

階層構造ニューラルネットを用いた コンクリート橋診断エキスパートシステムの実用化

河村 圭¹・宮本文穂²・中村秀明³・三宅秀明⁴

¹正会員 博士(工学) 山口大学VBL特別研究員 工学部知能情報システム工学科
(〒755-8611 宇部市常盤台2-16-1)

²正会員 工博 山口大学教授 工学部知能情報システム工学科(同上)

³正会員 博士(工学) 山口大学助教授 工学部知能情報システム工学科(同上)

⁴修士(工学) 榊松下電器情報システム広島研究所(〒739-0046 広島県東広島市鏡山3-10-18)

本研究は、従来より著者らが開発してきた「コンクリート橋診断エキスパートシステム」の信頼性向上を目的とし、教師データによる学習により獲得された専門技術者の知識を提示可能とする学習手法を提案するものである。また、システムの実用化を目指し、エキスパートシステムに必要不可欠である説明機能および知識獲得支援機能を新たに開発したものである。なお、説明機能は、推論に利用される入力データの定義や診断結果がどのような推論処理により推論されたのかを説明する機能である。また、知識獲得支援機能は、教師データによる本システムの学習後のニューラルネットから更新された知識を抽出し、ユーザーに対してその変化を提示するものである。

Key Words : *bridge rating, concrete bridge expert system, neural network, machine learning, production rule, fuzzy reasoning, practical application*

1. はじめに

橋梁の維持管理の基本フロー^{1),2)}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、診断システムと略記する)の開発を行ってきた^{3),4)}。

従来の研究において、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^{5),6)}、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³⁾。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^{7),8)}を用いた推論機構が構築されており、誤差逆伝播(BP)法(Back Propagation)による学習を可能としている(以下、前診断システムと略記する)³⁾。しかしながら、前診断システムは、その初期状態ではファジィ推論を可能とする推論機構を、

ニューロンの結合方法、その結合重みまたはしきい値等に役割を持たせた階層構造ニューラルネットによりコンピュータ内に実装しているものの、その学習では、単に教師データとの誤差の減少にのみ注意を払っており、教師データからの妥当な知識の獲得を可能とするBP法を利用した学習アルゴリズムについては十分検討されていなかった。これにより、学習後の階層構造ニューラルネットでは、その推論過程がブラックボックスになるケースが見られた。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アルゴリズムを考案した。

さらに、本診断システムの実用化には、エキスパートシステムが持つべき一般的な機能(知識ベース、推論機構、知識獲得支援機能、説明機能)^{9),10)}を提供する必要がある。従来の開発において知識ベースおよび推論機構は、時間を費やし開発を進めてきたが、システムの実用化において必要不可欠となる説明機能および知識獲得支援機能は、これまでほとんど検討および開発されていなかった。そこで、本研究では、説明機能、知識獲得支援機能およびこの機能に関連したユーザインタフェースの開発を

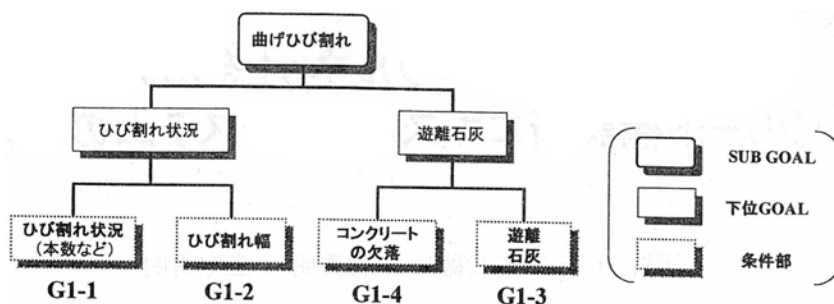


図-1 曲げひび割れの状況を評価する診断プロセス

表-1 目視点検結果の記入表の一部

G1	曲げひび割れ	<input type="checkbox"/> 発生している(次へ) <input type="checkbox"/> 発生していない
G1-1	ひび割れ状況 (本数など)	0.0 0.5 1.0 <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> 0.0: かなり多く発生している 0.5: 多く発生している 1.0: わずかに発生している
G1-2	最大ひび割れ幅	mm
G1-3	遊離石灰の発生状況	0.0 0.5 1.0 <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> 0.0: かなり多く発生している 0.5: 多く発生している 1.0: 全く発生していない
G1-4	コンクリートの欠落	0.0 0.5 1.0 <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> 0.0: かなり多く欠落している 0.5: 一部で欠落している 1.0: 全く欠落していない

行った。特に、説明機能は、本診断システムの推論過程をシステム利用者にも明示するなど、システム内部処理のブラックボックス化を防ぎ、利用者がシステムの出力結果を納得して受け入れるために不可欠である。また、知識獲得支援機能は、知識ベース内に蓄積されているプロダクションルールの学習を行い、その学習後のルールの変化を提示する。この機能は、誤った学習を防ぎ学習効果を向上させるためにも不可欠であり、知識ベースの管理者を支援するものとしても極めて有用である。さらに、本研究では、専門技術者へのアンケート調査により教師データを作成し、実際に知識獲得支援機能をシステム内に蓄積されている知識の洗練に利用し、学習後に得られた知識および学習効果の検証を行った。

2. 橋梁診断システムの改良

本章では、点検者の主観的判断による点検結果のばらつきを排除することを目的に提案された本診断

システムへの入力データの変更について記述する。続いて、診断システムの具体的な推論手法および推論機構の構成を簡単に述べた後に、専門技術者の知識を抽出するために考案されたシステムの学習手法について解説する。本診断システムは、橋梁諸元、環境条件、交通量、各ひび割れ状況と言った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に示される本診断システムの下位の診断項目である『曲げひび割れの状況』を診断する診断プロセス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。

(1) 点検手法の変更

前診断システムへの入力データとなる点検データは、橋梁点検者の主観的判断に任される部分が多かったことから、本研究では基本的に建設省土木研

表-2 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-3 下位 GOAL「ひび割れ状況」におけるプロダクションルール

No.	条件部 (前件部)		下位 GOAL (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	0.0
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	極めて小さい	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	極めて小さい	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	75.6
12	少ない	極めて小さい	100.0

研究所資料「橋梁点検要領 (案)」¹⁴⁾に従った点検結果を本診断システムへの入力データとして利用する手法を考案した。これにより、主観的判断による点検結果のばらつきを極力排除できると考える。

前診断システムでは、表-1に示されるような点検手法による点検結果をシステムへの入力として用いていた。このように、ひび割れ本数などを考慮したひび割れ状況 (表-1中のG1-1を参照) などの点検項目では、点検者は、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ことから、この手法では点検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。そこで、本研究では、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。この点検要領 (案)では、表-2に示される評価手法によってひび割れの状況がカテゴリー分けされ、その箇所数が点検調査および損傷図に記録される。ただし、本研究の点検では、ひび割れ箇所は、1.0m²単位で見ており、この単位内のひび割れは、その本数に関係なく1箇所としてみなされる。本研究では、この大、中、小にカテゴリー分けされたひび割れの発生箇所数をシステムへの入力データとして利用することにより、点検者の主観的判断による点検結果のばらつきを極力排除できると考えた。具体的には、図-1の下位 GOAL「ひび割れ状況」を診断する場合は、条件部[ひび割れ幅]には、これまでのように点検で確認された最大ひび割れ幅 (mm)が入力されるが、条件部[ひび割れ状況 (本数など)]には、次式を利用した評価点が入力される。

評価点 = (カテゴリー大の発生箇所数) × (カテゴリー大の重み) + (カテゴリー中の発生箇所数) × (カテゴリー中の重み) + (カテゴリー小の箇所数) × (カテゴリー小の重み) (1)

なお、現在のところ各カテゴリーの重みは、大：1.5、中：1.0、小：0.5としている。

(2) 推論過程

本節では、本診断システム内で処理される推論過程について詳細に解説する。ここでは、図-1に示される下位 GOAL「ひび割れ状況」の診断を行う推論過程について記述する。本診断システムの知識ベースは、図-1に示される診断プロセスに沿って次式に示されるif-then形式のルール (プロダクションルール) により表現されている。

$R^i: \text{if } x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } \dots \text{ and } x_m \text{ is } A_m \text{ then } y \text{ is } B_i$ (2)

ここで R^i は i 番目のルール、 x_1, \dots, x_m は入力変数すなわち点検項目または橋梁諸元項目など、 y は出力 (結論) すなわち診断項目になる。また A_1, \dots, A_m は、ファジィ変数、 B_i はクリスプ変数 (健全度) である。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、図-2には、プロダクションルール前件部に記述されているファジィ集合の初期形状を示す。本説明での例題では、点検結果としてひび割れの発生箇所数は、大が4箇所、中が3箇所

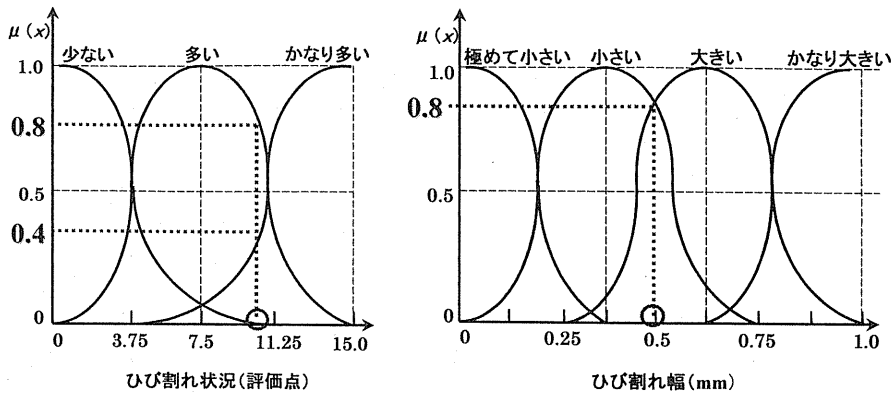


図-2 前件部ファジィ集合の形状

[Step1] & [Step2] \longrightarrow [Step3]

No.	条件部(前件部)			前件部の適合度
	ひび割れ状況	ひび割れ幅		
1	かなり多い (0.4)	かなり大きい (0.0)	$(0.4) \times (0.0) = 0.0$	0.0
2	かなり多い (0.4)	大きい (0.8)	$(0.4) \times (0.8) = 0.32$	0.17
3	かなり多い (0.4)	小さい (0.8)	$(0.4) \times (0.8) = 0.32$	0.17
4	かなり多い (0.4)	極めて小さい (0.0)	$(0.4) \times (0.0) = 0.0$	0.0
5	多い (0.8)	かなり大きい (0.0)	$(0.8) \times (0.0) = 0.0$	0.0
6	多い (0.8)	大きい (0.8)	$(0.8) \times (0.8) = 0.64$	0.33
7	多い (0.8)	小さい (0.8)	$(0.8) \times (0.8) = 0.64$	0.33
8	多い (0.8)	極めて小さい (0.0)	$(0.8) \times (0.0) = 0.0$	0.0
9	少ない (0.0)	かなり大きい (0.0)	$(0.0) \times (0.0) = 0.0$	0.0
10	少ない (0.0)	大きい (0.8)	$(0.0) \times (0.8) = 0.0$	0.0
11	少ない (0.0)	小さい (0.8)	$(0.0) \times (0.8) = 0.0$	0.0
12	少ない (0.0)	極めて小さい (0.0)	$(0.0) \times (0.0) = 0.0$	0.0

図-3 本診断システムの推論過程① (Step1, Step2, Step3)

所, 小が2箇所, また最大ひび割れ幅は0.5mmが得られた場合を考える. また, 大, 中, 小のカテゴリの重みは, それぞれ1.5, 1.0, 0.5と考える.

[Step1] 点検データを入力する.

目視点検結果が本診断システムに入力される. ここでは上記の条件より, 図-1中の条件部[G1-1]および[G1-2]へそれぞれ, ひび割れ本数等を考慮したひび割れ状況の評価点: 10.0点(式(1)より, 評価点 $= (4 \times 1.5) + (3 \times 1.0) + (2 \times 0.5) = 10.0$), および最大ひび割れ幅: 0.5mmが入力される.

[Step2] 前件部ファジィ集合のグレードを求める(図-2および図-3を参照).

入力値を用いて, プロダクションルール中に記述してある前件部ファジィ集合のグレードを求める. 本例題の値が入力された場合, ひび割れ本数等を考慮したひび割れ状況の程度を表現するファジィ集合では, 評価点が10.0であることから, 「多い」また「かなり多い」を表現するファジィ集合のグレー

ドが, それぞれ0.8および0.4となり, 「少ない」は0.0となる. 一方, ひび割れ幅の程度を表現するファジィ集合では, 最大ひび割れ幅が0.5mmであることから, 「小さい」また「大きい」を表現するファジィ集合のグレードは, それぞれ0.8となり, 「極めて小さい」および「かなり大きい」は0.0となる. なお, ここでのグレード値は, 説明を容易にするために実際の値を利用していないことに注意されたい.

[Step3] 前件部(各ルール)の適合度を求める(図-3を参照).

Step2で得られたファジィ集合のグレードを用いて, 本診断システムに入力された点検データに対する前件部(各ルール)の適合度を求める. なお, 前件部の適合度: $\hat{\mu}_i$ は, 次式より求まる.

$$\hat{\mu}_i = \frac{\mu_i}{\sum_{k=1}^n \mu_k} \quad (3)$$

[Step4]

No.	前件部の適合度	×	下位 GOAL(後件部)	
			「ひび割れ状況」の健全度	=
1	0.0	×	0.0	= 0.0
2	0.17	×	7.5	= 1.3
3	0.17	×	49.9	= 8.5
4	0.0	×	60.1	= 0.0
5	0.0	×	20.8	= 0.0
6	0.33	×	28.2	= 9.3
7	0.33	×	69.9	= 23.1
8	0.0	×	76.1	= 0.0
9	0.0	×	40.8	= 0.0
10	0.0	×	52.8	= 0.0
11	0.0	×	75.6	= 0.0
12	0.0	×	100.0	= 0.0

42.2

図-4 本診断システムの推論過程② (Step4)

また、 μ_i は、プロダクションルールの前件部に存在する各ファジイ命題（ファジイ集合）と入力データとの合致度を表すメンバーシップ関数のグレード $\mu_{i,j}(x_j)$ に対して代数積（式(4)を参照）を行ったものである。ここで、 i はプロダクションルール番号、 j は入力変数（ファジイ変数）の種類番号、 x_j は入力変数、 $\mu_{i,j}$ は入力変数 x_j に対するファジイ変数、 i_j はファジイ変数 $\mu_{i,j}$ が有するファジイ集合の種類番号、 n はプロダクションルール数である。

$$\mu_i = \prod_j \mu_{i,j}(x_j) \quad (4)$$

この例題では、入力値に対して No.2 および No.3 のルールがそれぞれ 17%ほど支持され、No.6 および No.7 のルールがそれぞれ 33%ほど支持される。

[Step4] 下位 GOAL「ひび割れ状況」の平均健全度を求める（図-4を参照）。

最後のステップでは、[Step3]で得られた各前件部の適合度と各ルールの後件部に記述してある健全度の値より、診断結果である下位 GOAL「ひび割れ状況」の平均健全度を求める。なお、具体的な平均健全度は、次式によって求めた。

$$y = \sum_{k=1}^n \hat{\mu}_k \omega_k \quad (5)$$

ここで、 $\hat{\mu}_k$ は式(3)より求まる各前件部の適合度の値、 ω_k は各ルールの後件部に記述してある健全度の値である。このように、式(5)では、 $\hat{\mu}_k$ が規格化された値であることから、システムへの入力値に対して考慮されたプロダクションルールの後件部に記述されている健全度の重心演算を行っている。な

お、本例題では、点検データに対する診断結果として平均健全度 42.2 点が得られる（図-4を参照）。

(3) 推論機構の構築

本診断システムの推論機構は、図-5 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)層のファジイ論理演算部、(E)層の出力部からなる。このニューラルネットによって、表-3 および図-2 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イ集合の形状）がコンピュータ内に実装されており、前節において解説された推論処理が行われる。ここで、図中の(A)層、(C)層および(E)層のニューロンは線形ニューロンであり、(B)層のニューロンはシグモイドニューロンである。また(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 中のルール番号と対応している。さらに、四角の枠内の数値は、結合重みまたはしきい値の初期値であり、(C)層-(D)層間の結合重みの初期値は、すべて 0.5 である。なお、詳しい推論機構の構築方法（結合重みまたはしきい値の初期値の設定手法など）は、文献 3) を参照されたい。

階層構造ニューラルネットの(A)層-(B)層-(C)層は、図-2 に示されるファジイ集合の形状を近似しており、(A)層のニューロンにひび割れ幅(mm)またひび割れ状況(評価点)が入力されると、(C)層より、それぞれのファジイ集合に合致する程度つまりグレードが出力される。このように、(A)層-(B)層-(C)層は、プロダクションルール前件部に存在する

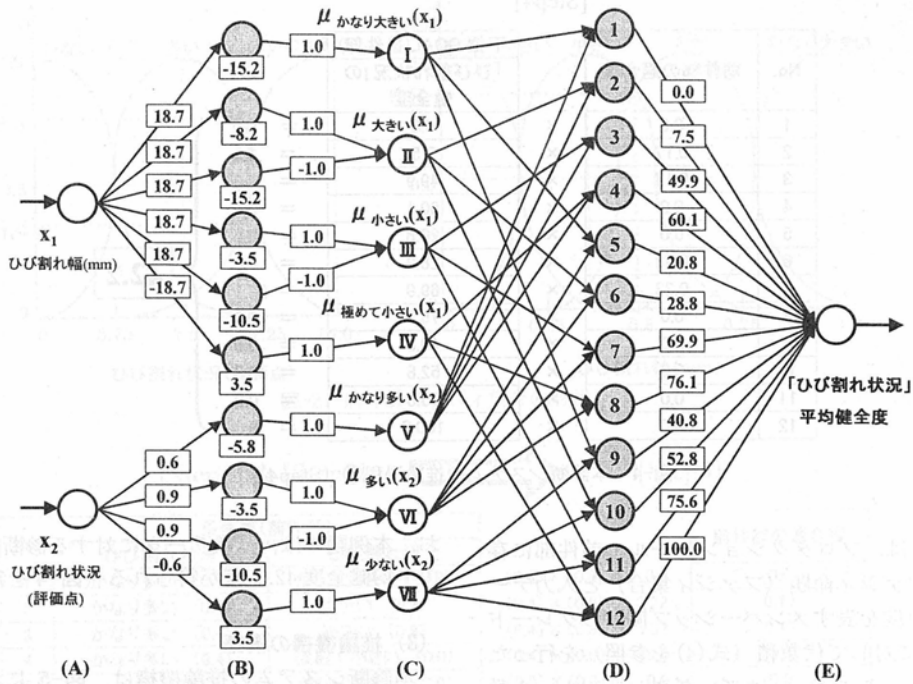


図-5 階層構造ニューラルネットワークによる推論機構

ファジィ命題に対応しており、前節で説明を行った推論処理の[Step1]および[Step2]の処理を行う。

(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 であるが、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入力項目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。例えば、if ([ひび割れ状況(本数など)] = かなり多い) and ([ひび割れ幅(mm)] = かなり大きい) then (「ひび割れ状況」= 0.0) のルールを考えると、後件部に記述されている下位 GOAL「ひび割れ状況」を診断するのに、前件部に記述されている入力項目[ひび割れ状況(本数など)] および[ひび割れ幅(mm)]を同じ影響度(重要度)で考慮することを意味する。なお、(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(式(3)および式(4)を参照)。すなわち、ここでは、前節で説明を行った推論処理の[Step3]の処理を行う。

(D)層-(E)層間は、プロダクションルールの後件部を同定しており、その重みは、プロダクション

ルールの後件部に記述されている健全度の値と等しい。出力部(E)層のニューロンは、(D)層より出力された各プロダクションルールに対する適合度とプロダクションルールの後件部クリスプ変数(健全度)の値である(D)層-(E)層間の結合重みを掛け合わせた値の和を診断結果として出力する(式(5)を参照)。なお、ここでは、前節で説明を行った推論処理の[Step4]の処理が行われる。

(4) 学習手法の改良

本診断システムの推論機構は、図-5に示されるように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、この特徴を利用し前診断システムでは、BP法による推論機構の学習を可能とした。しかしながら、単に教師データとの誤差の減少にのみ注意を払っており、教師データからの妥当な知識の獲得を可能とするBP法を利用した学習アルゴリズムについては十分検討されていなかった。すなわち、学習前の推論機構における結合重みやしきい値は、前節で述べたように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、獲得された知識が読み取ることができないブラック

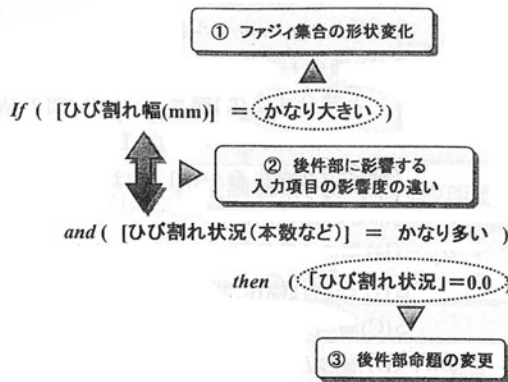


図-6 学習におけるプロダクションルールの変更

ボックスになっているケースが多く見られた。そこで本研究では、学習による結合重みやしき値の変化に制約を設けるなど、知識獲得を考慮した学習アルゴリズムを考案した。本節では、まず簡単に、学習の役割を述べた後に、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。

a) 学習の役割

階層構造ニューラルネットでは、各層間の結合重みおよびニューロンのしきい値が特定の意味を持って設定されているが、この結合重みおよびしきい値を変化させることにより、ファジプロダクションルールの同定および前件部ファジ集合の形状（メンバーシップ関数）の調整をし学習を行う^{5), 6), 12)}。具体的に学習する箇所は、(A)層-(B)層間の重み、(B)層のしきい値、(C)層-(D)層間の重みおよび(D)層-(E)層間の重みである。

前節で述べてきたように、(A)層-(B)層間の重みと(B)層のしきい値は、前件部ファジ集合のメンバーシップ関数の形状を表現するのに用いられていることから、学習データによるネットワークの学習後の(A)層-(B)層間の重みは、メンバーシップ関数の傾きの変化を表し、また学習後の(B)層のしきい値は、メンバーシップ関数の左右への軸の移動を表す。(C)層-(D)層間の重みの学習では、プロダクションルールに記述されている入力項目間の診断項目に影響する影響度に変更される。例えば、下位GOAL「ひび割れ状況」を評価するのに[ひび割れ状況(本数など)]と[ひび割れ幅(mm)]のどちらの命題を重要視するかが重みの変化より分かる。先にも述べたように、それぞれの重みは、初期値では等しく0.5に設定してある。また、(D)層-(E)層間の重みの学習では、プロダクションルールに記述されている後件部命題が更新される。例えば、学習

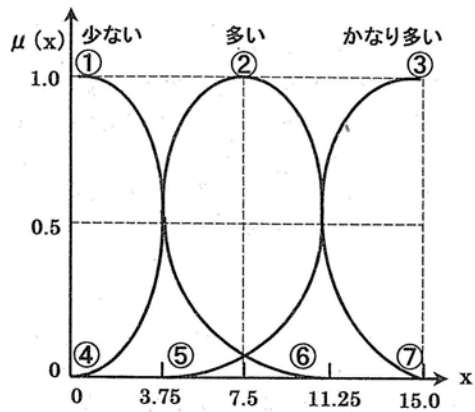


図-7 メンバーシップ関数の学習における制約条件

前の後件部の重みが0.0であり、学習後の重みが10.0の値になったとすると、後件部命題の記述が「ひび割れ状況」=0.0から「ひび割れ状況」=10.0に変化したことが分かる。これらの学習を、プロダクションルールに対応させて図示すると、図-6のように示すことができる。なお、図中の番号①、②、③は、それぞれ階層構造ニューラルネットにおける(A)層-(B)層間の重みおよび(B)層のしきい値の学習、(C)層-(D)層間の重みの学習、(D)層-(E)層間の重みの学習に対応している。

b) 学習過程における制約および学習手法の改良

本診断システムの推論機構は、基本的に前診断システムで利用されているBP法による学習を行うが、教師データから妥当な知識の獲得を可能とするために、本研究では新たに以下の制約および学習手法の改良を加えた。

前診断システムは、(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。そのため、単なるBP法による学習となり、学習前はファジ推論をニューラルネットワークで実現しているが、学習後の結合重みやしきい値は、単なる誤差を減少するための数値としての意味しか持たず、その推論処理が説明のつかないブラックボックスになる場合があった。そこで、本研究では、学習後もファジ推論を実装するニューラルネットを開発するために、BP法による学習アルゴリズムに、以下に説明され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、[ひび割れ状況(評価点)]の程度を表す前件部ファジ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(6)に示す。なお、この制約は図-7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

メンバーシップ関数と横軸 x ($\mu(x)=0$) との接点を示す。ただし、本推論機構では、メンバーシップ関数をシグモイド関数を利用することにより近似しているため、実際には、 $\mu(x)=0.06$ を横軸と仮定し、接点を求めている。また、同様に、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：

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

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されないことから、学習後も専門技術者から得られた知識を利用したファジィ推論を行うニューラルネットワークを形成できる。

前診断システムの(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、診断項目への入力項目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アルゴリズムの改良を行った。

改良アルゴリズム：

$$W_1 = \frac{w_1}{w_1 + w_2} \quad (7)$$

$$W_2 = \frac{w_2}{w_1 + w_2} \quad (8)$$

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.

なお、 w_1 および w_2 は次式より求まる。

$$w_1 = \sum_{i=1}^n \left(\Delta w_i \times \frac{\alpha_i}{\alpha_i + \beta_i} \right) \quad (9)$$

$$w_2 = \sum_{i=1}^n \left(\Delta w_i \times \frac{\beta_i}{\alpha_i + \beta_i} \right) \quad (10)$$

ここで、

i : プロダクションルール番号,

Δw_i : (D)層の i 番目ニューロンとそのニューロンと結合する(C)層ニューロン間の結合重みの更新量 (この値は、BP法の更新量計算により求まる。詳しくは、文献3)を参照されたい),

α_i : (D)層の i 番目ニューロンと結合する入力項目[ひび割れ幅]に関する前件部命題を意味する(C)層ニューロンからの出力値,

β_i : (D)層の i 番目ニューロンと結合する入力項目[ひび割れ状況(評価点)]に関する前件部命題を意味する(C)層ニューロンからの出力値.

従来のBP法による学習では、(D)層のあるニューロンに対して(C)層のニューロンからつながるワイヤーの重みは同一のものとなるという問題点も抱えていた。なお、これは、(D)層が規格化ニューロンであり、このニューロンへの入力値が式(4)であることに起因する。そこで、式(9)および式(10)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、入力項目[ひび割れ幅(mm)]また[ひび割れ状況(評価点)]のどちらに重点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アルゴリズムを改良した。現在の設定では、入力項目間の診断へ影響する程度を表現するための学習手法になっているが、式(9)および式(10)のみを利用すれば、各前件部命題が、後件部の記述にどの程度の割合で、影響しているかを読み取ることも可能となる。

前診断システムにおける(D)層-(E)層間の重みの変化に関する制約は、その値の範囲が0.0~100.0であると言う条件のみであった。そこで、本研究では、新たに後件部命題に記述してある健全度の値の大小関係に関係した以下の制約を設けた。いま、表-3中のプロダクションルールの後件部の大小関係を考えると、プロダクションルール前件部命題中のファジィ集合の大小関係を考慮すると、以下に示すような後件部命題中の健全度((D)層-(E)層間の重み)の大小関係に関する制約条件が設定できる。

制約条件：

$$\begin{aligned} & \textcircled{1} > \textcircled{2} > \textcircled{3} > \textcircled{4} \\ & \textcircled{5} > \textcircled{6} > \textcircled{7} > \textcircled{8} \\ & \textcircled{9} > \textcircled{10} > \textcircled{11} > \textcircled{12} \\ & \textcircled{1} > \textcircled{5} > \textcircled{9} \\ & \textcircled{2} > \textcircled{6} > \textcircled{10} \\ & \textcircled{3} > \textcircled{7} > \textcircled{11} \\ & \textcircled{4} > \textcircled{8} > \textcircled{12} \end{aligned} \quad (11)$$

(橋梁診断エキスパートシステム)

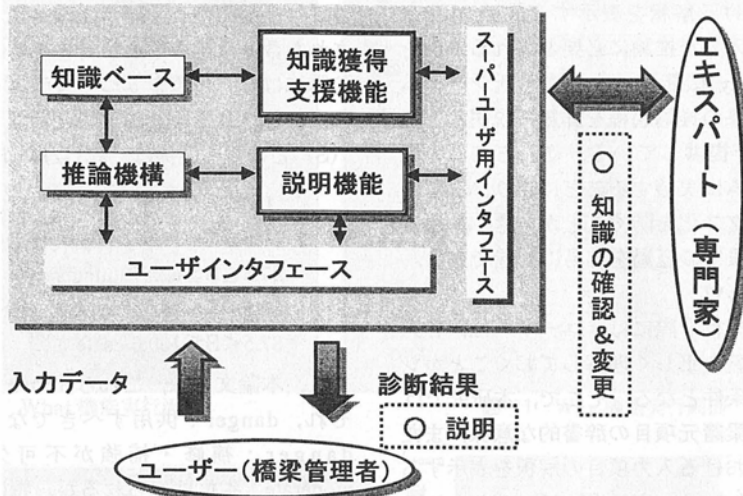


図-8 本診断システムの機能構成

BP 法による学習の際(D)層-(E)層間の重みは制約条件に反することなく重みを更新していく。

なお、各層間の結合重みおよびしきい値の更新量およびBP法による学習アルゴリズムについての詳細は、文献3)を参照されたい。

3. 橋梁診断システムの実用化

本章では、本研究において開発された「説明機能」および「知識獲得支援機能」について述べる。

図-8 には、本診システムの機能構成を示す。説明機能は、システム内の推論処理などのブラックボックス化を防ぎ、利用者がシステムの結論(推論結果)を納得して受け入れるために不可欠である。知識獲得支援機能は、システム内に蓄積されているプロダクションルールの学習を行い、その学習後の変化の提示を可能としており、誤った学習を防ぐためにも不可欠なものである^{9),10)}。

(1) 説明機能の開発

システムの稼働中には、システム利用者は当然としてなぜシステムはそのような入力を求めるのか、あるいは、どうしてシステムからの出力結果がそのような結果になったのか、などと言ったいくつかの疑問を持つであろう。これらの疑問について明示的に説明を行なうものが説明機能である¹³⁾。本診断システムにおいてもシステムの実用化に向けこの説明機能を開発しており、図-9 には、そのフローを示す。本診断システムの説明機能には、システムに

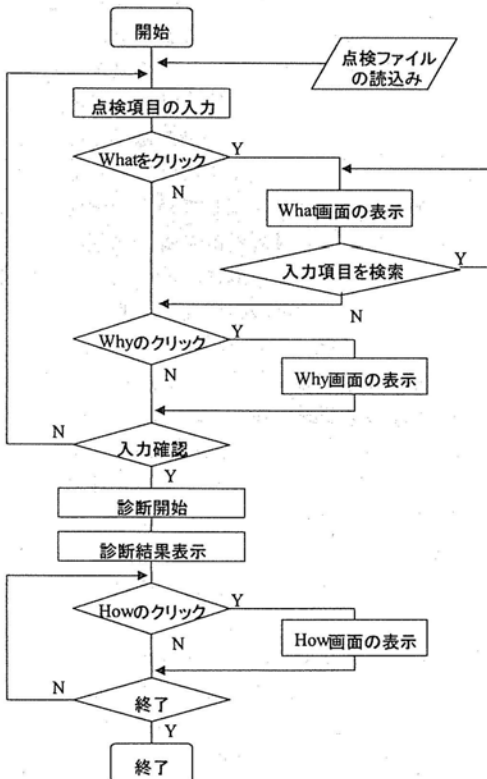


図-9 説明機能のフロー図

ここで、丸枠内の各番号は、表-3 中のプロダクションルールの番号に対応しており、①~⑫自身は各ルールの後件部に記述してある健全度の値である。以上の制約を満たすように設定することにより、

入力される点検項目および橋梁諸元項目の意味や本診断システムにおける解釈を表示する機能（What 機能），なぜその入力が推論に必要とされるのかを説明する機能（Why 機能），また本診断システムより出力された結果の推論過程を詳細に説明する機能（How 機能）を提供している．これら3つの機能を本診断システムに実装することにより，システムのブラックボックス化を防ぐことができ，利用者は推論結果に至るまでの経過を容易に把握できる．

a) What 機能について

システムに入力を行う際には，ユーザーは，各入力項目の意味や定義を正しく理解しておくことがシステム使用の前提条件となる．そこで，本研究では，点検項目および橋梁諸元項目の辞書的な意味，また本診断システムにおける入力項目の解釈を表示する What 機能の開発を行った．図-10 には，この What 機能の実行画面を示す．この例のように，「遊離石灰」などと言った文字だけでは説明しきれない項目は，図や写真を同時に表示することにより詳細な解説が行われる．さらに，この What 機能は，表示した項目に対して関係のある項目の参照も可能としており，ユーザーは他の項目と関連付けながら入力項目の意味を理解することができる．

b) Why 機能について

ユーザーが本診断システムの入力項目に対して入力を行っている際に，なぜこの入力項目が推論に必要なのか，と言った疑問が生じることがあろう．この疑問に対して説明を行うものが，Why 機能である．本診断システムの Why 機能では，図-11 に示されるような入力項目と診断項目との関係を示す診断プロセスをユーザーに対して提示する．この図の例は，入力項目「コンクリートの欠落」，「遊離石灰」および「路面の陥没・ひび割れ」から下位 GOAL「遊離石灰」，入力項目「ひび割れ状況」および「ひび割れ幅」から下位 GOAL「ひび割れ状況」がそれぞれ診断され，下位 GOAL「遊離石灰」および「ひび割れ状況」から SUB GOAL「ハンチ沿いひび割れ」が診断されることを意味している．このように，本診断システムへの入力データとなる点検項目および橋梁諸元項目に対して，本診断システムがどのような診断プロセスを辿るのかを表示することにより，ユーザーはシステム内部の推論手順を把握することができるとともに，なぜそのような入力項目が必要なのかといった疑問も解消される．

c) How 機能について

図-12 は，本診断システムの診断結果表示画面の例である．ここでは，本診断システムの診断により

得られた主桁と床版それぞれにおける耐荷性，耐久性および耐用性の評価が表示される．画面右部に示された数値は，各診断項目の平均健全度であり，その隣には，この値を5つのカテゴリーに分類したものが表示される．なお，各カテゴリーと平均健全度（S）との対応関係は，式(12)に準じている．

$$\begin{aligned}
 0.0 \leq S < 12.5 & : \text{danger} \\
 12.5 \leq S < 37.5 & : \text{slightly danger} \\
 37.5 \leq S \leq 62.5 & : \text{moderate} \\
 62.5 < S \leq 87.5 & : \text{slightly safe} \\
 87.5 < S \leq 100.0 & : \text{safe}
 \end{aligned} \tag{12}$$

また，本論文では，これら5つのカテゴリーをそれぞれ，danger：供用すべきでない状態，slightly danger：補修・補強が不可欠になる状態，moderate：劣化はみられるが，特に補修・補強を考慮すべき状態ではなく，良くも悪くもない普通の状態，slightly safe：僅かに劣化しているがなんら憂慮もなく健全な状態，safe：全く問題のない状態，と定義している．ただし，これらの定義は，診断項目により多少定義が異なる．さらに，これらの結果が視覚的に理解しやすいように棒グラフの表示も行い，平均健全度が Slightly Danger または Danger に達したときには，特に色を変えることによりその診断結果が危険であることを強調している．画面下部には，診断を行なった対象橋梁の主桁，床版に対する維持管理対策の必要性が表示される．なお，本研究では，この維持管理対策の必要性と診断項目である耐久性および耐荷性の平均健全度との関係を図-13 のように定義している．例えば，図-12 の例では，主桁の耐久性および耐荷性がそれぞれ 40.6, 77.9, また床版の耐久性および耐荷性がそれぞれ 97.0, 98.7 として診断されていることから，対象橋梁に対する維持管理対策の必要性としては，主桁においては「点検強化の必要がある」，また床版においては「特に問題ない」と診断された．この時，当然のこととして図-12 のような結果がシステム内のどのような推論過程により得られたのかユーザーは疑問に思う場合が考えられる．このような場合には，画面右上に位置する How ボタンをクリックすると，説明機能の一つである How 機能が実行される．この How 機能は，どのような推論を基にして本診断システムが推論結果を得たのかを，システムのユーザーに対して詳細に説明する．図-14 には，How 機能の実行画面の例を示す．この画面のように，How 機能は，次の3つの項目（①診断プロセスに従って算出される各診断項目ごとの平均健全度の表示，②推論に用いたプロダクションルールの表示，

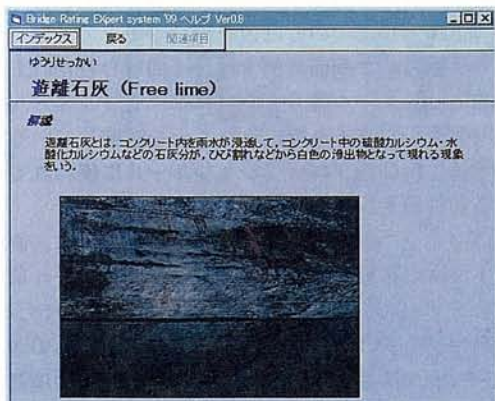


図-10 What 機能実行画面

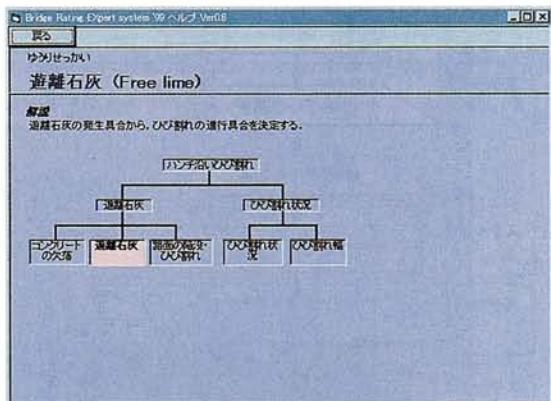


図-11 Why 機能実行画面

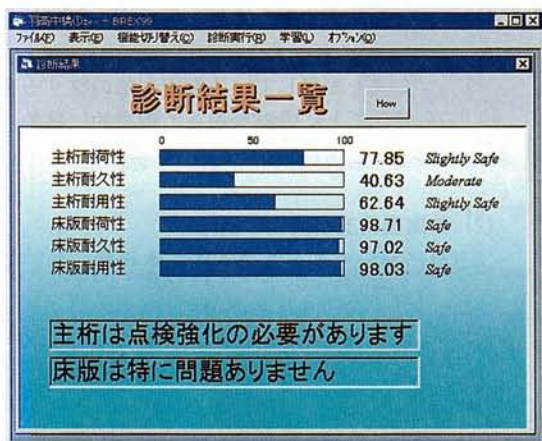


図-12 診断結果表示画面

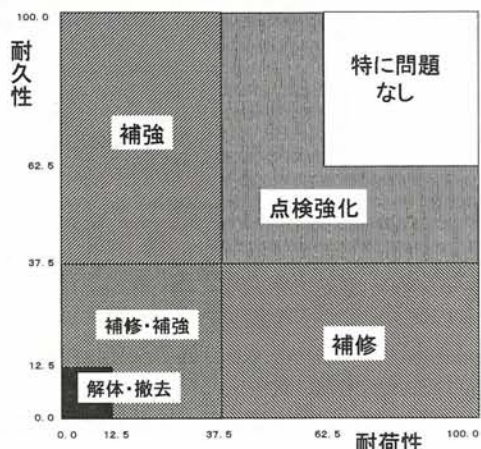


図-13 本研究における維持管理対策手法

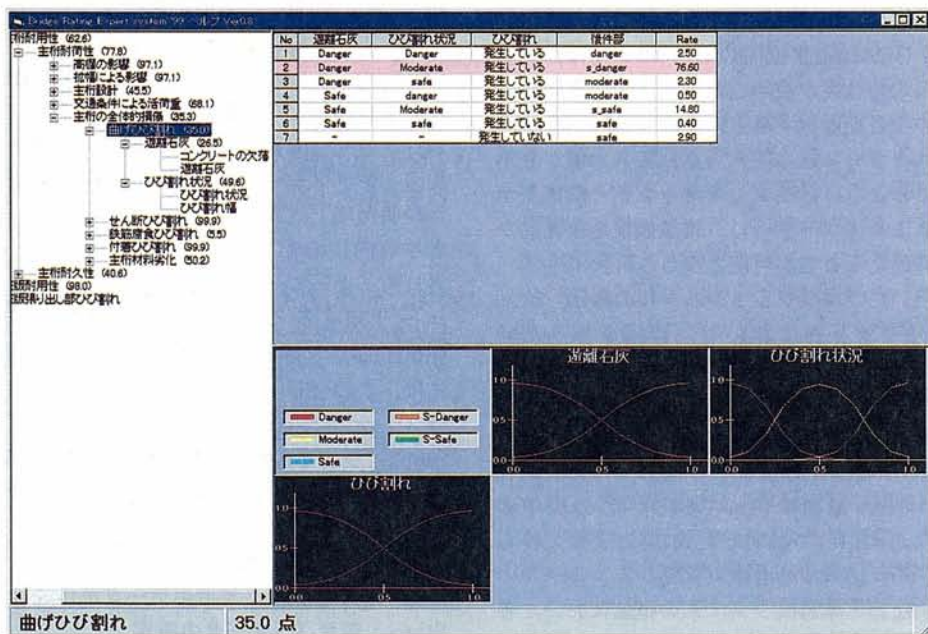


図-14 How 機能実行画面

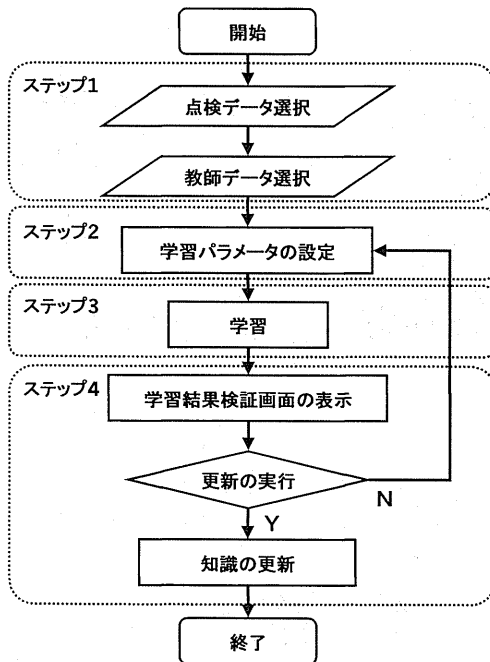


図-15 SUIのシステムフロー

③推論に用いたプロダクションルールに使われている前件部メンバーシップ関数の形状の表示)を画面に表示する。以下には、How機能の表示項目について詳細に説明する。

①診断プロセスに従って算出される各診断項目ごとの平均健全度の表示

画面左部にツリー状に表示されているものは、本診断システムの診断プロセスである。診断項目である各SUB GOALと下位GOALについては、括弧内にその平均健全度が表示される。入力項目については、その項目を選択すると、画面下部のステータスバーにユーザーによって入力された入力値が表示される。このように診断プロセスをツリー状に表示することにより、ユーザーは、推論過程を視覚的かつ体系的に捉えることが可能となる。

②推論に用いたプロダクションルールの表示

画面左部のツリーにおいて、詳細を知りたいSUB GOALまたは下位GOALを選択すると、画面右上部にそのGOALを導出するために利用されたプロダクションルールが表示される。図-14では例として、SUB GOAL『曲げひび割れ』の診断に利用されたルールが表示されている。この表中のRate項目は、2.(2)で説明した式(3)によって得られる入力データに対する各プロダクションルールの適合度、すなわち本診断システムの推論において各プロダクションルールをどの程度の割合で用いたの

かを示す支持率を示している。なお、最も支持の高かったルールについては色を付けることで強調している。図-14の画面の例では、『曲げひび割れ』の診断には、ルール番号2のプロダクションルールが76.60%と最も高く支持されたことを意味している。

③推論に用いたプロダクションルールに使われている前件部メンバーシップ関数の形状の表示

画面右上のルール表が表示されると同時に、画面右下下部には推論で用いたプロダクションルール前件部のメンバーシップ関数が表示される。各ファジィ集合は、色分けされて描かれており、これらのメンバーシップ関数の形状を見ることにより入力項目がどのファジィ集合にどの程度属しているのを知ることができる。

以上の、②と③の表示機能を各SUB GOALや下位GOALごとに実行することにより、ユーザーは、診断プロセスを表現している画面左部のツリーを辿りながら階層ごとに段階を追って視覚的に推論の軌跡を確認することが可能となる。

(2) 知識獲得支援機能の開発

2.(3)において述べたように、本研究において適用された階層構造ニューラルネットワークは、BP法により容易に学習を行うことができる。また、ネットワークを構成するニューロンやニューロン間の重みに意味を持たせていることから、学習後に更新されたプロダクションルールをネットワークより抽出することが容易に可能である。したがって、本研究では、知識ベース内に蓄積されているプロダクションルールの学習を行い、その学習後のプロダクションルールの変化をユーザーに対して提示することを主目的とした知識獲得支援機能を開発した。なお、本研究で開発された知識獲得支援機能は、学習用のインターフェースであることから、先ほど紹介した説明機能とは異なり、権限を持ったシステム管理者や専門技術者(Super-User)に対してのみ開放される。よって、本研究では特別に、このスーパーユーザー用インターフェースをSUI(Super-User Interface)と呼ぶ(図-8を参照)。なお、図-15には、このSUIのシステムフローを示し、以下に各ステップの処理について解説を行う。

Step1: ファイルから各教師データの読み込み

このステップでは、学習用のデータを選択し、学習データ作りを行う。具体的には、学習に用いる橋梁の点検データと教師データを選択し、ファイルを連結することにより学習用データが作成される。

Step2: 学習パラメータの設定

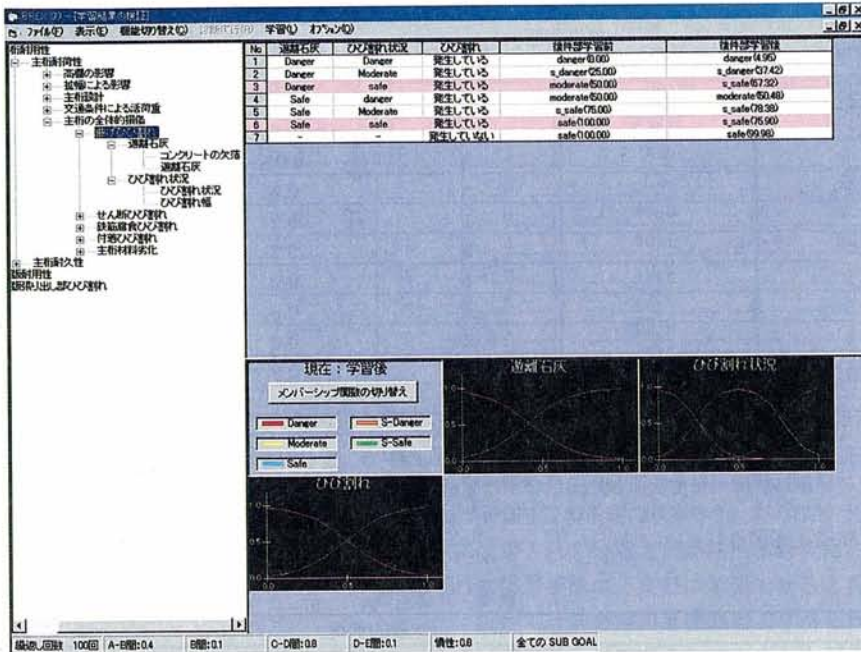


図-16 学習結果検証画面

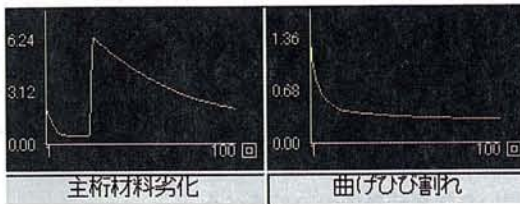


図-17 学習誤差の推移グラフ

ここでは、学習回数や学習率の設定を行う。なお、これらの数値は、経験的に定められ、学習させる個々のニューロンについて各層ごとに学習率の設定が可能である。また、初期状態の知識から学習を行うのか、または以前に学習した知識より学習を行っていくのかを選択可能としている。

Step3：学習

Step1～Step2 の設定を行なった後に、2. (4) で解説した学習アルゴリズムに従った学習が実行される。

Step4：学習結果検証画面の出力

学習が終了すると、学習結果検証画面によって学習結果の検証を行なうことができる。学習結果検証画面は、検証画面と誤差推移画面により構成される。ここで、知識の更新が妥当なものであれば、システム内の知識を更新し学習を終了するが、学習が良好に行われていない場合は、再度、学習パラメータを設定し直し、学習を行うことが可能となっている。

続いて図-16 には、学習結果検証画面を示す。画

面左部の階層木を辿りながら、各 SUB GOAL および下位 GOAL をクリックすると画面右上には、学習後のプロダクションルール、画面右下には前件部メンバーシップ関数の学習結果が表示される。学習によって後件部の記述が変化したプロダクションルールは、色を付けることで変化があったことを強調している。なお、ここでは特に、後件部に記述されている健全度の値のカテゴリー（式(12)を参照）が学習により他のカテゴリーへ変化したものについてのみ色がつけられる。また、前件部メンバーシップ関数の変化は、学習の前および後へと表示を変える切り替えボタンを押すことにより、その変動を知ることができる。また、学習率などの諸設定は、画面下部のステータスバーに表示される。図-16 に示された例では、ステータスバーにより学習回数 100 回、全 SUBGOAL において学習を行なったことが分かり、画面右上のプロダクションルールを見ると、ルール番号 3 の後件部が Moderate から Slightly Safe に変化し、ルール番号 7 の後件部が Safe から Moderate に変化したことが分かる。また、図-16 と同時に、図-17 に示される誤差推移画面が表示される。この画面では、学習回数（横軸）が進むにつれて誤差（縦軸）がどのように変動したのかを示している。ここでは SUB GOAL 『主桁材料劣化』および『曲げひび割れ』の誤差推移を例として挙げている。以上のように、知識獲得支援機能では、更新

表-4 アンケート記入用紙の例

損傷状態				記入欄
ひび割れ状況（発生箇所数）			最大ひび割れ幅 (mm)	評価
大	中	小		
—	3	—	0.2	A B C D E
—	—	3	0.01	A B C D E
2	1	—	0.6	A B C D E
—	2	1	0.2	A B C D E
—	1	2	0.2	A B C D E
1	1	1	0.9	A B C D E
5	1	1	0.9	A B C D E
4	4	2	0.6	A B C D E
5	5	5	0.9	A B C D E
:	:	:	:	:

- 注) ① アンケートの損傷は、1 径間あたりで考慮する。
 ② 最大ひび割れ幅 (mm) : 確認されたひび割れの中で、最も大きなひび割れ幅を示す。
 ③ ひび割れ状況 (発生箇所数) : ひび割れ箇所は、1.0m²単位で見ており、この単位内のひび割れは、その本数に関係なく1箇所としてみなす。なお、大、中、小の定義は、表-2を参照されたい。

表-5 評価基準

評価区分	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。

された知識の内容および誤差の推移を具体的に提示することにより、誤った学習を防ぐことができる。

4. アンケート調査に基づくシステムの学習と検証

本章では、アンケート調査により得られた学習データを利用し、本研究において提案された推論機構の学習手法および知識獲得支援機能の有効性に関する検証を行う。続いて、本診断システムを実橋梁へ適用した結果を示す。

(1) 学習手法と知識獲得支援機能の有効性に関する検証

本節では、本研究において開発された診断システムの学習手法および知識獲得支援機能の有効性を検証する。ここでは、まず、知識ベース更新に用いるデータ、すなわち学習用データの作成のために、橋梁の維持管理業務また設計業務に携わる専門技術者に対して行ったアンケート調査について述べる。続いて、このアンケートを用いて、実際に知識獲得支援機能を利用した知識ベース内の知識の洗練を行っ

た結果を示し、その考察を行う。ここでは、図-1に示される下位 GOAL「ひび割れ状況」の診断を洗練するために行ったアンケート調査およびこれを用いた学習結果について述べる。

a) アンケート調査の概要

本来であれば、実橋梁に対して点検調査を実施し、それを基に本診断システムの教師データとなる橋梁診断アンケートを行い学習用データを作成すべきである。しかしながら、現時点では学習に必要とされる十分なデータ量を実橋梁調査で獲得することは難しいことから、本研究では、損傷状態をアンケート紙面上で設定し、これに対して診断を行って頂いた。なお、表-4には、専門技術者に対して行ったアンケート調査の一例を示す。また、表-5には、表-4の評価基準を示す。このアンケートでは、専門技術者は表-4の左に記述されている損傷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。そして、発生状況や最大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。

b) アンケートに基づくシステムの学習結果

前節で説明を行ったアンケート手法より得られた

表-6 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

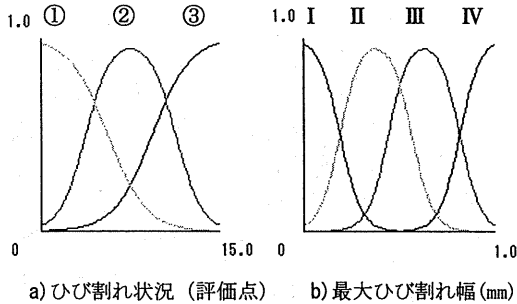


図-18 学習前のメンバーシップ関数

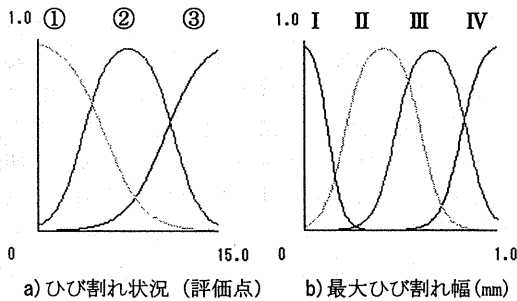


図-19 学習後のメンバーシップ関数

学習用データは、本診断システムの学習の際には、表-4 の左部に記述されている損傷条件が、システムへの入力となり、その評価 (A~E) が教師データとなる。このとき、実際には、A: 100 点, B: 75 点, C: 50 点, D: 25 点, E: 0 点と点数に変換し教師データとして利用している。なお、本研究で用いた学習用データ数は、69 個である。また、表-6 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本推論機構から推論された出力結果と専門技術者の評価との誤差を平均したものである。また、正解率は、本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

表-7 (D)層-(E)層間の重みの変化
(後件部命題の健全度の変化)

	(D)層-(E)層間の重み	
	学習前	学習後
1	0.0	0.0
2	7.5	0.0
3	49.9	6.6
4	60.1	60.1
5	20.8	20.8
6	28.2	20.8
7	69.9	21.0
8	76.1	76.1
9	40.8	40.8
10	52.8	40.8
11	75.6	42.1
12	100.0	77.0

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、知識獲得支援機能より得られた学習前および学習後のプロダクションルール前件部メンバーシップ関数の形状をそれぞれ図-18 および図-19 に、また階層構造ニューラルネットの(D)層-(E)層間の重みの変化、すなわち後件部命題に記述されている健全度の値の変化を表-7 に示す。ここで、図-18 および図-19 中の記号①, ②, ③は、それぞれ図-2 に示されたファジィ集合 {少ない}, {多い}, {かなり多い} に対応しており、同様に記号 I, II, III, IV は、それぞれファジィ集合 {極めて小さい}, {小さい}, {大きい}, {かなり大きい} に対応する。なお、入力項目間の診断項目への影響度の違いを学習する (C)層-(D)層間の重みは、入力項目 [ひび割れ幅 (mm)] に対するものが 0.54, 入力項目 [ひび割れ状況 (評価点)] に対する重みは 0.46 となった。これらの結果をみると、2. (4). b) 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。

図-19 を見ると、学習後のメンバーシップ関数の形状に矛盾はない。また、最大ひび割れ幅 (mm) のメンバーシップ関数に着目し、ひび割れ状況 {極めて小さい} (図中の I) の程度を表すファジィ集合の学習前および学習後の形状変化を見ると、その形状の幅が 2/3 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ほう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することを意味している。なお、{極めて小さい} 以外のファジィ集合の形状には、変化が見られない。一方、[ひび割れ状況 (評価点)] に関するメンバーシップ関数の形状変化に注目すると、学習後には {かなり多い} (図中の③) の程度を表すファジィ集合の形状の傾きがやや大きくなっている。

これから、学習後の推論機構では、ひび割れ状況の評価点が、大きな値でなければ、その状況が{かなり多い}と考慮されなくなったことが読み取れる。

続いて、(C)層-(D)層間の重みの変化に着目すると、入力項目[ひび割れ幅(mm)] : 入力項目[ひび割れ状況(評価点)] = 0.54 : 0.46 であったことから、診断項目である下位 GOAL「ひび割れ状況」の評価には、どちらの入力項目もほぼ同様にその診断へ影響を与えるが、やや入力項目[ひび割れ状況]よりも入力項目[ひび割れ幅]が重要視されていることが分かる。

(D)層-(E)層間の重みの変化を示す表-7を見ると、学習後の結果は、本研究で提案された学習に関する制約を満足しており、その変化を見ると、全体的に低めの評価に変化していることが読み取れる。さらに、ルール番号 1, 2, 3 の(D)層-(E)層間の重みは、ほぼ同様になっていることから、[ひび割れ状況(評価点)]の程度が{かなり多い}の場合には、[ひび割れ幅]の程度である{かなり大きい}、{大きい}および{小さい}は区別されることが分かる(表-3を参照)。また、ルール番号 5, 6, 7 の(D)層-(E)層間の重みは、[ひび割れ状況(評価点)]の程度が{多い}の場合には、[ひび割れ幅]の程度である{かなり大きい}、{大きい}および{小さい}は区別されることが分かる。同様に、ルール番号 9, 10, 11 の(D)層-(E)層間の重みからも、[ひび割れ状況(評価点)]の程度が{少ない}の場合には、[ひび割れ幅]の程度である{かなり大きい}、{大きい}および{小さい}は区別されることが分かる。最大ひび割れ幅のファジィ集合{小さい}、{大きい}および{かなり大きい}は、図-19の結果では学習後のメンバーシップ関数の形状に変化は見られなかったが、表-7の結果を見ると、これら3つのカテゴリーは、1つのカテゴリーとして見るができる。すなわち、専門技術者は、入力項目[ひび割れ幅(mm)]に対して、初期設定において与えられた4つのカテゴリーではなく2つのカテゴリー(「極めて小さい」とその他のカテゴリー)でその程度を区別していると言える。次に、ルール番号 8, 12 の(D)層-(E)層間の重みは、ほぼ等しいことから、[ひび割れ幅]が{極めて小さい}ときには、[ひび割れ状況(評価点)]のファジィ集合{多い}および{少ない}を区別しないことが読み取れる。これらの結果から、下位 GOAL「ひび割れ状況」の診断に用いるプロダクションルールは、初期のものより少ないルールで推論が可能であることが分かる。

以上の結果から、本研究において提案された学習

手法および知識獲得支援機能は有用であると言える。

(2) システムの実橋への適用

本節では、本診断システムを実際に山口県下に架設されている橋梁に適用し、その実用性を検証する。ここでは、学習前すなわち推論機構が初期状態(プリワイヤ)であるときに、本診断システムから出力された値と、専門技術者へのアンケート調査結果から獲得した学習用データを用いて本推論機構を学習させた後の診断システムから推論された値を比較することにより、その学習効果について考察する。

a) 学習用データの作成

本研究では、山口県下に架設されている5橋(9スパン)に対して実際に専門技術者(1名)に点検を行って頂き、その結果を基に本診断システムの診断項目それぞれに対して0~100点の評価を行って頂いた。なお、対象橋梁の概要および主な損傷状態は、文献14)を参照されたい。さらに、専門技術者による対象橋梁に対する橋梁診断アンケート調査の具体的な手法は、文献3)を参照されたい。ここで、専門技術者による橋梁点検およびアンケート調査によるシステムの学習用データ作成に関する問題点を述べる。本研究では、学習用データの作成は、1名の専門技術者によって行われた。今回のように、1人の専門技術者によるエキスパートシステムを開発する方が、時間短縮で良いが、システム内の知識が偏ることもありうる。可能であれば、複数の専門技術者による学習用データ作成後、数度の検討会を開き専門技術者の意見を調整することが望ましい。ただし、何人もの専門技術者家の知識を組み合わせた大規模システムを開発することもまた、専門技術者間の見解をまとめることが難しい(複数専門家問題)。大きなプロジェクトでは、ほとんど例外なく主任専門技術者が1人で基本的な知識ベースを準備し、その後で大勢の専門技術者がその知識ベースを拡張する手法が適用されている。このように、まず一人に対するプロトタイプをつくり、それを参考に改良もしくは、再構築する方が良いと思われる。特に、どのようなシステムを作ろうとしているかをイメージするには、まずシステム開発では、プロトタイプをつくり、それをもとに、検討を進めていくプロトタイプング手法が、効率が良いと考える。続いて、表-8には、専門家による診断結果を示す。ここで、表中の橋梁名の後に記述している丸囲みで示した数値はスパン番号を表している。また、()内の値が、アンケート調査結果であり、英文字(S, s-s, M, s-d, D)は、それぞれ safe, slightly-safe,

表-8 学習用教師データ

	Ko橋②	Ko橋⑧	Mi橋①	Mi橋③	Tu橋③	Ha橋①	Ha橋②	Ho橋①	Ho橋④
主桁設計	s-d(35.0)	s-d(35.0)	M(40.0)	M(40.0)	s-d(35.0)	M(50.0)	M(50.0)	s-d(30.0)	s-d(30.0)
主桁施工	M(40.0)	M(40.0)	s-d(20.0)	s-d(30.0)	M(40.0)	M(50.0)	M(50.0)	M(40.0)	M(40.0)
主桁供用状態	s-d(35.0)	s-d(35.0)	s-d(35.0)	M(40.0)	M(40.0)	M(50.0)	M(50.0)	s-d(35.0)	s-d(35.0)
主桁材料劣化	M(40.0)	s-d(35.0)	s-d(20.0)	s-d(25.0)	s-d(30.0)	M(50.0)	M(50.0)	s-d(35.0)	s-d(35.0)
曲げひび割れ	M(40.0)	M(40.0)	M(50.0)	M(50.0)	s-d(35.0)	M(40.0)	M(50.0)	s-d(25.0)	s-d(25.0)
せん断ひび割れ	M(40.0)	M(40.0)	s-d(35.0)	s-d(35.0)	M(45.0)	M(50.0)	M(50.0)	s-d(35.0)	s-d(30.0)
鉄筋腐食ひび割れ	s-d(35.0)	s-d(30.0)	M(45.0)	M(45.0)	M(45.0)	M(50.0)	M(50.0)	s-d(30.0)	s-d(30.0)
付着ひび割れ	M(40.0)	M(40.0)	M(45.0)	M(45.0)	s-d(30.0)	M(50.0)	M(50.0)	s-d(35.0)	s-d(35.0)
主桁の全体的損傷	s-d(35.0)	s-d(35.0)	s-d(25.0)	s-d(35.0)	s-d(30.0)	M(40.0)	M(50.0)	s-d(30.0)	s-d(30.0)
主桁耐荷性	s-d(35.0)	s-d(30.0)	s-d(30.0)	s-d(30.0)	s-d(35.0)	M(50.0)	M(50.0)	s-d(30.0)	s-d(25.0)
主桁耐久性	s-d(35.0)	s-d(35.0)	s-d(35.0)	M(40.0)	s-d(30.0)	M(40.0)	M(50.0)	s-d(35.0)	s-d(35.0)
主桁耐用性	s-d(35.0)	s-d(30.0)	s-d(35.0)	M(40.0)	s-d(35.0)	M(50.0)	M(50.0)	s-d(35.0)	s-d(30.0)
床版設計	M(40.0)	s-d(35.0)	s-d(20.0)	s-d(20.0)	s-d(30.0)	M(50.0)	M(40.0)	s-d(35.0)	s-d(35.0)
床版施工	M(40.0)	M(40.0)	D(10.0)	s-d(25.0)	M(40.0)	M(50.0)	M(50.0)	M(40.0)	M(40.0)
路面状態	s-d(30.0)	M(40.0)	M(50.0)	M(50.0)	s-d(25.0)	M(40.0)	M(50.0)	M(40.0)	M(40.0)
床版供用状態	s-d(35.0)	s-d(35.0)	M(40.0)	M(50.0)	s-d(35.0)	M(50.0)	M(50.0)	s-d(35.0)	s-d(35.0)
床版材料劣化	M(40.0)	s-d(35.0)	s-d(15.0)	s-d(30.0)	s-d(35.0)	M(50.0)	M(50.0)	s-d(35.0)	s-d(35.0)
ハンチ沿いひび割れ	M(50.0)	s-d(35.0)	M(40.0)	M(50.0)	M(40.0)	s-s(75.0)	s-s(75.0)	M(40.0)	s-d(35.0)
支点付近ひび割れ	M(50.0)	s-d(35.0)	M(40.0)	M(40.0)	s-d(35.0)	M(60.0)	M(40.0)	M(40.0)	s-d(35.0)
床版中央のひび割れ	M(45.0)	s-d(30.0)	M(40.0)	M(50.0)	s-d(25.0)	M(50.0)	s-d(35.0)	s-d(35.0)	s-d(30.0)
張出部のひび割れ	M(40.0)	s-d(30.0)	M(40.0)	M(40.0)	s-d(35.0)	M(50.0)	M(50.0)	s-d(35.0)	s-d(35.0)
床版の全体的損傷	M(40.0)	s-d(30.0)	s-d(25.0)	s-d(35.0)	s-d(25.0)	M(40.0)	M(40.0)	s-d(35.0)	s-d(30.0)
床版耐荷性	s-d(35.0)	s-d(30.0)	s-d(20.0)	s-d(35.0)	s-d(25.0)	M(50.0)	M(45.0)	s-d(35.0)	s-d(30.0)
床版耐久性	s-d(35.0)	s-d(30.0)	s-d(25.0)	s-d(35.0)	s-d(30.0)	M(50.0)	s-d(35.0)	s-d(35.0)	s-d(30.0)
床版耐用性	s-d(35.0)	s-d(35.0)	s-d(25.0)	s-d(35.0)	s-d(25.0)	M(50.0)	M(45.0)	s-d(35.0)	s-d(30.0)

注) S: safe, s-s: slightly-safe, M: moderate, s-d: slightly-danger, D: danger

moderate, slightly-danger, danger を示している。これらは、式(12)で示した基準に従って () 内の値を5つの各カテゴリーに分類したものである。本節では、この結果を学習用データとして推論機構の学習を試みた。なお、本診断システムより出力された診断結果に対する検証を行う際には、専門技術者に対して行われた各診断項目に関するアンケート調査結果を正解値として考え、システムから出力された診断結果とアンケート調査結果との誤差が小さいほど妥当性の高い診断結果が得られていると解釈した。

b) 学習効果の検証

学習前の初期状態 (プリワイヤ) において、本診断システムから出力された値を表-9に示す。なお、表中の () 内の値は、本診断システムより出力された値 (平均健全度) である。また、表中の各種網掛け部は、それぞれ次のことを示している：■は、教師データ (表-8) と比較したときに本診断システムより出力された値のカテゴリーが1ランクずれているものである。一方、■は、出力された値のカテゴリーが2ランク以上離れているものである。また、表の最下行は誤差の絶対値を各スパンごとに合計したものである。このように専門技術者の診断結果と比較した場合、学習前の初期状態ではかなりの誤差が見られる。9スパンの誤差の合計は7995.6ポ

イント (以下、pと略記する) にもなり、1つの診断項目あたり平均35.5pもの誤差があることになる。そこで、推論機構の学習を行うことにより、これらの誤差を小さくすることを試みた。本研究の学習方法は、診断するスパンも含めた全てのスパンを学習データとする全標本学習法¹⁵⁾を用いた。全標本学習法では、診断しようとする橋梁と全く同様な損傷が起こっている橋梁について学習を行ったことがある状態になる。表-10には、全標本学習法による診断結果を示す。学習後の結果は、学習前の結果と比較すると誤差が大幅に減少している。9スパンの誤差の合計では1079pとなり、1つの診断項目当たりの誤差を考えると4.8pであることから、その診断結果の信頼性は学習によりかなり高くなったと言えよう。最後に、表-11には、学習前と学習後の診断結果を示す。ここで、正解率は、本診断システムから推論された出力値を5つのカテゴリー分けしたものを、教師データと比較し、そのカテゴリーが教師データと同じであれば正解としている。この結果より、学習前の正解率は、17%であり専門技術者の診断とかなり大きな違いが見られたが、学習後の結果は、76%と大幅に改善されていることから、本診断システムは、良好に学習ができると言える。

表-9 プリワイヤによる診断結果

	Ko橋②	Ko橋⑧	Mi橋①	Mi橋③	Tu橋③	Ha橋①	Ha橋②	Ho橋①	Ho橋④
主桁設計	M(40.6)	M(40.6)	M(47.9)	M(61.6)	M(45.5)	M(59.6)	M(59.6)	M(39.3)	M(39.3)
主桁施工	M(39.1)	M(39.1)	s-d(25.0)	M(50.0)	S(97.9)	M(39.1)	M(39.1)	S(97.9)	S(97.9)
主桁供用状態	M(61.6)	M(61.6)	M(56.6)	M(56.6)	M(50.5)	S(98.2)	S(98.2)	S(98.1)	S(98.1)
主桁材料劣化	M(51.7)	s-s(66.8)	M(51.7)	M(51.6)	M(41.5)	s-s(70.2)	s-s(75.4)	M(51.6)	M(51.6)
曲げひび割れ	S(99.9)	M(57.9)	S(99.9)	S(99.9)	M(58.2)	S(93.0)	S(99.9)	s-d(23.2)	s-d(23.2)
せん断ひび割れ	S(99.9)	S(99.9)	s-s(73.5)	M(50.7)	S(99.9)	S(99.9)	S(99.9)	S(99.9)	S(95.8)
鉄筋腐食ひび割れ	D(11.2)	s-d(35.6)	M(50.4)	D(5.5)	D(5.5)	s-s(80.9)	S(99.9)	D(11.2)	D(11.2)
付着ひび割れ	S(99.9)	M(51.8)	S(96.8)	S(96.8)	s-d(16.3)	S(99.9)	S(99.9)	M(57.5)	S(96.9)
主桁の全体的損傷	s-d(28.8)	M(42.2)	M(45.8)	s-d(27.9)	D(11.6)	s-s(80.3)	s-s(87.2)	s-d(30.3)	M(38.1)
主桁耐荷性	s-s(86.7)	S(93.2)	S(88.0)	s-s(80.8)	M(51.8)	S(90.3)	S(90.3)	s-s(67.5)	s-s(71.6)
主桁耐久性	s-d(31.6)	M(46.4)	M(48.1)	s-d(30.1)	D(6.5)	s-s(83.9)	S(92.4)	s-d(34.0)	M(43.4)
主桁耐用性	s-s(63.9)	s-s(72.4)	s-s(71.1)	M(59.2)	s-d(27.1)	S(91.8)	S(95.3)	M(51.0)	M(58.1)
床版設計	s-s(74.1)	M(49.4)	M(61.0)	M(62.5)	M(44.9)	s-s(79.7)	M(62.0)	M(61.0)	M(49.4)
床版施工	M(49.8)	M(49.8)	s-d(13.4)	M(49.8)	S(98.0)	S(98.0)	S(98.0)	M(49.8)	M(49.8)
路面状態	M(56.2)	M(56.2)	M(56.2)	S(96.4)	s-d(26.1)	M(56.2)	S(96.4)	S(96.4)	S(96.4)
床版供用状態	s-s(73.0)	s-s(73.0)	s-s(72.4)	s-s(75.5)	M(61.9)	s-s(72.8)	s-s(78.2)	M(62.3)	M(62.3)
床版材料劣化	s-s(71.6)	s-d(31.4)	M(61.1)	s-s(72.6)	s-s(69.9)	s-s(74.3)	s-s(74.3)	s-s(70.7)	M(51.6)
ハンチ沿いひび割れ	S(99.9)	s-s(73.2)	S(99.9)	s-s(73.3)	M(53.7)	S(99.9)	S(99.9)	S(99.9)	s-s(73.3)
支点付近ひび割れ	S(99.9)	s-s(74.2)	S(99.9)	S(99.9)	s-s(74.2)	S(99.9)	S(99.9)	S(99.9)	s-s(74.3)
床版中央のひび割れ	S(99.9)	M(51.3)	M(58.7)	s-s(74.0)	M(52.9)	S(99.9)	S(97.5)	S(91.3)	M(55.3)
張出部のひび割れ	S(99.9)	s-s(73.2)	s-s(70.3)	s-s(73.2)	M(60.2)	S(99.9)	S(99.9)	S(99.9)	S(99.9)
床版の全体的損傷	S(93.9)	s-s(69.3)	S(90.4)	S(90.8)	s-s(79.5)	S(94.6)	S(94.6)	S(93.6)	s-s(78.4)
床版耐荷性	S(98.6)	s-s(82.7)	S(96.3)	S(96.5)	s-s(87.1)	S(98.8)	S(97.1)	s-s(86.1)	s-s(81.2)
床版耐久性	S(96.7)	s-s(65.4)	S(94.8)	S(95.1)	s-s(82.5)	S(97.0)	S(97.0)	S(96.6)	s-s(80.9)
床版耐用性	S(98.0)	s-s(73.7)	S(97.3)	S(97.4)	S(89.6)	S(98.0)	S(97.8)	S(94.5)	s-s(85.0)
誤差合計	935.0	674.3	921.5	890.7	763.8	942.9	1046.5	936.7	884.2

表-10 学習後の診断結果 (全標本学習法, 学習回数 100 回)

	Ko橋②	Ko橋⑧	Mi橋①	Mi橋③	Tu橋③	Ha橋①	Ha橋②	Ho橋①	Ho橋④
主桁設計	s-d(32.9)	s-d(32.9)	M(39.0)	M(47.7)	s-d(37.0)	M(46.1)	M(46.1)	s-d(31.8)	s-d(31.8)
主桁施工	M(44.0)	M(44.0)	s-d(23.1)	s-d(34.7)	M(40.1)	M(44.0)	M(44.0)	M(40.1)	M(40.1)
主桁供用状態	s-d(34.9)	s-d(34.9)	M(37.5)	M(37.5)	M(40.0)	M(49.9)	M(49.9)	s-d(35.2)	s-d(35.2)
主桁材料劣化	s-d(34.3)	M(46.3)	s-d(20.2)	s-d(20.2)	s-d(26.8)	M(41.4)	s-s(72.8)	s-d(33.4)	s-d(33.4)
曲げひび割れ	M(48.8)	M(48.8)	M(48.8)	M(48.8)	s-d(37.4)	M(40.3)	M(48.8)	s-d(24.9)	s-d(24.9)
せん断ひび割れ	M(44.3)	M(44.3)	s-d(34.9)	s-d(35.0)	M(44.3)	M(44.3)	M(44.3)	M(44.3)	s-d(30.3)
鉄筋腐食ひび割れ	M(37.5)	s-d(30.1)	M(42.2)	s-d(36.6)	s-d(36.7)	M(50.0)	M(51.7)	M(37.5)	M(37.5)
付着ひび割れ	M(47.3)	s-d(37.3)	M(41.3)	M(41.3)	s-d(30.0)	M(47.3)	M(47.3)	M(37.7)	M(41.3)
主桁の全体的損傷	s-d(32.7)	s-d(34.2)	s-d(27.8)	s-d(26.0)	s-d(26.8)	M(41.9)	M(57.6)	s-d(32.3)	s-d(34.3)
主桁耐荷性	M(38.2)	M(38.8)	s-d(30.9)	s-d(31.4)	s-d(25.3)	M(46.2)	M(51.6)	s-d(29.0)	s-d(29.4)
主桁耐久性	s-d(34.7)	s-d(36.5)	s-d(36.8)	s-d(28.1)	s-d(27.5)	M(43.5)	M(52.1)	s-d(35.0)	s-d(37.3)
主桁耐用性	M(40.1)	M(41.7)	s-d(36.2)	s-d(29.9)	s-d(24.2)	M(48.2)	M(52.2)	s-d(33.4)	s-d(35.2)
床版設計	M(45.9)	s-d(32.3)	s-d(33.1)	s-d(23.8)	s-d(31.7)	M(50.7)	s-d(30.0)	s-d(33.1)	s-d(32.3)
床版施工	s-d(37.0)	s-d(37.0)	D(10.1)	s-d(37.0)	M(47.0)	M(47.0)	M(47.0)	s-d(37.0)	s-d(37.0)
路面状態	M(40.4)	M(40.4)	M(40.4)	M(44.7)	s-d(25.0)	M(40.4)	M(44.7)	M(44.7)	M(44.7)
床版供用状態	M(39.4)	M(39.4)	M(39.8)	M(42.1)	s-d(36.9)	M(46.7)	M(49.1)	s-d(35.3)	s-d(35.3)
床版材料劣化	M(53.1)	s-d(26.8)	s-d(27.2)	M(53.7)	M(48.7)	s-s(67.7)	s-s(68.4)	M(52.9)	s-d(35.1)
ハンチ沿いひび割れ	M(58.3)	M(40.0)	M(58.3)	M(40.1)	M(40.0)	M(58.3)	M(58.3)	M(58.3)	M(40.1)
支点付近ひび割れ	M(46.7)	s-d(35.0)	M(46.7)	M(46.7)	s-d(34.9)	M(46.7)	M(46.7)	M(46.7)	s-d(35.0)
床版中央のひび割れ	M(48.1)	s-d(29.2)	s-d(36.4)	M(51.5)	s-d(26.7)	M(48.1)	s-d(34.2)	s-d(35.8)	s-d(31.3)
張出部のひび割れ	M(43.3)	s-d(36.5)	s-d(37.2)	s-d(36.5)	s-d(35.0)	M(43.3)	M(43.3)	M(43.3)	M(43.3)
床版の全体的損傷	M(42.2)	s-d(27.1)	s-d(32.1)	M(43.5)	s-d(36.1)	M(50.0)	M(50.1)	M(41.8)	s-d(29.9)
床版耐荷性	M(43.0)	s-d(33.9)	s-d(35.6)	s-d(34.0)	s-d(37.1)	M(47.5)	M(39.1)	M(45.2)	s-d(27.0)
床版耐久性	M(40.2)	s-d(29.1)	s-d(32.0)	M(40.9)	s-d(37.2)	M(43.4)	M(43.5)	M(39.7)	s-d(31.5)
床版耐用性	M(43.7)	s-d(33.1)	s-d(35.8)	M(38.4)	M(39.3)	M(46.6)	M(42.7)	M(44.3)	s-d(29.5)
誤差合計	124.6	90.6	128.4	158.5	113.7	124.5	152.9	121.1	64.7

表-11 学習結果 (学習回数: 100回)

	誤差合計	正解率 (%)
学習前	7995.6	17
学習後	1079.0	76

5. まとめ

従来より著者らは、「橋梁管理者および専門技術者が橋梁の総合的な劣化診断（性能評価）を行う際に、それを支援するシステムの開発」を目的とし、「コンクリート橋診断エキスパートシステム」の開発を行ってきた。本研究では、特にこの診断システムの信頼性向上を目的とし、教師データによる学習により獲得された専門技術者の知識を提示可能とするBP法を応用した学習手法を考案した。また、本診断システムの実用化を目指し、橋梁診断エキスパートシステムからの診断結果および学習データによるシステム内の知識の変化をユーザーに対して具体的に説明することを目的としたユーザインタフェース（説明機能、知識獲得支援機能）の開発も行った。このインタフェースでは、橋梁診断エキスパートシステムの診断においては対象橋梁の診断に実際に利用されたプロダクションルールを参照できる。また学習の過程においては、洗練されたシステム内の知識の変化や学習データによる学習効果を提示することが可能となっている。さらに、本研究において提案された学習手法および知識獲得支援機能の有用性を示すために、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データから診断システムの学習を知識獲得支援機能を用いて行った。

続いて、本研究で得られた成果を以下にまとめる。

- ① 実用的なエキスパートシステム開発の際に不可欠である説明機能を開発したことから、入力項目の意味(What)、入力項目の必要性(Why)、どのような推論過程を経て診断結果を出力したか(How)と言った本診断システムのユーザーの疑問に答えることが可能となった。
- ② 知識獲得支援機能の開発により、学習によって得られた専門技術者の知識を視覚的に確認できるようになった。また、これにより、誤った学習を防ぐことが可能となった。
- ③ 本研究において提案された学習手法および知識獲得支援機能の有用性を検証するために、専門技術者に対するアンケート結果を学習データとした本推論機構の学習を行った。この結果から、初期状態の診断結果は専門技術者の評価と比べて差違の大きいものであったが、学習を行うこ

とでその差違は小さくなり、診断結果の信頼性の向上が図れることが確認された。さらに知識の変更が視覚的に確認され妥当な知識が獲得されることが確認された。

- ④ 本研究により提案された制約条件のある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、前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、さらに学習後の知識洗練の状態も確認可能とした。
- ⑤ 前診断システムの入力データとなる従来の点検手法では、点検者の主観判断の違いによる点検結果のばらつきが見られたことから、基本的に建設省土木研究所資料「橋梁点検要領(案)」⁵⁾に従った点検結果を本診断システムへの入力データとして利用する手法を考案した。最後に、今後、この橋梁診断エキスパートシステムの研究をさらに進めていく上で留意すべき点を以下にまとめる。
 - ① 本研究では、点検で得られた損傷の各カテゴリーの重み付けをし、その評価点を算出した後にこれをシステムへ入力している(式(1)を参照)。今後のさらなるシステムの信頼性向上を考えると、この各カテゴリーの重みも学習可能とする階層構造ネットワークの開発が必要である。
 - ② 本診断システムでは、すでにシステム内に蓄積されている橋梁診断に利用される知識は、誤差逆伝播法を用いた学習機能により学習を行うことが可能であるが、現在の診断システムに利用されている知識は、ニューラルネットワークを用いてコンピューター内に実装されていることから、質問項目および診断項目の追加および削除は難しい。また、これらの追加および削除は、教師データ作りにも影響し、過去の教師データが利用できなくなる可能性もある。しかしながら、信頼性の高いシステム作りには、不足している知識の追加、冗長な知識および誤った知識を修正していく機能が必要である。また、同様な問題として、入力データの欠落や不明、不確実という場合もあり、今後、これらの入力データに対する処理に関しても検討が必要である。
 - ③ 本診断システムの開発では、特に専門技術者の育成を考慮に入れたシステム開発は行っていないが、本診断システムのユーザーに対しては、説明機能および知識獲得支援機能を設けており、システム内部に蓄積されている専門技術者から

得られた知識やシステムの推論処理等を視覚的に表示可能としている。今後、この特徴から、新たな専門技術者育成の教育および訓練システムとしても活用が可能であると考えられる。また、このように改良を行うことは、現在の専門技術者不足を鑑みても必要不可欠である。このように、熟練した専門技術者の知識を、継承していくことに利用することも、エキスパートシステムの応用の一つであると思われる。

謝辞：本研究をまとめるにあたり、種々のご援助を頂いた山口大学大学院生 三輪宅弘氏、青木治道氏に感謝の意を表します。また、現地での橋梁点検およびアンケート調査に快くご協力頂いた山口県土木建築部道路整備課 師井努氏、(株)長大の川崎巧氏、草山敦氏他に深く感謝します。

参考文献

- 1) 土木学会：コンクリート構造物の維持管理指針（案），コンクリートライブラリー 8 1，1995. 10.
- 2) Thompson, P., Small, E., Johnson, M. and Marshall, A. : The Pontis Bridge Management System, *Structural Engineering International, Journal of IABSE*, Vol. 8, pp.303-308, 1998.
- 3) 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.
- 4) 串田守可：橋梁診断における知識獲得手法とエキスパートシステムの開発に関する研究，山口大学博士学位論文，1998. 3.
- 5) 田崎栄一郎：あいまい理論による社会システムの構造化，数理科学，No.191，pp. 54-66，1975. 5.
- 6) 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実用化，建設工学研究所報告 第 33 号，pp. 23-65，1991. 11.
- 7) 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.
- 8) 林 勲，古橋 武：ファジィ・ニューラルネットワーク，朝倉書店，1996. 5.
- 9) 平尾隆行：エキスパートシステム入門，オーム社，1989. 1.
- 10) 石崎純夫，森 文彦，花岡かほる：エキスパートシステム構築技法入門，オーム社，1990. 7.
- 11) 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.
- 12) 甘利俊一，向殿政男：ニューロとファジィ，培風館，1994. 5.
- 13) P. ハーモン，D. キング：エキスパートシステムズ，サイエンス社，1988. 12.
- 14) 河村 圭，宮本文穂，中村秀明，小野正樹：Bridge Management System (BMS) における維持管理対策選定システムの開発，土木学会論文集，No. 658/VI-48，pp. 121-139，2000. 9.
- 15) 鳥脇順一郎：認識工学，コロナ社，1993.3

(2000. 3. 13 受付)

PRACTICAL APPLICATION OF CONCRETE BRIDGE RATING EXPERT SYSTEM USING HIERARCHICAL NEURAL NETWORKS

Kei KAWAMURA, Ayaho MIYAMOTO, Hideaki NAKAMURA
and Hideaki MIYAKE

The aim of this study is to develop a practical application of concrete bridge rating expert system. In this study, an explanation function and a knowledge acquisition support function are newly developed. The former function allows a fuzzy reasoning process of the expert system to be explained to system users. In the latter function, a learning method proposed in this study is applied to allows an acquired knowledge to be concretely shown to users. Furthermore, comparisons between the diagnostic results before learning and the ones after learning are presented so as to demonstrate the validity of learning capability of this system.