投稿論文（和文）
PAPERS

土木学会論文集 No. 471／I-24, pp. 67～76, 1993. 7

離散的構造最適設計のためのGAの信頼性向上に関する研究

杉本博之*・鹿汴麗**・山本洋敬***

ダーウィンの自然淘汰説を基本概念とする単純遺伝的アルゴリズム（単純GA）は，繁殖・淘汰，交叉，及び突然変異を基本オペレータとし，離散的最適化問題あるいは組合せ最適化問題の有力な手法として，現在種々の工業分野で注目されている．この単純GAを離散的構造最適設計問題に応用したところ，安定的に良好な設計が得られなかった．そこで新しく，生長オペレータを導入して，GAの信頼性の向上を図った．既製形鋼を用いる平面骨組構造物の最適設計等の計算例は，生長の有効性を示した．

Key Words：*genetic algorithm, growth operator, discrete structural optimization, ready made shaped steel, simple GA*

1. まえがき

構造最適設計法は，現在，斜張橋はじめ種々の構造物の設計施工，逆解析問題と構造同定問題，振動制御，形状最適化問題等に応用され効果を上げている[1]．

非線形計画法そのもののプログラム，あるいは構造解析と最適化手法が結合されたプログラム等の整備も急速に進んでおり，これらの最適化技術が構造設計のための極めて日常的なツールになるのは，そう遠くない将来と考えられる．

しかし，これらの最適化技術には，自らその応用範囲に限界があった．それは，用いている非線形計画法が，基本的には連続変数，連続（1次の微係数まで）関数から構成される最適化問題を対象とする理論であったために，非連続関数を含む最適化問題はもとより，離散変数，整変数の扱いは困難であったためである．そのため，従来，構造最適設計法は，連続変数からなる問題，あるいは，実際は離散量でも連続量と仮定できるような問題を中心として研究され，応用が試みられてきた．

一方，実際の構造物の設計においては，集成部材における板厚，板幅，既製形鋼を用いる場合の断面の種類，あるいは鋼種，補剛材の本数，あるいはトポロジ的な問題等，離散量として扱うべき変数は多い．これらの変数を扱う設計問題は，その目的関数（設計の工学的価値を定量化する関数）の如何にかかわらず，組合せ最適化問題となり，従来の最適化手法では対応が困難であった．

しかし，構造最適設計法がより多くのニーズに応えるためには，離散変数，非連続関数からなる組合せ最適化問題のための効率的かつ汎用的な解法の確立は，重要な課題と考えられる．

GA（genetic algorithm）は，J. D. Bagley[2]により始めて用いられた用語であるが，その手法は，組合せ最適化問題の解法として注目されているものである[3),4)]．

GAにおいては，生物の進化の過程を，ダーウィンによる適者生存の過程と考え，現存する生物群を環境に対してより高い適合性を持った準最適な生物とみなす．その上で，繁殖・淘汰，遺伝子の交叉，及び突然変異のプロセスを簡単な数理モデルに置き換え，それを最適化の手法として用いようとするものである．

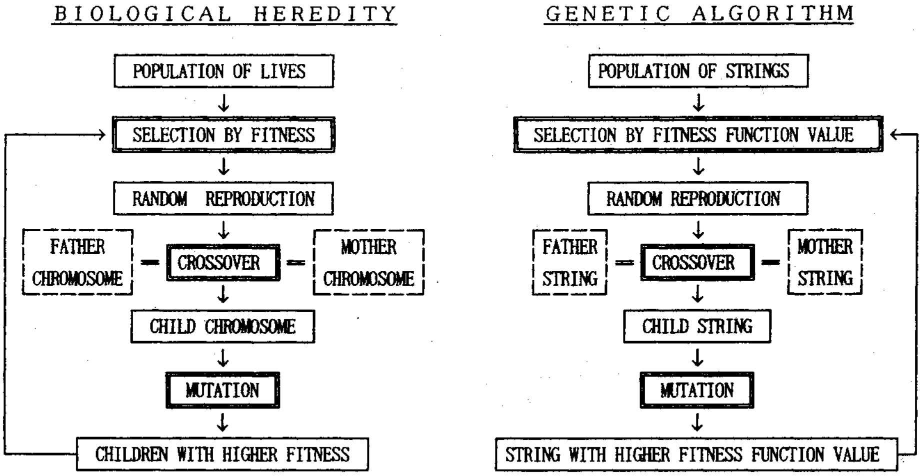
離散的最適化問題，多峰性関数の最適化問題，あるいは許容領域が分離しているような問題の解法として有力なばかりではなく，関数の微係数を必要としない手法であるので，非連続関数からなる組合せ最適化問題にも有効ではないかと考えられる．

ただ，上記の，繁殖・淘汰，交叉，及び突然変異からなるGA（これを単純GAという）を，筆者の一人が従来研究していたトラス構造物の離散的最適化問題[5]に応用したところ，簡単な問題でも良好な結果が得られなかった[6]．GAにおいては，主に繁殖・淘汰及び交叉を通じて設計を改良していくが，そのためには，設計を表す線列（英語のstringに対応するが，本論文では線列と訳して用いる）の多様性が必要である．しかし，単純GAでは，その線列の多様性が高過ぎ，良い線列が高い確率で破壊される結果，結局良好な解が得られなかったものと考えられた．

GAは，理論的には非常に簡単であり，幅広い設計問題にそのまま応用できるのが特長の一つである一方，何らかの知識ベースが蓄積されている設計問題への応用に際しては，その信頼性の向上のために，その知識ベースを利用することは必要であると考えられている[3]．

そこで，本論文では，各世代において，線列を簡単な論理によって確率的に改良し，線列の多様性の質を向上

＊正会員　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）
＊＊学生会員　室蘭工業大学大学院工学研究科博士前期課程建設システム工学専攻
＊＊＊正会員　工修　日本道路公団



図―1　生物進化のプロセスと単純 GA のアルゴリズムの対照

させることを試みた．この改良の概念は，生物の生長と相通ずるところがあるので，これを生長オペレータとして，単純 GA の 3 つの基本的なオペレータに加えた．この生長を考慮した GA を，平面骨組構造物の離散的最適化問題等，いくつかの離散的最適化問題に応用したところ，比較的良好な結果が得られたので，ここに数値計算例と共に発表するものである．

本論文は，それぞれの構造設計において，利用できる知識ベースと単純 GA との結合の一方法として新しいオペレータを提案するものであるが，単純 GA のみを，比較的簡単な問題に応用した例として，Hajela[7]，および Rajeev ら[8]の研究がある．

2.　離散変数，非連続関数から構成される最適化問題

本論文で扱う離散的最適化問題は，以下のように定義される．

○目的関数：

$$0(\{I\})\rightarrow\min \quad \cdots\cdots(1)$$

○制約条件：

$$g_j(\{I\})\leqq 0 \qquad (j=1\sim m) \quad \cdots\cdots(2)$$

○上下限値：

$$I_i^{\min}\leqq I_i\leqq I_i^{\max} \qquad (i=1\sim n) \quad \cdots\cdots(3)$$

○設計変数：

$$\{I\}=\{I_1 I_2 \cdots\cdots I_n\} \quad \cdots\cdots(4)$$

ここで，0 は設計の工学的価値を定量化する目的関数，$g_j(j=1\sim m)$ は，設計が満足すべき条件を表す制約条件である．m は制約条件の数である．$I_i(i=1\sim n)$ は設計変数であり，$I_i^{\max}$，$I_i^{\min}$ は，それぞれ設計変数 i の上下限値である．n は設計変数の数である．

設計変数 I_i は整数値をとるが，それらの整数値は，整数あるいは離散的な実数値で表される種々の設計パラメータに対応している．

目的関数あるいは制約条件は，設計変数の関数として与えられる．非線形計画法を用いる最適化問題においては，これらの関数は，設計変数に対して 1 次の微係数まで連続な関数である必要がある．一方，GA においては，関数の微係数は必要なく，関数値が非連続な関数にも対応できる[9]のが特徴の一つである．

3.　単純 GA の基本概念

単純 GA は，生物の進化の過程を，生存競争による自然界の淘汰作用として説明したダーウィンの自然淘汰説を基本とし，それを数理モデル化して最適化手法として利用するものである．

図―1 に，単純 GA の基本となる生物進化のプロセスと，単純 GA のアルゴリズムを対照して示した．

左図が生物進化のプロセスを示す図であるが，生存に有利な様々な形質を多く有するものが優者として子孫を多く残し，その結果集団として進化していく過程をごく簡単に説明している．この図における，繁殖・淘汰，交叉，及び突然変異をそれぞれ数理モデル化し，基本オペレータとして最適化に利用したのが，右図に示す GA のアルゴリズムである．

GA においては，繁殖・淘汰で適応関数の高い線列が確率的に多数残され，交叉で親の形質を一部引き継ぐ新しい線列が作成される．この 2 つのオペレータの繰り返しが，最適化に対しては主要な働きをし，突然変異は，予防処置的な 2 次的な役割が与えられる．

以下に，これらの 3 つの基本オペレータの機能と線列のコーディング，及び適応関数について，その内容を説明する．

（1） 線列のコーディング

GA おいては，最初に人口サイズ N の線列がランダムに作成される．各線列はそれぞれ1つの設計に対応し，式（4）の $I_1 \sim I_n$ を2進数で表して，0と1が混合した数字の並びとして定義される．

例えば，5変数（$n=5$）の設計問題において

$$\{I\}=\{2\ 12\ 2\ 5\ 16\} \cdots\cdots (5.\mathrm{a})$$

という組合せは，

$$00010\cdot01100\cdot00010\cdot00101\cdot10000 \cdots\cdots (5.\mathrm{b})$$

と表される．

（2） 適応関数

式（5.b）の線列は，式（5.a）の設計に対応し，それらは，式（1）及び式（2）により，工学的価値，あるいは，使用可能かどうかが評価される．

制約条件のある最適化問題は，ペナルティ関数により無制約の最適化問題に変換される．GA においても，次式の外点ペナルティ関数を用いて，各設計はまず評価される．

$$\Phi_i^{(t)}=0(\{I\}_i^{(t)})+\gamma\sum_{j=1}^{m}\max[g_j(\{I\}_i^{(t)}),0]$$

$$(i=1\sim N) \cdots\cdots (6)$$

ここで，$\Phi_i^{(t)}$ は，第 t 世代の線列 i のペナルティ関数の値，γ はペナルティパラメータである．外点ペナルティ関数法においては，全域的な最適解を得るために，初期には γ の値を小さく設定し，非許容解を許しながら収束させるが，GA においては，初期の世代でも非許容解に高い評価を与えない方が良いので，γ の値は，目的関数と同程度のオーダ以上の大きな値に固定して用いた方が良いと考えられる．

式（6）のペナルティ関数は，最小化の対象となる関数であるが，GA は最大化の対象となる関数を扱うように理論が構成されているので，これを適応関数に変換して最大化を行う．適応関数としては，ペナルティ関数の逆数，あるいは，ペナルティ関数の最大値からの差を用いることが考えられるが，本研究では次式を用いた．

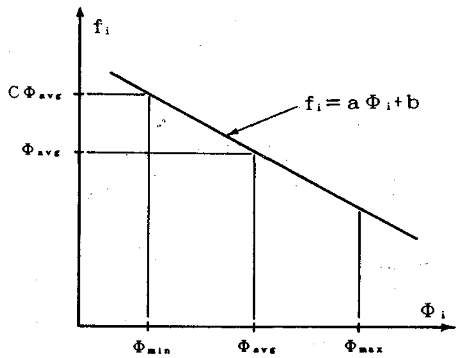
$$f_i^{(t)}=-a\Phi_i^{(t)}+b(i=1\sim N) \cdots\cdots (7)$$

ここで，$f_i^{(t)}$ は適応関数の値であり，a, b は次式である．

$$a=\frac{\Phi_{\mathrm{avg}}(C-1)}{\Phi_{\mathrm{avg}}-\Phi_{\mathrm{min}}},\ b=\frac{\Phi_{\mathrm{avg}}(C\Phi_{\mathrm{avg}}-\Phi_{\mathrm{min}})}{\Phi_{\mathrm{avg}}-\Phi_{\mathrm{min}}} \cdots\cdots (8)$$

ここで，Φ_{avg} は，各世代におけるペナルティ関数の平均値であり，Φ_{min} は，各世代におけるペナルティ関数の最小値である．

式（7）を図—2に示した．最適化の初期には，ペナルティ関数の値は一般に大きくばらつき，Φ_{max} と Φ_{min} の相対的関係をそのまま用いると，Φ_{min} の値の影響を大きく受け，初期収束の恐れがある．しかし，図に示すように，適応関数の最大値を $C\Phi_{\mathrm{avg}}$ に抑えることにより，適応関数の値を平滑化し，初期収束を防ぐ働きが期待できる．一方，最適化の後期には，ペナルティ関数の値はほとんど同程度の値になり，淘汰が進まなくて収束が遅くなる可能性が出てくる．そこで，適応関数の値を今度は逆に $C\Phi_{\mathrm{avg}}$ まで上げることにより，ばらつきを大きくし，淘汰を促進して収束を早める効果が期待できる．C の値は，淘汰の戦略との関係により，1以上の適当な値が設定される．



図—2 ペナルティ関数の適応関数への変換

（3） 繁殖・淘汰

式（6）～（8）により，各線列の適応関数の値が計算されると，その適応関数の値の相対的な関係により，繁殖と淘汰が行われる．ここで繁殖とは，次世代を作るためにある線列を交配プールに残すことを意味し，淘汰とは，交配プールに残さないで消すことを意味する．

本研究の繁殖・淘汰の手続きは，以下のようになる．

まず，N 個の線列の適応関数の平均値 f_{avg} を計算し，f_{avg} よりも適応関数の値が大きい線列を n_i 個ずつ交配プールに残す．i は線列の番号である．

線列 i の適応関数の値 f_i が f_{avg} より大きい場合，n_i は次式で計算される．

$$n_i=\mathrm{INT}\left[\frac{f_i}{f_{avg}}\right] \cdots\cdots (9)$$

ここで，INT[・] は，[ ] 内の実数値の小数点以下を切り捨てて整数化する関数を意味する．

適応関数の値 f_i の最大値は，$C\Phi_{\mathrm{avg}}$ に設定されているので，C の値が1～2の場合は，この段階で適応関数の値が最も大きい線列は1個残ることになり，もし2～3の値が設定されていれば2個残ることになる．

次に，第2段階として，適応関数の値の相対的関係により確率的に交配プールに残る線列を決めていく．線列 i が残る確率は，次式で計算される．

$$p_i=\bar{f}_i/\left[\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}\bar{f}_i\right] \cdots\cdots (10)$$

ここで，

$$\bar{f}_i=\begin{cases} f_i & ;\ f_i<f_{\mathrm{avg}} \\ f_i-n_i\cdot f_{\mathrm{avg}} & ;\ f_i\geqq f_{\mathrm{avg}} \end{cases} \cdots\cdots (11)$$

この過程は，交配プールに残る線列の数が N になる

まで繰り返される．

（4） 交 叉

交配プールにN個の線列が繁殖されると，次に交叉が行われる．GAでは，この交叉によって新しい線列（設計）が生成される．

本研究の交叉の手続きは，以下のようになる．

まず，交配プールからランダムに2個の線列を取り出す．ここで，この2つの線列に対して交叉を行うかどうかを確率的に決定する．交叉を行う確率はP_cで与えられる．交叉が行われない場合は，2つの線列は変化しないで，そのまま次世代に伝えられる．交叉を行う場合は，ランダムに線列上の切断位置が決められ，切断箇所以降のビットが2つの線列の間で入れ替わることになる．

（5） 突然変異

非常に低い確率でランダムに起きる突然変異を，生物の進化の一つの要因と考えて，GAでは突然変異もオペレータとして利用する．

本論文の突然変異の手続きは，以下のようになる．

すべての線列に対して，突然変異を行うかどうかを確率的に決める．突然変異を行う確率はP_mで与えられるが，一般に非常に小さい値（例えば0.1%）とする．突然変異を行う場合は，その線列の中からランダムにビットを1つ選び，その値が0なら1に，1なら0に変えることになる．

この突然変異は，繁殖・淘汰と交叉を繰り返す過程で，すべての線列の同じ位置のビットが同一（0あるいは1）となり，以降の過程で，新しいビットが全く生成されないことをできるだけ避けることと，解が局所的な解に収束するのを防ぐために効果があるものである．最適化に対しては，前記した繁殖・淘汰および交叉と比較すると直接的な効果は少なく，予防処置的に用いられものである．

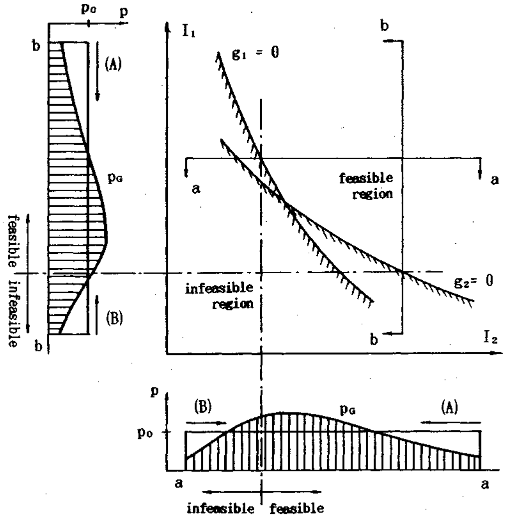
4. 生長オペレータの導入

単純GAは，前述のように，繁殖・淘汰，交叉，及び突然変異の3つの遺伝オペレータから構成される．

本研究においても，当初は，これらの3つを基本とし，線列のコーディング法，交叉法に種々の検討を加えて離散的最適化問題への応用を試みた．しかし，比較的簡単な問題でも，なかなか安定的に良い答が得られなかった．

GAにおいては，線列の多様性が，良好な設計を安定的に得るために必須の条件であるが，単純GAのみの考え方では，線列の多様性が余りにランダム過ぎて，良い設計を生成しなかったと考えられた．

一方，一般の構造設計においては，その設計に関する蓄積された知識ベースがある場合が多く，それらの中には，感度解析等の高度の理論を用いなくても用いることができる情報も当然あると考えられる．GAの応用に際しては，知識ベースとの結合の必要性も指摘されている[3)]が，本研究においても，容易に利用できる知識を用いて繁殖・淘汰の前に線列をある確率で改良し，改良後に繁殖・淘汰する方法を検討し[10)]，GAの信頼性の向上を図ることを試みた．



図—3 生長オペレータの概念図

改良の具体的な手続きは，設計問題に依存するものであるが，その基本的な概念は，各線列を，明らかに良くなるという方向に改良することにより，線列の多様性の質を向上させようとするものである．この改良の手続きを，生命体の営みと対照させると，生物の1世代の間の生長に近い概念であるため，この手続きを総称して生長オペレータと呼ぶことにした．

本研究で，一つの例題として取り上げているトラス，及び平面骨組構造物の離散的最適設計における生長オペレータの具体的な手続きは，以下のようになる．

ⓐ余裕があり過ぎる構造物の贅肉を落とす：

応力の制約条件に対して余裕のある部材のみ，そのランクを，制約条件ぎりぎり満足するランクまで下げる．

ⓑ危険な構造物を安全にする：

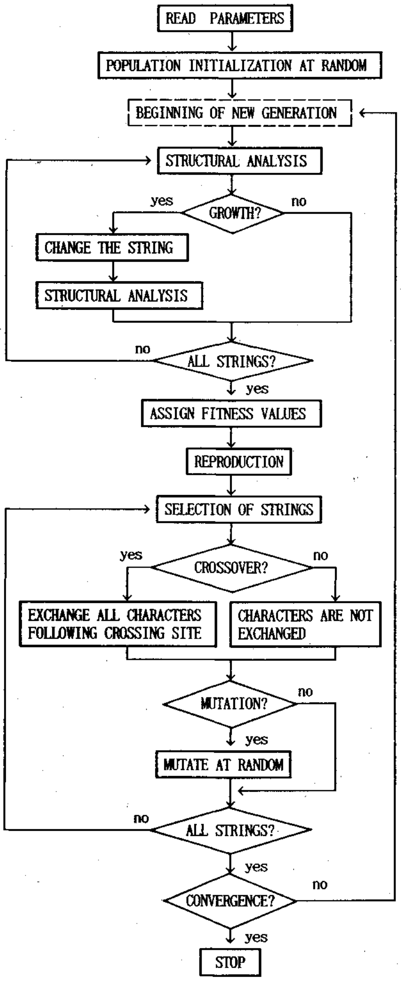
応力の制約条件を満足しない部材のみ，そのランクを満足するランクまで上げる．

ⓒ何も改良しない．

各線列毎に，上記のⓐ，ⓑ，ⓒの手続きを，それぞれ1/3の確率で選択して改良が実行される．

この場合の，2変数設計空間における線列の分布の変化の概念図を示したのが，図—3である．

図は，I_1，I_2の2変数の設計空間であり，g_1とg_2の2つの制約条件が想定されている．設計空間を，a-a，及びb-b線で切断し，各切断線上の線列の分布が，生長オペレータの実行によりどのように変化したかを，各軸の側方に示した．生長オペレータの実行の前は，線列は，



図—4　生長オペレータを考慮したGAの流れ図

一様にp_0なる度数で分布していたとしている．

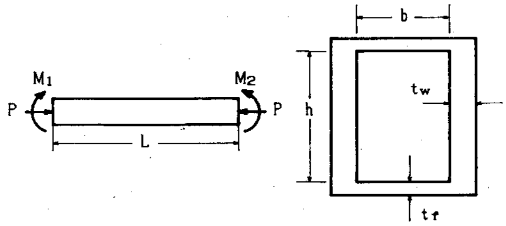
図に示すように，許容領域側にある線列の内，制約条件に対してかなり余裕のある線列は，上記のⓐの手続きにより，下方あるいは左方へ移動（A）し，非許容領域側にある線列は，上記のⓑの手続きにより，上方あるいは右方に移動（B）している．全体として，制約条件付近の，許容領域側に近いところにピークがある度数分布になるように線列が移動していることになる．

これらは，生長オペレータの一つの例であるが，その基本的な概念を示すものと考えられる．

前ページに生長の例としてあげた手続きは，基本的には慣用的な設計法である全応力設計法の手続きと同じであるが，全応力設計法のみでは十分な解が得られないことは報告されており[15]，GAに部分的に結合させることにより，GAの信頼性を向上させることができると考えられる．

なお，この生長オペレータは，獲得形質が遺伝するという観点からはラマルキズム[11]により，また，突然変異に方向性を与えるという観点からは，今西進化論[12]により，その生物学的な説明がなされるものである．

生長オペレータを考慮したGAの流れ図を，図—4に示した．



図—5　梁—柱部材

5. 数値計算例

数値計算例として，離散板厚を用いる梁—柱部材の断面の最適設計，既製形鋼を用いるトラス及び平面骨組構造物の最適設計を行い，単純GAと生長オペレータを考慮するGAの結果を比較し，生長オペレータの効果について検討を加える．

計算例は（1）~（4）までであるが，最初の（1）~（3）では，比較的簡単な例において，生長を考慮することによって信頼性がどの程度向上するかに重点を置いて記述され，（4）では，22変数の問題においてGAの有効性について検討を加える．

GAにおいては，世代数が繰返し回数を意味する．最終の世代においては，人口サイズNの総ての線列は同じになるが，その段階まで計算をする必要はないので，計算を終了する条件を設定し，終了した世代からさかのぼって，一番良い設計を最適解とすることにする．

本研究における計算の終了条件は以下のようにした．

i）世代数が50に達する．

ii）目的関数の値が最も小さい線列の数が，人口サイズの10% 以上になる．

iii）目的関数の最小値が，連続する15回の世代で更新されない．

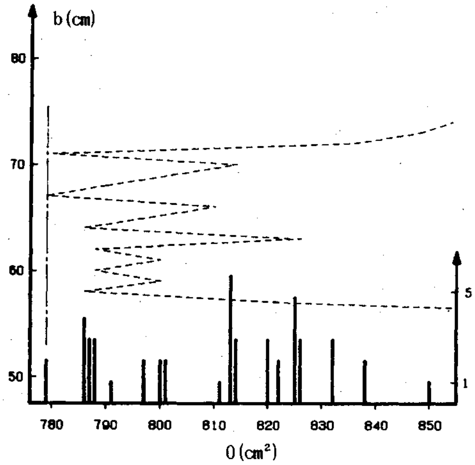
トラス及び平面骨組構造物の最適設計における許容応力度は，道路橋示方書[13]に従っている．

また，トラス及び平面骨組構造物の最適設計においては，交叉の確率P_cは60%，突然変異の確率P_mは0.1%としている．また，ペナルティパラメータγは5×10^5，図—2のCは1.5とした計算結果である．

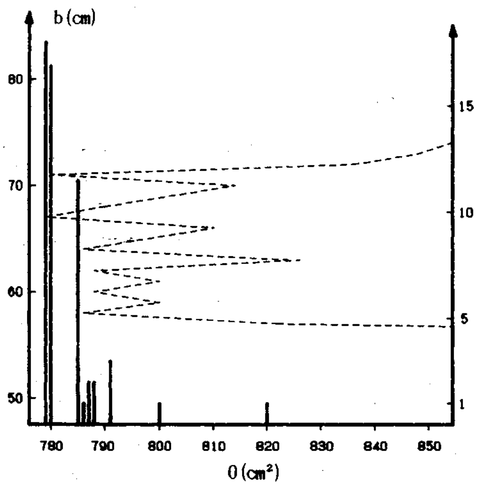
（1）梁—柱部材の断面の最適設計

図—5に示す，軸力Pと曲げモーメントMを受ける部材長Lの，長方形箱形断面を有する梁—柱部材の設計の例を示す．

ここでは，生長を考慮することにより，解の安定性が



図—6　単純 GA による梁—柱部材の計算結果



図—7　生長を含む GA による梁—柱部材の計算結果

どの程度増すかについて検討することに重点を置き，GA のための種々のパラメータの値を種々変えてその結果を比較した．

腹板高さ $h=2b$ としているが，b，t_f，t_w を離散量として計算している．b は 40 cm～102 cm の 1 cm 刻みの値，板厚は，望ましい寸法と指示されている[14]，

8，9，10，11，12，13，14，16，

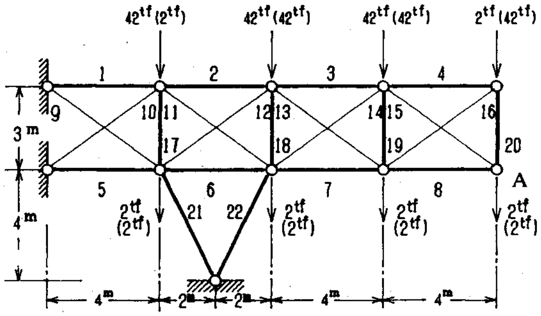
19，22，25，28，32，34，36，38（mm）

の値を用いて設計した．

この時，各 b の値に対して最も断面積が少なくなる板厚を計算し b と目的関数の関係を示したのが，図—6，図—7 の破線である．

図は左縦軸が b であり，横軸が断面積を表している．図に示すように b に対して，かなり離散の程度が高い目的関数の関係を示している．

GA の計算は，人口サイズが 60，80，100，交叉の確



図—8　22 部材 12 変数トラス

表—1　22 部材トラスのリンクの関係

design variable	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
members	1 4	2 3	5 8	6 7	9	10 12 13 15	11 16	14	17 19 20	18	21	22

率が 60%，70 %，80%，突然変異の確率が 0.1%，1%，10%，交叉法が本論文中に説明している 1 点交叉と，遺伝子交叉[5]の組合せ計 54 ケースについてそれぞれ計算し結果を比較した．単純 GA による結果を図—6 に，生長を考慮した GA による結果を図—7 に示した．断面寸法の離散性のために目的関数である断面積は特定の値しか取らないが，図は右縦軸が，それぞれの目的関数の値が最適解として得られたケースの数を表している．

図に示すように，単純 GA では，780 cm²～850 cm² にほぼ均等に分布しているのに対し，生長を考慮することにより，780 cm² 付近に集中し，解がかなり改善されていることがわかる．なお，$P=400$ tf，$M=400$ tfm の結果である．

この問題の生長は，断面の照査式に対して，板厚を上げる，下げる，何もしない，の 3 種類の手続きを 1/3 の確率で選択するようにしている．

（2） 22 部材 12 変数トラス

図—8 に構造系を示す 22 部材 12 変数トラスの最適設計の例である．設計変数と部材のリンクの関係を表—1 に示した．鋼材は SS 41 であり，断面は，JIS G 3444 に定められる鋼管[5]を用いている．

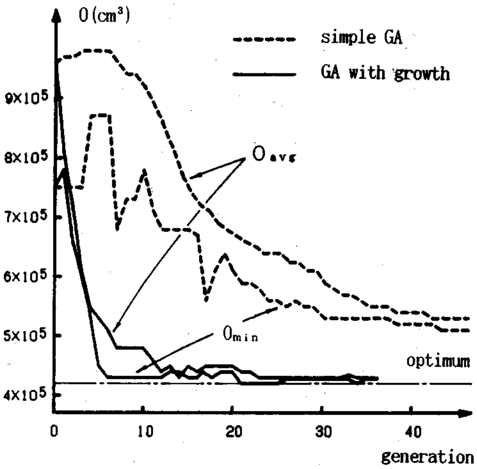
目的関数は，鋼材総容積としている．

人口サイズが10，20，40，60，80，100 の場合の，単純 GA と生長を考慮した GA の結果を表—2 に示した．また，人口サイズが 60 の場合の，平均目的関数及び最小目的関数と世代数の関係を図—9 に示した．

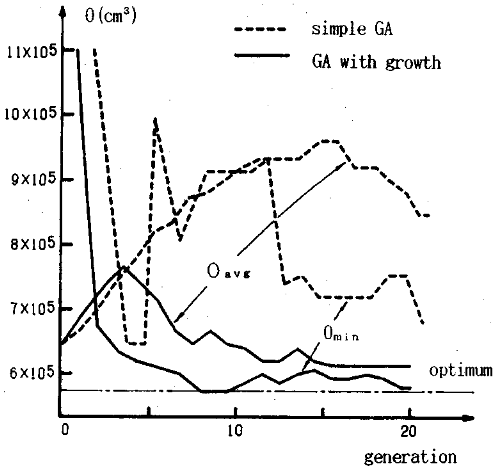
表—2 の最下欄に参考のために全応力設計の結果を示したが，この問題はこの全応力設計の結果が最適解とならない問題[5]である．表に示すように，単純 GA では，人口サイズに関係なく最適解がまったく得られていない

表—2　22部材トラスの最適設計の結果

population size	simple GA													GA with growth												
	design variable												O_{min}	design variable												O_{min}
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	(cm³)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	(cm³)
10	12	9	3	13	6	6	4	7	9	10	4	15	866550 (11)	4	7	2	5	1	2	3	7	1	4	1	10	441982 (36)
20	4	9	3	13	2	2	3	12	7	5	7	14	676740 (29)	4	8	3	4	1	1	3	7	1	4	2	10	434910 (29)
40	3	7	5	7	1	3	2	6	8	8	1	11	547306 (38)	4	8	2	4	1	1	3	7	1	4	1	10	424942 (27)
60	3	7	5	8	2	3	2	6	3	9	1	14	519810 (43)	4	8	2	4	1	1	3	7	1	4	1	10	424942 (21)
80	3	7	3	5	1	3	2	9	3	9	1	11	465310 (49)	4	7	2	5	1	1	3	7	2	4	1	10	434040 (15)
100	3	8	1	5	1	3	3	6	2	6	1	11	454880 (49)	4	8	2	4	1	1	3	7	1	4	1	10	424942 (16)
fully-stressed design : { 4 8 1 4 1 1 4 7 1 4 1 10 } (434886)																										



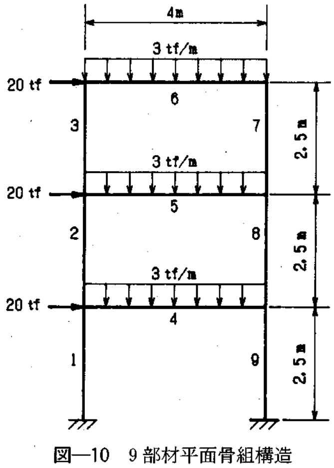
図—9　22部材トラスの収束状況（N=60）



図—11　9部材平面骨組構造の収束状況（N=60）

表—3　9部材平面骨組構造のリンクの関係

design variable	1	2	3	4	5
members	1,2,3	4	5	6	7,8,9



図—10　9部材平面骨組構造

が，生長を考慮することにより，人口サイズが40, 60, 100で最適解が得られており，他の人口サイズでも，最適解に近い設計は得られている．

図—9の人口サイズが60の場合の収束状況においても生長を考慮することの効果は明らかである．

なお，この図において平均目的関数の値を示すのは，線列全体としての傾向を示すことにより，収束の安定性を確認するためである．

（3） 9部材5変数平面骨組構造物

図—10に構造系を示す9部材5変数の平面骨組構造物の最適設計の問題である．設計変数と部材のリンクの関係を表—3に示した．鋼材はSS 41であり，断面は，JIS G 3192に定められているH形鋼を使用している[15]．

目的関数は，鋼材総容積としている．

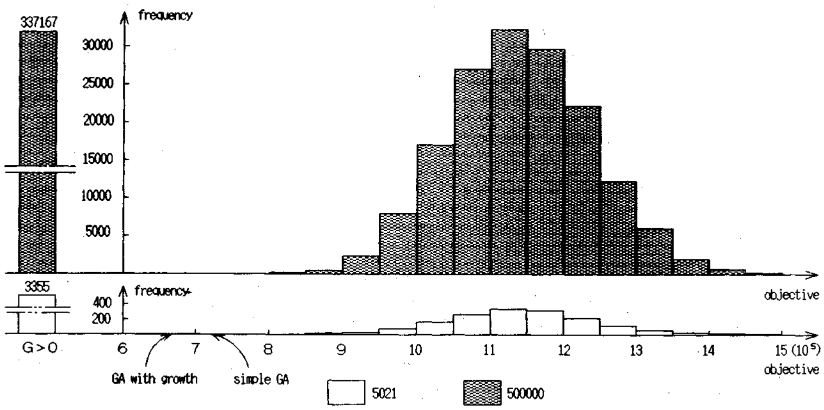
人口サイズが10, 20, 40, 60, 80, 100の場合の，単純GAと生長を考慮したGAの結果を表—4に示した．また，人口サイズが60の場合の，平均目的関数及び最小目的関数と世代数の関係を図—11に示した．

表—4の最下欄に参考のために全応力設計の結果を示したが，この問題は，最適解が全応力設計の結果よりはるかに目的関数の値が少なくなる問題である．

表に示すように，単純GAでは，人口サイズに関係

表—4　9 部材平面骨組構造の最適設計の結果

population size	simple GA design variable 1	2	3	4	5	O_{min} (cm³)	GA with growth design variable 1	2	3	4	5	O_{min} (cm³)
10	21	16	27	13	30	1030400(6)	19	25	17	11	20	571660(7)
20	27	19	15	21	16	647620(3)	19	25	17	11	20	571660(10)
40	25	23	13	18	20	644110(8)	19	25	17	11	20	571660(16)
60	25	25	6	21	20	654140(4)	19	25	17	11	20	571660(8)
80	18	25	17	13	24	620640(48)	19	25	18	11	20	578860(8)
100	19	25	14	17	20	582100(44)	19	25	17	11	20	571660(17)
fully-stressed design : {1 27 27 11 28} (787818)												



図—12　GA とランダムサーチの結果の比較（22 部材 22 変数）

なく最適解がまったく得られていないが，生長を考慮することにより，人口サイズが 80 以外で最適解が得られている．図—11 の人口サイズが 60 の場合の収束状況においても，前例題と同様に生長を考慮することの効果は明らかである．

この図において，平均目的関数の値が最小目的関数の値より小さい部分があるのは，最小目的関数は，制約条件を総て満足している線列の中の最小の目的関数の値であるのに対し，平均目的関数は，線列の許容，非許容に関係なく，それらの目的関数の平均値であることによる．

（4） 変位制約のある 22 部材 22 変数トラス

図—8 に構造系を示す 22 部材 22 変数トラスの最適設計の例である．1 部材 1 変数であることと，節点 A の垂直変位を 3 cm に制約している以外の設計条件は（2）と同じである．

この場合の生長の手続きは，変位の制約条件があることを考慮して以下のようにした．

ⓐ応力の制約条件を満足しない部材のみ，そのランクを満足するまで上げる．

ⓑ節点 A の変位と許容変位の比 K_a を計算し，すべての部材断面積を K_a 倍し，各部材毎に計算された断面積に一番近いランクを与える．

ⓒ何もしない．

表—5　22 部材 22 変数の結果

method	objective (cm³)	number of analyses
simple GA	711449	2848
GA with growth	684943	5021
random search (1)	873918	5021
random search (2)	805405	500000

各線列毎の上記の手続きの選択の確率は，上から 0.2，0.2，0.6 として計算を行った．

この問題の真の解を得るのは困難であるので，計算結果は 500 000 回発生させたランダムサーチの結果と比較した．それらと単純 GA および生長を考慮した GA の結果の比較を図—12 と表—5 に示した．図は，縦軸にランダムサーチの頻度を，横軸に目的関数の値を取っている．縦軸の横に示してあるのは，制約条件を満足しなかった組み合わせの頻度である．表—5 に示してあるように，生長を考慮した GA では 5 021 回の構造解析を要したので，ランダムサーチの結果は 5 021 回目の結果も白抜きの棒グラフで示してある．

これらの図・表より，GA の結果は，500 000 回発生させたランダムサーチの結果よりかなり良いし，またや

はり生長を考慮した方が単純GAの結果より小さい目的関数の値を与えていることがわかる.

この場合，単純GAに要した構造解析の数は2 848回であった. 生長を用いる場合は，当然構造解析の数は増えるが，それは計算時間だけの問題であり，設計手段としては信頼性の高い手法の方が価値があると考えられる.

6. 結　論

離散変数及び非連続関数から構成される構造物の離散的最適設計問題のための解法は，実際的な課題であるにもかかわらず，従来なかなか良い方法は提案されていなかった.

そこで，本研究では，現在種々の工学分野で注目されているGAについて，その離散的構造最適設計への応用の可能性について検討を加えた.

繁殖・淘汰・交叉，及び突然変異の3つのオペレータから構成される単純GAは，その線列のランダム過ぎる多様性のために，安定的に良好な解を生成しないという結果より，新しく，生長なるオペレータを提案し，いくつかの数値計算例により，その有効性を検討した.

本論文より得られた事項を箇条書きにすると，以下のようになる.

(1) 板厚が離散量のみ使用可能な梁—柱部材の断面の最適設計，既製の鋼管を用いるトラス構造物，及び既製のH形鋼を用いる平面骨組構造物の最適設計に，それぞれGAを利用した. まったくタイプの異なるこれらの3種類の設計問題であるが，理論は大変簡単であり，プログラミングも容易であった. 結果も良好な設計が得られており，GAは離散的構造最適設計のための実用的な手法と考えられる.

(2) 本研究の例題に対しては，単純GAは，安定的に良好な設計を生成することはなかった.

(3) 単純GAに本研究で提案している生長オペレータを加えることにより，解の安定性，収束性を大幅に改善することができ，生長オペレータは，離散的構造最適設計に有効なオペレータであると考えることができる.

(4) 人口サイズは，単純GAでは，大きい方が良好な設計を生成していたが，生長オペレータを考慮したGAでは，必ずしも大きい人口サイズのみが良好な設計を生成するわけではなかった. 人口サイズは少ない方が効率は良いので，これは，生長オペレータの導入により，効率の面でも有利になることを示していると考えられる.

参考文献

1) 構造工学委員会構造システム最適化研究小委員会：構造システム最適化の現状と将来，土木学会論文集 No. 450／I-20, 1992.
2) Bagley, J .D.：The behavior of adaptive systems which employ genetic and correlation algorithms, Doctoral dissertation, University of Michigan, 1967.
3) Goldberg, D. E.：Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison-Wesley Publishing Company, 1989.
4) Karr,C.L. ：AN INTRODUCTION TO GENETIC ALGORITHMS, NASA/CCDS AV SPI, pp.667-675, 1991.
5) 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.
6) 鹿汴麗・杉本博之・山本洋敬：遺伝的アルゴリズムの応用に関する基礎的研究，第2回システム最適化に関する講演論文集，pp. 181-186, 1991.
7) Hajela, P.：Genetic Search-An Approach to the Nonconvex Optimization Problem, AIAA J., VOL.28, No.7, pp.1205-1210, 1990.
8) Rajeev, S. & Krishnamoorthy, C.S.：DISCRETE OPTIMIZATION OF STRUCTURES USING GENETIC ALGORITHMS, J. of Structural Engineering, ASCE, Vol.118, No.5, pp.1233-1250, 1992.
9) 鹿汴麗・杉本博之：GAの非連続目的関数を有する問題への応用，土木学会北海道支部論文報告集，第49号，pp. 95-100, 1993.
10) 杉本博之・鹿汴麗：トラス構造物の離散的最適化問題へのGAの応用に関する基礎的研究，第10回システム工学部会研究会資料，1992.
11) 山本皓二：復活するラマルキズム，進化論を楽しむ本，JICC出版局，1992.
12) 実吉達郎：キリンの首はなぜ長いのか，PHP研究所，1991.
13) 日本道路協会：道路橋示方書・同解説，丸善株式会社，1990.
14) 日本橋梁建設協会：デザインデータブック，日本橋梁建設協会，1987.
15) 杉本博之・山本洋敬：骨組構造物の離散的全応力設計に関する数値実験的研究，構造工学論文集，Vol. 38 A, pp. 457-466, 1992.

(1992. 7. 8受付)

A STUDY ON AN IMPROVEMENT OF RELIABILITY OF GA FOR THE DISCRETE STRUCTURAL OPTIMIZATION

Hiroyuki SUGIMOTO, LU Bian Li and Hiroyuki YAMAMOTO

Genetic algorithm(GA) includes genetally three genetic operators, reproduction (selection), crossover and mutation. The lack of dependence on function gradients makes it more suitable to such problems, like as discrete optimization design problems and optimization design problems with nonconvexities or disjointness in design space.The method is tried to apply to the discrete structural optimization in this paper. The outline of a simple GA is described first. In order to improve the realiability and efficiency, a modified method, or in another word, a new genetic operator 'growth' is proposed. The concept and application in specific optimization design problems is explained. It is also compared with simple GA. Numerical examples presented here show that the GA with growth operator is superior to simple GA.