

Ⅱ-42 相互結合ネットワークによる知識洗練機能付き診断システムの構築

武蔵工業大学土木工学科 皆川 勝
○武蔵工業大学大学院土木工学専攻 佐藤 茂

1. はじめに

エキスパートシステムの知識ベースを構築するには、一般的に多大な時間や労力を費やすことから、現在では、過去の事例を用いて推論する事例ベース推論や既存のエキスパートシステムの知識ベースを再利用するための研究が行われている。

本研究では、相互結合ネットワークで構成された既存のエキスパートシステムによる具体事例に対する推論結果を教師データとして、ニューラルネットワークにおける誤差逆伝播の考え方を取り入れ、相互結合ネットワークで表現された知識ベースを洗練することを試みた。本システムを用いれば、既存の知識ベースを容易に移植することができ、知識の共有、知識の再利用が可能となる。

2. 用いた知識ベースシステム

用いた知識ベースは、三上らにより開発された道路橋鉄筋コンクリート床版の損傷原因推定のための知識ベースである¹⁾。ここでは、目視できる損傷から損傷種類を推定し、推定された損傷種類、診断場所、輪荷重通行位置及び適用仕方書の情報により表-1により示す損傷原因の可能性を推定しており、システム全体は、相互結合型のネットワークで表現されている。

表-1 損傷原因

①	過大な輪荷重の作用
②	衝撃作用
③	輪荷重通行位置と支持桁配置の関係
④	床版厚による剛性不足
⑤	鉄筋量不足による剛性不足
⑥	配筋鉄筋量の不足
⑦	主鉄筋の曲げ上げ位置の不適性による鉄筋量の不足
⑧	主桁が拘束するための乾燥収縮による引張応力
⑨	主桁の不等沈下による付加曲げモーメント
⑩	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
⑪	荷重分配機構の有無
⑫	コンクリートの低品質
⑬	打設時における冬場の凍結の影響
⑭	養生の施工不良
⑮	施工打継目の処理不十分
⑯	配筋の誤差
⑰	かぶり不足
⑱	気象作用による凍結、融解等の影響
⑲	塩分
⑳	表面排水の良否

3. 知識洗練機能を持つ診断システム

3. 1 仮説と仮説間の関係の表現

ネットワーク内のユニットを仮説、ユニット間の結合を仮説間の関係とみなし、仮説の状態及び仮説間の関係を数値で表現することにより診断システムを構築した。ユニット及びユニット間の結合係数(以後“重み係数”と称する)は、すべて $[0, 1]$ の実数値をとるものとする。数値が“0”に近い程仮説またはルールの成立する可能性が低く、“1”に近い程可能性が高いことを示す。

本システムでは、仮説の可能性と知識ベース共に不確定さを持ちうると考え、それらを表すユニット値と重み係数に確信度を付与した。なおこれらの確信度も、 $[0, 1]$ の実数値をとるものとしている。

3. 2 推論方法

推論方法の概要を図-2に示す。各ルールは、複数の前件部をもちうることにした。図中の i_1, i_2, i_3 ユニットの、第 i ルールの条件部、 i_0 は同じルールの結論部であり、各々ユニット値 $a_{i0} \sim a_{i3}$ 及び確信度 $c_{i0} \sim c_{i3}$ で定義される。また、第 i ルールは、重み係数 w_i と確信度 $c_{w,i}$ で定義される。図の例では、第 i, j, k のルールが同一の結論部を持っている。それぞれのユニットは、ある場合は他のユニットへの入力(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。

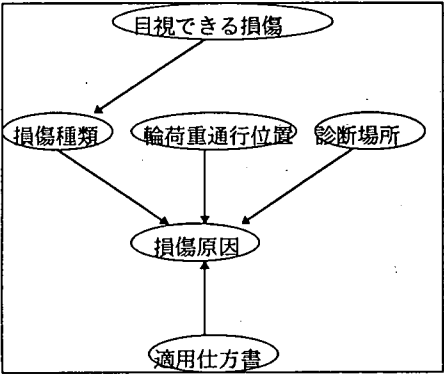


図-1 本ネットワークの概要

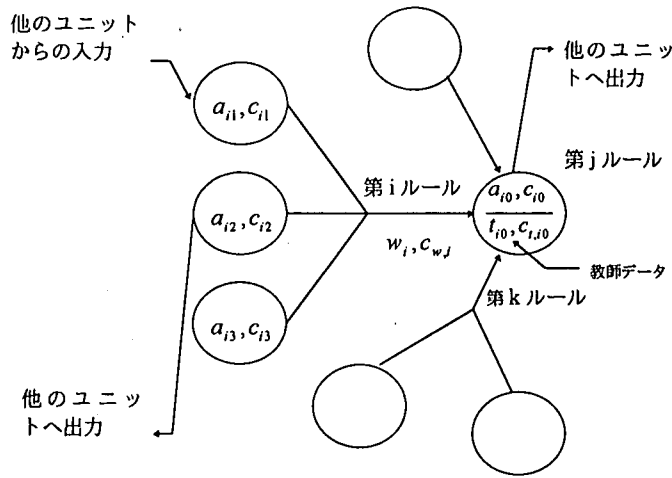


図-2 ネットワークの全体構成の概念図

ある一つのルールの推論から導かれるユニット値を次式のようにいわゆる $\min$ 演算より求められるものとする。

$$\bar{a}_i = \bigwedge_l (a_{il}, w_i) \quad (1)$$

il : ルール i の条件部のユニット

また、同じルールの推論から導かれる確信度は次式で求める。

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

il : 式(1)における $\bigwedge_l (a_{il})$ で最小となる項目

を示す

あるユニット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)、(2)で求まる値が結論部のユニット値と確信度となる。

$$a_{i0} = \bar{a}_i \quad (3)$$

$$c_{i0} = \bar{c}_i \quad (4)$$

あるユニットが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、次式を用いて統合してその結論部のユニット値及び確信度とする。

$$a_{i0} = \bigvee_m (\bar{a}_m) \quad (5)$$

m : ユニット $i0$ を結論部とするルール番号

$$c_{i0} = \dot{+}(\bar{c}_m) \quad (6)$$

記号 $\dot{+}()$ は、 $\bar{c}_{m_1} \dot{+} \bar{c}_{m_2}$ for $\forall m_1, m_2 \in m$

を表す。

ただし、 $\dot{+}$ は $a \dot{+} b = a + b - a \cdot b$ なる演算を示している。

3. 3 仮説と知識ベースの更新

図-2 に示したように、各ユニットは教師データを持つ。教師データは、全ユニットについてユニット値及び確信度の対で定義される。

通常のエキスパートシステムでは、知識ベースを確定的な情報として持ち、これからある特定の事例に対する仮説の状態を推定することになる。本システムでは、教師データの確信度を知識ベースのそれより低く設定することにより、このような推定を行うことができる。また、確信度の高い情報として事例を持ち、それを用いて知識ベースを洗練する場合には、知識ベースの確信度が教師データのそれに比べて低いことになる。

具体的なユニット値、確信度、重み係数の更新のために、推論によって得られるあるルール i の結論部の確信度 c_{i0} と、同じユニットに与えられた教師データの確信度 $c_{t,i0}$ を比較し、確信度の低い方の情報を更新する。

まず、推論により求めたユニット値、確信度と、教師データの差を求める。

$$\Delta c_{i0} = c_{i0} - c_{t,i0} \quad (7)$$

$$\Delta a_{i0} = a_{i0} - t_{i0} \quad (8)$$

ここで、もし、 $\Delta c_{i0} \geq 0$ なら、教師データが確信度の低い情報とみなされ次式により更新される。

$$t_{i0} \leftarrow t_{i0} + \eta \Delta a_{i0} \tag{9}$$

$$c_{t,i0} \leftarrow c_{t,i0} + \eta |\Delta c_{i0}| \tag{10}$$

η : 学習率

また、 $\Delta c_{i0} < 0$ の場合には、推論プロセスにおける min-max 演算によって採用されたところのユニットにおける重み係数と確信度が次式のように更新される。

$$a_{\bar{m},\bar{l}} \leftarrow a_{\bar{m},\bar{l}} + \eta \Delta a_{i0} \text{ (条件部の更新)} \tag{11}$$

or

$$w_{\bar{m}} \leftarrow w_{\bar{m}} + \eta \Delta a_{i0} \text{ (ルールの更新)} \tag{12}$$

$$c_{\bar{m},\bar{l}} \leftarrow c_{\bar{m},\bar{l}} + \eta |\Delta c_{i0}| \text{ (条件部の更新)} \tag{13}$$

or

$$c_{w,\bar{m}} \leftarrow c_{w,\bar{m}} + \eta |\Delta c_{i0}| \text{ (ルールの更新)} \tag{14}$$

$\bar{m}$: max 演算において結論部として採用された
ルール番号

$\bar{l}$: 第 $\bar{m}$ ルールにおける min 演算で採用された
入力ユニット番号

4. 適用例

表-2 に示す 2 つの事例について、本システムの適用性を検討した。

4. 1 既存の知識ベースを確定情報とした場合の損傷原因推定

まず、三上らの知識ベースを数値化し、これを確定的な情報として損傷原因を推定をした。その結果を、三上らによる結果と合わせて図-3 及び図-4 に示す。また、図-5 には各々の場合の損傷原因の収束状況をユニット値の rms 値で示す。これらの図より、解の収束性が良く 10 回程度の学習で損傷原因は収束していることが分かる。各原因の可能性は、三上らの結果と最大で 0.3 程度異なっているが、主因はルールを数値表現したことであると思われる。

表-2 用いた入力情報

	事例1	事例2
損傷部位	ハンチ部付近	支間中央部付近
目視できる損傷	縦横方向のひびわれ 遊離石灰の流出	縦横方向のひびわれ 遊離石灰の流出
適用仕方書	昭和39年6月	昭和39年6月
輪荷重通行位置	支間1/4付近	なし

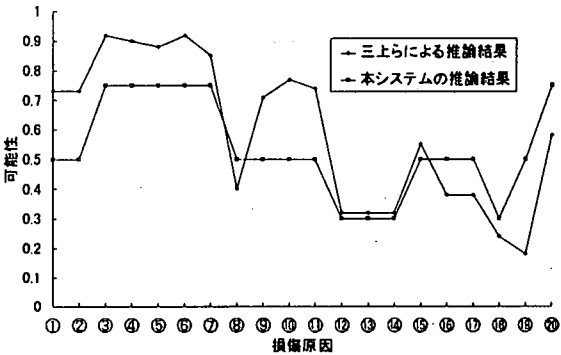


図-3 事例1に関する推論結果

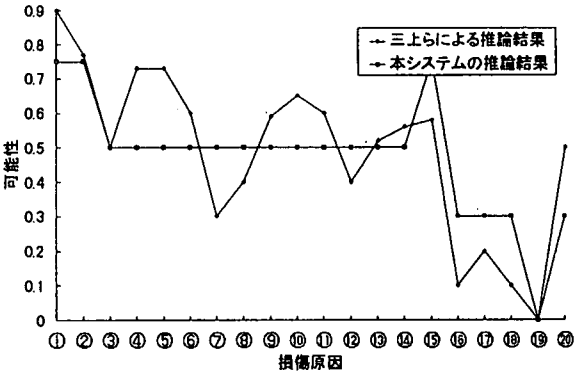


図-4 事例2に関する推論結果

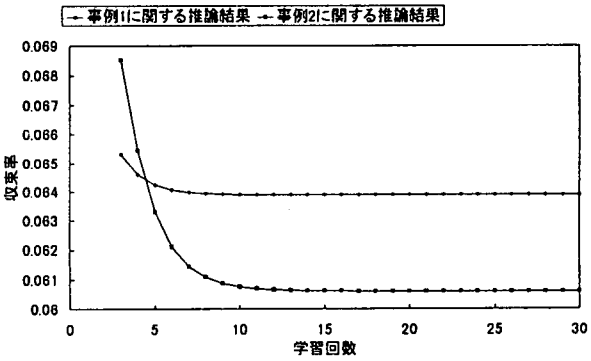


図-5 図-3及び4の収束状況

4. 2 既存のシステムによる推論結果を確定情報とした場合の知識洗練

三上らの推論結果を確定的な情報とみなし知識ベースを洗練し、洗練後の知識ベースを確定的な情報として損傷原因を推論することにより、どの程度知識ベースが洗練され得るかを検討した。

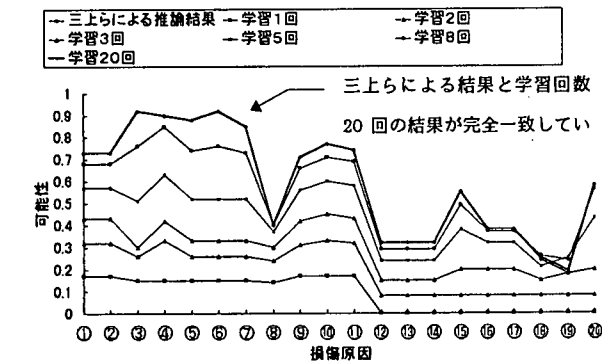


図-6 事例1に関する知識ベースを洗練した後の推論結果

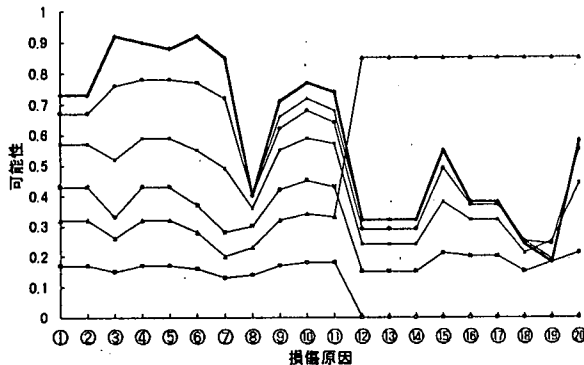


図-8 両事例に関連した知識ベースを同時に洗練した後の事例1に関する推論結果

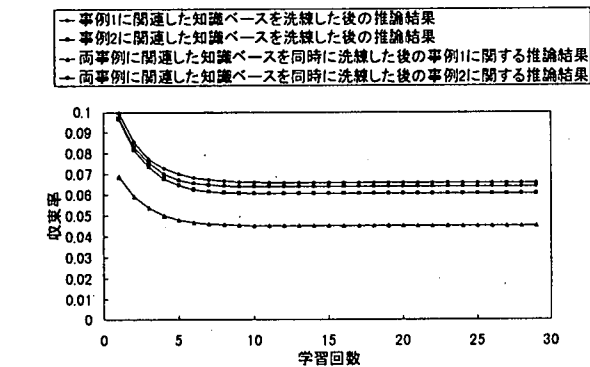


図-10 図-6 から 9 の収束状況

まず、表-2 に示した各事例のみに関連したルール群のみを洗練し、その後、に損傷原因を推定した。学習率はすべて 0.3 とし、学習回数は 1~20 回まで変化させている。推論結果を図-6 及び 7 に示す。

いずれの事例についても 10 回の学習後に各損傷原因の可能性は、教師データと完全に一致し、知識洗練が適切になされたことが分かる。

次に両事例に関連したすべてのルール群に対して、両事例を同時に教師データとして与え知識洗練を行い、その後、に各事例について損傷原因を推定した。その結果を図-8 及び 9 に示す。解の収束過程において極端な振動を一端起こしたものの、最終的には学習回数 20 回でほぼ教師データと一致した。図-10

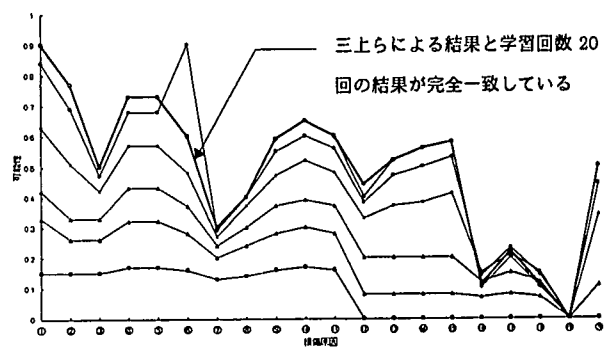


図-7 事例2に関する知識ベースを洗練した後の推論結果

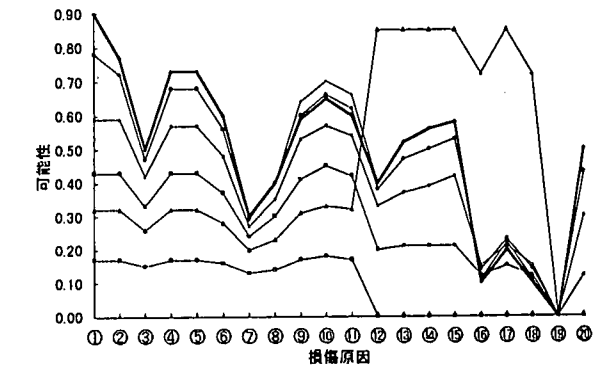


図-9 両事例に関連した知識ベースを同時に洗練した後の事例2に関する推論結果

には、上記 4 ケースについて解の収束状況をユニット値の rms 値で示すが、この場合にも学習回数 10 回程度で推定結果は、収束していることが分かる。

5. おわりに

本システムは、通常のエキスパートシステムとして機能と知識洗練の機能を併せ持つことが分かった。この手法は、既存知識ベースの移植、共有の方法論として有効であると考えられる。

参考文献

- 1) 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，Vol.34A，土木学会，pp.551-562，1988.3.
- 2) 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洗練機能を持った診断型推論エンジン，土木学会論文集，No.453/VI-17，pp.41-50，1992.9.
- 3) 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，土木学会，pp.139-150，1995.4.