

(30) 鋼橋疲労損傷の補修方法選定に対する知識共有を指向した推論システムの適用性

Common-use Oriented Knowledge-base System for Selecting Retrofitting Method of Steel Bridges Damaged by Fatigue

皆川 勝*, 上谷 丈和**

Masaru MINAGAWA and Takekazu KAMITANI

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

** 武蔵工業大学 大学院修士課程 (〒158 東京都世田谷区玉堤 1-28-1)

Recently, we 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. Knowledge refinement function was installed into the engine by using the concept of back propagation algorithm. In this paper, the inference and refinement method are applied to the rule-base system for selecting the retrofitting method of steel bridge fatigue damage. It is confirmed that the inference engine we proposed can be used for any particular domain.

Key words: knowledge acquisition, network-systems, fatigue damage, steel bridge

1.はじめに

エキスパートシステムの開発において、知識の共有や再利用を含め、知識の獲得は、システムを構築する上で、最大のボトルネックであり、関連した様々な研究がなされている。知識獲得問題は、システム開発の初期における、専門家の持つ知識の体系化の過程と、これらの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。^{1), 2)}

システム構築の初期段階での知識獲得プロセスでは、一般に、専門家へのアンケート調査等からルールベースが構築される。この段階では、手作業によりルール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。しかも、専門技術者の示す知識が経験的知識であるため知識が複雑なものとなり、ルール表現が困難であるという課題が残される。また、システムがある程度完成した後のルールの追加・修正を中心とした知識獲得では、あるルールが表現すべき因果関係に矛盾が生じたり、整合性がとれなくなった場合に、整合性を保ちつついかに信頼性の高い評価を行うかが課題となる。

一方、専門技術者の示す知識の多くが経験則に基づくものであるという性質上曖昧さを含むことから、これらの知識の信頼性を定量的に評価してルールベース化することもまた困難である。このように知識獲得あるいは知識の共有・再利用は、現在においてもエキスパートシステム構築上最も重要な課題の一つとなっており、最近の研究では、データベースからの知識発見(KDD)技術³⁾など、多くの新たなアプローチが各方面でなされている。

著者らは、既存のエキスパートシステムのルールベースの再利用を目的として、ルール洗練機能を持つ汎用的な相互結合ネットワークによる推論システムを構築し、道路橋 RC 床版の損傷要因推定を対象問題としてシステムの有効性を検討してきた。

^{4), 5)}

本研究では、著者らの構築した推論システムが、対象問題によらず機能するかを調べるため、対象問題を鋼橋疲労損傷の

補修方法選定として、システムの有効性を検討した。

2. 推論システム^{4), 5)}

(1) システム概要

本推論システムは、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汎用型推論システムとなっている。

(2) ノード値と結合係数

本システムで用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た。更に各属性値に対して確信度を区間[0, 1]で付与した。また、各ノードは過去の事例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ものとした。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すると共に、仮説推論機能及びルールベース洗練の機能を制御することとした。

3. 適用したルールベース^{6), 7)}

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で用いられたルールベースを対象として、本推論システムを適用し、本システムの持つルール洗練機能と、仮説推論機能の有効性の検討を行った。

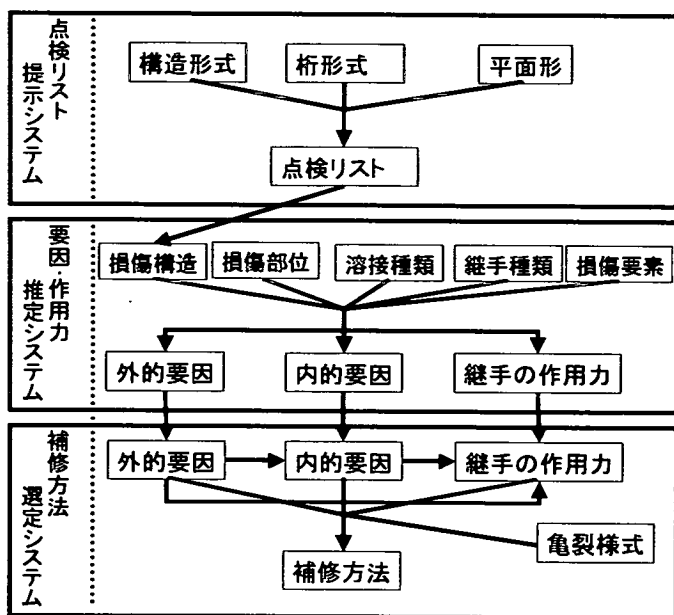


図-1 田中らによる推論システム⁶⁾

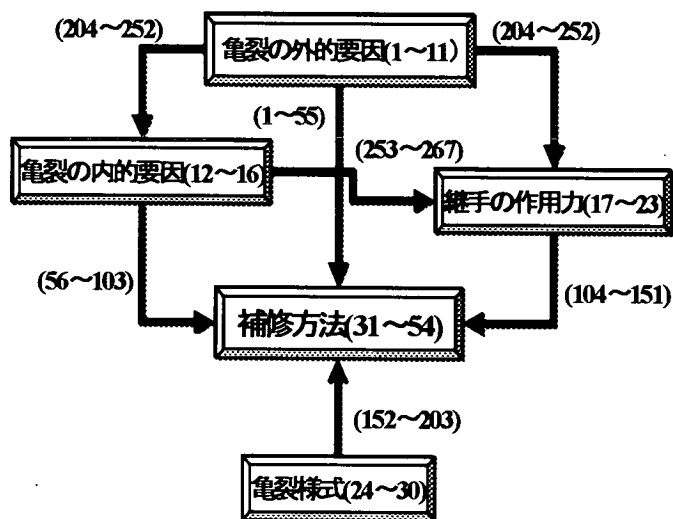


図-2 ネットワークの構成

(1) ネットワークの構成

田中らによるシステムでは、図-1に示すように、点検リスト提示システムより点検リストを推定し、要因作用力推定システムより外的要因、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、補修方法の選定を行っている。しかし、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いるため、推論過程がブラックボックスとなっている。そのため、本研究では、図-2の亀裂の外的要因、亀裂の内的要因、継手の作用力、亀裂様式を既知情報とみなし、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構成した。

(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-2 中のノード番号 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) ルールの提示

適用したルールベースのルールを、各ルールの結合の強さに応じて結合係数 0.2, 0.4, 0.6, 0.8 の 4 段階に分類して、ルールベースの初期状態とし、仮説間の関係は 267 個のルールを用いて表現した。ルールの結合番号 1 から 55 は、亀裂の外的要因と補修・補強方法との間の因果関係を示す。同様に、結合番号 65 から 103 が、亀裂の内的要因と補修・補強方法の因果関係

表-1 補修方法項目⁶⁾

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	新補剛材の設置
54	制振装置の設置

表-2 提示する事例⁶⁾

橋梁名	Cuyahoga River Bridge
国名	米国
架設年度	1973年
損傷発見年度	0年
構造形式	連続橋
桁形式	合成プレートガーター
平面形	直橋
損傷構造	主桁の垂直補剛材取り付け部
損傷部分	主桁腹板
溶接種類	垂直補剛材
継手種類	隅肉溶接
損傷要素	T継手
外的要因	輸送架設荷重
内的要因	2次応力
継手の作用力	T継手の作用力 3
亀裂様式	T継手の亀裂様式(d)
亀裂方向	溶接に平行な亀裂
補修方法	ストップホール グラインダ
損傷状況	

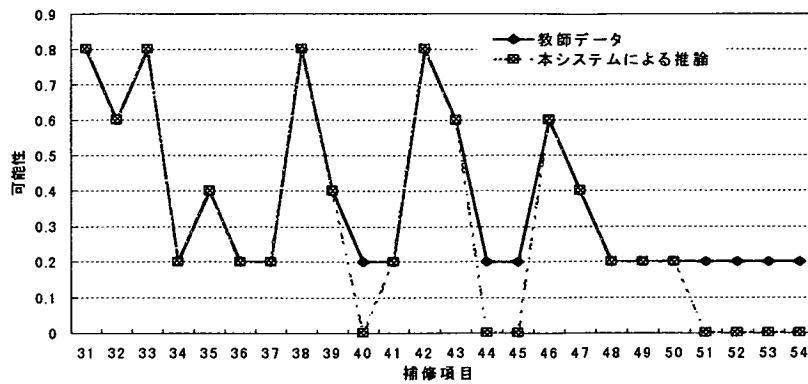


図-3 補修方法の推論結果

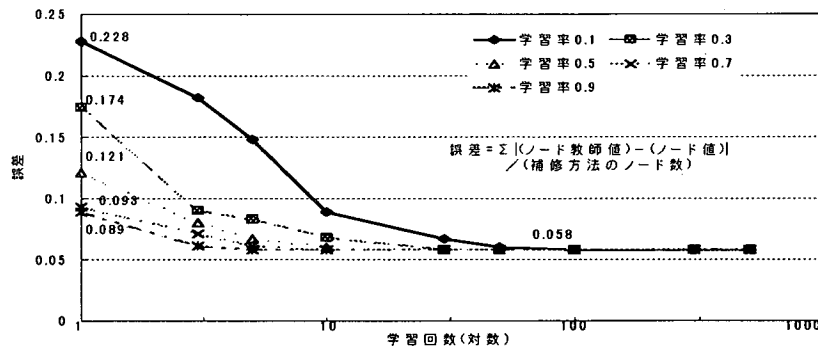


図-4 ノード教師値とノード値との誤差

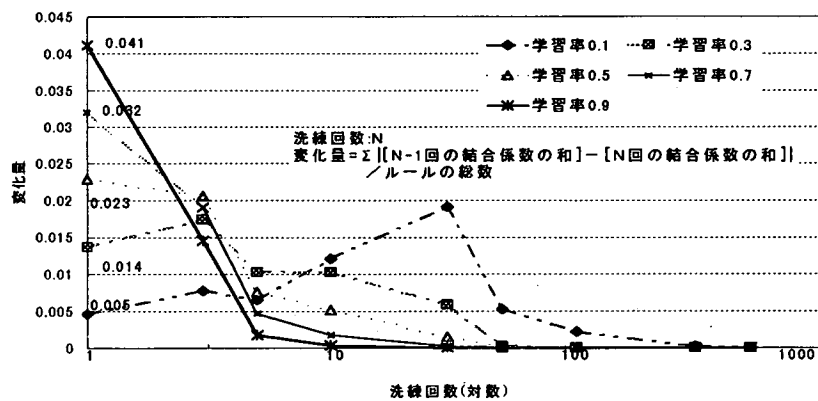


図-5 結合係数の変化量

結合番号 104 から 151 が、継手の作用力と補修・補強方法の因果関係、152 から 203 が、亀裂様式と補修・補強方法の因果関係、結合番号 204 から 253 が、亀裂の外的要因と内的要因、継手の作用力との因果関係、結合番号 253 から 267 が、亀裂の内的要因と継手の作用力の因果関係をそれぞれ示す。

4. 推論システムの適用例

上記ルールベースに対して本システムを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。

図-3 に、表-2 に示した事例に対する推論結果を、横軸に補修方法のノード番号をとり、縦軸に補修方法の可能性であるノード値をとって示す。図中には、教師データを併せて示した。図-4 には、推論過程における収束状況を比較するため、学習率を変化させた場合の学習回数に伴う教師データと推論によって得られたノード値との間の誤差を図中に定義した式により求めて示す。また、図-5 には、図中に定義した式より、洗練回数毎の結合係数の変化量を示す。

この結果、補修方法の選定では、実際に取られた補修方法であるストップホール、グラインダを最も高い可能性として推論しており、教師データとの誤差の値も 0.058 と微少な値に収束していることから、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、推論結果が妥当な解を示しているということから、本システム内のルール洗練機能も十分機能してい

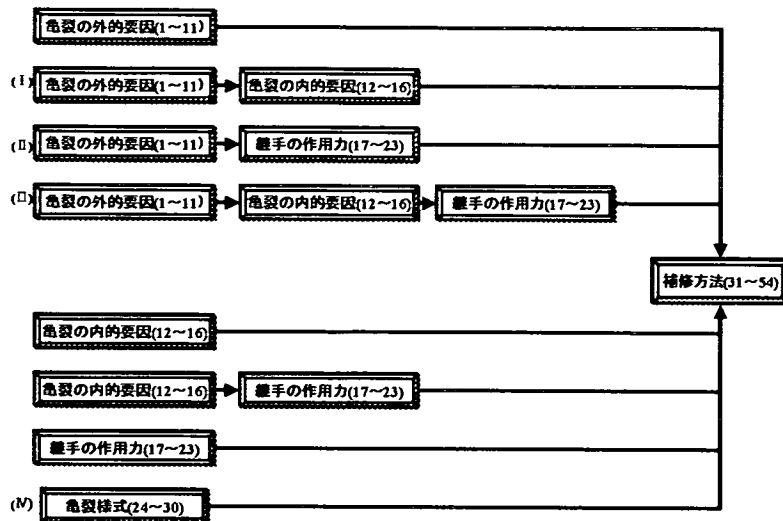


図6 ネットワーク内の推論経路

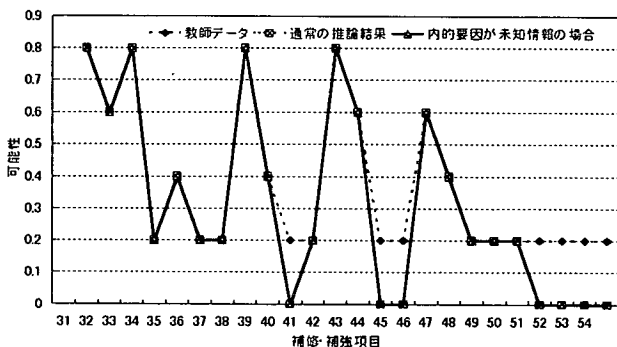


図-7 (I)の場合の推論結果

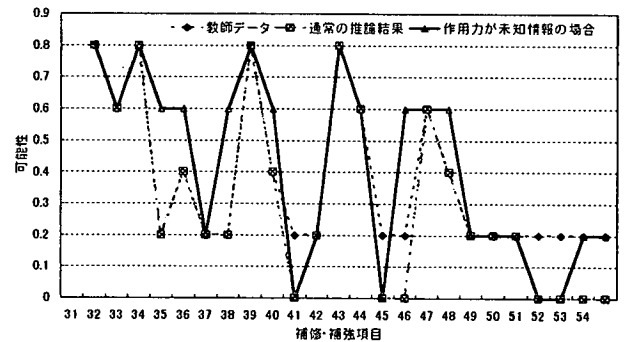


図-8 (II)の場合の推論結果

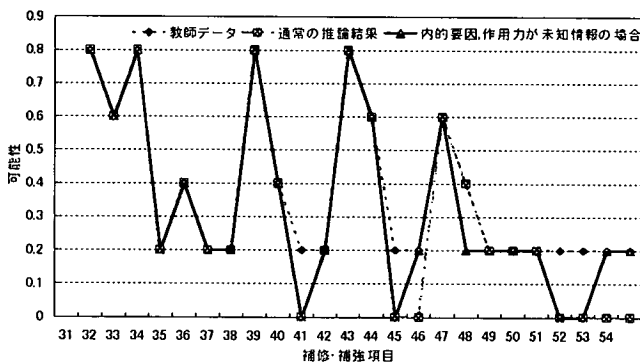


図-9 (III)の場合の推論結果

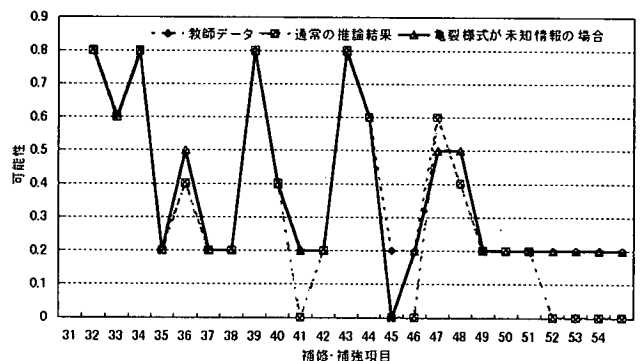


図-10 (IV)の場合の推論結果

と考える。

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。このよう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⁶⁾では、図2に示すように複雑なネットワークを構成して補修方法の選定を行っているのに対して、本適用においては3(3)で述べたように、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いることが挙げられる。例えば、継手の作用力に注目すると、継手の作用力は既知情報とみなされているが、一方では、

ネットワーク構造から、亀裂の外的要因、及び亀裂の内的要因に因果関係が存在するため、これらの情報によって推定される情報ともなっている。このことは、亀裂の内的要因と亀裂の外的要因の関係、及び補修方法と亀裂の外的要因、内的要因、継手の作用力、及び亀裂様式との関係についても同様にいえる。その結果、図6に示す8通りの推論経路が補修方法選定までに存在する。そこで、次に挙げる4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

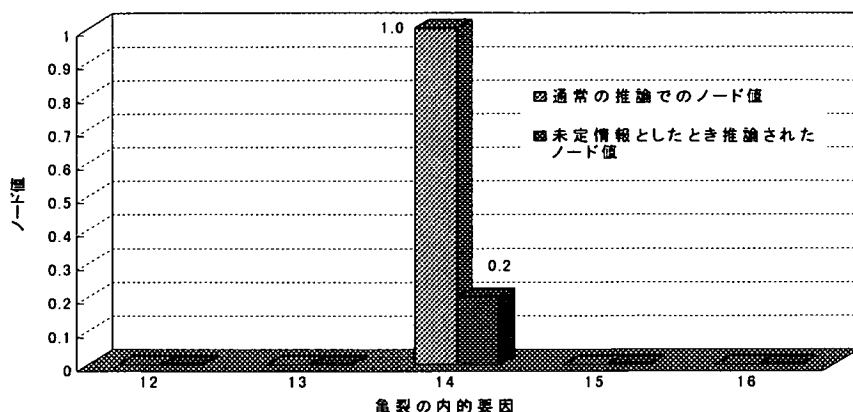


図-11 (I)の場合に推定された内的要因のノード値

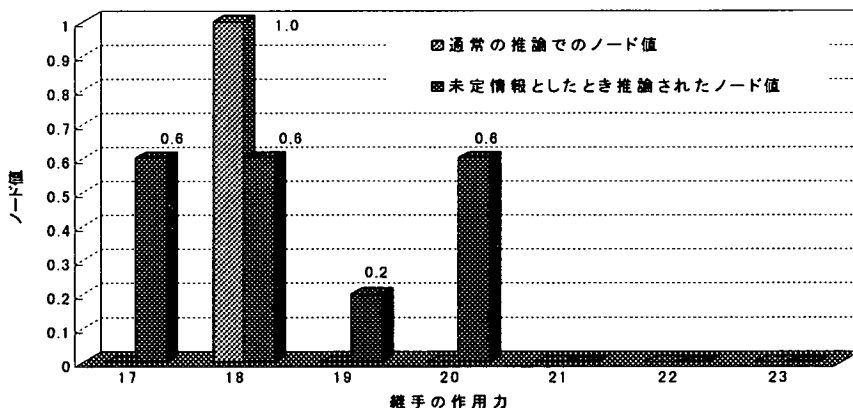


図-12 (II)の場合に推定された継手の作用力のノード値

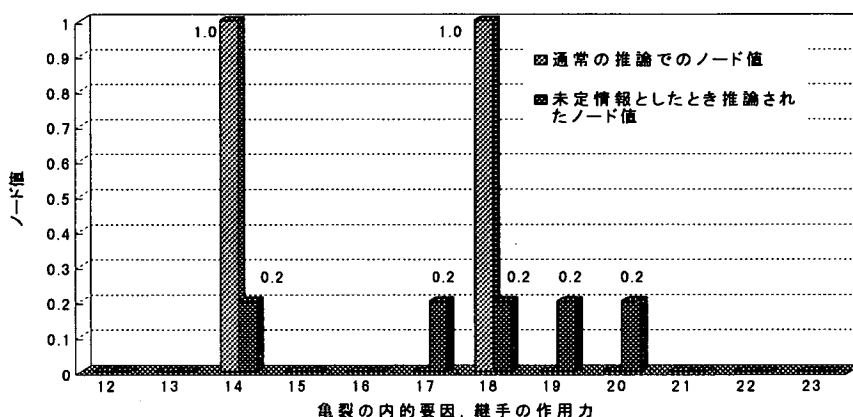


図-13 (III)の場合に推定された内的要因と継手の作用力のノード値

(Ⅲ)内的要因, 作用力を未知情報とした場合

(Ⅳ)亀裂様式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。

上述の(I)から(Ⅳ)における推論結果を図-7 から図-10 にそれぞれ示す。また, 比較のため, 図-3 で示した学習回数 500 回での通常の場合の推論結果と, 教師データを併せて示した。

(I)の場合, 亀裂の外的要因の影響を受け図-11 のように亀裂の内的要因のノード番号 14 のノード値が, 既知情報であったとき, 1.0 であったのに対し, 未知情報のときは, 0.2 と低い

値を示したために, 補修方法の選定には, 結果として何ら影響を及ぼさなかったと考えられる。

(Ⅱ)の場合は, 図-8 からわかるように推論結果に最も違いが見られた。この原因として, 図-12 に示すように, 既知情報としたときは, ノード番号 18 のノード値が 1.0 で, 他の継手の作用力に関するノード値は 0.0 であったのに対し, 未知情報としたときは, ノード番号 17, 18, 20 の 3 つのノードが, ノード値 0.6 と高い値を示したため, 継手の作用力と補修方法との因果関係に大きな影響を与えたと考えられ, そのため, 補修方法の選定結果にも大きな影響が見られたと考えられる。

(Ⅲ)の場合は、亀裂の内的要因のノード番号14のノード値が、既知情報の時1.0であったのに対し、未知情報としたときは、0.2であった。そして、継手の作用力のノード値が低くなり、その結果として、継手の作用力が補修方法の選定に与える影響が小さくなった。

また、(Ⅳ)の場合は、亀裂の外的要因、内的要因、及び継手の作用力とは独立した、亀裂様式を未知情報としたため、亀裂様式の情報がこれらに与える影響はない。そのため、亀裂様式を未知情報とした場合、確信度が0.1であることから、亀裂様式と補修方法の因果関係が大きく反映すると考えられる。その結果として、亀裂様式を既知情報として補修方法を選定した場合、ノード値1.0のノードと結合している因果関係のみが結合係数1.0に洗練され、それ以外の結合係数は、0.0に洗練されていることから、ノード番号51から54のノード値が0.0を示したのに対し、未知情報とした場合は、因果関係の結合係数が影響して、ノード番号51から54のノード値がノード教師値の0.2を示したと考えられる。

以上の結果より、本推論システムが教師データに大きく依存するシステムであり、ルールベース洗練の際に提示する事例の影響が強いことがわかる。そのため、提示する事例の選択が重要となってくる。また、(Ⅱ)の場合に見られたように、推論過程におけるノード内での競合による矛盾の解消方法を定める必要があると考えられ、そのための方法としては、本システムで適用している確信度を用いた順位付けが有効であると思われる。

5. おわりに

本研究では、田中らによって開発された鋼道路橋疲労損傷の補修方法選定システムのルールベースを対象として、著者らが提案した推論システムによるルールベース移植を試みた。この結果、本推論システムの持つルール洗練機能が、目標とする知識の共有・再利用といった知識獲得作業に対し、十分有効であることが示された。今後、実用的な大規模ルールベースを構築するにあたり、精度の良い推論を可能にするためには、矛盾の解消方法を体系的に確立する必要があると考える。

参考文献

- 1)上野 晴樹：知識工学入門，オーム社，1989.5.
- 2)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.
- 3)河野 浩之：データベースからの知識発見の現状と動向，人工知能学会誌，Vol.12，No.4，pp.496-503，1997.7.
- 4)皆川 勝・上谷 丈和：ルールベースシステムのための洗練機能付推論エンジン，土木情報システムシ論文集，1997. 10.(登載予定)
- 5)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型エキスパートシステムの開発，土木学会論文集(投稿中).
- 6)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.25-130，1996.9.
- 7)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.