

委員会報告
COMMITTEE
REPORT

【委員会報告】

新しい構造システム最適化手法

- 人工生命技術の応用 -

Recent Advanced Technologies for Optimization of Structural Systems

- Application of Artificial Life Technology -

構造工学委員会 AL(人工生命)技術の構造システム最適化への応用に関する研究小委員会

*Task Committee on Applications of Artificial Life Technology in Optimization of Structural Systems,
Committee of Structural Engineering*

1. まえがき

現在、システム最適化手法は種々の分野で実務に
応用されるようになってきており、その有用性が広
く認識されるようになってきた。この背景には、数
値最適化手法自体の改良とそのコンピュータパッ
ッケージ化、すなわちオプティマイザの開発があ
る。特に、連続体形状最適化における継手設計への
応用など種々の構造物・部材の最適設計、斜張橋の
ケーブル張力調整など構造物の架設期間短縮への
応用では、めざましい成果が見られている¹⁾。

しかしながら、これらの成功事例は、対象を構造
設計の中の一部に限定し、設計目標を絞ったもの
に限られている。より広い観点から構造設計そのもの
の良否を問う概念設計への応用研究やより実用的な
ものとするための離散量の取扱いの研究を進める必
要がある。ところが、現在通常用いられている数理
計画法に依存している数値最適化手法では、このよ
うな問題に対処することは容易ではない。

本研究小委員会では、これらの課題を解決するた
めに、最近注目を浴びているAL (Artificial Life)
[人工生命] 技術の構造システム最適化への応用
について調査研究を行った。AL (あるいはA-Life) 技
術とは、その名前のとおり、人間を含む生体の生命
維持方法に着目し、その機能を人工的に実現しよう
とするものであり、代表的なものとして、ニュー
ラルネットワーク (Neural Network) と遺伝的アル
ゴリズム (Genetic Algorithm) を挙げることが
できる。ニューラルネットワークは自己組織化能力
による学習機能をもち、種々の問題に対して柔軟な
対応が可能である。すなわち、従来組合せ数の膨大
さから適用が困難であった問題を解くことが可能
となったり、また学習能力により過去に解かれた
知識を利用して、組織の再編成能力により容易に
新たな解を得ることができる。特に最適化問題
に対しては、相互結合型のホップフィールド型
ニューラルネット

ワークが有効であるという報告がなされている。一
方、遺伝的アルゴリズムも、同様に組合せ最適化
問題、さらに離散量・不連続関数も容易に扱える
という特徴を持つ。遺伝的アルゴリズムはダー
ウィンの自然淘汰説を基に、淘汰・交叉・突然
変異等を含めた世代交代の考え方をを用いて最
適な解を追求するというもので、概念的な設計
のプロセスを説明するのに適し、また人間の嗜好
に関する情報をも反映させることが可能である。
この2つの方法の特徴としては、基本的な考え方
が理解しやすく、そのプログラミングも非常に
簡単であることが挙げられる。

以上のように、本研究小委員会では、新しい
技術であるAL技術に注目し、その構造最適化
への適用の可能性について研究を行い、実問題
への応用を試みた。

本報告は、AL技術の構造システム最適化への
応用に関する調査研究に基づき、AL技術の現
状把握とその実問題への応用の可能性について
検討し、その成果を中間報告書としてまとめた
ものである。

2. AL 技術の基礎理論

(1) ニューラルネットワーク

a) 背景

ノイマン型コンピュータは、スーパーコンピ
ュータによる科学計算から、ワープロやパソ
コンによる事務処理、さらにファミコンや
マイコンによるゲーム機や家電製品にまで
広がっている。その一方で、人間が簡単に
行うことができる画像や音声などのパター
ン認識や曖昧で不完全な情報から正しい結
果を判断する情報の探索や処理は不得意
であることが明らかになってきた。また、
システムが複雑化し、巨大化するととも
に、人間のように柔軟な機能を持つ情報
処理技術が待望されるようになってきた。

このような背景のもとで、ニューラル
ネットワークの研究は、知的情報処理の
基本原理の解明が盛ん

に行われた1940年代から1970年代にかけての第1次隆盛期に続いて1980年代に入って第2次隆盛期を迎えた。

b) ニューラルネットワークの基本構造と特徴

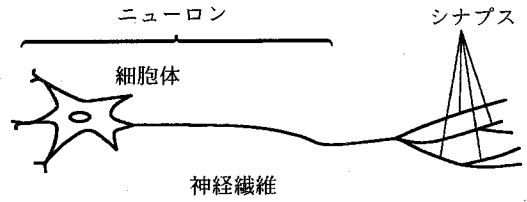
ニューラルネットワークは、人間の柔軟な情報処理能力を図-1(a)に示す脳の神経細胞(ニューロン)を図-1(b)に示す形式ニューロンと呼ばれる人工的なニューロンモデルによって実現したコンピュータアルゴリズムである²⁾⁻⁵⁾。

この手法では、各ニューロンをシナプスによって互いに結びつけて神経回路網を形成し、その結合の強さの形で情報の処理手順や量的な関係を学習させて、ネットワークを作り上げる。ニューロンは、簡単な演算素子で、多数の入力信号の総和演算としてしきい値関数の入出力特性を与える。一方、シナプスは、ニューロン間を結合するアナログ量の記憶素子である。このアナログ量の結合の強さをシナプス荷重とよぶ。ニューロンの出力値は、結合されている他の多くのニューロンの状態がシナプス荷重を付けて荷重加算され、自分の持つしきい値特性に従って決められる。

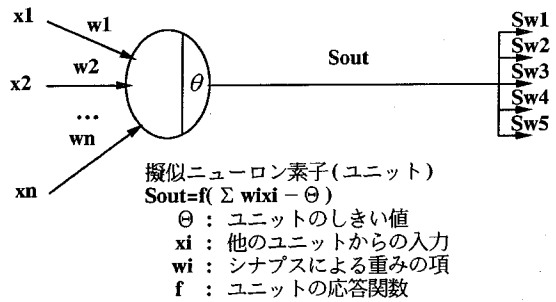
このように、ニューラルネットワークは、学習によって外界の情報を知識として獲得する能力があるので、ノイマン型のコンピュータのように論理的なプログラムを必要としない。そのため、定量化が困難な曖昧な情報や不完全な情報を柔軟に処理できる。また、ニューラルネットワークは、アナログ処理装置であるので汎化性に優れている。つまり、ある学習パターンに対して適切な応答が出ると、その近傍の入力に対してもほぼ同じような応答を得ることが期待できる。ニューラルネットワークには、以上示したソフトウェアから見た特徴の他に次のようなハードウェアから見た重要な特徴を持っている。ニューラルネットワークの学習によって獲得された知識は、ネットワーク全体のシナプスに分散的に記憶される。したがって、ネットワークの一部が故障してもシステムは正常に作動する。すなわち、ニューラルネットワークのハードウェアは、ロバスト性、フェイルセーフ性に優れている。

c) 階層型ニューラルネットワークと相互結合型ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークは、表-1に示すように注目する点によりいくつかのタイプに分類される⁵⁾。ここでは、一般によく用いられる構造に注目した分類を考える。ニューラルネットワークを、構造的に分類すると、階層型ニューラルネットワークと相互結合型ニューラルネットワークに大別される。対象とする問題によって利用するモデルが異なる。階層



(a) ニューロンの構造



(b) 形式ニューロンの構造

図-1 脳神経組織の模式図

表-1 ニューラルネットワークの分類

構造による分類	階層型	相互結合型
学習アルゴリズムによる分類	教師付き学習型	教師なし学習型
入力信号の流れによる分類	フィードフォワード型	フィードバック(リカレント)型
時間の取り扱いによる分類	連続(アナログ)型	不連続(デジタル)型

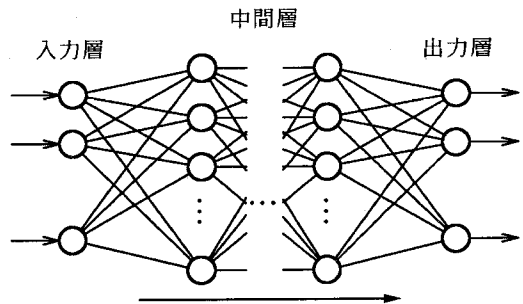


図-2 階層型ニューラルネットワーク

型ニューラルネットワークは、パターン認識の能力に優れ、主としてデータの分類、定式化の困難な問題の評価や予測等に用いられる。一方、相互結合型ニューラルネットワークは、組合せ最適化問題等に用いられる。以下、階層型ニューラルネットワークと相互結合型ニューラルネットワークについて簡単に紹介する。

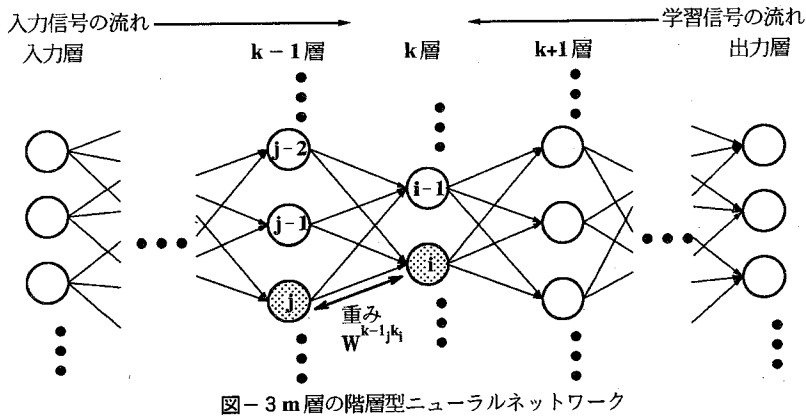


図-3 m層の階層型ニューラルネットワーク

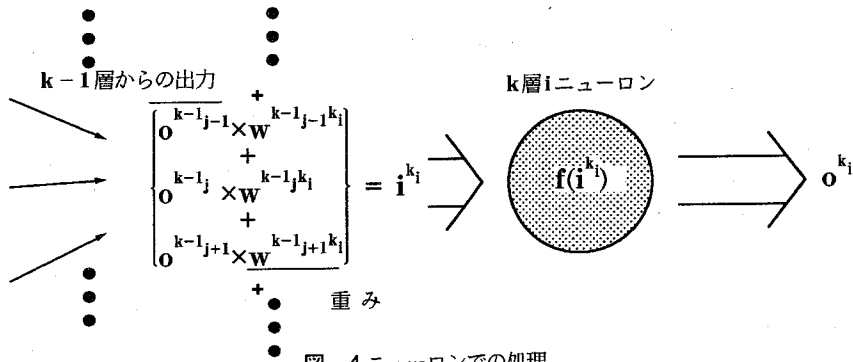


図-4 ニューロンでの処理

1) 階層型ニューラルネットワーク

階層型ニューラルネットワークは、表-1の分類で見ると教師付きの学習法を採用したもので、後述する誤差逆伝播法（バックプロパゲーション法、以下BP法と略す）という便利な学習法により、出力層より逆向きに計算して誤差を前に伝えていき、ネットワークの学習を行うものである。ネットワークの構造は図-2に示すように入力層-中間層-出力層に分かれていて、各層にニューロンが複数存在している。また、中間層も複数層の存在が許される。入力信号が入力層から中間層を通り、出力層に順次送られるため、フィードフォワード型ニューラルネットワークとも呼ばれている。階層構造を用いたモデル化は対象とする問題に広く適用できるため、最も一般的に用いられている。

①アルゴリズム

図-3に示すm層のネットワークにおいて、k層第iニューロンの入出力信号を以下のように表す。そして、ニューロンでの処理の流れを図-4に示す。

$$\text{入力} \quad i^{k_i} = \sum_j w^{k-1, k_i} o^{k-1, j} \quad (1)$$

w^{k-1, k_i} : k-1層第jニューロンとk層第iニューロン間の結合の重み

$$\text{出力} \quad o^{k_i} = f(i^{k_i} - \theta^{k_i}) \quad (2)$$

θ^{k_i} : しきい値

f : 入出力関係を与える関数

k層第iニューロンへの入力は式(1)に示すとおり、k-1の各ニューロンから出力される信号とニューロン間の重みの積をとり、すべて足し合わせたものである。ニューロンからの出力は式(2)に示すとおり、入力信号を入出力関数によって変換した値が出力信号となる。入出力関数にしきい値を持たせる場合もある。

②BP法による学習アルゴリズム

m層のネットワーク(図-3)においてk層iニューロンの入出力信号に対する重みの修正法を示す。しきい値に関しては、重みの修正法と同様に計算されるため、入出力関数におけるしきい値の項は省略して説明する。重みの修正法は、最急降下法を利用して、二乗誤差最小化の学習を行って、重みを学習回数毎に変化させている。入出力信号ならびに誤差関数は、式(3)~(5)に示すとおりである。

$$\text{入力} \quad i^{k_i} = \sum_j w^{k-1, k_i} o^{k-1, j} \quad (3)$$

$$\text{出力} \quad o^{k_i} = f(i^{k_i}) \quad (4)$$

ここに、 w^{k-1, k_i} : k-1層第jニューロンとk層第i

ニューロン間の結合の重み; f : 入出力関係を与える関数である。

$$\text{誤差関数 } \gamma = 1/2 \sum_j (o_j^m(\omega, x) - y_j)^2 \quad (5)$$

ここに, x : 入力データ; y : 教師データ; ω : ネットワークの結合の重みをすべてまとめたもの; $o_j^m(\omega, x)$: ネットワークによって計算された出力値である。

w が式 (6) のように修正されるとする。

$$w_{i,j} = w_{i,j} + \Delta w_{i,j} \quad (6)$$

ここに, t : 学習回数である。 w の修正量 $\Delta w_{i,j}$ を求めるには, 式 (7) のとおり誤差関数 γ の w についての gradient を計算する。

$$\Delta w_{i,j} = -\varepsilon C \nabla \gamma(o_j^m(w_{i,j}, x_i), y_j) \quad (7)$$

ここに, ε : 正の定数; ∇ : w についての gradient で, $\partial/\partial w_1, \partial/\partial w_2, \dots$ を表し, C : 正定値の行列で, 誤差関数 γ を w についての gradient を計算するとベクトルが得られ, スカラー量への変換を行う。

ここで, C を単位行列にとったものを考え, 成分毎に示すと, 式 (8) となる。

$$\Delta w^{k-1, k_i} = -\varepsilon \frac{\partial \gamma}{\partial w^{k-1, k_i}} \quad (8)$$

$$\text{ここに } \frac{\partial \gamma}{\partial w^{k-1, k_i}} = \frac{\partial \gamma}{\partial i^{k_i}} \frac{\partial i^{k_i}}{\partial w^{k-1, k_i}} = \frac{\partial \gamma}{\partial i^{k_i}} o^{k-1, j} \quad (9)$$

$k = m$ 以外において,

$$\begin{aligned} \frac{\partial \gamma}{\partial i^{k_i}} &= \sum_n \frac{\partial \gamma}{\partial i^{k_i}} \frac{\partial i^{k_i}}{\partial o^{k-1, n}} \frac{\partial o^{k-1, n}}{\partial i^{k_i}} \\ &= \sum_n \frac{\partial \gamma}{\partial i^{k_i}} w^{k-1, n} f'(i^{k_i}) \end{aligned} \quad (10)$$

従って, 結合の修正量 $\Delta w^{k-1, k_i}$ は,

$$\Delta w^{k-1, k_i} = -\varepsilon \frac{\partial \gamma}{\partial i^{k_i}} o^{k-1, j} \quad (11)$$

となる。

$$k = m \text{ のとき } \frac{\partial \gamma}{\partial i^{k_i}} = 2(o^{k_i} - y_j) f'(i^{k_i}) \quad (12)$$

$$k \neq m \text{ のとき } \frac{\partial \gamma}{\partial i^{k_i}} = \left(\sum_n w^{k-1, n} \frac{\partial \gamma}{\partial i^{k_i}} \right) f'(i^{k_i}) \quad (13)$$

ε が 1 回の修正の大きさを決定するパラメータとなり, 正の定数で小さな値をとる。

BP法による学習アルゴリズムについて上述したが, 入出力データを用いて実際に学習を行う際に, 決定しなければならないいくつかの項目がある。具体的には, 入出力関数 $f(x)$, 温度 T , しきい値 θ , 係数 ε および中間層の数や各層のニューロンの数, すなわちネットワーク自体の構造である。さらに, 学習の評価関数である誤差関数 γ をどの程度まで小さくすれば収束の条件 (学習回数) として適切かを決定する必要がある。

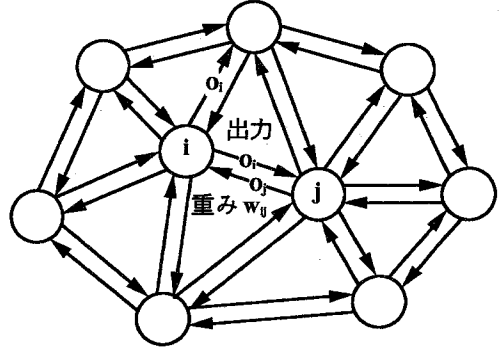


図-5 相互結合型ニューラルネットワーク

2) 相互結合型ニューラルネットワーク

相互結合型ニューラルネットワークの構造を模式的に描くと図-5のようになる。すなわち, ネットワークは状態変化を繰り返す力学系とみなせる。ここではその基本的なニューロンモデルから説明する。

①ニューロンのモデル

相互結合型ニューラルネットワークでのニューロンモデルは, 階層型ニューラルネットワークでのそれに時間パラメータ t を明記するだけでよい。すなわち, 時刻 t でのニューロン i の出力 (または状態) $o_i(t)$ は, 時間について離散的な状態方程式 (離散時間モデル)

$$o_i(t+1) = f(i_i(t)) \quad (14)$$

$$i_i(t) = \sum_j w_{ij} o_j(t) - \theta_i \quad (15)$$

あるいは次の連続的な状態方程式 (連続時間モデル)

$$o_i(t) = f(i_i(t)) \quad (16)$$

$$di_i/dt = \sum_j w_{ij} o_j(t) - \theta_i \quad (17)$$

で記述される。ここで i_i は他のニューロンよりの入力 の総和であり, 係数 w_{ij} は第 j ニューロンと第 i ニューロン間の結合の重み (シナプス荷重), θ_i はしきい値または自己バイアスである。

②ネットワークのエネルギー最小化の原理

相互結合型ニューラルネットワークの系全体の特性を表わす量として, 次のエネルギー関数を導入する。

$$E(o) = -1/2 \sum_i \sum_j w_{ij} o_i o_j + \sum_i \theta_i o_i \quad (18)$$

ただし, o はニューロンの状態ベクトルである。

いま, ニューロンに連続時間モデルを用い, 入出力関数 f は単調増加関数であり, シナプス荷重について対称性 $w_{ij} = w_{ji}$ が成り立つものとする。このと

き、式 (16) ~ (18) よりエネルギーの時間微分は

$$\begin{aligned} dE/dt &= \sum_i (\partial E / \partial o_i) (do_i / dt) \\ &= \sum_i (\partial E / \partial o_i) (do_i / di_i) (di_i / dt) \\ &= - \sum_i (\partial E / \partial o_i)^2 (df / di_i) \leq 0 \end{aligned} \quad (19)$$

となり、エネルギーは時間とともに減少することがわかる。すなわち、系のエネルギー E が減少するようにネットワークは自らの状態を遷移させていく。これは最急降下法の仕組みそのものである。そこでのエネルギー E は、力学系の安定判別に用いるリャプノフ関数に相当する。

証明の方法は異なるが、離散時間モデルでもシナプス荷重について対称性および自己フィードバック $T_{ii}=0$ が成り立つならば、状態変化に伴うエネルギーの変化量 ΔE は

$$\Delta E < 0 \quad (20)$$

となる⁶⁾。式 (19) とは異なり、式 (20) には等号が含まれていない。

相互結合型ニューラルネットワークのこのような性質は「エネルギー最小化の原理」(厳密にはエネルギーの極小化) と呼ばれる。この原理に基づき、ある規範の最適化をはかる教師なし学習などの問題に相互結合型ニューラルネットワークを用いることができる⁷⁾。

③確率的ニューロンモデル

現実の神経細胞の挙動にはカオス性が観測されており、カオス的ニューロンモデルもいくつか提案されている⁸⁾。カオス的ダイナミックスの代わりに確率的な揺らぎを利用することも考えられる。たとえば、決定論的なニューロンモデル式 (15), (17) の右辺にノイズ u_i を加えれば確率論的なモデルが得られる。ノイズには平均 0 の正規乱数などを用いる。

これとは別に、ニューロンの入出力関数 f に確率的な機能をもたせてもよい。たとえば、ニューロンの状態 o_i が 0 あるいは 1 となる確率を入力 i_i の値に応じて f によって与える。すなわち、

$$\text{Prob}[o_i=1]=f(i_i) \quad (21)$$

$$\text{Prob}[o_i=0]=1-f(i_i) \quad (22)$$

式 (21), (22) のニューロンモデルからなるネットワークをボルツマンマシン (Boltzmann Machine) と呼ぶ^{9),10)}。ここでは、ニューロンは 0 または 1 の 2 値しかとらない。

ボルツマンマシンでも、長期的には状態遷移を通して系のエネルギーが減少していく。ただし、確率的ニューロンからなるネットワークでは、系の挙動に揺らぎを与えることから、常にエネルギーが減少する方向に状態が遷移するとは限らない。このこと

は逆に、エネルギーの局所的最小点からの脱出と大域的最小点への到達の可能性を示唆する。

④シミュレーティッドアニーリング

確率的ニューロンモデルとして式 (15), (17) に平均 0 の正規乱数のノイズ u_i を加える場合、たとえば u_i の分散 σ_u^2 を

$$\sigma_u^2 = T^2 \quad (23)$$

のように与えることとする。ここで T は実数である。また、ボルツマンマシンの場合、たとえば式 (21), (22) の入出力関数 f に次の関数

$$f(i) = 1 / (1 + \exp(-i/T)) \quad (24)$$

を用いる。 T は正の実数である。

いずれの場合でも、ニューロンの確率的挙動を支配するのは T というパラメータである。

以下では、そのパラメータ T を温度と呼ぶことにする。相互結合型ニューラルネットワークを教師なし学習や組合せ最適化に用いる場合、エネルギーの局所的最小点からの脱出と大域的最小点への到達とを可能にするためには、温度 T をどうコントロールするかが重要な課題となる。

最適化問題に対して、シミュレーティッドアニーリング法 (simulated annealing algorithm) と呼ばれる確率論的アプローチがある⁹⁾。ここでは、ある手順に従って変数 X のとる状態を確率的に遷移させていく。金属あるいはガラスをある温度に加熱した後、徐々に冷却していった歪のない結晶状態を得る操作を焼き鈍し (annealing) と呼ぶ。シミュレーティッドアニーリング法では、この焼き鈍しのアナロジーから、最初のうちは確率的な揺らぎを大きく与えて状態空間の中を広く探索し、徐々に揺らぎを小さくしていった狭い探索を行う。確率的な揺らぎの大きさが温度 T に依存するものとして、次の大域的最小化の定理

$$\lim_{T \rightarrow 0} \lim_{k \rightarrow \infty} \text{Prob}[X(k) \in S_{opt}] = 1 \quad (25)$$

が制限つきで証明されている⁹⁾。ただし、 k は状態遷移の回数、 S_{opt} は目的関数の最小値を与える状態の集合である。

式 (25) は状態遷移を無限回繰り返しながら温度を 0 にまで冷却していくという操作を意味しているが、現実にはそれは不可能である。そのため、状態遷移を有限回繰り返す中で温度を下げていくことになる。温度 T のコントロールの方法をクーリングスケジュール (cooling schedule) と呼び、たとえば

$$T(k) = T_0 / \ln(k+1), k=1, 2, \dots \quad (26)$$

が代表的である。ここで、 T_0 は初期温度と呼ばれる定数である。

d) 今後の展望

階層型ニューラルネットワークは入出力関係を学習する機能を持ち、相互結合型ニューラルネットワークは状態空間中の局所点を探索する機能をもつ。ともに汎用性が大きく、アルゴリズムも簡単である。ニューラルネットワーク手法の導入により、数学的記述および解の導出が困難な悪構造問題に対して工学的アプローチが可能になってきた。とはいえ、何事にも限界がある。今後、理論上の可能性と実際上の可能性とを区別していく必要がある。ここでは述べなかったが、人工生命研究の大きな秘境としてニューラルネットワークのカオス性があり、それをどうモデル化して応用するかが今後の課題として注目されている¹¹⁾。

(2) 遺伝的アルゴリズム

a) 基本的な考え方と特徴

一般の数値計画法¹²⁾が、連続変数、連続関数から構成される最適化問題を、その関数と微係数の値を用いて探索方向を決めて最適解を探すのに比べ、遺伝的アルゴリズム¹³⁾ (以下GAと略する)は、離散変数、任意の関数から構成される最適化問題を、その関数値のみの情報から最適解を探索する方法である。前者が、一つの個体(設計)の改良の過程であるのに対し、後者は、多数の個体(設計群)の集団的な改良の過程ということもできる。ここで、任意の関数とは、関数の値が連続でも、非連続(1次の微係数の非連続のみでなく、関数値の非連続も含める)でも良く、また関数が陽に与えられても陰に与えられてもよく、極端な場合、数式で表現されていなく、関数値のみが与えられている場合でも良い。

このように、GAは適用の範囲が広く、かつ比較的簡単に理論が理解でき、計算のためのプログラムが短時間で作成できる点が、工学の種々の意思決定のための手法として評価されている理由と考えられる。その論理は、ダーウィンの自然淘汰説を基本としている。

GAは、上記のように何らかの離散的な条件を含む種々の最適化問題に柔軟に対応でき、組合せ問題^{14),15),23)}のみならず、スケジューリング問題^{16),17),24)}(何らかの行為の実施の順番決定問題と、ここでは定義される)にもほとんど同じ論理で対応できるのも大きな特徴の一つである。

GAは、繁殖・淘汰、交叉、および突然変異を重要なオペレータとし、これらから構成されるGAを単純GAと呼ぶことにする。その基本的な構成は、①問題を分析し、GAの適用が可能な状態に設計変数等を定義する「コーディング」の段階、②初期に多

数の設計を無作為に発生させる段階、③各設計を評価し、その程度によって次世代に残すか残さないかの決定をする「繁殖・淘汰」の段階、④残された設計をカップリングし、お互いの情報を交換しあう「交叉」の段階、および⑤生物界の突然変異に対応するが、部分的に少ない確率で設計を変更する「突然変異」の段階から構成され、これらが収束まで繰返されることになる。これらについて簡単に説明し、最後に、GAの信頼性を向上させるために提案された種々の工夫を説明することにする。

b) 設計変数のコーディング(coding)

設計は設計変数で表されるが、GAにおいては、設計を設計変数と関係する何らかの数字の並びで表現する。この数字の並びを、ここでは線列^{18),19)}(string)と呼ぶことにする。与えられた設計問題の設計変数を定義し、それを線列で表現することをコーディングという。GAにおいては、設計変数の取り得る値に制約はほとんどない。完全な連続変数の扱いが困難である以外は、ほとんどの定量的、定性的な値を用い得る。

c) 適応関数(fitness function)

GAにおける各線列の評価は、適応関数の値によってなされ、生物の進化が環境への適応度最大を目標とするのに対応して、適応関数の最大化が、論理の基本となる。したがって、構造設計に見られるような制約条件付の最小化問題は、何らかの変換が必要となる。

今、問題が以下のように定義されているとする。

$$\text{○目的関数: } F(I) \rightarrow \min \quad (27)$$

$$\text{○制約条件: } g_j(I) \leq 0 \quad (j=1 \sim m) \quad (28)$$

$$\text{○設計変数: } I = \{I_1, I_2, I_3, \dots, I_n\} \quad (29)$$

$$\text{○上下限值: } I_i^{\min} \leq I_i \leq I_i^{\max} \quad (i=1 \sim n) \quad (30)$$

ここで、 m は制約条件の数、 n は設計変数の数である。関数 F および $g_j(j=1 \sim m)$ は、離散量 I の関数であり任意の関数を用い得る。 I_i^{\min} および I_i^{\max} は、設計変数 I_i の上下限值である。

この制約条件付の最適化問題は、外点ペナルティ関数を用いて、以下のように無制約の最適化問題に変換される。

$$\Phi(I_i^q) = f(I_i^q) + \gamma \cdot \sum_{j=1}^m \max[g_j(I_i^q), 0] \quad (31)$$

ここで、 q は q 番目の線列を意味し、 t は t 世代目を意味する。 γ はペナルティパラメータであり、問題に応じて適当に設定されなければならない。

式(31)は、最小化の問題であるので、これをさらに最大化の問題に変換しなければならない。いくつかの変換関数が考えられるが、一例として線形変換¹⁹⁾を示す。

この変換法は、式 (32) のように定義される。適応関数の最大値を特定の値に設定することにより、結果的に淘汰をコントロールする変換法と考えることができる。

$$f = a\Phi + b \quad (32)$$

$$\left. \begin{aligned} a &= \frac{\Phi_{\text{avg}}(c-1)}{\Phi_{\text{avg}} - \Phi_{\text{min}}} \\ b &= \frac{\Phi_{\text{avg}}(c\Phi_{\text{avg}} - \Phi_{\text{min}})}{\Phi_{\text{avg}} - \Phi_{\text{min}}} \end{aligned} \right\} \quad (33)$$

ここで、 f は適応関数、 Φ はペナルティ関数、 Φ_{avg} 、 Φ_{min} は、各世代毎のペナルティ関数の平均値と最小値である。

d) 繁殖・淘汰 (reproduction & selection)

適応関数の値によって線列を取捨選択し、仮想の交配プールに貯める過程を「繁殖・淘汰」という。適応関数の値の高い線列は複数残り得る（繁殖）ことを原則とし、適応度の低い線列は排除される（淘汰）こともあり得る。

e) 交叉 (crossover)

交叉は、GAのプロセスの中でも重要な位置付けがなされる。交配プールに貯められている線列の中から、無作為に2つ選び、あらかじめ設定された確率 P_c に従い、その線列の間で情報の一部分を交換する過程を交叉と呼ぶ。

組合せ最適化問題に利用できる交叉法としては、以下の3つがある。

- ①1点交叉：線列の1か所で切断し、以降を入れ替える方法。
- ②多点交叉：線列上の複数箇所で切断し、交互に入れ替える方法。例えば2点交叉であれば、切断された中間部が入れ替わることになる。
- ③一様交叉：あらかじめ決められたマスクビットパターンに従い、線列上の値を入れ替える方法。

f) 突然変異 (mutation)

GAの最適化の過程の中では、すでに説明した繁殖・淘汰と交叉が重要な役割を演ずると考えられる。しかし、それだけでは不十分なことが多く、自然界においても生物の進化には突然変異が大きな役割を果たしたように、GAにおいても突然変異的なオペレータは必要となる。

突然変異は、あらかじめ設定された低い確率 P_m で無作為に線列を選び、その中の数字あるいは数字の組合せを、問題に応じて無作為に変更する手続きと説明される。

g) 信頼性向上のためのいくつかの補足

これまで説明された、「繁殖・淘汰」、「交叉」、および「突然変異」の3つのオペレータのみを用いるGAを単純GAと呼ぶことはすでに触れた。この単純GAそのものは、理論が簡単で一般性があり、容易に種々の最適化問題に応用できるが、一方で、安定的に良好な解を得るのは難しいという点も指摘される。

そこで、GAの信頼性向上のためにいくつかの工夫がなされているので、それらについて説明する。

1) 生長オペレータ^{14),20)}

工学の設計においては、設計変数の値と、制約条件、目的関数の値の間に何らかの定性的な関係を見いだせることは少なくなく、全体的な最適性の追求ではないが、部分的な設計の改良の方向は分かることがある。それをローカルルール (local rule) と呼ぶことにすると、GAの流れの中でも、そのローカルルールを応用し、設計の質を向上させ、GAの論理が有効に働くようにしようというのが「生長オペレータ」の考え方である。

図-6に、生長オペレータを含むGAの簡単な流れ図を示した。

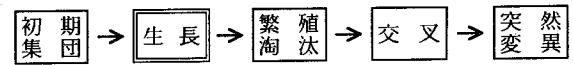


図-6 生長オペレータを含むGA

生長オペレータの一つの例として、応力の制約条件を受けるトラス構造物の設計の例を説明する。

設計変数は、JISG3444に定められている既製鋼管の中から29種類ピックアップし、その中から選択する問題である。29種類の断面は断面積の少ない順に並べてランク付けされているので、応力の制約条件を満足しなければランクを上げる、大きく満足していればランクを下げるという論理が、この場合のローカルルールとなり、以下の3種類の手続きを生長オペレータとし、各線列毎に等しい確率でどれかを選んで設計を改良するようにした。

- ①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内、あらかじめ定められた部材数だけ満足するランクまで上げる。
- ②安全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内、あらかじめ定められた部材数だけ、制約条件を満足するぎりぎりのランクまで下げる。
- ③何もしない

このオペレータを、図-6に従って入れることにより、設計の質を向上させながら多様性を保持する

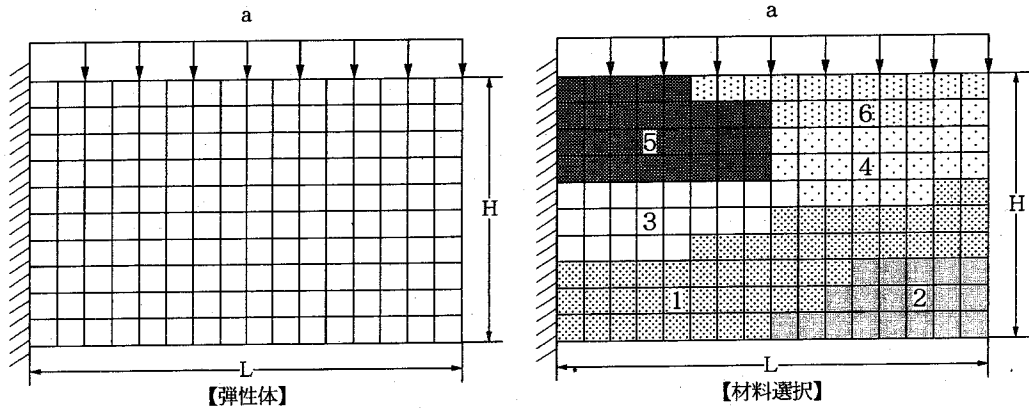


図-7 材料選択問題

ことができ、数値計算の結果、信頼性、効率性とも向上した。

2) 自動リンク^{21),22)}

これは、連続体の材料選択問題で用いる手法である。問題は、図-7 (a) に示すような連続体の各要素の材料を、いくつかの候補の中から選ぶ問題である。隣り合う要素が同じ材料であれば、それらは一体として成型される。それを「部材」と呼ぶことにする。図-7 (b) は、6部材になったケースを示しているが、各6部材は互いに接着されて全体構造を構成する。

目的関数は、各部材に用いられる材料費の総和と部材間を接着する加工費から構成される。従って、部材数が少ないことは、目的関数が少なくなる要因となる。

ところが、GAの過程では、要素間の材料選択に対して拘束力がなく、一時的に形成された良好な部材間の関係も、次世代で簡単に破壊されることが頻繁に起こる。その結果、単純GAでは、必ずしも期待する設計が得られないことになる。

そこで、GAの過程のある段階で、少数の良い線列の結合状態を参考にして強制的に設計変数をリンクさせ、結合状態を保存することを試みた。これを自動リンクと呼ぶ。自動リンクは、不可逆的な操作であるので、リンクの関係の決定は慎重にする必要があるが、付随して、設計変数の縮小もできるので、効率の向上にもつながり、良好な結果を得ることができた。

3) 大変異^{16),17),21),22)}

GAの主要なオペレータの一つである突然変異は、一般には低い確率で応用される。余り高い確率では、ランダムサーチ的な色彩が強くなり、GAの特質が生かされないからである。

しかし、GAは収束計算であり、世代の後期には、

目的関数の世代間の関係から収束とみなし得る状況が現れる。GAを応用する問題では、最適性を保証する条件は定義できないのが一般であるから、数値計算上収束的な状況になっても、それは、いわゆる初期収束（真の最適解に到達したわけではなく、数値計算上の種々の理由により、全般的な最適解とは異なる解に収束した状態）であり、より適当な設計が他にある可能性もある。それで、集団内の線列間にある条件を設定し（例えば、集団内の最良の線列が、全体の中で占める割合）、その条件を検出したら、その場合だけ突然変異の確率を大きくし（例えば50%）、現在到達している設計の周辺範囲で一度設計をばらつかせ、またもとの状態に戻ってGAの過程を続行することが効果のある場合もある。これを、大変異と呼ぶ。いくつかの問題において、良好な結果を得ている。

4) 消失ビットの復活²⁵⁾

線列を縦に並べてできるマトリクスを、仮に設計マトリクスと呼ぶと、GAの過程で、この設計マトリクスのある列すべてが同じ値（0か1）になることがある。この現象を消失ビットと呼ぶことにする。

消失ビットは、GAの最適化による情報とみなすこともできるし、また、場合によっては、特定の分離空間に設計を限定することもあるので好ましくない現象とも考えられる。これは、消失ビットが発生する桁の位置にも関係する。そこで、世代の初期には高い確率で、後期には低い確率で、また、桁の位置によって異なる確率を与えて消失ビットを解消することが提案されている。

結局線列の多様性が、ある方向づけを持って増すことになり、解析数は増えるが、信頼性の向上には効果があると考えられる。

5) 収束条件

GAを応用する問題は、連続変数、連続関数から

なる最適化問題における Kuhn-Tucker 条件のような最適性の条件の設定は難しい。逆に、そのような条件のない問題に適用すべきように考えられる。したがって、一般の収束条件というよりは、計算を終了させる終了条件と考えて設定した方が適当のように考えられる。その終了条件により計算を終了させ、さかのぼって最良の解等を求めることになる。

終了条件は、①最大世代数、②最良の人口サイズが全体に占める割合、③最良の線列が連続して改良されない世代数等を考慮し、適当な数値条件を与えて設定される。

(3) セルオートマトン^{26),27)}

a) 背景

セルオートマトン (Cellular Automata) は、もともと、生物学的な自己増殖を理想化したものとして、1948年、Von NeumannとUlamによって導入された、デジタルコンピュータによって厳密にシミュレーション可能な離散的動的システムの例である。セルオートマトンは、色付けされた正方形を用いたチェス盤のようなものである。各々のセル (色付けされた正方形) は、そのセルの近くの他のセルの現在の配置に基づいて決められたルールにしたがって外部時間ステップでその色 (状態) を変える。

セルオートマトンのもともとの動機は、それらの生物学的側面であるため、格子の位置はセルと呼ばれている。最近では、セルオートマトンは流体の研究から宇宙に関する研究までの幅広い物理システムに適用されている。

b) セルオートマトンの特性

セルオートマトンは動的システムの数学的な理想化であり、そのシステム内部では空間と時間は離散的であり、興味ある量は局所ルールにしたがって更新される離散値の有限集合を持っている。

セルオートマトンの重要な特性は次のような点である。

- ①空間は離散的であり、そして、位置 (すなわちセルそのもの) の規則的な配列が存在する。おのおのセルは、数の有限集合を持っている。
- ②時間は離散的であり、そして、おのおの位置の値は一連の離散時間ステップで更新される。
- ③位置の新しい値を生成するルールは、そのセルに隣接したセルの値にのみ依存する。
- ④各々の位置の変数は、前の時間ステップでの変数の値に基づいて同時に (シンクロして) 更新される。

c) 簡単なセルオートマトンの例

簡単な例題として、一次元セルオートマトンにつ

表-2 局所化ルールの例

step	7	6	5	4	3	2	1	0
t	111	110	101	100	011	010	001	000
t+1	0	1	0	1	1	0	1	0

いて考えよう。離散時間ステップ $t+1$ のセルの状態を決める局所ルールを決めるにあたり、ステップ t でのそのセルそのものとそれの左右に隣接するセルの状態を考えるものとする。各々のセルは、0か1の2種類の状態だけをとるものとする。

局所ルールの一例として、たとえば、いま考えているセルの状態 $icell(i)$ を決めるために、その両隣のセルの状態 $icell(i-1)$ および $icell(i+1)$ を参照する。状態 $icell(i)$ は0か1の状態しか取らないから、 $icell(i)$ を中央ビットとした3ビットの二進数を定義できる。3ビットの二進数で表現される十進数は0から7である。そこで、つぎのような局所ルールを考えることにする。

このルールは、 $t+1$ ステップの中央ビット $icell(i)$ の状態を決めるために、ステップ t での $icell(i+1)$ と $icell(i-1)$ の状態の排他的論理和を取って決めている。これを、二進数でルール化すると、01011010となり、十進数表現を用いると90になる。

d) 工学問題におけるセルオートマトンの適用例

セルオートマトンの工学問題への適用例は、現在のところ、ほとんどみられない。その中で、伊能らは、力学構造物の自己組織化に関してセルオートマトンの適用について述べている^{28),29)}。

骨組織や木材などに代表される生体の支持組織にみられる適応的な変化は機能的適応あるいはリモデリングと呼ばれている。リモデリングの機構としては、組織の各部分で力学状態が感知され、それに応じて力学特性が変化するフィードバック機構が考えられている。一方、実際の構造物を自律適応的に考えることには、現在のところ、大きな困難が伴う。構造物それ自身で、能動的に制御することなく、自律適応できないからである。

形態上あるいは物性上の自律適応は、形態あるいは材料設計の段階でのみ可能であると考えられ、伊能らによって行われているセルオートマトンの適用シミュレーションは、生体に則したのではなく、材料物性分布あるいは剛性分布最適化および最適位相設計に関するものである。

セルオートマトンの挙動を実現するために、伊能らは次の手順を用いている。

- ① 初期状態としてセルの活動領域を設定する。

- ② 力学条件（荷重と拘束条件）を与える。
- ③ 各セルに生じる応力を計算する。
- ④ 応力分布を評価する。
- ⑤ 評価に基き各セルのヤング率を変化させる。
- ⑥ ステップ②に戻る。

応力解析には有限要素法を用いており、セルは有限要素法の要素に対応している。

3. ニューラルネットワークの応用例

(1) 橋梁景観設計³⁰⁾

近年、橋梁の設計において、景観の重要性が広く認識されるようになってきた。そして、質の高い美しい橋が望まれるようになってきている。しかし、景観設計は、橋の形態や周辺環境との関連等多くの要因を考慮しなければならず、定性的な評価しか行えないのが現状である。橋梁の設計は、経済性や施工性、維持管理などの他に景観も考慮して行うが、定量的、定性的、さらには主観的、客観的な要素が入り混じったものとして総合評価を行う。したがって、全ての評価項目を定量的に扱うことは難しく、その中でも景観は人によってとらえ方が異なるため、定量的に判断することは困難となる。

このように曖昧さを多く含む景観の評価を行うに際して、学習機能を持つニューラルネットワークを用いて、過去の橋梁設計例を学習させることにより、橋梁の景観評価に対する対応性および景観評価に係わる要因の分析を試みた。さらに、橋梁の景観設計において重要な要素である色彩に関する項目と周辺環境と調和についても含めたものとしている。

(2) コンクリートの品質管理³¹⁾

ダム用超硬練りコンクリートは、普通のコンクリートに比べ、単位水量が少なくその変化が品質に敏感に影響を及ぼすため、配合時の水分管理が極めて重要である。したがって、コンシステンシーを管理するために骨材の表面水率を毎バッチ計測している。しかし、品質変動を直接測定するVC試験は、通常1時間に1回程度の抜き取り試験であり、事後管理となっている。このように、品質管理が極めて困難な超硬練りコンクリートに対して、セメントや骨材の配合計量値、骨材の表面水率測定結果ならびにミキサの消費電力量などを入力因子として、ニューラルネットワークを利用して、VC値を推定するシステムを構築した。さらに、同システムを用いた感度解析により推定誤差の分析を行うとともに実際のバッチャープラントへの適用を図った。その結果、ニューラルネットワークを利用したVC値の予

測システムの推定精度は5sec程度であり、従来試験員が実施するVC試験の管理基準 $20 \pm 10\text{sec}$ であることを考慮すると、新しい品質推定手法により、リアルタイムで練混ぜ終了直後のVC値を精度良く推定し得ることが明らかとなった。

(3) コンクリート構造物の点検³²⁾

コンクリート構造物は、一般に耐久性が優れているため、従来メンテナンスフリーと考えられ、維持管理のための施策がほとんど配慮されなかった。しかし、近年日本各地でコンクリート構造物の劣化、特に早期劣化現象が指摘され始めており、維持管理の重要性が再認識されるようになってきた。

そこで既存の火力発電所のコンクリート構造物の点検データを利用して、塩害による劣化評価を行うためのニューラルネットワークによるシステムを構築した。完成したシステムによる健全度評価の適合度を検証した結果、85%の正解率を示した。さらに、健全度を決定する要因に関する感度解析を行った。その結果、劣化レベル2の判定には、ひび割れ幅、剥離剥落、ひび割れの種類等が感度が高く、劣化レベル3では、ひび割れ幅のみで劣化レベルを判定していることがわかった。

(4) 鉄筋コンクリート床版の損傷評価³³⁾

橋梁の損傷の中で、特に鉄筋コンクリート(RC)床版のひび割れによる損傷に着目し、その損傷度を自動的に評価するシステムを構築した。このシステムでは、RC床版のひび割れの幅や長さを直接計測することなしに、ひび割れに関する図的情報をコンピュータに入力し、ニューラルネットワークのパターン認識の機能を利用して、その損傷度を判定することを試みている。このとき、ひび割れの画像に関する情報は、イメージキャナーを用いて、コンピュータに入力される。本システムは、イメージキャナーによって、パーソナルコンピュータ上にRC床版のひび割れの図を読み込み、ニューラルネットワークの画像認識機能を用いて損傷度を判定する。ここで床版の図としては、床版のひび割れの写真などを用いることができる。本システムは学習データ作成システム、学習システム、損傷度判定システムの3つのサブシステムからなっている。本システムでは、実際の損傷度判定はパーソナルコンピュータによって行うので、現場での使用に適している。さらに、本システムはニューラルネットワークのパターン認識機能を利用しているため、コンクリートの目地や水道管、ガス管等の添加物など、ひび割れ以外の画像がひび割れの図中に含まれていて

も、その損傷度の判定を行うことが可能である。

(5) 斜面崩壊予測³⁴⁾

降雨による斜面崩壊規模（崩壊高，崩土到達距離）の予測を階層型ニューラルネットワークを用いて行った。まず，斜面の角度，地質，地被物，過去の崩壊の有無，雨量の6種類，26個の入力項目を考え，建設省による崖崩れ実態調査データ（昭和44年～46年）を学習データとして用いたシステムを構築した。

構築したシステムにより未学習データを検証した結果，予測誤差が大きく，有効なシステムとはいえない結果となった。そこで，次に調査項目を増やして実施されたより詳細な実態調査データ（昭和50年～52年）を学習データとして用いてシステムの再構築を行った。システムの構築の際，入力項目として，斜面の種類，向き，型，周辺の利用状況，高さなどに関係するものを加えた，71項目を考えた。システムの検証の結果，予測精度はかなり良くなり，有効なシステムが構築できた。

この結果，斜面崩壊規模（崩壊高，崩土到達距離）の予測は，現在得られている崖崩れ実態調査データを，ニューラルネットワークを用いて処理すれば，十分可能であることがわかった。

(6) 支保パターン選定³⁵⁾

トンネルは地下深部における線状構造物であり事前調査の段階で正確な地質状況を知ることは容易ではない。このためNATMでは，掘削進行時の地質調査に基づいて適宜工法変更を行う。このとき，現位置では地山，地下水，施工に関する影響等を総合的に評価する必要があり，また現位置試験等による客観的な評価データを得ることが困難な側面を有する。このため，地山評価と支保設計に関しては未だに技術者の経験的な判断に依存するところが少なくない。そこで，これらの判断過程を一種のパターン識別と考え，ニューラルネットワークを用いてモデル化した。ネットワークモデルを試行錯誤的に変化させた数値実験を行い，支保パターン選定のためのネットワークモデルを構築するとともにモデルの特性や有効性を検討した。

その結果，ニューラルネットワークを用いることにより支保パターン選定時の技術者の判断過程をモデル化することが十分可能であることがわかった。

(7) 地熱資源評価³⁶⁾

地熱資源評価は，多岐に亘る調査データに基づき経験豊富な専門技術者が過去の事例を参考に総合的に地熱資源の量や質を判定している。しかしなが

ら，膨大な調査データを効率的に分析することは困難で，的中率が極めて低いのが現状であった。そこで，各種地表面調査で得られるデータを用いて地下深部の温度や地熱有望度をニューラルネットワークを用いて評価するシステムを構築し，従来，専門家が経験的知識に基づき行ってきた評価を再現するとともに，各種調査項目が地熱有望度に与える影響を分析することにより，経験的知識の検証を試みた。その結果，現在入手可能な学習データの中に地熱資源の有望な坑井のデータが不足しているため，有望地点を直接選定することは難しいが，有望でない地点を棄却して候補地点の絞り込みを行う方法には有効であることを示した。さらに，感度解析の結果より，地熱有望度と地表面調査データの相関関係が，従来専門家の知識をもとにした経験則と必ずしも一致しないことから，経験則の適用範囲を再検討する必要があることを明らかにした。

(8) 離散構造最適化³⁷⁾

ニューラルネットワークによる組合せ最適化の原理は簡単であるが，非線形問題を対象とする場合，状態遷移の度に感度評価が必要となる。そのため計算負荷の観点からは，非同期的状態遷移よりも同期的状態遷移の方が望ましい。ただし，同期的状態遷移ではニューロンが同調的に反復振動を始めやすくなる。まず，この問題を解決するために，確率的ニューラルネットワークとしてのニューロオプティマイザの概念を提案する。ニューロオプティマイザでは，ニューロンの状態に対する0-1制約が必要であり，それは状態空間における局所的最適解の個数を増加させ大域的最適解への到達可能性を低減させかねない。そこで次に，0-1制約による弊害をなくするために，ボルツマンマシンの導入も検討する。ここでも，同期的状態遷移を可能とするための工夫を行う。ニューラルネットワークによる組合せ最適化手法は，あくまでも近似解法であるため，解の最適性を保証することはできない。そのため目的関数のあるレベルに保つ満足化の試みをボルツマンマシンで行う。最後にトラス構造の離散的最適設計問題に提案手法を適用し，その有効性を検証する。

(9) コミッティマシン³⁸⁾

人間の高度な情報処理器官である脳ではいくつかの部所が役割分担を行っていると考えられている。これを人工的に模擬しようとするのがモジュラーニューラルネットワークである。コミッティマシンはこのようなモジュラーニューラルネットワークの1つで，人間社会の委員会をモデルとしてつくられた

ネットワークである。コミッティマシンは委員長と呼ばれる1つのニューラルネットワークと委員と呼ばれるいくつかのニューラルネットワークから構成される。これまでのコミッティマシンでは全員一致や多数決といった先験的に与えられた委員会決定ルールによって委員会全体の判断とすることが多かったが、委員長も学習を行うことで委員会の決定ルールを適応的に変化させることを試みる。これによって、全員一致や、多数決といった従来のルールよりも状況に応じた柔軟な決定ルールを求めることができ、その結果、委員会全体の判断能力の向上が得られるものと期待できる。具体例として、演算速度を高めるために並列処理の可能なトランスピュータ上にコミッティマシンを構築し、さらに回転文字認識に対する実験を行い、提案するコミッティマシンの有用性を示す。本手法はニューラルネットワークの性能を高めるだけでなく、人間社会の意思決定のありかたにも示唆を与えると考えられる。

4. 遺伝的アルゴリズムの応用例

(1) 複合体の最適材料選択^{22),39)}

弾性体の最適な材料選択問題は、有限要素法で構造解析を行う場合、各要素の材料を決定する問題となる。設計変数はそれぞれの要素の材料であり、異なる材料間ではそのヤング率、材料コストは異なる。隣り合う要素の材料が同じであれば、それぞれの部材が接着されて一つの部材とし、一体として加工される。設計の目的は、製造コストを最小化することである。製造コストは、使用する材料コストと部材の加工コストおよび部材間の接着コストから構成されると考える。つまり、同一の機能を有す材料の組合せであれば、部材数が少ない事がコストダウンの要因となる。GAは多数の設計変数、膨大な設計空間を有する問題では、なかなか安定的に良好な解を得ることは難しい。そのため問題の特徴によっては何らかの手法を導入し、GAの信頼性を向上させることが必要である。この問題では、自動リンク、人口サイズの縮小および大変異などを導入し、解の信頼性、効率ともに向上させることができた。

(2) 斜張橋のケーブル張力調整⁴⁰⁾

斜張橋は、ケーブル定着部のシムプレートの板厚を変更（シム調整）することにより、ケーブル張力を調整することができ、張力の調整によって主桁・塔の形状も改善することができる。ケーブル張力と主桁・塔の形状を設計時に想定した値に近づけるため、最適なシムプレートの板厚を数理計画法により

算出する方法が提案されてきた。しかし、これらの方法による解はすべて連続量であるが、実際のシム調整は、シムプレートの組合せによる離散量であるため、実用性の観点から最適解は離散量として与えられるのが望ましい。そこで、離散的最適化問題および組合せ最適化問題の有力な手法であるGAをケーブル張力調整に応用し、数値計算を行った。設計変数の遺伝子列へのコード化については2進数と8進数の2種類について比較を行った。交叉の方法についてはケーブル張力およびキャンバーの誤差を許容誤差により無次元化した満足度を定義し、その満足度を用いた交叉方法を提案し、一点交叉との比較を行った。遺伝子列を短くした8進数によるコード化および満足度の概念を用いた交叉法は、実用的な解を得るために有効であることがわかった。

(3) ニールセン橋最適シム量決定プログラム⁴⁰⁾

ニールセン橋は、一般的にケーブルを張り完成形状とした後、ケーブル張力と桁の高さを測定する。これら測定値と計画値との差が許容範囲内でない場合は、シムプレート厚さを調整してこれらの誤差を改善する。

しかし、ニールセン橋は高次の不静定構造物であり、さらに1本のケーブルの張力調整が隣接するケーブルの張力にも大きく影響することなどから、最適な調整シム量を求めることは非常に労力を要する作業である。

ここで紹介するのは、GAにより、ニールセン橋の最適シム量を決定するプログラムであり、架設現場でパソコンにより使用することを前提として開発したものである。プログラムの主な機能は次のとおりである。

- ①現場で実測した桁の高さ、ケーブル張力、実測時の温度などデータを入力し保存する。
- ②シム調整による誤差の改善結果を計算し、画面に表示する。
- ③桁の高さとケーブル張力に着目し、これらの誤差を小さくするようにシム量を決定する。どちらの改善を重視するかは、それぞれに対する重みを入力することで調整できる。

(4) 鉄筋コンクリート床版の打設順序決定²⁴⁾

連続桁の現場打ち鉄筋コンクリート床版の打設順序決定は、これまで「床版工事施工の手引」などを参考に、経験者が試行錯誤的に求めてきた。これは、最適な打設計画を決定するためには多大の構造解析とその評価を要求されるため、可能な組合せ全てをチェックすることが困難なためである。

そこで、組合せ最適化問題の一解法として、GAを連続桁鉄筋コンクリート床版の打設順序決定問題に適用した。ここでは施工日数、打ち継目数、たわみ誤差を線形結合した関数の最小化を目的とし、制約条件としてコンクリートの引張応力度、格点たわみ値、1日当りコンクリート打設量を考慮した。設計変数は各パネルの打設日である。

3径間連続箱桁橋を対象として数値解析を行った結果、単純GAは適用できないことがわかった。そこで、淘汰をルーレット戦略からエリート戦略に変更するとともに、新しい突然変異の概念を導入し、かつ打設日の全体平行移動パラメータを用いることにより、実用的な解を得ることができた。

(5) 仮組立シミュレーション⁴¹⁾

鋼橋の製造における仮組立検査は、複雑な部材相互の干渉や組立上の問題点が目視によって確認できるため、最も確実な検査方法である。

しかし近年、鋼橋製作費をコストダウンさせるために仮組立の省略が必要と言われている。仮組立に換わる形状確認手段として、部材形状の計測結果をもとに数値プロセッシングによって組上げることが有力である。しかし、数値プロセッシングにおける変数は多く、全組合せを計算するには膨大な時間を要する。そこで組合せ最適化の一手法であるGAを仮組立シミュレーションに適用することを試みた。

桁の仮組立シミュレーションでは、主桁単独の形状確認のみではなく横桁、対傾構、横構も含めた全体としての形状を確認しなければならないが、主桁の形状が重要であることと問題を簡略化するために、主桁のみに対象を絞った。シミュレーションモデルは単純桁である。

現場継手部の隙間量を設計変数とし、設計形状とシミュレーション結果の誤差が最小となることが望ましいと考えて目的関数を設定し、単純GAによって計算を行った。この問題は真値に近い解が数多く存在しているため、一意的な真値を算出することは難しいが、諸パラメータの設定値によらず、実用上満足できる値を安定して算出することができた。

(6) 既存橋梁の補修計画支援²³⁾

地方自治体などは多数の橋梁を一括管理する必要があり、人間における定期健康診断に相当する点検調査の実施、データの蓄積による早期発見・早期治療(補修)体制の確立が急がれている。

ここでは、まず橋梁の点検データを利用して、数量化理論第Ⅱ類による分析結果から、カテゴリー・スコアに基づいた線形判別式による橋梁の補修前後

の数値評価を可能とした。

次に、一定の予算範囲内でどの橋梁のどの部位を補修するかを決定する組合せ最適化問題を、GAを適用したナップサック問題として定式化している。具体的には、補修によるカテゴリー・スコアの上昇と補修費用の積和を一定予算内で最大化する。GAとしては、淘汰にエリート戦略を用いた単純GAを採用した。補修部位ごとにカテゴリー・スコアの上昇と補修費用の積の値が大きな順に並べたものと比較した結果、GAの解は予算内で上述の積和が最大になるような選択を行っていることが確認できた。

(7) 人工地盤の設計⁴²⁾

GAは離散的最適化問題や組合せ最適化問題の解法に優れている手法として注目されてきている。建設分野において人工地盤を計画・設計する際には、周辺建築物との接続性、トータルデザイン、下層空間の用途などに配慮した制約条件が多く、柱配置、上部工構造形式等の選択に対しても非常に多くの構造解析を伴う試行が要求される。また、目的関数の考え方も多面的であるため、多大な労力を必要としているのが実情である。

そこで、特に人工地盤の平面形状と柱配置決定問題に着目し、これをGAによって迅速かつ合理的に取り扱うためのシステム作りを試みた。

計算例では、システムの有効性を確認するため、要素数の少ないモデルケースを用いた。その結果、離散状況があまりよくない解に偏り、目的としたユニークな平面形状は得られるに至っていない。

(8) 2次元弾性構造物の最適化⁴³⁾

建築構造物の壁等に相当する2次元弾性構造物(平面応力問題)に外力が作用したとき、応力及び変位をある制限内に収めるような問題にGAを適用したものである。この場合、構造物の重量がなるべく小さいのが良いとしている。

基本的には単純GAであるが、淘汰・増殖、交叉、突然変異などに若干の工夫を加えた。また、遺伝子型をデコードして表現型に変換したとき、それが構造として不完全な場合は有限要素法による解析を行わずにアルゴリズムの高速化を図った。その結果、平均適合値と世代の関係を見ると、第1段階目では早い段階で平均適合値がやや低い値で収束している。第2段階目では振動しながらも、初期世代から第1段階目よりも平均適合値は全般的に高い値を示している。第2段階目の探索が終わった100世代目の個体を分析してみると、比較的良好な構造であることが分かる。従って、提案している個体表現で探

索が可能であることが明らかになった。

(9) トラス構造の信頼性設計⁴⁴⁾

GAを用いてトラス構造物の塑性崩壊を限界状態とする信頼性最適設計手法について検討した。その際、システム信頼性解析の計算負担を軽減する方策として、放射状領域分割法を用いている。また、最適性の評価として、期待総費用最小化原則を用いる場合(タイプ1)と、目標破壊確率を満足したうえで初期コストを最小化する場合(タイプ2)の2通りの目的関数について検討を行っている。

その結果、3部材トラスおよび10部材トラスの計算例を通じて、提案する手法によって、いずれの目的関数においても、最適設計が可能である。しかし既製型鋼を用いたトラス構造物には、ほぼ同一な破壊確率を有したうえで、異なる部材組合せを持つ設計が多数存在するので、GAとの相性としては、タイプ2の目的関数を用いる方が実用的であることを指摘している。その上で、土石流荷重を受ける実鋼製砕砂防ダムの設計に提案手法を適用し、許容応力度設計による既存設計と比較して、ほぼ同程度の破壊確率を保持したうえで約20%の総鋼材量の軽減が図れることが示された。

(10) 柱の座屈設計^{45),46),47)}

柱の耐座屈設計に関して、GAを応用した機能生成アルゴリズムの適用について述べる。

機能生成アルゴリズムとは、GAを応用した離散勾配法として位置づけられる方法で、2種類の文字列(主文字列と複数個の副文字列)を用いる。システムの機能は主文字列に記述され、副文字列は主文字列の状態の変更についての情報がコーディングされる。

柱の耐座屈設計への応用については、柱を有限要素法によって離散表現し、各有限要素に対応する柱の小部分の断面積に関する情報が主染色体にコーディングされる。副文字列には、小部分の断面積の変更に関する情報がランダムにコーディングされる。最大化する目的関数は柱の座屈荷重である。

固定/自由および固定/単純支持の2つの場合に関する計算例を通して、機能生成アルゴリズムの有効性が示された。

(11) 船舶居住区配置設計⁴⁸⁾

ブリッジへの適用を目指して、配置室群の位置関係を定める発想のステップに対する室配置設計支援システムの構築について検討する。そのために擬似発生アルゴリズムを導入する。すなわち室配置の大

まかな位置関係をGAによって求め、各室の大まかな寸法を局所ルールによって求めていく。まず、配置要素としての室群とそれらの間の隣接関係が指定され、通路配置は室配置に関する設計代替案が選定された後、手作業で行うものとする。次に、配置空間として最高階層数と各階ごとに許容領域を指定する。許容領域はすべて矩形を考える。配置空間内での位置表現には格子系をとる。制約条件として、室面積変化および室形状変化に対する許容限度を指定する。そのために、抵抗力としての硬度をパラメトリックに与える。設計代替案の評価基準として、室間の親近度と室相互の距離との積の総和、各室の標準面積保持率、各室の矩形保持率、特定の室の配置制約満足度の4項目の重みつき加法和を設定する。室群の大まかな位置関係の表現としてスライシング木を用いる。室配置設計支援システムのプロトタイプを構築し、試行例を通して有効性が検証された。

(12) 土留施工の逆解析⁴⁹⁾

都市区域の大規模土留工事では土留構造物のみではなく近接構造物の安全性の確保が重要であるが、一般的に設計段階の予測値と施工途中の計測値が合わないケースが多い。そのため各施工段階の実測結果から設計値を逆解析し、次施工に反映させることが不可欠となる。そこでGAを応用して、土留壁の実測水平変位から地盤物性値および土留壁作用土圧分布の同定を試みた。

設計変数は、各層の地盤物性値(粘着力、内部摩擦角、地下水位および静止土圧係数)とし、目的関数は各計測深さにおける水平解析変位と計測変位のノルム和とした。またGAパラメータは、人口数50、最大世代数100、交叉確率60%、突然変異確率5%と設定した。

実測データを用いて逆解析を行い、さらにこれを用いて次施工の予測解析を行った結果、逆解析については、実測値を精度高く再現することができ、計測値に対して同定値が極めて敏感である本問題にGAは有用であることが実証された。予測解析については逆解析値をそのまま用いると掘削底面付近で水平変位を過大評価する傾向があるが、静止土圧係数あるいは地盤反力係数の施工段階毎の変化を考慮することにより、次施工段階の水平変位を精度よく予測できた。

今後は土留め壁の剛性変化や地盤反力係数の非線形性などを考慮する必要がある。

(13) 地盤調査の追加配置計画⁵⁰⁾

構造物基礎やトンネル工事などを目的とした地盤

調査は、工法選定や概略設計のために事前ボーリングなどの既存データを用いて行い、その後実施設計を目的とする追加調査を行うのが一般的である。しかし、これまで追加調査計画には客観的な基準がなく、定量的な判断の下に数量、配置が決められていないのが現状である。標本値を条件として統計量から地盤物性値の空間分布を推定する手法であるクリッキングは、対象構造物の領域の推定値と推定誤差を求めることができる。そこで追加調査を実施したときの推定誤差の減少に着目して、これを最小とするように追加調査の数量や配置を行うことで、客観的かつ最適な配置計画が可能となる。追加調査が唯一カ所であれば推定誤差の最小となる位置を求めることは容易であるが、複数カ所計画することになると組合せ最適問題となり、GAの適用が有効となる。また地盤の鉛直支持力は限られた平板載荷試験から推定することになるが、その推定誤差が小さくなれば許容鉛直支持力を増加させることができる。ここでは、追加試験配置計画に関する数値実験を通して、GAの適用性が検証された。

(14) 擁壁の景観評価⁵¹⁾

緑化されたコンクリート擁壁の景観評価を判断することを目的とし、評価者の経験や感覚に左右される評価に対して、主観的な立場からファジ理論を利用する方法を提案している。また、従来経験的に設定されていたファジ理論における帰属度関数や重要度係数などについて、専門家から得られたアンケート結果を基に、GAによる逆解析を行うことで、客観的な裏付けを与えるとともに、説明因子の同定を試みた。その結果、GA逆解析による適合度の変化は、200世代程度の交配においても、最適値にかなり近い値を与えており、厳密な意味での最適解を必要としないこの種の問題に対しては、効率的で有効な手法であることが確認された。また、GA逆解析により求めた重要度係数のうち、周辺環境との調和や表面テクスチャーなどの項目が最も総合的景観に影響を与えていることが明らかとなり、既往の研究成果とも一致することが明らかとなった。さらに、植栽範囲や樹木の密度など物理的尺度への変換が容易な項目が必ずしも景観評価に重要でないことも明らかとなった。

(15) ネットワークフローの最小カット探索⁵²⁾

ネットワークのようなトポロジカルな対象では、連結性の表現に問題の特徴が現れることが多く、ブーリアン代数が解析手法として用いられ、変数・解析の内容が遺伝子表現と関連付けやすい。また、

少し問題が複雑になるだけで論理表現のビット数が増加し、計算量が指数関数的に増加する。ここでは連結性だけでなくネットワークが通しうる流量を性能評価の対象とした。構成節点を入力点側と出力点側に区分する「カット」を遺伝子表現し、これと各リンクの容量のマトリクスを用いて、簡単な演算によりカットにクロスするリンクの容量和（カット容量）を求めることができる。カット容量の最小値が可能通過量となるという基本的な定理を現実の問題にあてはめることはやや単純なモデルであるが、大震災直後の救援・復旧の隘路をなすクリティカルなリンクの発見等の応用を考えている。例題には意図的に最適解周辺に、適応度のさほど変わらない局地解が多数存在するものを与え、オペレータと収束状況の関係を観察した。単純GAでは局地解に捕らわれることが多く、意図的に「強い局地解」のパターンを破壊するような特殊な突然変異操作を加えることが有効であることが確認された。

(16) 道路整備順位決定^{(6),(17)}

何らかの交通のためのネットワーク上に、いくつかの補修を必要とする欠陥箇所がある場合、一つの欠陥箇所の補修は、全体の交通の流れを変化させることになる。欠陥あるいはその補修中に交通が被る被害を最小にするためや、その補修後の交通の効率を大きくするためには、欠陥箇所の補修の順序付けは、スケジューリング問題の一つとして重要な課題と考えられる。ここでは、いくつかのゾーンとゾーン間を結ぶ道路網があり、道路のいくつかが補修を必要とする。また、新たに特定のゾーン間を結ぶ道路の新設も考慮されているとする。

設定した問題は、工事費に時間の要因が入ること、新設工事区間を設定していること、あるゾーン間の工事を複数の工事区間に分割していることなど、難しい問題と思われる。このような問題に対してGAの応用は容易であり、モンテカルロ法による結果との比較ではほ妥当な解が得られた。

(17) 遺伝的アルゴリズムを用いた2次元構造物の最適位相に関する研究⁵³⁾

構造物の位相の決定は、従来設計者の経験や勘に負うところが大きく、決定された位相が必ずしも合理的であるとは限らず、また設計段階における最適化でも所望の結果が得られない事が多いものと思われる。構造物の位相決定では、構造形式の選定、解析方法の決定、荷重条件や形態の決定、節点数の数やその配置の決定などの離散的な問題を多く含むために、数理計画法を基にした最適化は従来困難な問

題が多いと指摘されてきた。そこで2次元弾性構造物の位相の最適化に対してGAに工夫を加え、また遺伝子割当法および多段階有限要素分割法を提案し、有効性を数値計算例を通じて確認した。提案した手法は簡単なアルゴリズムで行え、しかも比較的精度の良い解が得られるために、初期の位相決定に対しては簡便かつ有力な手法の一つであることがわかった。

5. あとがき

本報告では、新しい技術であるAL(人工生命)技術の構造システム最適化への応用についての調査研究をまとめた。AL技術には、ニューラルネットワーク、遺伝的アルゴリズム、セルオートマトン、免疫システム、L-システム等、種々のものがあるが、現時点において、その内容が理解しやすく、実問題に適用可能と思われるのは、ニューラルネットワークと遺伝的アルゴリズムであろう。

ニューラルネットワークでは、システム最適化には相互結合型のホップフィールド型ニューラルネットワークが有用であるといわれているが、階層型のニューラルネットワークでも問題の定式化を工夫することにより、システム最適化問題に適用することが可能である。ニューラルネットワークの応用例として、橋梁景観設計、コンクリートの品質管理、コンクリート構造物の点検、鉄筋コンクリート床版の損傷評価、斜面崩壊予測、支保工パターン選定、地熱資源評価、離散化構造最適化を挙げ、各々の概要と研究成果を紹介した。本調査結果より、ニューラルネットワークの適用可能性の大きさと実問題における有用性が明らかとなった。

GAの基本的な考え方とその計算手順について述べ、その信頼性向上のためのいくつかの試みについて説明した。また、GAの応用例としては、複合体の最適材料選択、斜張橋のケーブル張力調整、ニールセン橋の最適シム量決定、鉄筋コンクリート床版の打設順序決定、仮組立シミュレーション、既存橋梁の補修計画支援、人工地盤の設計、2次元弾性構造物の最適化、トラス構造物の信頼性設計、柱の座屈設計、船舶居住配置計画、土留施工の逆解析、地盤調査の追加配置計画、擁壁の景観評価、ネットワークの最小カット探索、道路整備順位決定、2次元構造物の最適位相を紹介した。紙面の関係上これらの例に限定したが、GAの応用例としてはまだまだ多くのものを挙げるができる。このことは、GAがいかに多くの広い範囲の問題に適用できるかを示すもので、その汎用性、柔軟性、適用性、有用

性を伺い知ることができる。

AL技術、特にニューラルネットワークと遺伝的アルゴリズムの概要と適用例をいくつか紹介することにより、それらの実用性が明らかになったと思われるが、これらの大部分はプロトタイプに近く真の意味で実用に供しているものは少ない。新技術の工学的な良否は、実際問題に適用しその結果をもとに判定されるべきことを考えると、さらにニューラルネットワークとGAの実問題への適用を計る必要がある。

今後、本研究小委員会では、実用プログラムの開発、配布を行うとともに、多くの実際問題に積極的に適用し、AL技術のさらなる発展を目指して研究を推進する予定である。

なお、本研究小委員会の委員構成は以下の通りである。

◎古田 均(関西大学)、荒木義則(中電技術コンサルティング)、石田良平(大阪府立大学)、伊藤義人(名古屋大学)、大島靖樹(電力中央研究所)、香月智(防衛大学校)、金吉正勝(日立造船)、亀井正博(大阪長堀開発)、菊池英明(山口大学)、岸光男(大阪府立大学)、小林一郎(熊本大学)、佐藤尚次(関東学院大学)、佐藤忠信(京都大学)、清水昭雄(宇部興産)、白木 渡(鳥取大学)、新宮清志(日本大学)、杉本博之(北海学園大学)、鈴木昌次(大本組)、鈴木 誠(清水建設)、高橋俊彦(鹿島建設)、高橋祐治(鹿島建設)、○田中成典(関西大学)、田中喜隆(コスモ技研)、田中良弘(大成建設)、近田康夫(金沢大学)、恒川裕史(竹中工務店)、徳山貴信(栗本鉄工所)、中村信秀(NKK)、中山弘隆(甲南大学)、○夏秋義広(片山ストラテック)、新納 格(佐賀大学)、西土隆幸(川田テクノシステム)、野田 茂(鳥取大学)、橋本光行(NKK)、長谷川 明(八戸工業大学)、平田恭久(群馬高専)、廣瀬彰則(中央復建コンサルタンツ)、古川浩平(山口大学)、堀口良太(熊谷組)、○松島 学(東電設計)、○満尾 淳(東急建設)、○三原徹治(九州共立大学)、武藤和好(酒井鉄工所)、森本浩之(建設技術研究所)、保田敬一(ニュージェック)、●安田 登(東京電力)、山川宏(早稲田大学)、山田幹世(パシフィックコンサルタンツ)、山西弘剛(阪急エンジニアリング)、松井伸容(パシフィックコンサルタンツ)

◎委員長●幹事長兼務○幹事兼務

参考文献

- 1) 土木学会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,pp.1-12,1992.7.

- 2) 中野馨他：入門と実習ニューロコンピュータ, 評論社, 1989.
- 3) 市川紘：階層型ニューラルネットワーク非線型問題解析への応用, 共立出版, 1993.
- 4) R. ビール, T. ジャクソン著, 八名和夫監訳：ニューラルコンピューティング, 海文堂, 1993.
- 5) 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.
- 6) 中野馨：ニューロコンピュータの基礎, コロナ社, 1990.
- 7) Hopfield, J. J. : *United States Patent*, No. 4, 660, 166, 1987.
- 8) 合原一幸編：ニューラルシステムにおけるカオス, 東京電機大学出版局, 1993.
- 9) Aarts, E. & Korst, J. : *Simulated Annealing and Boltzmann Machines*, John Wiley & Sons, 1989.
- 10) (社) 日本工業技術振興協会ニューロコンピューティング研究部会：ニューロコンピューティングの基礎理論, 海文堂, 1990.
- 11) Moran, F., et al. (eds.) : *Advances in Artificial Life, Lecture Notes in Artificial Intelligence*, 929, Springer, 1995.
- 12) 山田善一編著：構造工学シリーズ1 構造システムの最適化～理論と応用～, 土木学会, 1988.
- 13) Goldberg, D. E. : *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley, 1989.
- 14) 杉本博之, Lu Bianli, 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.
- 15) 杉本博之, 山本洋敬, 笹木敏信, 満尾淳：GAによる仮設鋼矢板締切工の設計最適化に関する研究, 土木学会論文集, No. 474/VI-20, pp. 105-114, 1993.
- 16) 杉本博之, 上前孝之, 田村亨：GAの道路補修・建設工事の順序決定問題への応用, 計測自動制御学会第11回システム工学会部研究会資料, pp. 81-87, 1993.
- 17) 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適用, 土木学会論文集, No. 482/IV-22, pp. 37-46, 1994.
- 18) Lu Bianli, 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シンポジウム講演論文集, pp. 181-186, 1991.
- 19) 杉本博之：GAの工業設計への応用にむけて, 数理科学, No. 353, pp. 45-50, 1992.
- 20) 杉本博之, Lu Bianli：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回システム工学会部研究会資料, pp. 103-110, 1992.
- 21) 杉本博之, Lu Bianli：複合材料からなる構造のGAによる最適設計に関する基礎的研究, 第43回応用力学連合講演会講演予稿集, pp. 533-536, 1994.
- 22) Lu Bianli, 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.
- 23) 近田康夫, 橋謙二, 城戸隆良, 小堀為雄：GAによる既存橋梁の補修計画支援の試み, 土木学会論文集, No. 513/I-31, pp. 151-159, 1995.4.
- 24) 夏秋義広, 向台茂, 保田敬一, 古田均：連続桁RC床版の打設順位決定問題への遺伝的アルゴリズムの適用, 構造工学論文集, Vol. 41A, pp. 627-634, 1995.
- 25) Sugimoto, H. & Lu B. : Improvement of GA by Column Remedy of Missing Bits, *Proc. of 2nd China-Japan Symposium on Optimization of Structural and Mechanical Systems*, pp. 172-177, 1995.
- 26) Ellen Thro, 米津, 神成共訳：人工生命, カットシステム (フロッピーディスク付き), 1994.
- 27) 星野編著：人工生命の夢と悩み, 裳華房, 1994.
- 28) 伊能, 下平, 小林：機論A, 61-586, pp. 1416-1422, 1995.6.
- 29) 伊能, 上杉：機論A, 61-585, pp. 1109-1114, 1995.5.
- 30) 保田敬一, 古田均：橋梁の景観設計へのニューラルネットワークの適用, 第3回システム最適化に関するシンポジウム講演論文集, pp. 141-146, 1993.12.
- 31) 安田登, 堤知明, 恒國光義, 村上祐二：ニューラルネットワークによる超硬練りコンクリートの品質管理, 構造工学論文集, Vol. 41A, pp. 1015-1021, 1995.
- 32) 安田登, 白木渡, 松島学, 堤知明：ニューラルネットワークに基づいたコンクリート構造物点検技術者の思考過程の評価, 土木学会論文集, NO. 496/V-24, pp. 41-49, 1994.
- 33) 古田均, 大谷裕生, 白石成人：ニューラルネットワークの補修工法選定への応用, 構造工学における数値解析シンポジウム講演論文集, 第14巻, pp. 339-344, 1990.
- 34) 白木渡, 松保重之：ニューラルネットワークによる斜面崩壊予測に関する研究, 第3回システム最適化に関するシンポジウム講演論文集, 土木学会, pp. 153-158.
- 35) 荒木義則, 鈴木昌次, 宮崎智司, 日永田雅司, 古川浩平, 中川浩二：ニューラルネットワークを用いたNATM施工時の支保パターン選定構造のモデル化に関する研究, 土木学会論文集 No. 522/VI-28, pp. 143-153, 1995.9.
- 36) 白木渡, 安田登, 篠原俊彦, 伊藤則夫：ニューラルネットワークを利用したグルーピングによる地熱資源評価システムの構築, 構造工学論文集, Vol. 41A, pp. 605-612, 1995.3.
- 37) Kishi, M., et al. : Structural Optimization by Neuro-Optimizer, in : Thoft-Christensen, P. (Eds.), *Reliability and Optimization of Structural Systems*, V (B-12), Elsevier Science Publishers B.V., 1993.
- 38) 中山弘隆, 上原隆浩：トランスピュータを用いたコミッ

- テングマシンとその応用,甲南大学紀要理学編 Vol42, No.1,pp.209-222,1995.
- 39) Bianli, L. and Sugimoto, H. : Application of GA to Simultaneous Selection of Material and Section, *Proc. of 2nd China-Japan Symposium on Optimization of Structural and Mechanical Systems*, pp.144-149, 1995.
- 40) (社) 土木学会関西支部共同研究グループ報告書 : 土木構造物の知識情報処理に関する調査研究報告書, pp.84-91,1994.7.
- 41) 徳山貴信,古田均,武藤和好 : 仮組立シミュレーションへのGAの適用,鋼構造年次論文報告集,Vol.2,pp.659-666, 1994.
- 42) 広瀬彰則,古田均,中谷武弘 : 遺伝的アルゴリズムを用いた人工地盤の設計,第4回システム最適化に関するシンポジウム講演論文集,pp.157-161,1995.12.
- 43) 新宮清志,五十嵐洋昌 : 遺伝的アルゴリズムによる2次元弾性構造物の最小重量問題に関する研究,構造形態の解析と創生講演論文集,日本建築学会,pp.63-68,1995. 11.
- 44) 香月智 : GAを用いたトラス構造の最適信頼性設計,第4回システム最適化に関するシンポジウム講演論文集,pp.95-101,1995.12.
- 45) 石田良平,杉山吉彦 : 機能作成アルゴリズムの提案と柱の耐座屈設計,日本機械学会論文集 (A編),Vol.59,No.566,pp.2464-2465,1993.
- 46) 石田良平,杉山吉彦,柳鳳柝 : 機能作成アルゴリズムによる柱の耐座屈設計 (副染色体の新しいコーディングの提案とその効果),日本機械学会論文集 (A編),Vol.60, No.579,pp.2672-2677,1994.
- 47) Ishida, R. and Sugiyama, Y. : Proposal of Constructive Algorithm and Discrete Shape Design of the Strongest Column, *AIAA J.*,Vol.33, No.3,pp.401-406,1995.
- 48) 岸光男,稲津晶平,井上富雄,黒龍英之,多賀謙治,船橋宏樹,細田龍介,齋田直之助 : 配置設計,第2回造船設計シンポジウム論文集,日本造船学会,1995.10.
- 49) 森一功,杉本博之,酒井邦登,満尾淳 : GAによる地盤物性値の逆解析および土留め挙動の予測解析に関する一考察,土木学会第50回年次学術講演会第3部 (B),pp.1036-1037,1995.9.
- 50) 本多真,鈴木誠 : GAによる地盤調査の追加配置計画に関する最適化シミュレーション,第4回システム最適化に関するシンポジウム講演論文集,pp.89-94,1995.12.
- 51) 安田登,近田康夫,松島学,小堀為雄 : 緑化されたコンクリート擁壁の景観評価の逆解析,土木学会論文報告集, No.514/V-27,pp.55-64,1995.5.
- 52) 佐藤尚次 : GAによるネットワークフローの最小カット探索,第4回システム最適化に関するシンポジウム講演論文集,pp.83-88,1995.12.
- 53) 稲川智一,荒川雅生,山川宏 : 2次元構造物の遺伝的アルゴリズムを用いた最適トポロジに関する研究,日本機械学会論文集 (C編),Vol.61,No.587,pp.2901-2908,1995.

(1996.3.28 受付)