

他個体を参照する進化的アルゴリズムによる 巡回セールスマン問題の解法

佐藤 豊浩[†] 穴田 一[‡]

東京都市大学大学院工学研究科[†] 東京都市大学知識工学部[‡]

1. 研究背景

巡回セールスマン問題 (Traveling Salesman Problem 以降 TSP) は, 配送計画やスケジューリングなどの様々な現実問題に直結した, 重要性が高い問題である. TSP の解を高精度かつ高速に求めるアルゴリズムの研究は盛んに行われており, そうした研究に生物の進化をモデル化した進化的アルゴリズム (Evolutionary Algorithm 以降 EA) がある. EA の既存手法である Genetic Algorithm (以降 GA) と Differential Evolution (以降 DE) の解探索過程は, 様々な最適化問題に対して優れた性能を発揮するが, TSP の解を高精度に求めるには工夫を必要とする[1].

本研究では GA と DE の解探索過程を収束性と多様性の観点から取り入れた, TSP の解を求める新しいアルゴリズム Referential Evolution (以降 RE) を構築した. そして, TSPLIB [2]に掲載されているベンチマーク問題を用いて提案手法と既存手法を比較し, その有効性を確認した.

2. Referential Evolution

本研究では GA と DE の解探索過程を収束性と多様性の観点から取り入れた, TSP の解を求める新しいアルゴリズム RE を構築した.

GA は”選択”と”交叉”の操作により, 優秀な個体が持つ遺伝子を優先して次世代に引き継ぎ, 個体群を収束させる. また, DE は解空間上の個体の位置関係を利用した”突然変異個体の生成”の操作により, 解空間上の探索方向を多様化させる.

RE は, 個体が他個体を参照して進化するアルゴリズムである. ”ランダムに選択した個体”が”解空間上で最も離れた個体”と”個体群に含まれない遺伝子を持つ個体”を参照して, それらの個体が持つ遺伝子を掛け合わせて, 新たな個体に進化する. それにより, 解空間上の探索方向の多様性と個体

Evolutionary Algorithm Referring Other Individuals for Traveling Salesman Problem.

[†] Toyohiro Sato, Graduate School of Engineering, Tokyo City University Graduate Division.

[‡] Hajime Anada, Faculty of Knowledge Engineering, Tokyo City University.

群の収束性を取り入れた解探索を行う.

2.1 RE の解探索過程

以下に RE の解探索過程を示す.

- i. **初期個体群の生成**
初期個体群として, TSP の条件を満たすランダムな巡回経路を遺伝子を持つ個体 X^k を m 個生成する. 個体 X^k が持つ遺伝子 X_{ij}^k は, 個体が都市 i と都市 j 間の経路 ij を巡回する場合に 1, それ以外は 0 の値をとる. ここで, k は個体番号 ($k = 1, \dots, m$), m は個体数, i と j は都市番号 ($i, j = 1, \dots, n$), n は問題の都市数である.
- ii. **評価**
各個体を遺伝子が表現する巡回経路の経路長で評価する.
- iii. **終了判定**
ステップ t が予め設定した最大進化回数 t_{max} に達したとき, 評価が最も低い個体を解として出力して解探索を終了する.
- iv. **”選択個体” X^s の選択**
個体群からランダムに”選択個体” X^s を選ぶ.
- v. **”相違個体” X^d の選択**
個体群から X^s と遺伝子の重複が最も少ない”相違個体” X^d を選ぶ.
- vi. **”突然変異個体” M の生成**
個体群からランダムに”ランダム個体” X^r を選ぶ. 次に, ある都市 l を訪問する X^s と X^r が持つ遺伝子 X_{al}^s, X_{lb}^s と X_{cl}^r, X_{ld}^r を利用して一部の経路に報酬を与える. ここで, a, b は X^s が都市 l の前後に訪問する都市, c, d は X^r が都市 l の前後に訪問する都市である. そして, 各遺伝子を都市 l が始点, もう一方の都市を終点の位置座標とする方向ベクトルとして扱い, 次式で合成ベクトル \vec{ve}_l を四本生成する.

$$\begin{aligned} \vec{ve}_{l1} &= F * \vec{X}_{la}^s + (1 - F) * \vec{X}_{lc}^r \\ \vec{ve}_{l2} &= F * \vec{X}_{la}^s + (1 - F) * \vec{X}_{ld}^r \\ \vec{ve}_{l3} &= F * \vec{X}_{lb}^s + (1 - F) * \vec{X}_{lc}^r \\ \vec{ve}_{l4} &= F * \vec{X}_{lb}^s + (1 - F) * \vec{X}_{ld}^r \end{aligned} \quad (1)$$
 ここで, F は X^s の比率を表し, $[0,1]$ の範囲で

予め設定する。このとき、合成ベクトルは X^s と X^r の訪問経路の間の方向を向く。また、予め設定した確率 r で \vec{ve}_l の生成方法を変更し、式(1)とは反対方向に生成する。続いて、各 \vec{ve}_l の終点に最も近い都市と都市 l 間の経路に報酬を与える。ある \vec{ve}_l に最も近い都市を都市 u としたとき、経路報酬 V_{lu} の値を γ 増加させる。ここで、 γ は経路に与える報酬量であり、予め設定する。各 \vec{ve}_l から経路に報酬を与えた後、都市 l を変えて、同様に全ての都市について合成ベクトルを生成して経路に報酬を与える。そして、経路報酬と経路長を重みとするルーレット選択により”突然変異個体” M を生成する。現在いる都市を i 、次に訪問する都市を j として、ルーレット選択による経路 ij の選択確率 p_{ij} を次式で表す。

$$p_{ij} = \frac{w_{ij}}{\sum_{h=1}^n w_{ih}} \quad (2)$$

$$w_{ij} = \frac{V_{ij+1}}{d_{ij}^2}$$

ここで、 w_{ij} は経路 ij の重み、 d_{ij} は経路 ij の経路長である。経路の選択確率は経路長が短く、経路報酬が大きいほど高くなる。このようにして生成された突然変異個体は、各都市について X^s と X^r の訪問経路の間を探索する。それにより、個体群に存在しない遺伝子を見つける可能性を持つ。

vii. “進化個体” E の生成

X^s と X^d と M の遺伝子を掛け合わせ、経路集合 G を次式により生成する。

$$G_{ij} = X_{ij}^s + \alpha X_{ij}^d + \beta M_{ij} \quad (3)$$

ここで、 α, β は X^d, M の遺伝しやすさである。次に、経路集合と経路長を重みとするルーレット選択により”進化個体” E を生成する。現在の都市を i 、次に訪問する都市を j として、ルーレット選択による経路 ij の選択確率 P_{ij} を次式で表す。

$$P_{ij} = \frac{W_{ij}}{\sum_{h=1}^n W_{ih}} \quad (4)$$

$$W_{ij} = \frac{G_{ij}}{d_{ij}^2}$$

ここで、 W_{ij} は経路 ij の重みである。このとき、 X^d により個体群が持つ遺伝子を広範囲に探索し、 M により個体群の多様性を維持する。

viii. 更新

X^s より E の評価が良い場合 X^s を E で更新する。そして、 $t \leftarrow t+1$ として ii へ戻る。

3. 評価実験

GA の”交叉”と”突然変異”の操作に枝交換交叉と 2-opt 法を用いた、GA-EXX と提案手法を比較

し性能を確認した。問題は TSPLIB に掲載されている 51, 76, 100, 150, 280 都市問題を使用した。提案手法のパラメータは、予備実験により様々な問題の解を高精度に求められた次の値に決定した。 m は問題毎の都市数と同数、 t_{max} は問題毎の収束に十分なステップ数、 F は 0.3、 r は 0.5、 γ は 1.0、 α は 0.25、 β は 0.5 とした。GA-EXX と RE により各問題を 50 試行した結果を表 1 に示す。ただし、280 都市問題は GA-EXX で解いた際、膨大な計算時間を必要としたため、提案手法で解いた結果のみである。この表より、厳密解到達率、平均値、標準偏差を調べた結果、全ての問題において RE は GA-EXX より高精度な解が求まることが確認できた。また、GA-EXX が厳密解に到達できない規模の問題に対しても高い厳密解到達率を示した。

表 1：各問題の結果

問題		GA-EXX	RE
eil51 optimum 426	厳密解到達率	0.30	0.98
	平均値	428.96	426.02
	標準偏差	3.00	0.14
eil76 optimum 538	厳密解到達率	0.16	1.00
	平均値	544.10	538.00
	標準偏差	4.99	0.00
kroA100 optimum 21282	厳密解到達率	0.00	1.00
	平均値	21351.30	21282.00
	標準偏差	37.01	0.00
kroA150 optimum 26524	厳密解到達率	0.00	0.92
	平均値	29098.00	26533.10
	標準偏差	426.34	39.31
a280 optimum 2580	厳密解到達率	---	1.00
	平均値	---	2580.00
	標準偏差	---	0.00

4. 今後の課題

本研究では提案手法の有効性を解の精度より確認することができた。今後の課題として、さらに大規模な問題に対する精度の確認、計算時間についての検証などが挙げられる。また、参照する個体の種類や遺伝子の引き継ぎ方法を検討することで効率的な解空間の探索を実現して、高精度な解を求められるよう改善を行う。

参考文献

[1] 山村 雅幸, 小野 貴久, 小林 重信, “形質遺伝を重視した遺伝的アルゴリズムに基づく巡回セールスマン問題の解法”, 人工知能学会誌, Vol.7, No.6 (1992).
 [2] TSPLIB, <http://comopt.ifl.uni-heidelberg.de/software/TSPLIB95/>