

# コンクリート橋診断ニューロ・ファジィ エキスパートシステムの開発と信頼性の向上

宮本文穂<sup>1</sup>・串田守可<sup>2</sup>・森川英典<sup>3</sup>・木下和哉<sup>4</sup>

<sup>1</sup>正会員 工博 神戸大学助教授 工学部建設学科 (〒657 神戸市灘区六甲台町1-1)

<sup>2</sup>正会員 工修 神戸大学研究生

<sup>3</sup>正会員 工博 神戸大学助手 工学部建設学科

<sup>4</sup>正会員 工修 ㈱大林組 東京本社

本研究では、従来のシステムに学習機能を付加すべく、ニューラルネットワークによる連想記憶を用いた推論機構を新たに構築した。そして、システムによる診断結果の信頼性の向上を目指し、専門家の知識をアンケート調査から獲得することによってシステム内に導入した。さらに、知識洗練歴とシステムによる診断結果との関係について検討し、より信頼性の高い診断結果を出力可能なシステムへと改良を加えた。また、本システムを既存橋梁の耐用性診断に適用し、専門家による目視調査結果と比較することで、本システムの有効性を確認した。最後に、本システムの流れを写真を用いて詳述した。

**Key Words**: concrete bridge, serviceability assessment, expert system, machine learning, fuzzy set theory, neural network

## 1. はじめに

わが国における本格的な高速道路網、さらには、道路交通網の中で重要な位置を占める橋梁といった社会資本の整備は、欧米の先進諸国に比べてはるかに遅れて着手されたものの、昭和29年に始まった第1次道路整備5箇年計画以来、着々と整備されつつあり、今や欧米の水準に達しようとしている。しかしながらその一方で、社会資本は生活基盤施設として完成するとただちに供用され、近年の激増する交通量あるいは車両の大型化に伴い、橋齢以上に激しい損傷を受けている例も少なくない。さらに、このような状況のもとで、2010年には、全橋梁の内で橋齢50年以上の老朽橋の割合が約35%に達するといわれ、今後、新規橋梁の建設よりも既存橋梁の維持管理に主眼をおいた整備への移行が不可欠であると考えられる。

一般に、橋梁の維持管理の基本フローは「調査」→「診断」→「補修・補強」となっており、このうち、「診断」における評価、判定では専門技術者の高度な経験的知識を必要とする場合が多く、現状の専門技術者不足を考慮すると、今後激増すると予想される維持管理業務に致命的な支障を来す恐れがある。このような問題に対処可能な新技術として、人工知能(AI)技術に端を発したエキスパートシステムの研究がある。これは専門技術者が保有している知識、経験を集約し、人間の専門家と同じレベルの問題解決(ここでは橋梁診断での評価、判定)能力を持つシステムの開発を行うものである。このような

背景のもと「コンクリート橋診断エキスパートシステム」(以下、前システムと略記する)の開発が行われてきた<sup>1)</sup>。これは、診断対象橋梁の目視点検程度の情報から総合的な耐用性診断を行うものであり、現段階までに、専門家の診断過程を診断プロセスとして階層化し、さらに専門家が保有する知識のあいまいさの取扱い手法にファジィ理論を適用したことにより、かなりエキスパートシステムとしての実用化の条件が整ってきたと言える。しかしながら、前システムを含めた多くのエキスパートシステムにおいては、開発を進めるにもなって次々と新たな問題点が浮き彫りになってきている。その主たるものが知識更新機能、すなわち学習機能が不十分であることに起因している。これに対して、人間の脳をモデル化したニューラルネットワークの研究があり、近年、ニューラルネットワークが注目を集めている理由の一つに、ネットワーク内の自己学習機能がある。

本研究では、ファジィ推論を可能としている前システムの長所を損なうことなく、知識更新(学習)機能を付加したシステムの開発を行った。具体的にはニューラルネットワークをシステムに導入することで、誤差逆伝播法による知識更新と双方連想記憶<sup>2)</sup>によるファジィ推論を可能にした。また、システムの実用化を目指す上で重要となるのが出力の結果の信頼性であると考え、橋梁診断を業務としている専門技術者および研究者から幅広く知識の獲得を行い、それらを十分に活用することが可能なシステムへと改良した。さらに、エキスパートシステ

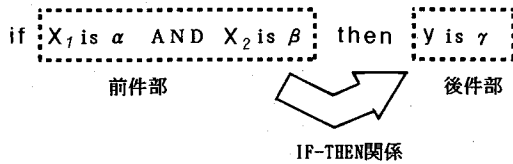


図-1 if-then ルールの一例

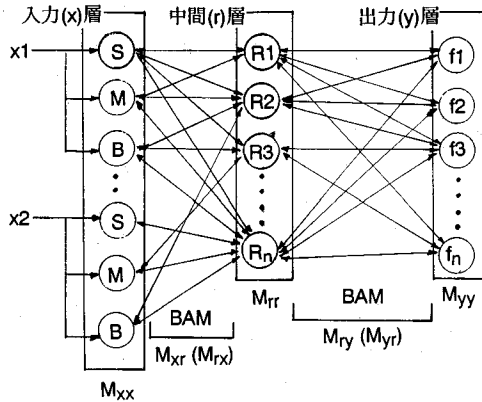
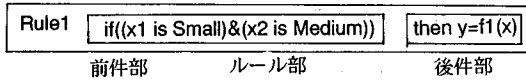


図-2 連想記憶を用いた if-then の関係の概略図

ムの核となる知識ベースについて検討を加えた。すなわち、知識ベースの質が知識洗練歴に伴って変化することで生じる診断結果の差異を検討し、最終的に、本システムの実用化にあたって、その出力結果が十分な信頼性を持つ知識ベースシステムとすることを目標とした。

## 2. コンクリート橋診断ニューロ・ファジィエキスパートシステムの開発

### (1) 連想記憶を用いたファジィ推論と知識表現

「コンクリート橋診断エキスパートシステム」<sup>1)</sup>は、専門技術者の経験的な診断および評価知識をファジィ集合を含む式(1)に示すような、入力 $u$ 、出力 $y$ とする if-then ルールの形で記述し、ファジィ推論を行うシステムである。

$$\begin{aligned}
 R1 : & \text{if } u_1 = C_{11} \text{ and } \dots \text{ and } u_r = C_{1r} \text{ then } y_1 = f_1(u) \\
 & \vdots \\
 Rn : & \text{if } u_1 = C_{n1} \text{ and } \dots \text{ and } u_r = C_{nr} \text{ then } y_n = f_n(u)
 \end{aligned} \quad (1)$$

ここに、 $C_{11} \sim C_{nr}$  はファジィ変数である。

このシステムでのファジィ推論は、ルール前件部命題のあいまいさをルール後件部命題へ伝播する処理を行っている。このため、繰り返し推論(多段階推論)処理を行うことであいまいさが増大し、結論が不明瞭(あいまいさの爆発)となってしまう性質がある。

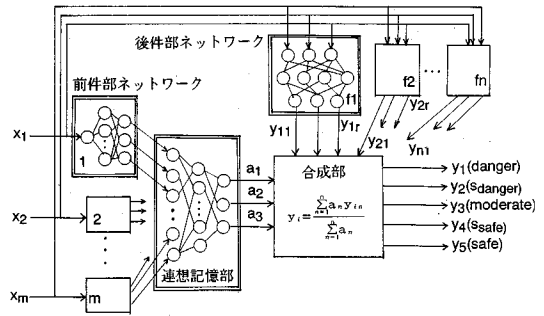


図-3 ニューロ・ファジィ推論システムの構成

そこで、本研究では、式(1)に示す if-then ルールを図-1のように前件部の命題、if-then 関係、後件部の命題の3つのパートに分割し、前件部および後件部の命題を個別に非線形関数が同定可能なニューラルネットワークを用いて表現し、両者を結び付ける if-then 関係にニューラルネットの連想記憶を用いることとした。なお、連想記憶を行うネットワークとして図-2に示す2つの双方連想記憶(BAM: Bidirectional Associative Memories)を適用した<sup>2)</sup>。この双方連想記憶は2層の双方向ネットワークであり、相関の結合の強さを連想マトリクスMで関係づけており、この2層間の反響作用によりファジィ推論が可能となる。

### (2) ニューロ・ファジィシステムの推論方法

本ニューロ・ファジィシステム(以下、本システムと略記する。)の推論動作は、連想記憶による推論動作(後件部に対する重みの獲得)とニューラルネットワークによる後件部命題の推論動作(5段階の出力)から構成されている(図-3参照)。それぞれの構成要素の機能について、以下に説明する。

#### a) 連想記憶部の推論動作

連想記憶部の推論動作は、例えば図-2に示すように入力 $x$ から出力部の $y$ までの関係を双方結合を含む離散時間形式で表現されている<sup>3)</sup>。

ここで、図-2のB, M, Sは入力から該当する値の特徴(ここでは前件部のファジィ変数である帰属性関数を示す)を抽出するニューラルネットワークを構成しており、各ルールでの適合度をベクトル $a_i$ として出力し、 $f(\cdot)$ は各次元に対応する関数を表し、本システムではシグモイド関数とした。また、 $M_{rr}$ を始め、Mが示すマトリクスは各ユニット間の結合の重みを表すものであり、このうち特に、 $M_{rr}$ ,  $M_{rr}$ はルールの「確かさ」を表すものとした<sup>3)</sup>。

この連想記憶部に入力を与えられた場合、平衡状態に到達するまでには、連想ネットが複数のルールから適切な1つを選択するための状態遷移を起こすために、ある

程度の時間がかかる。ゆえに、平衡状態に到達するまでのある時刻には、複数のルールがまだ活性化しており、その時点で出力値を取り出すことにより入力との適合度を反映した、複数のルールに対する重み（出力値）を得ることが可能となる。このことがファジィ推論を可能にするとともに「あいまの爆発」を抑えることができることになる。

#### b) 後件部命題の推論動作

前システムにおける後件部の推論は、床版および主桁について、それぞれの診断プロセス<sup>9)</sup>に従って、入力条件に対して得られる帰属度関数を基に、下位の sub goal から順に診断を行ない、それらの評価に基づいて最終的な上位 sub goal (耐荷性, 耐久性, 耐用性) の評価をそれぞれ Dempster の結合則<sup>9)</sup>に従って行うものである。ここで得られる評価結果は、各 sub goal におけるそれぞれの損傷状態を帰属度関数の形で表したものであり、これを判定用帰属度関数<sup>9)</sup>と照合することにより、danger~safe の5つのカテゴリーに属する確率に準じた値として最終的な5段階の評価を得るものである。本システムでは、各 sub goal ごとの上述の診断結果を得るまでの全過程を3層のニューラルネットワークで代用することとした。これにより後述する「教師データ」による知識洗練を行うことを可能とするものである。

以上のように連想記憶、後件部命題に関する推論が順次行われ、最終的な診断結果が図-3に示すように前件部のルールの適応度から連想記憶部で連想された各ルールの重みと後件部ネットワークからの5段階の出力結果を合成し、各 sub goal の最終的な診断結果が得られることになる。

### (3) ニューロ・ファジィシステムへの初期知識の移植と知識洗練方法

ニューラルネットワークによる連想記憶を用いたファジィ推論機構で新たに構築した本システムが、少なくとも前システムと同じレベルの診断を行うためには、まず始めに前システムから知識の獲得を行うことが不可欠である。そこで前システムのファジィルール、知識ベースを、図-3に示す本システムの前件部命題ネットワーク、連想記憶部、後件部命題ネットワークのそれぞれに移植することにより初期知識の獲得とすることとした。以下に獲得方法および知識洗練法について述べる。

#### a) 前件部命題ネットワーク

ファジィ if-then ルールの前件部では、入力条件に対応させて個々にファジィ変数が定義されている。前システムでは、このファジィ変数を帰属度関数で表しているが、本システムではニューラルネットワークを用いて表現することとする。このため、前システムの保有する帰属度関数をそれぞれ離散的に表したものを教師データと

し、ニューラルネットワークの学習方法の一つである誤差逆伝播法で学習を行い、帰属度関数を同定した。

#### b) 連想記憶部

連想記憶部では、if-then 関係を記憶することとなる。図-2の if-then 関係を示す概略図で説明すると、各層のニューロンは層間の関係に基づいて結合される。すなわち、同一ルールを構成するかどうかによりその結合が決定される。入力層(x)-中間層(r)-出力層(y)の各層間のニューロン同士については、同一ルールを構成する場合には正関係として「+1」、異なるルールを構成する場合には負関係として「-1」で結合する。入力層内については、同一の入力変数に関するニューロン同士を「-1」で結合し、異なる入力変数に関するニューロン同士を「無関係」として結合を行わない。中間層、出力層内については相反する関係とし「-1」で結合する。このようにして全ての sub goal の全ルールを相関マトリクスとして記憶する。ここでの知識洗練は、(2)節で述べた「確かさ」を更新していくことになるが、この更新はシステム運用中のルールの参照頻度に従って連想記憶の学習則で自動的に行われる<sup>9)</sup>。

#### c) 後件部命題ネットワーク

後件部命題ネットワークは、既述のように各 sub goal ごとに3層のニューラルネットワークで表現されている。そこで前システムの全てのルールに対して Dempster の結合則に従った診断を行い、得られた診断結果を教師データとして誤差逆伝播法で各 sub goal ごとにネットワークを同定する。その結果、前システムと同レベルの知識による診断が本システムにおいて可能となる。

また、後件部命題ネットワークでの知識の洗練については、本システムによる診断結果が別途得られるアンケート調査結果等の正解値と異なる場合に、各 sub goal ごとに容易に行うことができる。すなわち、正解値を教師データに変換し、入力条件との1組をニューラルネットワークに提示することにより、誤差逆伝播法で各層間の重みを変化させていくものである。

### 3. アンケート調査に基づくシステムの信頼性の向上

#### (1) 診断プロセスの評価要因間の重みの推定

一般に、床版、主桁の「耐荷性」あるいは「耐久性」に代表される耐用性診断における上位 sub goal を評価するための下位 sub goal 間には何らかの重要度の違いがあり、専門家はこのことを考慮した上で耐用性診断を行っているものと考えられる。そこで「旧桜谷橋」のアンケート調査結果<sup>9)</sup>を用いて重要度の存在を確認することを試みる。従来より著者らは、定量的に得られたアン

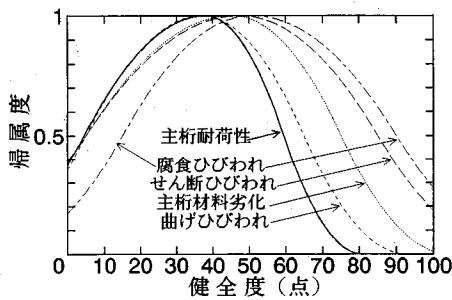


図-4 「旧樫谷橋」スパン1の「耐荷性」を中心としたアンケート調査結果

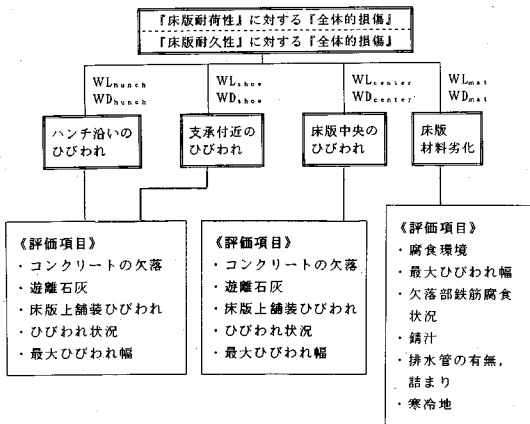


図-5 床版「全体的損傷」に対する重みの設定項目

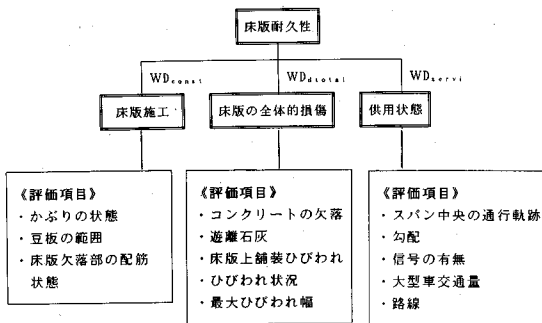


図-6 床版「耐久性」に対する重みの設定項目

アンケート調査結果を、そこに内在する主観的あいまいさを考慮するために、ファジィ理論に基づくII関数を用いて表現してきた<sup>1)</sup>。そこで、一例として「旧樫谷橋」スパン1の主桁「耐荷性」のアンケート調査結果を、下位sub goalである3種類の「ひびわれ」項目および主桁「材料劣化」の回答結果とともにII関数で表現したものを図-4に示す。図-4から明らかなように専門家の「耐荷性」に関する評価は、その形状および絶対値において、「曲げひびわれ」の評価に類似したものとなっている。つまり「耐荷性」のアンケート調査結果は「曲げひびわれ」の影

響を強く受けていると考えられる。このように上位sub goalは、それを評価する診断プロセスでの下位sub goalを同様の重み付けで扱うことではうまく説明できず、システム内で何らかの重みを数値的に推定し、診断結果に反映させることが必要であると考えられる。

そこで、6橋の既存コンクリート橋を対象とした、診断プロセス<sup>2)</sup>に沿ったアンケート調査結果から、一例として、診断プロセス内の「全体的損傷」および「耐久性」について、それを評価している下位の評価項目(例として床版に関しては図-5および図-6参照)間の重要度(重み)を推定していく。アンケート調査結果は、0~100点の範囲内の数値で得られ、これらの数値は、下記に示すような損傷状態との対応付けがなされ、事前に回答者に説明しておくことで評価尺度の統一が図られている。

- 0点 : 損傷は最悪の状態
- 25点 : かなりの損傷が生じており、そのままの状態では危険な状態
- 50点 : 損傷状態は良くもなく悪くもない普通の状態
- 75点 : 少し損傷が生じているが、あまり問題にならない状態
- 100点 : ほとんど損傷を受けておらず全く健全な状態

ゆえに、ここでの推定法は、要因の項目、説明の項目がともにアンケート調査より定量的に測定されることから重回帰分析を用い、ここでは回帰式として基本的な一次結合式で関係づけた。

$$Y = a_0 + a_1X_1 + a_2X_2 + \dots + a_mX_m \quad (2)$$

ここに、 $a_0 \sim a_m$  : 未知パラメータ、 $Y$  : 被説明変量、 $X_1 \sim X_m$  : 説明変量

これらの未知パラメータ(回帰係数)は各説明変量の影響の大きさを表すものであり、これを各変量の重みと定義する。

#### a) 「全体的損傷」に関する下位sub goal間の重み

診断プロセスにおいて、下位sub goalと直接連結している上位sub goalは図-5に示す「全体的損傷」であるが、「全体的損傷」は、「耐荷性」および「耐久性」の下位sub goalの1つとなっている。しかし「耐荷性」および「耐久性」を評価するための下位sub goalの中で「ひびわれ」項目および「材料劣化」を含む「全体的損傷」は非常に重要であると考えられる。そこで式(2)の被説明変量( $Y$ )として「耐荷性」および「耐久性」を選び、それに対する説明変量( $X_1 \sim X_n$ )として「全体的損傷」につながる下位sub goalの4項目を用いることにする。つまり、「全体的損傷」を『耐荷性を評価するための全体的損傷』と『耐久性を評価するための全体的損傷』に分類し、それぞれに下位sub goal間の重みを重回帰分析による回帰係数として推定していくこととする。図-5中の記号は、例えば、 $WL..$ は『床版耐荷性』に対する下位sub goalの重みを表し、 $WD..$ は『床版耐久性』

表一 「床版耐久性を評価するための全体的損傷」に対する下位 sub goal の回帰係数

橋名	回帰係数	回 帰 係 数				寄与率	重相関係数
		床版中央 ひびわれ	支弁付近 ひびわれ	ハツ拾い ひびわれ	床版 材料劣化		
旧櫻谷橋 span1	0.203	-0.022	0.380	0.033	7.07	0.463	0.681
旧櫻谷橋 span2	0.166	0.052	0.227	0.532	-4.39	0.770	0.877
佐用大橋	-0.126	-0.089	0.040	0.864	19.53	0.802	0.900
宮 橋	-0.079	0.449	-0.062	0.538	4.60	0.561	0.749
福 知 橋	-0.864	-0.475	0.760	1.005	35.44	0.822	0.906
福 住 橋	-0.777	0.946	-0.416	0.421	43.97	0.564	0.751
瀧 川 橋	0.012	0.174	—	1.182	-14.64	0.736	0.858

表二 床版に関する各説明変量の統計量

橋名	統計量	床版中央ひびわれ		支弁付近ひびわれ		ハツ拾いひびわれ		床版材料劣化	
		平均値	標準偏差	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差
旧櫻谷橋	span1	52.50	21.57	59.17	19.19	55.83	20.60	45.00	15.72
	span2	56.67	21.69	60.28	19.21	54.17	18.81	55.00	20.15
佐用大橋		67.73	26.30	81.36	21.46	83.18	14.71	42.27	21.95
宮 橋		67.73	18.89	60.00	26.08	70.46	24.54	48.18	16.32
福 知 橋		72.22	15.02	79.44	18.28	79.44	18.28	66.67	17.68
福 住 橋		68.89	16.16	80.00	18.20	72.22	21.52	70.00	15.81
瀧 川 橋		48.89	16.35	53.33	16.02	—	—	28.89	6.97

表三 床版「耐久性」に対する全体的損傷と施工状態の回帰係数

橋名	回帰係数	回 帰 係 数			寄与率	重相関係数
		全体的損傷	施工状態	定数項		
床版耐久	佐用大橋	0.984	0.067	-4.36	0.806	0.897
	宮 橋	0.764	0.193	0.82	0.679	0.824
	福 知 橋	1.099	-0.139	1.34	0.843	0.918
	福 住 橋	0.340	0.311	8.22	0.634	0.797
	瀧 川 橋	0.675	0.010	9.49	0.767	0.876

表四 床版全体的損傷と施工状態の統計量

橋名	統計量	床版施工状態		床版の全体的損傷	
		平均値	標準偏差	平均値	標準偏差
佐用大橋		45.46	20.57	51.36	21.34
宮 橋		51.82	14.58	54.09	14.46
福 知 橋		43.00	24.40	68.33	14.36
福 住 橋		61.00	10.49	73.33	15.00
瀧 川 橋		20.57	16.68	33.89	13.64

に対する重みを表している。表一に「床版耐久性」を被説明変量とした分析結果の一例を示し、表二に各項目の統計量を示す。表一において回帰係数を絶対値で評価すると、各橋梁によって回帰係数の大きな項目が異なっていることが分かる。

「瀧川橋」では「床版材料劣化」の回帰係数の値が特に大きく、「耐久性」に対する影響の大きさを示している。このことと対応させて表二の各 sub goal の統計量をみると、回帰係数が大きな説明変量である「床版材料劣化」の平均値は 28.89 点と他の説明変量に比べてかなり低く、劣化していると判定されているのが分かる。また、主桁についても同様のことが確認できる。

このように、①床版、主桁ともに各橋梁で回帰係数の値が異なっていること、②評価項目（説明変量）の間に

有意な評価点の差が生じている橋梁においては、回帰係数と各説明変量の間にはある程度の相関があり、概ね平均値が低い変数の回帰係数が大きくなる傾向にあること等が明らかとなった。

b) 「耐久性」に関する下位 sub goal 間の重み

「耐久性」に対する sub goal 間の重み（図一六参照）を推定するために、式（2）において被説明変量（Y）を「耐久性」とし、説明変量（ $X_1 \sim X_2$ ）を「全体的損傷」および「施工状態」の 2 変数とする。表三および表四に一例として「床版耐久性」に対する各説明変数の回帰係数および各統計諸量を示す。表三をみると全ての橋梁において、説明変量である「全体的損傷」の回帰係数が大きくなっていることが分かる。また、表四の各変数の統計量は、いずれの橋梁においても「施工状態」のアンケート調査結果の平均値がそれぞれ低いものとなっていることが分かる。

ここで表三をみると、図一六に示すように考慮すべき「供用状態」を重回帰分析の説明変量として用いていないことが分かる。これは「供用状態」の評価をアンケート調査で獲得することが困難であるためである。そこで「供用状態」の「耐久性」に対する重みを表三に示す寄与率から推定することとした。すなわち、重回帰分析での寄与率は得られた重回帰式で被説明変量を説明できる割合を意味するものであることより、1.0 から寄与率の値を引いた数値が「供用状態」の重みを表していると考えた。

以上、回帰係数と寄与率から、床版および主桁の「耐久性」は「全体的損傷」および「施工状態」で概ね説明することができ、さらにその中では「全体的損傷」の影響が大きい傾向にあることがアンケート調査結果から推定することができた。

(2) 帰属度関数の形状変化による重みの考慮

次に、得られた重みを考慮する手法について説明する。既述のようにアンケート調査の質問項目である sub goal の状態は帰属度関数で表現することができる。そこで、帰属度関数の形状を変化させることで各評価要因間の重みを考慮することが可能であると考えた。これはシステムの推論の概念が下位 sub goal の帰属度関数を結合し、上位 sub goal の結果を導くというものであるため、結合前に下位 sub goal に対して重み付けをすることで、結合された上位 sub goal の結果は当然下位の要因間の重要度の違いを考慮した結果であると考えられるためである。ここで、帰属度関数の形状変化をより柔軟に行うために従来の  $\Pi$  関数を式（3）のように拡張した。

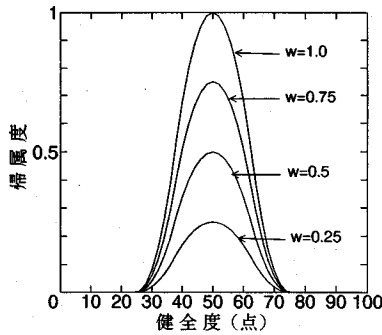


図-7 ωの変化に伴う帰属度関数の形状変化

$$\Pi(x : a, b, c) = \begin{cases} 0 & (x \leq c-a) \\ \omega \times 2 \left\{ \frac{x-(c-a)}{a} \right\}^2 & (c-a < x \leq c - \frac{a}{2}) \\ \omega \times \left\{ 1 - 2 \left( \frac{x-c}{a} \right)^2 \right\} & (c - \frac{a}{2} < x \leq c) \\ \omega \times \left\{ 1 - 2 \left( \frac{x-c}{b} \right)^2 \right\} & (c < x \leq c + \frac{b}{2}) \\ \omega \times 2 \left\{ \left( \frac{x-(c+b)}{b} \right)^2 \right\} & (c + \frac{b}{2} < x \leq c+b) \\ 0 & (x > c+b) \end{cases} \quad (3)$$

ここでωは帰属度関数のピークの高さを変化させるパラメータである。

帰属度関数の形状変化には高さの変化、拡大化・集中化、明暗強化等<sup>8)</sup>があり、そのうち図-7は式(3)のωの値を変化させた高さの変化を示す。この変化はその帰属度関数の確信度を低減させることを意味し、ピークの高さが低い帰属度関数は、Dempsterの結合則での影響は小さくなる。そこで本研究では、評価要因間の重みを帰属度関数の高さωで考慮していくこととする。つまり、アンケート調査結果から推定された重みを正規化し、上位sub goalの評価に影響を与える下位sub goalの中で最も影響度の大きい帰属度関数の最大値を $\mu(x)_{\max} = 1.0$ とし、他の下位sub goalについては1.0以下の重みをωとして与える。このように帰属度関数の高さを変化させることにより重み付けした各帰属度関数を結合したものを上位sub goalの状態を表す帰属度関数とする。

### (3) 評価要因間の重みのシステムへの導入

#### a) 重みを考慮した「全体的損傷」の推論方法

アンケート調査結果から獲得した下位sub goalの重みを上位sub goal(『全体的損傷』)評価のための結合の際に考慮することとしたが、新たな既存橋梁を診断する場合、その橋梁に関する上述のような重みが推定できるアンケート調査結果が得られている場合はほとんどないと考えられる。そこで既存橋梁の『全体的損傷』を評価

表-5 各 case の知識洗練歴

case	case0	case1	case2	case3	case4	Data
知識洗練を受けた橋梁の状態	—	損傷が著しい	普通	比較的健全	case1 case3	教師データ

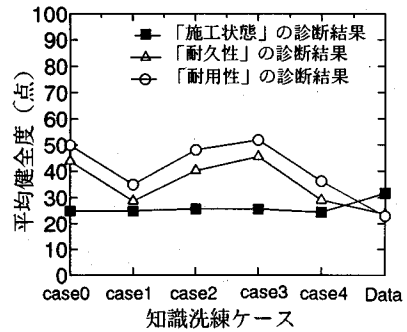


図-8 知識ベースの変化に伴う「損傷が進んだ橋梁」の診断結果の変化

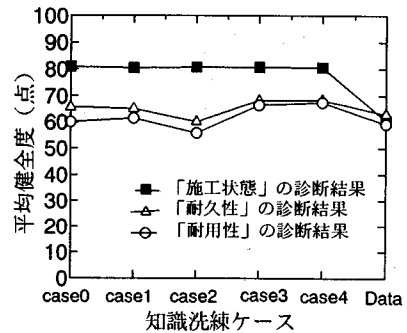


図-9 知識ベースの変化に伴う「健全な橋梁」の診断結果の変化

するための重みを推定するために、前述した回帰係数(重み)と平均値の関係に着目し、3層のニューラルネットワークを構築した。これは、入力層に下位sub goalの5段階評価を入力することで、各下位sub goalの健全度等を推定し、出力層で各下位sub goalの重みが出力されるものである。次に、重みを下位sub goalに付加する方法であるが、本システムの診断結果はニューラルネットワークによる推論機構を採用しているため、直接danger~safeの5段階の診断結果が出力されるものの、これは、そのsub goalの状態を表す帰属度関数に準ずるものと考えられるので、既述のように帰属度関数の形状で考慮することが可能である。

#### b) 重みを考慮した「耐久性」の推論方法

床版および主桁の『耐久性』を評価するための3つの下位sub goal(図-6参照)間の重みは、各橋梁の状態にかかわらず一定の重みとした。この重みをシステムに導入するために、本システムの知識ベースを基にして、新たに全てのルールに対して知識の更新を行った。つまり、現知識ベースは、3つの下位sub goalの診断結果を

表-6 本システムによる知識洗練歴を考慮した「与井橋」の診断結果の一例

	知識洗練歴	平均健全度	danger	slightly danger	moderate	slightly safe	safe	Fuzziness	A (一致度)
主桁施工状態	case 0	42.5	0.036	0.416	0.470	0.044	0.033	0.286	86.98
	case 1	44.1	0.020	0.376	0.493	0.090	0.018	0.257	81.98
	case 2	42.5	0.025	0.377	0.556	0.032	0.009	0.200	88.43
	case 3	41.6	0.042	0.405	0.489	0.059	0.005	0.262	89.52
	教師データ	40.5	0.000	0.473	0.529	0.000	0.000	0.188	—
主桁耐久性	case 0	55.5	0.005	0.292	0.144	0.542	0.018	0.212	86.71
	case 1	57.0	0.004	0.255	0.144	0.578	0.019	0.182	83.09
	case 2	37.6	0.017	0.697	0.182	0.097	0.007	0.108	58.89
	case 3	55.3	0.005	0.297	0.146	0.533	0.019	0.219	87.32
	教師データ	55.2	0.000	0.222	0.331	0.411	0.036	0.358	—

1対1で結合した結果を耐久性の診断結果として出力するように調整されているが、それを同じ入力値に対して重みを付加したのちの結合結果を教師データとして与え、誤差逆伝播法で知識ベースを一新した。

#### (4) 知識ベースの変化に伴う診断結果の変化の検証

本システムが、今後、実用化を目指していくために不可欠と考えられるのは、システムによる診断結果の信頼性を向上させていくことである。これには、システム内の知識ベースの質の向上をはかることが非常に重要となる。つまり、前システムから移植した知識ベースを、事前にアンケート調査等の教師データを用いてどのレベルまで洗練させておくべきであるかが重要な課題となる。現時点において、本システムはニューラルネットワークによる推論機構が導入され、システムによる診断結果(第一次診断結果)が妥当でない場合、教師データによる知識の洗練が可能となったものの、ここで行われる知識洗練は、各診断対象梁に対するそれぞれの教師データを用いて行うため、いわば各状況ごとに断片的な知識ベースの質的向上をさせているにすぎない。そのため、その後のシステムによる第一次診断結果は過去の知識洗練歴に大きな影響を受けていると考えられる(図-8、図-9参照)。ここで、図中の横軸(case 0~case 4)はある診断を行う以前にどのような状態の橋梁に関する知識で知識ベースの洗練を行ってきたかを示すものであり(表-5参照)、表-5中の最後の「Data」は診断対象橋梁に関して得られた教師データを表している。具体的に説明すると、図-8では、『主桁施工状態』といった下位sub goalの診断結果から得られる平均健全度は、知識ベースの洗練歴にかかわらず、比較的教師データに類似した妥当な結果を出力しているのが分かる。しかし、『主桁耐久性』等の上位sub goalの診断結果は知識ベースの質に大きな影響を受けているといえる。この場合には「case 1」と「case 4」の知識ベースで比較的妥当な結果が得られている。また、図-9は比較的健全な橋梁の診断結果の知識洗練歴による変化を示したものであり、ここではあらかじめ健全な橋梁に関して知識洗練を行っていた場合(「case 3」および「case 4」)に妥当な診断

結果を出力していることが分かる。

以上のように、橋梁の第一次診断においては知識ベースの質、つまり知識洗練歴が非常に重要であり、ある特定の橋梁に関する知識洗練のみでは、その後の診断結果が特定橋梁の影響を大きく受けるため、事前にくつかの教師データがある場合は、あらかじめ種々の知識で知識ベースを洗練させておくべきであると考えられる。

## 4. 既存コンクリート橋に対する診断システムの適用

### (1) 既存橋梁へのニューロ・ファジィシステムの適用結果

ここでは、本システムを既存橋梁の耐用性診断に適用し、特に知識洗練歴を考慮した上での診断結果の妥当性について検証を行う。

ここで診断対象とした「与井橋」は、昭和31年に架設された、橋齢38年の4主桁を有する1径間RC単純橋である。床版、主桁ともにひびわれは微細なものが散在する程度であり、全体的にはあまり損傷は進んでいないと予想された。また、この橋梁を実際に目視しながらの、専門技術者を対象としたアンケート調査も同時に行った。表-6に「与井橋」に関する本システムの診断結果の一例として『主桁施工状態』および『主桁耐久性』の出力結果を示す。表-6中の「Fuzziness」<sup>9)</sup>は診断結果に対するシステムの確信の度合いを示すものであり、0.0~1.0の数値で示され、0.0が最も確信度の高い値である。また、指標A<sup>10)</sup>(一致度)は、各診断対象橋梁について得られているアンケート調査結果を正解値と考えた場合の、それに対する診断結果の妥当性あるいは一致度を示すものであり、0~100までの数値で示され、100は教師データと診断結果が完全に一致する場合を示す。さらに、表-6の各caseは前述した知識洗練歴(知識ベース)が異なる場合の診断結果を示し、case 0は前システムと同じレベルの知識ベース、case 1は比較的健全な橋梁による知識洗練を受けた後の知識ベース、case 2は損傷が著しい橋梁による知識洗練を受けた後の知識ベース、case 3はcase 1とcase 2の両橋による知識洗練を

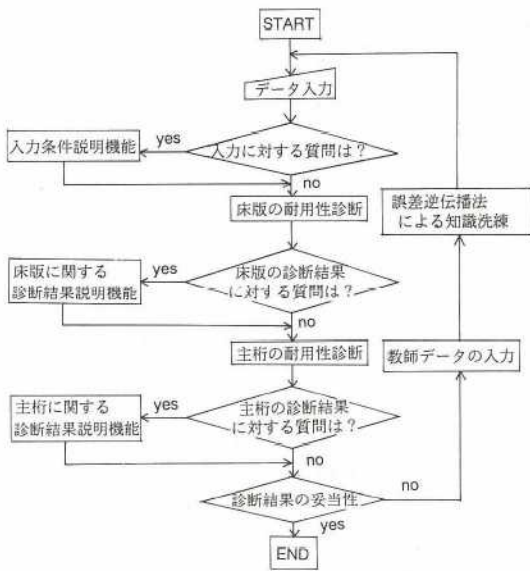


図-10 コンクリート橋診断ニューロ・ファジィエキスパートシステムにおける診断の流れ

受けた後の知識ベースで、それぞれ診断を行った場合の診断結果を示している。

まず、下位 sub goal である『施工状態』の診断結果をみると、いずれも一致度を表す指標  $A$  の値は 80 ポイント (以下、 $p$  と略記する) を示し、教師データとかなり一致した妥当な結果が得られていることが分かる。また、各 case ごとにみると、前システムの知識ベースを移植した case 0 においても指標  $A$  は、86.98 $p$  とかなり信頼性のある診断結果を出力しているといえる。しかし、事前に case 2 の知識洗練を行うことで、指標  $A$  の値は 88.43 $p$  へと上昇した。これは、本橋の主桁の一部に豆板が発生していたことから損傷の進んだ橋梁での知識が有効に動員された結果であるといえる。さらに case 3 では指標  $A$  が 89.52 $p$  へと case 2 よりさらに上昇し、4 つの洗練 case のうちで最も大きな値となっている。

一方、上位 sub goal (『耐久性』) の診断結果は、下位 sub goal に比べて指標  $A$  の値にばらつきがみられる。特に、case 2 では 58.89 $p$  と他の case に比べてかなり低い値となっている。これは、本橋が総合的には比較的健全な状態であるにもかかわらず、損傷の進んだ橋梁の知識のみを与えたためであるといえる。しかし、下位 sub goal と同様に複数の知識洗練歴を与えた case 3 での診断結果の指標  $A$  の値は 87.32 $p$  とかなり高く、また教師データと比較してもピーク位置は等しく、平均健全度の値はほぼ一致しているといえる (case 3=55.3 点、教師データ=55.2 点)。

以上のことから、case 3、すなわち知識ベースに健全な橋梁と損傷の著しい橋梁の 2 つのタイプの知識洗練歴を与えた場合、概ね、第一次の診断結果に対する信頼性

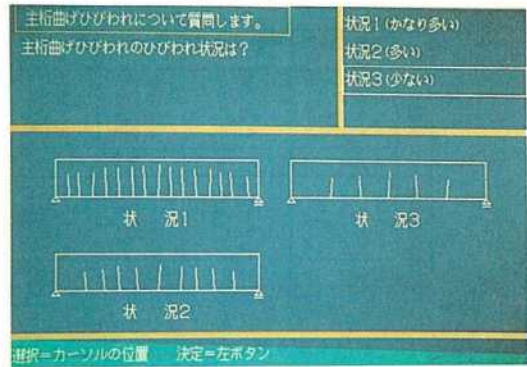


写真-1 本システムへの定性的データの入力例

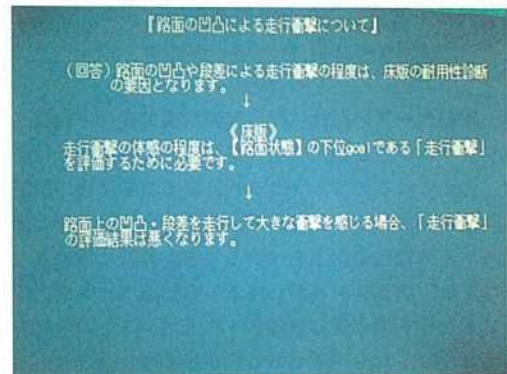


写真-2 入力条件説明からのコメント出力例

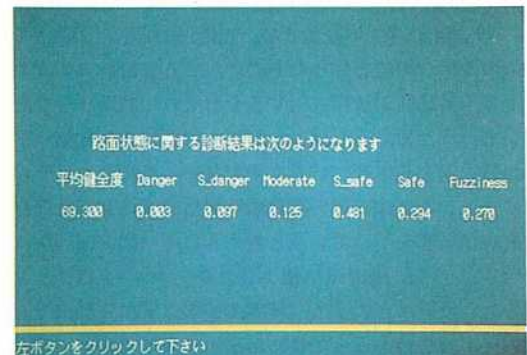


写真-3 本システムによる下位 sub goal の診断結果の出力例

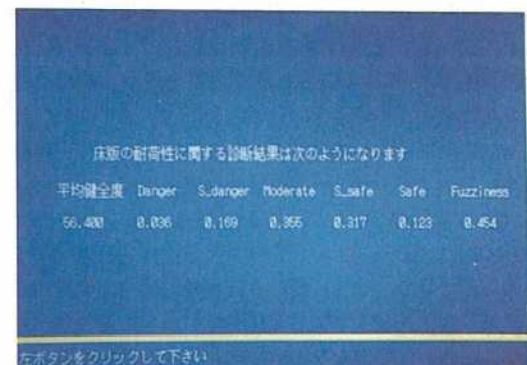


写真-4 本システムによる上位 sub goal の診断結果の出力例



が高くなることが確認できた。

## (2) 画面表示によるシステムの診断の流れ

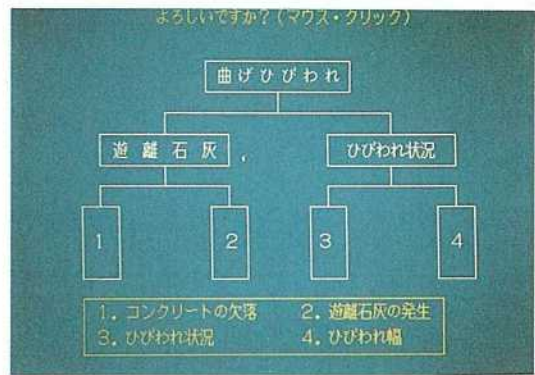
これまでに開発を行ってきた「コンクリート橋ニューロ・ファジィエキスパートシステム」は、専門家の経験的知識を活用した、橋梁の耐用性に関する総合的な診断システムであるといえる。さらに、システムが出力する診断結果についても前項までにその信頼性を検証し、システムのもつ性能に関しては十分に実用化のレベルに到達できたと考えられる。

そこで本節では、本システムの一連の診断の流れ(図一10参照)を、写真を用いた画面表示例に基づいて順次詳細に解説を加えていくものである。この入力モデルは、診断対象である「与井橋」とした。

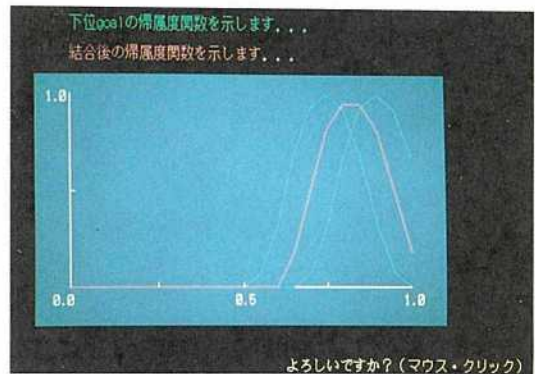
本システムで既存橋梁を対象とした耐用性診断を行う場合、まず、目視点検から得られた定量的(橋梁諸元、最大ひびわれ幅等)および定性的(ひびわれ状態、欠落状態)なデータの両者を入力することから始まる。ここではその一例として、写真一1に「曲げひびわれ」の発生状況という定性的データの入力状況を示す。本システムでは、データの入力に際して、定量的なデータ入力の場合には、画面状にプロンプトが点滅しシステムは数値入力を求め、定性的なデータの入力の場合、四角枠が表示され、該当する状況を複数の選択肢の中から選択し、マウスをクリックすることにより入力を行うこととしている。

全ての入力が完了すると本システムのユーザー支援機能<sup>1)</sup>の1つである「入力条件説明機能」を任意に起動させることができる。この「入力条件説明機能」はユーザーがシステムの行う質問の意味を正しく理解し、誤った入力を避けるために開発されたものである。例えば、「路面の凹凸」に関する入力に対して疑問が生じた場合、写真一2の画面が表示されることとなる。これによると、路面の凹凸による走行衝撃は『路面状態』の診断結果に影響を与えると説明している。

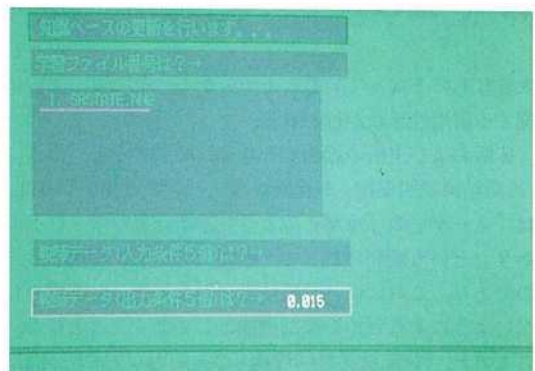
引き続き、床版および主桁の各 sub goal の診断が順次行われていく。写真一3は床版の下位 sub goal の1つである『路面状態』の診断結果を示している。画面に表示される7つの数値の内、左端の平均健全度は診断項目の損傷状態を100点満点の数値で表したものである。次の5つの数値は danger~safe の5つのカテゴリーに属する割合を示したものである。画面より『路面状態』の診断結果に対する Fuzziness は 0.270 であり、これより、システムが slightly safe を最も大きく支持し、平均健全度が 69.30 点であることを比較的自信をもって示していることが分かる。写真一4は、上位 sub goal の1つである『耐荷性』の診断結果を示している。上位 sub goal であるため、Fuzziness の値は、写真一3に比べて



写真一5 診断結果説明機能からの出力例 (その1)



写真一6 診断結果説明機能からの出力例 (その2)



写真一7 知識洗練機能による知識洗練のための教師データの入力例

42	→	0.189	0.320	0.306	0.346	0.223
43	→	0.190	0.326	0.326	0.240	0.219
44	→	0.188	0.325	0.329	0.236	0.213
45	→	0.188	0.326	0.325	0.232	0.208
46	→	0.189	0.327	0.327	0.228	0.204
47	→	0.190	0.324	0.331	0.231	0.200
48	→	0.186	0.324	0.330	0.227	0.206
49	→	0.186	0.323	0.326	0.223	0.207
50	→	0.187	0.324	0.325	0.220	0.206
51	→	0.189	0.320	0.322	0.224	0.200
52	→	0.185	0.320	0.321	0.219	0.206
53	→	0.185	0.319	0.318	0.216	0.206
54	→	0.186	0.319	0.318	0.214	0.206
55	→	0.186	0.315	0.314	0.217	0.206
56	→	0.184	0.311	0.313	0.219	0.206
57	→	0.182	0.306	0.312	0.220	0.207
58	→	0.180	0.303	0.315	0.221	0.206
59	→	0.179	0.300	0.318	0.223	0.209
60	→	0.177	0.297	0.320	0.224	0.205
61	→	0.176	0.294	0.323	0.225	0.201
62	→	0.173	0.292	0.327	0.227	0.209
63	→	0.177	0.288	0.322	0.222	0.206

学習回数=100/2000 (回) danger s.danger moderate s.safe safe  
0.015 0.071 0.193 0.262 0.284

写真一8 システムの知識洗練過程における開始直後の画面表示例

42 →	0.189	0.320	0.326	0.346	0.323
43 →	0.190	0.326	0.326	0.340	0.319
44 →	0.188	0.325	0.329	0.336	0.313
45 →	0.188	0.326	0.325	0.332	0.308
46 →	0.189	0.327	0.327	0.328	0.304
47 →	0.190	0.324	0.331	0.331	0.300
48 →	0.186	0.324	0.330	0.327	0.298
49 →	0.186	0.323	0.326	0.323	0.297
50 →	0.187	0.324	0.325	0.320	0.296
51 →	0.189	0.320	0.322	0.324	0.300
52 →	0.185	0.320	0.321	0.319	0.298
53 →	0.185	0.319	0.319	0.318	0.296
54 →	0.186	0.319	0.318	0.314	0.296
55 →	0.186	0.315	0.314	0.317	0.298
56 →	0.184	0.311	0.313	0.319	0.298
57 →	0.182	0.306	0.312	0.320	0.297
58 →	0.180	0.303	0.315	0.321	0.293
59 →	0.179	0.300	0.318	0.323	0.289
60 →	0.177	0.297	0.320	0.324	0.285
61 →	0.176	0.294	0.323	0.325	0.281
62 →	0.178	0.292	0.327	0.327	0.279
63 →	0.177	0.288	0.322	0.322	0.276

学習回数=1998/2000 (回) danger s\_danger moderate s\_safe safe  
0.000 0.042 0.231 0.185 0.147

写真-9 システムの知識洗練過程における終了直前の画面表示例

路面状態に関する診断結果は次のようになります

平均健全度	Danger	S_danger	Moderate	S_safe	Safe	Fuzziness
63.755	0.001	0.078	0.308	0.460	0.153	0.293

左ボタンをクリックして下さい

写真-10 知識洗練後の本システムによる診断結果の出力例

大きなものとなっていることが分かる。その後、主桁に関する耐用性診断が行われる。

床版および主桁の診断がそれぞれ終了すると、つぎに「診断結果説明機能」が起動する<sup>14)</sup>。「診断結果説明機能」は、ユーザーの「なぜこのような診断結果が得られるのか？」という疑問に対して、画面上で適切に解説するものであり、これにより診断結果に対して誤った解釈をしないようにするための援助機能として働くこととなる。ここでは、「診断結果説明機能」の一例として主桁『曲げひびわれ』の診断結果に対して説明を求めている。「診断結果説明機能」では、2つの方法で診断結果を説明することとなっている。その1つである「診断プロセスの概要の表示」では、写真-5に示すような『曲げひびわれ』を中心とした診断プロセスの概略図を表示する。また他方の「入力条件から診断結果が得られるまでの推論過程の表示」では、『曲げひびわれ』に関して行われた推論過程を帰属度関数の結合過程を表示することで説明する。写真-6は、『曲げひびわれ』を評価するための下位 goal の帰属度関数と結合後の帰属度関数(『曲げひびわれ』の診断結果)を同時に表示している。

以上で第一次診断が終了したが、診断結果に矛盾が生じていると考えられる場合には、誤差逆伝播法により知

識の洗練を自動的に行うことができる。ここでは、写真-3に示した『路面状態』の診断結果に矛盾が生じているとして、始めに、写真-7に示す入力条件、出力条件が1組となった教師データをシステムに入力する。入力が完了すると直後に知識洗練が開始される。写真-8は、洗練開始直後の画面の状態を表すものであり、最下部の学習回数というコメントと後半部の danger~safe の下付きの診断結果の表示により洗練状況をリアルタイムで示している。

写真-9は、知識洗練の終了直前の画面であり、学習回数は1998回を示している。また、danger~safeの下に示されている評価値は写真-8と比較して変化しており、確実に知識洗練が行われたことを示している。

以上の知識洗練が終了した後、もう一度、本システムを起動して、再度、耐用性診断を行った場合の『路面状態』の診断結果を写真-10に示す。この結果はアンケート調査結果から得られた教師データと比較してほぼ妥当な数値となっていることが分かる。

以上をもって、本システムによる耐用性診断は全て終了したことになる。

## 5. 結論

本研究で得られた主な結果をまとめると以下の通りである。

(1) 前システムにおける学習機能の不備および多段階のファジィ推論による「あいまいさの爆発」を解消するために、ニューラルネットワークによる推論機構を搭載したニューロ・ファジィシステムを開発した。本システムは比較的容易に知識の更新を行うことができ、またニューラルネットワークに連想記憶を組み合わせたファジィ連想推論の適用により、ファジィ理論の長所を生かしつつ「あいまいさの爆発」を最小限に抑えることが可能となった。

(2) 橋梁の耐用性診断における、総合的な判定項目である『耐荷性』、『耐久性』を評価するためには、下位の項目に何らかの重みを考慮して説明する必要があることがアンケート調査結果より明らかとなった。そこでシステムの診断プロセスにおける下位の評価要因間に、専門家に対するアンケート調査から獲得した重みを付加し、重みを考慮した推論を実行できるシステムへと改良を加えた。

(3) 本システムの有効性を検証するために、兵庫県内の既存橋梁に本システムを適用し、診断結果の検証を行った。この際、システムの知識ベースの質が知識洗練歴に伴って変化することで生じる診断結果の差異を検討した。その結果、様々な状況の橋梁であらかじめ知識ベースを洗練しておくことで診断結果の信頼性が徐々に

向上していくことが明らかとなった。

(4) 本システムの一連の流れを、システムへの入力あるいは診断結果の表示など、主に診断過程に関する画面表示を中心に写真を用いて解説した。これによりシステムの画面表示形式、診断の手順などを具体的に提示することができた。

謝辞：本研究を行うに当たり、現地でのアンケート調査に快くご協力いただきました兵庫県土木部の関係各位、神戸大学小林秀恵技官および検査・診断関係各社の専門技術者各位に深く感謝いたします。

#### 参考文献

- 1) 宮本文穂, 益成一郎, 西村昭: コンクリート橋診断エキスパートシステムの開発と実用化, 材料, Vol. 40, No. 450, pp. 256-262, 1991.3.
- 2) Kosko, B.: Adaptive Bidirectional Associative Memories, *Applied Optics*, Vol. 26, No. 23, pp. 4947-4960, 1987.12.
- 3) 宮本文穂, 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. 38A, pp. 543-556, 1992.3.
- 4) 宮本文穂, 森川英典, 古川正典, 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「研究報告」第33号, pp. 23-65, 1991.12.

- 5) 石塚 満: Dempster & Shaferの確率理論, 電子通信学会誌, Vol. 66, No. 9, pp.900-903, 1983.9.
- 6) Kosko, B.: Differential Hebbian Learning, *Proc. of American Inst. of Physics, Neural Networks for Computing* (J. S. Denker Ed.), pp. 277-282, 1986.
- 7) (財)建設工学研究所: 県道411号線「旧樫谷橋」耐用性診断試験報告書, 1993.3
- 8) 串田守可, 徳山貴信, 宮本文穂: 橋梁診断における経験的知識に内在するあいまいさの定量化に関するファジィエントロピーの適用, 構造工学論文集, Vol. 38A, pp. 571-584, 1992.3.
- 9) 宮本文穂, 西村昭, 山口裕史, 本間一郎: コンクリート橋診断システム構築におけるアンケート調査の利用, コンクリート工学年次論文報告集, Vol. 10, No. 3, pp. 75-80, 1988.6.
- 10) 木下和哉, 中川正樹, 串田守可, 森川英典, 宮本文穂: 知識洗練度を考慮したコンクリート橋診断エキスパートシステムの信頼性の向上, 土木学会第49回年次学術講演会概要集, 第I部, 1994.9.
- 11) 宮本文穂, 森川英典, 木下和哉, 竹内和美: コンクリート橋診断ニューロファジィエキスパートシステムの開発, コンクリート工学年次論文報告集, Vol. 15, No. 2, pp. 771-776, 1993.6.

(1994.4.13 受付)

## DEVELOPMENT AND PRACTICAL APPLICATION OF NEURO-FUZZY EXPERT SYSTEM FOR SERVICEABILITY ASSESSMENT OF CONCRETE BRIDGES

Ayaho MIYAMOTO, Moriyoshi KUSHIDA, Hidenori MORIKAWA  
and Kazuya KINOSHITA

Efforts to develop practical expert systems have been mostly concentrated on how to implement experience-based machine learning successfully. Recently several active researches on machine learning have been undertaken from the viewpoints of knowledge base management. The aim of this study is to develop the Concrete Bridge Rating(Diagnosis) Expert System with machine learning employing the combination of neural network and bidirectional associative memories(BAM). Introduction of machine learning into this system facilitates knowledge base refinement. By applying the system to an actual in-service bridge, it has been verified that employed machine learning method using results of questionnaire surveys on bridge experts is effective for the system.