 都市問題 rat783, 1173 都市問題 pcb1173 を用いて, i-ECXO の有効性を検証した。本実験では TSPLIB の測定法に合わせ, 二都市間の距離は小数点以下四捨五入した整数で求めている。

### 5.2 実験環境

数値実験は, Dell Precision T3500, Intel(R) Xeron (R) CPU W3680, 3.33 GHz, 6GB RAM 上で行った。i-ECXO を実現する EAX や ACO 等のプログラムは C 言語で開発した。C 言語の処理系は Microsoft Visual C++ 2008 デベロップメントシステムであり, Windows XP, Vista, Windows 7 上で開発した。

### 5.3 評価対象の遺伝子交叉オペレータ

以下の 2 つの遺伝子交叉オペレータについ

### 5.4 実験結果

#### (1) i-ECXO による性能改善効果の統計的評価

各 TSP に関し, 各 EAX ならびに i-ECXO (ACO→EAX) の交叉モデルについて, 乱数種を 1 から 16 まで変化させて 16 回の独立な最適解探索試行実験を行ない, 表 1 (Table 1) に示す実験結果を得た。

表 1 では以下の項目を整理評価している。

尚 ( ) は対応する表中の属性名である。

- (i) TSPLIB 最適解巡回路長 (opt. length)
- (ii) 各交叉モデルの集団サイズ (pop. size)
- (iii) TSPLIB 最適解探索に成功した回数 (optimum trials)
- (iv) TSPLIB 最適解と同一経路長を持つ巡回路順が異なる TSPLIB 最適解の数 (no. opt. sol.) ・ i-ECXO が探索した構造の異なる TSPLIB 最適解の数。
- (v) 最良巡回路長 (best length) ・ 16 回の試行で探索した最短巡回路の中で最も短い経路長。

Table2. A typical process of iterative ECXO(ACO→EAX) to converge to the optimum solution (in a case of u574).

stage	cycles	seed_id	operators	gen.	best length	time(sec.)	start point			end point		
							div.	entropy H	conv.	div.	entropy H	conv.
first	0	1201	initial random	0	646453	1	-	-	-	0.049	4166.6	0.0571
	1	1201	ACO	1	88128	70	0.049	4166.6	0.0571	0.332	2663.7	0.4188
		13	EAX	47	37023	11,201	0.332	2663.7	0.4188	0.000	579.1	0.9968
	2	1301	ACO	48	94894	11,271	0.045	4165.9	0.0568	0.302	2699.9	0.3889
		13	EAX	76	36998	15,685	0.706	2671.2	0.9968	0.000	574.0	0.9975
	3	1401	ACO	77	97921	15,757	0.047	4166.7	0.0569	0.283	2697.1	0.3769
		13	EAX	104	36969	19,342	0.722	2687.7	0.9975	0.000	576.0	0.9983
	4	1501	ACO	105	90180	19,412	0.049	4166.3	0.0567	0.334	2699.5	0.4092
		13	EAX	125	36907	22,038	0.713	2680.5	0.9982	0.000	576.0	0.9999
	second	5	1	EAX	133	36905	22,132	0.002	701.2	0.9999	0.001	687.5

(vi) 最短巡回路長の平均値 (average length) ・ ・ 16 回の各試行で探索した最短巡回路長の平均値。

(vii) TSPLIB 最適解巡回路長 (opt. length) と平均巡回路長 (average length) 間の相対誤差 e (relative error) ・ ・

$$e = (\text{average length}) / (\text{opt. length}) - 1 \text{ と定義}^{(9)}。$$

(viii) 平均探索時間 (単位: 秒) (comp. time (sec.)) ・ ・ EAX、i-ECXO 共に第 1 段の 16 回の探索時間の平均値に第 2 段で TSPLIB 最適解を探索したモデルの探索時間の平均値を加えた数値。

(2) 実測値の評価

表 1 から以下のことがわかる。

(i) TSPLIB 最適解探索率

att532, u574, rat575, rat783, pcb1173 ともの順番で i-ECXO は 0.8125 (= 13/16), 0.9375 (= 15/16), 0.5 (= 8/16), 0.6875 (= 11/16), 0.6875 (= 11/16) と高い TSPLIB 最適解探索率を実現できた。同様に EAX は 0 (= 0/16), 0.875 (= 14/16), 0.9375 (= 15/16), 0.375 (= 6/16), 0 (= 0/16) であった。rat575 以外は i-ECXO が探索率が高かった。

(ii) i-ECXO で探索した同一経路長を持つ最適解の種類

att532, u574, rat575, rat783, pcb1173 の順番で TSPLIB 最適解巡回路長は 27686, 36905, 6773, 8806, 56892 である。この経路長と同一の経路長を持つ都市巡回順が異なる 1, 3, 2, 7, 8 個の巡回路を i-ECXO は見つけた。この数が大きければ大きい程最適解を探索できる確率は高くなり、また探索時間も短くなっている。

(iii) 最良巡回路長, 平均巡回路長, 相対誤差

TSPLIB 最適解を探索できた場合はその経路長と最良巡回路長は一致している。i-ECXO, EAX の順番で最適解の近似度は高いことが表から読み取れる。同様に、平均巡回路長と TSPLIB 最適解巡回路長間の相対誤差 e に関して各 TSP の平均値をとると i-ECXO は 0.00008, EAX は 0.00036 であった。

(iv) 平均探索時間

コンピュータの性能に若干の違いはあるものの、都市数が 532, 574, 575, 783, 1173 に増えるにつれ i-ECXO の TSPLIB 最適解平均探索時間 (sec.) は、 $25.6 \times 10^3$ ,  $22.9 \times 10^3$ ,  $41.3 \times 10^3$ ,  $105.7 \times 10^3$ ,  $392.9 \times 10^3$  と概ね都市数の指数オーダーで増えていることが表から読み取れる。この結果は、都市数の指数オーダーで最適巡回路探索が困難になることを慮ると妥当と判断される。

(3) i-ECXO (ACO→EAX) 最適解探索プロセス

表 2 (Table 2) は u574 を事例として、乱数

種 (seed\_id) = 1201 で発生させた巡回路群を初期値として i-ECXO (ACO→EAX)の最適解探索過程を示している。表 2 は(a) i-ECXO の段階(stage), (b)ACO→EAX サイクル番号(cycles), (c) ACO と EAX で使用した乱数種(seed\_id), (d) ACO と EAX のオペレーション種別(operators), (e) 世代番号(gen.), (f)その世代の終わりまでに探索した最短巡回路長(best length), (g)最短巡回路長を探索するまでのコンピュータ時間(time), (h)各オペレーション開始時(start point)と終了時(end point)の i-ECXO における多様性 div.、TDGA における枝情報のエントロピーH と i-ECXO における収束度(conv.) の計測結果を示している。各世代では 100 個の巡回路が ACO または EAX により生成される。0 サイクルから 4 サイクルは第 1 段階、第 5 サイクルは第 2 段階である。尚、TDGA における枝情報のエントロピーH の計測時間は表 2 に含まれていない。都市数が 574 なのでエントロピーH の最低値は 574 である。

表 2 から以下のことがわかる。

(i)第 0 世代で最短経路長 646453 の初期巡回路群をランダムに生成した後、(ii)第 1 サイクル第 1 世代目完了時 70 秒に ACO は経路長 88128 の巡回路を探索し最新の 100 個の巡回路情報を EAX に引渡していること、(iii) EAX は 47 世代目完了時 11,201 秒に局所最適巡回路長 37023 に陥って停止したこと、停止時に多様性 H は 579.1 で最小値に近くなっていること、(iv)第 2 サイクル目、新しい初期条件(乱数種=1301)で第 48 世代目完了時 11,271 秒に ACO は経路長 94894 の巡回路を生成し、最新の 100 匹の蟻が学んだ巡回路情報を EAX に引渡していること、ACO から引き渡されたこの巡回路情報とこれまでに EAX が探索した最短経路長 37023 の巡回路情報を併合した巡回路情報を現世代の親として EAX は 76 世代目完了時 15,685 秒にこれまでより短な経路長 36998 の巡回路を探索できたこと、その際 ACO が

生成した多様解、これは一種の突然変異列である<sup>(9)</sup>、のおかげで EAX は起動時の多様性 H を 579.1 から 2671.2 に拡大して確保できていること、同様に i-ECXO における多様性を測定する尺度である div. も 0.00 から 0.706 に拡大できていること、(v)こうして ACO と EAX が交互に遺伝子操作オペレーションを交代し、4 サイクル目 125 世代目 22,038 秒に EAX は経路長 36907 の巡回路を探索していること、(vi)この巡回路と他の 14 個の Family 系列で探した最短巡回路との併合ファイルを入力として EAX は第 2 段階 133 世代目完了時 22,132 秒に最適巡回路長 36905 を探索できたこと。第 2 段階で EAX が最適解を探索できた理由は第 1 段階で生成された Family という生成系列の異なる多様性の高い巡回路群を入力できたことに依るものであり、その多様性 H を 576 から 701.2 に拡大できた。尚、第 1 段階での i-ECXO における EAX の集団サイズは EAX が 100~102、第 2 段階でのそれは 22 であった。

以上の事例で、「積み木仮説」を段階的に適用することにより最適解を探索できることを示した。

## 6. おわりに

再帰的拡張遺伝子交叉オペレータ交代法 i-ECXO(ACO→EAX)の有効性を TSPLIB の中規模 TSP データ (att532, u574, rat575, rat783, pcb1173, vm1084) を用いた C プログラム実験で検証した。i-ECXO では先ず、遺伝子交叉オペレータ ACO により都市の巡回順が部分的に最適巡回路に一致する多様な解を生成し、これを入力として後期の世代では遺伝子交叉オペレータ EAX により大域的に最適な解を生成する。これで最適解が見つからない場合は、これまで EAX が探索した次善解と ACO による生成した突然変異解を混在させて次世代の子を生成する。

EAX が最適解を見つけるまで、ACO と EAX が交互に交代しながら再帰的に最適解を探索する。ACO から EAX への個体群の最適な引継ぎ時期を、引き継ぐ個体群の「多様性」と「収束度」を観測して i-ECXO は制御する。本資料では個体群の「多様性」を熱力学的遺传的アルゴリズム TDGA における集団の枝情報のエントロピー  $H$  により厳密に測定した。これにより本 i-ECXO (ACO→EAX) の個体群の生成制御方式の有効性を検証した。

<追記> 本論文は以下の国際会議論文の邦訳である。(14) R. Takahashi: “Solving the Traveling Salesman Problem through Iterative Extended Changing Crossover Operators”, in Proceedings of Tenth International Conference on Machine Learning and Applications, IEEE Computer Society, pp. 253- 258 (2011)

### 参考文献

(1) J. H. Holland: “Adaptation in Natural and Artificial Systems”, MIT Press (1992)  
 (2) D. E. Goldberg: “Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning”, Addison-Wesley Publishing Company, Inc. (1989)  
 (3) 三宮信夫, 喜多一, 玉置久, 岩本貴司: 「遺传的アルゴリズムと最適化」, pp.37-51, 朝倉書店 (1998)  
 (4) D.S. Johnson, L. A. McGeoch: “The Traveling Salesman Problem: A Case Study in Local Optimization”, E. H. L.Aarts, J. K. Lenstra, eds,

Local Search in Combinatorial Optimization, John Wiley and Sons, Ltd., pp. 215–310 (1997)  
 (5) E. Aarts and J. K. Lenstra: “Local Search in Combinatorial Optimization”, Princeton University Press (2003)  
 (6) M. Garey and D. Johnson: “Computers and Intractability, A Guide to the Theory of NP-Completeness”, W. H Freeman and Company (1979)  
 (7) 永田裕一, 小林重信: 「巡回セールスマン問題に対する交叉: 枝組み立て交叉の提案と評価」, 人工知能学会誌, Vol.14, No.5, pp.848-859 (1999)  
 (8) H.-K. Tsai, J.-M. Yang, Y.-F. Tsai, and C.-Y. Kao: “An Evolutionary Algorithm for Large Traveling Salesman Problems”, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics- Part B. Cybernetics., Vol. 34, No.4, pp. 1718 – 1729 (2004)  
 (9) M. Dorigo and T. Stützle: “Ant Colony Optimization”, The MIT Press (2004)  
 (10) 前川景示, 森直樹, 玉置久, 喜多一, 西川禎一: 熱力学的選択ルールを用いた巡回セールスマン問題の遺传的解法, 計測自動制御学会誌論文集, Vol. 33, No. 9, pp. 939-946 (1997)  
 (11) R. Takahashi: “A Hybrid Method of Genetic Algorithms and Ant Colony Optimization to Solve the Traveling Salesman Problem”, in Proceedings of Eighth International Conference on Machine Learning and Applications, IEEE Computer Society, pp. 81- 88 (2009)  
 (12) R. Takahashi: “Extended Changing Crossover Operators to Solve the Traveling Salesman Problem”, Electronics and Communications in Japan, Vol.93, NO. 7, pp. 1- 16 (2010)  
 (13) Dong-Il Seo and Byung-Ro Moon: “Voronoi Quantized Crossover for Traveling Salesman Problem, Genetic and Evolutionary, Computation Conference, pp.544-552 (2002)  
 (14) R. Takahashi: “Solving the Traveling Salesman Problem through Iterative Extended Changing Crossover Operators”, in Proceedings of Tenth International Conference on Machine Learning and Applications, IEEE Computer Society, pp. 253- 258 (2011)

### 要旨

本論文では、枝組み立て交叉(EAX)とアントコロニー最適化手法(ACO)を結合したハイブリッド手法により巡回回路の多様性を確保しつつ効率的に最適な解の探索を可能とする再帰的拡張遺伝子交叉オペレータ交代法(i-ECXO)を提案する。EAXはA-Bサイクルを形成し形成した親Aの枝と親Bの枝を交互に交換して子供を生成する手法である。ACOは餌採集時の蟻の集団行動の知能を模した最適化法である。i-ECXOではEAXが探索した次善解に、ACOが新たに生成した個体群を混在させ個体群の多様性を確保する。この個体群を再びEAXの入力として最適解への収束速度を落とすことなく解の改良を図る。ACOでは初期生成フェロモン量は各枝で同じとするため、初期の世代では蟻の出発都市によって生成巡回回路が異なるという特徴がある。この特徴を生かして集団の多様性を確保する。多様性はTDGAのエントロピーで厳密に測定した。

**キーワード**: 巡回セールスマン問題, ハイブリッド手法, 再帰的拡張遺伝子交叉オペレータ交代法, 遺传的アルゴリズム, アントコロニー最適化法, 枝組み立て交叉, TDGA