

## SOM の TSP への適用とその応用

旭川高専 ○松村有祐 渡辺美智子 古川正志

## 要旨

本研究では、SOM の能力を調べることを目的とし、TSP 問題に GA と SOM による方法とを適用して得られた結果を検討した。数値計算結果は、SOM がいくつかの GA より高速に最良解が得られることを示した。また、SOM の解を IA の初期データベースと GA の初期解に採用した実験結果も示す。

## 1. はじめに

本研究は、巡回セールスマン問題(Traveling Salesman Problem; TSP)のより高精度な近似解を、遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithms; GA), GA を応用した免疫アルゴリズム(Immune Algorithms; IA)およびコホネンの自己組織化マップ(Self-Organizing Maps; SOM)を適用しそれらの解の精度を比較する。

また、SOM は、ボルツマンマシン同様ニューラルネットワークの一つであり、GA や IA と比較して高速に収束解を得ることが知られている。そのため、本研究ではさらに SOM の解を GA の初期解とする方法を示し、その数値計算実験も実施する。

## 2. TSP とは

TSP とは、 $n$  個の都市を重複なしにすべてただ一度巡回する場合に、その最短となる経路を探し出す問題である。

しかし、巡回する都市数が多い場合に最適解を求めるのは、巡回経路の組み合わせが  $(n-1)!$  通り存在するため、現実的には不可能である。そのため最適解にできるだけ近い近似解を求めることが研究されている。

## 2.1. TSP を解くアルゴリズム

本研究では TSP を解くアルゴリズムとして、GA と IA に基づいた IA, および SOM を採用する。実験は 150 都市とし、TSP LIB95<sup>1)</sup>の最短巡回経路が既知である TSP 都市配置データ(ch150)を使用した。データは縦横の最小値が 0 に、最大値が 100 になるように規格化した。

## 2.2. GA

本研究では以下のようなアルゴリズムの GA を TSP に適用した。

- I. 都市配置データを読み込む
- II. 乱数により巡回順序遺伝子を 20 組生成する
- III. 遺伝演算(突然変異, 交叉, 逆位)
- IV. 巡回経路長による評価
- V. 子の再生

以上 III ~ V を指定した世代数繰り返し近似解を求める。

## 2.3. IA

一定世代数 GA を稼働させて得た最良の近似解を IA の免疫としてデータベースに取り入れた。同じプロセスの繰り返しにより初期の IA のデータベースが完成する。IA のデータベースは次のように利用する。

GA における個体すべてを一代毎に IA のデータベースすべてと比較し、一定の方法で類似度を計算し、類似し、かつ、IA のデータベースにある個体より評価が高い場合は、GA で発生した個体に置き換える。また、IA のデータベースにある個体と完全に同一である GA の個体は、淘汰される。

IA における類似度  $s$  を次のように定義した。

まず、全ての個体を都市番号 0 から始まるように並び替え、IA のデータベースと図 1 のように比較し、次式から類似度を求める。

$$s = \sum_{i=1}^n (1 - \delta_{c_i, c'_i}) \quad (1)$$

ここで  $\delta_{ij}$  はクロネッカーのデルタであり、 $c_i$  は GA の  $i$  番目の都市、 $c'_i$  は IA のデータベースの  $i$  番目の都市である。

|       |          |   |   |   |   |
|-------|----------|---|---|---|---|
| IM 個体 | 0        | 3 | 2 | 5 | 1 |
| GA 個体 | 0        | 3 | 1 | 5 | 2 |
|       | 同        | 同 | 異 | 同 | 異 |
|       | * 異をカウント |   |   |   |   |
|       | 類似度 = 2  |   |   |   |   |

図 1 IA の類似度

## 2.4. N-GA(Normalized GA)

N-GA が TSP においてどれだけ有効性をもつかについても、数値計算実験で調べる。

N-GA は子の再生の際に、最小、最大評価値を 0 及び 1 とし、その間の各個体の評価を均等に配置する GA である。

## 2.5. SOM

本研究では以下のように SOM を TSP に適用した。

- I.  $N$  個の都市配置データを  $N$  個の参照データベクトル  $x=[x_1 x_2 \dots x_n]$  として読み込む
- II. 中心から半径  $R$  の円を描くように  $M$  個の出力ユニットに対するベクトル  $w=[w_1 w_2 \dots w_m]$  をシナプスとして配置する
- III. 乱数により選ばれた一つの参照データベクトル  $x(t)$  と各シナプスベクトル  $w_i(t-1)$  との間のユークリッド距離  $|x(t)-w_i(t-1)|$  を求める。
- IV. 距離が最小である出力ユニットのシナプスベクトル  $w_c$  を決定する。
- V.  $w_c$  とその近傍  $n(t)$  の範囲にあるシナプスベクトル  $w_i$  を次式により学習する。

$$w_i(t) = w_i(t-1) + \alpha(t)(x(t) - w_i(t-1)) \quad (2)$$

$\alpha$ : 学習率係数

以上 III ~ V を近似解が収束するまで繰り返す。

近傍範囲決定関数  $n(t)$  は学習回数  $t$  に関する以下に示す単調減少関数である。  $\beta$  回学習するごとに近傍範囲を 1 ずつ縮小する。ただし、 $n(t) \geq 0$  である。

$$n(t) = \frac{N}{2} - \frac{t}{\beta} \quad : n(t) \geq 0 \quad (3)$$

ここで、 $t$  は学習回数を示し、 $\beta$  は減少タイミング設定パラメータである。

学習率係数は次式によって決定する。これは SA の考え方に基づき、学習当初は大きな値を与え、学習を繰り返すと小さな値に減少するように、学習回数  $t$  の対数の逆数を設定する。

$$\alpha(t) = \frac{1}{\log(t+2)} \quad (4)$$

## 3. 数値計算実験

以下の数値計算実験を実施した。

## 3.1. 実験 I

GA と IA と N-GA および SOM による近似解精度比較実験を行った。GA の遺伝演算には突然変異と交叉を導入した場合と、それに加え逆位を導入した場合を実施した。実験に用いたそれぞれの方法のパラメータを以下に示す。

実験環境

CPU: Pentium III 750MHz  
RAM: 256MB

GA①/GA②/N-GA のパラメータ

総学習回数: 10,000 回  
 個体数: 20 個  
 突然変異発生確率: 30%  
 交叉発生確率: 30%  
 逆位発生確率(①): 0%  
 逆位発生確率(②): 30%

IA のパラメータ

GA 学習回数: 7,000 回 (IA 一世代あたり)  
 GA 個体数: 20 個  
 IA 学習回数: 200 回  
 IA データベース收容数: 40 個  
 類似度しきい値: 10  
 突然変異発生確率: 30%  
 交叉発生確率: 30%  
 逆位発生確率: 30%

表 1 各方式における巡回経路長比較表

|      | GA①     | GA②     | N-GA    | IA      | SOM     |
|------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 1    | 1825.91 | 1359.87 | 1836.05 | 1660.51 | 977.23  |
| 2    | 1745.66 | 1392.30 | 1859.93 | 1372.80 | 1007.52 |
| 3    | 1845.33 | 1455.54 | 1908.09 | 1387.22 | 993.72  |
| 4    | 2108.41 | 1425.70 | 2018.32 | 1286.68 | 975.33  |
| 5    | 1696.25 | 1393.96 | 1842.22 | 1364.77 | 985.47  |
| 6    | 2089.04 | 1450.84 | 1796.24 | 1348.25 | 973.86  |
| 7    | 1843.55 | 1507.56 | 1821.29 | 1364.26 | 985.90  |
| 8    | 1790.44 | 1420.01 | 1844.65 | 1461.94 | 979.96  |
| 9    | 1722.99 | 1299.56 | 1746.26 | 1396.36 | 1006.80 |
| 10   | 1785.90 | 1302.08 | 1849.56 | 1437.25 | 980.93  |
| 最近似解 | 1696.25 | 1299.56 | 1746.26 | 1286.68 | 973.86  |

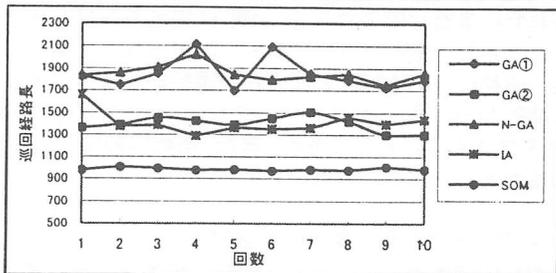


図 2 各方式における巡回経路長比較グラフ

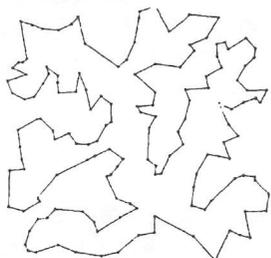


図 3 最短巡回経路(経路長:933.182)



図 4 IA で計算した巡回経路(経路長:1286.68)

表 1 に各方式における巡回経路長の 10 回の計算結果の比較表, 図 2 に各方式における巡回経路長比較グラフ, 図 3 に最短巡回経路, 図 4 に IA で計算した巡回経路を示す.

これらの結果から, SOM が他と比較し, 高精度な解を求めることが分った. 計算に要する時間は数秒であり, GA, IA の約 2 分及び約 20 分と比較し, 非常に短時間で結果が得られた. しかし, SOM は一度解が収束するとそれ以上に解が改善することはないため, 計算時間を多く与えた場合 GA や IA の方が優れた解を求める可能性がある.

また, N-GA の精度は最も悪く, 正規化による多様性の保存効果が余り得られないことが分る.

3.2. 実験 II

実験 II では SOM によって得られた近似解を IA の初期データベースと IA における GA 初期個体に取り入れ, IA を計算した.

表 2 IA 各世代数における最良解の巡回経路長

| IM 世代数 | 巡回経路長  |
|--------|--------|
| 50     | 949.13 |
| 100    | 947.57 |
| 150    | 944.95 |
| 200    | 944.95 |

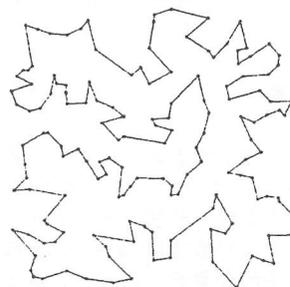


図 5 IA200 世代時の巡回経路(経路長:944.95)

表 2 に IA 各世代数における最良解の巡回経路長, 図 5 に IA200 世代時の巡回経路を示す.

IA 世代数が増えるごとに少しずつ精度が改善されている. 実験 II で求めた経路長 944.95 は最短経路長 933.182 と比較して十分良好な解が得られた. 図 3 と図 5 を局所的に比較すると類似している部分も多く見られる.

4. おわりに

実験 I では, GA や IA に基づいた IA に比べて SOM が高精度な近似解を非常に高速に計算することが分った. 実験 II では SOM の難点を解消するために, SOM 近似解を IA の初期データベース及び GA の初期個体として GA を 1 万世代にわたり計算させた. その結果, SOM 単独の場合で得られた近似解を改善することができた.

SOM と GA や IA を組み合わせ, 各方式の難点を克服することで, それぞれ単独の場合に比べ, より高精度な近似解を求めることができることができた. SOM の TSP に対する有効性は他に比べて高いといえる. しかし, SOM の解が精度を左右する可能性があるため, 最短経路を求める保証はないといえる.

今後は, ユークリッド幾何面上にない TSP コストに対して SOM を適用する方法を考え, SOM をジョブショップスケジューリング(Job Shop Scheduling; JSP)に適用したい.

参考文献

- 1) TSPLIB95; <http://www.iwr.uni-heidelberg.de/groups/comopt/software/TSPLIB95/>
- 2) T.コホネン他; 自己組織化マップ, シュプリンガー・フェアラーク東京(1996)