

# PSOを適用した遺伝的アルゴリズムによる最適化手法

松本 泰幸<sup>†</sup>松井 丈弥<sup>†</sup>能登 正人<sup>†</sup>森住 哲也<sup>‡</sup>木下 宏揚<sup>†</sup><sup>†</sup> 神奈川大学工学部電子情報フロンティア学科<sup>‡</sup> ネットズエスアイ東洋株式会社

## 1 はじめに

現代社会において、配送ルート最適化は重要かつ必要不可欠な問題である。このような配送ルートの最適化は、巡回セールスマン問題 (TSP) として取り上げられている。TSP の解法の一つとして、遺伝的アルゴリズム (GA) が挙げられる。GA は組み合わせ最適化問題や NP 困難問題など、様々な問題に適用可能である。近年では TSP を解く多くのアルゴリズムが提案され、TSP の解法の枠が広がりつつある。GA も他のメタヒューリスティクスを組み合わせることで、従来手法よりも有力な TSP の解法が開発されてきている。しかし、従来の GA では解の収束までに要する時間が他の手法よりもかかってしまう場合があり、TSP のような最適化問題において時間短縮化は重要であると考えられる。

本研究では、GA に近年研究が進められてきた Particle Swarm Optimization (PSO) を適用した新たなアルゴリズムを提案し、TSP における最適解の探索に応用する。提案手法では、世代ごとの適応度を反映し、エリート個体とその他の個体とで、PSO の Gbest モデルを参考に速度と位置の更新を行い遺伝子に反映する。また、シミュレーション実験により、提案手法の評価を行う。PSO の収束が速いという特徴を生かし最適解への到達を速めることを目的とする。

## 2 PSO

PSO とは、群知能の一種であり、鳥や魚などの群れにおける社会的なモデルを参考にして考え出された確率的最適化手法である [1]。以下、PSO の最も代表的なモデルである Gbest モデルについて説明する。各 Particle (探索点) はこれまでの探索での自身の最良の位置情報 (*pbest*) と群全体で共有する最良の位置情報 (*gbest*) を記憶しており、*pbest* 及び *gbest* を用いて速度を修正し、位置を更新していくことで、最適化したい目的関数の最適解を目指して状態空間の探索を行う。提案手法ではこの方法を参考に、遺伝子に対してエリート情報を取得させ、遺伝子の更新を行う。

## 3 提案手法

本研究では、従来手法である GA のアルゴリズムに PSO の概念を取り入れた、新たなアルゴリズムを提案する。PSO 適用以外の処理手順については従来の GA と同じである。エリート保存選択により選出された遺伝子を世代内における適応度の低い他の遺伝子に取得させることにより遺伝子の更新を行い、その世代に新たな遺伝子を誕生させる。遺伝子の取得については、GA の交叉と同様な処理を行い実行しようと考えた。以下、本研究で用いた最適化問題である TSP のアルゴリズムを GA の操作に沿って説明する。

### 1. 初期集団の初期化

ランダムで  $M$  個の個体を生成し、生成した  $M$  個の個体を初期の個体群とする。各遺伝子は経路を表している。

### 2. 評価

その世代での個体群の各個体をそれぞれ適応度から評価する。適応度は経路から算出し、総距離の値が低いほど適応度が高いものとする。

### 3. 選択

次世代に残す個体を選択する。選択に際しては、適応度に応じてよい個体ほど親の候補として選ぶ必要がある。今回はエリート保存選択を利用して、シミュレーションを行う。

### 4. 遺伝子の更新

選出されたエリート遺伝子の情報を、集団内で選出された遺伝子に取得させる。更新後の遺伝子が更新前の遺伝子よりも改善されていれば、新たな遺伝子として次世代に残す。

### 5. 交叉・突然変異

次世代に新たな遺伝子を残すために必要な操作となる。交叉率と突然変異率は、双方の和が 1 未満の関係にあるものとする。

### 6. 終了条件

本研究では最大世代数を終了条件とし、世代数に到達するまで上記の操作を繰り返す。

図 1 に遺伝子の更新の例を示す。

### Optimization Technique by Genetic Algorithm with PSO

Taiko Matsumoto<sup>†</sup>, Takeya Matsui<sup>†</sup>, Masato Noto<sup>†</sup>, Tetsuya Morizumi<sup>‡</sup> and Hirotsugu Kinoshita<sup>†</sup>

<sup>†</sup>Department of Electronics and Informatics Frontiers, Kanagawa University

<sup>‡</sup>Toyo Networks & System Integration Co., Ltd.

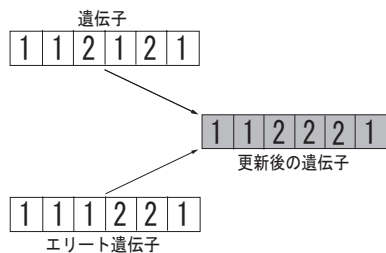


図 1: 遺伝子更新の例

図 1 はエリート遺伝子の取得をした場合の図である。これにより PSO における速度の更新を行う。同様に位置の更新も行い、更新の方法については前者と同じ方法である。新たに生み出された遺伝子を次世代に持ち越し、次世代の経路生成を行い、この更新された遺伝子を含むことにより、TSP における最適解への収束を速める。

#### 4 シミュレーション実験

本研究では都市の配置及び範囲を変えることで、従来手法と提案手法にどのような差が見られるか実験した。都市の数は一定で、都市の配置範囲を 50×50, 500×500 の範囲内で、峽域的な場合と広域的な場合について考えた。シミュレーションには C 言語を使用、各パラメータの詳細は表 1 に示す。

表 1: シミュレーション環境

個体数	50
最大世代数	500
都市数	250
交叉率	0.7%
突然変異率	0.1%
試行回数	50 回

PSO の処理が遺伝子にどのような影響を与え、進化していくのかを確認するために、一般的な GA の処理を改良し PSO を考慮した上で、都市の配置が峽域的の場合、広域的の場合とどちらの方が PSO を有効に利用できるのか確認を行った。

峽域的な場合の探索結果を図 2 に示す。

図 2 より、従来 GA の 500 世代到達時の経路長と同距離の探索を提案手法では 250 世代目で到達している。また、50 世代目より前の段階で従来手法との差が見られ、終了世代まで追いつかれることなく解に収束した。これより、都市の配置範囲が峽域的な場合において提案手法は従来手法よりも最適解への早期収束を行うことができた。

次に、広域的な場合の探索結果を図 3 に示す。

図 3 より、提案手法の方が経路長は短縮されたが、峽域的な場合とは違い早い段階での提案手法との差はほとんど見られなかった。峽域的な場合と同様に、50 世

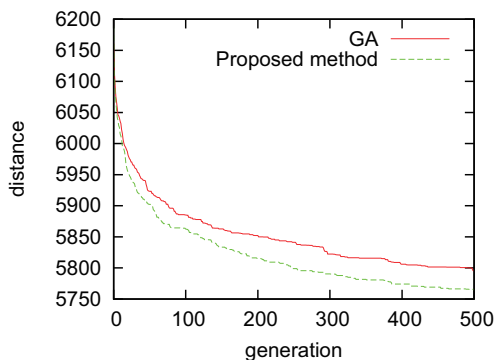


図 2: 範囲 50×50 のシミュレーション結果

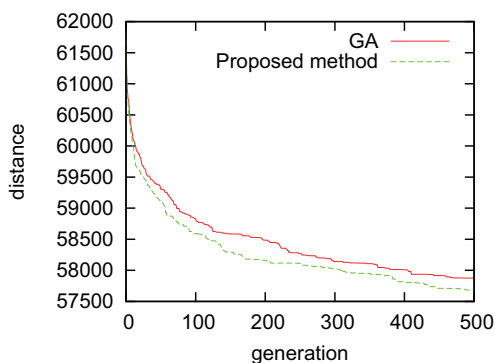


図 3: 範囲 500×500 のシミュレーション結果

代目より前の段階で差が見られ始めてたが、大きく引き離すことはなく、ほぼ一定差をとりながら収束した。

また最適解に到達するまでの時間は提案手法の方が早かったが、全体での実行時間は従来手法より遅くなってしまった。これは、提案手法の処理が増えたために時間が余計にかかってしまったものであると考える。今のところは大きな誤差は出ていないが、都市が増えた場合にどう影響するのかを考慮する必要がある。

結果として、従来の GA と比較すると提案手法では最適解への収束が速まることがわかった。また、都市の配置範囲が広域的な場合よりも峽域的な場合の方が PSO の収束が速いという特徴を確認することができた。

#### 5 おわりに

本研究では、GA に PSO を適応した新たなアルゴリズムを提案した。シミュレーション実験の結果、都市の配置状態によって差は出たものの、従来手法より解への収束が早まることを確認できた。今後は他の最適化問題にも適用できるのか考えていきたい。

#### 参考文献

[1] Binkley, K. J. and Hagiwara, M.: The Stop and Go Particle Swarm: A Swarm with a Dynamically Adapting Population Size, 人工知能学会論文誌, Vol. 23, No. 3, pp. 234-244 (2008).