

多様性エリート保存戦略とクローン排除戦略による 遺伝的アルゴリズムの特性に関する考察

Characteristics of Diverse Elite Preservation Strategy and Clone Elimination Strategy in Genetic Algorithm

長屋秀和*, 香月智**, 佐藤紘志***, 諏訪政雄****

Hidekazu NAGAYA, Satoshi KATSUKI, Hiroshi SATOH, Masao SUWA

* 防衛大学校 理工学研究科学生 (〒239-8686 横須賀市走水 1-10-20)

** 工博 防衛大学校助教授 土木工学科 (〒239-8686 横須賀市走水 1-10-20)

*** 工博 防衛大学校教授 土木工学科 (〒239-8686 横須賀市走水 1-10-20)

**** 修士(工学) 中部電力技術研究所 (〒459-8522 名古屋市緑区大高町字北関山)

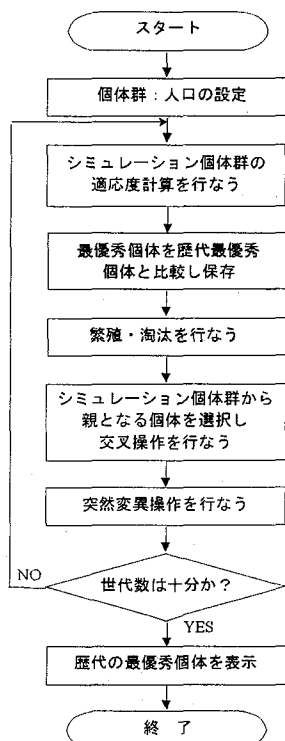
This paper discusses the effect of the diverse elite preservation strategy and the clone elimination strategy on the optimal search process in the genetic algorithm. The diversity of the simulation group works to prevent the local optimum convergence of the genetic algorithm simulation. On the other hand, over diversity makes the simulation efficiency of the genetic algorithm relatively low. The diverse elite preservation strategy gives the diversity in the elite preservation group by using a critical correlation coefficient. The clone elimination strategy keeps the simulation group having no any clone at all in itself. After briefing the proposed procedure, the computational efficiency is discussed by two numerical examples.

Key Words: genetic algorithm, diversity, diverse elite preservation strategy, clone elimination strategy

1. 緒 言

遺伝的アルゴリズム(以下 Genetic algorithm; GA と呼称する)は、生物の進化過程を人工的に模擬し、最適解を得ることを目的に開発されたものであり¹⁾、①離散変数を組み合わせた最適化問題が解ける、②感度解析を必要としない、③目的関数や制約条件が明確に表現されていなくても相対的な関数化が可能であれば良い、④基本概念が簡明で受け入れやすく、手順・アルゴリズムが簡単であるなどの利点があるため土木分野においても数多くの適用例が見られる^{2),3),4),5)}。GA を最適化手法として用いる場合には、なるべく早く収束させるという要求と同時に、見つけた解がいわゆる局所解ではなくグローバルな最適解に限りなく近い値であるという要求が同時に存在する。単純 GA を例として見ると、この前者の要求は早期の世代でシミュレーション個体群の多様性が急速に小さくなることを望むものであり、後者は永い世代にわたってシミュレーション個体群の多様性が保たれることを望むものであるから、いわゆるトレードオフの問題となる。基本的

な操作における収束を早める方法は、適応度の高い個体の繁殖機会を大きくすることによって達成される。この方法は選択オペレータにルーレット戦略、トーナメント戦略、ランキング戦略などのいろいろな方法があり、それぞれの手法ごとに依存するパラメータによって操作される。この選択操作におけるランダム性を排除して適応度の高い個体を強制的に残すのがエリート保存戦略である。一般的にエリート保存戦略は、解の収束性を飛躍的に増大させるが、局所解に陥りやすいとされている²⁾。杉本らは、遺伝的アルゴリズムの適用問題の特性と遺伝子操作の相互関係が明確に把握できる場合には、単純 GA の操作に加えて成長オペレータ操作を行なうことが解の信頼性と収束性を向上させるために有効であるとしている^{6),7)}。一方、集団の多様性を保つ操作としては、突然変異操作の確率を大きくする方法が最も基本的である。しかし、突然変異確率を大きくするとランダムシミュレーションの性質が大きくなり、せっかく育成された良い形質を持つ個体が集団から消え去ってしまう可能性が高まるため、極端に収束を悪くする場合もある。よって、千々岩ら



図－１ 単純GAの基本手順

はGAの最も重要なオペレータである交叉プロセスに着目し、集団の多様性を保つことを試みている⁸⁾。また、多様性に関して、GAを発案したHollandは、自然過程を擬似して、突然変異に加えて逆位(inverse)オペレータを使用していたが、現在ではあまり有効でない^{9),10)}とされ、使用されているものは少ない。さらに、杉本らは解が世代の初期に収束した段階で、一度突然変異確率を極めて大きくすることによって集団に改めて大きな多様性を与え、初期における局所解への収束を再チェックする‘大変異’という手法も提案し、その有効性を確かめている^{11),12)}。このように、収束促進と多様性の保持に関して多くの研究が行なわれているが、前述のようにGAはその基本概念の受け入れ易さが利点であることの裏返しとして様々なアイデアをオペレータとして使用できるため、一般性を持って有効である手法は見つからないのが特徴とも言える¹³⁾。すなわち、現時点では、考えられる手法について地道にその有効性や特徴を検討しておくことが重要である。

著者らはGAをトラス構造物の対話型最適設計へ応用する手法の研究を行っており、前述の問題を解決するための方法として、エリート保存戦略に従いながらも、そのエリート集団に一定の多様性を持たせることを操作する多様性エリート保存戦略と、シミュレーション個体群の多様性を確保するためのクローン排除戦略を提案した¹⁴⁾。この方法は、一応の有効性は認められたものの、対話型最適設計手法の開発プロセスの一部としての取り組みであったため、これらのオペレータに用いられるパラメータの解の収束性に及ぼす影響については十分に検討されていなかった。そこで本研究は、これらの提案手法の有効性について須藤らの

個体番号	遺伝子列 (10進数)					評価値	目的関数値
1	3	2	10		5	2.50	1800
2	8	12	1		4	4.20	3500
3	5	6	3		7	3.58	2420
.	.	.	.		.	.	.
N _s	7	9	6		2	1.30	980

(a) シミュレーション個体群

個体番号	遺伝子列 (10進数)					評価値	目的関数値
1	5	3	8		1	5.80	4800

(b) 歴代最優秀個体

図－２ 単純GAの保存集団の構成

行なった基本計算例題¹⁵⁾を用いて詳細な検討を行なったものである。

2. 遺伝的アルゴリズムの処理手順

2. 1 単純GAの処理

単純GAの処理については、特に新しいことを行なっているわけではないが、選択プロセスのオペレータの種類により異なることや、本研究のGAは自作のコーディングであるので特殊な部分もある。また、後述する多様性エリート保存戦略やクローン排除戦略は、この単純GAの上に組み合わせたものである。その基本条件を明らかにするために、遺伝子操作および各オペレータによる処理について少し詳しく述べる。

単純GAの基本手順は、図－１に示すものである。まず、個体群については図－２に示すように適応度評価のシミュレーションを受けるN_s個の個体に加えて1個の歴代最優秀個体を保存している。これは各世代において適応度評価を受けたN_s個の個体の最優秀者と比較を行ない、より優秀な個体の遺伝子列とその評価値を保存するものである。図－１にあるように、遺伝的アルゴリズムの最終解はこの歴代最優秀個体を表示することになるので、それまでの歴代最優秀個体がある世代で運悪くシミュレーション個体群から消え去った場合でも、歴代最優秀個体として保存されている。よって、それ以降のシミュレーションでさらに優秀な個体が出現するまでそのまま最適解として維持される。ただし、その後のシミュレーションにおける遺伝子操作には加わらないため、歴代最優秀個体の形質がシミュレーション個体群に影響することはない。また、本研究では遺伝的アルゴリズムの終了判定は予め設定された終了世代数に達したことをのみをもって行ない、集団の多様性収束による終了判定は行なわない。ただし、手法の優劣評価は終了世代数以前での収束状況や最適値の改善状況によって判断する。ちなみに、各個体の遺伝子については、設計変数ごとのリスト番号を10進数表示で保存している。例えば、i番目の個体の設

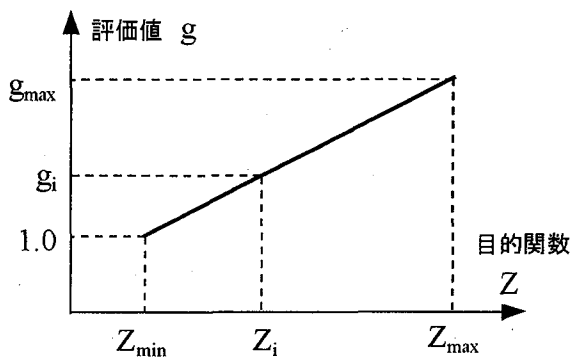


図-3 目的関数と評価値の関係

計変数遺伝子ベクトル $\mathbf{x}_i$ は、次のようになっている。

$$\mathbf{x}_i^T = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & \dots & N_{des} \\ 3 & 2 & 9 & \dots & 5 \end{bmatrix} \quad (1)$$

ここで、 N_{des} ：設計変数の数。

このように10進数表示しているのは、現実の設計値とリストとの対応を判定しやすくするためと、後述する多様性エリート保存戦略における相関性判定に用いるためである。ちなみに、交叉処理はこれをバイナリコードに変換して行なう¹⁶⁾。

繁殖・淘汰は評価値の大きさに比例してチャンスを与えられるルーレット戦略によって行ない、 N_s 個全ての個体数を選択するものとしている。このため、各個体の評価値 g_i については、目的関数 Z_i との関係において、図-3に示す次の線形変換式によって標準化する^{17),18)}。

$$g_i = 1.0 + \frac{Z_i - Z_{\min}}{Z_{\max} - Z_{\min}} (g_{\max} - 1.0) \quad (2)$$

ここで、 Z_i ：個体 i の目的関数値、 $Z_{\min}$ ： N_s 個の集団内での目的関数の最小値、 $Z_{\max}$ ： N_s 個の集団内での目的関数の最大値、 $g_{\max}$ ：規定値として与えられる評価値の最大値（この大きさが優秀個体の生存確率を決定する）。

交叉処理は繁殖・淘汰処理を終えた集団の中から評価値の大きさに比例してチャンスを与えたルーレット戦略に基づいてランダムに2つの個体を抽出し、10進数による遺伝子列を2進数のバイナリコードによる染色体データに変換した後、1点交叉処理を行なう。新しく生成された2つの個体の一方を抽出し、親の遺伝子列の一方と置換する。このようにして指定された交叉確率 P_{cr} の個体数に達するまで処理を行なう。すなわち、交叉確率 P_{cr} は次式によって与えられる。

$$P_{cr} = \frac{N_{cr}}{N_s} \quad (3)$$

ここで、 N_{cr} ：交叉処理によって新しく置換される個体数。

このようにして処理された個体集団に対して、突然

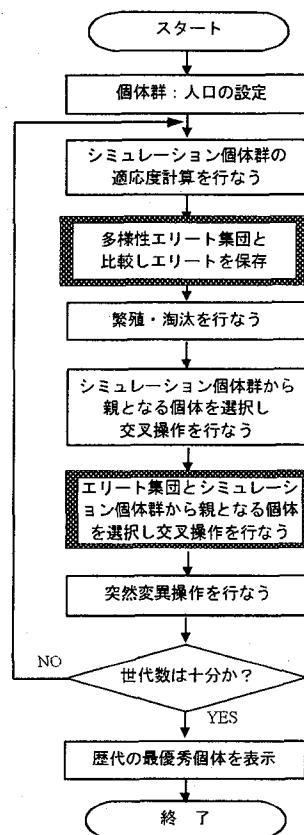


図-4 多様性エリート保存戦略の処理手順

変異処理を行なうが、本研究では、ビット突然変異処理ではなく、突然変異確率に基づいて与えられる個体数 N_{mut} だけランダムに抽出し、その個体のビットデータを全てランダム処理によって作り変えることとした。すなわち、 N_{mut} は次式によって与えられる。

$$N_{mut} = P_{mut} \cdot N_s \quad (4)$$

ここで、 P_{mut} ：突然変異確率。

この方法は遺伝子処理の忠実さに欠けるが、全個体数に占める突然変異処理個体数を確実に把握できる利点がある。

2. 2 多様性エリート保存戦略の処理

多様性エリート保存戦略の処理手順は、図-4に示すように単純GAの処理過程での歴代最優秀個体を選択保存をする処理に代えて、以下に述べる複数の個体からなるエリート集団を保存する過程を行なうことと、交叉処理をシミュレーション個体群の中での交叉に加えてシミュレーション個体群とエリート集団との間において行なう処理を加える点が異なる。まず多様性エリート保存戦略においては、図-5に示すように N_{eli} 個のエリート集団の個体群をシミュレーション個体群とは別に保存する。このエリート集団の内部構造は、①エリート集団の個体番号に従ってその個体の評価値

個体番号	遺伝子列 (10進数)					評価値	目的関数値
1	3	2	10		5	2.50	1800
2	8	12	1		4	4.20	3500
3	5	6	3		7	3.58	2420
.	.	.	.		.	.	.
N _s	7	9	6		2	1.30	980

(a) シミュレーション個体群

個体番号	遺伝子列 (10進数)					評価値	目的関数値
1	5	3	8		1	5.80	4800
2	5	3	7		2	5.75	4600
.	.	.	.		.	.	.
N _{eli}	6	3	2		5	3.80	3600

(b) エリート集団

図-5 多様性エリート保存戦略の保存集団の構成

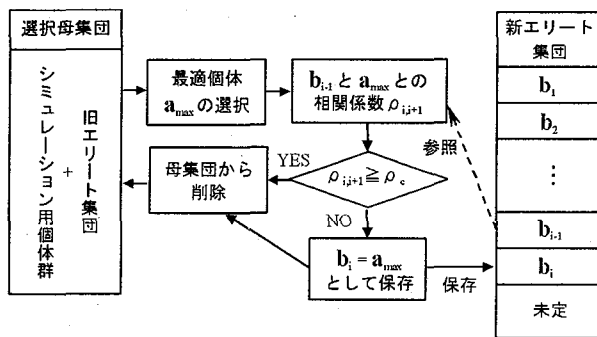


図-6 多様性エリート集団の保存処理手順

が小さくなるものとする。すなわち、歴代の最適値はエリート集団の第1番目の個体のことである。②隣接する2つの個体の相関性は臨界相関係数を超えることがない。すなわち、

$$\rho_{i,i+1} < \rho_c \quad (0.0 \leq \rho_c \leq 1.0) \quad (5)$$

ここで、 ρ_c : 臨界相関係数、 $\rho_{i,i+1}$: 個体*i*と*i+1*の相関係数であり、次式によって与えられる。

$$\rho_{i,i+1} = \frac{\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_{i+1}}{\|\mathbf{x}_i\| \|\mathbf{x}_{i+1}\|} \quad (6)$$

ここで、 $\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{i+1}$: エリート個体*i, i+1*の10進数表示遺伝子ベクトルであり、*i*番目のエリート個体の決定後における*i+1*番目のエリート個体の選択は、図-6に示すように $\mathbf{x}_i$ に $\mathbf{b}_i$ を入力し、 $\mathbf{x}_{i+1}$ に候補となる $\mathbf{a}_{\max}$ を代入して検討される。

式(5)の不等号によって、仮に臨界相関係数を1.0としても、エリート集団内にクローンは存在しないが、かなり類似したエリート集団が保存されることになり、 ρ_c を1.0より小さくするにつれてエリート集団の多様性は大きくなる。しかし、N_{eli}番目のエリート個体の評価値は当然小さなものとなる。図-6に多様性エリート集団の保存処理の手順を示す。多様性エリート保

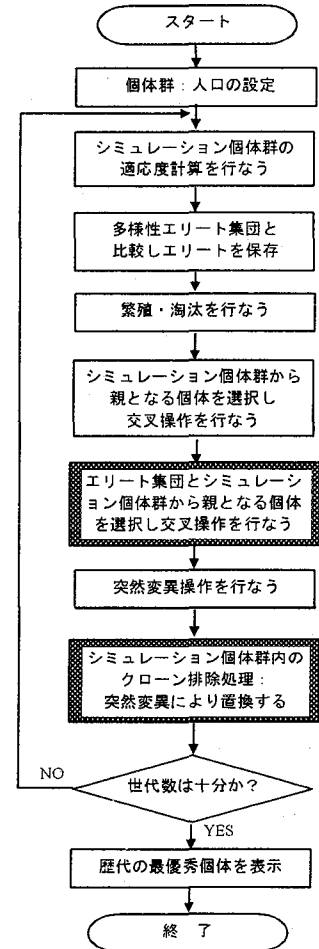


図-7 多様性エリート保存戦略+クローン排除戦略の処理手順

存戦略では、単純GAのシミュレーション個体群内での交叉処理に加えて、エリート集団とシミュレーション個体群との交叉処理を行なう。これは、一方の親をエリート集団から、もう一方の親をシミュレーション個体群からランダムに選択し、これに交叉操作を行なった後に生まれた個体をシミュレーション個体群と置換するものである。この操作によって生成される新しいシミュレーション個体数N_{ecr}は次式によって与えられる。

$$N_{ecr} = P_{ecr} \cdot N_s \quad (7)$$

ここで、 P_{ecr} : エリート集団とシミュレーション個体群との交叉確率。

ここで、 P_{ecr} を大きくすると、適応度の高い形質を持つエリート集団の特性を引き継いだ個体が多くなり、シミュレーション個体群を高い適応度へ早期に収束させる効果がある。ただし、既往のエリート保存戦略ではこの操作によりシミュレーション個体群の多様性が失われ、局所解へ陥りやすい欠点があったが、多様性エリート保存戦略では、エリート集団自体に多

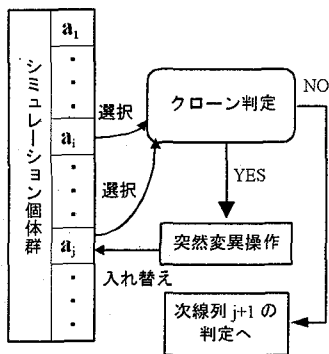


図-8 クローン排除の処理手順

表-1 比較ケース

ケース	オペレータの種類
1	単純GA
2	クローン排除戦略
3	多様性エリート保存戦略 臨界相関係数 $\rho c=1.00$
4	多様性エリート保存戦略 臨界相関係数 $\rho c=0.95$
5	多様性エリート保存戦略 臨界相関係数 $\rho c=0.90$
6	多様性エリート保存戦略 臨界相関係数 $\rho c=0.85$
7	多様性エリート保存戦略+クローン排除戦略 臨界相関係数 $\rho c=1.00$
8	多様性エリート保存戦略+クローン排除戦略 臨界相関係数 $\rho c=0.95$
9	多様性エリート保存戦略+クローン排除戦略 臨界相関係数 $\rho c=0.90$
10	多様性エリート保存戦略+クローン排除戦略 臨界相関係数 $\rho c=0.85$

表-2 例題1のGAパラメータ

項 目		数 値	
各変数候補数 (w, y)		1199	
シミュレーション個体群サイズ		25	
エリート集団サイズ		5	
シミュレーション世代数		300	
評価関数の最大値		4.0	
交 叉 確 率	単純 GA, クローン排除戦略		80%
	エリート 保 存	シミュレーション個体群	40%
		シミュレーション個体群 +エリート集団	40%
突然変異確率			10%

様性をもたせることによりシミュレーション個体群も多様性を維持することができ、過早な局所解への収束を阻止する効果も期待できる。

2.3 クローン排除戦略の処理

クローン排除戦略の処理手順を図-7に示す。これはシミュレーション個体群内にクローン（遺伝子列が全く同じ個体）が存在しないように、一旦突然変異処理を終えたシミュレーション個体群内のクローンを探

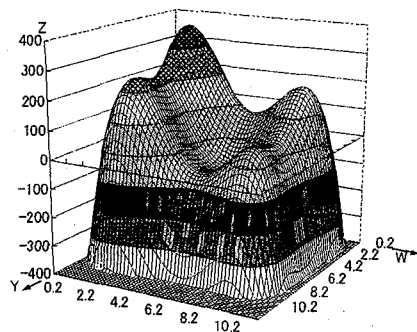


図-9 計算例1の多峰性関数

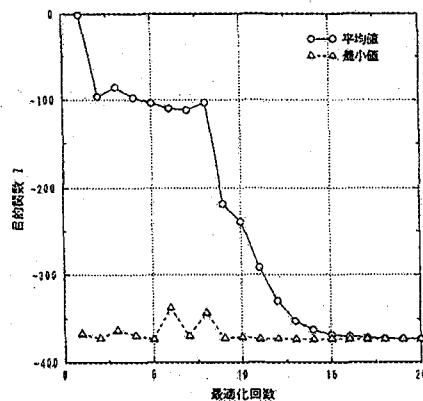


図-10 文献15)の計算結果

索し、クローンがある場合にはその個体を突然変異によって生じた全く新しい個体によって置きかえるものである。単純GAの処理を改良しても適用可能であるが、エリート保存戦略によって生ずる多様性の欠如を補う方法として考えたほうが意義あるものと思われる。図-8にクローン排除の具体的処理手順を示す。すなわち、シミュレーション個体群を構成する個体全てに対しクローンの探索を行ない、クローンが発見された場合にはそのクローンの中の一つを残し、その他は突然変異処理を行なう。これをシミュレーション個体群中にクローンが無くなるまで繰り返すものである。

3. 計算例と考察

3.1 数学的多峰性関数の例

ここでは、須藤ら¹⁵⁾の行なった計算例を対象として、各戦略の特性の検討を試みる。

各戦略の効果を確かめるための対象問題は、図-9に示すようなw, yの2変数からなる多峰性関数であり、この最大値探索を行なうものとする。

$$Z(w, y) = -\frac{3}{2} \{ (w^4 - 24w^3 + 193w^2 - 570w + 400) + (y^4 - 21y^3 + 151y^2 - 411y + 280) \} \quad (8)$$

ただし、 $0.0 < w < 12.0$, $0.0 < y < 12.0$ の範囲内で、w, yは0.01

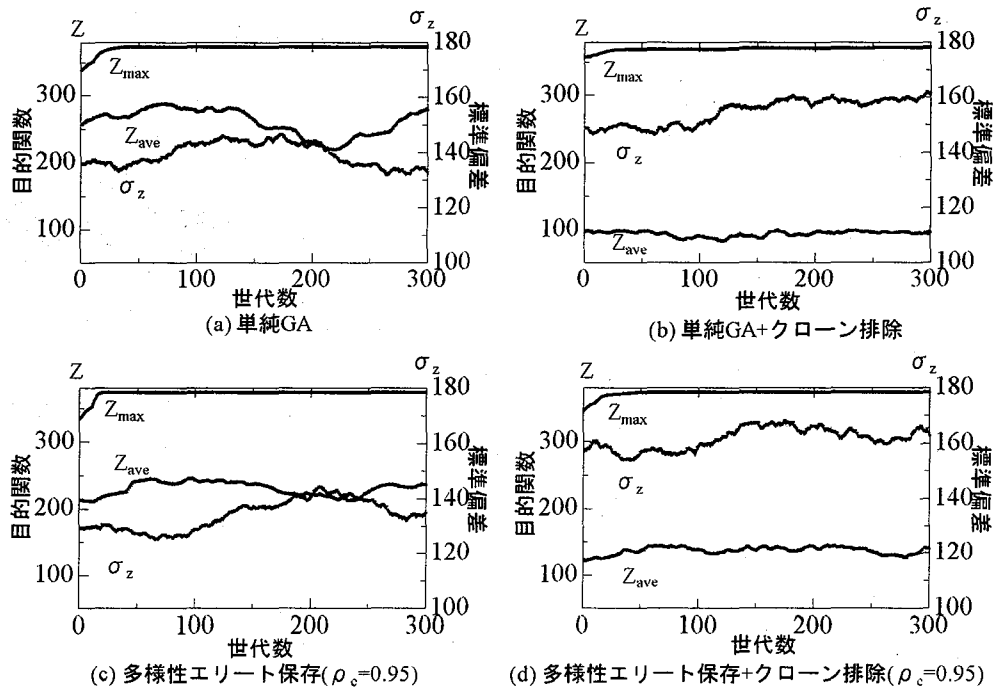
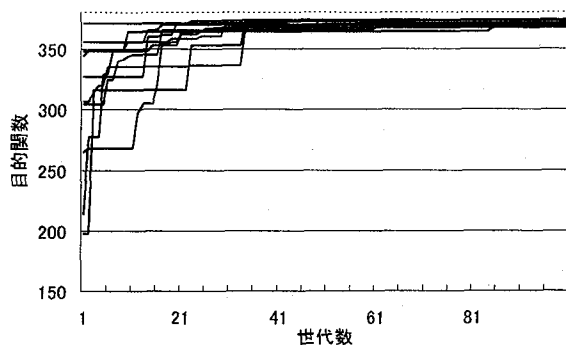


図-11 歴代最適値 $Z_{\max}$ 、平均値 Z_{ave} 、ばらつき σ_z の収束状況

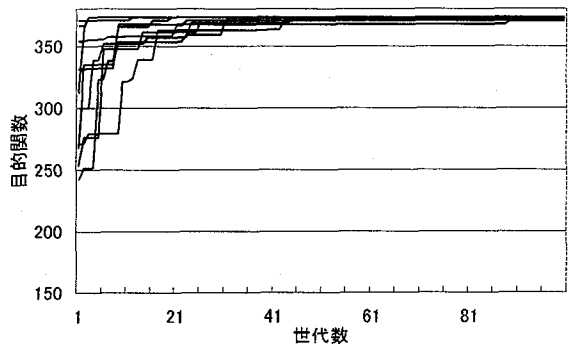
刻みの離散値を取るものとする。この関数の最大値は $w=2.43$, $y=2.31$ において $Z=373.500$ である。須藤は GA とは異なる独自の各々の変数に対する探索領域の絞り込み法を提案し、図-10 に示すような収束プロセスを経て 15 回の収束計算によって最適解を得られるとしている。本研究では、表-1 に示すように①単純 GA を基本として、②単純 GA にクローン排除戦略を適用したもの、③多様性エリート保存戦略の臨界相関係数を 1.00, 0.95, 0.90, 0.85 とした場合、さらに、④多様性エリート保存戦略と同時にクローン排除戦略を適用したもの（臨界相関係数は③と同じ）について検討する。表-2 に本研究で行なった GA のパラメータ設定を示す。シミュレーション個体群サイズは 25、シミュレーション世代数は 300 であり、単純計算による解の全組合せ候補数と全シミュレーションサイズの比は、 $25 \times 300 \div 1199^2 = 0.0052 (0.52\%)$ である。図-11 に各戦略ごとの歴代最適値、シミュレーション個体群の平均値およびその標準偏差の収束状況を示す。ここで、シミュレーション個体群の平均値と標準偏差を観察する目的は、①平均値が高く保たれ、標準偏差が大きい状態は、シミュレーション個体群は最適値付近に概ね集中し、かつ広く分散して探索されていることを表し、理想的な状態である。②平均値は高いが標準偏差が小さい場合は、仮の最適解付近にシミュレーション個体群が集中しすぎていることを示し、グローバルな最適解の発見が難しい状況である。③平均値が低く標準偏差が大きい状態は、探索域全般に広くシミュレーション個体が分散している状態であり、グローバルな最適解が得られる可能性が大きい、ランダムサーチに近く、収束が遅いことが考えられる。まず、図-11(a) の単純 GA の場合、シミュレーション個体群 Z_{ave} の平

均値はシミュレーション全体を通して緩やかに変動しており、標準偏差 σ_z にそれほどの変化が見られないことから、シミュレーション個体群の構成は変化を持続しており、注目すべき収束は起こっていないことがわかる。また、平均値の変動はあるが、歴代の最適値はシミュレーション個体群とは別に保存されているため、直接最適値には影響していない。図-11(b) の単純 GA にクローン排除戦略を組み合わせた場合には、標準偏差が全般を通じて単純 GA より大きく維持されており、シミュレーション個体群の多様性が保たれていることが伺える。そのため、平均値は単純 GA に比べ明瞭に小さい値となっており、全期間を通じてほとんど変動が見られない。図-11(c) の多様性エリート保存戦略では、エリート集団との交叉の影響によりシミュレーション個体群の平均値には大きな変化は見られない。また、標準偏差は 180 世代付近より増加傾向が見られるが、このときに歴代最適値も増加しており、シミュレーション個体群の多様性増加がグローバルな最適値の探索に寄与したものと思われる。このケースでは、図-11(d) の多様性エリート保存戦略とクローン排除戦略を組み合わせた場合には、図-11(b) のクローン排除戦略のみの場合と比較すると、ばらつきの大きさはほぼ等しいが平均値は若干大きく保たれている。また、図-11(c) の多様性エリート保存戦略よりは平均値が小さく、2つの戦略の中間的特色が現れている。

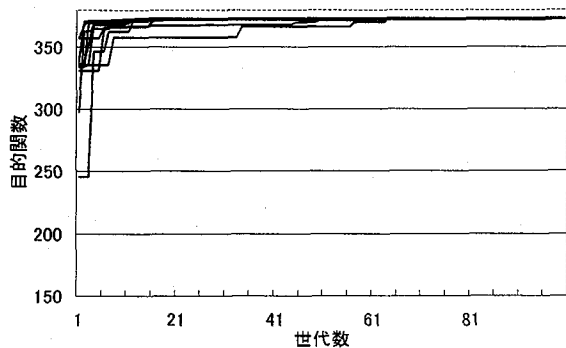
次に、本研究で用いる手法では、初期シミュレーション個体群の設定やルーレット戦略等におけるランダム処理の影響によって GA のパラメータが同一であっても結果にはばらつきが生じる。そこで、同一条件において 10 回ずつ計算を行ない、最適値の得られる効率



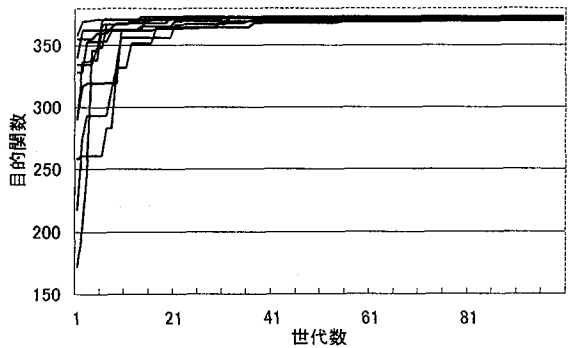
(a) 単純GA



(b) 単純GA+クローン排除戦略



(c) 多様性エリート保存戦略($\rho_c=0.95$)



(d) 多様性エリート保存戦略($\rho_c=0.95$)+
クローン排除戦略

図-12 各戦略の複数回における歴代最適値の収束状況

性について比較検討した。図-12に各戦略ごとの歴代最適値の収束状況を比較図示する。ここでは、収束過程の変化が著しい100世代目までを示している。まず図-12(a)の単純GAの場合には、40世代までの収束のばらつきが大きく、各シミュレーションごとにかなり収束の速さに差があることがわかる。また、100世代目においても最適値に幅があり、最適値への収束にはさらに計算が必要なることがわかる。これに対して、図-12(b)の単純GAにクローン排除戦略を組み合わせた場合は、単純GAよりも40世代までの収束のばらつきの幅が小さくなっていることがわかる。これより、クローンを排除して多様性を増すことによって初代シミュレーション個体群のばらつきの偏りを修正する作用があることが伺える。しかし、40世代以降の最適値の収束では単純GAよりもばらつきは少ないものの最適値付近の改良の速度は遅いようである。図-12(c)の多様性エリート保存戦略では、単純GAと同様に第1世代処理後の最適値のばらつきが大きいが、その後の収束が単純GAに比べて早いため、10世代目くらいで単純GAの40世代目と同程度のばらつきの幅で解が収束している。また、図-12(d)の多様性エリート保存戦略にクローン排除戦略を組み合わせた場合には、第1世代のばらつきの幅が最も大きいにもかかわらず効率良く収束し、20世代目付近で単純GAの40世代目と同程度にまとまっている。収束速度としては、単純GAにクローン排除戦略を組み合わせたものと多様性エリート保存戦略の中間である。次に各戦略ごとの

150世代目における歴代最適値のばらつきを図-13に示す。図中で、上方にまとまって点が現れる手法が早期にシミュレーションごとのばらつきが少なく収束する傾向にあることを示している。単純GAでは、 $Z=370 \sim 373.5$ の間に広く分布しているのに対し、単純GA+クローン排除戦略では $Z=372.5 \sim 373.5$ の間にまとまっており、クローン排除戦略を用いるとシミュレーションのばらつきが小さくなることが伺える。多様性エリート保存戦略では、臨界相関係数を $\rho_c=1.00$ とした場合には $Z=368.0 \sim 373.5$ の間で解はばらついており、単純GAよりも上方に解がまとまる傾向が見られるもののかかなり広い範囲に分布することがわかる。しかし、 ρ_c を小さくするにつれて解のまとまりは良くなり、かつ上方に集まる傾向が認められる。すなわち、臨界相関係数を小さくすることによって最適値への収束を早める効果があるようである。また、多様性エリート保存戦略にクローン排除戦略を組み合わせた場合には、どの臨界相関係数の場合でもほとんどのシミュレーションにおいて最適値付近にまとまっており、最適値の探索に適していることが伺える。これより、最適値の探索には、シミュレーション個体群およびエリート集団とも多様性を維持させることが有効に働くことがわかる。図-14には各戦略ごとにグローバルな最適値 $Z=373.5$ が得られた世代数の分布を示す。この図は、下方に多くの点が集中しているものが早期に最適値を発見できる好ましいシミュレーションであることを示している。まず、単純GAや単純GA+クローン排除

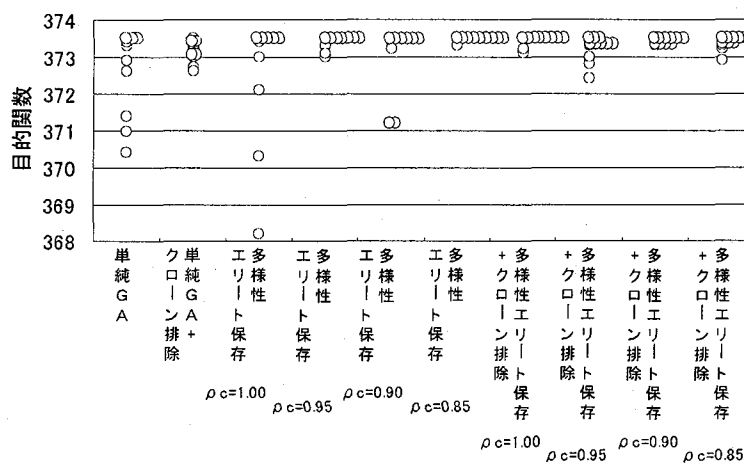


図-13 150世代目の最適値のばらつき比較

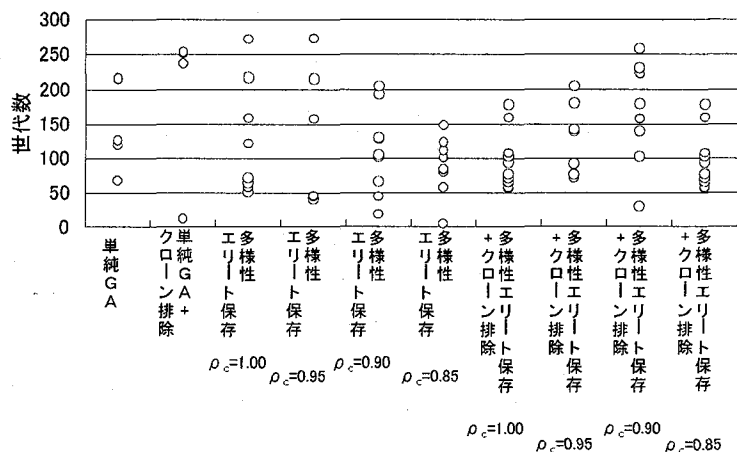


図-14 最適値出現世代数

戦略の場合には、全10回のシミュレーションのうち4回しかグローバルな最適値を得ることができておらず、あまり探索能力の高い手法ではないことがわかる。続いて多様性エリート保存戦略では、いずれの臨界相関係数の場合にも8回以上グローバルな最適値が得られており、エリート保存戦略の有効性が伺える。また、臨界相関係数を小さくするにつれて点が下方にまとまり、平均して早期にグローバルな最適値が得られる傾向が認められ、図-13の状況とあわせて考えると、臨界相関係数を0.90程度としてエリート集団の多様性を大きくすることが、信頼性のある最適値を早期に発見できる可能性を高める効果があることがわかる。一方、多様性エリート保存戦略にクローン排除戦略を組み合わせた場合にも、全てのケースで8回以上グローバルな最適値を得られており、また、探索時期も平均して早期にまとまっていることから、本手法の優位性が伺える。ただし、臨界相関係数を小さくするにつれて、最適値の得られる世代数は大きくなる傾向が認められ、図-13の状況とあわせて考えると、シミュレーション個体群にクローン排除を施す場合には、臨界相関係数は1.0に近い値を用いてエリート集団の多様性を低く押さえることにより、早期に信頼性の高い解を

得られる効果があることがわかる。

3.2 22部材トラスの最適設計

2つ目の計算例として、同じく文献15)で取り扱っている図-15に示す22部材トラスの最適設計を行う。この例題では、先の例題より変数が多くなり、解の全組合せ候補数が増大している。また、設計問題であるため局所解が多数存在し、より効率的な探索が必要となる。各部材の選択できる断面積は、表-3に示す29種類から選択するものとし、各部材の応力が

$$-206 \leq \sigma \leq 206 \text{ (N/mm}^2\text{)} \quad (9)$$

である条件を満足して、より鋼材量の少ない設計を探索するものである。本研究では、目的関数を次式のように設定した。

$$Z = \frac{1}{\sum_{i=1}^{22} V_i + \sum_{i=1}^{22} Q_i} \rightarrow \max \quad (10)$$

ここで、 V_i : 各部材の鋼材量、 Q_i : 応力違反に対するペナルティで次式によって与える。

表-3 部材の断面積

No.	断面積 (mm ²)	No.	断面積 (mm ²)
0	2272	15	19540
1	2994	16	20940
2	3836	17	21790
3	5408	18	22170
4	6755	19	23820
5	7021	20	25940
6	8042	21	27870
7	9064	22	30170
8	10090	23	31920
9	13360	24	34380
10	13880	25	34940
11	14880	26	40050
12	16390	27	45160
13	16710	28	50270
14	17910		

表-4 部材-設計変数対応表

設計変数	部材番号	設計変数	部材番号
1	1, 4	7	12, 16
2	2, 3	8	14
3	5, 8	9	17, 19, 20
4	6, 7	10	18
5	9	11	21
6	10, 11, 13, 15	12	22

引張側: $Q_i = (\sigma_i - 206)/10 \quad (\sigma_i \geq 206) \quad (11a)$

圧縮側: $Q_i = (\sigma_i + 206)/10 \quad (\sigma_i \leq -206) \quad (11b)$

また、各部材の断面については、表-4に示すようにグルーピングされた12設計変数問題である。表-5に本例題に用いたGAのパラメータを示す。シミュレーション個体群のサイズを300、シミュレーション世代数を500とし、単純計算による解の全組合せ候補数と全シミュレーションサイズとの比は $300 \times 500 \div 29^{12} = 4.24 \times 10^{-13}$ である。本例題における全シミュレーションを通じての最適設計値の総鋼材量は後述するように $4.635 \times 10^8 \text{mm}^3$ となる。しかし、多変数組合せ最適化問題の場合、一般的に厳密な最適値はわからず、GAにおいても準最適値は少ない計算量で探索可能だが、厳密な最適値の探索は行っていないのが現状である。よって、本研究においても準最適値を発見するまでの効率を重視し、最適設計値の総鋼材量に3%増加した総鋼材量 $4.774 \times 10^8 \text{mm}^3$ 以下のものを準最適値とした。図-16に各戦略ごとの歴代最適値、シミュレーション個体群の平均値およびその標準偏差の収束状況を示す。図-16(a)の単純GAの場合、シミュレーション個体群の平均値が計算開始とともに増加し、各個体が次第に歴代最適値の近傍に収束していく様子を示している。このとき、準最適値は440世代目で発見されている。図-16(b)の単純GAにクローン排除戦略を組み合わせた場合、世代の進行に伴ってシミュレーション個体群の平均値がわずかに増加したのみであり、シミュレーション個体群の収束が遅いことがわかる。このとき

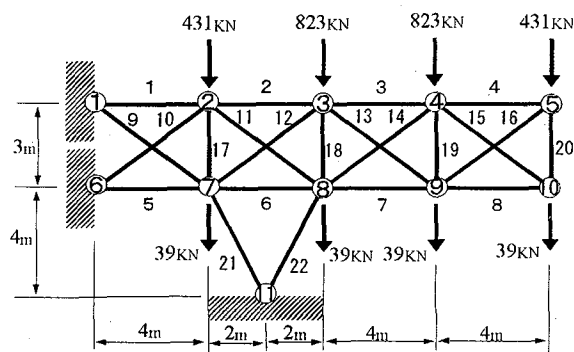


図-15 22部材トラス

表-5 22部材トラス例題のGAパラメータ

項 目		数 値	
部材断面積候補数		29	
シミュレーション個体群サイズ		300	
エリート集団サイズ		60	
シミュレーション世代数		500	
評価関数の最大値		4.0	
交叉 確率	単純GA	80%	
	エリート 保存	シミュレーション個体群	40%
		シミュレーション個体群 +エリート集団	40%
突然変異確率		10%	

には、346世代目で解の改善が見られなくなり、500世代まででは準最適値へは到達できなかった。図-16(c)に多様性エリート保存戦略を適用したものを示す。シミュレーション個体群の平均値は計算開始直後から急激に増加しており、シミュレーション個体群全体が順調に収束していることがわかる。このときには、準最適値は211世代目で発見されている。図-16(d)には多様性エリート保存戦略とクローン排除戦略を組み合わせたものを示す。シミュレーション個体群の平均値、標準偏差ともほとんど変動がなく、個体群が確実にばらつき(多様性)を保持していることがわかる。また、平均値は、単純GA+クローン排除戦略より大きく、多様性エリート保存戦略より小さい、2つの戦略の中間的特徴が現れている。このとき、準最適値は397世代目に発見されている。

図-17に、各戦略ごとの歴代最適値の収束状況を示す。この図では、上方に点がまとまるほど設計者の要求を満たす組合せ設計値を探索できていることを示している。単純GAでは探索された解が $1.60 \sim 1.64 \times 10^{-4}$ に分布しているのに対し、単純GAにクローン排除を組み合わせたものでは $1.52 \sim 1.64 \times 10^{-4}$ とより広く値が分布している。これは、設計変数が多くなるとシミュレーション個体群の多様性が増す傾向にあるのに加えてクローン排除を行なったため、多様性が過剰になったためと思われる。多様性エリート保存戦略および多様性エリート保存戦略とクローン排除戦略を組み合わせたものについては、臨界相関係数の別なく全ての条

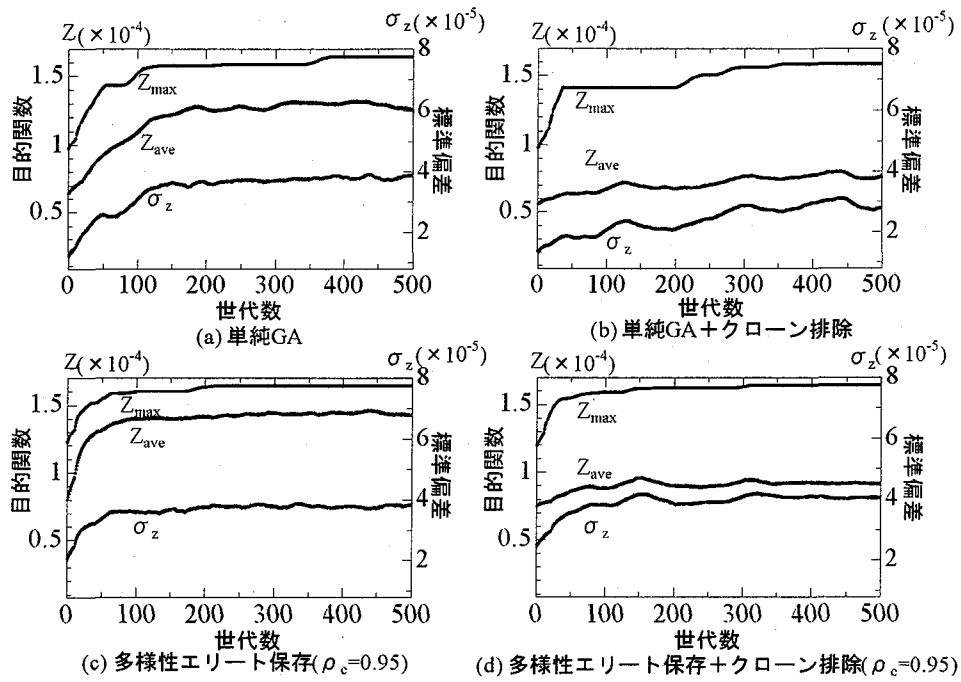


図-16 歴代最適値 $Z_{\max}$, 平均値 Z_{ave} , ばらつき σ_z の収束状況

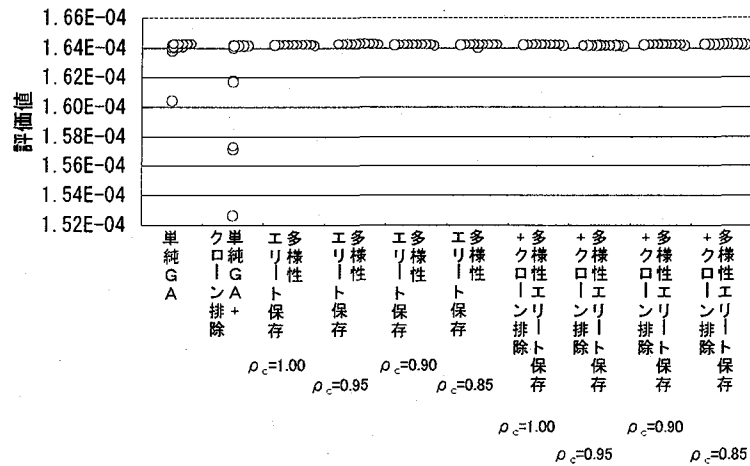


図-17 歴代最適値のばらつき比較

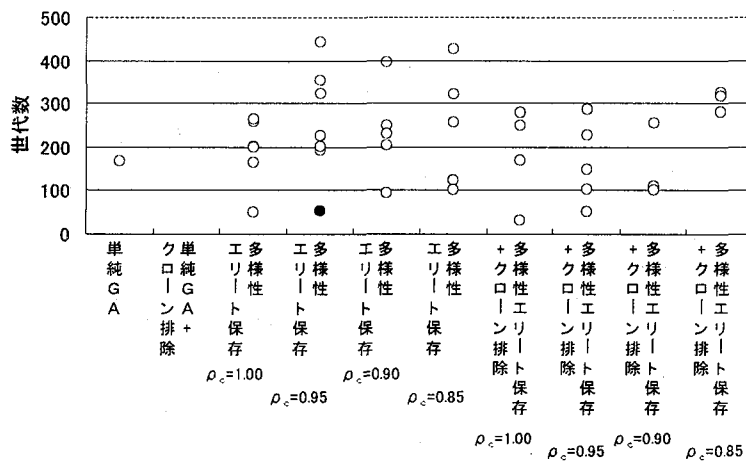


図-18 準最適値出現世代数

件において目的関数が一定値へ収束している。これより、効率的な目的関数の収束には、多様性エリート保存戦略が有効であることがわかる。

図-18 は、各戦略ごとの準最適値が得られた世代数を比較したものである。また、図中に黒塗りで示された点は、本例題における全シミュレーションを通じて

表－6 文献 15 の最適設計値

部材番号	断面積 (mm ²)	応 力 (N/mm ²)	鋼材量 (×10 ² mm ³)
1	6755	205.5	27020
2	10090	205.5	40360
3	10090	203.8	40360
4	6755	50.2	27020
5	2272	-64.1	9088
6	5408	-93.5	21632
7	5408	-180.3	21632
8	2272	-126.8	9088
9	3836	-15.4	19180
10	2994	81.0	14970
11	2994	-205.6	14970
12	2272	181.5	11360
13	2994	145.1	14970
14	9064	-197.1	45320
15	2994	120.2	14970
16	2272	-186.6	11360
17	2994	-69.2	8982
18	6755	-197.1	20265
19	2994	10.9	8982
20	2994	-59.1	8982
21	2272	-17.0	10160
22	16390	-191.8	73296
総鋼材量			473967

の最適設計値である。単純 GA は、10 回の探索中準最適値に到達したのはわずか 1 回のみであり、さらに単純 GA＋クローン排除戦略では準最適値が全く得られておらず、有効な手法ではないことがわかる。多様性エリート保存戦略では、いずれの臨界相関係数においても 5 割以上の確率で準最適値を探索できており、解探索の信頼性が高いことがわかる。また、臨界相関係数を大きくすることにより準最適値の出現が早くなる傾向が見られる。多様性エリート保存戦略とクローン排除戦略を組み合わせると、平均的に準最適値を早期に探索できるが得られる回数はやや減少し、黒塗りで示した最適設計値は得られていない。また、臨界相関係数を小さくするほど解探索の効率が落ちる傾向が認められる。

以上より、クローン排除戦略は少ない設計変数の問題では多様性を保持することにより有効に局所収束を防止するが、変数の多い問題では多様性が過剰になる傾向が認められる。また、総じて収束速度が遅くなることから、あまり有効ではないことがわかる。多様性エリート保存戦略は、早期に信頼性のある解を探索できる手法であり、このように設計変数が多い場合には臨界相関係数は 0.95 程度が効率が良い。多様性エリート保存戦略とクローン排除戦略を組み合わせた場合には、単純 GA に比べると計算効率が良いが、シミュレーション全体の多様性が過剰になりすぎる傾向が認められる。表－6 に、文献 15) に提示された最適設計値をトラス解析の結果と併せて示す。表－7 には、本研究で多様性エリート保存戦略($\rho_c=0.95$)を用いて得ら

表－7 本研究の最適設計値
(多様性エリート保存戦略 $\rho_c=0.95$)

部材番号	断面積 (mm ²)	応 力 (N/mm ²)	鋼材量 (×10 ² mm ³)
1	6755	205.4	27020
2	10090	205.0	40360
3	10090	202.4	40360
4	6755	50.9	27020
5	2272	-62.3	9088
6	5408	-93.2	21632
7	5408	-183.0	21632
8	2272	-124.8	9088
9	2272	-19.6	11360
10	2994	78.9	14970
11	2994	-205.6	14970
12	2272	184.6	11360
13	2994	151.2	14970
14	9064	-195.1	45320
15	2994	118.4	14970
16	2272	-189.1	11360
17	2272	-89.6	6816
18	8042	-167.5	24126
19	2272	11.1	6816
20	2272	-76.3	6816
21	2272	-8.8	10160
22	16390	-192.1	73296
総鋼材量			463511

れた最適設計値とそのトラス解析結果を示す。これらより、表中で網掛けしている 9、17、19、20 部材は文献 15) のものより本研究のほうが小さな鋼材を選択し

ており、18 部材では、逆に本研究のほうが大きな部材を選択している。この結果、総鋼材量は本研究の設計結果の方が少なくなっている。文献 15) の設計値も本研究のものも全ての部材で応力制約は満足しており、計算回数をより多く費やす不利点を認めたうえでは提案法の中の多様性エリート保存戦略の方が良い解を見つけ出す能力が高いものと考えられる

4. 結 言

本研究は、多様性エリート保存戦略およびクローン排除戦略によってエリート集団およびシミュレーション個体群に多様性を与えることで、GA の計算効率に与える効果を検討したものである。本研究の成果をまとめると以下ようになる。

- (1) クローン排除戦略は、シミュレーション個体群に同じ遺伝子構造を持つ個体（クローン）が現れないようにすることで多様性を保持させる手法であり、局所収束を有効に防止するが、収束速度が遅くなる。
- (2) 多様性エリート保存戦略は、エリート集団内の個体が臨界相関係数以下の相関率となるようにすることでエリート集団自身の多様性を確保することにより間接的にシミュレーション個体群の多様性を保持させる手法であり、早期に信頼性のある最適解を探索で

きる効果がある。設計変数が少なく、多様性が保持されにくい場合は、臨界相関係数は0.90程度とすると効率が良い。また、設計変数が多い問題では、必然的にシミュレーション個体群自体の多様性が増すため、臨界相関係数を0.95付近に近づけて使用の方が計算効率がよい。

(3) 多様性エリート保存戦略とクローン排除戦略を組み合わせ適用した場合、適応度の高い値への収束率が向上する。ただし、収束速度は多様性エリート保存戦略を単体で使用したものより遅くなる。また、設計変数が多い問題の場合、シミュレーション全体の多様性が大きくなりすぎる傾向があるため、臨界相関係数を大きくする方がよい。

なお、以上のことは、限られた計算例での結果であり、さらに多くの検討を行ない、この効果をより詳細に確かめることが今後の課題である。

参考文献

- 1)波田野寿昭：GAによる最適化，計測と制御，Vol.32 No.1，計測自動制御学会，1993年1月。
- 2)古田均，杉本博之：遺伝的アルゴリズムの構造工学への応用，森北出版，1997年9月。
- 3)三原徹治，太田俊昭，日野伸一：GAを用いた多柱式合成高橋脚の予備設計法に関する基礎的研究，第5回システム最適化に関するシンポジウム講演論文集，pp.213-218，1997年12月。
- 4)古田均，河村幸男，有村英樹，小島哲朗，川岡靖司，田中正明，金吉正勝：斜張橋架設精度管理へのGAの応用，構造工学論文集，Vol.45A，pp.443-451，1999年3月。
- 5)千々岩浩巳，兼松建男，三原徹治，太田俊昭：GAによる道路トンネルの5心円型内空断面の最適化に関する基礎的研究，第5回システム最適化に関するシンポジウム講演論文集，pp.201-205，1997年12月。
- 6)杉本博之，鹿汴麗，山本洋敬：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，土木学会論文集，No.471/I-24，pp.67-76，1993年7月。
- 7)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，計測自動制御学会第10回システム工学部会研究会資料，pp.103-110，1992年。
- 8)千々岩浩巳，三原徹治，太田俊昭：離散的最適構造設計への交配個体選択GAの適用に関する一考察，構造工学論文集 Vol.42A，pp.381-388，1996年3月。
- 9)J. H. Holland (嘉数侑昇，皆川雅章，三上浩史，高取則彦，鈴木恵二，川上敬共訳)：遺伝アルゴリズムの理論—自然・人工システムにおける適応—，森北出版，1999年5月。
- 10)L. Davis (嘉数侑昇，三上貞芳，皆川雅章，川上敬，高取則彦，鈴木恵二共訳)：遺伝アルゴリズムハンドブック，森北出版，1994年5月。
- 11)田村亨，杉本博之，上前孝之：遺伝的アルゴリズムの道路整備順位決定問題への応用，土木学会論文集，No.482/IV-22，pp.37-46，1994年3月。
- 12)鹿汴麗，久保洋，杉本博之：GAによる複合体の最適材料選択に関する研究，日本機械学会論文集(A編)，61巻，584号，pp.115-120，1995年。
- 13)鹿汴麗，杉本博之：GAにおけるパラメータの効果に関する研究，構造工学論文集 Vol.41A，pp.619-626，1995年3月。
- 14)長屋秀和，黒木勇人，香月智，佐藤紘志，松島学：対話型トラス構造最適設計への遺伝的アルゴリズムの応用，構造工学論文集 Vol.45A，pp. 433-442，1999年3月。
- 15)須藤敦史，星谷勝，宮沢和樹：遺伝的要素を考慮したインポートランス・サンプリングによる離散型変数を有するシステムの最適化，土木学会論文集，No. 519/I-32，pp.223-232，1995年7月。
- 16)米澤保雄：遺伝的アルゴリズム—進化的理論の情報科学—，森北出版，1993年10月。
- 17)萩原将文：ニューロ・ファジィ・遺伝的アルゴリズム，産業図書，1994年9月。
- 18)石田良平，村瀬治比古，小山修平：パソコンで学ぶ遺伝的アルゴリズムの基礎と応用，森北出版，1997年7月。

(1999年9月17日受付)