

## 改善集団と改悪集団による進化的停滞を回避する 遺伝的アルゴリズムと時間枠つき配送計画問題への適用

村田 裕章<sup>†</sup> 越野 亮<sup>†</sup> 白山 政敏<sup>†</sup>  
林 貴宏<sup>††</sup> 木村 春彦<sup>†††</sup>

遺伝的アルゴリズム (GA) は、進化のメカニズムに注目した最適化手法である。GA では常に解を改善するように個体を進化させるため、解が改善できない状態 (進化的停滞) に陥ってしまい、最適解を得ることが難しいという問題がある。この問題を解消する1つの方法として、集団内の多様性を維持する方法があるが、その反面収束が遅くなってしまおうという問題がある。そこで、本研究では、解を改善する改善集団と解を改悪する改悪集団を用いることによって、解を常に改善するのではなく、悪くすることによって進化的停滞を回避し、さらに収束速度が低減されない GA を提案する。また、提案手法を時間枠つき配送計画問題に適用した結果、従来の GA と比べ、良い結果を得られたことを示す。

### Genetic Algorithm with Improving Population and Corrupting Population to Avoid Evolutionary Stagnation, Application of Vehicle Routing Problem with Time Windows

HIROAKI MURATA, MAKOTO KOSHINO, <sup>†,†</sup>  
, MASATOSHI SHIRAYAMA TAKAHIRO HAYASHI <sup>†,††</sup>  
and HARUHIKO KIMURA<sup>†††</sup>

Genetic Algorithms (GAs) are optimization methods inspired by evolutionary mechanisms. GAs fall into states which can't improve solutions (evolutionary stagnation) because individuals are always evaluated in order to improve. GAs have a difficulty problem to obtain the optimal solutions. As a way in order to dissolve this problem, the diversity maintenance of population, however, the problem occurs, which convergence speed becomes slow. This paper proposes a novel GA to avoid evolutionary stagnation by corrupting the solutions and also convergence speed doesn't become slow, by using improving population which improves the solutions, and corrupting population which corrupts the solutions. This paper also shows that good results compared with traditional GA on vehicle routing problems with time windows and function optimization problems.

#### 1. はじめに

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithms : GA)<sup>1)</sup> は、生物の進化プロセスから着想された最適化手法であり、複数の解を同時に保持し、それらを集団として改善していくところに特徴を持つ。集団に対し、交叉および突然変異の操作を行い、集団中の様々な解 (個体と呼ぶ) を改善することによって、探索を行うアル

ゴリズムである。これまでに、関数最適化問題や組合せ最適化問題などの多くの分野に応用されている<sup>1)</sup>。単純遺伝的アルゴリズム (Simple GA : SGA) は、単峰性問題の最適解を求めることには適しているが、集団のなかで適応度の高い個体の選択と交叉を繰り返すことで解を求めるため、局所解を多くもつ場合には最適解を求めることは、困難である<sup>1)</sup>。これは、探索の終盤において、問題空間上の近い位置に存在する個体 (似ている個体) が集団内に多く存在するためであり、集団の多様性が低下するためである。一般に GA による探索では、探索の進行に伴って個体の多様性が徐々に低下していく傾向にあり、特に探索の終盤においては多様性はかなり低くなる現象が見られる。多様性が十分に維持できない場合には、GA は優れた解を見つ

<sup>†</sup> 石川工業高等専門学校  
Ishikawa National College of Technology  
<sup>††</sup> 電気通信大学  
The University of Electro-Communications  
<sup>†††</sup> 金沢大学  
Kanazawa University

け出せない、あるいは初期収束 (premature convergence) 等の現象によって探索が停滞する (進化的停滞と呼ばれる) 等の諸問題が生じやすくなる。この問題を解消する方法として、問題空間上において、離れた位置にある個体を集団内に残す、つまり、多様性を維持する方法があり、GA における重要な課題の一つである。しかし、多様性を維持しようとする、解の収束速度が遅くなり、集団の多様性維持と解の収束速度はトレードオフの関係になることが多い。

そこで、本研究では、GA において、多様性維持の方法として、二種類の集団を用いる方法を提案する。良い解を求めるように進化する改善集団と悪い解を求めるように進化する改悪集団を用いることで、似ている個体が集団内の大半を占めることを防止する。また、比較実験として、最近注目されている時間枠つき配送計画問題に適用し、従来の SG に対して、良い精度の解が得られたことを示す。

## 2. 提案手法

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithms : GA)<sup>1)</sup> は、生物の進化プロセスから着想された最適化手法であり、複数の解 (個体と呼ぶ) を同時に保持し、それらの集団の中で適応度の高い個体の選択と交叉を繰り返すことにより、より適応度の高い個体を得ている。このように GA では常に解を改善するように個体を進化させるため、解が改善できない状態 (進化的停滞) に陥ってしまい、最適解を得ることが難しいという問題がある。この問題を解消する 1 つの方法として、集団内の多様性を維持する方法<sup>2),3)</sup> があるが、その反面収束が遅くなってしまふという問題がある。

本研究では、集団内の多様性を維持するために、二種類の集団を用いる遺伝的アルゴリズム (2 Population - Genetic Algorithm : 2P-GA) を提案する。二種類の集団とは、適応度の高い良い解を求めるように進化する集団 (以下、改善集団と呼ぶ) と適応度の低い悪い解を求めるように進化する集団 (以下、改悪集団と呼ぶ) のことを意味する。それぞれ、異なる方向に進化するため、集団の多様性が保持されると考えられる。また、改善集団中の個体 (改善個体) と改悪集団中の個体 (改悪個体) を親に持つ子個体を生成することで、さらに多様性が生まれると考えられる。2P-GA では、多様性を維持しつつも、収束が早く、かつより良い解を得るために、以下のことを行う必要がある。

- (1) 改善個体の選択・交叉
- (2) 改悪個体の選択・交叉

### (3) 改善個体と改悪個体の交叉

(1) は GA で良い解を見つけるために必要である (2) は改悪個体をより適応度の低い個体にするために必要である (3) では、より似ていない個体を生成するためであり、これにより、探索点の移動を実現している。また、改悪集団のサイズが変動することによって、大域的探索と局所探索を切り返すことができ、後述するが、改善個体と改悪個体の基準値を変更することによって、改悪集団のサイズを周期的に変更することができる。これら 3 つのことを効率的に行うために、2P-GA では、適応度に負の値を導入し、改悪個体は負の適応度を持つようにする。さらに、適応度に関するすべての計算を適応度の絶対値を用いるように変更する。このようにすることで、従来の世代交代モデルを変更することなく、上記の 3 つ行うことができ、容易に二種類の集団を用いるように変更することが可能になる。具体的には (1) 基準となる適応度 (基準適応度) を設定し (2) 従来の適応度から基準適応度を引いた値を新しい適応度とする。次に (3) 適応度を用いる計算において、すべて適応度の絶対値を用いるように変更し (4) 必要に応じて、基準適応度を変更するという 4 つである。2P-GA では、交叉確率  $P_c$  や突然変異確率  $P_m$  の他に、改悪個体が集団に占める存在割合をパラメータとする。このパラメータは上限存在割合  $P_{max}$  と下限存在割合  $P_{min}$  のペアで設定する。2P-GA では、改悪個体の割合がこれらの存在割合内になるように基準適応度を動的に変更する。1 つ目の変更点では、初期集団の適応度 から基準適応度を決める。初期集団の最大適応度を  $F_{max}$ 、最小適応度を  $F_{min}$  とすると、基準適応度  $F_s$  は次のようになる。

$$F_s = F_{min} + \frac{(F_{max} - F_{min})(P_{max} + P_{min})}{2} \quad (1)$$

2 つ目では、個体の適応度を求める際に、従来の方法で求めた適応度の値から基準適応度を引くことで適応度の低い個体に負の値を与えるようにする。3 つ目の変更点は、負の適応度が存在する 2P-GA においても、従来の GA と同様に計算を行うために行う。これにより、改善個体はより適応度の高い個体に進化し、改悪個体はより適応度の低い個体に進化することになる。4 つ目の変更点は、一種類の集団のみにならないようにするためである。2P-GA は、改善個体と改悪個体が交叉を行うことで、探索点を移動させ、より良

なお、初期集団においては基準適応度が決まっていなかったため、従来の適応度計算によって得られた適応度を用いる。

い解を得ようとするアルゴリズムである。したがって、一種類の集団のみになると、2P-GA の利点が発揮されない。そのような事態を避けるために、改悪個体の存在割合が上限値を超えた場合、もしくは下限値を下回った場合に、基準適応度を変更する。変更方法は、初期に基準適応度を求めた式と同様の式を用いる。これにより、常に二種類の集団が存在するようにする。また、変更された基準適応度は次の世代から用いることで、計算コストの増加は無視できる程小さくすることができる。

### 3. 実験：時間枠つき配送計画問題

#### 3.1 時間枠つき配送計画問題とは

提案手法の有効性を確認するために、時間枠つき配送計画問題 (VRPTW: Vehicle Routing Problem with Time Windows)<sup>7)</sup> に適用し、性能評価実験を行った。

VRPTW は、出発点 (デポと呼ばれる) から地理学的に分散した複数の顧客へ荷物を配送する場合に、それぞれの顧客に配送しなければならない時間枠が設定されており、積載量制限がある配送車によるコストを最小とする経路を求める問題である。

VRPTW は、巡回セールスマン問題にビンパッキング問題 (積載量制約のため) や、スケジューリング問題 (時間枠制約のため) などが導入された問題と考えることができ、大変重要ではあるが、困難な問題である。

なお、VRPTW においては、GA に局所探索法を組合せて用いられることが多く、本研究では Tan らの研究<sup>8)</sup> と同様に、高速に動作する  $\lambda$ -interchange と組合わせて利用する。

#### 3.2 実験結果

実験では VRPTW において一般的なベンチマーク問題である Solomon 教授が作成した問題<sup>7)</sup> を用いた。Solomon の問題は、顧客数は 100 であり、ランダム構造として、R1(12 問), R2(11 問), クラスタ構造として、C1(9 問), C2(8 問), ランダムとクラスタを組合せた構造として、RC1(8 問), RC2(8 問) の 6 つのタイプに分類されており、全問題の合計数は 56 である。

比較対象としては、独自で開発した SGA に 1-interchange を導入した SMA(Simple Memetic Algorithm) と従来の研究である Tan らの結果<sup>8)</sup> である。使用したパラメータは表 1 となっている。なお、

交叉方法は PMX<sup>1)</sup> を用い、世代交代モデルは、ルーレット選択を用いた。また、実験時間は、一つの手法につき 30 分実験を行った。

表 1 実験に使用したパラメータ  
Table 1 Parameter on experiments

集団サイズ	100
交叉確率 $P_c$	0.8
突然変異確率 $P_m$	0.02
改悪個体数の上限割合 $P_{max}$	0.5
改悪個体数の下限割合 $P_{min}$	0.05

表 2 に実験結果を示す。なお、表の値はすべての問題のクラスにおける総距離 (TD), 配送車の台数 (VN), 評価値 (総距離 × 配送車の台数) の平均値である。

表 2 VRPTW における実験結果  
Table 2 Experimental results on VRPTW

	GA <sup>8)</sup>			SMA			2P-GA		
	TD	NV	評価値	TD	NV	評価値	TD	NV	評価値
C1	861	10	8606	872	11	9792	837	10	8466
C2	623	3	2049	676	5	3553	626	4	2595
R1	1315	14	19390	1244	15	19717	1224	15	18508
R2	1093	6	6279	960	8	7334	933	7	6444
RC1	1513	15	22412	1449	15	22577	1410	14	20407
RC2	1282	7	9283	1100	8	9120	1071	8	8708
平均	1123	9	11592	1056	11	12275	1024	10	11122

2P-GA は従来の SMA に比べて、評価値は約 9.3 % 良くなっており、Tan らの GA の結果と比べても、評価値は約 4.0 % 良くなっている。

図 1 に 2P-GA における集団内の標準偏差を図 2 に発見した最良解の変化を示す。

まず、図 1 より、多くの世代で、標準偏差が大きくなっていることから、多様性を維持できていることが分かる。これに加え、図 2 より、2P-GA は SMA に比べて、常に良い解を見つけていることが分かり、二つの結果から、多様性を維持しつつも、収束速度は失われていないことが分かる。

次に、図 3 に最良解と集団内の個体の数の関係を示す。2P-GA において、改悪個体が多くなる時期と解のコストが低くなる時期がほぼ一致しており、改善個体と改悪個体が交叉を行うことで、探索点を別の探索点に移動させていることがわかる。

2P-GA の標準偏差に注目すると、標準偏差の大きさが周期的に変化していることが分かる。標準偏差が小さいときは、集団内の探索点が近い個体が多く含まれることを意味するため、このような時期は、SMA はある探索点付近を重点的に探索していると考えられ

なお、筆者が作成したプログラムは従来の GA と同程度の計算速度を実現している。

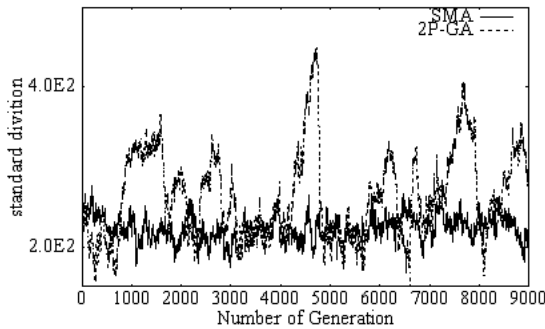


図 1 標準偏差の推移

Fig. 1 Progress of standard division.

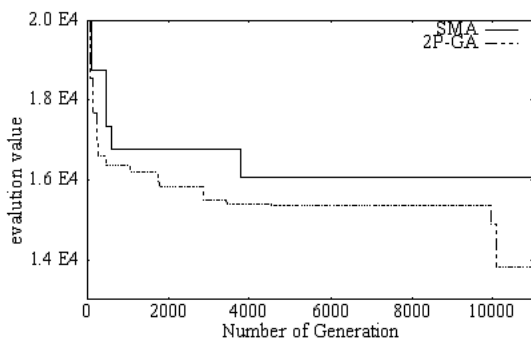


図 2 評価値の推移

Fig. 2 Progress of evaluation value.

る。これに対し、標準偏差が大きいときは、集団内の探索点が遠い個体が多く含まれることを意味するため、このような時期は、SMA は探索空間を大域的に探索していると言える。したがって、2P-GA では、ある探索点を重点的に探索する時期（局所的探索時期）と探索空間を大域的に探索している時期（大域的探索時期）を繰り返しながら進化することで、大域的探索を行い良い探索点を見つけ、その後見つかった探索点の周りを重点的に探索していると考えられる。

このように、常に重点的に探索を行う探索点を移動させることができるため、2P-GA は従来の SMA に比べ、多様性が保たれつつも、収束速度が速くなったと考えられる。

#### 4. ま と め

本研究では、集団内の多様性を保持する手法として、改善集団と改悪集団を用いた遺伝的アルゴリズムを提案した。この手法は、より良い解に進化する改善個体とより悪い解に進化する改悪個体を用いることで、探索空間で大域的に探索を行う時期と、ある探索点に注目しその周りを重点的に探索する時期を周期的に繰り返すことで、多様性を保持しつつも、収束速度を上げ

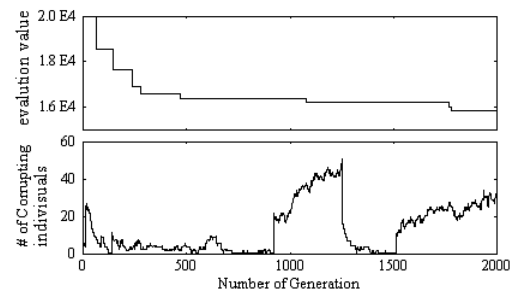


図 3 最良解と改悪個体の数の関係

Fig. 3 Relation of the evaluation value and the number of corrupting individuals.

られると考えられる。そして、時間枠つき配送計画問題において、従来の SMA、もしくは GA に比べてより精度の良い解を見つけられたことを示した。

また、2P-GA は、実装方法も非常に単純であり、基準適度  $F_s$  の変更のタイミングを上手くすることで、計算コストを低く抑えることができることから、多くの問題に適用可能であると考えられる。

#### 参 考 文 献

- 1) D.Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning". Addison Wesley Publishing Company Inc, New York, 1989.
- 2) 佐藤浩, 小野功, 小林重信, "遺伝的アルゴリズムにおける世代交代モデルの提案と評価", 人工知能学会誌, Vol.12, No.5, pp.734-744, 1997.
- 3) 廣安知之, 三木光範, 佐野正樹, 谷村 勇輔, 濱崎雅弘, "2 個体分散遺伝的アルゴリズム", 計測自動制御学会論文集 (2002), Vol.38, No.11, pp. 990 - 995
- 4) Reiko Tanese, "Distributed genetic algorithms", Proc. 3th International Conference on Genetic Algorithms, pp.434 - 439, 1989.
- 5) H.Mühlenbein, "Parallel Genetic Algorithms, Population Genetics and Combinatorial Optimization", Proc. 3th International Conference on Genetic Algorithms, pp.416 - 421, 1989.
- 6) M.M. Solomon. "Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints". Operations Research, 35(2): 254 - 256, 1987.
- 7) K.C.Tan, L.H.Lee, Q.L.Zhu, K.Ou, "Heuristic methods for vehicle routing problem with time windows", Artificial Intelligence in Engineering, Vol.15, No.3, pp.281-295, 2001.