

分散遺伝的アルゴリズムを用いた巡回セールスマン問題の解法

Distributed Genetic Algorithm Applied to Traveling Salesman Problems

水田 伯典

Takanori MIZUTA

Abstract: This paper proposes a new method of genetic algorithms for discrete optimization problems. We examine the performance of DGA and the proposed method for a typical discrete optimization problem, the traveling salesman problem. The features of the proposed method are 2 points. The first is DGA without migration (isolated DGA: iDGA) and the second is a crossover for the entire population (Centralized Multiple Crossover: CMX). The experiments showed that the proposed method shows better performance than conventional DGA.

1 はじめに

分散遺伝的アルゴリズム (Distributed Genetic Algorithms: DGA) では, 母集団を複数のサブ母集団に分割し, 各サブ母集団ごとに遺伝的操作を行い, 一定期間ごとに異なるサブ母集団間で移住を行う.

連続最適化問題において, DGA は単一母集団 GA (以下, SGA) と比較して高品質の解が得られると報告されている¹⁾. しかしながら, 離散的最適化問題においては, その性能は明らかになっていない. 本研究では, 代表的な離散的最適化問題である巡回セールスマン問題 (Traveling Salesman Problem: TSP) を対象として DGA の性能を検証し, 離散的最適化問題において有効な新しい手法を提案する.

2 TSP における DGA の性能

まず, DGA と SGA の性能を比較する. ここでは, 51 都市問題 (eil51)²⁾ に対して, 交叉法に枝交換交叉 (EXX)³⁾ を, 突然変異には 2-change 法を用いて実験を行っている. 各パラメータは, 全母集団サイズ 400, 交叉率 0.8, 突然変異率 $0.4/L$ (染色体長) および移住率 0.5 とし, 移住は 5 世代ごとに行った. サブ母集団数は 4 および 16 とした. その結果を Fig. 1 に示す. DGA では探索の初期段階における収束が SGA と比較してきわめて早いことがわかる.

しかしながら, DGA においても初期収束を起こしやすく, 探索の後半では解の改善がみられない. この原因は, 移住によって各サブ母集団のエリートのもつ解 (巡回回路) がほぼ同じものになり, 解の多様性が失われていることによる. 連続最適化問題においては, 突然変異による局所解からの脱出により探索後半の性能をある程度上げることができるが, TSP のような離散的最適化問題においては, 最適解の遺伝子と局所解の遺伝子との間に大きな相違があるため, 突然変異を用いても効果的な解を得ることができない. このような最適解との差は, 適

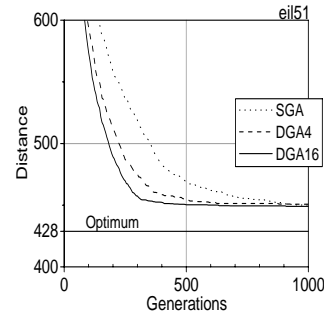


Fig. 1 51 都市 TSP における SGA と DGA の比較

切な交叉によって, より良好な巡回回路を生成する必要がある. しかし, 探索後半においては全サブ母集団で類似の局所解に収束しているため, 交叉によって最適解を得ることは困難である. SGA においても, 個体数を増やさなければ, 探索の後半に個体の多様性を維持できないため, 良好な結果を得ることは容易ではないとわかる.

以上のことから, 通常の SGA, DGA を用いても TSP において良好な結果を得ることは難しいといえる.

3 新手法の提案

本論文で提案する手法は, DGA において移住操作を一定世代まで行わない点, および集中的に交叉のみを行う点に特徴がある. 具体的な操作を次に示す.

まず, 移住を行わない DGA を行う (isolated DGA: iDGA). その上で, 一定世代に達した時点でエリート個体のみを集め, 母集団のサイズになるまで子を生成し続け, そのあと, その中で交叉だけを集中的に行う (集中多段交叉, Centralized Multiple Crossover: CMX). その後, 各個体を新たにサブ母集団に分割する. このプロセスを複数回行う場合には, CMX を行った後, さらに iDGA を続け, 最後の処理が終了した時点で移住を行う通常の DGA に移る.

本手法を用いると, 移住を行わないため, 各サブ母集団は独自に進化する. その結果, 母集団全体としては多

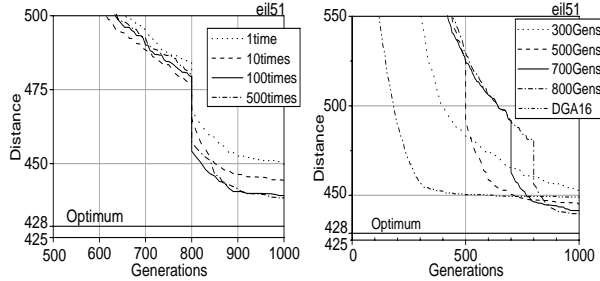


Fig. 2 CMX の多段交叉回数, および CMX までの世代数の影響

様性が維持されることになる。また, CMX を行うことで, エリートの持つ解の一部を各個体に均一に持たせることができると考えられる。CMX によって, 各エリートの中に 1 つでも部分的に正しい解を持つものがあれば, その解が交叉によって生成される子に与えられるため, 良い解が生成される可能性が高くなる。

本手法において, 新たに設定しなければならないパラメータは, 1) 最初の CMX を行うまでの世代数, 2) CMX を行う回数, 3) CMX を行う世代間隔, 4) CMX における多段交叉回数の 4 つである。

4 実験

提案手法の性能を検証するため, 51 都市問題 (eil51), 100 都市問題 (kroA100), 150 都市問題 (ch150)²⁾ を用いて SGA, DGA, および提案手法に関する実験を行った。すべての実験において, 交叉率は 0.8, 突然変異率は $0.4/L$ とした。実験結果は 10 試行の平均値を示したものである。

5 実験結果と考察

5.1 CMX を 1 回行った場合

Fig. 2 左は CMX の回数の影響を調べるため, 個体数を 400, サブ母集団数は 16 として実験を行った結果である。CMX 中の多段交叉回数については, 100 回数まで行えばそれ以上の改善は見られないため, CMX 中の多段交叉回数は 100 とする。

Fig. 2 右は CMX を行うまでの世代数の影響を調べたものである。CMX を 500 世代以前に適用した場合には性能の向上は少ない。51 都市問題の場合では, 700 世代程度の iDGA が必要であるといえる。一般的には, 適合度の値が飽和し始めた段階で CMX を行うのが適当と考えられる。

5.2 CMX を複数回行った場合

次に, CMX の複数回適用と DGA との比較を行う。複数回の CMX を行う場合には, CMX を行う世代間隔を考慮しなければならない。しかし, この世代間隔につい

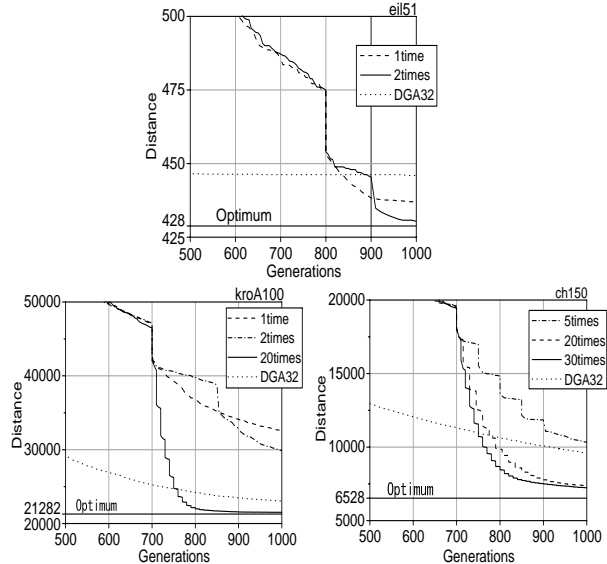


Fig. 3 DGA と提案手法の比較

ては予備実験により, 10 世代以上で性能が向上することがわかっているため, CMX を行う回数によって, 適切な間隔に設定することとする。個体数は 800, サブ母集団数は 32 とした。

51 都市問題においては, 1 回の CMX でも通常の DGA より高い性能を示すことがわかる。また, CMX を 2 回用いるとさらに性能が上がり, 最適解に近づくことがわかる。一方, 100 都市以上になると, 2 回程度では解の改善の効果が薄く, 性能は DGA より劣るが, CMX の適用回数を増やすことで DGA よりも性能が上がり最適解に近づく。今回あつかった 3 つの問題では, DGA では得られなかった最適解を得ることが可能であった。このことから, 本手法が非常に有効であることがわかる。

6 おわりに

本論文では, DGA を離散的最適化問題に適用するための新しい手法を提案した。TSP を用いて実験を行った結果, 提案手法は通常の DGA よりも良好な性能を示した。パラメータの最適な設定や, より複雑な問題への適用は今後の課題である。

参考文献

- 1) 三木, 廣安, 金子 分散母集団 GA における解探索能力, 人工知能学会全国大会 (1999)
- 2) “TSPLIB 95”, <http://softlib.rice.edu/softlib/tsplib/>, 1995
- 3) 前川, 玉置, 喜多, 西川 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)