

遺伝的アルゴリズムにおける淘汰圧力と個体群の多様性:

3H-1

- 巡回セールスマン問題を対象として -

田上 隆徳
徳島大学工学部

宮本 定明
筑波大学

1. はじめに

遺伝的アルゴリズム (GA)¹⁾ は生物の進化の機構を、最適化アルゴリズムとして表現したものであり、組み合わせ最適化問題に対する強力な解法として関心を集めている。

GA は複数個の探索点により問題の大域的最適解を求める。そのとき GA の探索性能に影響を与えるものとして2つの要素が指摘されている^{2,3)}。第1に淘汰圧力であり、第2に個体群の多様性である。これらの要素と探索性能の間には、強い相互関係が存在している。Whitley²⁾によれば、強い淘汰圧力は個体群の多様性の減少（初期収束の原因）を導き、弱い淘汰圧力は探索性能の低下を引き起こすと指摘している。本稿では、巡回セールスマン問題 (TSP)⁴⁾ を解析の対象として、淘汰圧力の強さが GA の探索性能に与える影響について検証する。さらに、個体群の多様性の変化に基づいた操作を提案し、その有効性について考察を行う。

2. TSP に対する GA の構成

TSP は n 個の都市 a_i ($i = 1, \dots, n$) を1回ずつ通って巡回する最短経路を見つける問題である。各都市は2次元座標として与えられ、任意の二つの都市間の経路はユークリッド距離として定義される。

TSP に対して GA を適用するためには、(1) コーディング、(2) 世代モデル、(3) 遺伝的操作、(4) 適応度関数、のそれぞれについて考える必要がある。

2.1 コーディング

任意に割り当てた都市番号を用いて、巡回順に都市番号を並べたバス表現を採用する。例えば $n = 5$, 出発点を都市 a_1 とした場合の個体 X

$X : 1 \quad 3 \quad 5 \quad 2 \quad 4$

は $(a_1 \rightarrow a_3 \rightarrow a_5 \rightarrow a_2 \rightarrow a_4 \rightarrow a_1)$ の経路を表現する。

A Study of Selective Pressure and Population Diversity in Genetic Algorithm.

Takanori TAGAMI and Sadaaki MIYAMOTO
Department of Information Science and Intelligent Systems, Faculty of Engineering, University of Tokushima

2.2 世代モデル

個体群 $P(t)$ (個体数 p_s , 世代数 t) からサンプリングした個体に対して、交叉と突然変異とにより、新たな個体群 $P'(t)$ を生成する。そして、もとの個体群と新しい個体群とを加えた全ての個体の中から次世代に保存される個体を選択する。ここで注意すべきことは、個体数は世代の更新に対して常に一定 (p_s) であるということである。また本世代モデルでは、個体群内において同じ経路を表現する個体の重複した存在は認めないものとする。

2.3 遺伝的操作

アルゴリズムで使用する遺伝的操作を表1に示す。

表1 アルゴリズムで使用する遺伝的操作

交叉	順序交叉 (OX) 部分写像交叉 (PMX)
突然変異	逆位
サンプリング 淘汰	ルーレット選択法

交叉と突然変異の2つの操作によって生成される新しい個体の割合 ($p_c : p_m$) は制御パラメータとして事前に設定する。サンプリングと淘汰については、個体の適応度に基づいたルーレット選択法を採用する。特に淘汰では、最良の個体1つを次世代に優先的に保存するエリート保存法も同時に採用する。

2.4 適応度関数

個体数 p_s からなる個体群 $P(t)$ において、個体 X_1 から X_{p_s} までが経路の総距離が短い順に並んでいるものとする。すなわち個体 X_i がその世代における最良の個体である。そのとき、個体 X_i の適応度 f_i を以下のように定義する。

$$f_i = (F_{\max} - F_s \times (i-1))^k \quad (1)$$

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

但し、 $F_{\max}$, $F_{\min}$ は個体の適応度の最大値および最小値であり、制御パラメータとして事前に設定する。

(1) 式での指数パラメータ k ($k > 0$) の値が大きいほど最良の個体と最劣の個体との適応度の差が大きくなる。

本稿では、サンプリングおよび淘汰の方法として個体の適応度に基づいたルーレット選択法を採用しているため、この指数パラメータ k の値が大きいほど、個体群において上位の個体の方が下位の個体に比べて交配ペアとして選択されやすく、また次世代に保存されやすくなる。すなわち、 k の値が大きいほど個体群の多様性を失いやすくなる。GA による効率的な解探索を考えた場合、急激な個体群の多様性の低下は好ましくなく、そのため個体群の多様性の変化に応じて指数パラメータ k の値を適切に調節する必要がある。本稿では個体群の多様性の度合い（多様度）を定義し、その値をもとに指数パラメータ k の調節を試みる。

個体群の多様度

個体数 p_s からなる個体群 $P(t)$ において、個体 X_1 から X_{p_s} までは経路の総距離が短い順に並んでいるものとする。そのとき、個体群の多様度 $V(t)$ を以下のよう定義する。但し、 n は巡回する都市数である。

$$V(t) = \frac{1}{p_s - 1} \sum_{i=2}^{p_s} v_i \quad (3)$$

$$v_i = 1.0 - \frac{1}{n} (X_1 \text{ と } X_i \text{ で一致する経路の数})$$

個体群の多様度 $V(t)$ は区間 $(0 \sim 1)$ の実数値をとり、1 に近いほど各個体の表現する経路のパラツキが大きく、0 に近いほど良く似た経路を表現する個体によって個体群が構成されていることを意味する。

個体群の多様度 $V(t)$ をもとに (1) 式における指数パラメータ k をサンプリング時 ($k = k_1$)、淘汰時 ($k = k_2$) として以下のように調節する。

サンプリング時:

$$k_1 = \begin{cases} k'_1 + \alpha_1 & \text{if } (V(t-1) - V(t)) > 0.0 \\ k'_1 - \alpha_1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

淘汰時:

$$k_2 = \begin{cases} k'_2 + \alpha_2 & \text{if } (V(t-1) - V(t)) < 0.0 \\ k'_2 - \alpha_2 & \text{otherwise} \end{cases}$$

但し、 k'_1 および k'_2 はそれぞれ k_1 , k_2 の 1 世代前の数値であり、 k_1 , k_2 は上限値および下限値を持つものとする。また α_1 および α_2 はそれぞれ正の実数パラメータである。以上のように指数パラメータ k を調節することにより、急激な個体群の多様性の低下を抑制することが可能となる。

3. 数値実験

実験では 64 個の都市を格子点上に配置した。本問題における最適解（最短経路の距離）は 640.0 である。GA のパラメータの設定としては、個体数を 50、終了世代数を 1000、試行回数を 20、適応度関数のパラメータを $(F_{\max}, F_{\min}) = (100, 1)$ とした。実験結果を表 2, 3 に示す。表 2 は遺伝的操作において交叉と突然変異によって生成される新しい個体の割合を $(p_c : p_m) = (100 : 0)$ とした場合、表 3 は $(p_c : p_m) = (96 : 4)$ とした場合の結果である。提案した手法では、パラメータの初期値を $(k_1, k_2) = (3.0, 3.0)$ とし、1.0 から 5.0 の範囲内で調節を行った ($\alpha_1 = \alpha_2 = 0.1$)。実験結果から提案した手法が良好な結果を導き出していることが分かる。

表 2 実験結果 ($p_c : p_m) = (100 : 0)$

手法	k	解の平均値	解の標準偏差
(1) 式で k を固定した場合	1.0	1554.15	65.13
	2.0	1579.66	102.74
	3.0	1596.45	105.77
	4.0	1618.89	95.78
	5.0	1664.66	101.70

表 3 実験結果 ($p_c : p_m) = (96 : 4)$

手法	k	解の平均値	解の標準偏差
(1) 式で k を固定した場合	1.0	705.33	12.95
	2.0	672.96	9.64
	3.0	664.55	9.72
	4.0	662.17	9.09
	5.0	663.21	8.97
提案手法	1.0~5.0	654.58	8.72

4. おわりに

本稿では TSP を解析の対象として、淘汰圧力の強さが GA の探索性能に与える影響について検証した。さらに、個体群の多様性を考慮した適応度関数を設計し、数値実験からその有効性が確認された。今後は、TSP だけでなくスケジューリング問題など、他の組み合わせ最適化問題に対しても研究を進めていく予定である。

参考文献

- 1) D. E. Goldberg: *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley, (1989).
- 2) D. Whitley: "GENITOR: A Different Genetic Algorithm", *Proceedings of the Rocky Mountain Conference of Artificial Intelligence*, Denver, (1988).
- 3) Z. Michalewicz: *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, Springer Verlag, (1992).
- 4) 山村, 小野, 小林: "形質の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 1049/1059 (1992).