

論文 コンクリート橋診断エキスパートシステムにおける知識獲得手法の改良

宮本 文穂*1・青木 治道*2・中村 秀明*3・河村 圭*4

要旨: 著者らは従来より、橋梁の劣化診断を行う「コンクリート橋診断エキスパートシステム」を開発し、それと共にシステムの学習用アンケートも実施してきた。しかし、このアンケートより得られる入力データは専門技術者の主観的判断に依存する部分があったことから、本研究では、主観的な部分を極力排除したアンケートに変更した。さらに、このシステムは内部の知識・推論処理をユーザ側からみても理解可能なように設計しているが、その学習に関して専門技術者から妥当な知識の獲得については十分考慮されていなかった。そこで、本研究では、システムの信頼性向上を目的とした学習手法を提案し、知識を生かすシステムを再構築した。

キーワード: 橋梁診断, ニューラルネットワーク, ファジィ, エキスパートシステム, 学習

1. まえがき

橋梁の維持管理の基本フローは、「点検・調査」→「評価・診断」→「補修・補強」であるが、その中でも「評価・診断」を行うことができる橋梁の専門技術者の数が非常に少ないのが現状である。また、今後の維持管理業務増大を考慮すると専門技術者不足が予想されることから、著者らは、橋梁の目視点検程度の情報から橋梁の劣化診断（性能評価）を 0～100 点で行う「コンクリート橋診断エキスパートシステム」（以下、診断システムという）の開発を行ってきた。

従来から開発されてきた診断システムでは専門技術者が行う橋梁診断の推論過程を診断プロセスとして階層化し、この診断プロセスに従ったファジィ変数を含むプロダクションルールが作成されている²⁾。さらに、このプロダクションルールを基に階層構造ニューラルネット³⁾を用いた推論機構が構築されており、BP 法による学習を可能としている。しかしながら、この診断システムではファジィ推論を可能とする推論機構に意味を持たせて構築してあり、BP 法による学習を行って

るが、その学習では、専門技術者に行った学習用アンケートから妥当な知識の獲得を可能とする BP 法を利用した学習手法については十分検討されていなかった。そこで、本研究では、学習による結合重みやしきい値の変化に制約を設けるなど、知識獲得を考慮した学習手法を考案し、それを用いて診断システムを再構築した。さらに、システムの学習において利用される学習用アンケートには、システムへの入力となるデータに専門技術者の主観的判断が反映される部分が多く、専門技術者の違いによってその評価点が異なる恐れがあった。そこで本研究では、学習用アンケートを建設省土木研究所資料「橋梁点検要領(案)」⁴⁾に従うように変更した。

2. 橋梁診断システムの改良

本章では、診断システムの学習用アンケートの変更と、専門技術者が有する知識を抽出するため考案した学習手法について解説する。診断システムは、橋梁台帳や目視点検結果等から得られた定量的または定性的データをシステムに入力する

*1 山口大学教授 工学部知能情報システム工学科 工博（正会員）

*2 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 工学士

*3 山口大学助教授 工学部知能情報システム工学科 博士（工学）（正会員）

*4 山口大学 VBL 非常勤研究員 工学部知能情報システム工学科 博士（工学）（正会員）

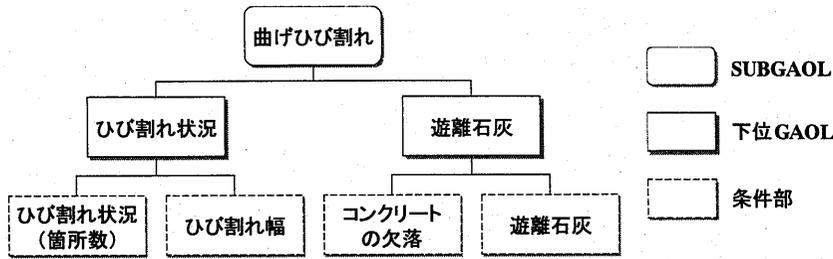


図-1 曲げひび割れの状況を評価する診断プロセスの例

表-1 ひび割れ状況の 카테고리分け (RC 構造物)

	カテゴリー		
	大	中	小
ひび割れ幅	0.3mm以上	0.2mm以上0.3mm未満	0.2mm未満

表-2 評価基準

判定区分	一般的状況
A	点検の結果から、損傷は認められない。または、その程度を記録する必要がない。
B	損傷が認められ、その程度を記録する必要がある。
C	損傷が認められ、追跡調査を行う必要がある。
D	損傷が大きく、詳細調査を実施し補修、または補強するかどうかの検討を行う必要がある。
E	損傷が著しく、交通の安全確保の支障となる恐れがある。または補修・補強の必要がある。

損傷状態				最大ひび割れ幅(mm)	評価
ひび割れ状況(箇所数)					
大	中	小			
-	-	1	0.1	(A) B C D E	
-	-	2	0.1	A B (C) D E	
-	-	3	0.1	A B C (D) E	
3	-	-	0.6	A B C (D) E	
-	3	-	0.2	A B C (D) E	
-	-	3	0.1	A (B) C D E	
1	3	1	0.5	A B C (D) E	
1	5	2	0.6	A B C (D) E	
1	8	1	0.3	A B C (D) E	
1	3	6	0.7	A B C (D) E	
1	5	4	0.4	A B C (D) E	
:	:	:	:	:	

↑
点
数
化

損傷状態						評価(点)
ひび割れ状況(箇所数)			ひび割れ状況合計(点)	最大ひび割れ幅(mm)		
大:1.5	中:1	小:0.5				
0	0	0.5	0.5	0.1	100	
0	0	1	1	0.1	50	
0	0	1.5	1.5	0.1	50	
4.5	0	0	4.5	0.6	25	
0	3	0	3	0.2	50	
0	0	1.5	1.5	0.1	75	
1.5	3	0.5	5	0.5	25	
1.5	5	1	7.5	0.6	25	
1.5	8	0.5	10	0.3	25	
1.5	3	3	7.5	0.7	25	
1.5	5	2	8.5	0.4	25	
:	:	:	:	:	:	

図-2 学習用アンケート結果と学習用データへの変換

ことにより、最終的には橋梁の性能（耐用性，耐荷性，耐久性）を評価するものであるが，本論文では，簡単のため，図-1に示される診断プロセス中の一部『曲げひび割れの状況』を診断するための下位GOAL「ひび割れ状況」を用いて本研究の説明を行っていく。なお，図中の条件部には，点検結果が入力される。

2.1 アンケートの変更

これまで用いられてきた学習用アンケートは，例えば図-1の条件部[ひび割れ状況(箇所数)]などの点検項目では，専門技術者は，経験的な評価および知識から主観的な判断により 0.0 点から 1.0

点まで0.1点刻みで11段階の評価を記入していた。しかし，この手法では専門技術者の違いによって大きくその評価点が異なる恐れがあった。なお，ここで学習用アンケートとは，橋梁点検による点検結果およびそれに対応した専門技術者によるアンケート結果のことをいう。

そこで本研究では，学習用アンケートを橋梁点検要領(案)に従った点検手法を利用することにより，この問題を解決することを考えた。ここでは，図-1に示される下位GOAL「ひび割れ状況」を評価する診断プロセスについて行った学習用アンケートの変更の例を示す。なお，橋梁点検要領(案)

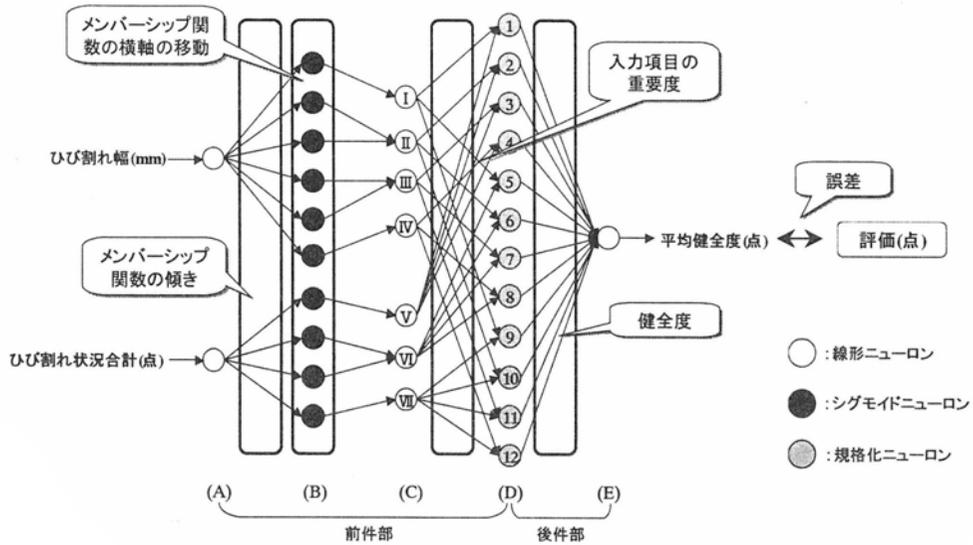


図-3 階層構造ニューラルネットワークによる推論機構

表-3 下位 GOAL「ひび割れ状況(点)」における初期プロダクションルール

No.	前件部		後件部
	ひび割れ状況	ひび割れ幅	「ひび割れ状況」の健全度
1	かなり多い	かなり大きい	0
2	かなり多い	大きい	7.5
3	かなり多い	小さい	49.9
4	かなり多い	極小さい	60.1
5	多い	かなり大きい	20.8
6	多い	大きい	28.2
7	多い	小さい	69.9
8	多い	極小さい	76.1
9	少ない	かなり大きい	40.8
10	少ない	大きい	52.8
11	少ない	小さい	75.8
12	少ない	極小さい	100

では、ひび割れの状況は表-1に従ってカテゴリー分けされ、その箇所数が点検調書および損傷図に記録される。また、表-2は図-2の左図において点検結果(損傷状態)より総合評価を行うための評価基準である。ただし、本研究の点検では、ひび割れ箇所は、単位面積当たり(1.0m²)でみており、この範囲内のひび割れは、その本数に関係なく1箇所としてみなされるものとした。

図-2の左図に、専門技術者に対して行った学習用アンケート調査の一例を示す。なお、このアンケートにおいて専門技術者は図-2の左図に記述された損傷状態が対象部材に発生している場合を想定し、AからEの5段階の評価を行うものとする。図中の○は、専門技術者によって評価された結果である。また、発生状況やひび割れ幅の損傷

状態を無作為な並びで質問することにより、専門技術者には経験的な知識から直感的に回答して頂く工夫をしている。また、専門技術者の意見からも、本研究のようなアンケートのほうが回答しやすいとの感想も得られた。

続いて、図-2の右図に学習用アンケートを診断システムの入力用に点数化したものを示す。ここで、図-2の右図の点数化では、専門技術者の評価は、(A, B, C, D, E) = (100, 75, 50, 25, 0)のように点数化を行い、各カテゴリーの重みは、大:1.5, 中:1.0, 小:0.5(点)として、各カテゴリーの箇所数と重みとを掛け、大中小の点を足し合わせたものをひび割れ状況合計(点)としている。

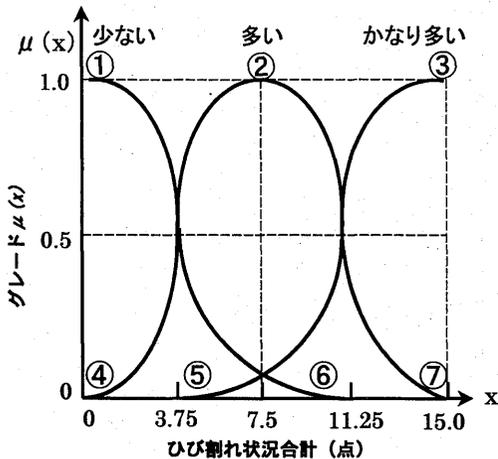


図-4 メンバシップ関数の学習における制約条件

2.2 推論機構

診断システムの推論機構は、図-3に示すように5層の階層構造ニューラルネットからなる。この5つの層はそれぞれ(A)層の入力部、(B)層および(C)層の前件部、(D)層のファジィ論理演算部、(E)層の出力部からなる。この階層構造ニューラルネットによって、表-3および図-1に示される下位GOAL「ひび割れ状況」の診断を行うための知識（プロダクションルールおよび前件部ファジィ集合）がコンピュータ内に実装されている。なお、表-3には、下位GOAL「ひび割れ状況」の診断に利用されるプロダクションルールを示す。また、ファジィ集合とは、図-4に示される「少ない、多い、かなり多い」というカテゴリーのメンバーシップ関数で囲まれた部分を示す。そして、(D)層は規格化ニューロンであり、ニューロン内の番号は、表-3のルール番号と対応している。さらに、図-3の四角で囲んだ部分は、学習により順次更新される。

階層構造ニューラルネットの(A)層-(B)層-(C)層は、例えば図-4に示されるメンバーシップ関数の形状を近似しており、点検結果が入力されると、入力された値の各メンバーシップ関数におけるグレードを計算する。続いて、(D)層のニューロンは、対応するプロダクションルールに記述されている前件部ファジィ命題を表現している(C)

層のニューロンと結合する。この結合重みの初期値は0.5とする。これは、学習前のネットワークの状態では、プロダクションルールの前件部に記述されているファジィ命題間すなわち条件部間の後件部命題に及ぼす影響は、等しいことを意味している。そして、(D)層のニューロンは、代数積によるファジィ演算処理を行った後、これを正規化することにより、入力データに対する各プロダクションルールの適合度を出力する。最後に、(D)層-(E)層間は、「ひび割れ状況」の平均健全度を計算して出力する。

2.3 学習手法の改良

診断システムの推論機構は、図-3に示されるような階層構造ニューラルネットより構成されていることから、診断システムでは、この特徴を利用したBP法による推論機構の学習を可能とした。しかしながら、学習前の推論機構における結合重みやしきい値は、特定の役割を持って設定されているにも関わらず、学習の際にはその変動に制約を設けていなかったことから、誤差は減少するものの、学習後の推論機構の結合重みやしきい値からは、学習により獲得された知識を読み取ることができないブラックボックスになっているケースが多く見られた。ここで、BP法とは、ニューラルネットによる推論結果と評価点との誤差を(E)層から(A)層に伝えることで重みとしきい値を更新していく手法である。そこで本研究では、学習による結合重みやしきい値の変化に制約を設けるなど、合理的な知識獲得を考慮した学習アルゴリズムを考案した。ここでは、妥当な知識獲得のために設けられた学習過程における制約および改良点を述べる。

従来の学習手法は、(A)層-(B)層間の結合重みと(B)層のしきい値の学習の更新に対して制約を設けていなかった。そこで、本研究では、学習後もファジィ推論を実装する階層構造ニューラルネットを開発するために、BP法による学習手法に、以下で説明するメンバーシップ関数の変動に関する制約を設けた。ここでは、図-1の条件部[ひび割れ状況(箇所数)]の程度を表す前件部ファジィ集合

のメンバーシップ関数の学習に関する制約条件を式(1)に示す。なお、この制約は図-4に示される①～⑦の番号を用いて表現する。①, ②, ③は、各ファジ集合の頂点を示し、④, ⑤, ⑥, ⑦は、各メンバーシップ関数と横軸 $x(\mu(x)=0)$ との接点を示す。また、次式に示される $y(=\mu(x))$ 座標に関する制約条件が必要となる。

各点の x 座標に関する制約条件：

$$\begin{aligned} & \textcircled{1} < \textcircled{2} < \textcircled{3} \\ & \textcircled{4} < \textcircled{6} \\ & \textcircled{5} < \textcircled{7} \\ & 0 \leq \textcircled{1} \sim \textcircled{7} \leq 15.0 \end{aligned} \quad (1)$$

各点の $y(=\mu(x))$ 座標に関する制約条件：

$$0.94 \leq \textcircled{1}, \textcircled{2}, \textcircled{3}$$

以上の制約が満足されない場合は、結合重みおよびしきい値の更新は行わない。

また、(C)層-(D)層間の結合重みは、学習による結合重みの更新に制約を設けることなく個々の重みが独立して更新されていたことから、学習後には、下位 GOAL への条件部間の影響度を比較することが不可能になっていた。そこで、本研究では、この比較を可能とするために、以下の式に従った結合重みの更新を行うように学習手法の改良を行った。

改良手法：

$$W_1 = \frac{w_1}{w_1 + w_2} \quad (2)$$

$$W_2 = \frac{w_2}{w_1 + w_2} \quad (3)$$

ここで、

W_1 ：(C)層ニューロン I, II, III, IV と (D)層ニューロンとの結合重み

W_2 ：(C)層ニューロン V, VI, VII と (D)層ニューロンとの結合重み

w_1 ： W_1 の更新量、

w_2 ： W_2 の更新量。

この式(2)および式(3)の処理によって、重みの更新量を分散させることにより、下位 GOAL「ひび割れ状況」を診断する際に、条件部[ひび割れ幅(mm)]また[ひび割れ状況(箇所数)]のどちらに重点

表-4 学習結果 (学習回数：250回)

	平均誤差	正解率 (%)
学習前	29.2	36
学習後	7.8	90

を置いて推論を行っているかをユーザ側から見て分かるように学習手法を改良した。

3. アンケート調査によるシステムの学習と検証

前節で説明を行った学習用アンケートにより得られた学習用データは、診断システムの学習の際には、図-2中の右図に示したデータを用いる。本研究で用いた学習用データ数は、69個である。また、表-4には、本研究において提案された学習手法により、その学習回数を250回として推論機構の学習を行った場合の学習結果を示す。ここで、平均誤差は、各損傷条件において診断システムから推論された出力結果(平均健全度)と専門技術者の評価との誤差(図-3)を平均したものである。また、正解率は、推論機構から推論された出力結果、safe($87.5 < S \leq 100.0$), slightly safe($62.5 < S \leq 87.5$), moderate($37.5 \leq S \leq 62.5$), slightly danger($12.5 \leq S < 37.5$), danger($0.0 \leq S < 12.5$)を、それぞれ A, B, C, D, E と解釈し、専門技術者の評価結果と比較したものである。この結果より、学習前の平均誤差および正解率は、それぞれ 29.2, 36% であり専門技術者の診断とかなりの違いが見られたが、学習後の結果は、それぞれ 7.8 および 90% と大幅に改善されていることから、本研究において提案された学習手法は、良好に学習できると言える。

続いて、学習前および学習後の[ひび割れ幅(mm)]のメンバーシップ関数の形状を図-5に示す。図-5(a)は、システムの初期状態に実装されているメンバーシップ関数である。次に、図-5(b)を見ると、制約条件がない場合の学習後はメンバーシップ関数の形状は専門技術者の知識を反映しているとは思えない不適切な形状となっている。しかし、図-5(c)の制約を設けた場合、学習後のメンバーシップ関数の形状に矛盾はない。また、制約を設けて学習を行ったメンバーシップ関数から、ひび割

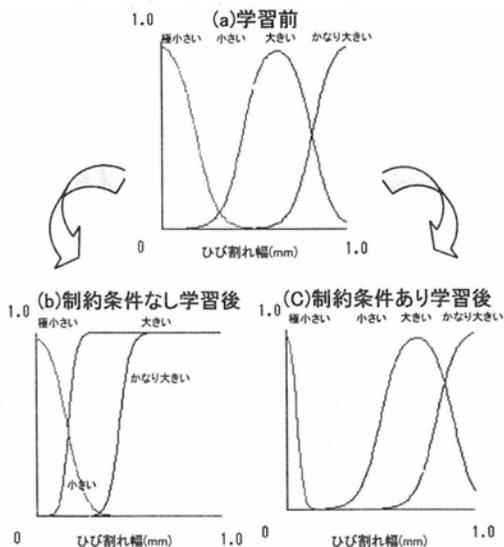


図-5 メンバシップ関数の学習結果

れ幅 {極めて小さい} の程度を表すファジィ集合の学習前 (図-5(a)) および学習後 (図-5(c)) の形状変化を見ると、その形状の幅が 1/3 程度に縮小されている。これは、学習前の推論機構よりも学習後の推論機構の方がより小さなひび割れ幅を {極めて小さい} というカテゴリーに考慮されるということを示している。

続いて、表-5 に学習前と学習後の各条件部の下位 GOAL 「ひび割れ状況」 への影響度の違いを示す。表-5 は、(C)層-(D)層間の重みから知ることができ、条件部[ひび割れ幅(mm)]に対する重みが 0.63、条件部[ひび割れ状況(箇所数)]に対する重みは 0.37 となった。これらの結果をみると、前節に記述した制約を満足する学習が良好に行われていることが分かる。また、この結果より下位 GOAL 「ひび割れ状況」 へ影響は条件部[ひび割れ幅(mm)] : 条件部[ひび割れ状況(箇所数)] = 0.63 : 0.37 であったことから、下位 GOAL 「ひび割れ状況」 の評価には、どちらの条件部もほぼ同様にその診断へ影響を与えるが、やや条件部[ひび割れ状況(箇所数)]よりも条件部[ひび割れ幅(mm)]が重要視されていることが分かる。

4. まとめ

本研究は、診断システムの信頼性向上を目的と

表-5 条件部[ひび割れ幅][ひび割れ状況]の影響度

	ひび割れ幅	ひび割れ状況
学習前	0.5	0.5
学習後	0.63	0.37

し、学習により専門技術者の有する知識を獲得するため BP 法を応用した学習手法を考案した。また、本研究において提案された学習手法の妥当性を示すために、実際に専門技術者に対するアンケート調査より得られた学習用データから診断システムの学習を行った。

本研究で得られた成果を以下にまとめる。

- ① 点検者の主観的判断の違いによる点検結果のばらつきを解消するために、主に建設省土木研究所資料「橋梁点検要領(案)」⁴⁾に従った点検結果を本システムへの学習データとして利用するアンケートを考案した。
- ② 提案した制約条件のある BP 法を応用した学習アルゴリズムを推論機構の学習に利用することにより、診断システムが抱えていた学習後の内部処理のブラックボックス化が起こらず、推論精度が向上した。
- ③ 提案した学習手法を実装した階層構造ニューラルネットワークを再構築した。

参考文献

- 1) 宮本文穂, 河村 圭, 中村秀明, 山本秀夫: 階層構造ニューラルネットワークを用いたコンクリート橋梁診断エキスパートシステムの開発, 土木学会論文集, No.644/VI-46, pp.67-86, 2000.3.
- 2) 宮本文穂, 森川英典, 松原拓磨: アンケートを利用した知識更新と橋梁診断エキスパートシステムの活用, 建設工学研究所報告 第 33 号, pp.23-65, 1991.11.
- 3) 堀川慎一, 古橋 武, 内川嘉樹: ファジィニューラルネットワークの構成法と学習法, 日本ファジィ学会誌, Vol.4, No.5, pp.906-928, 1992.4) 土木研究所資料 橋梁点検要領(案), 建設省土木研究所, 土木研究所資料 2651 号, 1988.7.