

## 遺伝的アルゴリズムにおける人為淘汰の提案とその適用

A Genetic Algorithm using Artificial Selection

○永見広次\*, 坂野 進\*\*

○Hirotsugu Nagami\*, Susumu Sakano\*\*

\*日本大学, \*\*日本大学

\*Nihon University, \*\*Nihon University

キーワード: 遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm), 最適化(Optimization),  
活性化(Activation), 人為淘汰(Artificial Selection)

連絡先: 〒963-10 郡山市田村町 徳定 字中河原1 日本大学工学部 機械工学科  
メカトロニクス研究室 永見広次, Tel. : (0249)56-8774, Fax. : (0249)56-8860

### 1. まえがき

近年、遺伝的アルゴリズム(GA)はその最適化あるいは探索能力を利用して、組み合わせ問題、最適化問題<sup>1)~5)</sup>などの数理科学の分野のみならず位置決め、制御など工学分野の問題<sup>4)</sup>~<sup>6)</sup>にも適用されつつあり、新しい解法として注目されている。遺伝的アルゴリズムはHollandによる提案以来、種々検討され改良されてきているが、未だ発展途上の研究分野であり、系統だった、信頼性の高い手法としての確立が期待されている。GAは従来の探索手法では解決の困難な問題に対して、短時間の処理時間で解を見出しうるが、局所解が多々存在するような問題においては、余り有効ではないとも言われている。GAは自然淘汰による個体の進化という、適者生存と遺伝情報の継承の考え方をアルゴリズムとして採用し、問題の解法として用いる。実際の解析においては、適応度の高い優勢なも

ののみを選んで次世代の個体を決定すると、局所的な解にとらわれ解の収束性が著しく悪くなる。これを避けるために適応度の低い個体も確率的に残す、あるいは交叉、突然変異の方法を工夫するなど経験的な処理を行っている。これら人の手を加える方法は自然淘汰という考え方に反するものである。そこで、本研究では、これまで経験的に行われてきた、計算時間を短くするための種々の方法をも含めて、活性化手法による多様化の考え方を提案する。GAにおいて、自然淘汰と人為淘汰を併用することにより解の収束性が良くなり、計算時間を短縮できることを示す。

本稿では、活性化の手法を巡回セールスマン問題(TSP)に適用し、その有効性を示す。次に、ロボットの逆運動解析に適用し、その有効性、および具体的な傾向を調べる。

## 2. 人為淘汰と活性化

### 2. 1 従来のGAの問題点

GAの持つ問題点を整理し、以下のような二つの側面から考える。

第1は生物学的側面で、GAは一つの系の中でのわずかな変化を頼りに進化していく自然淘汰の手法である。交叉は同じ系の中でのみ行われ、同一種の氾濫を招いている。突然変異は全体を活性化多様化できるほど強力なインパクトを持つものではない。この様にGAはより良い個体を発生させる仕組みがなく、系の活性化、多様化を図るためには、何らかの異種の混入が必要である。

第2は工学的側面で、GAを用いた解析では解の収束する時点が予測不可能であるということである。構造上、取りうる値は必ず見いだせるが、数世代で収束する場合もあれば、数十万世代でもなお最適解に到達できない場合もある。この問題の解決には二つの課題がある。収束速度を速める課題と収束速度のばらつきを少なくする課題である。後者の課題はGAが乱数を多用しており、その基本操作を変更しない限り現状では解決困難であろう。本研究では前者の問題に対して、系統だった解決方法の可能性を示す新たな方法として人為淘汰を付加したGAの提案を行う。

### 2. 2 人為淘汰の概要

GAは大局的な収束は速いが、局所解から抜け出すのはきわめて遅い。ある世代で優秀な個体がしばらくその優位を保ったときに、その個体の遺伝子パターンを持つ子孫が増殖する。この状態では、その個体を越える優秀な遺伝子を持つ個体が現れる可能性はきわめて低い。このような状態でのGAはきわめて安定しており、突然変異による他の個体の登場を待つより方法はなくなる。突然変異はある個体のほんの一部を変化させるだけであり、染色体の一部がその個体の適合度を支配している場合など、突

然変異により遺伝子がより優秀になる可能性は低くなる。GAではそのような場合が多く、ある段階から収束速度を鈍らせている(図1)。

Chromosome	Weight	Distance	No	Flag
111111110111111111000000000000	451	1	0	1
111111110111111111000000000000	451	1	1	1
111111110111111111000000000000	451	1	2	1
111111110111111111000000000000	451	1	3	1
111111110111111111000000000000	451	1	4	1
111111110111111111000000000000	451	1	5	1
111111110111111111000000000000	451	1	6	1
111111110111111111000000000000	451	1	7	1
111111110111111111000000000000	451	1	8	1
111111110111111111000000000000	451	1	9	1
111111110111111111000000000000	451	1	10	1
111111110111111111000000000000	440	10	11	1
111111110111111111000000000000	438	12	12	1
111111110111111111000000000000	428	22	13	1
111111110111111111000000000000	479	23	14	1
111111110111111111000000000000	418	32	15	1
111111110111111111000000000000	403	47	16	1
111111110111111111000000000000	401	48	17	1
111111110111111111000000000000	388	64	18	1
111111110111111111000000000000	388	82	19	1

fig. 1 交叉の効果が得られない状態

このような状態から脱出するためには、ある世代での優秀な個体の増殖を妨げ、個体群としては不安定で多様な状態にすることが有効である。不安定な状態におく作業が人為淘汰の付加である。人為淘汰の手法として、活性化、遺伝子操作、遺伝子融合等が考えられるが、以下には活性化の手法を取りあげる。活性化の手法の導入により、個体集団全体の画一化が避けられ、常に最適解を求めて世代が進んでいくこととなる。

ここに活性化とは”異種混合による活性化”で、部分的初期化のことである。この手法は個体群全体を破壊することなく活性化へと導くために、確率的に発生箇所を定めるのではなく、確定的に発生箇所を指定することとなる。これが人為的と呼ぶ所以である。

活性化は一部の個体群を完全に初期化するために、その数、位置に注意を払わねばならない。GAのメインアプローチは交叉であり、活性化も交叉を支援するような形を取る。全体に対してさほど多くない数の個体を初期化する。位置については、優秀な個体を初期化しないように、適合度の低い個体を初期化する。図2に活性化の手法の概念を示す。

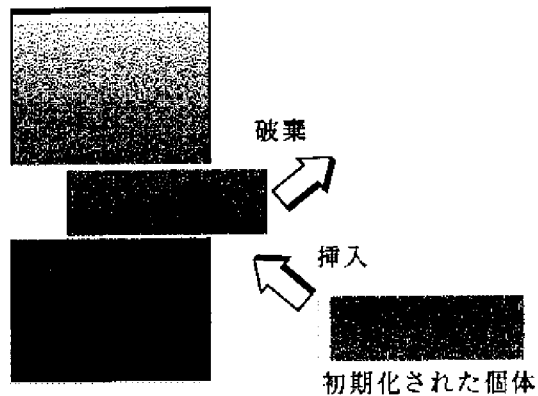


fig.2 活性化の方法

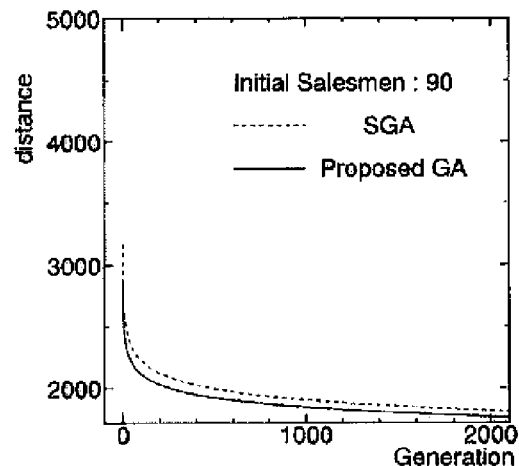


fig.4 活性化を付加したGAと単純GAとの比較

### 3. 巡回セールスマン問題の解析結果

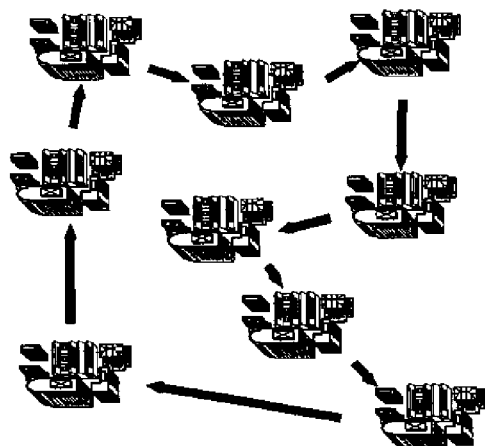


fig.3 TSP問題モデル図

巡回セールスマン問題に、従来のGA (SGA) と提案したGA (PGA) を適用した場合の比較を行った結果が図4、図5である。

また、解法の為の各パラメータを表1に示す。

Table 1 TSP解法の為の条件

	Proposed GA	SGA
Numbers of city	20	
population size	10, 20, ..... 100	
Selection strategy	Hybrid selection	
Crossover rate	0.1	
Mutation rate	0.1 at 10 generations	
Activation rate	0.1 at every generation	—

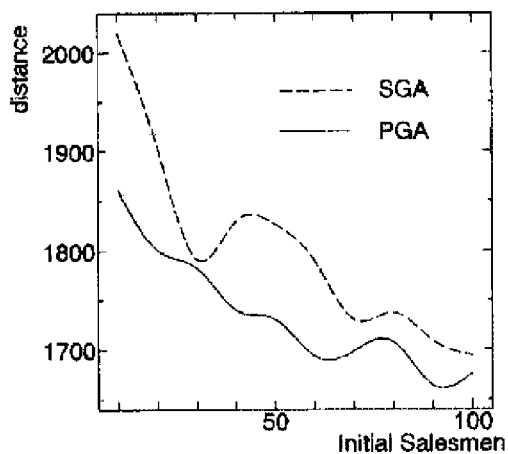


fig.5 初期条件による効果  
(2000世代後の影響)

図4は、世代毎の最適値の平均的变化を表したものであるが、これを見るとPGAもSGAと同じく、初期段階での激しい収束を見せ、次第にその収束速度が低下していくのが見られる。また、その収束速度がSGAと比較して1.5倍の速度で収束しているのが判る。特に、収束が安定した時点というのは、SGA、PGAでその差が最も見だしにくい段階であると予想されるにも関わらず、常にPGAがSGAよりも高い適合度を示しているのが判る。

図5は個体群の大きさによるPGAとSGAの比較を行った結果を表したものである。これを見ると、PGA、SGAともに個体数が増える

に従って、2000世代後の最適解がより小さな値を取っていくのが判る。これは、探索点が増えるに従って、正しい解を見出す機会が増えていくということを表している。また、PGAはSGAと比較して、各点において3~5%の経路短縮を見せている。このことは、先の解析でも裏付けされている。

#### 4. ロボットの逆運動解析への適用

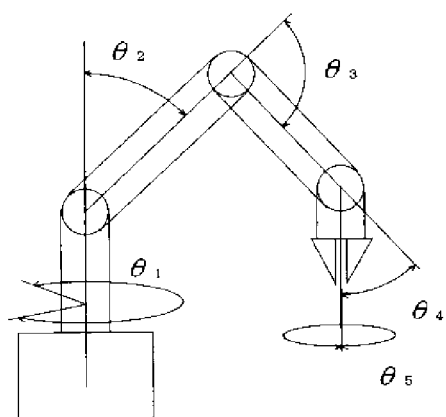


fig. 6 逆運動解析モデル図

ロボット逆運動解析へ提案する活性化の手法を適用し、従来の単純GA (SGA) と比較した結果を述べる。なお、ロボットの逆運動学はエンド・エフェクタの位置と姿勢との目標に対してロボットの関節角を求めていくことであるが、以下では、手法の比較に重点を置き、位置のみを目標値として与えた場合について述べる。なお、本研究において使用した、解析のための各パラメータを次に示す。

Table 2 逆運動解析のための条件

	Proposed GA	SGA
Numbers of city	20	
population size	100	
Selection strategy	Hybrid selection	
Crossover rate	0.1	
Mutation rate	0.1 at 10 generations	
Activation rate	0.1 at every generation	—

#### 4. 1 活性化手法の効果

図7に活性化の手法を付加したGAと代表的なGAであるSGAをロボットの逆運動解析に適用した結果を示す。活性化の手法を付加したGAの最適解に至る世代数はSGAの約1/2となっており、前述したTSP解法と同様に、活性化による収束速度の上昇がみられる。GAが目標値へ高速に収束するための条件は”ある世代における最良な個体の持つ遺伝子の適応度がどれだけ目標値に近い”ではなく、”最適解となりうる個体の遺伝子がどの位多く存在するか”である。活性化の手法は個体集団の中に多様性をもたらし、多様化により最適解となりうる個体を多数存在させる役割を果たしている。

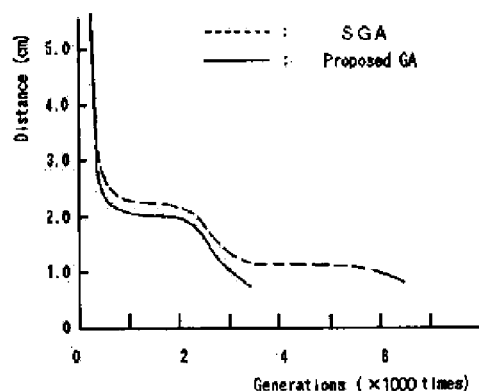


fig. 7 活性化GAと単純GA

図8に活性化の演算処理を行う世代について調べた結果を示す。

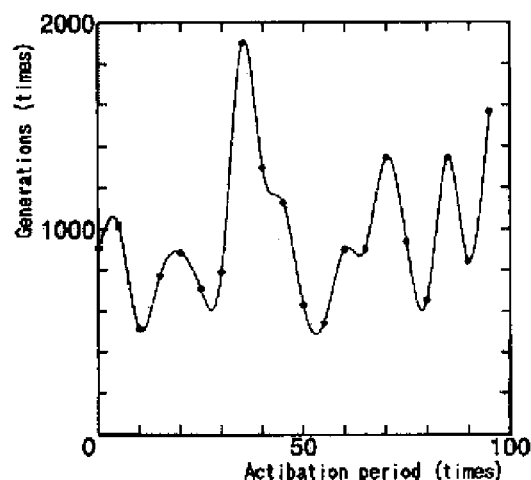


fig. 8 活性化の効果

本解析の場合には、10世代前後に1回の活

活性化の処理が有効であることを示している。活性化はある周期で適用した方が効果があることを示している。周期が短いと多様化が進み過ぎ、周期が長くなると活性化による変化の効果が少なくなると考えられる。

## 5. SGAとの比較

以上の結果は、PGAが遺伝的アルゴリズムの概念を継承している事を示す一例である。これらのことは、GAがこれまで様々な問題解決のために適用されてきた分野に対して、PGAも適用可能であることを示すものである。

さらに同一条件下のもとでは、PGAはSGAより収束効率が良いことが示された。活性化の手法がSGAに比べて高速に収束するのは、より常に新たな個体を加えることにより、個体群の遺伝子の分布の多様性を図り、局所解にとどまることなく最適解により速く到達可能である為である。この多様性の維持によって、PGAがSGAに対してその収束効率の優位性を保ちつつ、GAの特徴を継承していることが判る。

これらの結果、我々の提案した活性化手法は、GAの特色を損なうことなく、その収束効率、探索効率を高めていることが結論づけられる。

活性化の手法は個体群の多様性を維持するための手段で、集団の遺伝子分布において、希少な個体を発生させ、これを集団内に定着させる手段となっている。

活性化の手法は一部の個体群を完全に初期化するために、その数及び入れ替えの位置について注意が必要である。発生する個体の数については、GAの主役はあくまでも交叉であり、活性化も突然変異も交叉を支援するような形でなければならない。活性化の数を多くすることは、ランダムに探索することに近づき、どの位の数が適当なのか、問題により異なってくるのか、今後の検討課題である。入れ替えの位置については、本報告では下位の個体との入れ替えを行ったが、優秀な個体を初期化しないことのみを

注意すればよく、中位の個体との入れ替えの方がより個体集団の多様性が増し、より高速に収束することが考えられる。

## 6. まとめ

以上に述べてきたように、人為淘汰としての活性化の手法は交叉を中心としたこれまでのGAの枠組みを崩すことなく、計算処理の効率化を図るものであり、GAの汎用性もそのまま継承している。このことは、GAがこれまで適用されてきた種々の分野の問題解決に本報告の手法が適用可能であることを示している。

人為淘汰という枠組みの提案と、具体的な手法としての活性化の手法はGAの有する特色を損なうことなく、その収束効率、探索効率を高めていると結論づける。

遺伝的アルゴリズムはきわめて汎用性が高く、比較的自由に広い範囲の問題に対して適用できる。しかし、最近のGAは個々の問題への適用において、応用を急ぐあまりに特殊化しすぎ、GAの本質を見失いかねない状況にある。

本報告では、従来のGAの基である自然淘汰の考え方に加えて、人為淘汰の考え方を併用することを提案した。具体的には、交叉を中心としたこれまでのGAの枠組みを崩すことなく、人為淘汰の一つの手法である活性化手法を導入することにより局所解にとどまることなく、収束速度の向上を図ることが可能であることを示した。

## 参考文献

- 1) 波多野寿昭:GAによる最適化, 計測自動制御学会論文集, 32-1, 52(1993)
- 2) J.H.Holland: Adaptation in Natural and Artificial Systems, Univ. of Michigan Press (1975)
- 3) D.E.GoldBerg:Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison=Wesly(1989)

- 4) E. G. David: Genetic Algorithms, Addison-Wesley(1980)
- 5) 山村, 小林: 遺伝的アルゴリズムの工学的応用, 人工知能学会誌, 9-4, 506(1994)
- 6) 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, 7-6, 1049/1059(1992)
- 7) 前川, 玉置, 喜多, 西川: 遺伝的アルゴリズムによる巡回セールスマン問題の一解法, 計測自動制御学会論文集, 31-5, 598/605(1995)
- 8) 辻岡, 梶原, 長松: 遺伝的アルゴリズムを用いた構造系とH<sup>∞</sup>制御系の統合最適設計, 日本機械学会論文集, C61-587, 62/69(1995)
- 9) 稲川, 荒川, 山川: 遺伝的アルゴリズムを用いた2次元構造物の最適トポロジーに関する研究, 日本機械学会論文集, C61-587, 259/266(1995)
- 10) 梶原, 佐々木, 長松: 遺伝的アルゴリズムによる構造物の位相形状最適化, 日本機械学会論文集, C62-597, 83/90(1996)
- 11) 飯間, 三宮: ある製品投入順序問題における遺伝的アルゴリズムの交差規制のロバスト性, 電気学会論文集, 115-C-10, 1208/1214(1995)
- 12) 飯間, 三宮: 遺伝的アルゴリズムを用いた変形フローショップ問題の解法, システム制御学会論文誌, 6-10, 1/9(1993)
- 13) 梶原, 大崎, 香川: 品質、納期、コストを考慮したGAによるスケジューリング手法に関する研究, 日本機械学会論文集, C62-597, 431/436(1996)
- 14) 古川, 渡辺, 玉山, 嘉数: 一方向走行クレーンをもつFMS工場における複数AGVの運行スケジューリング, 日本機械学会論文集, C62-595, 407/412(1996)
- 15) 藤本, 逢坂: 遺伝的アルゴリズムを用いたロボットマニピュレータのモデル化誤差推定, 日本機械学会論文集, C61-587, 417/425(1995)
- 16) Liu, 小島: 遺伝的アルゴリズムによる倒立振り子の非線形フィードバック安定化システムの最適設計法, 日本機械学会論文集, C60-577, 232/237(1994)
- 17) 西原, 石原, 松久, 佐藤: 遺伝的アルゴリズムによる受動形ジャイロ制振機構の最適設計, 日本機械学会論文集, C62-595, 19/26(1996)
- 18) 立矢, 辻村: 遺伝的アルゴリズムによる平面多節機構の総合, 日本機械学会論文集, C60-580, 386/393(1994)
- 19) 田島, 中野, 市川, 前田: 遺伝的アルゴリズムを用いた経路プランニング, 人工知能学会誌, 10-1, 84/104(1995)
- 20) 長谷川, 松本, 塩野谷: GAによる肘屈折運動時の筋力特性の同定, 日本機械学会論文集, C62-596, 180/186(1996)
- 21) 竹田, 大松: 遺伝的アルゴリズムを用いたニューロ紙幣識別技術, 日本機械学会論文集, C62-593, 135/140(1996)
- 22) 飯間, 三宮: 遺伝的アルゴリズムの動作に対する致死遺伝子の影響, 計測自動制御学会論文集, 31-5, 569/575(1995)
- 23) 久保田, 伊達, 福田: 遺伝的アルゴリズムにおける年齢構造の導入とその収束性, 計測自動制御学会論文集, 31-5, 560/568(1995)
- 24) 市川, 石井: 遺伝子分布に基づく遺伝的アルゴリズムの多様性維持, 計測自動制御学会論文集, 30-10, 1242/1250(1994)