

進化・学習による最適化問題への適用

北見工業大学 ○沢田石吉哉, 渡辺美知子, 鈴木育男, 岩館健司

要旨

本研究は、巡回セールスマン問題 (Traveling Salesman Problem, TSP) の解法に遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, GA), 自己組織化マップ (Self Organizing Maps, SOM), 局所クラスタリング組織化法 (Local Clustering Organization, LCO) を適用して最適化を試みる。これらの最適化手法の有効性を数値実験で検証する。

1. はじめに

巡回セールスマン問題 (TSP) とは、あるセールスマンが幾つかの都市を一度ずつ訪問して出発点に戻ってくる一巡経路を求める問題である。このときの評価は、コストが最小になるように求める。この TSP は代表的な組み合わせ最適化問題であり、NP 困難な問題としても知られている。また、広い応用をもち、例えば基盤穿孔、鋼板の圧延計画、配送計画などが挙げられる。TSP の最適化手法の解法としては、遺伝的アルゴリズム (GA), 自己組織化マップ (SOM), 局所クラスタリング組織化法 (LCO) などがある。本報告では、GA と LCO を適用して最適化を試み、数値計算実験より提案手法の有効性を検証する。

2. 巡回セールスマン問題 (TSP)

巡回セールスマン問題 (TSP) は、各都市間の距離や時間などのコストが定義されている n 個の都市が与えられる。ある一つの都市から出発して、全ての都市を一度ずつ訪れた後に、再び出発点に戻る巡回路の中でコストが最小となるような都市を求める問題である。例えば、都市数 n が 20 都市の場合は 1.22×10^{17} 通りの組み合わせとなる。この n の値が増えると NP 困難なクラス問題となり、厳密に解くことがほとんど不可能な問題である。TSP は NP 完全問題としても知られ、多くの工学的問題にも応用されている。

3. 遺伝的アルゴリズム (GA)

遺伝的アルゴリズム (GA) ¹⁾ は、1975 年に J.H.Holland によって提案された、自然界における生物の進化のメカニズムを模倣した手法である。GA は、環境への適応度の高い個体が次世代により多く生き残り、交叉 (crossover) や突然変異 (mutation) を起こしながら次世代の個体群を形成していく過程を用いている。

TSP の都市の訪問順序を解とする問題では、単純に順列を染色体として用いて染色体の一部を入れ替えるという交叉を用いた場合に染色体が順列を正確に表示しなくなる恐れがある。このような問題を GA で解く場合は、遺伝子型から表現型へ、表現型から遺伝子型へと変換する作業が必要になってくる。

GA を適用した N 都市の TSP は、以下のアルゴリズムとなる。

- (1) N 個の都市をランダムに一周する経路を作成する。
- (2) 巡回する都市間の総距離をコスト(評価値)としてソーティングする。
- (3) 評価値が一番高い個体を残し(エリート保存), それ以外の個体に交叉, 突然変異, 逆位の遺伝オペレータを適用する。
- (4) ソーティングを行い, 個体のコストが高い上位 8

割を残し, 下位 2 割を死滅させ, 下位 2 割に上位 2 割を複製する。

- (5) 終了条件を満たせば終了する。それ以外は (3) に戻り手順を繰り返す。

4. 局所クラスタリング組織化法 (LCO)

局所クラスタリング組織化法 (LCO) ²⁾ とは、リカッチ学習方程式に基づき、局所最適化をランダムに繰り返すことにより最適化を行う手法である。LCO を適用した N 都市の TSP は、以下のアルゴリズムとなる。

- (1) N 個の都市をランダムに一周する経路を初期解として作成する。
- (2) この解の中でランダムに都市 c を選択し, 近傍範囲 r を設定する。
- (3) 都市 c の両近傍 $c-r$ から $c+r$ までの経路をクラスタリングにより最適化する。
- (4) 終了条件を満たせば終了する。それ以外は (2) に戻り手順を繰り返す。

この LCO におけるクラスタリング手法としては、単純交換法 (Simple Exchange Method, SEM), 逆位交換法 (Inverse Exchange Method, IEM), 平滑法 (Smoothing Method, SM) の 3 種類の手法を用いている。

以下に、それぞれの手法について述べる。

4.1 単純交換法 (SEM)

交換の中心 c と交換の範囲 r をランダムに選択する。 c から左右に r 個のニューロンを c から近い順に交換していく。交換の度に交換前と交換後の評価値を比べ、評価値が改善されていた場合は交換を成立させ、そうでない場合は、交換を元に戻す。

4.2 逆位交換法 (IEM)

SEM と同様に交換の中心 c と交換の範囲 r をランダムに選択する。 c を中心に $c+1$ と $c-1$, ..., $c+1+j$ と $c-1-j$ というように交換していく手法である。SEM と同様に交換の度に評価値を比較して操作を繰り返す。

4.3 平滑法 (SM)

SEM, IEM と同様に交換の中心 c と交換の範囲 r をランダムに選択する。平滑法は、 $c-r$ から $c+r$ までを総当たりで交換して評価値の向上を図る。また、SEM, IEM と同様に交換の度に評価値を比較して操作を繰り返す。

5. 自己組織化マップ (SOM)

自己組織化マップ (SOM) とは、コホネン (Teuvo Kohonen) によって提案された、人工ニューラルネットワークモデル (ANN) の一つである。

ニューラルネットワークとは人間の脳機能をモデル化し、計算機上のシミュレーションによって表現する事を目指した数学モデルである。ニューラルネットワークに

は、あらかじめ正解として教師信号が提示され、その正解の方向へ最適化されていく「教師あり学習」と、それを必要としない「教師なし学習」に分けられる。SOMは教師なし信号に分類される。また、入力層と出力層のみを持つ2階層型モデルがあり、入力ベクトルの中に存在するある傾向や相関関係などの情報を見つけ出しやすいという特徴がある。

6. 数値計算実験

数値計算実験では、まず初めに視覚的に最適解が分かるように円周上に都市を均等に配置し、GAとLCOを用いて最適化を試みた。

[実験1]

実験1では、20都市と100都市で比較を行った。

20都市の場合、GAは100世代、LCOは100ステップとした。また、100都市の場合は、それぞれ1000世代と1000ステップとした。GAとLCOの実験条件は、それぞれ以下に示す。

[GAの実験条件]

- ・ 個体数：50
- ・ 交叉率：60%
- ・ 突然変異率：20%
- ・ 逆位率：40%
- ・ 淘汰率：20%

[LCOの実験条件]

1ステップ毎に以下の比率で操作を適応する。

- ・ SEM：2
- ・ IEM：2
- ・ SM：1

図1は、巡回都市を100としたときのGAとLCOの収束状況を示している。ここで、横軸はGAの世代数とLCOのステップ数を示し、縦軸は距離の平均コストを示している。この結果からは、GAよりLCOの方が殆どにおいて良好な結果が得られているのが分かる。

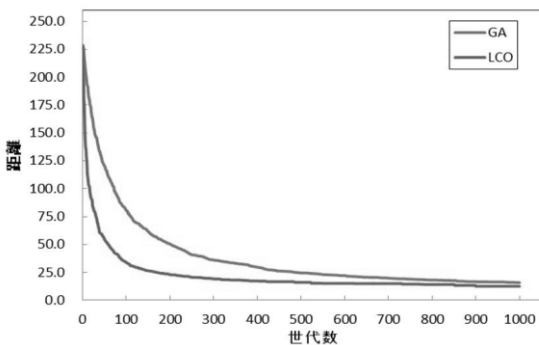


図1. GA, LCOの収束状況(円周上の100都市)

表1. 処理時間と精度の比較(円周上の20都市, 100都市)

手法	円20都市		円100都市	
	GA	LCO	GA	LCO
計算時間	0.0249	0.0060	1.9202	1.6450
精度	1.2161	1.0000	1.2639	1.0000

表1は、円周上に配置した20都市と100都市におけるGAとLCOの処理時間と精度を示している。ここで、示した数値は10回の平均である

表1の結果からは、2つの実験のどちらにおいてもLCOの方が最適解との誤差は少なく、短い時間で解を得

ていることが分かる。

[実験2]

実験2では、ランダムに作成した座標をテキストファイルに出力し、その座標に都市を配置しGAとLCOを用いて最適化を試みた。都市数は実験1と同様に20都市と100都市、世代数は20都市が500世代と500ステップ、100都市が3000世代と3000ステップである。GAとLCOの実験条件共に実験1と同条件で行った。

図2は、巡回都市を100としたときのGAとLCOの収束状況を示している。図2は、図1と同様に横軸はGAの世代数とLCOのステップ数を示し、縦軸は距離の平均コストを示している。この結果からは、LCOの方が収束するまでの時間が早く、良好な結果が得られている事が分かる。

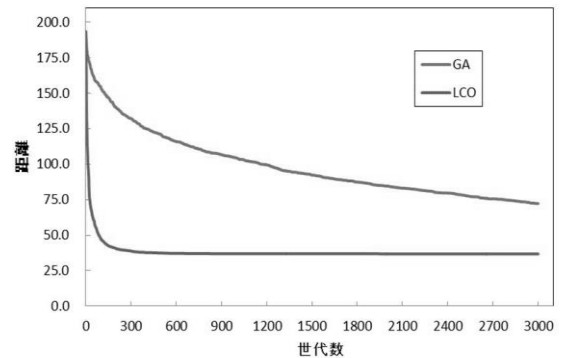


図2. GA, LCOの収束状況(ランダム100都市)

表2. ランダム座標での各適用方法適用時の結果の比較

手法	ランダム20都市		ランダム100都市	
	GA	LCO	GA	LCO
計算時間	0.1340	0.0296	5.5044	5.0312
平均距離	15.8116	15.6252	72.2791	36.7286

表2は、ランダムに配置した20都市と100都市におけるGAとLCOの10回の平均処理時間と平均距離を示している。ここで、ランダムに配置した解の最短経路は不明なので、精度比ではなく平均距離を用いた。

表1と表2の結果からは、どちらの実験においてもLCOの方が平均距離は短く、短い時間で解を求めることができている。これらの計算結果からは、TSPにLCOの有効性がわかった。

7. おわりに

本研究では、進化・学習による最適化問題への適用としてTSP問題を取り扱い、GAとLCOを用いて数値計算実験を行った。その結果、GAよりLCOの方がいい結果を得ることが出来た。しかし、更にLCOの計算時間の短縮、正確性の改善を図る事ができると考える。今後は、LCOを改善した後に、SOMを用いた最適化と比較検討を行い、高難度の都市問題への適用を考えている。

参考文献

- 1) 古川正志, 川上敬, 渡辺美知子, 木下正博, 山本雅人, 鈴木育男, “メタヒューリスティクスとナチュラルコンピューティング”, コロナ社, 2012
- 2) 古川正志, 渡辺美知子, 松村有祐, 局所クラスタリング組織化法によるTSPの解法, 日本機械学会論文集, 711巻711号C編, pp83-89 (2005)