

# 粒子間の情報交換と群れない粒子を導入した粒子群最適化による 巡回セールスマン問題の解法

岩崎丈徳<sup>†1</sup> 穴田一<sup>†1</sup>

**概要**：現実的な時間内で厳密解を求めることが困難な巡回セールスマン問題（TSP）などの組合せ最適化問題に対する最適化手法に、生物の進化や群れ行動を模倣した進化的計算と呼ばれる近似解法が存在する。その一つに粒子群最適化（PSO）と呼ばれる手法があるが、初期の粒子群が持つさまざまな解の組み合わせを確かめられていない上、最良粒子が局所解に陥ってしまうと集団全体で局所解へ進行してしまう。そこで本研究では、初期の粒子同士のさまざまな解の組み合わせを確かめるための情報交換と局所解に陥りにくくするための群れ行動をしない粒子を導入した新たな PSO のアルゴリズムを構築し、その有効性を確認した。

**キーワード**：巡回セールスマン問題、進化的計算、粒子群最適化

## An Algorithm for Traveling Salesman Problem using Particle Swarm Optimization Introducing Information Exchange between Distant Particles and Particles that don't Swarm

TAKENORI IWASAKI<sup>†1</sup> HAJIME ANADA<sup>†1</sup>

**Abstract**: There is an approximate algorithms called swarm intelligence algorithm that imitated the flock behavior. One of them is an algorithm called Particle Swarm Optimization (PSO). But the combination of various solutions of initial distant particles has not been confirmed, and if the best particle falls into a local solution, the whole group progresses to the local solution. Therefore, we constructed a new PSO algorithm for traveling salesman problem which introduces information exchange between distant particles and mutant particles that don't flock. We confirmed the effectiveness of the algorithm using benchmark problems taken from the TSPLIB.

### 1. はじめに

現実的な時間内で解法が困難である巡回セールスマン問題（Traveling Salesman Problem, TSP）などの組合せ最適化問題に対する近似解法に進化的計算（Evolutionary Computation, EC）と呼ばれる生物の進化過程や群れ行動を模倣した近似解法があり、近年研究が盛んに行われている。この EC の一つに魚や鳥などの群れ行動を模倣した粒子群最適化（Particle Swarm Optimization, PSO）と呼ばれる手法がある。しかし、PSO は群れ全体で最良粒子の情報を共有しているものの、離れた粒子同士の情報交換が含まれておらず、初期設定時の粒子群が持つさまざまな解の組み合わせを確かめられていない上、最良粒子の情報を集団全体に共有しているため、最良粒子が局所解に陥ってしまうと集団全体で局所解の方向へと進行してしまう。

そこで本研究では、PSO を TSP 向けに変更した挿入操作 PSO 戦略（IPSO）[1]に、離れた粒子同士のさまざまな解の組み合わせを確かめるための情報交換と局所解へ陥りにくくするための群れ行動をしない粒子を導入した新たな PSO のアルゴリズムを構築し、その有効性を確認した。

### 2. 提案手法

本研究では、PSO を TSP 向けに変更した挿入操作 PSO 戦略（IPSO）[1]に離れた粒子同士を選びやすくした相違選択と、粒子同士でさまざまな解の組み合わせを確かめるための形質遺伝性を考慮した枝交換交叉 [2]を用いた情報交換を導入した。さらに、探索集団が局所解に陥りにくくするため、突然変異の役割を担わせた変異粒子と呼ばれる粒子を初期粒子群の中からランダムに $\gamma\%$ の数だけ用意する。この変異粒子は各粒子 $i$ の最良解 $pbest_i$ と探索集団の最良解 $gbest$ の部分経路を自身に挿入せず、 $\gamma\%$ 以外の集団とは交叉のみで情報交換を行い、突然変異を起こす。

#### 2.1 初期粒子群と変異粒子の生成

巡回経路を粒子 $i$ の初期解 $x_i$ をランダムに $m$ 個生成する。また、その生成した初期粒子群の $\gamma\%$ の粒子を変異粒子とする。

#### 2.2 $pbest_i$ と $gbest$ の初期設定

各粒子 $i$ （変異粒子を含む）を巡回経路長の逆数で表される適応度 $F_i$ で評価する。また、各粒子 $i$ （変異粒子を含む）の最良解 $pbest_i$ に初期解 $x_i$ を設定し、探索集団の最良解 $gbest$ を $pbest_i$ の中から決定する。

<sup>†1</sup> 東京都市大学  
Tokyo City University

### 2.3 相違選択（ペア相手の選択）

粒子*i*と粒子*j*（変異粒子を含む）の経路の重複に基づいた相違度 $D_{ij}$ を以下の(1)式のように定義する。

$$D_{ij} = 1 - \frac{|E_i \cap E_j|}{n} \quad (1)$$

ここで、 $E_i$ は粒子*i*の枝集合、 $|E_i \cap E_j|$ は $E_i$ と $E_j$ の共通枝本数、 $n$ は都市数である。そして、全ての粒子*i*においてもう片方の粒子*j*を交叉相手に選ぶ確率 $P_{ij}$ を以下の(2)式のように定義する。

$$P_{ij} = \frac{[D_{ij}]^\alpha [F_j]^\beta}{\sum_{k=1}^m [D_{ik}]^\alpha [F_k]^\beta} \quad (2)$$

ここで、 $F_j$ は粒子*j*の適応度、 $\alpha$ は相違度の影響度合い、 $\beta$ は適応度の影響度合い、 $m$ は粒子数で、この選択確率 $P_{ij}$ に基づきペアを組んでいく。

### 2.4 枝交換交叉（粒子間の情報交換）

2.3で組んだペア（変異粒子を含む）を用いて、形質遺伝性を考慮した枝交換交叉 [2]を適用する。この交叉により、2つの粒子の経路を互いに交換し、離れた粒子同士の情報交換を行う。

### 2.5 部分経路の挿入（最良粒子の情報共有）

$pbest_i$ から抽出した長さ $[c_1 r_1(n+1)]$ の連結部分経路と $gbest$ から抽出した長さ $[c_2 r_2(n+1)]$ の連結部分経路を順番に現在の解 $x_i$ に最も経路長が短くなるように挿入する。この際、共通した都市は $gbest$ を優先して抽出し、現在の解 $x_i$ から連結部分経路に含まれる都市を取り除き、挿入する。ここで、 $n$ は都市数、 $c_1, c_2$ は $[0,1]$ の加速度係数、 $r_1, r_2$ は $[0,1]$ の一様乱数である。

### 2.6 変異粒子の突然変異

変異粒子自身が必ずランダムに2つの都市を選び、その都市間の訪問順序を逆順にする。

### 2.7 改善操作

2.5, 2.6により生成した粒子（変異粒子を含む）に2-opt法による改善操作を行う。

### 2.8 $pbest_i$ と $gbest$ の更新

全粒子の $pbest_i$ と $gbest$ を更新する。

以上の2.1, 2.2の後、2.3~2.8を繰り返す。

## 3. 評価実験

本研究では、提案手法の有効性を評価するためにTSPLIB [3]に掲載されているベンチマーク問題（kroA100）を用いて既存手法との性能比較を実施した。性能比較のための既存手法には、本庄らによって提案されたIPSO [1]を用いる。提案手法のパラメータは予備実験により最も良かった $\alpha = 5$ ,  $\beta = 1$ ,  $\gamma = 5$ ,  $c_1 = 0.7$ ,  $c_2 = 0.05$ と設定した。各手法に

おける粒子数 $m$ は $m = 24$ と設定した。終了条件は20000ステップとし、各手法を50回試行した際の既存手法との性能比較を表1、ステップ毎の平均経路長の推移を図1に示す。

表1 既存手法との性能比較（kroA100）

	IPSO	提案手法
厳密解到達率(%)	82	100
平均誤差率(%)	0.0186	0
解の平均値	21285.96	21282.00
解の標準偏差	14.83	0

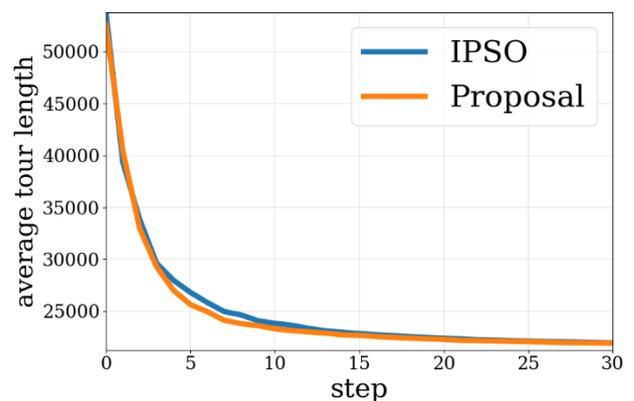


図1 ステップ毎の平均経路長の推移（kroA100）

表1, 図1の結果より、提案手法は既存手法より収束が早く、かつ解精度が向上したことが確認できた。これは、粒子同士の交叉による情報交換と、離れた粒子同士を選びやすくした相違選択の導入により既存手法では試せなかった離れた粒子同士のさまざまな解の組み合わせを確かめながら収束できるようになったことが理由だと考えられる。さらに、変異粒子の導入により最良粒子の影響を抑えられ、局所解に陥りにくくなったことも解精度が向上した要因であると考えられる。

## 4. 今後の課題

今後の課題としては、パラメータの適切な設定や大規模な問題への取り組み、TSP以外の問題への適用も検討したいと考えている。また、交叉方法の変更や変異粒子が結果に及ぼす影響に関しても確かめていきたいと考えている。

## 参考文献

- [1] 本庄将也, 飯塚博幸, 山本雅人, 古川正志: 巡回セールスマン問題に対する粒子群最適化の提案と性能評価, 日本知能情報ファジィ学会誌, Vol.28, No.4, pp.744-755 (2016).
- [2] 前川景示, 玉置久, 喜多一, 西川禎一: 遺伝アルゴリズムによる巡回セールスマン問題の一解法, 計測自動制御学会論文集, Vol.31, No.5, pp.598-605 (1995).
- [3] TSPLIB, <http://comopt.ifi.uniheidelberg.de/software/TSPLIB95/>.