

## 鋼橋疲労損傷の補修・補強方法選定に対するルール洗練機能付き推論システムの適用性

Applicability of Expert System with Knowledge Refinement Function to  
Selecting Retrofitting Method of Steel Bridges Damaged by Fatigue

皆川 勝\*, 上谷 文和\*\*

Masaru MINAGAWA, Takekazu KAMITANI

\*工博 武蔵工業大学工学部土木工学科助教授 (〒158-8557 東京都世田谷区玉堤 1-28-1)

\*\*工修 (株) 荏原 (〒144-8510 東京都大田区旭町 11-1)

Recently, the authors proposed a knowledge refinement method for crack diagnostic expert system. The inference engine was constructed for a reciprocal network based on min-max composition algorithm. The knowledge refinement function was installed into the engine by applying the concept of back propagation algorithm. The inference and refinement method are applied to the rule-base system for selecting the retrofitting method of steel bridges damaged by fatigue. Through some inferences for practical cases, it is confirmed that the inference engine can be used for this sort of domain.

*Key Words: expert-systems, knowledge acquisition, case-bases, network-systems*

## 1. はじめに

エキスパートシステムを構築する上で、最も困難なプロセスは、専門家や熟練技術者が持つ問題解決能力や経験的知識を明文化(ルール化)する、知識の獲得作業である。これを知識獲得問題と呼んでいる。知識獲得は、システム構築の初期における専門家の知識の体系化と、知識がある程度獲得された後の、知識の追加・修正の過程に大きく分けられる<sup>1),2)</sup>。

システム構築の初期においては、一般に、専門家や熟練技術者へのアンケート調査等から、対象問題の主な特徴点を抽出してルール化し、ルールベースを構築する。この段階では、手作業によりルールベースを構築することから、多大な労力を要する困難な作業となる。また、知識の追加・修正においては、あるルールが表現すべき因果関係に、ルールベース内において矛盾が生じたり整合を取れなくなる場合があり、いかにルールベース内の整合性を保ち、信頼性の高い評価をしてルールの追加・修正を行うかが問題となる。

一方、専門家や熟練技術者の示す知識の多くが、経験則に基づく経験的知識であることから、示される知識は、複雑なものであったり、曖昧さを含み真偽が明確でないものであったりする。

このように、ルールの追加・修正を含めた知識獲得問題は、現在においてもエキスパートシステムを構築する際の最も重要な課題の一つとなっており、土木分野においても、知識獲得問題に関する研究がなされている。

宮本らは、対象問題をコンクリート橋診断としたエキスパー

トシステムの開発を行っている。その中で、ファジィ集合論を用いた知識の更新手法の提案<sup>3)</sup>や、経験的知識に内在する曖昧さをファジィエントロピーの概念を適用して定量的に評価するアルゴリズムを提案<sup>4)</sup>している。

三上らは、対象問題を鋼橋疲労の補修方法選定としたエキスパートシステムの構築を行っている。ここでは、推論エンジンにニューラルネットワークの学習機能を持たせ、知識の追加、修正及び削除を可能にし、さらに類推推論機能と負の学習を考慮する機能も実装した<sup>5),6)</sup>。また、三上らは、事例ベース推論を用いた鋼道路橋疲労損傷の補修方法選定も報告している<sup>7),8)</sup>。

また、知識獲得の初期における知識のルール化に対して、決定木及び遺伝的アルゴリズムによる知識獲得手法<sup>10)</sup>、帰納学習を用いた帰納推論によるルールの獲得手法<sup>11)</sup>や、事例ベース推論を用いた知識獲得手法<sup>12),13),14)</sup>などによる、知識獲得問題の解決のためのアプローチが、知識工学の分野においてなされている。更に、最近では、ラフ集合論による知識獲得・発見<sup>15)</sup>や、データベースからの知識発見<sup>16)</sup>(KDD: Knowledge Discovery in Databases)、あるいはデータ発掘(Data Mining)の考え方が注目を集めている。

一方、著者らは仮説をノードとし、仮説間の関係を表す結合で構成される相互結合型のネットワークでルールベースを構成し、知識洗練機能付き推論システムを構築して、これを道路橋RC床版の損傷要因推定問題に適用してその有効性を示した<sup>17)</sup>。

そこで、本研究では、必ずしも広範なルールベースに対しての適用性が確認されているとは言えない、著者らによる知識洗練機能付き推論システムを、鋼橋疲労損傷の補修・補強方法選

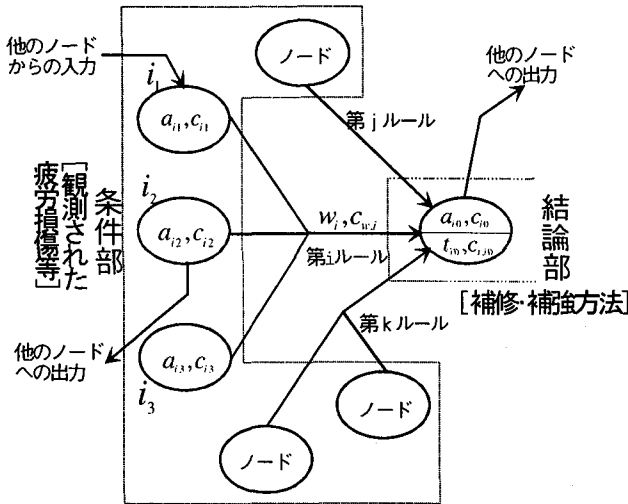


図-1 ルールベース洗練機能付き推論システムの構成<sup>17)</sup>

定問題に適用して、ルールベース洗練機能及び推論機能がこの対象ドメインに対しても有効であることを示す。

## 2. ルールベース洗練機能付き推論システムの概要<sup>17)</sup>

著者らによる推論システムの全体構成を図-1に示す。同推論システムは、仮説を表すノードと仮説間の関係を表すリンクを推論システムの構成要素とする相互結合ネットワークで表現されている。そして、min-max 演算と、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た推論方法を用いて、ルールベースの洗練と、通常の仮説推論を行うことができる。ルールベース洗練機能付き推論システムとなっている。

仮説と仮説間の関係において、仮説の成立する可能性と仮説間の関係の強さをそれぞれノード及びノード間の関係とし、これらの属性値としてノード値と結合係数を区間[0, 1]の実数値でそれぞれ表現している。更に各属性値に対して確信度を区間[0, 1]で付与している。また、各ノードは過去の事例などに関する推論結果を教師データとして持つことができる。以上より、仮説を表すノードは[ノード値, ノード確信度]とこれに対応する[ノード教師値, ノード教師確信度]を属性値として持ち、仮説間の関係を表すノード間の結合は[結合係数, ルール確信度]の属性値を持つ。このように確信度を付与することで情報の不確かさを表現した。この確信度の大小関係よりノード教師確信度がルール確信度より低い場合、通常行われる仮説推論がなされ、逆にノード教師確信度がルール確信度より高い場合、ルールベースの洗練がなされることになる。こうして本システムは、仮説推論機能及び、ルール洗練機能を制御している。

推論にあたっては、あるルールから導かれるノード値を次式のように min 演算により求める。

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

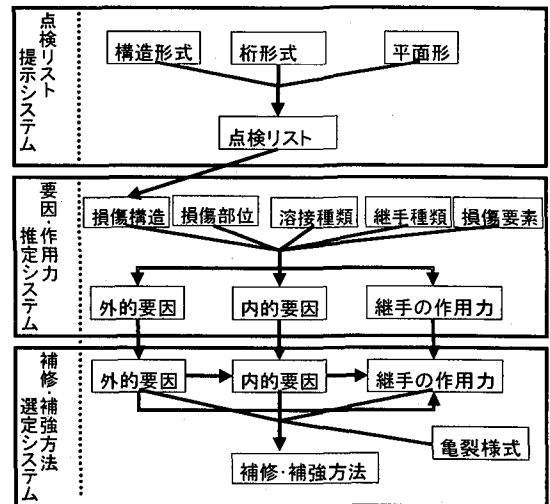


図-2 補修・補強方法選定システムの概要<sup>18)</sup>

また、同じルールから導かれる確信度を次式により求める。

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

なお、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 max 演算と通常確信度の結合に用いられる規則によりノード値と確信度を結合させる。

次に洗練方法について述べる。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式より求める。

$$\Delta a_{i_0} = a_{i_0} - t_{i_0} \quad (3)$$

$$\Delta c_{i_0} = c_{i_0} - c_{t,i_0} \quad (4)$$

ここで、式(4)の値が正の場合、教師データが確信度のより低い情報と見なされ次式によりノード教師値及びノード教師確信度が更新される。

$$t_{i_0} \leftarrow t_{i_0} + \eta \cdot \Delta a_{i_0} \quad (5)$$

$$c_{t,i_0} \leftarrow c_{t,i_0} + \eta \cdot \left| \Delta c_{i_0} \right| \quad (6)$$

ここで、 $\eta$ は学習率である。逆に式(4)の値が負の場合、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式を用いて更新される。

$$a_{\bar{m}_l} \leftarrow a_{\bar{m}_l} + \eta \cdot \Delta a_{i_0} \quad (7)$$

$$c_{\bar{m}_l} \leftarrow c_{\bar{m}_l} + \eta \cdot \left| \Delta c_{i_0} \right| \quad (8)$$

また、min-max 演算により採用されたものが  $\bar{m}$  ルールの結合係数であるなら、そのルールの結合係数とルール確信度が次

表-1 補修・補強方法項目<sup>18)</sup>

31	ストップホール
32	ガウジング
33	グラインダ
34	ピーニング
35	腹板ギャップの増大
36	腹板厚の増大
37	切り抜き
38	再溶接
39	フランジと補剛材の溶接
40	再溶融
41	補剛材付き添接板
42	高力ボルト
43	添接板
44	挿入板
45	ケーブルによる吊材相互の緊結
46	横桁と主桁のフランジ連結
47	対傾構と主桁のフランジ連結
48	ダイヤフラムと主桁のフランジ連結
49	横桁とアーチリブのフランジ連結
50	縦桁支承の交換
51	主桁の交換
52	連結板の交換
53	連新補剛材の設置
54	制振装置の設置

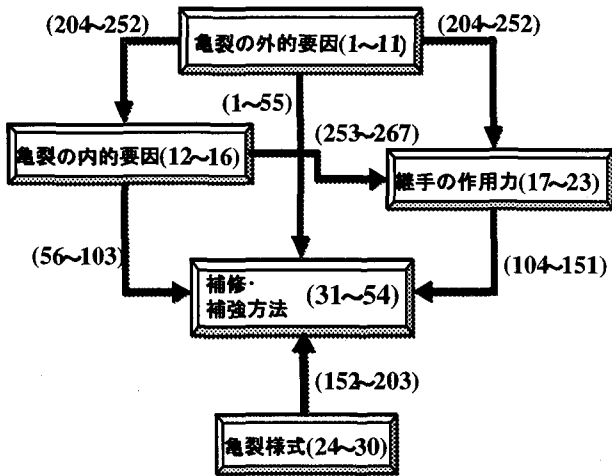


図-3 ネットワークの構成<sup>18)</sup>

表-2 提示する事例<sup>18)</sup>

橋梁名	事例 1	事例 2
国名	米 国	米 国
架設年度	1958年	1973年
損傷発見年度	12年	0年
構造形式	単純橋	連続橋
桁形式	格子合成プレートガーター	合成プレートガーター
平面形	橋	直橋
損傷構造	主桁のカバープレートと取り付け部	主桁の垂直補剛材取り付け部
損傷部分	主桁下フランジ	主桁腹板補剛材
溶接種類	力隔壁溶接	垂直補剛材
継手種類	隅ね継手	隅ね溶接
損傷要素	隅ね溶接	T継手
外内要因	活荷重の作用	輸送架設荷重
継手の作用力	応力集中の作用	2次応力
亀裂様式	継手の作用力1.2	T継手の作用力3
亀裂方向	継手に平行な亀裂様式(i)	T継手の亀裂様式(d)
補修方法	ピーニング	溶接に平行な亀裂
損傷状況	再溶融	ストップホール
	高力ボルト	グラインダ
	添接板	

式を用いて更新される。

$$w_{\bar{m}} \leftarrow w_{\bar{m}} + \eta \cdot \Delta a_{i_0} \quad (9)$$

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

### 3. 鋼橋疲労損傷の補修方法選定のためのルールベース

本研究では、田中らにより開発された鋼道路橋に発生した疲労損傷の補修・補強方法選定を対象問題としたエキスパートシステム<sup>19)</sup>で用いられたルールベースを本推論システムに適用した。

#### 3.1 ネットワークの構成

田中らによるシステムでは、図-2に示すように、点検リスト提示システムで、構造形式、桁形式、平面形から損傷事例に見られる損傷構造を探索し、点検すべき構造部分を点検リストと

して提示し、このリストを基に点検、調査を行い、損傷が発見されれば、損傷構造、損傷部分、溶接種類、継手種類、損傷要素から要因・作用力推定システムにより、外的要因、内的要因、継手の作用力の推定を行っている。そして、補修・補強の必要性があると判断された場合に、補修・補強方法選定システムにより、要因・作用力推定システムで推定した外的要因、内的要因、継手の作用力の情報に加え観測された事実である亀裂様式の情報を用いて、補修・補強方法の選定を行っている。

しかし、点検リスト提示システム及び、要因・作用力推定システムでは、フレームを用いた推論を行っており、推論過程が明らかにされていない。そこで、亀裂の外的要因、亀裂の内的要因、継手の作用力を亀裂様式と同様、観測された事実である既知情報とみなし、仮説間の関係を相互結合させて、システム内のネットワークを図-3のように構成した。

#### 3.2 仮説(ノード)の設定

本推論で設定したノードの総数は54個である。このうち、観測された事実の入力情報として30個の入力項目(図-3中のノ

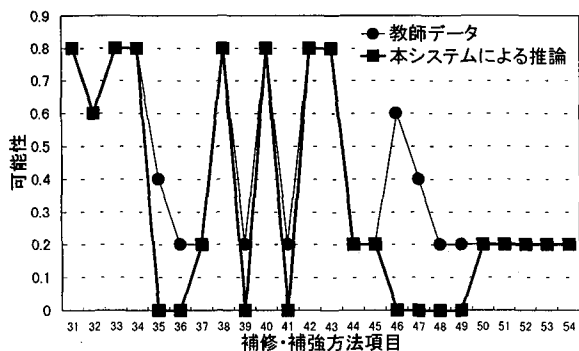


図-4 補修・補強方法の推論結果(事例1)

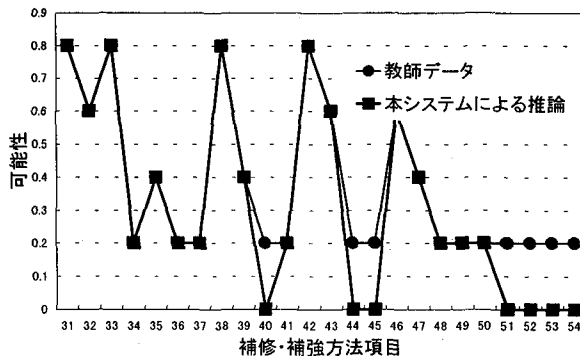


図-5 補修・補強方法の推論結果(事例2)

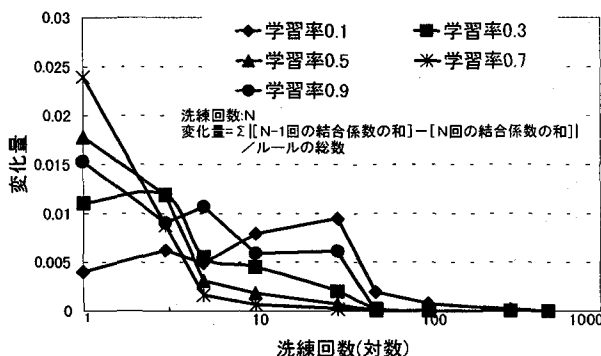


図-6 結合係数の変化量(事例1)

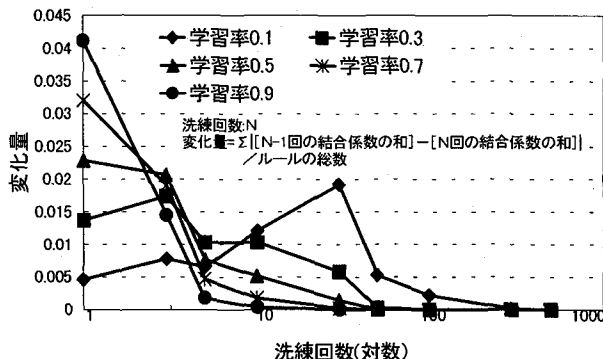


図-7 結合係数の変化量(事例2)

ード番号 1~30)を用意し、推論の対象として表-1 に示す 24 個の出力項目(同ノード番号 31~54)を用意した。

### 3.3 ルールの提示

田中らによるシステムのルールベースでは、各ルールの因果関係の強さを Necessity, High Possibility, Possibility, Low Possibility の 4 段階に分類していることから、本システムに適用するにあたり、結合係数 0.8, 0.6, 0.4, 0.2 をそれぞれ対応させ、同じく 4 段階に分類してルールベースの初期状態を構築した。なお、ルールベースのルールの総数は、267 個である。

## 4. 個別事例に対する推論性能

### 4.1 入力情報をすべて既知情報とした場合

上記ルールベースを本推論システムに適用するにあたっては、既知情報とみなした亀裂の外的要因・内的要因、継手の作用力及び亀裂様式に対しては、ノード値として 1.0(真の場合)または 0.0(偽の場合)を、確信度として 1.0 を付与した。また、未知情報である補修・補強方法に対しては、真偽が不明であるという意味から、ノード値 0.5 及び確信度 0.1 を付与した。

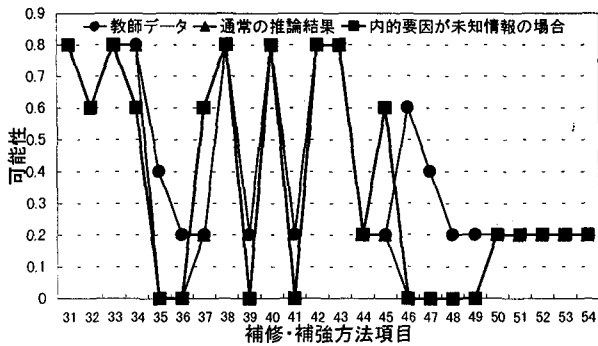
推論を行うにあたり実橋についての事例を表-2 に示す。本論では、本システムの機能の検討を行うため、はじめに田中らによるシステムの推論結果を確信度 1.0 とし、ルール確信度を 0.5 とし、ルールベースの洗練を行った。次に、事例中の補修・補強方法が不明であるとしてノード確信度を低くし、反対にルール確信度を高くして仮説推論を行い補修・補強方法の選定を

行った。図-4 及び図-5 は、横軸に表-1 の補修・補強方法項目のノード番号をとり、縦軸に各補修・補強方法の可能性であるノード値をとって推論結果を示したものである。

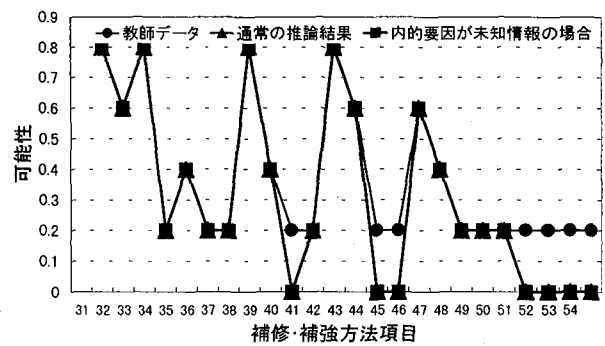
また、比較のため、図中には、教師データを併せて示した。図-6,7 には、図中に定義した式より、学習率を変化させた場合の洗練回数毎の結合係数の変化量を求め、横軸にルールベースの洗練回数を対数でとり、縦軸に変化量をとった結果をそれぞれの事例について示した。

この結果、補修・補強方法の選定では、実際に取られた補修・補強方法であるストップホール、グラインダが最も高い可能性として推論されており、推論全体の傾向も教師データと同様の結果を示していることから、推論システムとしての機能は、十分果たしていると考えられる。また、ルールベースの洗練状況も学習率の違いにより変化の傾向は違うが、洗練回数の増加と共に収束しており、これに加え推論結果が妥当な解を示している。

しかし、本来、本システムは教師付学習型のシステムであることから、本適用例のように教師データとして 1 事例を提示し、提示した事例についての推論を行う場合には、推論結果の値は、教師データに一致するべきである。しかるに、推論結果に多少の違いが見られた理由には、田中らのシステムでは、図-3 に示すようなネットワークを構成して補修・補強方法の選定を行っているのに対して、本適用例においては、亀裂の外的要因、内的要因、継手の作用力を既知情報としてみなして推論を行ったことが挙げられる。そこで、次節では、入力情報の一部が未知情報である場合、その情報の欠落が推論結果に及ぼす影響を検討する。

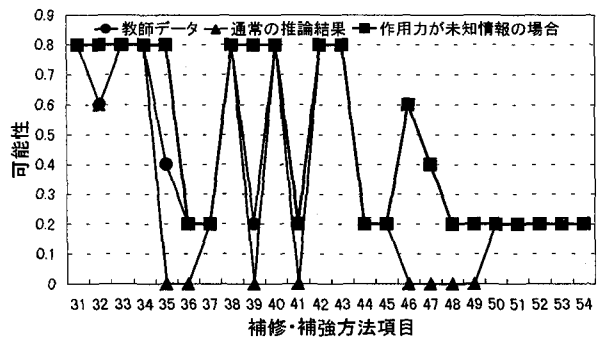


(a) 事例1

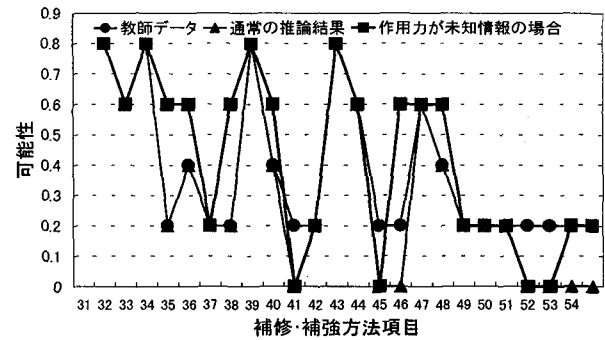


(b) 事例2

図-8 内的要因を未知情報とした推論結果

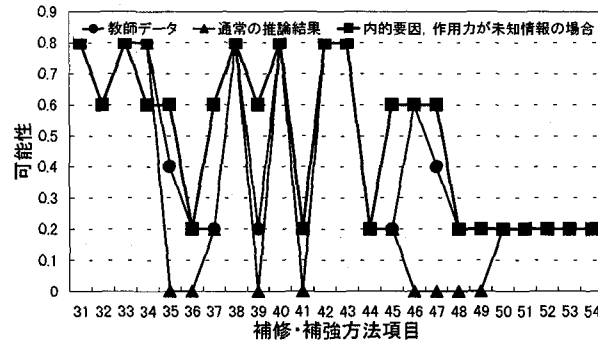


(a) 事例1

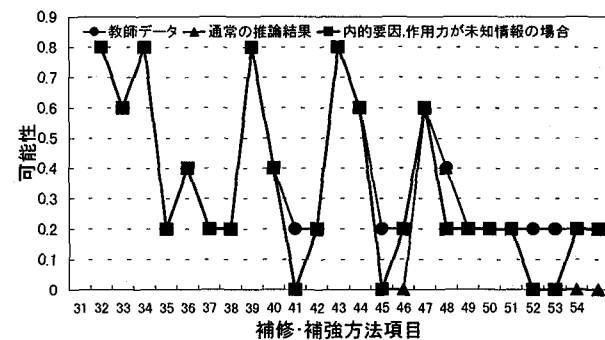


(b) 事例2

図-9 継手の作用力を未知情報とした推論結果



(a) 事例1



(b) 事例2

図-10 内的要因と継手の作用力を未知情報とした推論結果

#### 4.2 入力情報の一部を未知情報とした場合

例えば継手の作用力に注目すると、継手の作用力は、図-3のネットワーク構造より、補修・補強方法選定のための入力情報となっており、かつ亀裂の外的要因、及び亀裂の内的要因との間に因果関係が存在することから、これらの情報から推定される出力先ともなっており、これらの全ての情報を基に継手の作用力と補修・補強方法との間の推論結果を示すべきである。しかし、既知情報とみなしたことにより、ネットワーク構造による亀裂の外的要因や内的要因との間の因果関係知識が推論結

果に反映されなかったと考えられる。このことは、亀裂の内的要因と外的要因の関係などについても同様にいえる。

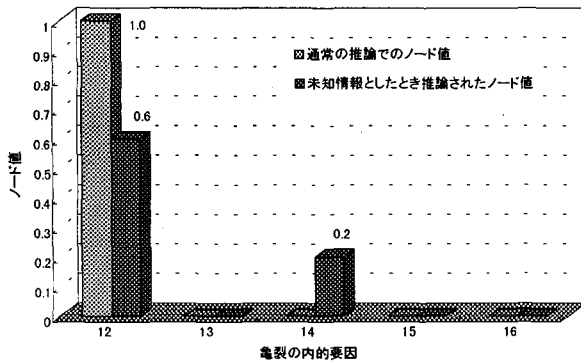
そこで、次に挙げる3つの場合について推論を行い、前述で既知情報とみなした各情報が、推論結果に及ぼす影響を調べることにした。

(I) 亀裂の内的要因を未知情報とした場合

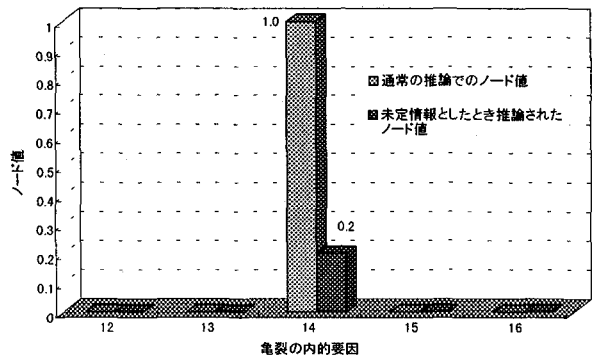
(II) 継手の作用力を未知情報とした場合

(III) 内的要因、作用力を未知情報とした場合

ここで、“未知情報”としたノードに対しては、[ノード値、ノード確信度]として[0.5, 0.1]を付与した。

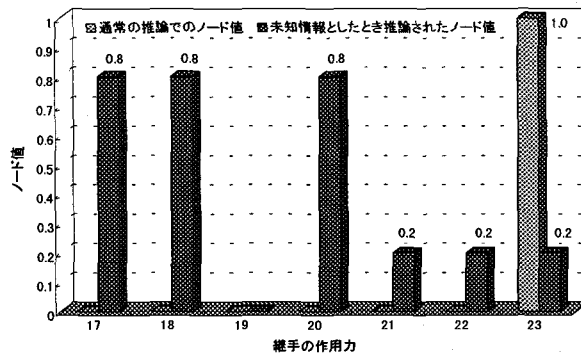


(a) 事例1

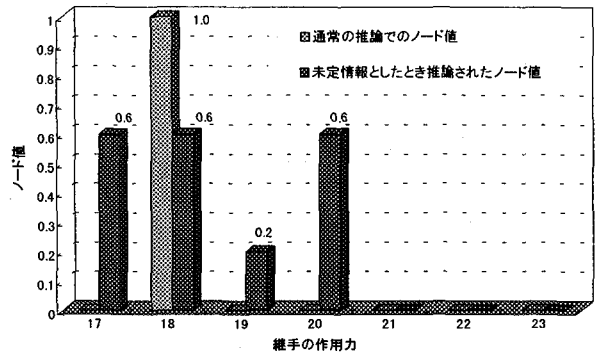


(b) 事例2

図-11 内的要因を未知情報とした場合に推定された内的要因のノード値

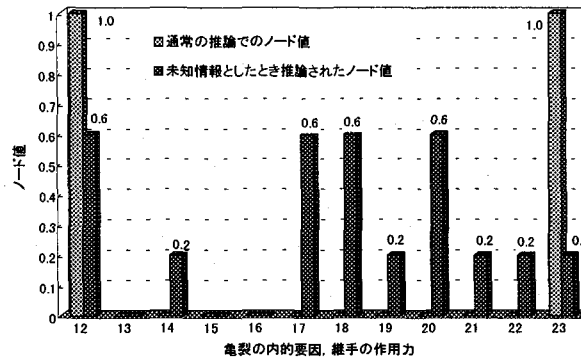


(a) 事例1

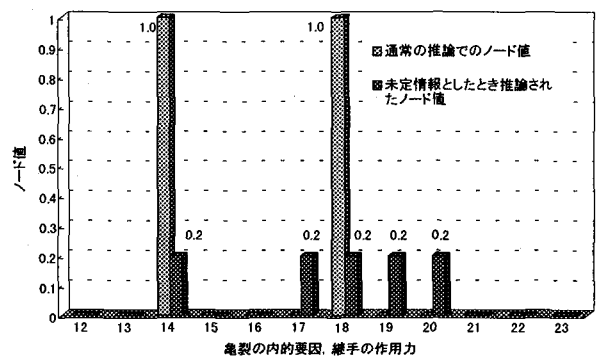


(b) 事例2

図-12 継手の作用力を未知情報とした場合に推定された継手の作用力のノード値



(a) 事例1



(b) 事例2

図-13 内的要因及び継手の作用力を未知情報とした場合のそれらのノード値

事例1, 2について、上述の(I)から(III)における推論結果を図-8から図-10にそれぞれ示す。これらの図では、図-4及び5と同様、横軸に補修・補強方法項目のノード番号(表-1)をとり、縦軸に補修方法の可能性をとった。また、比較のため、教師データを併せて示した。

図-3に示したように、ここで未知情報とした項目は、どれも他の情報からの推論の対象になっている。図-11から図-13には、推論の対象となった場合に推論される未知情報のノード値を、既知情報とした場合に与えられたノード値とあわせて、(I)か

ら(III)についてそれぞれ示す。同図は、横軸に表-3に示す入力情報の項目番号をとり、縦軸にノード値をとっている。

(1) 亀裂の内的要因を未知情報とした場合

事例1の推論結果(図-8a)、事例2の推論結果(図-8b)共に既知情報とみなした場合の結果とほとんど違いがなく、亀裂の内的要因が補修・補強方法選定に及ぼす影響は少ないと考えられる。このことは、図-11a、図-11bからも示されている。図-11aでは、既知情報とした場合と同じ項目のノード値が0.6で、そ

れ以外もほとんどゼロであり、わずかにノード番号 14 のノード値が 0.2 であるのみである。また、図-11b でも、既知情報の場合と同じ内的要因の項目が、ノード値 0.2 と低い値を示している。これらのことは、内的要因が補修・補強方法選定に与える影響が小さいことを反映した結果であると考えられる。

(2) 継手の作用力を未知情報とした場合

図-9a,b からわかるように、継手の作用力を既知情報とした場合における推論結果との違いが非常に大きく、教師データとの一致度も小さい。これは、継手の作用力が、構成するネットワークにおいて、補修・補強方法選定に大きく影響していることを示している。このことは、図-3 で継手の作用力が経路内において、他の入力情報からの推論対象となっている割合が非常に高いことからいえる。

特に、事例 1 についての図-9a では、教師データ、既知情報とした場合の推論結果が共に低い可能性を示している項目について、0.8 と非常に高い可能性を示している項目がある。図-12a に示すように、既知情報とした場合は、ノード番号 23 のノード値が唯一つ 1.0 となっているのに対し、未知情報とした場合は、ノード番号 17, 18, 20 の 3 つのノードがノード値 0.8 と非常に高い値を示しているにもかかわらず、ノード番号 23 については、ノード値 0.2 と非常に低くなっているため、継手の作用力と補修・補強方法との間の因果関係に大きく影響しその結果補修・補強方法選定にも大きな影響を与えたと考えられる。

(3) 亀裂の内的要因、継手の作用力を未知情報とした場合

図-13a,b より、内的要因を未知情報としているため、継手の作用力のノード(番号 17, 18, 20)が、(II)の場合に比べて、低

表-3 外的要因、内的要因、継ぎ手の作用力および継ぎ手の亀裂様式<sup>18)</sup>

外的要因		継ぎ手の作用力	
1	風による振動	17	T継ぎ手の作用力②
2	活荷重の作用	18	T継ぎ手の作用力③
3	地震による振動	19	T継ぎ手の作用力⑥
4	低温	20	T継ぎ手の作用力⑦
5	横分配作用	21	突合せ継ぎ手の作用力⑨
6	ディテールの不適性	22	突合せ継ぎ手の作用力⑩
7	2次的変形	23	重ね継ぎ手の作用力⑫
8	材質不良	継ぎ手の亀裂様式	
9	溶接不良	24	T継ぎ手の亀裂様式(a)
10	製作誤差	25	T継ぎ手の亀裂様式(b)
11	輸送架設荷重	26	T継ぎ手の亀裂様式(c)
内的要因		27	T継ぎ手の亀裂様式(d)
12	応力集中	28	T継ぎ手の亀裂様式(f)
13	2次応力の応力集中	29	重ね継ぎ手の亀裂様式(i)
14	2次応力	30	重ね継ぎ手の亀裂様式(j)
15	応力集中による座屈2次応力		
16	残留応力		

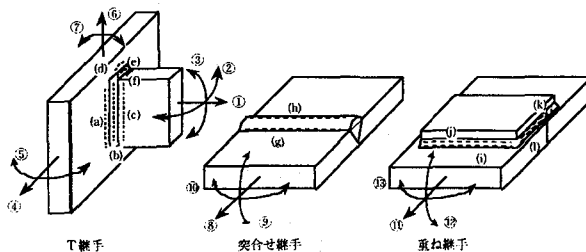


表-4 事例 1 に対する類似事例<sup>18)</sup>

事例番号	橋梁名	亀裂様式	外的要因	内的要因	作用力	補修・補強方法
1.1	東名高速道路	不明	横分配作用 活荷重の作用	応力集中	⑫	対傾構のガス切断
1.2	King's 橋	i	溶接不良 材質不良	応力集中	⑫	不明
1.3	King's 橋	i	溶接不良 材質不良	応力集中	⑫	不明
1.4	U.S.51 橋	h	溶接不良	応力集中	⑨	高力ボルトを用いた添接板、 グラインダ
1.5	Aquasabon River 橋	g	溶接不良 低温	応力集中	⑩	カバープレートの溶接取付

表-5 事例 2 に対する類似事例<sup>18)</sup>

事例番号	橋梁名	亀裂様式	外的要因	内的要因	作用力	補修・補強方法
2.1	Prairie Du Chein 橋	d	2次的変形	2次応力	③	不明
2.2	Prairie Du Chein 橋	b	2次的変形	2次応力	③	横桁フランジとダイヤフラムの 高力ボルトによる連結、 ストップホール
2.3	Poplar Street 橋	d	ディテールの不適正	2次応力の応力集中	③	主桁フランジと横桁の連結、 ガウジング、ストップホール、 再溶接
2.4	Poplar Street 橋	a	ディテールの不適正	2次応力の応力集中	③	ストップホール
2.5	Poplar Street 橋	a	ディテールの不適正	応力集中	③	高力ボルトを用いた添接板
2.6	Chamberlain 橋	b	ディテールの不適正	2次応力の応力集中	③	主桁フランジと垂直補剛材 の上下端溶接、ストップホール
2.7	不明	b	活荷重の作用	2次応力	③	不明

表-6 類似事例に対して推論された補修・補強方法項目

事例番号	推定された補修・補強方法項目								
1.1	31	32	33	34	38	42	43	47	
1.2	31	33	34	38	40	42	43		
1.3	31	32	33	34	38	42	43	47	
1.4	31	33	34	38	42	43			
1.5	31	32	33	34	38	42	43		
2.1	31	33	38	42					
2.2	31	33	38	42					
2.3	31	32	33	35	38	39	42	43	47
2.4	31	32	33	35	38	39	42	43	47
2.5	31	32	33	34	35	38	39	42	43
2.6	31	32	33	35	38	39	42	43	47

番号が示す補修・補強番号は表-4,5に示す

い値で活性化されていることから、継手の作用力と補修・補強方法の間の因果関係に与えた影響が小さくなり、推論結果への影響も小さくなったため、(II)の場合より教師データに近い結果を示したと考えられる。

以上の結果、鋼橋疲労損傷の補修・補強方法選定で構成したネットワークにおいて、特に、継手の作用力に関する情報が、推論結果である補修・補強方法選定に大きく影響していることが示された。また、複雑なネットワークを構成して推論を行うと、図-12 や図-13 で特に顕著に表されているように、幾つかのノードが、高いノード値で存在した場合に、これらの出力先となる結論部のノードが、どの条件部のノードを優先させて選択すべきかが不明になり、推論結果に影響を及ぼすことが示され、今後の課題となる。

#### 5. 類似事例に対する推論

4.で示した事例1および2によって洗練されたルールベースを用いて類似事例についての補修・補強方法選定を行った。類似事例としては、田中らによって事例ベース推論を用いた推論で検索された事例を用いる。事例1および2それぞれについて用いた類似事例を表-4及び表-5に示す。これら類似事例を検証データとして用いる。すなわち、類似事例の補修・補強方法を未知情報として隠蔽し、その他の情報を既知情報として、すでに事例1および2によって洗練されたルールベースを用いて、補修・補強方法を推定した。

表-6にその結果を一覧表で示す。表中の番号は本推論によって求められた補修・補強方法項目の番号である。ここでは、ノード値が最高の0.8となったものをすべて列挙した。また、太字は田中らによって推定された項目である。なお、太字の番号に下線を付したもの(事例2.3の46番)は、本推論で求められなかったが田中らのシステムで求められた項目であり、網

かけ部は過去に実際にとられた補修・補強方法項目である。なお、太字の項目がない事例については補修・補強方法の内容が不明のものである。この結果から、事例2.3の46番(横桁と主桁のフランジ連結)のみを例外として、田中らによって求められた各類似事例に対する補修・補強方法項目はほとんどが列挙されている。さらに、網掛けで太字でない項目は、実際の補修・補強の際にとられている補修・補強方法項目のなかで、田中らのシステムで挙げられていない項目であるが、これも数項目挙げられている。これらのことから、ルール洗練をすることにより、多くの事例に対し柔軟に対応した推論を行うシステムとなっていると考えられる。

#### 6. おわりに

本論では、知識の共有・再利用を主な目的としたルールベース洗練機能付き推論システムが、鋼橋疲労損傷の補修・補強方法選定問題に対して機能するかを検討した。

はじめに個別の事例を学習データとしてルールの洗練をすることで容易にそれらの事例と矛盾のない推論結果を得ることを示した。次に、因果関係が錯綜した場合の入力情報がどの程度推論結果に影響を及ぼすかを、入力情報の一部を未知情報とすることにより明らかにした。

さらに、学習データとは異なる類似事例に対して推論を行い、類似性の程度の影響を受けるものの、補修・補強方法項目の推定結果に強い影響を及ぼす継手の作用力が同様な事例に対しては、同一の補修・補強方法項目を選択することから、適切な学習データによりルールの洗練がなされることを示した。

今後は、ルール間の関係が複雑なものになった場合のルール洗練に対する精度の向上をはかると共に、KDDやDMの技術を用いた知識のルール化に対する問題の解決を併せて検討していく必要があると思われる。また、ラフ集合理論によるルールベースの洗練が有効であるとの指摘もあり、今後の課題とする。



謝辞：本研究を行うにあたり，関西大学の田中成典助教授に有益なご助言を頂きました。

#### 参考文献

- 1) 本位田 真一，市川 照久：エキスパートシステム基礎技術，オーム社，1989.12.
- 2) S.M. ワイス，C.A. クリコフスキ(森 健一訳)：エキスパートシステムの設計，近代科学社，1987. 7.
- 3) 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.
- 4) 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対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.571-584,1991.3.
- 5) 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機能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.37A,pp.655-668,1991.3.
- 6) 三上 市蔵，田中 成典，倉地 晶，米田 慎二：鋼橋疲労損傷の補修方法選定システムにおける類推推論と負の学習の実現，構造工学論文集，Vol.38A,pp.557-569,1992.3.
- 7) 田中 成典，三上 市蔵，前田 秀典：事例ベース推論を用いた鋼道路橋疲労損傷の補修方法の選定システム，第 2 回ファジィ土木応用シンポジウム講演論文集，pp.37-42，1994.12.
- 8) 田中 成典，三上 市蔵，前田 秀典：動的矛盾知識の検出・解消処理を施した鋼橋疲労損傷補修方法選定システム，構造工学論文集，Vol.41A,pp.587-596，1995.3.
- 9) 田中 成典，三上 市蔵，前田 秀典，小林 篤司：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,1996.3.
- 10) 田淵 真，田浦 俊春：遺伝的学習機構と人との対話型知識獲得手法，人工知能学会誌，Vol. 11, No. 4, pp. 600-607，1996.7.
- 11) 吉田 健一，元田 浩：逐次ペア拡張に基づく機能推論，人工知能学会誌，Vol. 12, No. 1, pp. 58-67, 1997. 1.
- 12) 河野 毅，濱田 進，荒木 大，小島 昌一，田中 利一：事例ベース推論によるエラー補修と知識獲得，人工知能学会誌，Vol. 9, No. 3, pp. 408-416, 1994. 5.
- 13) 樽松 理樹，山口 高平：事例に基づく推論とモデル推論の統合に基づく知識獲得支援システム(1)，人工知能学会誌，Vol. 11, No. 4, pp. 585-592, 1996. 7.
- 14) 山口 高平，樽松 理樹，下津 直武，中尾 博司，落水 浩一郎：事例に基づく推論とモデル推論の統合に基づく知識獲得支援システム(2)，人工知能学会誌，Vol. 11, No. 4, pp. 593-599, 1996. 7.
- 15) 中村 昭，津本 周作，田中 博，小林 聡：ラフ集合とその応用，人工知能学会誌，Vol. 11, No. 4, pp. 209-215, 1996. 5.
- 16) Bing Leng and Bruce G. Buchanan: Using knowledge-assisted discriminant analysis to generate new comparative terms; Artificial Intelligence and Statistics IV, Springer Verlag, pp.479-487,1993.
- 17) 皆川 勝，佐藤 茂，上谷 丈和：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，土木学会論文集，No. 595/VI-39, pp. 67-76，1998. 6.
- 18) 田中 成典：橋梁工学への知識情報処理技術の応用に関する研究，関西大学学位論文，pp.25-248，1996.9.

(1998年9月28日受付)