

遺伝的アルゴリズムとニューラルネットワークを用いた RC 床版の耐用性評価における知識獲得支援手法

古田 均¹・渡邊英一²・賀 建紅³

¹正会員 工博 関西大学教授 総合情報学部 (〒569-11 高槻市霊仙寺町2丁目1の1)

²正会員 Ph.D 工博 京都大学教授 工学部土木工学科 (〒606-01 京都市左京区吉田本町)

³学生員 工修 京都大学大学院生 工学研究科土木工学専攻 (〒606-01 京都市左京区吉田本町)

鉄筋コンクリート床版の耐用性評価に関する知識の増加, 知識ベースの拡大につれ, ルールベースの改良, 保守のための効率的な知識獲得支援手法が必要となってきた。そこで, 本研究では, 遺伝的アルゴリズムとニューラルネットワークを用いることにより, ファジィ推論ルールを自動的に獲得する手法を提案する。サブシステムとしてニューラルネットワークを用いることにより, そのネットワークの重みを遺伝的アルゴリズムの評価関数として用いることができる。ニューラルネットワークを遺伝的アルゴリズムに導入することによって, 新たな知識の獲得を行うことができ, 知識ベースの構築が困難であった対象領域に有効であると思われる。

Key Words : durability evaluation, genetic algorithms, knowledge acquisition, neural network, RC bridge deck

1. ま え が き

土木工学分野においても, 長期的展望に立ち, 構造物を新しく建設するよりも, 既存の構造物の維持・管理・補修をより合理的に行うことに重点が移りつつあり, 構造物の維持・補修業務の重要性が増してきている^{1), 2)}。したがって今日, 橋梁構造物の維持補修をどのように計画, 実行していくかが重大な関心事となってきた^{3), 4)}。

こうした背景を踏まえた上で, 汎用性の高い, 誰にでも利用できる橋梁における鉄筋コンクリート床版 (RC床版) の耐用性評価のためにファジィエキスパートシステムの応用がなされてきたが^{5), 6)}, その一方で, 対象とする RC 床版の耐用性評価に関する知識の増加, 知識ベースの拡大につれ, ルールベースの改良・保守のための効率的な知識獲得支援手法が必要となってきた。

通常, ファジィエキスパートシステムで用いられるルールは, 対象分野の専門家が日常的に用いる推論規則を言語的表現で記述するため, 複雑な数式モデルを必要とせず意味的にも理解しやすいという特徴を持っている。しかしながら, 通常のエキスパート (プロダクション) システムと同じく, このファジィエキスパート (プロダクション) システムを実際のシステムに応用する場合に問題となるのがルールの獲得手法である。また, シ

ステムが複雑, 大規模化するにつれ, 普段無意識に用いている規則を正確に IF-THEN ルールとして表現することが困難となる。このように, 実用的なシステムを構築するには, 推論ルールを自動的に生成する方法が求められる。

そこで, 本研究では, 近年注目されている生物の遺伝・進化のプロセスを模擬して発展している遺伝的アルゴリズム (GA) と学習機能・パターン認識能力を有するニューラルネットワーク (NN) との融合モデルを用いることにより, ファジィ推論ルールを自動的に獲得する手法を提案することを目的とする。

通常プロダクションルールは, 前件部にいくつかの条件部を, 後件部に何らかの結論部を持つ。この条件部・結論部の組み合わせにより, 多くのルールが生成されるわけであり, その中の意味あるもののみがエキスパートシステムの知識ベースに蓄えられるわけである。ここで問題は, この数多く存在するルールから意味あるルールをどのようにして見出すかということであり, これが知識獲得と考えることができる。本研究では, この数多くの組み合わせからいくつかの有用なルールを見出すために GA を用いる。

GA は, 組合せ最適化問題に適しており, 評価関数が不連続な場合でも効率的に解を与えることができる⁷⁾。しかしながら, 知識獲得で問題となるのは, どのルール

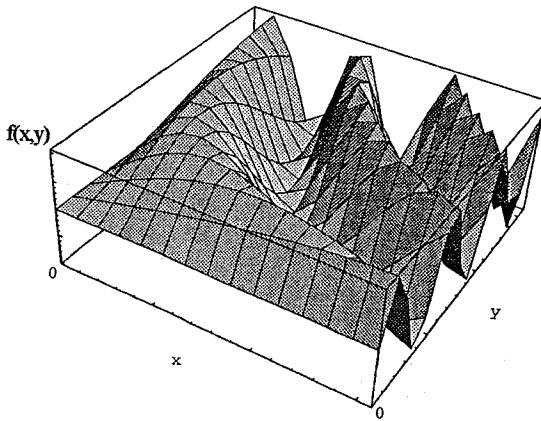


図-1 説明図

が有益であるかを判断することである。そこで、本研究では、過去のデータあるいは既に獲得されているルールを基に、NNの学習能力を用いて、GAのための評価関数を作成することを試みた。

本論文では、まず本手法の基礎となるGAとNNの概要について述べ、本研究で提案する両者を融合させた知識獲得手法について述べる。最後に、簡単な例を用いて、本手法の有効性を示す。また、本手法を鉄筋コンクリート床版の耐用性評価問題に適用し、その有用性について検討を加える。

2. 遺伝的アルゴリズムとニューラルネットワーク

(1) 遺伝的アルゴリズム^{8),9)}

自然界の生物は、遺伝→発生→適応→淘汰のサイクルを繰り返して進化して現在の姿になっている。GAは、この生物の進化のシミュレーションモデルであり、生物の適応進化に関する洞察を得るための手段であるが、生物システムを離れて人工的なシステムを対象として、その性能を最適化する手法の一つと考えて、工学的な問題に応用することも可能である。この場合、GAはシステムの適応学習進化の枠組みと考えることもできる。本研究では、GAを用いて、対象とするプロダクションルールを遺伝子として表現し、これに自然淘汰による進化のプロセスを経させることで、より良いルールへと発展させることを試みる。

本研究の対象とする問題は、関数などを用いて明確な形では記述できず、評価関数の勾配が得られず、数値的にも解きにくい問題である。すなわち、遺伝子型の空間において評価関数は同一の値を持つ点が多く存在し、多峰性が著しい。この多峰性は、それぞれ局所最適解に当たる。本研究では、この局所解も有益な情報と考

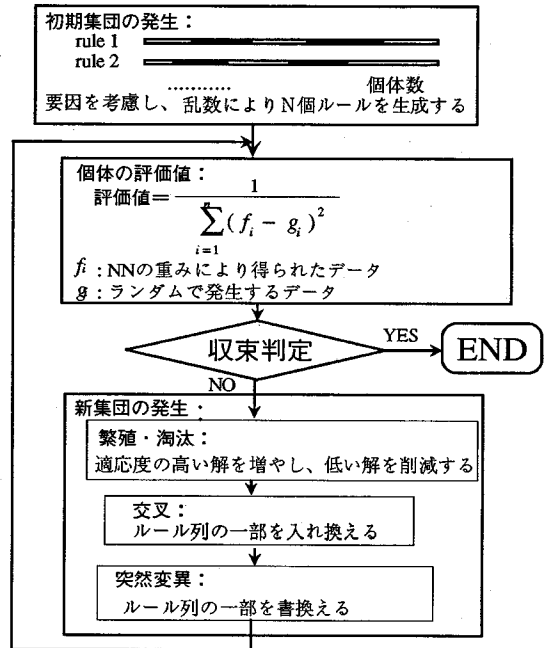


図-2 GAの流れ

える。すなわち、各局所解は周りの値に比べて評価値が高いのであるから、何らかの有用な情報を与えると考える。図で表すと、図-1に示すような図形に当たる。

このように考えると、本研究で用いるGAの目的ならびに探索法は通常のGAとは少し異なったものになる。すなわち、通常のGAでは全域解を求めることが至上命令であるが、本研究では出来るだけ多くの局所解を求めることを目的とする。

本研究におけるGAの流れを図-2に示す¹⁰⁾。

GAの手順を以下に記す。

- プロダクションルールを遺伝子列で表現する。種々の遺伝子を持つ遺伝子列を多数発生させる。ここで、各遺伝子列のことを個体、個体の集合を集団と呼ぶ。
- 各個体は、何らかの評価手法（本研究では、NNにより得られたネットワークの重みをGAの評価関数とする）により評価され、評価値が決められる。
- 評価値をもとにある基準により、複数の個体を繁殖・淘汰する。この際、局所解を得やすくするために、淘汰にはエリート戦略を用いる。
- さらに、選ばれた個体の中から複数の個体を選び、その複数の個体の遺伝子に、交叉、突然変異などの遺伝的作用素を適用し、新しい遺伝子を生成する。
- b)以降を収束するまで繰り返す。

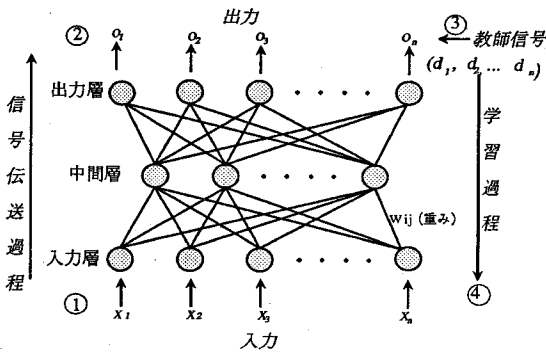


図-3 多層型ニューラルネットワークと誤差逆伝播法

f) a) から e) の手順を初期集団を変化させて何回か行う。

以上の手順により、最終的に評価値の高いルールが多数を占め、有用なルールが得られると期待される。

(2) ニューラルネットワーク⁵⁾

本研究では、階層型の NN を用い、学習アルゴリズムは誤差逆伝播法 (Back-Propagation) を用いる。この方法は、ネットワークの学習を非線形関数の最適化として捉えた原理の明解さと、層状ネットワークの中間層に位置する処理ユニットの結合重みが容易に決定できるという利点を持っている。

本研究では、この NN を用いて GA の評価関数を決定することを試みる。過去のデータと既に獲得されたルールを NN に学習させることにより、各ルールの確からしさ (信頼度) を判定する評価関数を構築する。すなわち、NN 自身を非線形の評価関数と考え、その係数をウエイトとして、学習を通じて求める。この場合、各評価ルールの信頼度を明確な関数形で表現することは困難であるため、NN を用いることで、汎化能力を持つ評価関数が設定できると考えられる。

本研究で用いた NN の流れを図-3 に示す。

(3) 遺伝的アルゴリズムとニューラルネットワークの融合の基本的考え方^{11),12)}

ファジィプロダクション (IF-THEN) ルールの構築においては、過去のデータや事例から、あるいは専門家からの聞き取り調査において、普段無意識に用いている規則をすべて正確に IF-THEN ルールとして表現することが困難であることと、専門家の経験的知識に基づいてルールの規則を記述するため、その規則によってすべて最適なルールを得られることを保証しにくい、また、あいまいな表現を使用する際に、自由度が非常に大きくなり、最適なルールを得るのが困難であるという問題が起こる。これらの問題を解決するために、本研究では、誤差逆伝播 (Back-Propagation) 学習型 NN と GA によって、ファジィ推論 IF-THEN ルールを生成するこ

とを考える。NN により得られたネットワークの重みを GA の評価関数として用いていることにより、GA によって最適な組み合わせルール (専門家から獲得した知識に近いルール) の生成が可能であると考えられる。

NN の学習には、ニューラルネットワーク計算用ソフトとして開発された Neurobaby (JIP エンジニアリング製) を用いる。具体的な操作としては、NN プログラムを用いて学習後のネットワークのユニット結合係数 (評価関数とする) を算出し、その値を GA のプログラムに自動的に読み込んでシステムを実行するという方法を取っている。

GA と NN の動作上の融合としては、NN により得られたネットワークの重みを GA の評価関数とすることで、この両立しにくい 2 つの技術的機能を同時に用いることができる。

3. GA と NN の融合手法を用いたファジィ推論ルールの自動獲得手法

GA と NN を融合して用いることで、数種類のパラメータを同時に最適化することが可能であり、任意の評価関数に対しても適用が可能である。また、ファジィ集合の max, min 演算を含んだ微分不可能なモデルにも適用できる。本研究では、ある与えられた入出力データからファジィ推論ルールを GA と NN の融合手法を用いて獲得する。ここで取り扱うファジィ推論のモデルは、プロダクション・システムにおけるものと同様で、

if <condition> then <action>

という形式で記述される。なお本研究では、例えば次のようなルール (1) を構築することを考える¹³⁾⁻¹⁵⁾。

(rules 損傷原因-1-2-2

very-true

if (構造形式 桁-plate)

(ひび割れ 形状 幅員方向)

(ひび割れ 位置 片持部 真上)

(輪荷重 位置 片持部 真上)

then (deposit (損傷原因 過大な輪荷重))

(change-rb 損傷原因-1-3))

(1)

この損傷原因-1-2-2ルールの意味は、「もし構造形式がプレートガーダーで、ひび割れ形状が幅員方向で、ひび割れ位置は片持ち部真上で、輪荷重位置は片持ち部真上であれば、損傷原因は過大な輪荷重である」ということが、確信度「非常に大 (very-true)」で言えることを表している。

また、本研究では、幅員方向、真上、very-true 等のファジィ変数をメンバシップ関数を用いて予め与える。図-

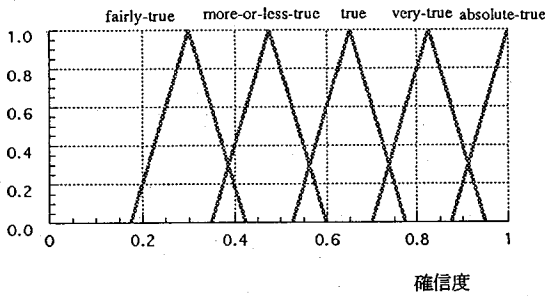


図-4 確信度を表すメンバシップ関数

表-1 メンバシップ関数の染色体とルールの対応関係

曖昧さ	影響なし	fairly-true	more-or-less-true	true	very-true	absolute-true	致死遺伝子
コード	0	1	2	3	4	5	6 7
ビット列	000	001	010	011	100	101	110 111

4はその中のファジィ真理値(確信度)の一部を示している。

ここで、ルールパラメータをコンピュータの内部表現である染色体にコーディングする手法を表-1に示す。表-1は本システムで用いられたメンバシップ関数の一部の染色体とルールの対応関係を示している。

表-1の「致死遺伝子」とは、ランダムにルール遺伝子列を生成する過程で交叉、突然変異によって生じる存在が不可能な遺伝子のことである。この致死遺伝子为了避免のために、存在する最大コード(10進)で除算を行い、その剰余を新たな遺伝子とするという工夫をプログラム内で行っている。

ここで提案するルールの評価値の計算方法は以下のとおりである。

まず、あらかじめ収集した学習用のデータ(過去のデータ、ルールなど)である要因データ(ルールの前件部)と結論データ(ルールの後件部)を二進数に書き直してNNに学習させ⁵⁾、学習後のネットワークのユニット結合係数(重み結合係数)を算出する。その値はある程度普段専門家が無意識に用いているルールの規則を反映していると考えられ、その値をGAプログラムの評価関数として自動的に読み込む。すなわち、GAプログラムでランダムに発生させた損傷原因に関する要因データ(ルールの前件部)(本研究では、NNに学習させたデータ、すなわち収集した学習用データを除いている)を、NNにより得られたネットワークの重みを評価関数として用いて、各個体(各ルール)の損傷原因認識データ(ルールの後件部 f_i)を算出する。これとランダムに発生させた損傷原因データ(本研究では、ランダムに発生させた損傷原因データ(g_i)は、損傷原因認識データ(f_i) ≥ 0.5

のとき、1となり、損傷原因認識データ(f_i) < 0.5 のとき、0となるとする。こうすることにより、評価値が収束しやすくなるとともに、無駄な探索を防ぐことができる)との誤差の自乗和を算出し、誤差が小さいほど評価値が高くなるように式(2)を用いて評価値を決定する。

$$\text{評価値} = 1 / (\text{誤差自乗和}) \quad (2)$$

すなわち、

$$\text{評価値} = \frac{1}{\sum_{i=1}^n (f_i - g_i)^2} \quad (3)$$

f_i : NNの重みにより得られた損傷原因認識データ(ルールの後件部)

g_i : ランダムに発生させる損傷原因データ(ルールの後件部)

n : ルール後件部のビットの数

本研究で対象としているRC床版の耐用性評価における知識獲得に適用するGAとNNの融合の流れを図-5に示す。以下で、図-5に従って本研究の基本操作手順について説明する。

Step 1: ニューラルネットワーク⁵⁾

まず、専門家により獲得した知識をNNに学習させ、ネットワークに学習データを繰返し流し、その結果と真値との誤差から、ネットワークの結合係数(重み)を修正していく。誤差がある要求された値になると、NNサブシステムを終了して、GAサブシステムを起動する。

Step 2: 遺伝的アルゴリズム

a) 初期集団の発生

与えられた要因データの入出力値の最小値から最大値までをランダムに発生させ、そのランダム値を後件部に持つルールを複数個発生させる。発生させた複数のルールを個体群とする。発生させた複数のルールでは専門家から獲得したルールを除いている。

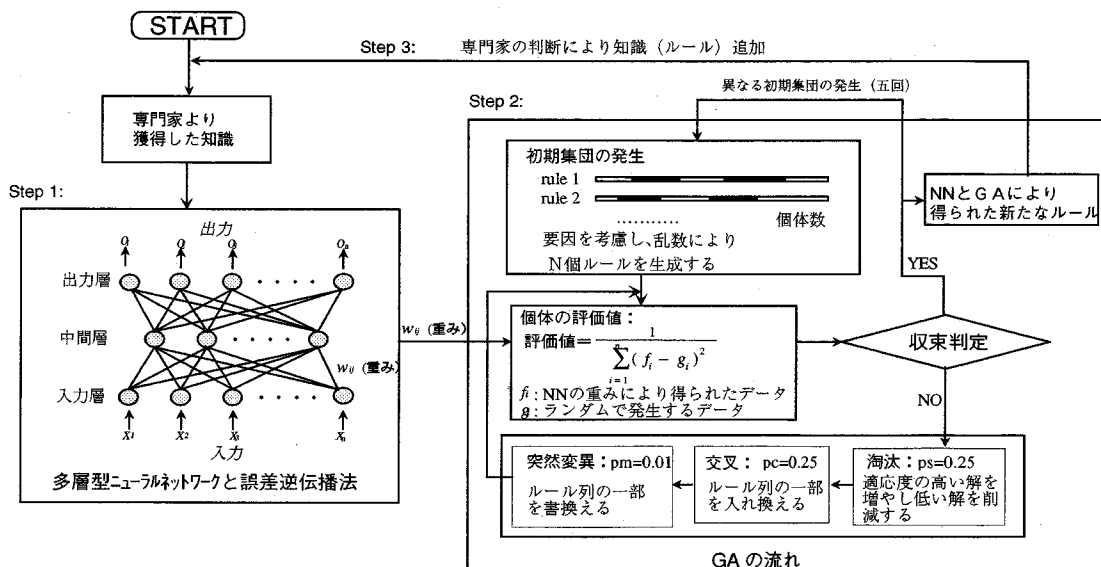
b) 個体の評価

式(3)より各ルールの評価値を計算する。実際の処理手順は、まず、NNにより得られたネットワークの結合係数(重み)をGAの評価関数として用いて、各個体(ルール)の損傷原因認識データ(ルールの後件部)を算出し、これとランダムに発生させた損傷原因データとの2乗誤差を計算する。誤差が小さいほど評価値が高くなるように式(3)を用いて評価値を決定する。

c) 新集団の発生

繁殖・淘汰:(繁殖・淘汰率 $=ps=0.25$)

評価値に応じて、個体群の中で評価値の低いルールを一定の割合($ps=0.25$)で削除する。この時、個体群の数は減少する。そこで、生き残ったルールの中で、評価値の高いものを優先的に残し、元の個体群の数になるまでそれらのルールのコピーを作る。すなわち、淘汰にエリート保存戦略を採用する。



図—5 本研究の流れ

交叉：(交叉率=pc=0.25)

選択によって復元された個体群の中から、ランダムに一定の割合 (pc=0.25) で 2 個ルールを選択し、交叉によって新たなルールを生成する。

突然変異：(突然変異率=pm=0.01)

突然変異の方法は、ルールの各要素、つまりあるルールを最小値から最大値までのランダム値と等確率で入れ換える。

d) 次のStep

繁殖・淘汰、交叉、突然変異により生成された新たなルールの組は、もし専門家から獲得したルール (収集した学習用データ) を含めば、そのルールを削除し再度異なるルールをランダムに発生させる。

そして、b), c), d) の操作を繰り返すことにより、探索的にこの繰り返し演算での最適ルールパラメータを持つ個体が生成される。また、a) の操作に戻って (本研究では、5 回を設定している)、異なる初期集団を発生させ、再度ルールの評価を行う。

上述のような操作を繰り返し行うことにより探索的に適合するルールを生成する。

Step 3 :

必要があれば、上記の方法により得られた新たなルールが専門家の判断によって正しいと判断されたら、最初の専門家により獲得した知識に追加し、新しい学習データとして Step 1 に戻る。

図—5 で示す過程は大きく 2 つのモジュールに分けることができる。GA により個体の進化を行うモジュールと、NN によるシステムの評価を行うモジュールである。

まず、専門家により獲得した知識を NN に学習させ、評価モジュール NN の学習機能・パターン認識能力を用いて、ネットワークのユニット結合係数 (GA の評価関数とする) を算出する。すなわち、GA モジュールでのルールの評価値を算出する。つぎに、GA モジュールは、NN 評価モジュールから与えられた評価値に基づきルール情報 (染色体) を持った個体の淘汰・交叉・突然変異を行い次世代に個体を継承する。2 つの手順を繰り返すことにより、最終的に評価値の高いと思われる個体をいくつか得る。

4. 実行例

(1) 簡単な例 (反転ルールの例)

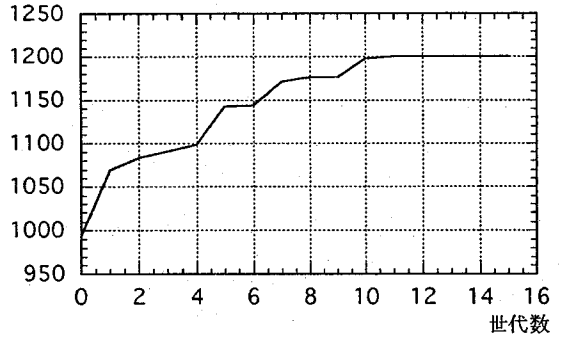
GA と NN の融合手法により、新たなルールが得られることを示すために、以下のような簡単な例を用いる。この例で用いるルールは非常に簡単なもので、ルールの前件部が二進数 6 ビットからなるデータで表されたとき、後件部は前件部のデータが反転したものを与えるというものである。すなわち、表—2 に示されるようなものである。

例えば、ルールの前件部が 111100 であれば、後件部は 001111 となる。そのようなルールの組としては全部で $2^6=64$ 組ある。この二進数 6 ビットからなるデータのランダムな組合せ数は $2^6 \times 2^6=64 \times 64=4,096$ 組である。ここで、GA と NN の融合方法の有効性を示すために、その 64 組のルールの中の三分の一のルール (21 組ルール) を NN に学習させるとする。操作手順を以下

表—2 実行例

	Rule No.	前件部	後件部	
NNに学習させる ルール組 (21組)	1	111110	011111	
	2	111100	001111	
	
	21	000001	100000	
GAとNNにより 得られた新たな ルール	loop 1	1	110111	111011
	
		5	100011	110001
	loop 2	1	011101	101110
		2	101011	110101

評価値



図—6 ルールの平均評価値の推移

表—3 損傷原因「過大な輪荷重」を対象とするルールベースの生成例

	環境要因 (ルールの前件部)					損傷原因 (ルールの後件部)
	構造形式	ひび割れ 状態	ひび割れ 位置	輪荷重 位置	示方書	過大な 輪荷重
ランダムにより発 生するルール例	桁-plate	輻員方向	片持部 真上	片持部 真上	不明	absolute-true
	箱桁	橋軸方向	支間中央	桁端部	>=7	true
	桁-plate	貫通	その他	支持桁	<=7	very-true
					
エキスパートによ り得られた知識	桁-plate	輻員方向	片持部 真上	片持部 真上	<=7	absolute-true
	桁-plate	橋軸 輻員	支間中央		<=7	true
					
GAとNNにより得 られた結果	桁-plate	輻員方向	支間中央	片持部 真上	不明	very-true
	箱桁		片持部 真上	支間中央	<=7	true
	桁-plate	橋軸 輻員	支間中央	片持部 真上	<=7	true
					

注：昭和42年9月以後の示方書を用いる場合： <=7
昭和42年9月以前の示方書を用いる場合： >=7

に簡単に述べる。

まず、64組のルールから3分の1 (21組ルール) を NN に学習させ、学習後のネットワークの重みを算出し、その値を GA の評価関数として用いる。つぎに GA により学習した NN の規則に適合する新たなルールを求める。具体的な操作手順は3. に述べたような GA と NN の基本操作手順 (図—5) によって行う。

この簡単な例に対して、GA の計算においてエリート保存戦略を用いる。その結果、図—6 に示すように 10 世代で、ルールが平均評価値に収束し、表—2 に示すように 5 個の新たなルールが得られた。また、異なる初期集団を発生させ、この操作を繰返して、2 個新たなルールが得られた。このような操作を同じく 5 回繰返し、最終的に 8 個の新たなルールが得られた。

この簡単な例 (ルールの後件部が前件部データの反転により得られる) から分かったことは、ルールの組の中の三分の一 (全部で 64 組) だけを NN に学習させて、

GA を用いて得られたルールは前件部の遺伝子列を反転させるという規則を満足しており、新たなルールが得られたことである。すなわち、GA と NN を融合して用いることで、新たなルールを効率的に得ることできると考えられる。

(2) 損傷原因「過大な輪荷重」を対象としたルールベースの生成例

損傷原因「過大な輪荷重」の推定では、表—3 に示すように、構造形式、ひび割れ状態、ひび割れ位置、輪荷重位置、示方書が影響していると考えられ、これらの要因と損傷原因「過大な輪荷重」の関係を式 (1) のようなルール表現を用いて記述する。ここで、表—3 では、損傷原因の確信度を、absolute-true, very-true, true 等のファジィ真理値で表している。

表—3 の前件部は環境要因を意味し、図—4 のようなメンバシップ関数で表現される言語変数で予め与えてお

く、ルールの後件部には予め与えたメンバシップ関数を用いる。また、環境要因の影響度をも考慮する。

GAによる損傷原因ルールのコード化として、式(1)に示すようなルールを以下のようにコード化する(表-1を参照)。

まず、本例では以下のように損傷原因に影響する要因の分類を行う。

a) 構造形式：桁-plate, 桁-box, arch-上路, arch-下路。2ビットで表わす。

b) ひび割れ形状：幅員方向, 橋軸方向, 橋軸・幅員方向, 格子, 亀甲状, 貫通, 角落, 段差。3ビットで表わす。

c) ひび割れ位置：ハンチ部, 支間中央, 片持部, 桁端部, 中央分離帯付近, 支持桁, 補修済み箇所。3ビットで表わす。

d) 輪荷重位置：ハンチ部, 支間中央, 片持部, 桁端部, 中央分離帯付近, 支持桁, 補修済み箇所。3ビットで表わす。

e) 示方書：考慮しない, 昭和34年前, 昭和34年後。2ビットで表わす。

このように考えると、前件部のみで組合せ数は $4 \times 8 \times 7 \times 7 \times 3 = 4,704$ 通りとなり、 $2+3+3+3+2=13$ ビットを用いる必要がある。

損傷原因としては「過大な輪荷重である」の確信度は以下のように分けられる。

動かしようもない事実である(1), 絶対的に確信する(absolute-true), 非常に確信する(very-true), 確信する(true), ある程度確信する(more-or-less-true), 少し確信する(fairly-true), その他(other)の7通りである。結局総組合せ数は32,928通りとなる。

例えば、式(1)の場合、構造形式→桁-plate, ひび割れ形状→幅員方向, ひび割れ位置→片持部真上, 輪荷重位置→片持部真上, 示方書→考慮しない, の場合、損傷原因(過大な輪荷重)を発生させる要因のアイテムは、以下のように表現されるものとする。

(0, 0, 2, 2, 0)

そして、これらの文字列を2進数で表わしたものを遺伝子列とする。ただし、アイテム内の案の最大数を表現できる最小限のビット数を用いるものとする。ここでは、最大数はひび割れ形状の8案であるので、3ビット必要となる。式(1)の場合、以下のようにコード化される。

(0, 0, 2, 2, 0)→00 000 001 001 00

また、ランダムにルール遺伝子列を生成する過程で交叉・突然変異において致死遺伝子の発生が考えられる。

例えば、以下のような遺伝子が発生したとする。

10 001 111 001 10

これを、10進数に戻せば、

構造形式 10→3 (アーチ上路)

評価値

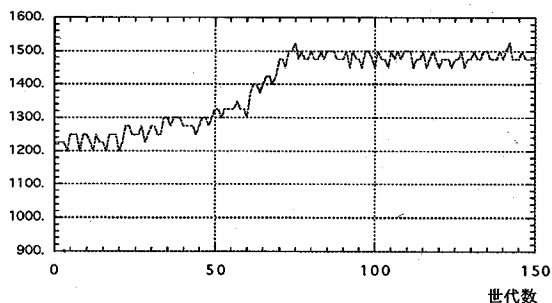


図-7 ルールの平均評価値の推移

ひび割れ形状 001→2 (橋軸方向)

輪荷重位置 111→8 (該当案なし)

該当案なしを避けるためには、存在する案数(10進)で除算を行い、その剰余を新たな遺伝子とするという工夫をプログラム内で行っている。

そして、コード化した遺伝子列(すなわち専門家から得られた知識)をNNに学習させ、求めたネットワークの結合係数(重み)をGAの評価関数として用いる。すなわち、NNから与えられたネットワークの重みを用いて、個体(コード化した遺伝子列)の評価値を算出する。この評価値に基づいて、淘汰・交叉・突然変異を行い、学習したNNの規則に適合する新たなルールを求める。操作は3.に述べたようなGAとNNの基本操作手順(図-5)によって行う。

図-7はルールの平均評価値の推移であり、80世代ぐらいでほぼ収束していると考えられ、新たなルールが獲得された。表-3から最初にエキスパートにより得られたルールとは異なるルールが生成されていることがわかる。

もし、再学習する必要があるなら、獲得した新たなルールを専門家により判断してもらい、正しいと判断されたら、新たな知識として扱う。また、これを最初に専門家から得られた知識に追加し、NNに再学習させれば、GAによりさらに新たなルールが得られる。

5. 結論および今後の課題

橋梁構造物の維持補修には、その耐用性を適切に評価することが重要であると考え、耐用性評価システムの開発を試みた^{5),13)}。本研究では、耐用性評価システムの問題点である知識の増加に伴う知識ベースの拡大、ルールベースの改良・保守のための効率的な知識獲得手法の開発を遺伝的アルゴリズムとニューラルネットワークを融合することにより試みた。その結果、以下に挙げるような結論を得た。

(1) 本研究で対象としているルールの自動獲得においては、評価関数が明確に定義されず、数値的にも解きにくいいため、通常のGAの手順を用いることは困難である。評価関数の善し悪しは直接淘汰などに影響し、解の質や収束速度に大きな影響を与えるため非常に重要である。そこで、本研究では、原理の明解さと、層状ネットワークの中間層に位置する処理ユニットの結合重みが容易に決定できるという利点を持つ誤差逆伝播階層型のNNをサブシステムとして用い、有効な結果を得た。GAとNNを融合して用いることにより、評価関数が分からない問題に対してもシミュレーションができれば、それをもって評価を行うことが可能である。NNをサブシステムとしてGAに導入することによって、学習システムとしてGAを用いることができ、知識獲得問題および知識洗練化問題に対して有用な方法を提供できる。

(2) GAとNNの融合による数値計算においては、初期ルールによって評価値の最適値を実現するルールが生成される場合とされない場合があることがわかった。また、NNサブシステムを再学習する必要がある場合、獲得した新たなルールを専門家により判断してもらい、正しいと判断されたら、新たな知識として扱い、これを最初に専門家から得られた知識に追加し、NNに再学習させれば、GAによりさらに新たなルールを得ることができる。

(3) 本研究で対象としている問題に対して、用いるGAの目的ならびに探索法は通常のGAとは少し異なったものになる。すなわち、通常のGAでは全域解を求めることが至上命令であるが、本研究では出来るだけ多くの局所最適解を求めることを目的とする。そのために、複数の組合せによって、多点探索していく方法を用いる。すなわち、本問題では遺伝子型の空間上において評価関数は同一の値を持つ点が数多く存在し多峰性が著しいが、この多峰性をそれぞれ局所最適解に当ると考えるわけである。

専門家の経験的知識に基づいてルールの規則を記述するため、その規則によってすべて最適ルールを得られることを保証しにくい。また、あいまいな表現を使用する際に、自由度が非常に大きくなり最適ルール規則を得るのが困難であるという問題に対して、NNをGAに導入することによって、新たな知識の獲得を行うことができ、知識ベースの構築が困難であった対象領域にもある程度対処することができる。すなわち、本手法を用いることにより、専門家からの聞き取り調査や、試行錯誤的に知識を抽出する場合、普段無意識に用いている規則をすべて正確にIF-THENルールとして把握することが可能となる。この結果、本手法によって得られたファ

ジイ推論ルールは、比較的よいものであると考えられる。

今後の課題としては、要因の数が多くなった場合に対して、NNとGAの収束性等について検討することが考えられる。

参考文献

- 1) 日本鋼構造協会：公共構造物における材料の使用環境、損傷に関する調査、「構造材料の信頼性評価技術に関するフィージビリティスタディー」調査報告，1983.
- 2) 宮本文徳，森川英典，古川正典：知識更新機能を有するコンクリート橋診断エキスパートシステムの開発，構造工学論文集，Vol. 38 A，pp. 543-556，1992.
- 3) 三上市蔵，田中成典，倉地晶，米田慎二：鋼橋疲労損傷の補修方法選定システムにおける類推推論と負の学習，構造工学論文集，Vol. 38 A，pp. 557-570，1992.
- 4) 小間井孝吉，木俣昇，小堀為雄：維持・管理計画のための橋梁評価システムに関する基礎的研究，土木学会論文集，No. 428/I-15，pp. 137-146，1991.
- 5) 渡邊英一，古田均，馬野元秀，賀建紅：RC床版の耐用性評価のためのファジィ・ニューラル・エキスパートシステム，構造工学論文集，Vol. 39 A，pp. 493-502，1993.
- 6) H. Furuta, J.H. He, E. Watanabe and M. Umamo: A Fuzzy Neural Expert System for Choosing Repairing Method of RC Bridge Deck, *Proc. of IABSE Colloquium on Expert System in Civil Engineering*, Vol. 68, pp. 283-292, 1993.
- 7) 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.
- 8) D.E. Goldberg: *Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning*, Addison Wesley, 1989.
- 9) L. Davis: *Handbook of Genetic Algorithms*, Van Nostrand Reinhold, 1991.
- 10) 賀建紅，渡邊英一，古田均：遺伝的アルゴリズムを用いた鉄筋コンクリート床版の耐用性評価における知識獲得支援手法，第48回土木学会年次学術講演会講演概要集，I-541，pp. 1230-1231，1993.
- 11) 吉川厚，相吉英太郎：大域的最適化のための進化と遺伝的アルゴリズム(ニューラルネットワークの初期状態進化)，数理科学，特集／遺伝的アルゴリズムと免疫システム論，No. 353，pp. 38-44，1992.
- 12) 北野宏明：人工生命と進化・発生・学習の統合，数理科学，特集／遺伝的アルゴリズムと免疫システム論，No. 353，pp. 24-31，1992.
- 13) 古田均，賀建紅，渡邊英一，馬野元秀：RC床版の健全性評価のためのファジィエキスパートシステムの改良，材料，Vol. 42，No. 483，pp. 1387-1393，1993.
- 14) E. Watanabe, H. Furuta, M. Umamo and J.H. He: A Fuzzy Neural Network System for Damage Assessment of RC Bridge Deck, *Proc. of 7th ICROSSAR*, Innsbruck, Austria, 1993.
- 15) 古田均：ファジィ・エキスパート・システム，システム／制御／情報，Vol. 34，pp. 288-294，1990.

(1994. 10. 24 受付)

A KNOWLEDGE ACQUISITION SUPPORT METHOD IN DURABILITY EVALUATION OF RC BRIDGE DECK USING GENETIC ALGORITHMS AND NEURAL NETWORK

Hitoshi FURUTA, Eiichi WATANABE and Jianhong HE

An efficient knowledge acquisition support method is necessary for improvement and maintenance of knowledge base in durability evaluation of RC bridge deck. In this paper, a method is proposed to automatically acquire fuzzy production rules using genetic algorithms with neural network. Evaluation functions of genetic algorithms can be obtained by using weights of the neural network. Introducing a neural network into genetic algorithms, it is possible to acquire new knowledge so that the method is useful when it is difficult to acquire knowledge in the field.