

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推論システムの適用性

—— 実橋の損傷事例によるルール洗練 ——

指導教員 皆川 勝

学生氏名 関田 竜典

1. はじめに

エキスパートシステムの開発にあたっては、知識獲得が困難であり、また曖昧さを持った情報の取り扱いが必要である。更に不確定な知識を取り扱う場合には、知識の更新機能を持つことが重要視されてきた。

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皆川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対象ドメインによらず有効であることを示す。

2. ルールベース洗練機能付汎用型推論システム¹⁾の概要

皆川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でネットワークを構成している。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。同システムでは、ノード値（仮説の成立する可能性）及び結合係数（仮説間の関係の強さ）を、区間 $[0, 1]$ の実数値で表現している。更に、確信度を区間 $[0, 1]$ で付与している。また、各ノードは、過去の事例から得られる教師データを持つことができる。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システムとなっている。

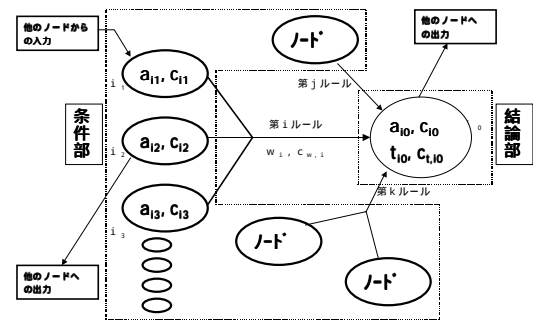


図-1 本推論システムの全体構成

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²⁾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本推論システムに適用した。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。

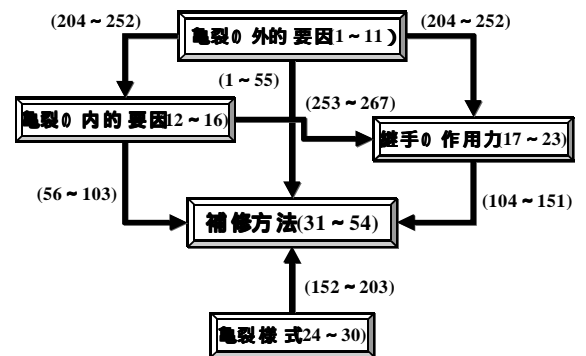


図-2 ネットワーク構成

4. 推論システムの適用結果

上記の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

表-1 補修項目

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

表-2 適用する損傷事例

橋名	Year	M i P o n d B r i d g e (事 例 1)	C u y a h o g a R i v e r B r i d g e (事 例 2)
築設年度	1958年	米1958年	米1973年
橋形式	純コンクリート橋	コンクリートプレートガーダー	コンクリートプレートガーダー
損傷箇所	主桁下カフプレート	主桁下カフプレート取り付け部	主桁直肉補鋼材
損傷種類	溶接部肉ねり	溶接部肉ねり	溶接部肉ねり
損傷原因	応力集中	応力集中	応力集中
補修方法	溶接部肉ねり	溶接部肉ねり	溶接部肉ねり

与した。

推論の結果となる補修項目を表-1 に示し、表-2 には推論の対象とする事例を示す。表-2 に示した事例について学習率 0.3、学習回数 300 回としてルールベースの洗練と仮説推論を行なった。図-3，図-4 に推論結果を横軸に補修方法のノード番号、縦軸に補修方法の可能性をとって示す。また、比較のため教師データを併せて示した。

この結果、高い可能性を表す項目では、教師データの値に一致しており、また、表-2 に示されている実際の補修・補強方法についても推論結果は高い可能性を示していることから、推論システムとして十分機能していると考えられる。しかし、低い可能性で示された項目では、教師データとの間に違いが見られる。このことは、本システムが教師付学習型のシステムであることを考慮すると、本来ならば本適用例のように教師データとして事例 1，2 をそれぞれ提示し、提示した同じ事例について推論を行った場合の推論結果は教師データに一致すべきである。しかし、このように違いが生じたのは、本システムのネットワークが、図-2 に示すような複雑な経路で補修方法の選定を行っているためと考えられる。

以上の結果より、鋼橋疲労損傷の補修方法選定問題を対象とした場合においても、本システムの持つルールベースの洗練機能、及び仮説推論機能の有効性が示された。

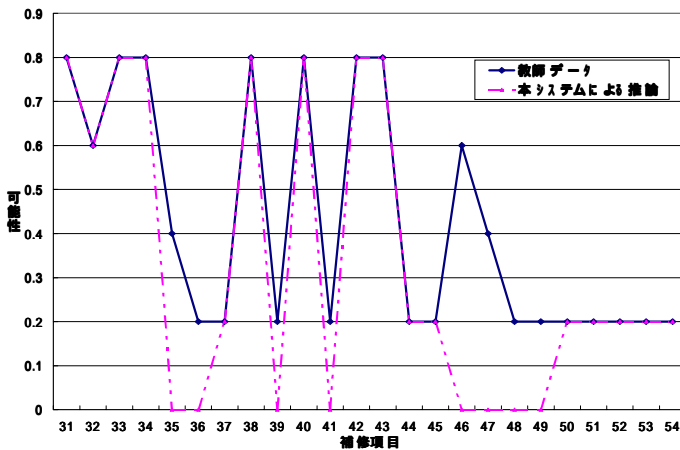


図-3 補修方法の推論結果（事例1）

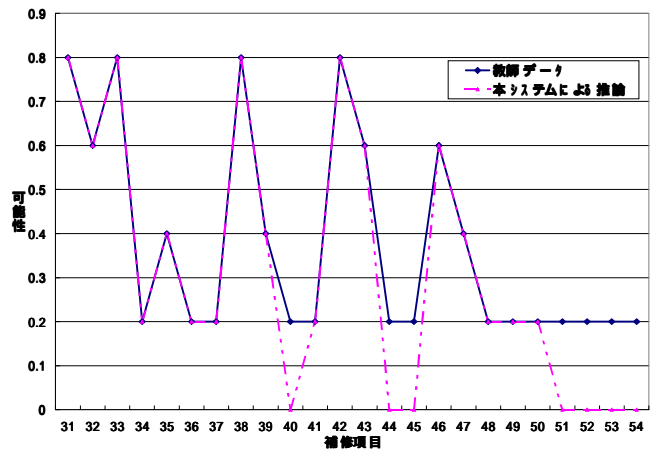


図-4 補修方法の推論結果（事例2）

5. 考察

本研究では、皆川らによる知識洗練機能付き推論システムが対象ドメインによらず、本来エキスパートシステムに要求される対象問題の可能性の分類を行い、技術者支援システムとして十分機能していることが示された。

謝辞：本研究を行うにあたり、上谷丈和さん及び稲蔵聡君のご協力を得ましたので、ここに感謝の意を表します。

参考文献 1)皆川 勝,佐藤 茂,上谷 丈和: 事例ベース推論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(投稿中)
 2)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