

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

Development of Concrete Bridge Rating Expert System with Machine Learning

宮本文穂*

森川英典**

古川正典***

By Ayaho MIYAMOTO, Hidenori MORIKAWA and Masanori FURUKAWA

The concentration in most of the work on developing a practical expert system has been on how to gain successfully being made in machine learning from experience. Recently, several active researches on machine learning have been carried out from aspects of knowledge base management. The aim of this paper is to develop the Concrete Bridge Rating(Diagnosis) Expert System with machine learning employing the combination of neural network and bidirectional associative memories(BAM). By applying learning ability to this system, it is possible to perform knowledge base refinement relatively easy. Moreover, this method of machine learning, that uses results from questionnaires to bridge experts, have been verified to be effective for this system as a result of having input an example of actual in-service bridge.

1. はじめに

従来より著者らは、専門技術者の保有している知識、経験を集約することによって合理的な処理を行うことが可能な「コンクリート橋診断エキスパートシステム」¹⁾の開発を行っている。本システム内での推論機構は、診断対象橋梁の目視点検程度の情報から総合的耐用性診断を行うために、現場試験等によって得られる客観的なデータに基づいて逐次更新され、現段階において比較的高い処理(評価)能力を持つと考えられるが、蓄積された知識は必ずしも十分であるとは言えないため、今後は知識ベースの保守および質の向上という観点から、知識の更新を行っていく必要があると考えられる。このような実用的エキスパートシステム(ES)開発における知識更新の作業は、これまで多大な時間と労力を要することが明らかとなってきたため、ES開発のボトルネックとなっているのが現状である。

本研究では、「コンクリート橋診断エキスパートシステム」において、ニューラルネットワークと双方向連想記憶を組み合わせた推論システムを構築し、複数の実橋試験時に実施した専門技術者に対するアンケート調査結果を教師データ(客観的指標)として利用することにより、知識更新機能を付与することを試みるとともに、本システムにおける知識更新機能の有効性を検証するものである。

* 工博, 神戸大学助教授, 工学部土木工学科 (〒657 神戸市灘区六甲台町)

** 工修, 神戸大学助手, 工学部土木工学科 (〒657 神戸市灘区六甲台町)

*** 工修, 住友金属工業株式会社 (〒541 大阪市中央区北浜4)

2. コンクリート橋診断エキスパートシステムの概要¹⁾

現在のシステムは、橋梁諸元、環境条件、交通量および目視点検程度の情報から、final goalである「橋梁の耐用性」の診断を行うものである。システム内の推論機構は、まず、入力データをもとに、診断プロセス内の下位goalに専門技術者の知識として知識ベース内に移植した帰属度関数（ Π 関数パラメータ）を決定し、これをDempsterの結合則に基づいて上位のsub goalへと順次結合していく¹⁾。そして、final goalである耐用性（耐荷性、耐久性）評価の際に「影響度」および「信頼度」という2つの特性値を考慮したファジィ写像を行い、橋梁の耐用性診断結果の出力を行う。前述のように、このシステムに蓄積されている診断に関連した知識は完全ではないため、ある種の入力に対しては矛盾した結果を出力する場合があることが明らかとなっている²⁾。しかし、システム全体の整合性を保ちながら知識ベースの更新を行っていくことは現在のシステムにおいては容易な作業ではないため、知識更新機能を付与することにより知識ベースの保守を単純化していくことが必要となる。

3. ニューラルネットワークを適用した知識の更新手法

3.1 「コンクリート橋診断エキスパートシステム」における知識の更新

上述の「コンクリート橋診断エキスパートシステム」においては、「知識の更新」²⁾の内、「知識の獲得」まではほぼ終了していると考えられ、今後は推論システムの質を一層向上させるために「知識の洗練」を行う必要があると考えられる。これまでの研究で、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更新手法としては、 Π 関数を更新する手法、影響度を更新する手法などの知識更新手法が研究されてきている²⁾が、ここでは、知識の更新を容易に行える手法の一つであると考えられるニューラルネットワークを用いた知識更新手法について述べる。

3.2 ニューラルネットワークの概念³⁾

ニューラルネットワークとは、人間の脳の構造をヒントとした神経回路網上のネットワークメカニズムによる情報処理手法である。すなわち、多くの情報処理ユニット（ニューロン）が相互に結合して簡単な信号をやりとりするような型式のネットワークメカニズムを使って情報処理を行う手法である。入力部にパターンを提示してネットワークを動作させ、出力部に結果を得るという形をとるわけであるが、その対応付けに関する知識は各ユニット間の結合の強さとして与えられる。ニューラルネットワークが注目に値する理由は、学習能力を有することにあるといえる。すなわち、学習アルゴリズムに従って各ユニット間の結合の強さを変化させることによって、ネットワークを自己組織化することが可能なのである。図1は、ニューラルネットワークの動作を概念的に示したものである。図1のように、ある入力データに対してネットワークを動作させ、得られた出力と正解を比較してその誤差に基づく結合の修正を重みの変更として順次行っていくことにより、入力データに対する適切な出力を行う内部構造が自己組織的に形成されるのである。したがって、「コンクリート橋診断エキスパートシステム」に適用する際には、橋梁に関する入力データとその橋梁に対する専門技術者あるいは実橋試験等による耐用性評価結果を用いて容易に知識の更新が行うことが可能となる。

3.3 「コンクリート橋診断エキスパートシステム」に適用する際の利点および問題点

「コンクリート橋診断エキスパートシステム」は、専門技術者に対するアンケート調査結果に基づいてファジィルールの後件部（IF-THENルールの THEN以後の部分）の帰属度関数を設定することにより、知識を獲得している¹⁾。したがって、個々のルールには専門技術者の知識・経験が反映されているといえる。しかし、推論過程において多次元および多段階のファジィ推論が行われるため、推論が進むにつれて、すなわち、診断プロセスの上層部ほどあいまいさが大きくなってしまおうという傾向がみられる。また、ファジィルールの結合結果は結合法則

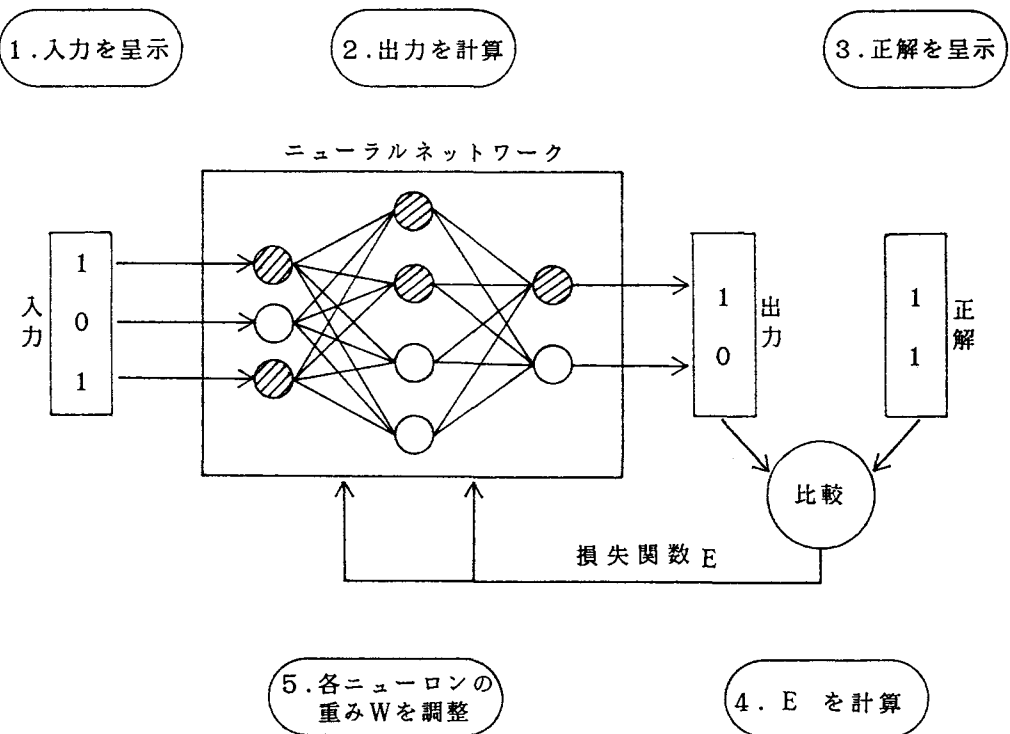


図1 ニューラルネットワークの動作概念

によって様々に変化するものであり、かつ、それらの結合法則は一般に人間の思考過程とはなじみにくいといえるため、ルールを結合した結果は、専門技術者が納得できるものであるとは必ずしも言うことはできない。また、これらを修正する学習機能は持ち合わせていない。しかしながら、ファジィ推論では情報処理が、IF-THENルールに基づいて行われるため、知識が言語の形で表現できるという利点がある。

これに対して、ニューラルネットワークによる推論は、強力な学習アルゴリズムを有することが最大の利点である。また、専門技術者あるいは実橋試験等による耐用性評価結果を教師データとして用いるため、その出力結果には専門技術者の知識が完全に反映されるといえる。しかしながら、ニューラルネットワークによる推論機能は、ネットワーク全体の振る舞いとして表現されるため、各ニューロンが何を意味しているか不明で「ブラックボックス」となり、ルールとして知識を表現できないという欠点がある。さらに、大規模なネットワークを構築した場合、ルールの追加、変更に対する柔軟性がなくなること考えられる。また、橋梁診断をシステム化する上で不可欠な要素となる主観的あいまいさの処理を何らかの形で行う必要がある。

このように、現在のシステムにおけるファジィ推論とニューラルネットワークによる推論はかなり性格が異なったものといえるが、両者の短所を改善し長所を生かすことにより、より能力の高い推論システムを構築することが可能だと考える。そこで、本研究ではニューラルネットワークがブラックボックスとなることを最小限に防ぐため、診断プロセス内におけるsub goalについて、それぞれ部分ネットワークを構築し、それらを上位のsub goalにおけるネットワークで結合する複合型ネットワークを床版および主桁について構築することとした。さらに連想記憶を組み合わせることによりファジィ推論を可能とする推論システムの開発を行うこととする。

3.4 ニューラルネットワークを用いたファジィ推論システム

3.4.1 推論システムの構造

推論は、一般にIF-THENルールに基づいて行われる。本研究では、1つのIF-THENルールを、IF-THEN関係、前件部の命題、後件部の命題の3つに分割して考える。そして、前件部および後件部の命題それぞれをニューラルネッ

トワークで表現し、それらが双方向連想記憶(Bidirectional Associative Memories:BAM)⁴⁾によって結合されている構造を持つ推論システムを考える⁵⁾。図2に推論システム全体の構成を示す。

IF-THEN関係は、図3に示すようにBAMを2つ連結(関係M)した構造で表現した。ここで、3つの層(入力層(I)、中間層(M)、出力層(O))はそれぞれ、前件部、⁵⁾ ルールの概念、後件部に対応する。入力層の各ニューロンは、前件部の命題の想起度を表している。したがって、入力層のニューロンは各入力変数を定義している帰属度関数の数を足し合わせた数となる。中間層の各ニューロンは各ルールの想起度を表す。したがって、中間層のニューロンの数はルールの数に等しくなる。また、出力層の各ニューロンは後件部の命題の想起度を表しているため、出力層のニューロン数は、各出力変数を定義している帰属度関数の数を足し合わせたものとなる。

3.4.2 ファジールールの表現法⁶⁾

ファジールールの記述法として、一般にルールの記述能力が高いといわれているファジィモデルの形式を考える。入力を u 、出力を y としたとき、モデル化の対象が次式で表現できると仮定する。

$$y=f(u) \tag{1}$$

このとき、対象とするシステムは、以下の n 個のファジールールで表現できる。

$$\left\{ \begin{array}{l} R1: \text{If } u_1=C_{11} \text{ and } \cdots \text{ and } u_r=C_{1r} \text{ then } y_1=f_1(u) \\ \vdots \\ Ri: \text{If } u_1=C_{i1} \text{ and } \cdots \text{ and } u_r=C_{ir} \text{ then } y_i=f_i(u) \\ \vdots \\ Rn: \text{If } u_1=C_{n1} \text{ and } \cdots \text{ and } u_r=C_{nr} \text{ then } y_n=f_n(u) \end{array} \right. \tag{2}$$

ただし、 $C_{11} \sim C_{nr}$ はファジィ変数である。 $f(u)$ には一般に、線形関数が用いられるが、本研究では線形関数の代わりにニューラルネットワークモデルを用いることとする。これによって、各推論ルールの後件部を非線形方程式とすることと同様の意味を持つといえる。ここで、1つのニューラルネットワークモデルを用いて全体の非線形関係を同定することも可能であるが、本研究では床版および主桁に対して設定した診断プロセス¹⁾に従ったsub goalごとの各ルールに対して1つずつのニューラルネットワークモデルを用いることとする。これにより、全体の非線形関係をより明確に表現できるとともに、対象モデルに関するブラックボックス化を最小限に抑えることができると思う。

最終的な出力値 y は、連想記憶によって求められる後件部の重み a を用いて次式のように表される。

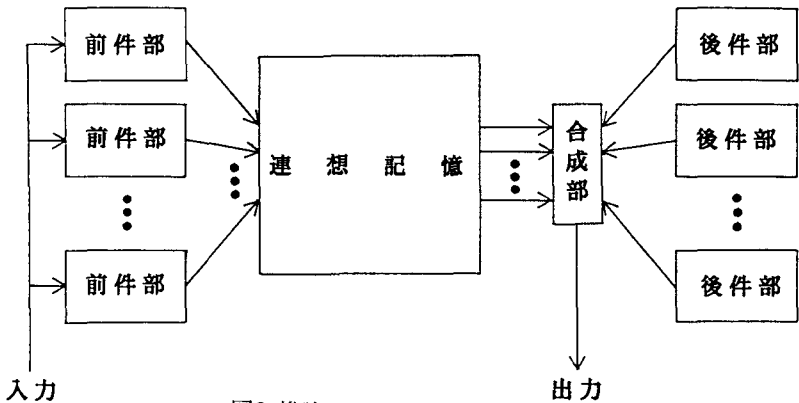


図2 推論システムの構成

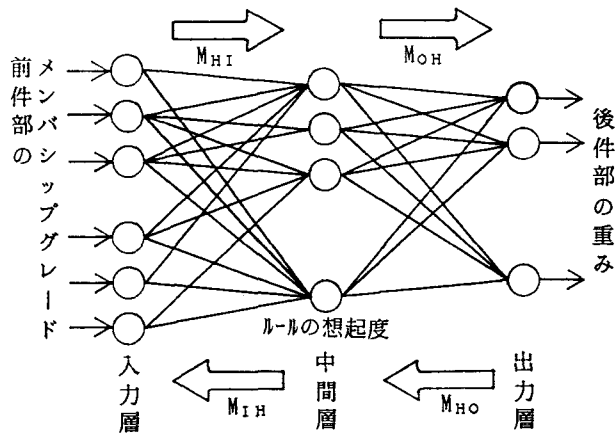


図3 連想記憶を用いたIF-THEN関係

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n a_i y_i}{\sum_{i=1}^n a_i} \quad \text{ここで、} y_i \text{は} i \text{番目のニューラルネットワークの出力値} \quad \dots\dots(3)$$

$$a_i \text{は} i \text{番目のニューラルネットワークの重み}$$

次に、連想記憶にルールを記憶する方法について述べる。連想記憶ではノード間の関係、すなわち、同一ルールを構成するか否かに基づいて、各層のニューロン同士を結合する。ここで、(2)式のルール $i(R_i)$ の場合について説明する。ルール $i(R_i)$ は(2)、(3)式より、ファジィ変数 $C_{i1} \sim C_{ir}$ および後件部の重み a_i に関係する。これに基づいて、入力層の「 C_{i1} 」～「 C_{ir} 」ニューロンと中間層の「ルール $i(R_i)$ 」ニューロンとを「+」のリンクで相互に結合する。同様に出力層の「 a_i 」ニューロンと「ルール $i(R_i)$ 」ニューロンとを「+」のリンクで結合する。一方、「ルール i 」ニューロンと入力層および出力層の他のニューロンは相反するものと考え、「-」のリンクで相互に結合する。また、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「-」のリンクで結合し、異なる入力変数に関するニューロン同士を無関係なものとして結合を行わない。中間層、出力層については相反する関係とし、「-」のリンクで結合する。各リンクの重みの大きさは、ルール i に厳密に合致する入力を与えたとき、ルール i に関するニューロンすべてが発火し、他のニューロンは発火しないように決定する。

本研究では、中間層と出力層間の結合の大きさをルールの「確かさ」と定義する。これにより、連想記憶における学習則を用いてルールの確かさを更新していくことが可能となる。ただし、ここでの知識更新は、ルールの参照頻度により「確かさ」を更新していくものとする。

3.4.3 連想記憶部の推論動作

連想記憶部では入力 u から出力部の状態ベクトル z までの関係を、離散時間形システムとして表現する。推論は以下の式を用いて行われ、推論部は、図4に示すように入力部、中間部、出力部およびチェック・ポイントより構成されている。

$$\left\{ \begin{array}{l} c(k) = NN\{u(k)\} \\ v(k+1) = f\{W_{vc}c(k) + W_{vv}v(k) + W_{vx}x(k)\} \\ x(k+1) = f\{W_{xv}v(k+1) + W_{xx}x(k) + W_{xz}z(k)\} \\ z(k+1) = f\{W_{zx}x(k+1) + W_{zz}z(k)\} \\ v(0) = v_0 \\ x(0) = x_0 \\ z(0) = z_0 \\ W_{vx} = W_{xv}^T \\ W_{xz} = W_{zx}^T \end{array} \right. \quad \dots\dots(4)$$

ここで、 $NN(\cdot)$ は前件部ファジィ変数である帰属度関数を表すニューラルネットワークであり、 $f(\cdot)$ はシグモイド関数である。また、 W_{vc} 、 W_{vv} 、 W_{vx} 、 W_{xv} 、 W_{xx} 、 W_{xz} 、 W_{zx} 、 W_{zz} は各リンクの結合の重みを表すマトリックスであり、特に W_{xz} 、 W_{zx} はルールの「確かさ」を表している。

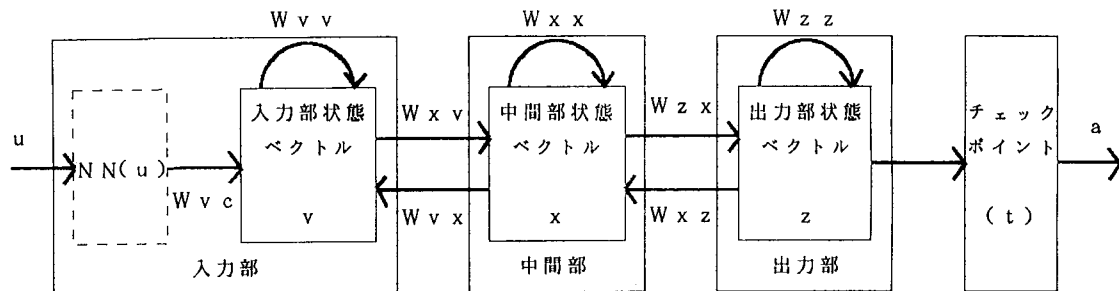


図4 連想記憶部における推論動作の概念

ネットワークが平衡に達するまでの状態遷移は、複数のルールから適切な1つのルールを選択する過程である。したがって、平衡に達するまでの適当な時間(t)に出力 $z(t)$ を取り出し、後件部の重み a とすることにより、ファジィ推論に対応する推論を行うことが可能となる。また、ルールの確かさが高いほど早く活性化するため、確かなルールほど後件部の重みが大きくなるようにできる。

3.5 ファジィルールの更新手法

ここではファジィルールの更新方法について述べる。ここで、ルールの更新は、ルールの「確かさ」の更新と後件部ニューラルネットワークの更新の2つに分類される。以下にそれぞれについて述べる。

①ルールの「確かさ」の更新手法⁶⁾： ルールの「確かさ」は、前述したように連想記憶部における中間層（ルールの概念を表わす）と出力層（後件部の重みを表わす）のリンクの重みの大きさによって表されている。「確かさ」の更新は、この重みをHebbの学習則⁷⁾を用いて修正していくことにより行う。ここで、ルールの「確かさ」を表わすマトリックス $W_{xz}(W_{zx})$ の要素 W_{ij} について考える。 $W_{xz}(W_{zx})$ の更新は一定回数の推論の後に行われるが、その際、 W_{ij} の更新は独自の時間上で表される次式によって修正されるものとする。

$$\dot{W}_{ij}(t) = -W_{ij}(t) + X_i R_j \quad \dots\dots(5)$$

ただし、 $W_{ij}(t) \in [0, \infty)$ 、 $X_i \in \{0, 1\}$ は、ルール i と後件部 j の関係の有無を表わし、 $R_j \in [0, \infty)$ は、後件部 j のルール i に対する「確かさ」を表わしたものである。

今、 $X_i=1, R_j=\text{const.}$ で、 R_j は後件部がルールに完全に適合している値とした場合、(5)式より次式が得られる。

$$W_{ij}(t) = \exp(-t)\{W_{ij}(0) - R_j\} + R_j \quad \dots\dots(6)$$

これより、 k 回目($k \geq 1$)の更新における W_{ij} の修正量 ΔW_{ij} は、以下の式で与えられる。

$$\Delta W_{ij} = \exp[-T(k-1)]\{1 - \exp[-\delta T]\}\{R_j - W_{ij}\} \quad \dots\dots(7)$$

ここで、 $T(k-1)$ は、 $(k-1)$ 回目の更新時刻（ニューロン j の独自の時間上）で、 $T(0) \geq 0$ である。 δT は、 $(k-1)$ 回目の更新から k 回目の更新までの時間で、次式のように、現在の重み W_{ij} に反比例し、ルール $i(R_i)$ が参照された頻度 $\sum a$ に比例する量で決定されるものとする。

$$\delta T = \beta \cdot \min\{1, \eta \cdot \sum a / W_{ij}(k)\} \quad \dots\dots(8)$$

ただし、 β, η は正の定数であり、 β は1回の更新で進む最大の時間幅であり、 η はルールの参照頻度と確かさが、時間幅 δT に影響する比率を表す。(7),(8)式の修正則によると、あるルールの「確かさ」に対する修正量は、そのルール後件部の出力への重みの累積値に比例し、現在の「確かさ」に反比例するように決められる。すなわち、参照される頻度が高く、しかも確かでないルールについての学習が早く進み、逆に余り参照されない確かなルールの学習は進みにくくなる。また、学習が進むにつれて、 W_{ij} は R_j に漸近していく。ただし、 $\delta T=0$ の時は学習は行われないこととなる。なお、「確かさ」は、システム内で自動的に更新されるようになっている。

②後件部ニューラルネットワークモデルの更新： 後件部ニューラルネットワークの知識更新は、対象システムに対する事例（本研究の場合、橋梁に対する診断データ）が得られた場合、あるいは、システムの出力結果が正解と異なる場合に行われる。この時、各sub goalは部分ネットワークとして構築しているため、すべてのニューラルネットワークモデルについて知識の更新を行う必要はなく、入力データに関係のあるsub goalだけを更新すれば良いことになる。また、更新手法は、誤差逆伝播アルゴリズム³⁾を用いて行われるため、入力データと出力データの組を教師データとして加える、あるいは、それに基づいて教師データを変更するだけでよい。これにより知識更新のためにかかる時間を短縮することができる。

4. 知識の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

4.1 初期知識の獲得

ニューラルネットワークを構築するためには、初期知識を獲得することが不可欠となる。本システムの場合、過去の診断事例を初期知識とすることが最適であると考えられるが、診断プロセスにおける各入力項目の組み合わせを全て満たすだけの過去の診断事例を得ることは不可能であると言える。そこで本研究では、初期段階における知識の獲得として前システム¹⁾における知識ベースをそのまま利用することによって代行することとした。以下に、『曲げひびわれ』¹⁾の場合を例にしてその手順を説明する。

『曲げひびわれ』は、現在の診断プロセスにおいては、「ひびわれ状況」と「遊離石灰」から評価されている(図5参照)。ここで、『曲げひびわれ』を評価するにあたっては一般に、「ひびわれ状況」の方が「遊離石灰」よりも健全度判定を行うための主要因となる場合が多いと考えられるため、「ひびわれ状況」の各入力条件を基にして、以下のようにモデル化することができると思う。

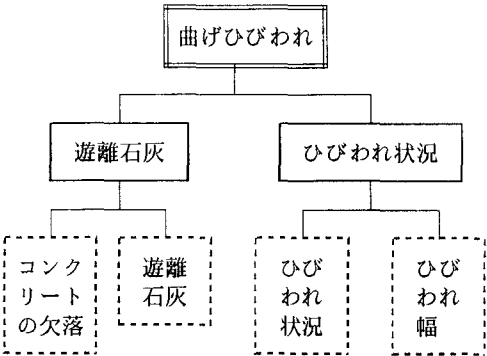


図5 「曲げひびわれ」に関する診断プロセス

Rule1: If $x_1=A_1$ and $x_2=B_1$ then $y=f_1(x_1,x_2,x_3,x_4)$

Rule2: If $x_1=A_1$ and $x_2=B_2$ then $y=f_2(x_1,x_2,x_3,x_4)$

Rule3: If $x_1=A_1$ and $x_2=B_3$ then $y=f_3(x_1,x_2,x_3,x_4)$

$\vdots$

Rule7: If $x_1=A_3$ and $x_2=B_1$ then $y=f_7(x_1,x_2,x_3,x_4)$

Rule8: If $x_1=A_3$ and $x_2=B_2$ then $y=f_8(x_1,x_2,x_3,x_4)$

Rule9: If $x_1=A_3$ and $x_2=B_3$ then $y=f_9(x_1,x_2,x_3,x_4)$

.....(9)

ここで、

- x_1 :ひびわれ状況

x_2 :ひびわれ幅

x_3 :コンクリートの欠落

x_4 :遊離石灰

A_1 :ひびわれがかなり多い

A_2 :ひびわれが多い

A_3 :ひびわれが少ない

B_1 :ひびわれ幅が大きい

B_2 :ひびわれ幅が中程度

B_3 :ひびわれ幅が小さい
- $y=[\text{danger, slightly danger, moderate, slightly safe, safe}]$:『曲げひびわれ』の評価結果

$f(\cdot)$:ニューラルネットワークモデル

したがって、各ルールに対応するように9個($f_1\sim f_9$)の後件部ニューラルネットワークを構築することになる。ここで、前システム¹⁾では、あらかじめ各ルールごとに設定されている帰属度関数を、Dempsterの結合則を用いて結合していくという推論手法をとっているため、各ルールにおいて考えられる全ての条件の組み合わせに対してDempsterの結合則を用いて推論を行い、その結果を初期知識獲得のための教師データとすることとした。こうして獲得した教師データを用いて、誤差逆伝播アルゴリズムにより初期知識獲得のための学習を行う。このようにして初

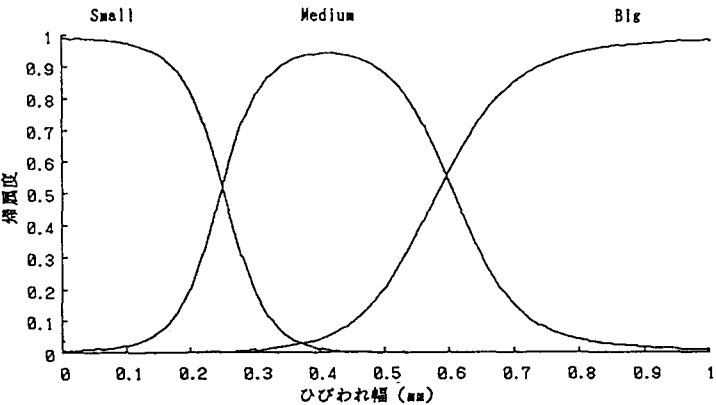


図6 ひびわれ幅を表す帰属度関数

期知識を獲得することにより、少なくとも前システムと同レベルの診断を行えることを保証することができると考える。

次に、ファジィIF-THENルールにおける前件部のファジィ変数の決定方法について述べる。前件部ファジィ変数を表す帰属度関数は、ニューラルネットワークを用いて容易に表現することができる。すなわち、帰属度関数を離散的に表わしたものを教師データとして、誤差逆伝播アルゴリズムにより学習を行えば良い。例えば、ひびわれ幅に関するファジィ集合を以下のように与えた場合、図6のような帰属度関数が得られる。

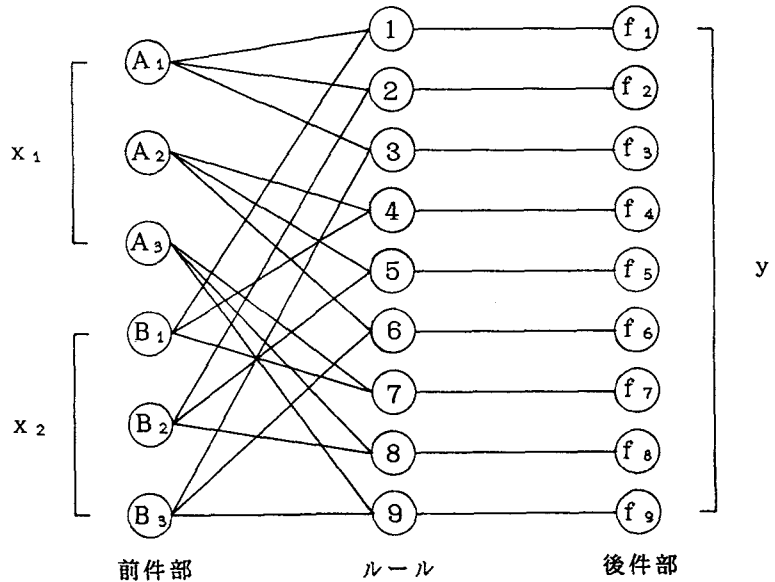


図7 連想記憶ネットワーク

$$\left\{ \begin{array}{ll} \text{ひびわれ幅小} & \text{Small} = \{1.0/0.0, 0.8/0.2, 0.2/0.3, 0.0/0.4\} \\ \text{ひびわれ幅中} & \text{Medium} = \{0.0/0.1, 0.2/0.2, 0.8/0.3, 1.0/0.4, \\ & \quad 0.9/0.5, 0.5/0.6, 0.2/0.7, 0.0/0.8\} \\ \text{ひびわれ幅大} & \text{Big} = \{0.0/0.4, 0.2/0.5, 0.6/0.6, 0.8/0.7, \\ & \quad 0.95/0.8, 1.0/0.9, 1.0/1.0\} \end{array} \right. \dots (10)$$

次に、連想記憶部内の結合の重みについて述べる。3.4.2項で述べたように、連想記憶部では、同一ルールを構成するかどうかに基づいて各層のニューロンの結合を決定する。したがって、『曲げひびわれ』の場合、(9)式に基づいて図7のように連想記憶ネットワークが構成される。また、図7に基づいて決定される結合マトリックスの内、ルールの「確かさ」を意味する W_{xz} は、以下のように表される。

$$W_{xz} = \begin{pmatrix} C_{xz} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & 1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & 1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & 1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & 1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & 1 \end{pmatrix} \dots (11)$$

ここで、 C_{xz} は、結合マトリックス W_{xz} の内、各ルールの「確かさ」を表わすマトリックスである。本研究では、前システムより獲得した知識の「確かさ」を60%として、全てのルールに対して設定した。

以上の操作をすべての sub goal および final goal に対して行うことにより初期知識の獲得を行った。

4.2 客観的指標の設定

ニューラルネットワークを用いて知識の洗練を行うためには、教師データが必要となることは前述の通りである。すなわち、実橋試験結果等から得られる評価結果を後件部ニューラルネットワークの知識洗練を行うための教師データ（客観的指標）として設定しなければならない。このような実橋試験結果等から判定された橋梁の耐用性評価は、現時点での「コンクリート橋診断エキスパートシステム」による診断結果と比較してはるかに客観性があり、かつ信頼性が高いものと考えられる。したがって、これらの評価結果を知識洗練を行う際の教師デー

タ（客観的指標）として設定することが理想的であるといえる。しかし、システムによる出力は、健全度の評価（4.3節参照）として総合化して行われるため、破壊安全率、コンクリートの圧縮強度等による評価等の個々の項目と直接比較できないことから、ルールをどの程度変更するかという判断を明確に行えないことが考えられる。そこで、本研究では、システムと実橋試験の間に専門技術者の判断を介在させることにより、実橋試験結果による知識洗練を行うことも可能であると考え、主として、専門技術者に対する診断対象橋梁の耐用性評価アンケート⁸⁾を用いて知識の洗練を行うこととした。

耐用性評価アンケートの実施方法は、複数の専門技術者に対して、実際に診断対象橋梁の損傷状態を目視・観察してもらうことによって回答を求める方法をとっている。ここで、損傷に対する評価は、橋梁に携わった経験年数によって異なってくると考えられるため、できるだけ経験年数の長い専門技術者にアンケートを依頼することとしている。また、アンケート調査における評価は、診断対象橋梁の耐用性、耐荷性、耐久性および「コンクリート橋診断エキスパートシステム」のsub goalに対応した項目について、それぞれ100点満点の点数で評価を行うものとしている。また、この他、補修・補強の必要性および橋梁の余寿命に関する主観的評価についての回答も得ている。

これらのアンケート結果は、20点刻みで集計し、0～19点、20～39点、40～59点、60～79点、80～100点のカテゴリーを、それぞれdanger、slightly danger、moderate、slightly safe、safeの5段階の評価値に対応させて取り扱うこととした。これを本システムによる診断結果と直接比較することにより、比較的容易・確実に知識の洗練を行うことが可能となると考える。

4.3 システムの構成

本システムの構成を図8に示す。本システムの知識ベース、推論エンジン、連想記憶部および部分モデル部（ニューラルネットワークモデル）は、パーソナルコンピュータ(PC-9801VX4)上に構築し、また、学習部はUNIXワークステーション(SONY NEWS)上で行っている。なお、本システムは全てC言語によって記述されている。

図9は、本システムの推論の流れを示したものであり、写真1は、本システムの初期画面を示したものである。システムはまず、橋梁諸元、環境条件、交通量、各ひびわれの状態といった基本的な項目についての質問を行い、利用者からの回答を事実節としてアサートする（写真2参照）。そして、推論ルールに基づいて、関連する全ての事実節を検索する。ここで、検索された事実節のメッセージ番号が「q」であれば新たな質問を行い、その回答を事実節としてアサートし、番号であればこれに対応したメッセージを出力する（写真3参照）。このような前向き推論を繰り返し行い、全てのルールの検索を終えた後、連想記憶およびニューラルネットワークによる推論に移る。まず、連想記憶部では、前件部の

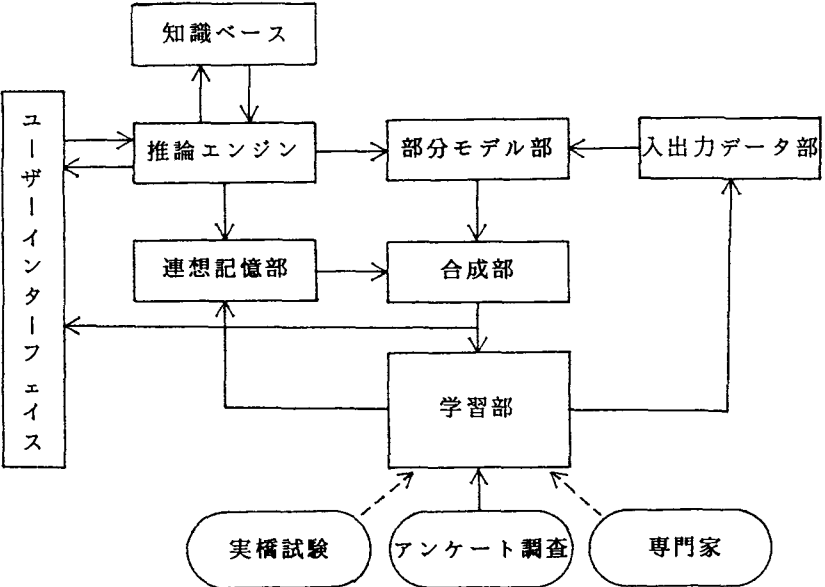


図8 本システムの構成

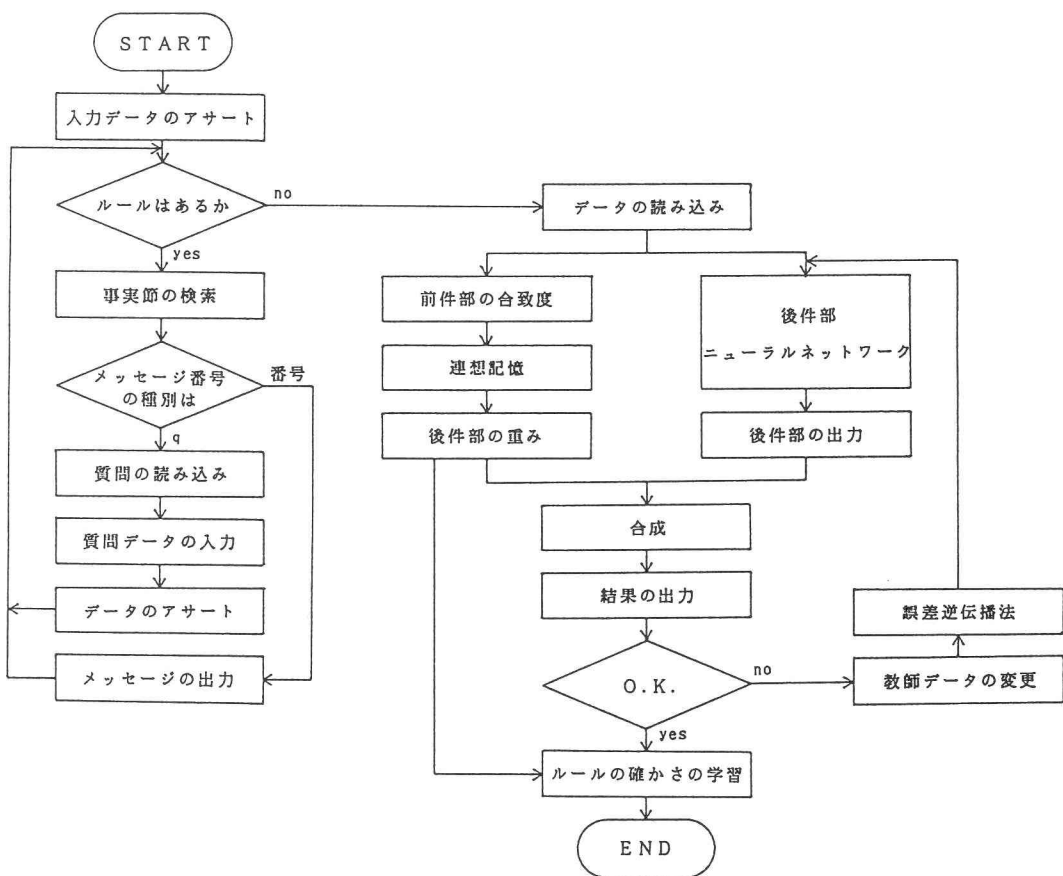


図9 本システムの推論の流れ

合致度が求められ、それをもとに連想記憶を行うことにより、後件部の重みを算定する。そして、後件部ニューラルネットワークモデルからの出力と合成することにより診断結果が得られる。ここでの診断結果は、各判定項目ごとに、safe、slightly safe、moderate、slightly danger、dangerの5段階の状態に対して、それぞれの状態に属する確率に準ずる値として出力された健全度評価のことである（写真4参照）。また、床版および主桁に対する補修・補強の必要性および橋梁の余寿命に関する診断結果についても出力可能としている。この診断結果が適切でない場合は、アンケート調査結果等の指標をもとに入出力データ（教師データ）を変更し、誤差逆伝播アルゴリズムによる知識の洗練を行った後、再度ニューラルネットワークを実行し、診断結果

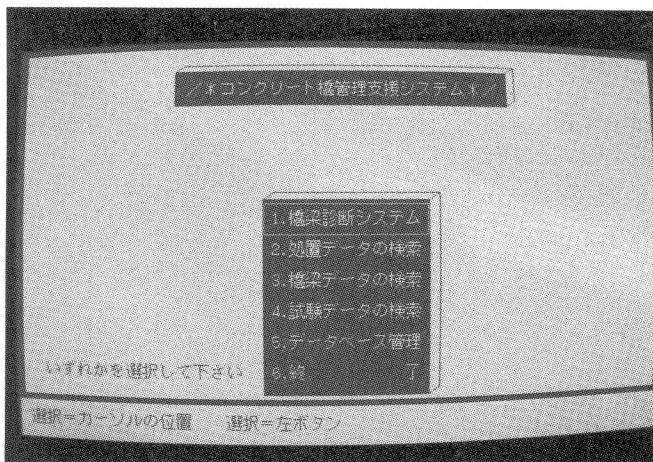


写真1 本システムにおける初期画面

の出力を行う。診断結果が適切であった場合は、ルールの「確かさ」の更新を行った後、「コンクリート橋診断エキスパートシステム」を終了することとなる。

5. 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有効性の検証

5.1 前システム¹⁾との診断結果の比較

ここでは、今回開発を行った「コンクリート橋診断エキスパートシステム」を実橋梁の耐用性診断に適用し、本システムの診断結果を前システムの診断結果と比較することによって初期知識の獲得が正確に行われているかどうかの確認を行う。

ここで、耐用性診断を行う橋梁⁸⁾は、施工状態が比較的悪く、また、主桁については、曲げひびわれ、せん断ひびわれ、鉄筋の腐食ひびわれが発生している。特に、腐食ひびわれのひびわれ幅がかなり大きく、その付近で遊離石灰、コンクリートの欠落が大きいRC-T桁橋である。このような状態にある橋梁の主桁に対するそれぞれのシステムの診断結果の一例を比較したものを表1、表2に示す。この中で、『主桁設計』のsub goalを除いた他のsub goalでは、前システムと本システムの診断結果はほとんど同じ評価となっている（表1、表2参照）。『主桁設計』に関しては、前システムの推論過程は、Dempsterの結合則を用いて、帰属度関数を上位sub goalに結合していく手法をとるため、推論が進むにつれてあいまいさが大きくなるという傾向がみられる。このため、ピーク位置がslightly dangerおよびslightly safeの2箇所に現れるという矛盾を生じていると考えられる（表1参照）。これに対して本システムによる診断結果（表2参照）は、1箇所のピーク位置にある程度集中した診断結果となっている。この診断結果についての誤差は、さらにニューラルネットワークによる知識洗練によって改善していく必要があると考えられる。その他の診断結果については、ほぼ前システムの診断結果と一

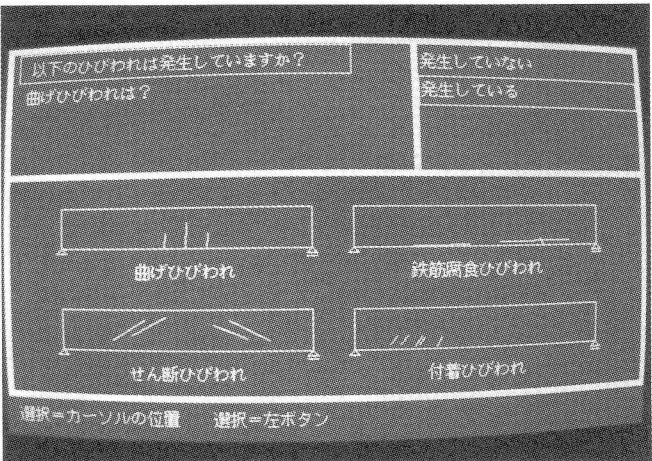


写真2 本システムへの入力例

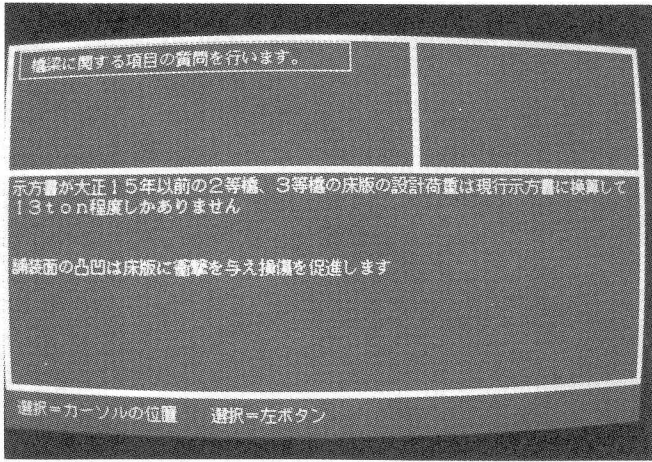


写真3 本システムからのコメントの出力例

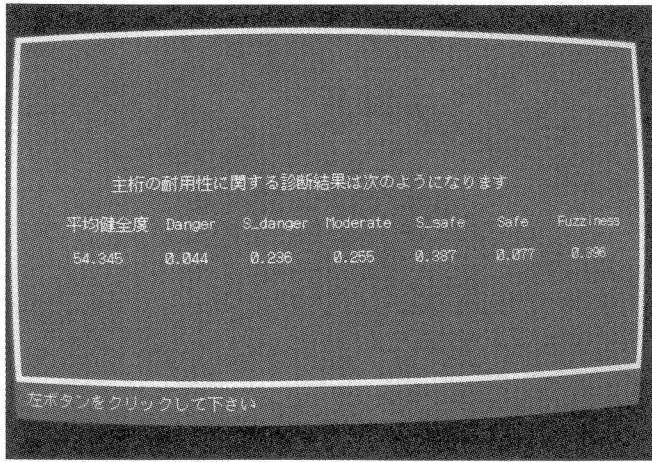


写真4 本システムによる診断結果の出力例

表1 前システムによるRC-T桁橋主桁の診断結果の一例

判 定 項 目	平均健全度	danger	slightly danger	moderate	slightly safe	safe
設 計 施 工 供 用 状 態	47.0	0.151	<u>0.273</u>	0.161	<u>0.371</u>	0.044
	17.4	0.338	0.605	0.056	0.000	0.000
	76.0	0.000	0.000	0.167	0.644	0.189
曲げひびわれ せん断ひびわれ 腐食ひびわれ	60.9	0.000	0.173	0.447	0.191	0.189
	60.9	0.000	0.186	0.435	0.186	0.194
	39.6	0.260	0.457	0.016	0.051	0.217
主桁の全体的損傷 主桁耐荷性 主桁耐久性	50.9	0.127	0.285	0.293	0.106	0.189
	56.2	0.099	0.185	0.293	0.210	0.213
	49.8	0.146	0.308	0.136	0.244	0.166
主桁耐用性	51.7	0.161	0.245	0.201	0.221	0.173

表2 本システムによるRC-T桁橋主桁の診断結果の一例

判 定 項 目	平均健全度	danger	slightly danger	moderate	slightly safe	safe
設 計 施 工 供 用 状 態	64.7	0.001	0.019	0.319	<u>0.564</u>	0.097
	24.8	0.330	0.608	0.055	0.005	0.002
	70.0	0.014	0.026	0.144	0.575	0.241
曲げひびわれ せん断ひびわれ 腐食ひびわれ	58.4	0.035	0.240	0.260	0.202	0.264
	58.7	0.033	0.313	0.145	0.202	0.307
	25.1	0.283	<u>0.698</u>	0.006	0.006	0.007
主桁の全体的損傷 主桁耐荷性 主桁耐久性	52.0	0.148	0.222	0.208	0.227	0.195
	65.8	0.001	0.038	0.300	0.493	0.168
	52.6	0.058	0.165	0.394	0.352	0.031
主桁耐用性	58.9	0.019	0.109	0.343	0.464	0.065

致した結果となっている（表1、表2参照）。

以上のように、本システムは、前システムの知識ベース内に蓄えられていた知識をほとんど正確に獲得できたと考える。しかし、その診断結果にはまだ様々な問題点があるといえるため²⁾、知識ベースの洗練を行うことが不可欠であるといえる。

5.2 アンケート調査結果を用いた知識の洗練

本節では、専門技術者に対する耐用性評価アンケート調査を教師データ（客観的指標）として用いることによって、後件部ニューラルネットワークにおけるシステムの「知識の洗練」を試みる。

アンケート調査は、4.2節に述べたように、アンケート結果を20点刻みで5段階にわけて集計し、これをシステムの評価値であるdanger～safeに属する確率に準ずる値として処理したものを教師データ（客観的指標）としたものである。これを用いて、誤差逆伝播アルゴリズムにより「知識の洗練」を行うこととなる。ただし、ここでは、前述のRC-T桁橋診断項目の内、一例として主桁ひびわれに関するsub goalについてのみ知識洗練過程を示すことにする（表2参照）。表3は、主桁の各ひびわれに関するアンケート調査結果（教師データ）を示したものであり、表4は、表3の教師データを用いることによって後件部ニューラルネットワークの「知識の洗練」を行った後の主桁ひびわれに関する本システムによる診断結果である。また、図10、図11は、『主桁腐食ひびわれ』、『主桁曲げひびわれ』それぞれについて、知識洗練前のシステムによる診断結果、知識洗練に用いた教師データ、知識洗練後のシステムによる診断結果を帰属度関数に見立てた形で表現したものである。

これより、『主桁腐食ひびわれ』に対する評価は、知識洗練を行う前の診断結果ではslightly dangerと評価さ

表3 知識の洗練に用いた主桁ひびわれに関する教師データの一例

判 定 項 目	danger	slightly danger	moderate	slightly safe	safe
主桁曲げひびわれ	0.000	0.154	0.538	0.308	0.000
主桁せん断ひびわれ	0.000	0.308	0.231	0.231	0.231
主桁腐食ひびわれ	0.077	0.154	0.308	0.385	0.077

表4 ひびわれに関して知識洗練を行った後の本システムによる診断結果の一例（主桁ひびわれ）

判 定 項 目	平均健全度	danger	slightly danger	moderate	slightly safe	safe
曲げひびわれ	54.5	0.029	0.179	0.427	0.268	0.098
せん断ひびわれ	57.6	0.017	0.305	0.208	0.223	0.247
腐食ひびわれ	51.7	0.090	0.217	0.279	0.345	0.070

れていたものが、知識の洗練によって、slightly safeを支持する評価に変更されたことがわかる（表2、表4、図10参照）。また、『主桁曲げひびわれ』については、知識洗練前の診断結果は、評価ランク間に大きな差がなくあいまいな評価となっていたが、知識洗練後は、moderateを高く指示する結果となっており、あいまいさが減少していることがわかる（表2、表4、図11参照）。

以上より、本システムにおける知識洗練精度はかなり高いということができ、本システムの知識更新機能の有効性が検証できたと考える。しかし、アンケート調査結果を教師データ（客観的指標）とする場合、アンケート調査結果そのものの信頼性が問題となり、場合によっては教師データが矛盾してしまい、知識の洗練を行えないこともあると考えられる。したがって、今

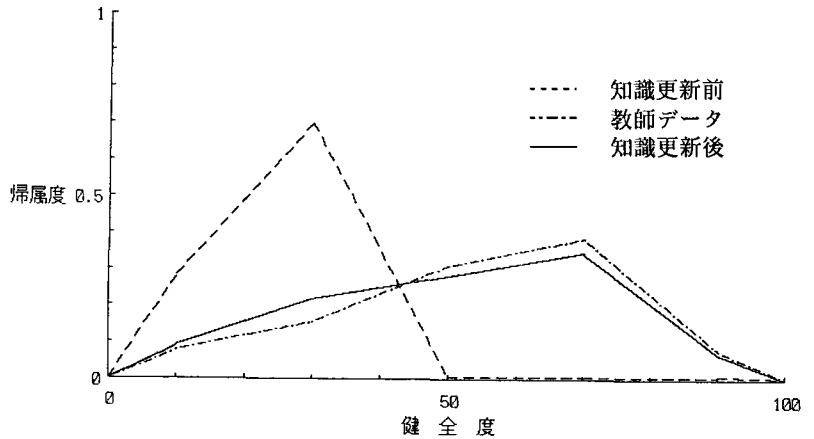


図10 「主桁腐食ひびわれ」の診断結果の比較

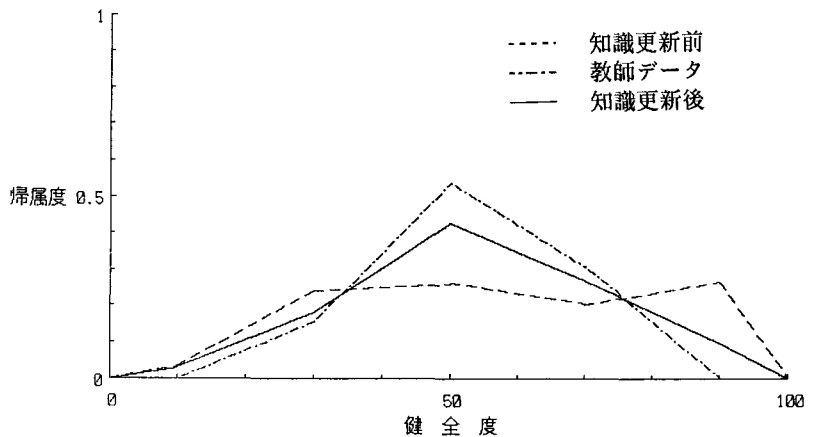


図11 「主桁曲げひびわれ」の診断結果の比較

後は、実橋試験等から得られる、より客観的なデータと対応させた指標を教師データとすることが望まれる。

6. 結論

本研究は、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」の開発を行ったものであり、ニューラルネットワークを適用して専門技術者に対するアンケート調査結果等を基に容易に知識更新を行うことを可能としたものである。その際、各ルールごとにニューラルネットワークを構築しているため、推論機構のブラックボックス化を最小限に抑えることができるのみならず、必要なネットワークだけを学習させればよい学習時間を短縮できる特徴を有する。

以下に、本研究で得られた成果をまとめる。

(1)「コンクリート橋診断エキスパートシステム」における知識の更新手法として、ニューラルネットワークを用いた知識更新手法の提案を行った。この際、ニューラルネットワークを「コンクリート橋診断エキスパートシステム」に適用する上での問題点についても検討を行い、ニューラルネットワークがブラックボックス化することを最小限に抑えるため、各sub goalのルールごとに分割したネットワークの構築を行った。

(2)ニューラルネットワークに連想記憶を組み合わせることにより、従来のファジィ推論に類似した推論を行うことを可能とした。また、これとともに、ルールの「確かさ」という概念を導入し、ルールの参照頻度によって自動的に「確かさ」が更新されることを可能とした。

(3)「コンクリート橋診断エキスパートシステム」を実橋梁に対して適用し、診断結果の検証を行った。この結果、前システムの診断結果とほぼ一致したため、本システムの前システムからの知識獲得が正常に行われたことが明らかとなった。

(4)専門技術者に対するアンケート調査を利用して、ニューラルネットワークによる知識の洗練を行った。これにより、良好な知識の洗練結果が得られたため、本システムの知識更新機能の有効性が検証できたと考える。

なお、今後は、さらに実橋への適用を通じて知識の更新を行っていき、システムの信頼度を高めていくとともに、目視点検程度の情報からのみ診断を行うのではなく、数値計算プログラム等をリンクするなどして、システムによる診断結果と実橋試験結果との対応付けを確実にしておく必要があると考える。

最後に、本研究の遂行にあたり、特にアンケート調査にご協力頂いた兵庫県土木部の関係者の方々、および本システムの構築にあたり、多大なる御尽力を頂いた元神戸大学大学院生（現 清水建設（株））益成一郎氏に深く感謝の意を表します。

参考文献

- 1)宮本、益成、西村：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、1991.11、2)宮本、森川、益成、古川：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の更新手法、構造工学論文集Ⅱ、Vol.37A、pp.643-654、1991.3、3)麻生秀樹：ニューラルネットワーク情報処理、産業図書、1988、4)Kosho,B.:Adaptive Bidirectional Associative Memories、APPLIED OPTICS、Vol.26、No.23、1987.12、5)今崎、山口：ファジィニューラルネットワークに向けて、Computer Today、No.35、pp.52-58、1990.1、6)山口、今崎、春木：連想記憶によるファジィ推論・学習方式、T.IEE Japan、Vol.100-C、No.3、pp.207-215、1990、7)Kosho,B.:Differential Hebbian Learning、Amer.Inst.of Physics Conf.Proce..、Neural Networks for Computing、J.S.Denker.Ed..、1986、8)(財)建設工学研究所：「旧青木橋」耐用性診断試験報告書、1991.3

(1991年9月30日受付)