

並列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

Parallel Distributed Genetic Algorithms Applied to Traveling Salesman Problems

水田 伯典

Takanori MIZUTA

Abstract: This paper proposes a new method of genetic algorithms (GAs) for discrete optimization problems. For discrete optimization problems, the performance of distributed GAs (DGAs) has not been clearly shown. We examine the performance of conventional GAs, DGAs, and the proposed method for the Traveling Salesman Problem (TSP). The experiments showed that the proposed method has a better performance than the conventional distributed GAs.

1 はじめに

連続最適化問題において、分散 GA(DGA) は単一母集団 GA(SPGA) と比較して高品質の解が得られると報告されている。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) を対象として分散 GA の性能を検証し、離散的最適化問題に対して有効な新しい手法を提案する。

2 巡回セールスマン問題

巡回セールスマン問題 (TSP) とは、問題で与えられた全ての都市をそれぞれ必ず 1 回だけまわって、もとの都市まで最短距離で回る巡回路 (Tour) を求める問題のことである。TSP には、アルゴリズムの性能を評価するための様々な問題が存在している。本論文ではここから eil51, kroA100, ch150 の 3 つの問題を用いて実験を行った。

3 TSP における分散 GA の性能

まず、分散 GA と単一母集団 GA の性能を比較する。ここでは、51 都市問題 (eil51) に対して実験を行った。Fig. 1 に示す結果は 30 試行の平均値である。

単一母集団 GA では探索の初期段階における解の成長が分散 GA と比較して早いことがわかる。しかしながら、単一母集団 GA では初期収束を起こしやすく、探索の後半、300 世代以降では解の改善がみられなくなっている。一方、分散 GA においては、母集団を分割したことにより母集団全体の多様性が高くなり、実験結果も単一母集団 GA より性能が高いといえるものの、最適解を得るまでには至っていない。

これは、探索の後半、400 世代以降になると移住によって各サブ母集団に個体が多くなるため、各サブ母集団におけるエリートのもつ解 (巡回路) がほぼ同じものに

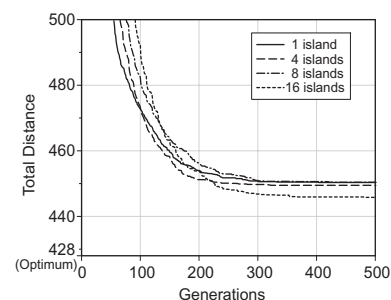


Fig. 1 EXX 適用時のサブ母集団数ごとの性能比較

なってしまう、母集団全体としての多様性が失われることによる。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が期待できるが、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局所解からの脱出は期待できない。なぜなら、突然変異がうまく機能して、一部の枝が最適解と同じものになったとしても、他の枝によって巡回路長が長くなってしまうと、選択操作中で淘汰されてしまうため、その個体は次世代に残らないためである。

以上のことから、通常に単一母集団 GA、分散 GA を用いても TSP において良好な解を得ることは困難であるといえる。

4 集中多段交叉 (CMX)

単一母集団 GA、分散 GA における問題点は、探索の後半に突然変異を用いても、適合度が低くなってしまうと選択によって淘汰されることが多いために、局所解から脱出しにくいことにある。そこで本論文で提案する集中多段交叉 (Centralized Multiple Crossover: CMX) では、一定の間交叉のみを連続して行い、その間は選択を行わない。CMX の処理の途中では選択を行わないため、個体が淘汰されることはない。このため、CMX の適用から局所解の中に存在している部分解をうまく取り出し、最適解を構成することを目指す。提案手法の操作の

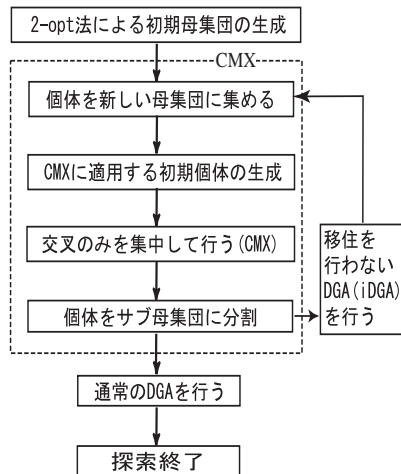


Fig. 2 提案手法の操作の流れ図

流れを Fig. 2 に示し，具体的な操作を以下で説明する．

まず，CMX に適用するための局所解を生成する必要がある．本研究では，局所解の生成には TSP におけるヒューリスティックな解法である 2-opt 法を用いて初期個体を生成した．その上で，各サブ母集団のエリート個体のみを集め，母集団のサイズになるまで交叉を用いて子を生成する．その後，その中で交叉だけを集中的に行う．この連続した交叉を集中多段交叉 (CMX) と呼ぶ．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，さらに移住を行わない分散 GA，iDGA (isolated DGA) を続け，最後の処理が終了した時点で移住を行う通常の分散 GA に移る．

CMX を行うことで，各サブ母集団のエリート個体を持っている部分解をうまくつなぎ合わせて最適解を得ることが期待できる．すべての部分解が存在していない場合でも，CMX によって各エリート個体の部分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．

5 提案手法の性能評価

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) を用いて分散 GA と CMX の性能比較を行い，CMX の性能の評価を行った．51 都市問題 (eil51) に対する実験結果を Fig. 3 に示す．

Fig. 3 より，CMX はいずれの場合も分散 GA より性能が高く，CMX の適用回数の増加にともなって解の性能が良くなることがわかる．このことから，CMX の適用回数は 1 回より，2 および 5 回とした方が性能が良く，CMX の適用回数は多い方が解の精度が向上すると考えられる．

次に，より複雑な問題に対して CMX を適用する．ここでは，100 都市問題 (kroA100) および 150 都市問題

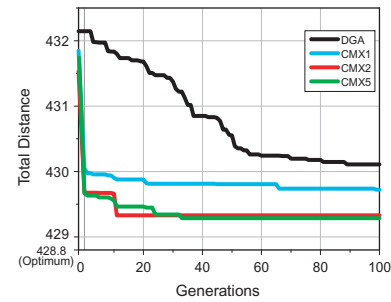


Fig. 3 CMX 適用回数ごとの性能の比較 (eil51)

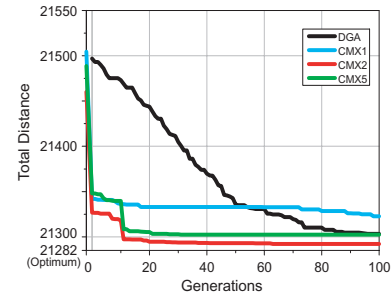


Fig. 4 CMX 適用回数ごとの性能の比較 (kroA100)

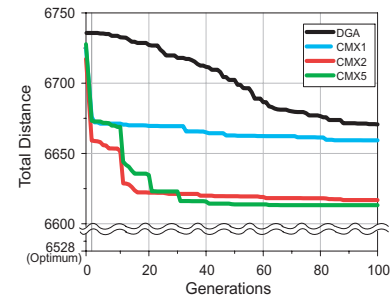


Fig. 5 CMX 適用回数ごとの性能の比較 (ch150)

(ch150) に対して CMX 適用を適用し，分散 GA との性能を比較する．結果を Fig. 4, 5 に示す．

150 都市問題の場合には，すべての場合において，分散 GA よりも CMX を適用した場合の方が性能が高かった．また，CMX の適用回数を増やすほど性能が高くなった．一方，100 都市問題に適用した場合には，CMX の適用回数が 1 回の場合，分散 GA よりも性能が悪くなっている．また，CMX の適用回数を 5 回とするより 2 回とした場合の方が高い性能を示している．このことから，CMX の適用回数には最適値が存在し，適用回数を多くしても良好な性能を得られるとは限らないことが分かる．

6 結論

本論文では，分散 GA 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 (CMX) は通常の分散 GA よりも良好な性能を示した．CMX における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．