論文

改良型免疫アルゴリズムによる
構造設計支援に関する研究[†]中村 秀明^{*1} 宮本 文穂^{*1} 松本 剛^{*2}

近年、遺伝的アルゴリズム(GA: Genetic Algorithm)が組合せ最適化問題をはじめとする種々の最適化問題へ盛んに適用されている。GAは多点探索と交叉オペレータにより最適解を得るため、状態空間を広く探索することが可能である。しかしながら、GAでは、解の探索が不十分な時点で集団の多様性が急速に失われることがある。この問題を解決するため、集団の多様性維持を目的とした手法がいくつか提案されている。

免疫アルゴリズム(IA: Immune Algorithm)は、生体のもつ免疫システムを模倣した最適化手法であり、解の多様性を維持するとともに、複数の準最適解を得ることが可能である。本研究では、最適設計問題に、このIAを適用することを念頭に、IAの改良を行い、より確実に複数の多様性を持った解が探索できるようにした。さらに改良を行ったIAを耐衝撃設計問題に適用し、最適設計問題に対するIAの有効性を示した。

キーワード: 免疫アルゴリズム(IA), 遺伝的アルゴリズム(GA), 最適設計, 多様性

1. はじめに

組合せ最適化問題では、考慮すべき組合せ数が、問題の規模に応じて指数関数的に増大するため、実用的な最適解が現実的な時間内に得られない場合が多い。特に、工学分野における最適設計問題などでは、考慮すべき設計パラメーターが多数あるため、その組合せ数は、膨大な数となることが予想される。近年、このような組合せ最適化問題の解法として遺伝的アルゴリズム(GA: genetic algorithm)[1][2]が盛んに用いられている。GAは、生物の遺伝と進化のメカニズムを工学的にモデル化したものであり、生物の進化過程における遺伝的操作、すなわち、個体の遺伝子の選択、交叉、突然変異を模倣した最適化・探索手法である。GAでは、複数の探索点が相互協力的に解を探索していくため、比較的短時間で準最適解を得ることが可能であり、各個体の遺伝子情報と適応度のみがわかれば解の探索を行うことができることから、目的関数が微分不可能な評価関数である問題にも適用でき、GAを用いた設計支援システム[3]など、多くのGAを適用した研究がなされている。

しかしながらGAでは、解の探索が不十分な時点で、集団の多様性が喪失する現象がしばしば生じる。

この現象は、一般に初期収束と呼ばれ、探索の初期段階で他の解に比べ優れた解が生成された場合、その解が集団中に多数残り、同一の遺伝子型の個体との間で交叉が行われやすくなり、解集団の多様性が急速に失われる現象である。この問題を解決するため、集団の多様性維持を目的とした手法がいくつか提案されている[4][5][6][7]。

一方、工学分野における通常の最適設計問題では、非常に幅広い設計空間の中から、最適な解を見つける必要があり、環境条件や製作や施工の手間など、目的関数の中に含めることのできない要因が多数存在する。このような場合に、異なる特徴をもった複数の最適設計案が提示されれば、設計者は、その案をもとに設計を行うことが可能となる。このような問題に対しては、概ね1つの準最適解しか得られないGAでは不十分であると考えられる。

GAとは異なる最適化手法として、生体のもつ免疫システム[8][9][10]に基づいた最適化手法がいくつか提案されている。森ら[11]は、免疫システムに基づいた新しい最適化手法として免疫アルゴリズム(IA: Immune Algorithm)を提案している。このIAは、GAのsharing法に似た方法で初期収束を避けており、解の多様性を維持するとともに、複数の準最適解を得ることが可能である。

本研究では、最適構造設計問題にIAを適用することを念頭に、IAの改良を行い、より確実に複数の多様性を持った解が探索できるようにした。さらに、構造設計支援への適用例として、衝撃荷重を受ける鉄筋コンクリート(RC)版の設計問題を取り上げ、耐衝撃性に優れたRC版の設計支援システムの構築を行った。

[†] Application of the Improved Immune Algorithm to a Structural Design Support System
Hideaki NAKAMURA, Ayaho MIYAMOTO and Tsuyoshi MATSUMOTO

^{*1} 山口大学工学部知能情報システム工学科
Department of Computer Science and Systems Engineering, Faculty of Engineering, Yamaguchi University

^{*2} 西日本電信電話株式会社(NTT 西日本)
Nippon Telegraph and Telephone West Corporation (NTT WEST)

2. 改良型免疫アルゴリズム (Improved Immune Algorithm)

2.1 改良型免疫アルゴリズムの概要

免疫アルゴリズム(IA)は、生体の持つ免疫システムの抗体産生機構とその自己調節機構を工学的にモデル化した最適化アルゴリズムである。免疫には、生体を抗原から守るために免疫細胞が自己と非自己(抗原)を識別する機能と、非自己である病原菌やウイルス、あるいは病気等のために変化した自己成分を排除する機能が備わっている。生体の免疫システムは生体内に侵入してくる抗原に対して、細胞遺伝子の再構成を行うことによりその抗原に対応する抗体を産生し、産生された抗体を増殖することにより抗原の排除を行う。中でも脊椎動物における免疫機構は、過去に排除したことのある抗原に対して有効であった抗体を記憶細胞に記憶しており、再び出現した抗原に対して直接有効な抗体をつくる機能を持っている。また、免疫システムは自己に対しても免疫性を示すことが知られている。同一種類の抗体が大量に産生されたとき、抗体産生を抑制する機能を持つサブレッサー細胞によりその抗体と同種類の抗体の産生を抑制し、バランスの崩れた状態から定常状態に戻そうとする機構を有している。本研究では、多様性を維持し、より確実に複数の準最適解が得られるように従来のIA[11]の一部を改良して適用した。本研究で用いた改良型IAの基本的なアルゴリズムの概要を図-1に示す。

【Step1】抗原の認識

抗原をシステムに認識させる。最適化問題において抗原は目的関数と制約条件にあたる。したがって、目的関数および制約条件をシステムに組み込み、それら

図-1 改良型免疫アルゴリズムの概要

を制御するパラメータがあれば入力情報として与えることにより抗原を認識させる。

【Step2】抗体の遺伝子型の決定(Coding)

対象とする問題の事象にあたる抗体の遺伝子要素を記号列で表すことにより、対象とする問題にIAを適用することができる。つまり、IAに適用するには、対象とする問題の入力データを記号列(抗体)へ変換する必要がある。通常、各抗体は1次元配列の遺伝子型であり、各要素を2進数(0または1)で表現することが多い。

【Step3】初期抗体群の生成

Step2で決められたモデルに基づいて、記号列を多数発生させる。このとき、記憶細胞により過去に有効であった抗体群を生成する。つまり、過去に有効であった抗体(解候補)を保存した記憶細胞(データベース)から抗体を読み込み、初期抗体群を形成する。その概念を図-2に示す。記憶細胞が存在しないとき、あるいは初期抗体数に満たないときには、抗体の各遺伝子をランダムに決定し、遺伝子が異なる抗体を発生させることにより、初期抗体群を生成する。

【Step4】抗体間の親和度の計算

全抗体について他の全ての抗体との親和度(類似性)を測定する。抗体と抗体との親和度 $ay_{i,j}$ は次式により得られる。

$$ay_{i,j} = 1 / (1 + H_{i,j}) \quad (1)$$

ここで、 $H_{i,j}$ は抗体 i と抗体 j との距離であり、 $H_{i,j} = 0$ のとき、抗体 i と抗体 j は完全に一致。一般にはハミング距離が用いられる。

【Step5】抗原と抗体間の親和度の計算

全抗体について抗原との親和度(解の評価値)を計算する。抗原と抗体間の親和度 ax_i は次式により得られる。

$$ax_i = opt_i \quad (0 \leq opt_i \leq \alpha) \quad (2)$$

ここで、 opt_i は抗原と抗体 i との結合力の強さの評価値であり、0から α で規格化し、 α が最適解になるように定義する。つまり、親和度 ax_i の値が α のとき、抗原の排除に成功した(これ以上最適な解は存在しない)と考える。

図-2 記憶細胞が存在したときの初期抗体群の生成

【Step6】記憶細胞とサプレッサー細胞への分化

探索過程で得られた有効な抗体を記憶細胞とサプレッサー細胞として産生する。ここで産生される記憶細胞が最適解の候補となる。

まず、全ての抗体の濃度を計算し、抗体の濃度 c_i が閾値 (T_c) を超えた抗体 i を記憶細胞に分化させる。ただし、全ての記憶細胞とその抗体の親和度を計算し、記憶細胞との親和度があらかじめ決めておいた閾値 (T_{ac3}) を越えた場合には、その記憶細胞との入れ換えを行う。また、記憶細胞の数には限りがあり、記憶細胞の総数が上限に達したときは、それまでに保存してきた記憶細胞と分化した記憶細胞との親和度を計算し、その中で最も親和度の高い記憶細胞と入れ換えを行う。ここでは、抗原との親和度が選択した記憶細胞よりも分化した記憶細胞の方が高い場合のみ入れ換えを行う。

次に、新しく分化した記憶細胞と同じ遺伝子型を持つ抗体をサプレッサー細胞に分化させる。ただし、同世代に分化する記憶細胞は1つ以下とし、候補の中で最も期待値の大きい抗体とする。

抗体 i の濃度 c_i は次式で与えられる。

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^N ac_{i,j}}{N} \quad (0 \leq c_i \leq 1) \quad (3)$$

$$ac_{i,j} = \begin{cases} 1 & ay_{i,j} \geq T_{ac1} \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (4)$$

ここで、 T_{ac1} は類似度の閾値であり、 N は抗体の総数である。つまり、抗体 i と抗体 j がある程度の類似性 (T_{ac1}) を持っているとき、同一種類の抗体とみなすことを示している。

【Step7】抗体産生の促進と抑制

- ① 抗体の中で抗原との親和度の低いものから $N/2$ 個を自然消滅させる。
- ② ①の操作で生き残った各抗体についてサプレッサー細胞との親和度を計算し、親和度が閾値を超えた抗体を消滅させる。この操作により同じ記憶細胞の産生を回避することができる。
- ③ 抗体の次世代に残る期待値を次式により与える。

$$e_i = \frac{ax_i \prod_{s=1}^S (1 - as_{i,s}^k)}{c_i \sum_{j=1}^{N'} ax_j} \quad (5)$$

$$as_{i,s} = \begin{cases} ay_{i,s} & ay_{i,s} \geq T_{ac2} \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (6)$$

ここで、 T_{ac2} は類似度の閾値であり、 N' は生き残っている抗体数、 S はサプレッサー細胞の総数、 k は産生抑制力 (Suppress power) である。

式 (5) により期待値を与えることで、抗原との親和度が高い抗体ほど次世代に残る確率を高く、そしてサプレッサー細胞との親和度が高く濃度が高い抗体ほど次世代に残る確率を低くする。サプレッサー細胞に反応する抗体の産生を抑制することにより、同種類の記憶細胞の産生を防ぎ、複数の解の探索効率を高める。

【Step8】抗体の産生

① Step7-②で消滅した抗体に代わる抗体を産生する。乱数を用いて各遺伝子をランダムに決定することにより抗体を産生する。②次に Step7で残った抗体と新しく産生した抗体に対して、重複を許して $N/4$ 組の抗体のペアを選択する。ここで、確率的に期待値が高い抗体ほど選択されやすいものとする。ペアになった抗体に対して交叉を行い、新しく $N/2$ 個の抗体を産生する。産生した抗体に対して突然変異操作を行い、遺伝子を変化させる。ただし、交叉方法と突然変異確率は任意に設定する。ここで、交叉と突然変異には GA [1]で行う交叉と突然変異と同じ操作を用いる。

Step4から Step8までをあらかじめ設定していた最終世代に達するまで行う。

2.2 従来の免疫アルゴリズムからの変更点

従来のアルゴリズムでは、Step7において全抗体に対してサプレッサー細胞により抑制を行った後に、親和度が低い $N/2$ 個の抗体を自然消滅させていた。しかし、すでに得られている解候補の産生を防ぐには、全抗体からではなく、親和度の高い抗体の中から同一種類の抗体を消滅するだけで効果があると思われるため、本アルゴリズムでは、全抗体の中で親和度の低い $N/2$ 個の抗体を消滅した後にサプレッサー細胞による抑制を行う手順に変更した。図-3にその過程の抗体数の推移を示す。このアルゴリズムの変更により、サプレッサー細胞により消滅される抗体の数が少なくなるため、交叉を行う際に同種類の抗体を産生する可能性が高くなると思われる。つまり、サプレッサー細胞の抑制効果を適度に残しつつ、抗体は従来の IA と比較すると収束しやすく、記憶細胞を1つ産生するまでの世代数は小さくなるのが期待でき、その分、一定世代数の中でより多種類の記憶細胞を産生することが期待される。

また、確実に抗原との親和度の高い抗体を記憶細胞 (解候補) として残していくため、Step6における記憶細胞の産生時に2つの条件を付与した。1つは記憶細胞の入れ換えを行うときに、単に一定の濃度を超えた抗体を記憶細胞と入れ換えてしまうと、その抗体よりも条件に合った記憶細胞を消滅させてしまう可能性があり、それを防ぐために記憶細胞と抗体のうち抗原との親和度が高い方を記憶細胞として生存させる条件であ

図-3 抗体数の推移

る。他の1つは、閾値の概念である。濃度の高い抗体を記憶細胞に分化させる際に、それまでに産生された記憶細胞との親和度があらかじめ決めておいた閾値よりも大きい場合、その抗体は記憶細胞と同一種類の細胞とみなし、記憶細胞との入れ換えを行う。これらの条件が存在しない場合、記憶細胞容量が小さいときに全ての記憶細胞が同傾向にある(記憶細胞間の距離が短い)結果に陥る可能性があり、多様性を持った解候補群を形成することが困難になる。

3. 改良型免疫アルゴリズムの検証

改良型IAの特徴の理解を容易にするため、その比較対象として、単純GAおよび従来のIAを取り上げ、次式で定義される多峰性関数 $F1(x)$, $F2(x)$ を対象としたシミュレーションを行った。

$$F1(x) = \sin^6(5\pi x) \quad (7)$$

$$F2(x) = \exp[-2\log(2)\{(x-0.1)/0.8\}^2] \sin^6(5\pi x) \quad (8)$$

ここで、関数 $F1(x)$ は高さが等しい5つのピークをもつ関数であり、関数 $F2(x)$ は高さが異なる5つのピークをもつ関数である。

シミュレーションの条件としては、関数 $F1(x)$,

$F2(x)$ に対する両シミュレーションにおいて、一つの個体および抗体の遺伝子型を12ビット、個体数および抗体数30、交叉確率1.0、突然変異確率0.01、交叉操作には一点交叉、突然変異操作には任意1ビットの反転を用いた。IAでは、各閾値を $T_{ac1}=0.50$, $T_{ac2}=0.50$, $T_{ac3}=0.50$ とし、サプレスパワーを1.5、記憶細胞(解候補)容量を20抗体とした。また、関数 $F1(x)$ に対するシミュレーションでは $T_c=0.5$ 、世代数200とし、関数 $F2(x)$ に対するシミュレーションでは $T_c=0.6$ 、世代数100と設定した。関数 $F1(x)$ および関数 $F2(x)$ に対するシミュレーションの結果をそれぞれ図-4と図-5に示す。なお、ここでは x に対する関数の値が大きなものほど良好な解と設定する。

図-4(a)および図-5(a)に示す図中の“○”マークは、それぞれ関数 $F1(x)$, $F2(x)$ に対して単純GAによって最終世代までに進化した個体の適応度をプロットしたものであり、図-4(b)および図-5(b)に示す図中の“○”マークは、それぞれ関数 $F1(x)$, $F2(x)$ に対して従来のIAによって最終世代までに得られた記憶細胞の親和度をプロットしたものである。

図-4(a)に示すように、関数 $F1(x)$ は5つの最適解を有する関数であるにも関わらず、単純GAでは大部分

(a)単純GAによって進化した個体

(b)従来のIAによって得られた記憶細胞

図-4 関数 $F1(x)$ に対するシミュレーション結果

図-5 関数 $F2(x)$ に対するシミュレーション結果

図-6 改良型 IA により得られた記憶細胞

の個体は1つの最適解付近に収束していることがわかる。また、図-5(a)に示すように、大きさの異なる極大値を5つ有する関数 $F2(x)$ に対しては、大部分の個体が唯一の最適解付近に収束していることがわかる。なお、収束していない個体は、突然変異の影響を受けたものと考えられる。それに対して従来の IA を用いると、図-4(b)と図-5(b)に示すように、両関数に対してサプレッサー細胞の働きにより1つの局所解に陥るのではなく幅広い範囲で解の探索を行うため、複数の極大値付近を示す記憶細胞が得られている。特に関数 $F2(x)$ に対しては、最適解はもちろんのこと、やや最適解より小さな値を持つ極大値をも抽出していることがわかる。しかしながら、関数 $F1(x)$ の5つ最適解すべてを求められていないのは、シミュレーションに対して抗体数が30と少なかったことと世代数が小さかった可能性が考えられる。

このシミュレーションで示されたように、複数の最適解を有する関数を目的関数とする最適化問題に対し、従来の IA では抗体数および世代数に比較的小さい数を設定するとすべての点を求めることは困難であると思われる。そのため、すべての最適解を求めるには抗体数と世代数がある程度大きな値を取る必要があるが、対象とする問題によっては、評価関数の計算に多くの計算時間を必要とする場合があり、解を得るまでに莫大な時間を要することになる。そこで、抗体数と世代

数がある程度小さくしたときにも確実に複数の解を得ることを目的として改良したのが改良型 IA である。

改良型 IA の有効性を示すために同様のシミュレーションを行った。シミュレーションは式(7)および式(8)で示した関数 $F1(x)$ および関数 $F2(x)$ を対象とし、前節の従来の IA で用いた条件と同じ条件で行った。改良型 IA により得られた結果を図-6に示す。

関数 $F1(x)$ に対して従来の IA では、図-4からもわかるように最終世代までに5つの最適解のうち3つあるいは4つの最適解付近の記憶細胞しか生成できなかった。しかし、図-6(a)に示されているように、同じ条件下にも関わらず、改良型 IA を用いると5つすべての最適解付近の記憶細胞が生成されている。また、大きさの異なる局所解を複数有する関数 $F2(x)$ に対しては、図-6(b)に示すように最適解だけでなく、従来の IA に比べると改良型 IA の方がある程度低い局所解まで探索していることから、柔軟性をもって多点探索が行われていることがわかる。以上のことから、改良型 IA は従来の IA よりも多様性をもって多点探索が行われており、従来の IA よりも多点探索を行う問題を扱うには有効であるといえる。

また、単純 GA と IA の大きな違いの1つであるサプレッサー細胞の影響を検証するために、本シミュレーションで得られた多様度の推移を図-7に示す。多様度[11]とは、産生した抗体の多様性を測定する尺度であ

図-7 単純 GA と改良型 IA の多様度の推移

り、多様度は次の手順で得られる。\$M\$ 個の遺伝子をもつ \$N\$ 個の抗体(個体)により抗体(個体)群が構成されており、抗体のとりうる記号が \$S\$ 個存在する。このとき抗体(個体)の遺伝子座 \$j\$ の情報エントロピー \$H_j(N)\$ は次式で表される。

$$H_j(N) = \sum_{i=1}^S (-p_{ij} \log p_{ij}) \quad (9)$$

ここで、

$$p_{ij} = \frac{\text{(遺伝子座 } j \text{ に出現した } i \text{ 番目の記号の総数)}}{N}$$

したがって、抗体(個体)群の多様性の平均エントロピー \$H(N)\$ は次式で表され、抗体(個体)群の多様性を測定することができる。

$$H(N) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M H_j(N) \quad (10)$$

ここでは、単純 GA と改良型 IA による結果を比較した。なお、個体数および抗体数は100個としたときの結果も示す。個体数および抗体数が30のときと100のときの両シミュレーションにおいても、単純 GA では手法特有の初期収束の早さにより個体のほとんどが早い世代で収束するために多様性が低くなっている。それに対して、改良型 IA ではサプレッサー細胞の働きにより常に新しい抗体を産生することにより多様性を維持していることがわかる。ここで、抗体数が30のときに150世代目あたりから180世代目あたりにかけて多様度が低くなっているのは、ほとんどの解候補を検出したことにより新しいサプレッサー細胞が産生されなくなり、サプレッサー細胞により消滅される抗体の数が減少したために、新しく産生される抗体の数が少なくなったためと思われる。この結果からサプレッサー細胞により多点探索能力が維持されていると考えられる。

4. 耐衝撃設計支援システムへの適用

ここでは、改良型 IA を構造物の設計支援に適用し

図-8 設計対象 RC 版

た例として、RC 版耐衝撃設計支援システムへの適用例について示す。

本研究で設計の対象とした RC 版を図-8に示す。この RC 版は、縦横それぞれ132cm の正方形の複鉄筋 RC 版で、厚さは任意に設定可能である。今回設計の対象としているのは、この RC 版がスパン長120cm で2辺単純支持され、その中央部に三角形近似された衝撃荷重が作用した場合を想定している。

衝撃荷重を受ける RC 版の設計では、コンクリートの種類や版厚、使用する補強筋の種類、本数、太さなど種々のパラメータを効果的に組合せ、耐衝撃性に優れたものを設計する必要がある。また、このような RC 版の設計では、現場での施工性など評価関数として表せない項目もあり、複数の設計案が提示でき、その中から設計者が施工性や環境条件などを総合的に判断して設計案を絞ることができれば、より実用的な設計を行える可能性がある。耐衝撃性の評価としては、近年の数値解析手法の発達により、動的非線形有限要素法 (FEM) による衝撃破壊挙動解析が行えるようになったことからその解析結果を用いる。動的で非線形な解析を行うため計算時間が掛かり、また設計パラメータも多いことから全ての組合せに対して計算を行い、設計案を検討することは、実用上不可能であるため、改良型 IA により設計案の提示を行う。

4.1 積層化非線形有限要素解析法[12]

衝撃荷重を受ける RC 版の挙動を解析する方法として、本研究では、積層化非線形有限要素解析を用いている。本解析手法は、RC 版を版厚方向に層状に分割し、各層に薄版の曲げ有限要素法を適用し、積層化手法を用いることにより弾塑性解析を可能とした手法である。本研究では、RC 版の対称性を考慮した1/4部分のみの解析を行う。有限要素解析の解析モデルを図-9に示す。

図-9 積層化有限要素モデル

4.2 RC 版の特性のコーディング

RC 版の衝撃解析手法を IA に適用するためには、RC 版の特性を2進数にコーディングする必要がある。ここで、RC 版の特性とは構成する要素のことで、例えば、鉄筋の種類、本数そして太さやコンクリートの種類、厚さなどである。なお、各パラメータ要素の要素数は、2進数でコーディングしているため、できるだけ2の累乗になるように設定した。2の累乗にならないパラメータ要素については、残りのコードはすべて致死遺伝子として扱った。RC 版の特性のコーディングを表-1に、遺伝子のコーディングの例を図-10に示す。

表-1 RC 版の特性コード一覧表

要素名	パラメータ要素	コード
版厚	11.05(cm)	00
	11.70(cm)	01
	12.35(cm)	10
	13.00(cm)	11
コンクリートの種類	普通コンクリート	00
	高強度コンクリート	01
	鋼繊維混入コンクリート	10
補強筋の種類	普通鉄筋	00
	高強度鉄筋	01
	連続繊維補強筋(TypeA)	10
	連続繊維補強筋(TypeB)	11
補強筋の形状	D6	000
	D10	001
	D13	010
	D16	011
	D19	100
	D22	101
	D25	110
	D29	111
補強筋の本数 (RC版の1/4部分)	3(本)	000
	4(本)	001
	5(本)	010
	6(本)	011
	7(本)	100
	8(本)	101
	9(本)	110
	10(本)	111

4.3 構造設計支援システムの精度の検証

改良型 IA を用いた構造設計支援システムの精度を検証するために、ある制約条件下で RC 版モデルに対する解析および設計シミュレーションを行った。全通りの組合せについて RC 版の衝撃破壊挙動解析を行うには、膨大な計算量を必要とし、時間的に困難である。そこで、版上部と版下部のコンクリートの材料を統一し、補強筋の形状である D6と D10を致死遺伝子として取り扱うことにより組合せ数を減らしてシミュレーションし、精度の検証を行った。また、配力筋の本数は主筋の本数の半分とし、版1/4部分における主筋の本数の選択範囲は、4本、6本、8本、10本とした。このときの RC 版モデルのコーディング例を図-11に示す。このときの組合せは、110,592(=4×3×6×4×4×6×4×4)通りとなり、時間的にも充分計算可能である。この110,592通りの組合せに対し、衝撃破壊挙動解析を行い、その結果を評価値順に並べたものと、改良型 IA による結果とを比較した。さらに、単純 GA[1]による結果との比較も行った。精度検証のシミュレーションでは載荷速度を50tf/msec(490kN/msec)とし、世代数は200世代、抗体数あるいは個体数を30、交叉確率を1.00、突然変異率を1%として、次に示す設計問題を設定した。なお、単純 GA において選択(淘汰)方式はエリート保存方式を行ったのちルーレット方式を行う方法とし、改良型 IA の各閾値を $T_{ac1}=0.50$, $T_{ac2}=$

図-10 RC 版のコーディング

図-11 検証に用いた RC 版の特性のコーディング

0.50, $T_{ac3}=0.50$, $T_c=0.45$ とし, サプレスパワーを1.5とした.

＜精度検証のための設計問題＞

【目的関数】

局部変形指数が0.0020で破壊する RC 版を設計

【制約条件】

RC 版の最大重量：540kgf(5.30kN)

ここで, 局部変形指数[13]とは, FEM 解析により得られた RC 版の変位をもとに計算された値で, 破壊時の曲率を載荷点変位で除した値であり, この値は, 破壊モードとの相関性が高く, 局所的な変形が少ないほど小さな値となり, 破壊時エネルギー吸収が大きい曲げ破壊モードに至る指標となる.

構造設計問題において, 組合せ数を減らした全ての特性の組合せに対して積層化非線形有限要素解析を行い, その結果得られた最も条件に合う10個の RC 版モデルを表-2に示す. ここで網掛けをしている RC 版モデルは改良型 IA により得られた設計案の出力結果である. 表-2に示されるように, 改良型 IA により最も条件に合う1番目の設計案①および2番目の設計案②が抽出された. さらに4番目および7番目に値の良い設計案も得られている. ここでは示していないが11番目に良い設計案も得られた. その設計案は版厚が12.35cm で局部変形指数が0.0019996という十分な精度を持つ解

であり, これにより改良型 IA により版厚が11.05cm, 11.70cm, 12.35cm のそれぞれについて設計案が得られ, 改良型 IA により複数の解を精度良く, かつ多様な複数の設計案を提示できると思われる. それに対して単純 GA により得られた設計案は, 表-3に示すように10世代目には9番目に値の良い RC 版モデルを検出しており, 20世代目にはその RC 版モデルに収束している. その後, 他の新しい RC 版を検出することはなかった. これは単純 GA 特有の初期収束により, 局所解に陥ったものと思われる. そこで, 突然変異率を5%としてシミュレーションを行った. その結果, 突然変異率が1%のときよりも多様性が保持されるためにやや収束しにくくなったものの, 表-4に示すように20世代目には突然変異率が1%のときよりも良い RC 版の設計案が得られた. 結果として改良型 IA により得られた結果と比較するとやや精度が落ちるものの, 複数解を求めるために精度の良い解を確実に得るためには100世代は必要と思われる改良型 IA に対し, 単純 GA では, 20世代程度で良い解を得ることができ, 非常に短時間で良い値を検出できたといえる.

これらの結果から, 改良型 IA を用いた構造設計支援システムを用いることにより, 精度よく設計案を提示できると考えられる. それと比較すると単純 GA を用いた構造設計支援システムの精度は良いとはいえない. これは複雑な目的関数をもつ問題に対して, 単純

表-2 設計問題に対して解析および改良型 IA により得られた設計案

設計案	版厚 (cm)	コンクリートの種類	版上部の補強筋			版下部の補強筋			局部変形指数 ($10^{-2}/\text{cm}^2$)
			形状	主筋本数	種類	形状	主筋本数	種類	
①	11.70	鋼繊維コンクリート	D22	8本	FRP 筋 Type B	D16	12本	FRP 筋 Type B	0.2000025
②	11.05	高強度コンクリート	D13	8本	FRP 筋 Type B	D13	8本	FRP 筋 Type B	0.2000104
③	12.35	鋼繊維コンクリート	D22	8本	FRP 筋 Type B	D16	8本	FRP 筋 Type B	0.1999868
④	11.70	鋼繊維コンクリート	D16	12本	FRP 筋 Type B	D16	12本	FRP 筋 Type A	0.1999843
⑤	11.05	高強度コンクリート	D13	8本	FRP 筋 Type A	D13	8本	FRP 筋 Type B	0.1999835
⑥	12.35	鋼繊維コンクリート	D19	12本	FRP 筋 Type B	D16	8本	FRP 筋 Type A	0.2000199
⑦	11.70	鋼繊維コンクリート	D13	20本	FRP 筋 Type A	D16	12本	FRP 筋 Type B	0.1999782
⑧	12.35	鋼繊維コンクリート	D19	8本	FRP 筋 Type B	D19	8本	FRP 筋 Type B	0.1999776
⑨	11.05	高強度コンクリート	D16	16本	FRP 筋 Type B	D13	8本	普通鉄筋	0.1999738
⑩	12.35	鋼繊維コンクリート	D16	20本	FRP 筋 Type B	D13	12本	FRP 筋 Type B	0.2000333

注) 網掛けがされている RC 版モデルは設計シミュレーションにより得られた設計案

表-3 設計問題に対して単純 GA により得られた設計案(突然変異率1%)

世代	版厚 (cm)	コンクリートの種類	版上部の補強筋			版下部の補強筋			局部変形指数 ($10^{-2}/\text{cm}^2$)
			形状	主筋本数	種類	形状	主筋本数	種類	
10	11.05	高強度コンクリート	D16	16本	FRP 筋 Type B	D13	8本	普通鉄筋	0.1999738
	11.05	高強度コンクリート	D13	20本	FRP 筋 Type B	D13	8本	普通鉄筋	0.2015199
	11.05	高強度コンクリート	D13	16本	普通鉄筋	D13	8本	普通鉄筋	0.2018071
20	11.05	高強度コンクリート	D16	16本	FRP 筋 Type B	D13	8本	普通鉄筋	0.1999738
30～	11.05	高強度コンクリート	D16	16本	FRP 筋 Type B	D13	8本	普通鉄筋	0.1999738

表-4 設計問題に対して単純 GA により得られた設計案(突然変異率5%)

世代	版厚 (cm)	コンクリートの種類	版上部の補強筋			版下部の補強筋			局部変形指数 (10 ⁻² /cm ²)
			形状	主筋本数	種類	形状	主筋本数	種類	
10	11.70	鋼繊維コンクリート	D13	12 本	FRP 筋 Type B	D13	16 本	FRP 筋 Type B	0.1999266
	11.70	鋼繊維コンクリート	D13	16 本	FRP 筋 Type A	D16	12 本	FRP 筋 Type B	0.2000815
20	11.70	鋼繊維コンクリート	D13	20 本	FRP 筋 Type A	D16	12 本	FRP 筋 Type B	0.1999782
30～	11.70	鋼繊維コンクリート	D13	20 本	FRP 筋 Type A	D16	12 本	FRP 筋 Type B	0.1999782

注1) 得られた設計案は各世代において収束したRC版モデル以上の評価値を持つモデル

注2) 網掛けされたRC版モデルは各世代において収束したモデル

GA では手法特有の初期収束によりある程度評価値の高い事象を検出するとその事象に収束してしまい、その後は広範囲にわたる検索はほとんど突然変異に頼ってしまうことが原因として考えられる。これに対して改良型 IA では、ある程度収束した評価値の高い事象を解候補として記憶細胞に記憶させ、新たに検索を開始する。このときサプレッサー細胞の働きによりすでに検出した解候補以外の事象を検索するため、より確実に広範囲にわたる検索が行える。そのため改良型 IA の方がより精度がよく、より多様性に富んだ複数の設計案を提示できるものと考えられる。

4.4 設計シミュレーション

一般的に、RC 版は衝撃荷重下で押し抜きせん断破壊よりも曲げ破壊モードで破壊した方が望ましいと考えられている。そこで、本構造設計支援システムでは、RC 版の耐衝撃性評価指標として局所的な変形状態を評価する局部変形指数と RC 版の耐荷性を評価する破壊時衝撃数を用いる。この2つの指標を用いて、以下に示すような耐衝撃性評価関数を用いる[14]。

$$\text{耐衝撃性評価関数} = \frac{\text{破壊時衝撃荷重}}{\text{局部変形指数}} \quad (11)$$

すなわち、破壊時衝撃荷重は大きいもの程良好で、局部変形指数の値は、曲げ破壊に近いものほど小さくなる。そのため、耐衝撃性評価関数の値は大きいものほど耐衝撃性に優れていることを表す。

<設計問題>

【目的関数】

耐衝撃性の良い RC 版を設計

耐衝撃性評価関数(破壊時衝撃荷重を局部変形指数で除した値)が大きいものを設計。

【制約条件】

RC 版の最大重量：1.0tf(9.80kN)

RC 版に挿入される補強筋の最大量(体積)：

① $2.5 \times 10^3 \text{cm}^3$, ② $1.0 \times 10^4 \text{cm}^3$, ③ $3.0 \times 10^4 \text{cm}^3$

なお、ここではコストを考慮していないため、コンクリートの材料の中で極めて強度が高い高強度コンクリートは考慮しなかった。また、世代数は150世代、抗体数を30、交叉確率を1.00、突然変異率を1%とした。

ここでは、載荷速度を25tf/msec(245kN/msec), 50 tf/msec(490kN/msec), 75tf/msec(735kN/msec)として改良型 IA により設計を行った。各制約条件下において得られた複数の設計案のうち、耐衝撃性に優れた RC 版の中から代表的な設計案を図-12～図-15に示す。得られた全ての設計案では、版上部よりも版下部の補強筋が多く挿入された。一般的には、一方から荷重を受けるコンクリート構造物はその反対側の面に大きく引張応力がかかるため、ロックシェッドのような RC 版では版上部よりも版下部における補強筋を多く挿入した方が良くとされており、目的関数である耐衝撃性の評価が表れたものと考えられる。また、各条件下において多種多様な設計案が得られており、補強筋の材料を変更することにより補強筋の配置が変わることが顕著に表れていると思われ、改良型 IA により複数の有効な設計案が提示できたといえる。

5. 結論

本研究では、最適構造設計問題に改良型 IA を適用することを考え、まず始めに、IA の改良を行い、より確実に複数の多様性を持った解が探索できるようにした。次に、積層化非線形有限要素解析法を用いて衝撃荷重を受ける鉄筋コンクリート(RC)版の設計シミュレーションを行い、提示された設計案の妥当性の評価および改良型 IA と単純 GA の探索能力の評価を行った。本研究で得られた結果を以下に示す。

- ① IA は、サプレッサー細胞により多様性を保ち、探索範囲を拡げることができるため、単純 GA よりも精度の良い解を得ることができることが確認された。
- ② IA では、最適解が複数存在するときには複数の最適解を抽出することができ、さらに値の異なる局所解が複数個存在する関数に対しても、ある程度大きい値を持つ局所解を検出することができた。また、改良型 IA を用いると、従来の IA よりも確実に多くの複数の最適解、あるいは局所解を検出することができた。
- ③改良型 IA を用いることにより、高い精度をもって RC 版の耐衝撃設計を行え、複数の異なる設計案を提示できることが確認できた。しかしながら、得ら

(1) 設計案 1

(2) 設計案 2

図-12 得られた設計案
(補強筋量 $2.5 \times 10^3 \text{ cm}^3$ 以下, 載荷速度 245 kN/msec)

(1) 設計案 1

(2) 設計案 2

図-14 得られた設計案
(補強筋量 $1.0 \times 10^4 \text{ cm}^3$ 以下, 載荷速度 735 kN/msec)

(1) 設計案 1

(2) 設計案 2

図-13 得られた設計案
(補強筋量 $1.0 \times 10^4 \text{ cm}^3$ 以下, 載荷速度 245 kN/msec)

(1) 設計案 1

(2) 設計案 2

図-15 得られた設計案
(補強筋量 $3.0 \times 10^4 \text{ cm}^3$ 以下, 載荷速度 735 kN/msec)

れた複数の設計案の中から提示する案を選択する方法が未だ確立しておらず、今後、検討する必要がある。

- ④単純 GA を用いた設計支援システムでは、単純 GA 特有の初期収束により非常に短時間である程度精度の良い設計案が提示できることが確認された。したがって、早急に設計案を必要とする場合や単に耐衝撃性のみを考慮する場合には、単純 GA は有効である。
- ⑤実際の最適構造設計問題では、多くの要因を含んだ複数の目的関数が存在し、さらには環境条件や景観、あるいは製作・施工条件等の数値で表すことのできない項目も考慮しなければならないため、設計者の意図を反映できるように設計を行うには複数個の設計案を提示する必要がある。したがって、改良型 IA は、単純 GA や従来の IA と比較すると構造設計問題に対して非常に有効であると思われる。

参 考 文 献

- [1] 荻原将人：ニューロ・ファジィ・遺伝的アルゴリズム，産業図書，1994。
- [2] 石田良平，村瀬治比古，小山修平：遺伝的アルゴリズムの基礎と応用，森北出版株式会社，1997。
- [3] 千々岩浩巳，三原徹治，太田俊昭：GA による鋼管杭基礎構造の最適配置決定法に関する研究，土木学会論文集，No.549/I-37，pp.97-105，1996.10
- [4] D.E. Goldberg：Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison-Wesley, 1989.
- [5] 坂和正敏：遺伝的アルゴリズム，朝倉書店，1995。
- [6] 市川，石井：遺伝子分布評価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，Vol.30，No.10，pp.1242-1250，1994。
- [7] 森，吉田，喜多，西川：遺伝的アルゴリズムにおける熱力学的選択ルールの提案，システム制御情報学会論文集，Vol.9，No.2，pp.82-90，1996。
- [8] 北野宏明：遺伝的アルゴリズム2，産業図書，1995。
- [9] J.D Farmer, N.H. Packard and A. S. Perelson：The Immune System, Adaptation, and Machine Learning, Physica 22D, pp.187-204，1986。
- [10] 和田健之介，田中伸一，和田桂子：進化システム論 遺伝的アルゴリズムの基礎(5)，Computer Today, 51，No.9，pp.82-87，1992。
- [11] 森 一之，築山 誠，福田豊生：免疫アルゴリズムによる多峰性関数最適化，電気学会論文集，C117，No.5，pp.593-597，1997。
- [12] Miyamoto, A., King, W. M., Fujii, M.：Nonlinear dynamic analysis of Reinforced Concrete Slabs under impulsive Loads ACI Structural Journal, Vol. 88, No.4, pp.411-419，1991。
- [13] 宮本文穂，石橋照久，三戸雅文：コンクリート版構造の耐衝撃性評価に関する研究，構造工学論文集，Vol.40 A，pp.1605-1618，1994。
- [14] 江本久雄，中村秀明，宮本文穂：GA による RC 版耐衝撃設計支援システムの開発に関する研究，構造工学論文集，Vol.45A，pp.453-464，1999。

(1999年2月25日 受付)

(1999年8月23日 再受付)

[問い合わせ先]

〒755-8611

山口県宇部市常盤台2-16-1

山口大学工学部知能情報システム工学科

中村秀明

TEL & FAX：0836-35-9484

E-mail：nakamura@design.csse.yamaguchi-u.ac.jp

著 者 紹 介

中村 秀明 (なかむら ひであき)

山口大学工学部知能情報システム工学科
1986年 山口大学大学院工学研究科修士課程土木工学専攻修了。同年 ㈱マツダ入社。1988年3月 山口大学工学部土木工学科助手。1996年7月 同学部知能情報システム工学科助手。1998年5月 同助教授。現在に至る。博士(工学)。主として、Bridge Management Systemの開発、遺伝的アルゴリズムや免疫アルゴリズムの設計問題への応用に関する研究に従事。日本ファジィ学会、土木学会、日本計算工学会、ACIなどの会員。

松本 剛 (まつもと つよし)

NTT西日本 広島支店 法人営業本部ソリューション部門

1996年 山口大学工学部知能情報システム工学科卒。1998年山口大学大学院理工学研究科博士前期課程知能情報システム工学専攻修了。同年 NTTに入社し、現在に至る。遺伝的アルゴリズム、免疫アルゴリズム等のシステム最適化手法に興味を持つ。現在、NTT西日本において、企業の基幹業務の最適化およびインフラ整備に関するソリューション事業に従事。

宮本 文穂 (みやもと あやほ)

山口大学工学部知能情報システム工学科
1975年 神戸大学大学院工学研究科修士課程土木工学専攻修了。同年 同大学工学部土木工学科助手。その後講師を経て、1988年 同助教授。1995年 山口大学工学部知能情報システム工学科教授。現在に至る。工博。コンクリート橋診断ニューロ・ファジィエキスパートシステムの開発、Bridge Management Systemの開発等、橋梁維持管理のシステム化に関する研究に従事。日本ファジィ学会、土木学会、ASCE、ACIなどの会員。

Application of the Improved Immune Algorithm to a Structural Design Support System

by

Hideaki NAKAMURA, Ayaho MIYAMOTO and Tsuyoshi MATSUMOTO

Abstract :

The Genetic Algorithms(GAs) based on multi-point search method and crossover operation are one of the useful search procedures for combinatorial optimization problems and also applied to many kinds of practical optimization. However, in general, the GAs have a tendency to go down rapidly of the diversity of population in the process of searching. In order to improve this drawback, some researchers have proposed new algorithms for maintaining the diversity of population.

On the other hand, the Immune Algorithms(IAs) are optimization techniques which imitate the immune systems in an organism. The IAs are able to obtain plural semi-optimum solution with maintaining the diversity of population compared with the GAs. In this study, in order to consider the application to optimal design problems in structures, the improvement of convergent and the maintenance of the diversity of population are attempted. Furthermore, improved IA is applied to the impact resistance design problem. It is found that application of improved IA can be used as effective method of structural optimization design base on several simulation results.

Keywords : Genetic Algorithm(GA), Immune Algorithm(IA), Optimum Design, Diversity

Contact Address : **Hideaki NAKAMURA**

Computer Science and Systems Engineering, Yamaguchi University

2-16-1, Tokiwadai, Ube, Yamaguchi, 755-8611, Japan

TEL : 0836-35-9484

FAX : 0836-35-9484

E-mail : nakamura@design.csse.yamaguchi-u.ac.jp