

# 橋梁維持管理支援システム(J-BMS)の学習機能と 実橋での効果確認

宮本文穂 (山口大学名誉教授(スイス連邦工科大学ローザンヌ校(EPFL) 客員教授)

## Machine Learning Algorithm in J-BMS RC Version and Its Effectiveness

Ayaho MIYAMOTO(Professor Emeritus of Yamaguchi Univ., Visiting Professor of EPFL(Switzerland))

**Abstract:** The Japanese Bridge Management System(J-BMS) RC version consists of the following three subsystems: ① a bridge maintenance database system(J-BMS DB), ② a concrete bridge rating expert system(RC-BREX) and ③ a maintenance plan optimization system(MPOS). Especially, in this paper, the RC-BREX system for deteriorating concrete bridges is described based on how to construct from a hierarchical neural network in order to carry out fuzzy inference and machine learning by using the neural network with the back-propagation method. Furthermore, the comparisons between diagnostic results by bridge experts and those of the proposed system are presented so as to demonstrate the validity of the system's learning capability by using the training set for machine learning which obtained from inspection on actual in-service bridges and questionnaire surveys by bridge experts.

**Key Words :** Japanese Bridge Management System(J-BMS), RC-BREX, Machine learning, On-site inspection, effectiveness of learning function

### 1. はじめに

著者らがこれまで開発してきた「橋梁維持管理支援システム(J-BMS)」は、RC橋を対象とするJ-BMS RC版とPC橋を対象とするJ-BMS PC版から成る<sup>1,2)</sup>。J-BMSは、①対象橋梁の諸元データや点検データなどを効率的に管理する橋梁維持管理データベースシステム(J-BMS DB)、②対象橋梁に対する各種点検データに基づいて劣化診断を行う性能評価システム(橋梁診断エキスパートシステム; RC-(or PC-) BREX)、③最適維持管理計画の立案を行うメンテナンスプラン最適化システム(MPOS)の3種類のサブシステムから構成されている<sup>2)</sup>。

上述のサブシステムの内、性能評価システムであるRC-(or PC-) BREXでは、橋梁維持管理に長年携わってきた専門技術者(エキスパート)から橋梁診断における経験的な知識(初期知識)を獲得した。そして専門技術者が有する推論過程を診断プロセスとして階層化し、診断プロセスに従ってファジィ変数を含むプロダクションルールを作成した<sup>3)</sup>。また、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<sup>4)</sup>を用いて推論機構を提案した。さらに、推論機構がニューラルネットで構成されていることから知識更新(学習)を行うことが可能となる。しかし、推論機構がニューラルネットで構築されているため内部構造がブラックボックス化することになり診断結果の出力がどのような推論過程を経て推論さ

れたのか把握できない。また、学習後の知識がニューロンの重みで表現されていることからどのように知識が変化したかを知ることができないという問題が残る。

そこで本論文では、RC-BREXを用いてシステム内の階層構造ニューラルネットと誤差逆伝播法を組合わせた学習アルゴリズムの流れを具体的に示す。また、J-BMSの実用性向上のため、診断結果の出力がどのようにして推論されたのかを説明する説明機能(How機能)を構築した。さらにシステムが学習後の知識を確認および変更可能な知識獲得支援機能を構築することにより学習効果を向上させた。そしてシステムを実橋梁に適用し、専門技術者による学習用教師データによってRC-BREXに学習させ、知識の洗練を行って学習前後の診断結果の改善効果を確認してJ-BMS RC版の実用性を検証した。

### 2. J-BMS RC版の推論機構と学習アルゴリズム

#### 2-1. 推論機構

J-BMS RC版を構成するサブシステムであるRC-BREXは、知識ベース、推論機構などを有する橋梁診断エキスパートシステムとなっており、主として専門技術者の経験的な知識に基づいて対象橋梁の健全度、余寿命などの診断結果を出力することができる。図-1にRC-BREXの機能構成を示す。

図-1の「知識ベース」内では、専門技術者が有する



で、しかも「最大ひび割れ幅」の点検結果が「小さい」とthen「ひび割れの状態」の評価値(健全度)は49.9pである。” (1)

一方、図-1の「推論機構」内では、プロダクションルール前件部(「ひび割れの状況」と「最大ひび割れ幅」の2項目)に対応したファジィ集合論のメンバーシップ関数<sup>6)</sup>が初期形状として設定される。ここでは、メンバーシップ関数 $\mu(x)$ の初期形状を、以下に示すシグモイド関数を適用して近似する<sup>4)</sup>：

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp\{-(\omega x + \vartheta)\}} \quad (2)$$

ここで、 $\omega$ はシグモイド関数の傾きであり、 $\theta$ はシグモイド関数のx軸方向への移動量となる。

図-3は、シグモイド関数で表したプロダクションルールの前件部(2項目)に対応させて設定したメンバーシップ関数 $\mu(x)$ の初期形状の一例を示す。以下では、近接目視点検結果として、ひび割れの発生箇所、本数などを考慮したひび割れの状況が100点満点の70点(p)、および最大ひび割れ幅が0.5mmとそれぞれ得られた場合を例として推論機構の流れを説明する：

#### [Step1] 点検データの入力

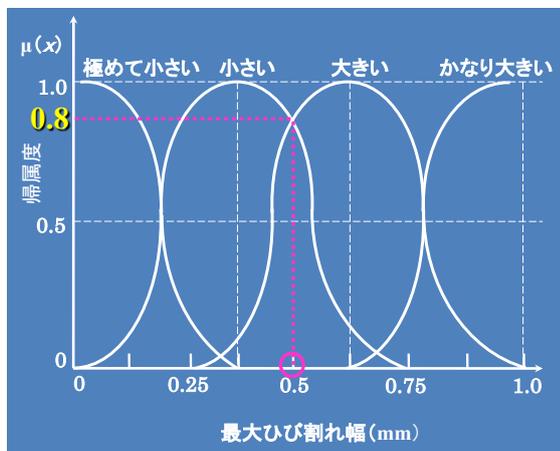
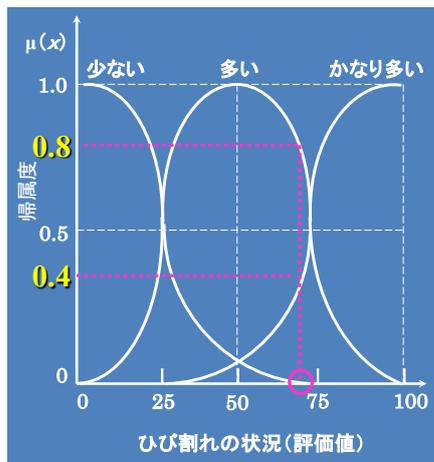


図-3 前件部メンバーシップ関数の初期形状例

図-2中の「ひび割れの状況」と「最大ひび割れ幅」に、上記の点検結果(ひび割れ本数等を考慮したひび割れの状況の評価値：70pおよび最大ひび割れ幅：0.5mm)を入力する。

#### [Step2] 前件部メンバーシップ関数の帰属度の割当て

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帰属度を求める。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の状況の程度を表現するファジィ集合では、評価点が70p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帰属度が、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帰属度は、両者とも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(図-3および図-4参照)。

#### [Step3] 前件部(各ルール)の適合度の算出

Step2で得られたファジィ集合の帰属度を用いて、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、次式より求める：

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

また、 $\mu_i$ は、プロダクションルールの前件部に存在する各ファジィ命題(ファジィ集合)と入力データとの帰属の程度を表すメンバーシップ関数の帰属度 $\mu_{i,j}(x_j)$ 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(ファジィ変数)の種類番号、 $x_j$ は入力変数、 $\mu_{i,j}$ は入力変数 $x_j$ に対するファジィ変数、 $i$ はファジィ変数 $\mu_{i,j}$ が有するファジィ集合の種類番号、 $n$ はプロダクションルールの数である<sup>5)</sup>。

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

ここでは、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(適合)され、No.6およびNo.7のルールがそれぞれ33%ほど支持(適合)される結果となった(図-4参照)。

#### [Step4] 下位診断項目「ひび割れの状態」の評価値(健全度)を算出

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診断項目；「ひび割れの状態」の評価値(健全度)を求める。なお、具体的な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、 $\omega_k$  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評価値(健全度)；42.2pが得られる(図-5参照)。

### 2-2. 学習アルゴリズム

RC-BREXの推論機構では、前述のプロダクションルールを基に図-6に示すような5層の階層構造ニューラルネットから構成されている。この5層は、それぞれ(A)層の入力部、(B)層および(C)層の前件部、(D)層のファジ理論演算部、(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-1および図-2に示される下位GOAL「ひび割れの状態」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集合の形状)

[Step1] & [Step2]			[Step3]
ルールNo.	条件部 (前件部)		前件部の適合度
	ひび割れの状況(曲げ)	最大ひび割れ幅(曲げ)	
1	かなり多い(0.4)	かなり大きい(0.0)	(0.4) × (0.0) = 0.0
2	かなり多い(0.4)	大きい(0.8)	(0.4) × (0.8) = 0.32
3	かなり多い(0.4)	小さい(0.8)	(0.4) × (0.8) = 0.32
4	かなり多い(0.4)	極めて小さい(0.0)	(0.4) × (0.0) = 0.0
5	多い(0.8)	かなり大きい(0.0)	(0.8) × (0.0) = 0.0
6	多い(0.8)	大きい(0.8)	(0.8) × (0.8) = 0.64
7	多い(0.8)	小さい(0.8)	(0.8) × (0.8) = 0.64
8	多い(0.8)	極めて小さい(0.0)	(0.8) × (0.0) = 0.0
9	少ない(0.0)	かなり大きい(0.0)	(0.0) × (0.0) = 0.0
10	少ない(0.0)	大きい(0.8)	(0.0) × (0.8) = 0.0
11	少ない(0.0)	小さい(0.8)	(0.0) × (0.8) = 0.0
12	少ない(0.0)	極めて小さい(0.0)	(0.0) × (0.0) = 0.0

図-4 RC-BREX 内での前件部適合度算出までの流れ (Steps 1~3)

[Step4]				
ルールNo.	前件部の適合度		下位GOAL (後件部) 「ひび割れの状態(曲げ)」の健全度	
1	0.0	×	0.0	= <b>0.0</b>
2	0.17	×	7.5	= <b>1.3</b>
3	0.17	×	49.9	= <b>8.5</b>
4	0.0	×	60.1	= <b>0.0</b>
5	0.0	×	20.8	= <b>0.0</b>
6	0.33	×	28.2	= <b>9.3</b>
7	0.33	×	69.9	= <b>23.1</b>
8	0.0	×	76.1	= <b>0.0</b>
9	0.0	×	40.8	= <b>0.0</b>
10	0.0	×	52.8	= <b>0.0</b>
11	0.0	×	75.6	= <b>0.0</b>
12	0.0	×	100	= <b>0.0</b>

図-5 RC-BREX 内での健全度算出までの流れ (Step4)

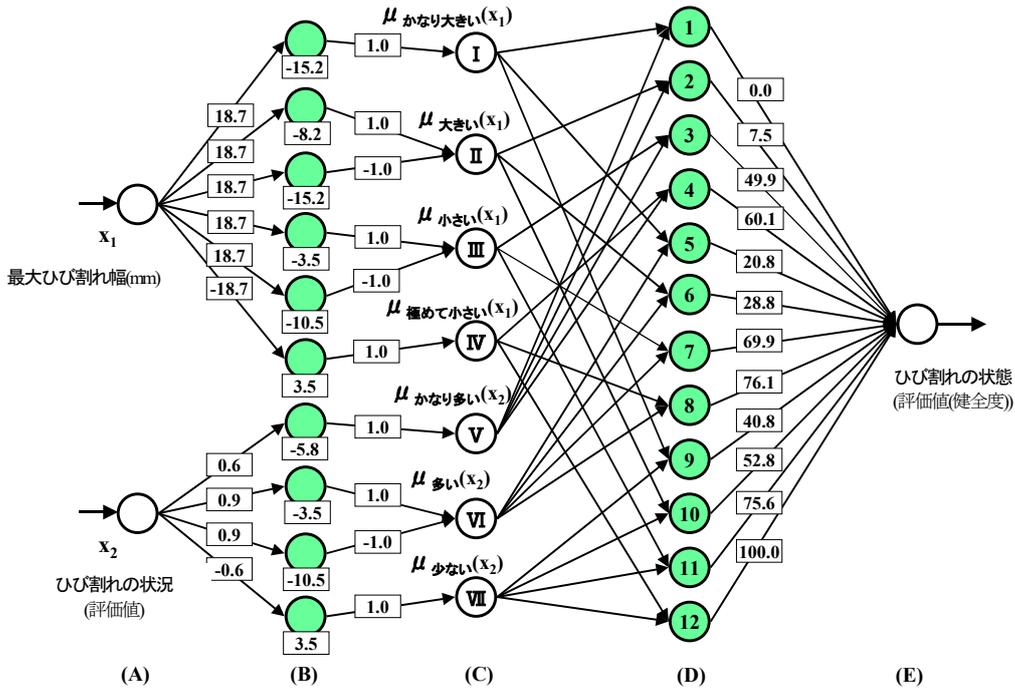


図-6 階層構造ニューラルネットワークを利用した推論機構

が知識ベース内に蓄積されており、前述[Step1]~[Step4]の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-1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をすべて0.5と仮定した<sup>4)</sup>。

階層構造ニューラルネットの(A)層→(B)層→(C)層には、図-3に示したメンバーシップ関数の初期形状が設定されており、(A)層のニューロンに最大ひび割れ幅(mm)およびひび割れの状況(評価点)が入力されると、(C)層より、それぞれのメンバーシップ関数に帰属する度合い(帰属度)が出力される(図-7参照)。このように、(A)層→(B)層→(C)層ではプロダクションルール前件部のファジ

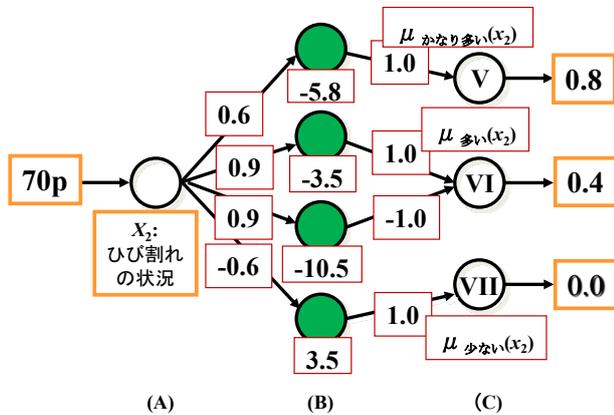


図-7 ひび割れの状況データの入力と帰属度出力

ィ命題に対応しており、[Step1]および[Step2]の推論処理を実行する。

(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が均等であることを意味している。例えば、“if (ひび割れの状況(本数など)=かなり多い) and (最大ひび割れ幅(mm)=かなり大きい) then (ひび割れの状態=0.0)”のルールを例にとると、後件部に記述されている下位GOAL「ひび割れの状態」を診断するのに、前件部に記述されている入力項目[ひび割れの状況(本数など)]および[最大ひび割れ幅(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), (4)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]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)参照)。ここでは、[Step4]の推論処理が実行される。

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を変化させることにより、ファジィプロダクションルールの適合度および前件部メンバーシップ関数の変更を、教師データと照合して誤差逆伝播(BP)法<sup>4)</sup>による学習を行う。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。

前述のように、(A)層→(B)層間の重みと(B)層のしきい値は、前件部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を変更される。例えば、下位GOAL「ひび割れの状態」を評価するのに[ひび割れの状況(本数など)]と[最大ひび割れ幅(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「ひび割れの状態」=0.0から「ひび割れの状態」=10.0に変化したことになる。

### 2-3. 説明機能(How機能)

説明機能とは、システム出力結果(評価結果・学習結果)に対する信頼性を向上させるための機能である。なお、RC-BREXでは、以下の2つの説明機能を有している：

#### 2-3-1. 評価過程説明機能

評価過程説明機能とは、どのようにして評価結果に至ったのかを説明する機能であり、評価システムの特徴であるアカウントビリティの遂行の役割を担っている。なお、評価過程説明時には、使用した評価プロセス、ルール、入力データおよび本研究によって新たに提案した項目の重要度を確認することが可能である。図-8に評価(推論)過程説明機能の画面例を示す。

#### 2-3-2. 学習結果説明機能

学習結果説明機能とは、どのように学習したかを説明する機能であり、知識の更新をするか否かを判断する際のユーザーの判断をサポートする機能である。なお、評価システムでは、判断材料として誤差の推移および学習

前後の知識による評価結果の相違を確認することが可能である。図-9に学習結果説明機能の画面例を示す。

## 3. 実橋への適用と学習効果確認

ここでは、既存橋の架替えに伴って撤去されるRC-T桁橋を用いて<sup>6)</sup>、データ収集のための詳細な近接目視点検を行い、学習前後の性能(健全度)評価を比較することによって学習効果確認を行う。

### 3-1. 撤去橋および現地調査の概要

調査対象とした既存橋(SK橋)は、昭和17(1942)年架設の橋長168.3m、幅員11.0m、8径間を有するRC-T桁橋であり、老朽化のため撤去・架替えられたものである。

対象橋梁に対する現地調査では、近接目視点検を採用した。近接目視点検は、解体・撤去工事の際に橋梁上部工の桁下面に設置される作業足場を利用して実施した。点検箇所は、左岸側スパン1およびスパン3の2スパン分である。近接目視点検に参加したのは、建設コンサルタント会社などで橋梁の設計業務あるいは点検を含む維持管理業務に携わって10年以上の専門家8名である。なお、近接目視点検は、「J-BMSのための点検マニュアルとその利用」<sup>7)</sup>に準じて実施し、学習における教師データとして利用した。

### 3-2. 学習前後の健全度評価比較による学習効果確認

ここでは、本システムに上述の近接目視点検結果を入力し、前述図-2に一部を示す階層構造の最上層GOALである「耐荷性」「耐久性」を含む上位GOALの健全度を0~100点(p)で評価した結果をスパン1について比較したものを表-2に示す。ここでの比較は、初期知識による評価、専門家へのアンケート結果(教師データ)および学習後の評価の3種類の健全度評価で行った。なお、学習方法としては、サンプルデータの全て(ここでは専門家の8名のデータ)を学習用教師データとして用いる全標本学習法<sup>4)</sup>を適用した。また、図-10はスパン1の主桁および床版における健全度評価結果の上位GOALを学習前後で視覚的に比較したものである。表-2より、床版の耐荷性を除き初期知識による健全度評価に比べてアンケート結果の評価値が低い値を示している。これは、専門家の主観による健全度評価が各ランクの最低点を入力する厳しい側の健全度評価となったからである。なお、床版の耐荷性のアンケート結果が高かったのは、耐荷性能評価における初期知識の値が低くアンケート結果の値が高かったことが影響していると考えられる。次に、学習後の健全度評価に注目すると、学習することによりほぼ全ての評価項目がアンケート結果(教師データ)の値に近いことがわかる。これは、主観によるアンケート

結果の学習により、システムが専門家の知識を抽出し、健全度評価に良い影響を与えた結果といえる。

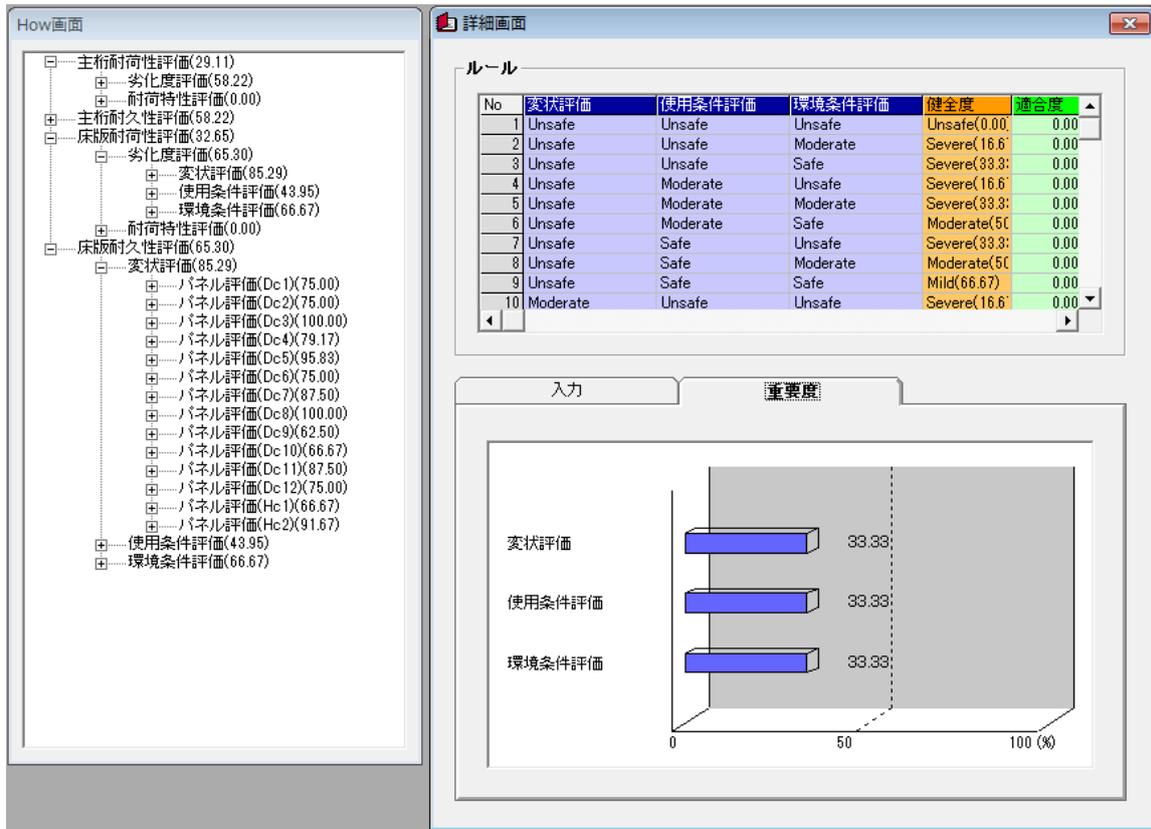


図-8 評価（推論）過程説明機能の画面例

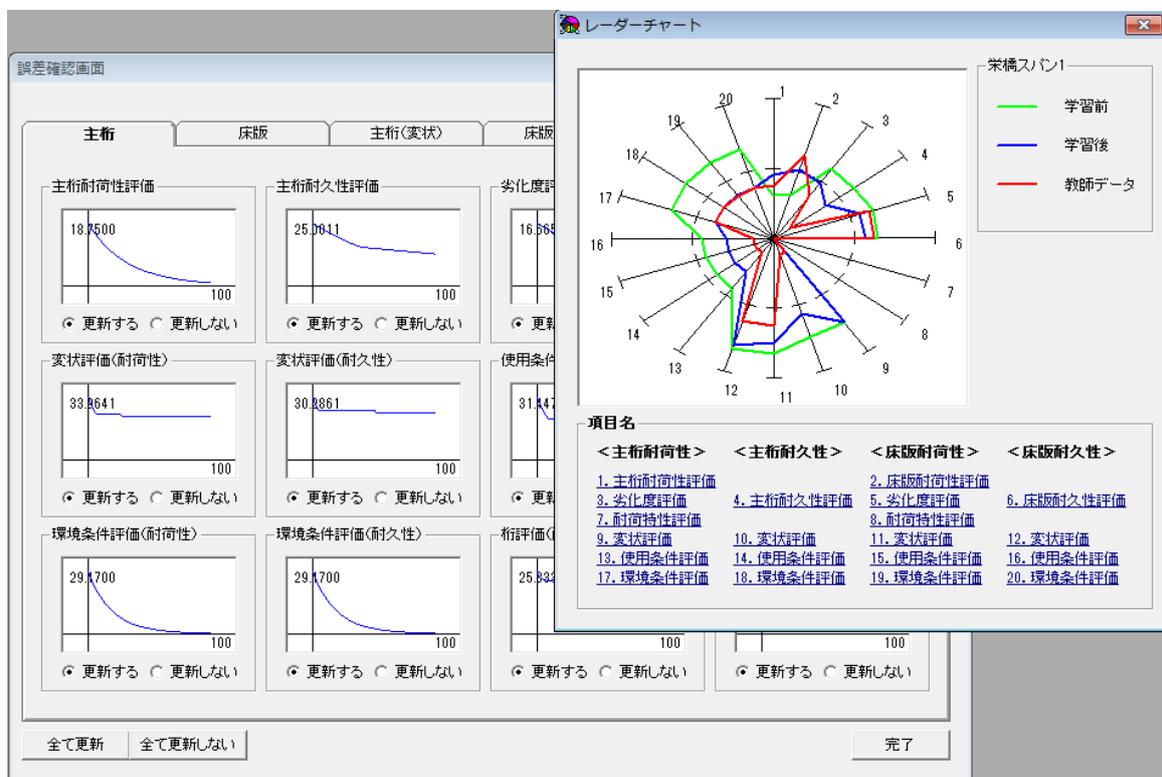


図-9 学習結果説明機能の画面例

表-2 SK橋スパン1の健全度評価における学習効果のまとめ(上位GOALの例)

上位GOAL		知識の種類	初期知識による評価 (点 ; p)	アンケート結果 (教師データ) (平均値(点;p))	学習後の評価(平均値 (点;p))
主桁	耐荷性	耐荷性評価	29.19	23.44	24.62
		劣化度評価	58.37	26.56	35.06
		耐荷特性評価	0.00	23.44	19.15
	耐久性	耐久性評価	58.37	20.31	32.12
		変状評価	64.49	20.31	54.34
		使用条件評価	43.95	23.44	14.36
環境条件評価		66.67	17.19	33.94	
床版	耐荷性	耐荷性評価	32.06	54.69	52.96
		劣化度評価	64.12	60.94	60.98
		耐荷特性評価	0.00	37.50	19.85
	耐久性	耐久性評価	64.12	48.78	55.61
		変状評価	81.73	53.13	70.25
		使用条件評価	43.95	20.31	12.69
		環境条件評価	66.67	23.44	33.93

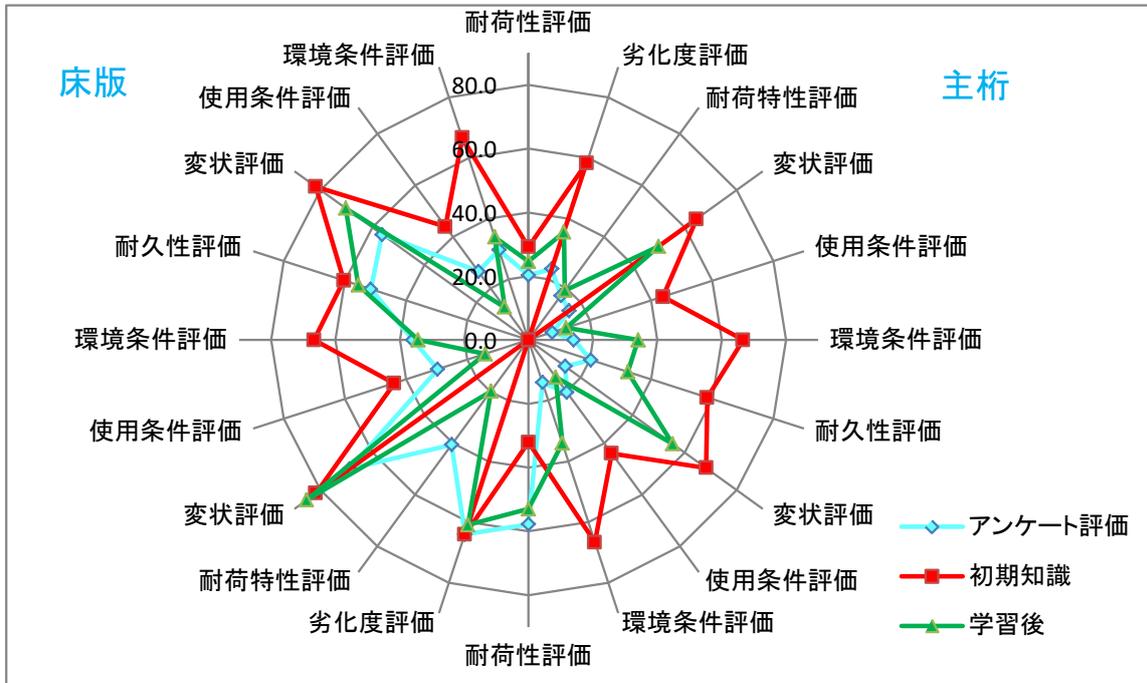


図-10 学習前後の健全度評価結果の視覚表示例(スパン1)

#### 4. 結論

本研究で得られた主な結果を以下にまとめる：

- 1) J-BMS RC 版内に構築した RC-BREX に付与する学習機能を階層構造ニューラルネットと教師データを用いた誤差逆伝播(BP)を組み合わせて開発した。その結果、専門家の知識をシステム内の学習機能によって健全度評価に反映可能な実用的なシステムを構築可能である。
- 2) 実橋での目視点検結果を利用してシステムの学習効果を確認した結果、学習後の健全度評価は専門家へのアンケート結果に近い値が出力されており、本システムが専門家の知識を反映した健全度評価を実行できるようになったことを確認できた。
- 2) 宮本文穂, 浅野 寛元, 江本 久雄, 勝島 龍郎. RC 橋維持管理支援システム(J-BMS RC版)の開発と実橋への適用. 土木学会論文集F4. 2015, vol. 71, no. 3, p. 105-124.
- 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. 2000, vol. 644/VI-46, p. 67-86.
- 4) 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. 1992, vol. 4, no. 5, p. 906-928, 1992.
- 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, 1975, vol. 191, p. 54-66.
- 6) 高橋 順, 江本久雄, 宮本文穂. 老朽RC橋撤去時の主桁切断面の中性化試験と余寿命推定. コンクリート工学年次論文集. 2016, vol. 38, no. 2, p. 1549-1554.
- 7) 山口県土木建築部, 山口大学工学部. J-BMSのための点検マニュアルとその利用—定期点検, 結果検証, データベースシステム—. 2003年8月版, 宇部. 山口県&山口大学, 2003.

#### 参考文献

- 1) Miyamoto, A. and Motoshita, M. : Development and Practical Application of a Bridge Management System (J-BMS) in Japan. Civil Engineering Infrastructures Journal (CEIJ). 2015, vol. 48, no. 1, p. 189-216.

(2022年10月15日受理)