

I - 541

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

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 京都大学工学部 正員 古田 均

1. まえがき

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・プロダクション・システムの応用がなされてきたが¹⁾、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が増加し、知識ベースが拡大するにつれ、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くる。

そこで、本研究では、遺伝的アルゴリズム(GA)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。GAは、最適化の逐次改善法の一種ではあるが、複数の探索点を初期値に持つことから最適解を探索するまでの演算時間が少ないという特徴を持っている。また、解を部分的に交換したり、変化させて最適な解に改善していく。これは、通常のエキスパートシステムで、専門家からの聞き取り調査などでルールを作成する過程によく似ていると考えられる。従ってGAを用いることにより、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。ここでは、簡単な例を用いて、知識獲得におけるGAの有効性を検討する。

2. GAを用いたファジィ推論ルールの自動獲得手法

GAの特徴としては、遺伝子情報を含む染色体の表現の仕方を変えることにより数種類のパラメータを同時に最適化可能、任意の評価関数にたいして適用可能等が挙げられる。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も扱うことができる。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を用いて獲得する。ここで、本研究での流れを図-1に示す。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、次のようなルールを構築する。

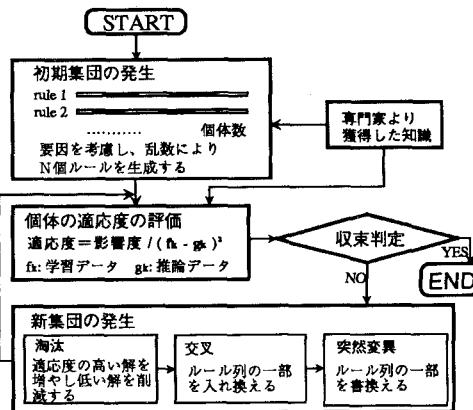


図-1 本研究でのGAの流れ

(rules 損傷原因-1-2-2

very-true

```

if (構造形式 柔一plate)
  (ひび割れ 状態 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)
  
```

本研究では、メンバーシップ関数は予め与えているが、図-2にその中の1部を示す。

more-or-less-true fairly-true true very-true absolute-true

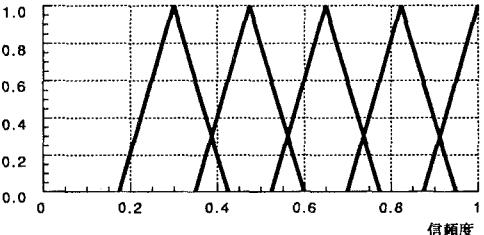


図-2 信頼度をあらわすメンバーシップ関数

本研究で提案するルールの生成法の手順を以下に記す。適応度は各個体から得られる推論データと教師データとの2乗誤差である。適応度は次式を用いて計算される。

$$\text{適応度} = \text{影響度} / (\text{誤差自乗和}) \quad (2)$$

ここで、影響度とは、各環境要因が損傷原因「過大な輪荷重」に影響する重みである。

Step 1. 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の組を複数発生させる。発生させた複数の推論ルールの組をGAの個体群とする。

Step 2. 個体の評価

式(2)より各ルールの組の適応度を計算する。実際の処理手順は、あらかじめ収集した学習用(アンケートデータ)データをStep 1で発生させた各ルールとマッチさせる。このとき、各ルールには各要因の影響度を予め与えておく。マッチしたルールの推論結果と教師データとの誤差の自乗和を算出し、誤差が小さいほど適応度が高くなるように式(2)を用いて適応度を決定する。

Step 3. 新集団の発生

a. 選択：適応度に応じて、個体群の中で適応度の低い推論ルールの組を一定の割合で削除する。このとき、生き残ったルールの数は減少する。そこで、生き残ったルールの組の中で、適応度の高いルールの組から順に元の個体群の数になるまでその組のコピーを作る。

b. 交叉：aによって復元された個体群の中から、最も適応度の高い推論ルールの組と、それに続く適応度の高い推論ルールの組を順次選択する。この2組から交叉によって新たな推論ルールの組を生成する。

c. 突然変異：bにより生成された推論ルールに対して、突然変異の方法は、推論ルールの各要素、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。

このように、Step 2と3の操作を繰り返し行うことにより、探索的に最適なルールパラメータを持つ個体が生成される。

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-1に示す。

損傷原因「過大な輪荷重」の推定では、表-1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-1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-1 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	>=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	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
	箱桁		片持部 真上	支間中央	<=7	true
	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	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

表-1の前件部は環境要因を意味し、図-2のようなメンバーシップ関数で表現される言語変数で予め与えておく。後件部には予め与えたメンバーシップ関数を用いて、また、環境要因の影響度をも考慮する。GAにより獲得した結果(表-1)から分かるように、最初のルールのなかにないルールが生成されている。

図-3はランダムに発生させたルールの平均評価値の推移であり、300世代ぐらいでほぼ収束していると考えられる。

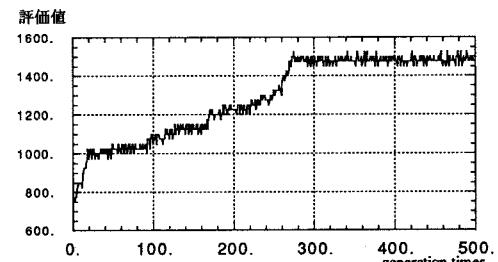


図-3 ルールの平均評価値の推移

4. 結論

GAによる計算を行った結果、(1)最初のルールの集合にない有用なルールが生成されている。(2)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。

参考文献

- 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).
- David E. Goldberg:Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning, (1989).
- 竹内勝:遺伝的アルゴリズムによる機械学習 J.SICE Vol. 32 No. 1 Jan. (1993).