

I - 380

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床版の健全性評価における知識獲得支援手法

京都大学大学院 学生員 賀 建紅 京都大学工学部 正員 渡邊 英一 関西大学総合情報学部 正員 古田 均

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。こうした背景を踏まえた上で、橋梁における鉄筋コンクリート（RC）床版の健全性評価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、その一方で、対象とするRC床版の健全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、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。本研究では、誤差逆伝播学習型NNにより得られたネットワークのユニット結合係数（重み）をGAの評価関数として用いていることにより、最適な組み合わせルールの生成を可能とする。GAとNNの融合で両立しにくい二つの技術的機能を同時に用いることができる。

2. GAとNNを用いたルールの自動獲得手法

本研究では、例えば、式（1）のようなファジィ推論ルールを構築することを考える。また、幅員方向、very-true等のファジィ変数のメンバシップ関数は図-1（その一部）に示すように予め与える。この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。

```
(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(主筋) 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)
```

表-1で、「致死遺伝子」の意味は、交叉・突然変異において発生する存在していない遺伝子のことであり、

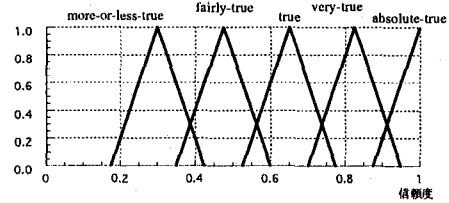


図-1 信頼度をあらわすメンバシップ関数

表-1 メンバシップ関数のコーディング

曖昧さ	影響なし	more-or-less-true	fairly-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	000	001	010	011	100	101	110 111

これを避けるための工夫をプログラム内で行っている。

本研究で提案するルールの評価値の計算方法は次のとおりである。まず、学習用のデータをNNに学習させ、学習後のネットワークの重みを算出する。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GAプログラムに読み込む。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）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_1 ）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（ルールの後件部 g_1 ）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。

$$\text{評価値} = 1 / \text{誤差自乗和} = 1 / \sum_{i=1}^n (f_i - g_i)^2 \quad (2)$$

本研究でRC床版の健全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-2に示す。図-2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。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によりネットワークの重み（GAの評価関数とする）を算出する。つぎに、GAモジュールにより、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。この2つの手続きを繰返し行い、最終的に評価値の高いと思われる個体をいくつか発生する。

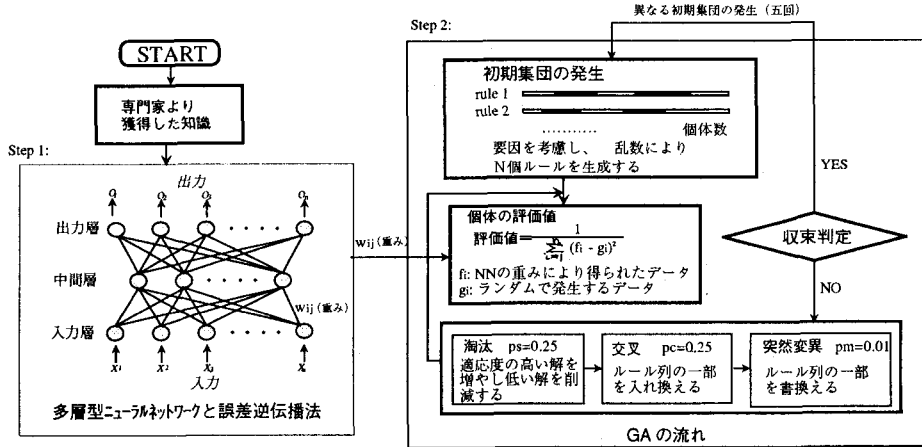


図-2 GAとNNの融合の流れ

3. 実行例

例えば、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過程を表-2に示す。環境要因と損傷原因の関係を表式(1)のようなルール表現を用いて記述する。前件部の環境要因と後件部の損傷原因を図-1のようなメンバシップ関数で予め与えておく。ルールのコード化として、例えば、式(1)の場合、以下のようにコード化される。

(1, 1, 3, 3, 0) → 01 001 011 011 0

コード化した遺伝子列をNNに学習させ、求めたネットワークの重みをGAの評価関数として用いる。具体的な操作はGAとNNの融合の流れ(図-2)によって行う。

表-2 実行例

	環境要因					損傷原因
	構造形式	ひび割れ状態	ひび割れ位置	輪荷重位置	示方書	
ランダムにより発生するルール例	桁-plate	幅員方向	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		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	幅員方向	片持部 真上	片持部 真上	<=7	absolute true
	桁-plate	橋軸 幅員	支間中央		<=7	true
						
GAによって獲得した結果	桁-plate	幅員方向	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
						

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

表-2に示すように、GAにより新たなルールが生成されている。図-3はルールの平均評価値の推移であり、80世代ぐらいでは収束していると考えられる。

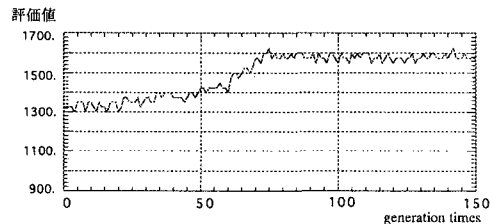


図-3 ルールの平均評価値の推移

4. 結論および今後の課題

本研究では、GAとNNを融合させて用いることにより、ファジィ推論ルールを自動的に獲得する手法を提案した。数値計算結果より得られた結果、(1)評価関数がはっきり定義されない場合でも、NNをサブシステムとして用いることにより、そのネットワークの重みをGAの評価関数として用いることができ、有用な解を得ることができる。(2)最初のルールの集合にない良いルールが生成されている。(3)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。

以上より、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有効であると思われる。

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の収束性能などについて検討することが考えられる。

参考文献

- 1) 渡邊英一，古田均，馬野元秀，賀建紅：R/C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. 39A，pp. 493-502，(1993)。
- 2) 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)