

事例ベースを援用した知識洗練機能付 診断エキスパートシステムの開発

皆川 勝¹・佐藤 茂²・上谷 丈和³

¹正会員

²正会員

³学生会員

エキスパートシステムの開発にあたっては、知識獲得の困難さがボトルネックであり、不確定情報を扱えること、知識の更新機能をもつことが重要である。本研究では、仮説と仮説間の関係を構成要素とするネットワークで表現された、ルールベース洗練機能付汎用型推論システムを構築した。適用例として、道路橋RC床版の損傷要因推定のための既存エキスパートシステムのルールベースを用いて、提案するシステムの有効性を検討した。その結果、適切な事例を教師データとして提示することによって、ルールベースが洗練され損傷要因推定の精度が顕著に向上することが示された。

Key Words: expert-systems, knowledge acquisition, case base, diagnosis, network-systems

1.はじめに

エキスパートシステムを開発する上で最も解決が困難な問題は、エキスパートが行っている問題解決能力、経験的な知識を陽な形式でルール化することに多大な時間と労力を要し、しかも完全にそれを行うことが容易でないことである^{1),2)}。そのため、知識獲得をメインに行うシステムの開発¹⁾、過去に研究・開発された豊富なエキスパートシステムの知識ベースを再利用する方法³⁾、開発するエキスパートシステム中に知識獲得機能をもたせる方法^{4),5)}、及び過去の事例を用いて提示された問題解決する事例ベース推論の研究^{6),7)}が活発に行われている。

これまで、土木工学の分野では、維持管理、施工管理、構造計画及びデータ解析など多様な役割をになう技術者を支援するために、解析、診断、モニターリング、予測、計画及び設計などを対象とする。エキスパートシステムが多数開発されてきた。

一方、上述のように知識獲得の困難さがエキスパートシステム開発のボトルネックである。また、経験的なノウハウをルール化するためには、不確定な情報を取り扱い得ることが、必須条件である。更に、不確定な知識を取り扱う場合には、その不確定さ故に、知識の更新機能をもつことが重要視されてきた。

中村らは水力鋼構造物の寿命予測のために前向き推論と後向き推論の機能をもつプロダクションシステムを構築した^{8),9)}。ここでは、主観的なデータ値に対して、個々のスコアを計算し、その重み付き平均を用いて相互的な判断を行うという方法で不確定さを取り扱った。また、ルールベースは、システムを利用評価していく過程で追加及び修正して行くものとしているが、具体的な方法は示していない。

白石・古田らは過去の設計例のデータから概念毎にデータを分類し、ルールを生ずる設計支援エキスパートシステムを構築した⁵⁾。また、推論過程においては、言語評価値を扱うためファジィ理論を用いた。

串田・宮本は、コンクリート橋診断ファジィ・エキスパートシステムにおいて、メンバーシップ関数及び影響度を変更することで、知識を洗練する方法を提案し^{9),10)}、また、ニューラルネットワークを用いたルールの更新や連想記憶を組み合わせた不確定さをもつ推論方法を提案した¹¹⁾。更に、可能性や必然性の概念をファジィ理論を適用した知識表現手法に導入し、知識の洗練度を考慮した知識更新方法を提案した。

三上らは、鋼橋疲労補修方法選定システムを因果

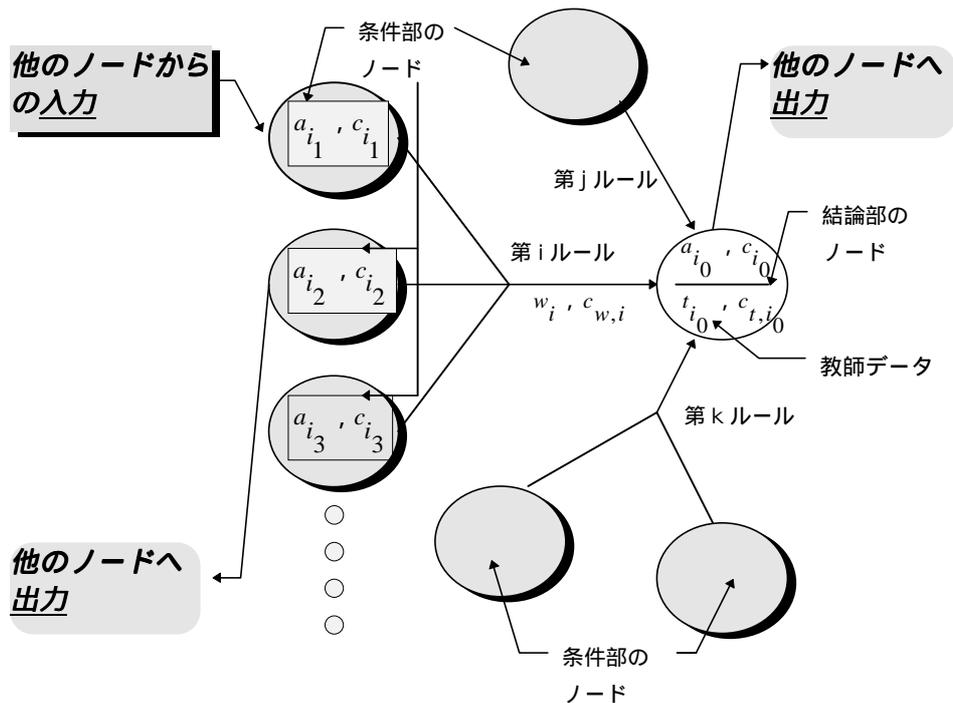


図-1 本推論システムの全体構成

ネットワークで表現し、これにニューラルネットワークを用いて学習機能を付加する方法¹²⁾、未定義の因果関係を自動的に生成して知識ベースのルールを獲得する方法などを提案した^{13),14)}。更に、田中・三上らは、推論精度の向上のためにルールベース推論と事例ベース推論を併用したシステムを構築した^{6),15)}。

このように、アンケート等による通常の方法から、設計例などのいわゆる過去の事例からルールを生成する方法へと、知識獲得手法は発展しつつある。また、これまで構築されてきたエキスパートシステムは、様々な知識表現手法を用いており、知識の共有化あるいは再利用という観点からは、既存システムによる推論結果を容易に反映してルールベースを再構築できる方法論を確立することは重要である。

そこで本研究は、既存のエキスパートシステムのルールベースを再利用することを目標に、汎用的な相互結合ネットワークで推論システムを構成し、既存システムの推論結果を教師データとして提示することによって、ルールベースを洗練するアルゴリズムを提案した。また、三上・田中らの道路橋 RC 床版の損傷要因推定のためのルールベースに提案アルゴリズムを適用してルールベースを洗練するための教師データの提示方法による影響など、本システムの有効性を検討した。

2. 提案する知識洗練機能付診断エキスパートシステム

(1) 提案するシステムの概要

本研究では、仮説と仮説間の関係を構成要素とする相互結合ネットワークで表現されたルールベース洗練機能付汎用型推論システムを構築した。本推論システムは、従来の方法(アンケート用紙に従って解答してもらう方法等)で獲得されたエキスパートの知識をルール化することにより通常の推論を行えるばかりでなく、具体事例に対する既存システムの推論結果を教師データとして用いることによって、ルールベースを洗練することができる。

ルールベースが事例すなわち教師データより信頼度が高い場合には、いわゆる min-max 合成による推論が行われる。また、ルールベースの信頼度に比べて高い教師データが得られている場合には、階層型ニューラルネットワークで用いられる誤差逆伝播アルゴリズムを応用して教師データに対応するようにルールベースが洗練される。

(2) 仮説間の関係及び仮説の数値表現

本研究で構築した推論システムでは、ネットワークを構成するノード及び結合がそれぞれ仮説の成立する可能性及び仮説間の関係の強さを示している。それらの属性値は、仮説の成立する可能性(以後、“ノード値”と呼ぶ。)及び仮説間の関係の強さ(以後、“結合係数”と呼ぶ。)であり、これらを区間[0,

1]の実数値で表現している。更に、ノード値及び結合係数に対して確信度を付与し、それらの確信度をノード確信度及びルール確信度と呼ぶ。また、各ノードは、過去の事例から得られる教師データをもつことができる。教師データは、各仮説の属性値である[ノード値、ノード確信度]に対応して[ノード教師値、ノード教師確信度]を属性値としてもつ。この確信度を付与することにより、不確定さを表現できるばかりではなく、仮説推論及びルールベース洗練を併せもつ本推論システムの動作もまた制御することができる。すなわち、推論を実行する前の事前情報として、ルールの属性値としての[結合係数、ルール確信度]及びノードの教師データの属性値としての[ノード教師値、ノード教師確信度]があることになる。

(3)推論アルゴリズム

本推論システムの全体構成を図-1に示す。各ルールは、複数の結論部を持ちうることにした。図-1中の左側の i_1, i_2, i_3 などのノードは、第 i ルールの条件部を示し、また i_0 ノードは同じルールの結論部を表している。第 i ルールは、結合係数 w_i とルール確信度 $c_{w,i}$ で定義されている。また、それぞれのノードは、ノード値 a_{i_j} 及びノード確信度 c_{i_j} で定義されるものとする。図-1の例では、第 i, j, k のルールがノードを同一の結論部としてもっている。それぞれのノードは、ある場合は、他のノードへの入力(すなわち条件部)となり、ある場合には他からの出力(すなわち結論部)となり得る。以下で、これらの属性値を用いた推論アルゴリズムを示す。

まず、ある一つのルールから導かれるノード値を次の式(1)のようにいわゆる min 演算により求める。

$$\bar{a}_i = \wedge \left(\bigwedge_l a_{i_l}, w_i \right) \quad (1)$$

また、同じルールから導かれる確信度を次の式(2)により求める。

$$\bar{c}_i = c_{i_l} \cdot c_{w,i} \quad (2)$$

あるノードがただ一つのルールの結論部となっている場合には、式(1)及び(2)で求まる値が結論部のノード値とノード確信度となる。

$$a_{i_0} = \bar{a}_i \quad (4)$$

$$c_{i_0} = \bar{c}_i \quad (5)$$

あるノードが2つ以上のルールの結論部となっている場合には、それらのルールについて式(1)及び(2)から得られた値を次の式(6)及び(7)を用いて統合して、その結論部のノード値及びノード確信度を求める。

$$a_{i_0} = \vee_m \left(\bar{a}_m \right) \quad (6)$$

$$c_{i_0} = \dot{+} \left(\bar{c}_m \right) \quad (7)$$

このとき、 $\dot{+}$ は $a \dot{+} b = a + b - a \cdot b$ を示す記号であり、 $+()$ は $c_{m_1} + c_{m_2}$ for $\forall m_1, m_2 \in m$ であることを示す。

(4)洗練アルゴリズム

図-1に示したように、各ノードは教師データをもつ。教師データは全ノードについてノード教師値及びノード教師確信度の対で定義される。

通常のルールベース・システムの推論は、ルールベースを確定情報としてもち、これからある特定な事例に対する仮説の状態を推定することになる。本推論システムでは、ノード教師確信度をルール確信度より低くすることにより、このような推論を行うことにしている。また、確信度の高い情報としての事例を持つ場合には、ルール確信度がノード教師確信度に比べて低くなり、ルールベースが洗練されることになる。

例えば、ルール確信度を“1.0”に設定し、求めるノードのノード確信度を“0.1”等の低い値に設定すればノード値がルールベースにより求められることになる。反対に、ルール確信度を“0.1”に設定し、ノード確信度を“1.0”にすれば、ルールベースが洗練されることになる。また、より一般的な場合には、ルール確信度とノード教師確信度の大小により、同時進行的にルール洗練とノード値更新がなされる。以下に、ノード確信度とルール確信度の大小関係から、仮説とルールベースを洗練(すなわち、ノード値及び結合係数を更新)するアルゴリズムを示す。

推論によって求められる第 i ルールの結論部のノード確信度と、同じノードに与えられたノード教師確信度を比較し、ノード確信度またはノード教師確信度の低い方のノード値を更新する。まず、推論によって求めたノード値及びノード教師値、ノード確信度及びノード教師確信度の差を次の式(7)及び(8)より求める。

$$\Delta a_{i_0} = a_{i_0} - t_{i_0} \quad (7)$$

$$\Delta c_{i_0} = c_{i_0} - c_{t,i_0} \quad (8)$$

情報と見なされ次の式(9)及び(10)により更新される。

ここで、 $\Delta c_{i_0} \geq 0$ なら、教師データが確信度の低い

表-1 推定対象とする損傷要因¹⁶⁾

荷重等	28 過大な輪荷重の作用 29 衝撃作用 30 輪荷重通行位置と支持桁配置の関係
設計・構造上	31 床版厚による剛性不足 32 鉄筋量不足による剛性不足 33 配力鉄筋量の不足 34 主鉄筋の曲げ上げ位置の不適性による鉄筋量の不足 35 主桁が拘束するための乾燥収縮による引張応力 36 主桁の不等沈下による付加曲げモーメント 37 連続げた橋、アーチ系橋梁等で、載荷状態における床版の負の曲げモーメント引張力の作用 38 荷重分配横桁の有無
施工上	39 コンクリートの低品質 40 打設時における冬場の凍結影響 41 養生の施工不良 42 施工打継目の処理不十分 43 配筋の誤差 44 かぶり不足
その他	45 気象作用による凍結、融解等の影響 46 塩分 47 表面排水の良否

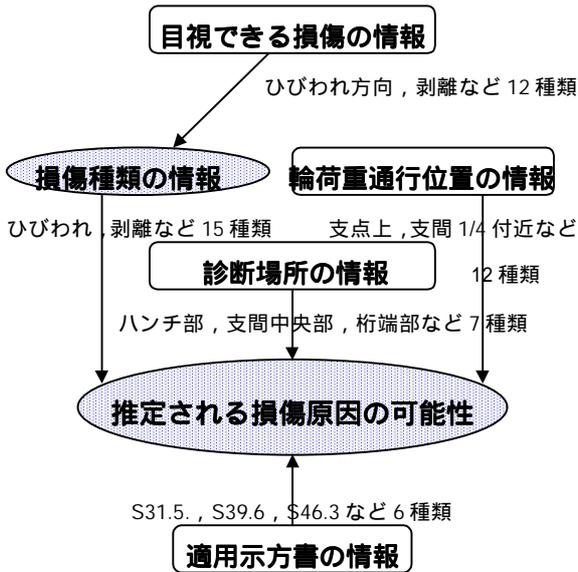


図-2 診断エキスパートシステムの概要¹⁶⁾

表-2 既存システムにおけるハンチ部付近の損傷要因と損傷種類¹⁶⁾

要因	種類	ひびわれ						剥離			鉄筋露出		26	27		
		13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23			24	25
荷重等	28															
	29															
	30															
設計・構造上	31															
	32															
	33															
	34															
	35															
	36															
	37															
施工上	38															
	39															
	40															
	41															
	42															
その他	43															
	44															
	45															
	46															
	47															

13: 橋軸方向 14: 幅員方向 15: 縦横方向 16: 格子状 17: 亀甲状 18: 貫通 19: 浮き有り 20: かぶり欠落
21: 破壊 22: 遊離石灰流出 23: 漏水 24: かぶり不足 25: 剥離 26: 鉄筋発錆 27: 鉄筋腐食

表-3 提示する事例¹⁶⁾

事例		事例1	事例2	事例3	事例4
目視できる損傷	ひびわれ	縦横方向	縦横方向	縦横方向	縦横方向
	剥離	-	-	-	-
	不純物の流出	遊離石灰	遊離石灰	遊離石灰	遊離石灰
診断場所		ハンチ部付近	支間中央部付近	桁端部	ハンチ部付近
適用示方書		昭和39年3月示方書	昭和39年3月示方書	昭和39年3月示方書	昭和42年9月示方書
輪荷重通行位置		支間1/4付近	-	-	支間1/4付近

事例		事例5	事例6	事例7	事例8
目視できる損傷	ひびわれ	縦横方向	縦横方向	縦横方向	縦横方向
	剥離	-	-	浮き有り	-
	不純物の流出	遊離石灰	漏水	-	-
診断場所		ハンチ部付近	ハンチ部付近	ハンチ部付近	ハンチ部付近
適用示方書		昭和55年2月示方書	昭和39年3月示方書	昭和39年3月示方書	昭和39年3月示方書
輪荷重通行位置		支間1/4付近	支間1/4付近	支間1/4付近	支間1/4付近

表-4 既存システムの推論結果⁶⁾

	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47
事例1	0.73	0.73	0.92	0.9	0.88	0.92	0.85	0.4	0.71	0.77	0.74	0.32	0.32	0.32	0.55	0.38	0.38	0.24	0.18	0.58
事例2	0.9	0.77	0.5	0.73	0.73	0.6	0.3	0.4	0.59	0.65	0.6	0.4	0.52	0.56	0.58	0.1	0.2	0.1	0	0.05
事例3	0.86	0.86	0.47	0.76	0.86	0.853	0.3	0.33	0.31	0.31	0.31	0.37	0	0.5	0	0.48	0.54	0	0	0.75
事例4	0.73	0.73	0.92	0.9	0.88	0.89	0.85	0.4	0.71	0.77	0.74	0.32	0.32	0.32	0.55	0.38	0.38	0.24	0.18	0.58
事例5	0.73	0.73	0.92	0.85	0.83	0.89	0.78	0.16	0.59	0.77	0.63	0.32	0.32	0.32	0.55	0.38	0.38	0.24	0.18	0.58
事例6	0.73	0.73	0.9	0.88	0.86	0.9	0.85	0.4	0.72	0.73	0.73	0.32	0.32	0.32	0.48	0.38	0.38	0.24	0.18	0.45
事例7	0.72	0.72	0.88	0.85	0.85	0.86	0.85	0.3	0.68	0.68	0.68	0.25	0.25	0.25	0.35	0.27	0.35	0.2	0.35	0.18
事例8	0.53	0.53	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65	0.3	0.53	0.53	0.53	0.12	0.12	0.12	0.12	0.12	0.12	0.12	0	0.05

$$t_{i_0} \leftarrow t_{i_0} + \eta \cdot \Delta a_{i_0} \quad (9)$$

$$c_{t,i_0} \leftarrow c_{t,i_0} + \eta \cdot \left| \Delta c_{i_0} \right| \quad (10)$$

ここで、 η は学習率である。 $\Delta c_{i_0} < 0$ の場合、実行された推論における min-max 演算において採用されたものがノード値であるならば、そのノードに対応するノード値及びノード確信度が次の式(11)及び(12)を用いて更新される。

$$a_{\overline{m}_l} \leftarrow a_{\overline{m}_l} + \eta \cdot \Delta a_{i_0} \quad (11)$$

$$c_{\overline{m}_l} \leftarrow c_{\overline{m}_l} + \eta \cdot \left| \Delta c_{i_0} \right| \quad (12)$$

また、min-max 演算により採用されたものがルールであるなら、そのルールの結合係数とルール確信度が次の式(13)及び(14)を用いて更新される。

$$w_{\overline{m}} \leftarrow w_{\overline{m}} + \eta \cdot \Delta a_{i_0} \quad (13)$$

$$c_{w,\overline{m}} \leftarrow c_{w,\overline{m}} + \eta \cdot \left| \Delta c_{i_0} \right| \quad (14)$$

この方法は、階層型ネットワークの学習アルゴリズムである誤差逆伝播法に類似した方法であり、反復計算によりすべての結合係数及びノード値がある一定値に到達した時点で解が提示される。

3. 適用した診断エキスパートシステム¹⁶⁾

適用したルールベースは、三上・田中らにより開発された道路橋 RC 床版の損傷要因推定エキスパートシステム(以後、“既存システム”と呼ぶ。)のルールベースである。既存システムは、確信度付きのプロダクションシステムを用いて、道路橋 RC 床版の損傷状況から損傷要因を推定するものである。すなわち図-2 に示すように、目視できる損傷から損傷種類を求め、求められた損傷種類、輪荷重通行位置、適用示方書及び損傷場所から損傷要因を推定するものである。推定の対象とする損傷要因を表-1 に示す。更に、既存システムに提示された入力情報を表

-3 に示す。

ルールベースは、目視できる損傷-損傷種類、損傷種類-損傷要因、適用示方書-損傷要因及び損傷場所-損傷要因の因果関係からなる。それらは文献[16]から引用した。例として、ハンチ部付近の損傷種類-損傷

要因の因果関係を表-2 に示す。、、はそれぞれ確信度が 0.5, 0.3, 0.1 であることを表している。三上・田中らは、あいまいな知識を記述するのであるならば、あまり細分化しても無意味であると考え、3段階としたものであり、確信度の計算には MYCIN による方法を用いた。

本研究では、既存システムのルールベースにおける確信度、、に対応させてそれぞれ 3/4, 2/4, 1/4 の値をルールの結合係数として与えた。既存システムの確信度に比べて、結合係数が大きいのは、2.(3)で述べたように推論が min-max 演算に基づいていることによるものである。用いるノードすなわち仮説の総数は 63, ルール数は 872 である。更に、既存システムを用いて表-3 の事例に対して推論した結果を表-4 に示した。表中の番号 28~47 は表-1 の損傷要因番号を示す。

4. ルールベース洗練前の損傷要因の推定

はじめに、ルールベースを確定情報とし、損傷要因の可能性を推定した。用いた事例は、表-3 に示したものである。例として、図-3 に事例1の推論結果と教師データを、損傷要因の可能性を縦軸に、損傷要因のノード番号を横軸にとって示した。ここでいう、教師データとは、表-4 に示した、各事例に対して既存システムが推論した損傷要因の可能性である。更に、教師データと本システムによる推論結果との誤差を次の式(15)により求め、縦軸に誤差、横軸に事例番号をとって図-4 に示した。

$$\text{誤差} = \frac{\sum_i |t_i - a_i|}{n} \quad (15)$$

ここで、 t_i は既存システムにより求めた第 i 損傷要因の可能性、 a_i は本推論システムにより求めた

第 i 損傷要因の可能性を示しており、 n は対象として

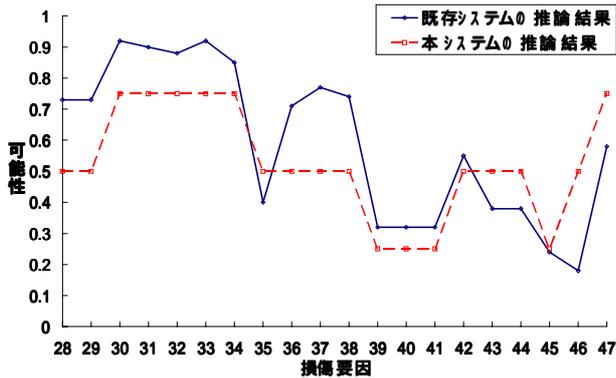


図-3 事例1の損傷要因の可能性
(ルール洗練なし)

性は未知情報であることからノード値及びノード

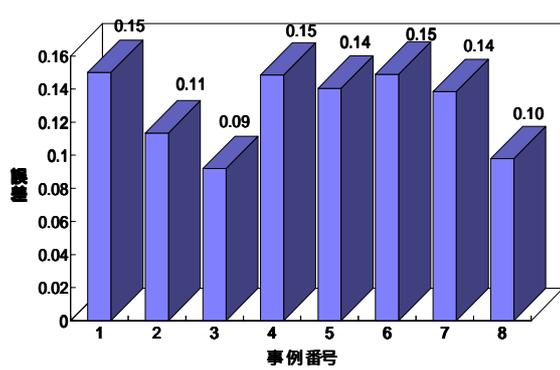


図-4 既存システムと本システムにより求めた
損傷要因の可能性の誤差(ルール洗練なし)

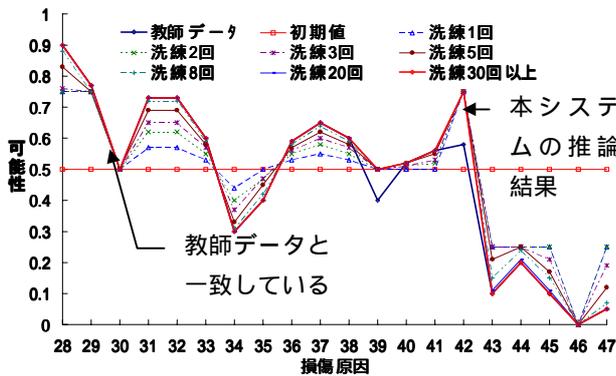


図-5 事例2の損傷要因の可能性
(単独事例によるルール洗練後)

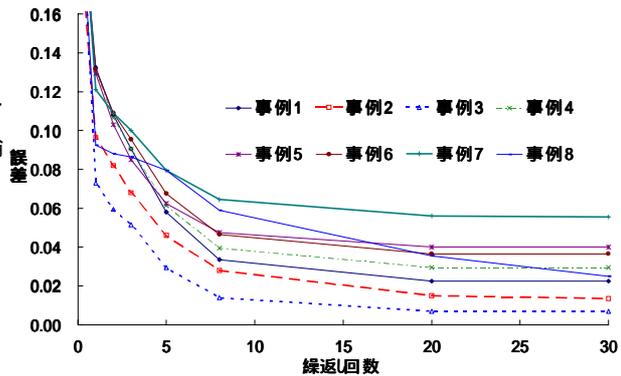


図-6 誤差と洗練回数の関係
(単独事例によるルール洗練後)

いる損傷要因の個数を表している。

これらの結果で、既存システムと本システムの推論結果に相違が現れた原因は、既存のルールベースを移植する際に用いた $3/4$ 、 $2/4$ 、 $1/4$ というノード値に明確な根拠が必ずしもないこと、推論過程において min-max 演算を用いていること、入力情報が“0”または“1”であり不確定さがないこと等があげられる。しかし、傾向としては、事例1以外も含めて損傷要因の可能性の大小の分類において比較的一致しているものが多い。

5. ルールベース洗練後の損傷要因推定

既存システムの推論結果を不確定さがないとみなし、これを教師データとして提示して、ルールベースを洗練し、その後、洗練されたルールベースを用いて損傷要因を推定した。ただし、ルールベースの洗練途中において教師データが変化しないように、すべてのノード教師確信度を“1.0”にし、またすべてのルール確信度を“0.1”に設定した。更に、損傷要因を推定する際には、ルールベース洗練後のルール確信度をそのまま用い、損傷要因の可能

確信度をそれぞれ“0.5”及び“0.1”とした。教師データは表-3及び4に示した既存システムの推論結果である。

(1) 単独事例を用いたルール洗練

はじめに、事例1から事例8の教師データを単独に提示し、ルールベースの洗練を行った。例として、事例2の結果を、損傷要因の可能性を縦軸に、損傷要因のノード番号を横軸にとり、図-5に示した。また、図中には、洗練における反復回数(以後、“洗練回数”と呼ぶ。)の影響を見るため、洗練回数異なる場合の結果も示した。また、比較のために教師データも示した。更に、式(15)により各事例の誤差を算出し、誤差と洗練回数の関係を図-6に示した。

これらの結果から、単独事例を提示してルールベースを洗練すると、各事例の推論結果が教師データとほぼ一致することが分かった。しかし、単独事例によるルール洗練ということは、各事例に対して異なるルールを求めることになるため、実用上の価値は低い。そこで、次節では複数事例を用いてルールを洗練する方法を検討する。

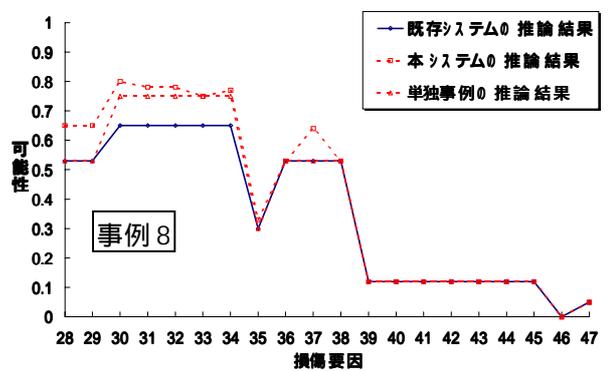
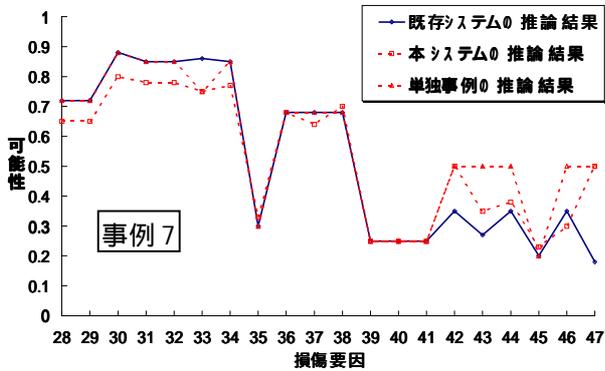
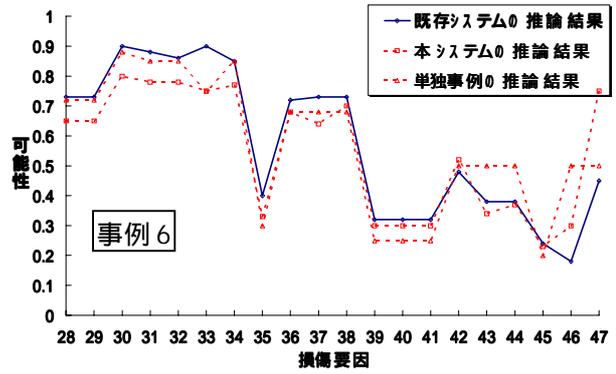
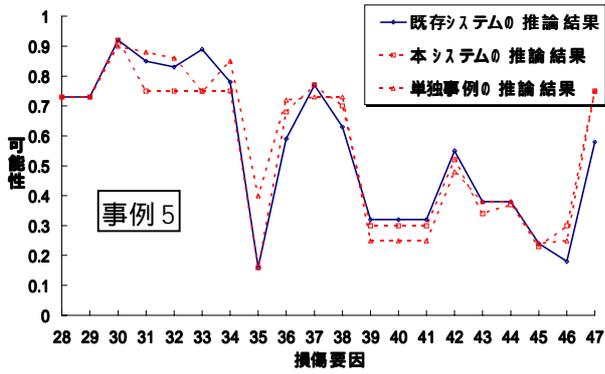
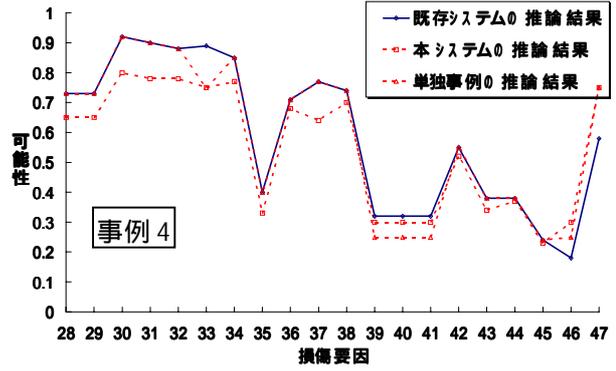
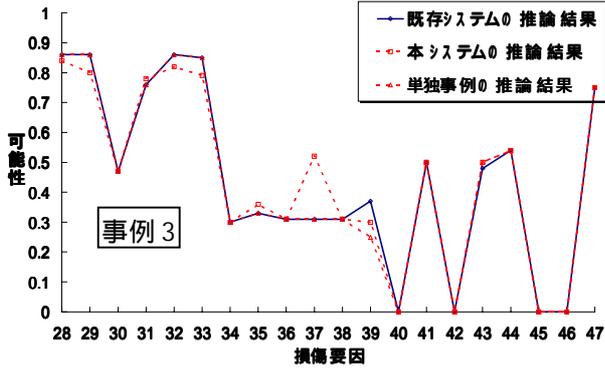
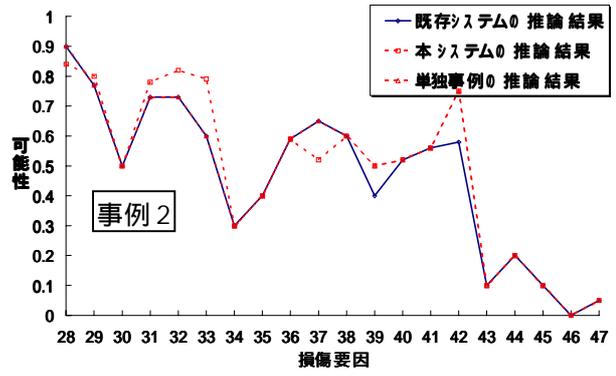
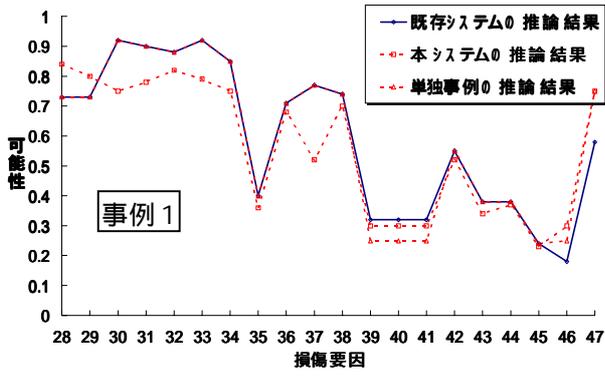


図-7 各事例の損傷要因の可能性(8事例の同時提示)

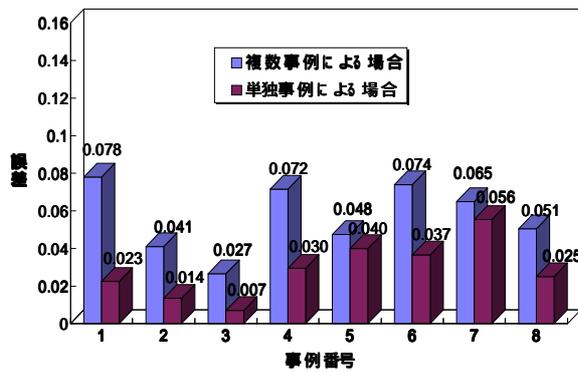


図-8 既存システムと本システムにより求めた
損傷要因の可能性との誤差(8事例の同時提示)

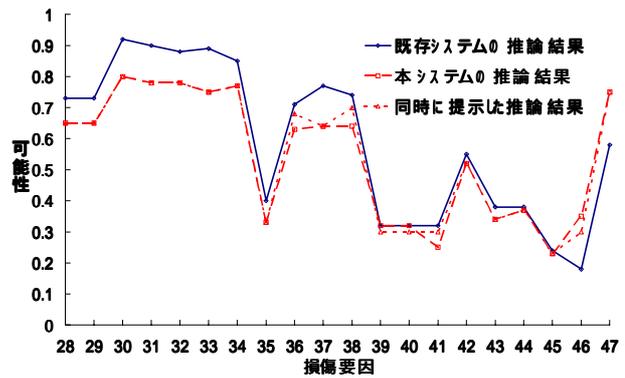


図-9 事例4の損傷要因の可能性
(損傷場所が同一の6事例を同時提示)

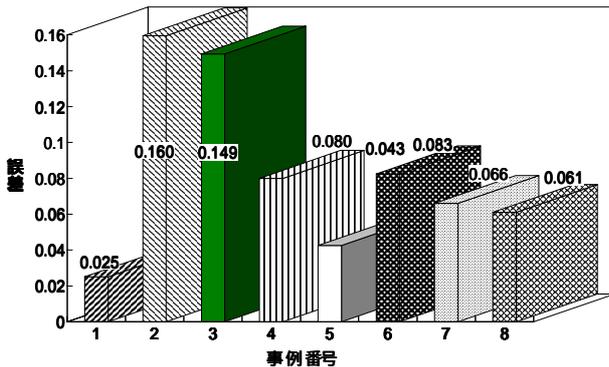


図-10 既存システムと本システムにより求めた
損傷要因の可能性との誤差
(損傷場所が同一の6事例を同時提示)

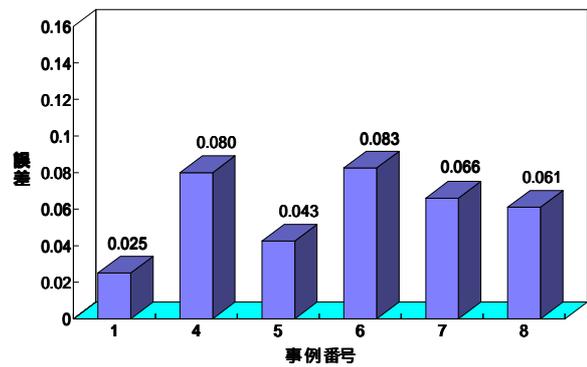


図-11 既存システムと本システムにより求めた
損傷要因の可能性との誤差
(損傷場所が同じ未提示事例の推定)

(2) 複数事例を用いたルール洗練

本節では、複数の事例を同時に提示した場合、提示された事例によって、ルールベースの洗練後の推論結果及びその他の事例に対する推論結果がどのような影響を受けるかを検討した。

a) すべての事例を同時に提示した場合

8事例をすべて同時に提示し、ルールベースの洗練を行った。その後、各事例に対する損傷要因の可能性を推定した。その推論結果を図-7に示した。図中には、比較のため既存システムの推論結果及び単独事例を提示した場合の結果も併せて示した。更に、既存システムと本システムによる推論結果の誤差を式(15)で算出し図-8に示した。

これらの結果から、すべての事例を同時に提示してルールベースを洗練した場合、単独事例による洗練より、教師データと一致する割合は低くなった。これは、すべての教師データに合致することを目標にルールベースが洗練されているために、個々の事例に対する推定精度が低下していることによる。しかし、本来、ある時点で得られる情報から決定されるルールベースは1つに特定されるべきであり、図-8に示した結果は、全事例を教師データとしてただ

1組のルールベースを求めたにも関わらず各事例の誤差は小さく、ルール洗練の効果が顕著である。

b) 損傷場所が同一の事例を同時に提示した場合

損傷要因と損傷種類の因果関係が損傷場所の影響を強く受けることから、ここでは、損傷場所が同一の事例のみを同時に提示してルールベースを洗練した。

損傷場所の一致する事例は、表-3より事例1, 4, 5, 6, 7及び8の計6つである。これらはすべてハンチ部付近に損傷を生じた事例であり、これらをすべて同時に提示してルールベースの洗練を行った。例として、事例4の推論結果を図-9に示した。図中には、比較のために、8つの事例を同時に提示した結果と教師データも併せて示した。更に、各事例の推論結果と教師データとの誤差を式(15)で算出し、図-10に示した。

これらの結果から、損傷場所の情報異なる事例2及び3を提示しない方が、それらも同時に提示した場合に比べて、当該場所に対する教師データとの一致度は高いことが分かる。それに対して、損傷場所異なる事例2及び3に対する推論結果の誤差は未洗練の場合よりも更に大きい。

次に、これら6つの事例から5つの事例を選択し、それらを用いてルールベースを洗練した。事例の組み合わせは以下に示す6パターンとなる。

Ex.6-8:事例1, 事例4, 事例5, 事例6, 事例7

Ex.6-7:事例1, 事例4, 事例5, 事例6, 事例8

Ex.6-6:事例1, 事例4, 事例5, 事例7, 事例8

Ex.6-5:事例1, 事例4, 事例6, 事例7, 事例8

Ex.6-4:事例1, 事例5, 事例6, 事例7, 事例8

Ex.6-1:事例4, 事例5, 事例6, 事例7, 事例8

ここで、例えば、Ex.6-8は6事例の中から事例8を除いたものである。

各パターンの事例を用いてルールベースを洗練し、それぞれ提示事例に含まれない事例について推論結果を求め、教師データとの誤差を算出し図-11に示した。

事例として提示していない事例に対する推論結果を見ると、すべての事例を推定した場合(図-8)や損傷場所が同一のすべての事例を提示した場合(図-10)に比べれば、誤差は大きい。しかし、ルールベース洗練をしない場合(図-4)に比べれば、明らかに推定精度は向上している。このことは、提示する事例の質が良い場合には、未提示事例に対しても良い推論結果を与える機能を本システムがもっていることを示すものである。

6. 結論

本研究では、仮説と仮説間の関係を構成要素とする相互結合ネットワークで表現されたルールベース洗練機能付汎用型推論システムを構築した。本推論システムは、エキスパートシステムの知識をルール化することにより、通常の推論を行えるばかりではなく、具体事例に対する既存システムの推論結果を教師データとして用いることによって、ルールベースを洗練することができる。適用例としては、三上・田中により開発された道路橋RC床版の損傷要因推定エキスパートシステムのルールベースを用いて本システムの性能を検討した。以下に得られた主な結論を示す。

- (1)ルールベースを確定情報として、損傷要因の可能性を推定した場合、傾向としては損傷要因の可能性の大小の分類が可能である。
- (2)既存システムの推論結果を不確定さがない教師データとして提示してルールベースを洗練し、その後、洗練されたルールベースを用いて損傷要因を推定した場合、
 - ・単独事例を提示してルールベースを洗練すると各事例の推論結果が教師データとほぼ一致

する。

- ・複数事例を同時に提示した場合、提示された事例によって、ルールベースの推論結果及びその他の事例に対する推論結果は影響される。
- ・複数事例をすべて同時に提示しても、単独事例提示の場合と比べて推定精度の悪化は著しくない。
- ・損傷場所の同一な情報の事例のみを用いてルールベースを洗練した場合の方が、すべての事例を提示してルールベースを洗練する場合より精度は良い。
- ・損傷場所の同一な他の事例によりルールベースを洗練した場合、未提示事例の推定精度は、提示した場合と同程度で精度の悪化は見られない。

このように本論文で提案した手法を用いることによって容易に既存システムと同等の推論性能をもつルールベースシステムを構築することができる。また、提案する事例が適切に選択されれば、未提示事例の推定精度を確保することができることが可能である。今後の課題には、複数のルールベースシステムの機能を併せ持つシステムの構築とそれによる知識の共有・再利用を計ることが挙げられる。

謝辞:本研究を行うに当たり、関西大学の三上市蔵教授並びに田中成典講師に有益なご助言を頂きました。また、建設情報研究室の修士1年生及び4年生諸君の協力に感謝します。

参考文献

- 1) 矢田光治: AI 入門, オーム社, 1987.5.
- 2) 古田 均・King-Sun Fu・James.T.P.Yao: 知識工学-エキスパートシステム-の構造工学への応用, 土木学会誌, pp.28-33, 1985.9.
- 3) 溝口理一郎: 知識の共有と再利用研究の現状と動向, 人工知能学会誌, Vol.9, No.1, pp.3-9, 1994.1.
- 4) 串田守可・宮本文穂: 橋梁診断システム構築における知識獲得手法の提案, 土木学会論文集, No.513/I-31, pp.139-150.1995.4.
- 5) 白石成人・古田 均・中林正司・細谷 学: 学習機能を持った橋梁設計支援システムに関する研究, 構造苦学論文集, Vol.36A, pp.525-535, 1990.3.
- 6) 田中成典・三上市蔵・前田秀典・小林 篤: 鋼道路橋の疲労亀裂に対する補修・補強方法の類推推論選定システム, 構造工学論文集, Vol.42A, pp.421-432, 1996.3.
- 7) 小林重信: 事例ベース推論の現状と展望, 人工知能学会誌, Vol.7, No.4, pp.559-565, 1992.7.

- 8)中村秀治・松浦真一・松井正一・寺野隆雄:知識工学的手法に基づく水力鋼構造物の寿命予測, 土木学会論文集, Vol.368/1-5, pp.301-310, 1998.6
- 9)中村秀治・松浦真一・寺野隆雄・篠原靖志:水力鋼構造物の寿命予測エキスパート・システムとその適用, 土木学会論文集, No.374/1-6, pp.513-521, 1986.6
- 10)宮本文穂・森川英典・益成一郎・古川正典:橋梁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, Vol.37A, pp.643-654, 1991.3.
- 11)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.
- 12)三上市蔵・田中成典・倉地 晶:鋼橋疲労損傷の補修方法選定のための学習のあるニューラルネットワークシステム, 構造工学論文集, Vol.38A, pp.543 - 556, 1992.3.
- 13)三上市蔵・田中成典・土田貴敬・北岸秀一:ネットワークモデルによる知識生成機能を持った損傷型推論エンジン, 土木学会論文集, No.453/VI-17, pp.41 - 50, 1992.9.
- 14)三上市蔵・田中成典・北岸秀一・神戸和仁:鋼橋疲労損傷の補修方法選定システムにおける知識の再利用, 構造工学論文集, Vol.38A, pp.529 - 542, 1992.3.
- 15)田中成典・三上市蔵・前田秀典・小林 篤:事例ベース推論とルールベース推論を併用した鋼橋疲労損傷の補修方法選定システムの開発, Vol.41A, pp.575-586, 1995.3.
- 16)三上市蔵・松井繁之・田中成典・新内康芳:道路橋鉄筋コンクリート床版の損傷要因推定のためのルールとフレームによる知識ベース・エキスパートシステム, 構造工学論文集, pp.551-562, 1988.3.

EXPERT SYSTEM WITH KNOWLEDGE REFINEMENT FUNCTION BASED ON CASE-BASED FOR DIAGNOSIS

Masaru MINAGAWA, Shigeru SATOH, Takekazu KAMITANI

Knowledge refinement method is investigated of crack diagnosis expert system .The inference engine is constructed with reciprocal network defined with uncertain factor. The refinement is carried out with the concept of back propagation algorithm usually used for layer -type neural networks. Applying the method to the knowledge based for diagnosis of damaged bridge slabs that was proposed by Mikami et.al., it is confirmed that knowledge-based can be easily transferred to another system with the refinement method we propose.