

(27) 遺伝的アルゴリズムの応用に関する 基礎的研究

BASIC RESEARCH ON APPLICATION OF GENETIC ALGORITHM

鹿 汴麗* 杉本博之** 山本洋敬***

By Bianli LU, Hiroyuki SUGIMOTO and Hiroyuki YAMAMOTO

Principles of genetics are adapted into a search procedure for structural optimization. The methods consist of three genetics operations mainly named selection, crossover and mutation. The lack of dependence on function gradients and continuity of search space makes their less susceptible to pitfall of convergence to a local optimum, and hence should find wide and increasing application not only in the field of discrete optimization problems, combination optimization problems, but cross a broad domain of optimization problems. The basic operations of this method are introduced, and the application examples in structural optimization with discrete functions are presented in this paper.

Key Word: Genetic Algorithm, Discrete Optimization, Selection, Crossover, Mutation

1. まえがき

最適設計法が提案されてから、多くの人々の努力により、汎用的な、色々な新しい設計手法が発表されている。特に、近年来組合せ最適化問題、離散関数の最適化問題などについての研究が注目されている。その中に、生物遺伝の理論に基づく遺伝的アルゴリズムがある。この方法は従来の最適化方法と異なり、関数の微係数の情報を用いなくて最適化を行う。まだ、発表されたばかりの方法¹⁾で、基礎的な研究の段階にはあるが、様々な問題に対して有効な手法と思われる。

本研究では、遺伝的アルゴリズム（以下GA）の基本原理解、この方法の組合せ問題²⁾及び離散関数の最適化などの方面に応用する可能性について検討を行う。また、計算例として、離散量を扱う関数の最小化、5部材トラスの離散最適化問題をGA法で行い、GA法の有効性について基礎的な検討を加える。

2. 遺伝的アルゴリズム

自然界の生物遺伝の観点からみると、すべての生物は、繁殖、淘汰、交叉、突然変異などの自然過程を行う。これらの遺伝現象は自然に行われるようにみえるが、実際には、ダーウィンの“適者生存”の進化理論に従っている。つまり、環境に適したものは生き残り、適していないものが淘汰されるということである。

生物遺伝の理論によると、生物の性質を支配する情報は染色体の中に蓄われている。染色体の上に、遺

*	室蘭工業大学研究生	工学部建設システム工学科	(〒050 室蘭市水元町27-1)
**	工博 室蘭工業大学助教授	工学部建設システム工学科	(〒050 室蘭市水元町27-1)
***	室蘭工業大学大学院	工学部建設システム工学科	(〒050 室蘭市水元町27-1)

伝子が一定の順序で並んでいる。染色体は一組の符号で表すことができる。例えば、

♂の染色体 A b c D e F g

♀の染色体 a B c d E f G

これらの交叉、つまり両親の染色体の一部分をお互いに入れ替えることにより、子の染色体が作られる。これらの子には両親とは異なる遺伝物質の組合せが生じる。

子の染色体 A B c D E F G

時には、突然変異という自然現象が起こて、子の染色体は

A B c D β F G

となることもある。結局、ある部分は親に似て、かつ自分自身の特徴も持つ子孫が生まれる。このようなことを繰り返し、ますます環境に適した形質を持つ生物が生き残ってくる。

GA法は生物の生殖、淘汰、進化という過程を簡単な数理モデルに置き換え、最適設計の問題の解法として利用しようというものである。

GAの中に、生物の染色体に対応するのは、ある文字でコーディングされた線列である。この線列は生物の染色体の役割と同じように、最適設計の情報を持つと考えられる。線列にコーディングする方法はいくつかあるが、下の線列は10進数と2進数でコーディングされたものである。

$\{X_1 X_2 X_3\} \rightarrow \{15 \quad 3 \quad 6\} \quad 10進数$

$\{X_1 X_2 X_3\} \rightarrow \{1111 \ 0011 \ 0110\} \quad 2進数$

一つの線列は設計問題の一つの組合せを表す。

生物の各個体は環境に対する適応性を持つ。同様に、GA法では、目的関数に対応する適応関数により、各線列の使用可能度を評価し、淘汰を行う。これらの適応関数は制約条件がない場合に、目的関数をそのまま適応関数に用いるが、制約条件がある場合には、外点ペナルティ関数法のペナルティ関数を用いることになる。

$$\Phi = f(\{X\}) + \gamma \sum_{j=1}^M \max[g(\{X\}), 0]$$

次に、GA法の基本的なアルゴリズムを示す。

- (1) 所定の人口サイズだけ、ランダムに初期世代の線列の集団を作成する。
- (2) 各線列の適応関数の値を参考にして淘汰を行う。
- (3) 一組の線列において、交叉を行い、同時にある確率で突然変異も行い、新しい世代の線列を作る。
- (4) 収束の判定を行い、所定の条件を満足しなければ(2)へ帰る。

最終的に、集団の中で最も適応関数の値の高い線列を解として採用する。

3. 遺伝的オペレータ

単純GA法では、淘汰、交叉、突然変異によって構成されている。

(1) 淘汰 (Selecton)

淘汰は適応関数により行う。つまり、適応関数のより高い線列は次世代に残らせ、低い線列は次世代に現させらない。最適化は一般的に、目的関数の最小化であり、GA法においては、適応関数が最大化されるので、目的関数を何らかの形で変換する必要がある。目的関数の最大値との差を取ることも考えられるが、本研究では、目的関数の逆数を適応関数として使っている。逆数を取る目的は、適応関数の高い線列と低い線列の差を大きくするためである。GA法の淘汰は確率的に行うので、適応関数の差が小さいと、各線列が大体同じ確率で淘汰される、結局GAの淘汰は効かなくなるからである。しかし、逆数にも問題は起こる。良い線列がたくさん残り、すぐ局所解に収束してしまうこともある。ここでは、二つの改良を考えた。その1は、一番良い線列が残る数を二個に限ることであり、その2は、目的関数にある数字 α を加えて逆数を取ることである。 α の変化によって、線列の適応関数の間の差をコントロールすることができる。

(2) 交叉 (Crossover)

GA法において、最も重要な役割を果たすのがこの交叉である。交叉は親となる二つの選ばれた線列の間で、線列の一部をお互いに交換することである。GA法の基本原理では、なるべく親の良い形質が破壊されずに、親の形質を受け継ぐ次世代が生成されるというのが、交叉の基本的な考え方である。ここでは、一点交叉と、本研究で提案された遺伝子交叉の二つの交叉方法を検討した。

1) 一点交叉：これは最も簡単な交叉である。親となる二つの選ばれた線列の間で、ランダムに切れ目の一つを選ぶ、切れ目の後ろの部分をお互いに入れ替え、二つの子孫線列が作られる。例えば、次の二つの親線列の間で、ランダムに3番目が選ばれたとすると、

親線列 A { 1 5 4 6 || 9 1 1 }
親線列 B { 1 2 6 1 || 3 7 }

次の二つの子孫線列が作られる。

子孫線列 A' { 1 5 4 6 || 3 7 }
子孫線列 B' { 1 2 6 1 || 9 1 1 }

2) 遺伝子交叉：遺伝子交叉は本研究で提案された方法である。これは線列上の各遺伝子の変化がなるべく均一にするためである。遺伝子交叉は二つ子孫線列上の各遺伝子は確率的に片親から、あるいは両親から遺伝形質を受け継ぐという交叉である。簡単に言えば、以下に示す4つの組合せの中から、等しい確率で1つの組合せを選ぶことになる。

$$\begin{bmatrix} \text{子孫線列 A}_i \\ \text{子孫線列 B}_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{親 A}_i \\ \text{親 A}_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \text{親 B}_i \\ \text{親 B}_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \text{親 A}_i \\ \text{親 B}_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \text{親 B}_i \\ \text{親 A}_i \end{bmatrix}$$

ここでは、小文字 i は線列上の遺伝子の位置の番号である。子孫線列はそこから、ある確率で一組を選んで親の形質を受け継ぐ。この方法はまったく両親に似ない場合から、完全に片親のコピーができるまで、変化に富んだ受け継ぐ特徴がある。従って、より広い範囲の探索が可能な方法と考えられる。

(3) 突然変異 (Mutation)

交叉により、二つの親線列から子孫を作っていくだけでは、探索する空間の大きさは有限であるので、限られた範囲の子孫しか生じない。そのため、子孫線列の遺伝子にある確率 P_m で、他の遺伝子に変異させることにより、探索の範囲を広げる役割をする。生物遺伝の突然変異の確率が非常に低い、高等生物の確率は $10^{-5} \sim 10^{-9}$ ぐらいである。GA法において、 P_m はあまり大きいと、ランダムサーチと同じになるので、一般には $0.01 \sim 0.02$ ぐらいとする。

4. GA法のプログラムの基本的な流れ

GA法では、工学に応用するため、いろいろな改良手法があるが、次ページの図-1に示した流れは最も基本的なものである。

- 1) パラメータ入力：GA法においては、基本的なパラメータは、人口サイズ、つまり、世代の中の線列の数である。その他に、線列の固定長、交叉と突然変異の確率 P_c と P_m 、最大繰り返し世代数等を入力する。各設計変数の上下限値も加える。
- 2) 初期世代の線列をランダムに生成：ここでは、10進数のみを考えてみる。10進数線列の中に、それぞれの10進数はそれぞれの設計変数に対応している。まず、離散の数にあわせてある範囲内に10進数をランダムに生成して、いくつか10進数は一列に並んで、一つの線列を成す。10進数は確率的に生成するので、離散の数が多くなると、ある10進数が全然現れないこともある。これは組合せ問題に対して、避けたいことである。そのため、0から9までの1桁の10進数を組み合わせて、一つの10

進数を表せるという方法を考えた。例えば、29は1桁の2と9で表せる。

- 3) 適応関数の計算と淘汰：前に述べたように、目的関数にある数字 α を加えて逆数を取る、そして、適応関数として使う。適応関数の値は世代の平均適応関数より、大きい線列は必ず次の世代に一つ残らせる。こうすることにより、純粹に確率的に次の世代の線列を決めると、良い線列が残らない危険性を防ぐことができる。また、今世代の中に生成された一番良い線列が、前世代の一番良い線列より悪かったら、前の良い線列は今世代の中の一番悪い線列と入れ替えるということにしている。

5. 計算例

1) 離散量を扱う関数の最適化

GA法では、微分の情報を考えず、目的関数のみにより最適探索を行うので、離散関数の最適化に対して、適当な手法と思われる。本研究では、次の例を計算例として、GA法で計算を行った。

目的関数： $F(\{X\}) = X_1^2 + X_2^2 \rightarrow \min$

制約条件： $g(\{X\}) = \frac{1}{X_1} + \frac{1}{X_2} - 2 \leq 0$

設計変数と離散値： $X_1 \in (0.3, 0.7, 0.9, 1.2, 1.5, 1.8)$
 $X_2 \in (0.4, 0.8, 1.1, 1.4, 1.6)$

分枝限定法によると、この問題の答は(1.2, 1.1)である。

表-1には計算の結果を表している。人口サイズは20と30の2ケースで計算を行った。このような設計変数は少なく、離散の量も少なく問題はGA法で簡単に解けた。

表-1 離散量を扱う関数の最小化結果

ケース	人口	世代数	交叉確率	突然変異確率	γ	最適設計		
						X_1	X_2	目的関数
A	20	7	0.6	0.006	5000	0.9	1.4	2.77
B	30	6	0.6	0.006	5000	1.2	1.1	2.65

2) 5部材トラス最小重量設計²⁾

この例では、離散量として、JIS規格に決められているH型钢、鋼管の二種類の既製形鋼を用い、5部材トラス最小重量の組合せ最適設計問題を行った。図-2は5部材トラスである。ここでは、人口サイズ、目的関数に加える α を種々変え、また、本論文に説明した2つの交叉方法の有効性に対して検討を行った。鋼管、H型钢の二種類の既製形鋼、二つの交叉方法、二つの10進数の構成方法(1設計変数-1遺伝子、1設計変数-2遺伝子)、全部で8ケースの結果があり、表-2、表-3、表-4、表-5に示している。枠中、1行目は設計変数の結果を断面ランクの値で表し、2行目は目的関数、3行目は一番良い線列が現れた世代の番号、()内は取

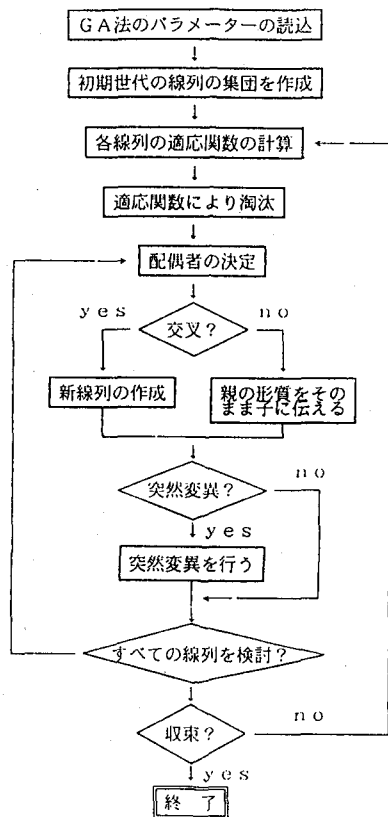


図-1 GA法のプログラムの流れ

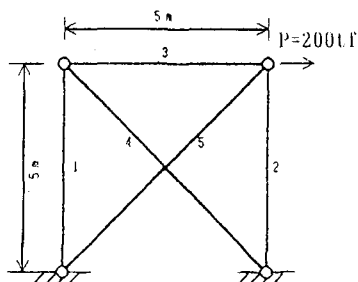


図-2 5部材トラス

表-2 鋼管を用いる5部材トラス ～1設計変数-1遺伝子～

交叉法	遺伝子交叉				一点交叉			
α 人口	20	50	100	200	20	50	100	200
100	{9 9 7 16 6} 328924. 19 (24)	{6 6 9 15 5} 295068. 29 (37)	{5 7 7 9 7} 242407. 33 (50)	{4 9 3 6 10} 240786. 48 (50)	{9 8 12 16 4} 346579. 13 (48)	{6 6 9 13 6} 286201. 25 (33)	{5 7 4 9 8} 236464. 30 (43)	{2 10 2 4 10} 229450. 42 (50)
1000	{9 8 5 16 6} 317359. 18 (43)	{5 8 4 13 8} 286122. 28 (47)	{5 6 7 14 5} 275012. 25 (50)	{3 9 3 6 10} 232925. 28 (42)	{9 8 8 13 6} 306631. 31 (50)	{10 6 8 14 4} 303623. 42 (50)	{6 9 2 5 12} 253507. 36 (50)	{5 7 4 8 8} 229209. 32 (50)
5000	{14 9 7 13 6} 333316. 13 (44)	{10 6 5 13 5} 299340. 28 (47)	{9 8 5 9 7} 257757. 19 (50)	{5 7 5 9 8} 243199. 50 (50)	{9 8 14 13 4} 333455. 19 (50)	{5 8 7 7 11} 274317. 28 (50)	{6 8 6 9 9} 258224. 39 (50)	{6 8 4 8 8} 235624. 40 (50)
10000	{12 10 7 7 7} 386344. 39 (50)	{10 10 5 13 5} 331033. 38 (50)	{5 7 5 9 8} 243199. 50 (50)	{2 10 3 5 11} 245106. 42 (49)	{12 8 5 13 6} 319036. 23 (50)	{6 8 6 7 10} 266865. 37 (50)	{7 9 7 9 7} 243737. 48 (50)	{9 9 6 8 8} 248844. 48 (50)

表-3 鋼管を用いる5部材トラス ～1設計変数-2遺伝子～

交叉法	遺伝子交叉				一点交叉			
α 人口	20	50	100	200	20	50	100	200
100	{4 9 4 12 12} 314965. 14 (50)	{6 9 7 6 14} 293568. 20 (32)	{4 9 3 5 12} 249652. 25 (46)	{3 8 4 8 9} 226979. 45 (50)	{4 10 1 6 12} 260063. 23 (32)	{6 9 4 7 10} 263930. 15 (18)	{6 9 4 8 9} 24034. 21 (32)	{4 7 4 9 8} 229729. 25 (47)
1000	{4 17 8 6 12} 331923. 22 (31)	{6 5 9 13 7} 292090. 27 (32)	{4 9 4 14 8} 286780. 42 (50)	{4 8 4 8 9} 234839. 30 (50)	{2 10 1 6 12} 247993. 20 (40)	{6 9 7 7 10} 277100. 15 (28)	{5 9 7 7 10} 257647. 30 (50)	{5 8 4 8 8} 234319. 12 (42)
5000	{2 17 1 6 14} 298833. 16 (36)	{7 5 9 13 7} 297159. 46 (50)	{6 13 7 8 8} 285449. 9 (50)	{4 7 7 11 8} 269698. 42 (50)	{3 10 9 6 12} 291293. 47 (50)	{1 10 1 6 12} 244383. 32 (50)	{2 9 3 7 10} 235935. 42 (50)	{6 7 6 10 7} 260425. 44 (50)
10000	{2 20 1 6 15} 321719. 15 (50)	{6 9 9 10 7} 287340. 25 (44)	{4 9 4 11 8} 266768. 33 (46)	{4 8 4 11 8} 261147. 33 (50)	{3 9 8 6 14} 282753. 44 (50)	{6 9 5 7 10} 269880. 32 (50)	{4 9 5 9 8} 246704. 46 (50)	{5 7 7 9 8} 248309. 38 (50)

表-4 H形鋼を用いる5部材トラス ～1設計変数-1遺伝子～

交叉法	遺伝子交叉				一点交叉			
α 人口	20	50	100	200	20	50	100	200
100	{4 10 3 11 12} 314030. 48 (50)	{3 12 5 12 8} 302106. 28 (40)	{4 11 5 12 7} 293189. 34 (50)	{4 11 4 12 7} 287029. 24 (49)	{4 12 6 12 12} 340845. 42 (50)	{3 12 5 11 8} 294187. 26 (34)	{3 11 4 10 8} 271820. 27 (46)	{4 11 4 10 9} 277355. 34 (38)
1000	{7 12 5 13 12} 377058. 4 (18)	{3 12 5 12 8} 302106. 28 (40)	{5 10 6 12 8} 304701. 16 (50)	{4 11 4 12 7} 287029. 44 (50)	{13 12 5 9 12} 390270. 11 (30)	{5 12 5 12 7} 304948. 27 (43)	{3 12 5 12 7} 295947. 28 (36)	{4 10 4 12 7} 279529. 39 (50)
5000	{15 12 5 11 14} 419701. 9 (50)	{7 12 6 12 8} 332126. 30 (50)	{4 10 4 12 9} 290503. 50 (50)	{4 12 4 12 7} 290347. 45 (50)	12 12 5 12 12 398190. 24 (50)	{7 11 5 12 7} 313673. 40 (50)	{3 12 3 11 8} 277420. 49 (50)	{4 12 4 12 7} 290347. 49 (50)
10000	{14 12 5 12 12} 321719. 15 (50)	{7 12 6 12 8} 332126. 10 (50)	{4 11 4 12 7} 287029. 45 (50)	{3 12 4 11 8} 288027. 40 (50)	{3 12 5 11 12} 323390. 45 (50)	{5 8 8 13 6} 310010. 47 (50)	{5 12 3 10 8} 283580. 44 (50)	{4 10 4 12 8} 279529. 46 (50)

表-5 H形鋼を用いる5部材トラス ～1設計変数-2遺伝子～

交叉法	遺伝子交叉				一点交叉			
α 人口	20	50	100	200	20	50	100	200
100	{13 10 9 13 6} 536160. 21 (44)	{3 10 5 10 11} 291764. 19 (50)	{5 9 6 13 6} 315510. 32 (50)	{4 10 5 12 7} 285689. 28 (40)	{4 12 4 12 8} 301482. 21 (34)	{4 10 4 14 7} 299257. 41 (50)	{4 11 4 12 7} 287029. 24 (50)	{4 10 5 13 7} 305417. 26 (50)
1000	{4 17 6 16 11} 436682. 12 (22)	{6 9 5 12 7} 289798. 20 (50)	{7 9 5 13 6} 325250. 41 (50)	{7 10 5 13 6} 311300. 10 (22)	{3 12 4 13 8} 315675. 38 (47)	{4 10 5 12 7} 285689. 36 (50)	{4 11 4 11 7} 271609. 41 (50)	{4 10 5 12 7} 285689. 29 (48)
5000	{4 10 6 14 9} 323644. 32 (50)	{8 10 5 13 6} 317560. 30 (48)	{4 10 5 12 8} 294542. 45 (50)	{4 10 6 13 7} 304975. 45 (50)	{8 8 5 12 7} 304883. 16 (45)	{6 11 2 12 12} 314635. 47 (50)	{4 10 4 12 7} 279529. 30 (50)	{4 10 5 12 8} 289689. 47 (50)
10000	{13 7 8 16 6} 390613. 41 (50)	{5 13 5 13 7} 338627. 12 (50)	{6 11 5 12 8} 322201. 41 (50)	{6 10 6 13 6} 305250. 31 (50)	{3 17 6 12 8} 358456. 38 (50)	{7 11 5 13 6} 318800. 26 (50)	{4 10 4 12 7} 279529. 22 (50)	{4 10 5 12 8} 289689. 47 (50)

まず、これらの結果によって、人口サイズの影響を分析しよう。GA法は自然界の生物遺伝と進化のまねをしようという方法だから、自然界の何億の異なる個体に対応して、ある程度の線列の数が必要である。設計変数と離散の量は少ない場合には、例えば、上の例では人口サイズが30になれば十分である。設計変数と離散の量の増加に伴って、人口サイズも多くなる必要がある。一般的に、人口サイズが多くなれば、組合せの結果も良くなる。一方、計算に時間がかかる。5部材の結果からみると、交叉の方法が変わっても、 α の値が変わっても、人口のサイズは多くなると真解（鋼管：1 10 1 4 10、目的関数 = 222230、H形鋼：1 11 1 7 10、目的関数 = 239192）³⁾に近づく傾向がある。その中の一番良い結果は、真解と比べてまだ2%位の差がある。

α の値は、明確な傾向はでていないが、全体的には小さい方が良いようである。遺伝子交叉と一点交叉、及び、1設計変数-1遺伝子と1設計変数-2遺伝子とは、顕著な差は見られなかった。

6. まとめ

GA法は最適設計の応用方面について2、3の試みを行い、その結果を説明した。まだ、基礎的な段階であるが、得られた事項を箇条書きにすると以下になる。

- 1) 関数値のみを用い、微係数の情報は必要としない手法なので、離散的な変数の扱いに適していると考えられる。
- 2) 多点から多点へ探索していく方法である。すなわち、局所解の複数の組合せによって、より優秀な解の複数の生成していく方法である。多峰性の問題、局所的解があると予想される問題、あるいは、許容領域が二つ以上の独立した空間に分かれているような問題に対して有効な方法と考えられる。
- 3) しかし、本論文の計算例に示したように、簡単な問題はともかく、5変数程度の問題でもなかなか良い結果は得られなかった。本論文の方法は、GAの手法の中でもまだ初歩的な段階と考えられ、そのために良い結果が得られなかったものとする。今後、生物遺伝の現象を良く理解し、構造設計を初め、工学の種々の問題に有効なGAの方法を開発していきたいと考えている。

参考文献

- 1) D.E.Goldberg: Genetic Algorithm In Search, Optimization, And Machine Learning, Addison Wesley, 1989.
- 3) 杉本博之：近似の概念を利用したトラス構造物の離散的最適設計法に関する研究、土木学会論文集, NO. 432/I-16, pp.79-88, 1991.
- 3) 山本洋敬：既製形鋼を用いる平面骨組構造物の全応力設計に関する基礎的研究、平成2年度卒業論文 1991.