

I-5 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
 An Inference Engine with Knowledge Refinement Function for Rule Base Systems

皆川 勝 上谷 丈和
 Masaru MINAGAWA Takekazu KAMITANI

〔抄録〕 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。本論文では、仮説と仮説間の関係を構成要素として min-max 演算とニューラルネットワークの誤差逆伝播アルゴリズムを応用した学習アルゴリズムを用いてルールベース洗練機能付推論システムを開発した。さらに、ルールの因果関係を明確にできない場合にニューラルネットワークの誤差逆伝播法と対向伝播法の推論への適用可能性を検討した。その結果、適切な情報の提示があれば本システムにより精度の良い知識更新がなされることを、既存のルールベースシステムによる推論結果を既知情報として用いた適用例により示した。また、誤差逆伝播法及び対向伝播法をブラックボックスとして用いることにより、本推論システムと同等の推論が行え、本システムを補完するシステムとして十分機能していることが示された。

〔ABSTRACT〕 Knowledge acquisition is one of the most crucial requirement for expert systems, because knowledge is usually based on experiences or subjective judgement of engineers. In this paper, constructed is an inference engine which is based on min-max composition and concept of back propagation algorithm usually used for layer-type neural networks. Also, neural network algorithms are directly used as a substitutive learning algorithm. It is confirmed that existing knowledge-base can be easily transformed to a network-type rule base system by using the algorithm proposed here, and back propagation as well as counter propagation can be applicable as learning algorithm.

〔キーワード〕 ルールベース, 知識洗練, min-max 合成, 誤差逆伝播法, 対向伝播法

〔Keywords〕 Knowledge Base, Knowledge Refinement, Min-Max Composition, Back Propagation, Counter Propagation

1. はじめに

エキスパートシステムを開発する際の知識獲得は、システム開発の初期における専門家の知識の体系化の過程と、その後の知識の追加・修正の過程に分けられる^{1),2)}。

前者においては、専門家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ルールベースを構築するのが一般的である。この段階では、ルールの構築が多大な労力を要する困難な作業であることに加え、専門技術者の示す知識が経験的知識であり複雑なものであることによるルール表現の困難さが課題となる。また、後者において、ルールの追加・修正が行われる過程で、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するかが問題となる。

また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み、しかも示された知識のすべてが正しいとは限らない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洗練は、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、土木分野においてもその方面の研究がなされている^{3)~9)}。

そこで本研究では知識の追加・修正に着目し、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た。本システムは、

連絡先：東京都世田谷区玉堤 1-28-1 武蔵工業大学工学部土木工学科

Tel : 03-3707-3111 (内線 3252), Fax: 03-5707-2226 , E-mail: mminagaw@eng.musashi-tech.ac.jp

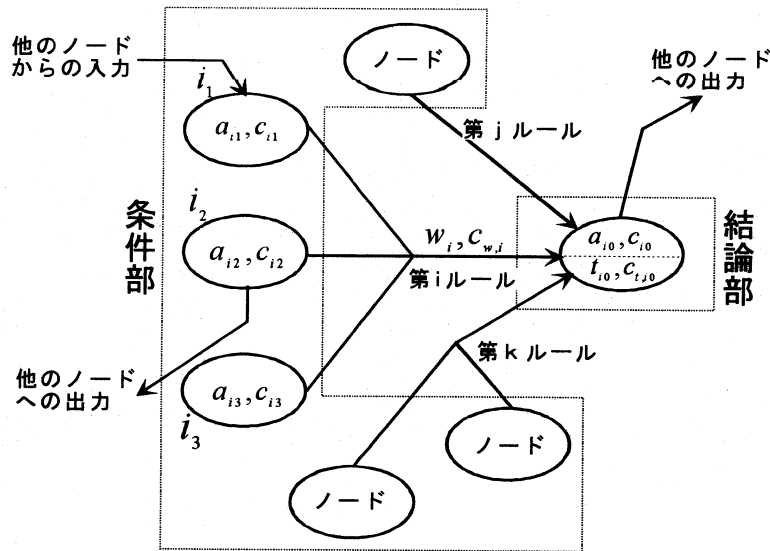


図-1 本システムの全体構成

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て通常の推論とルールベースの洗練を行うことができる。

また、知識を獲得する際に専門知識の性質上因果関係をルールとして体系的に記述できない場合があり得る。この場合、本システムの推論機能を補完する目的で、ニューラルネットワークをブラックボックスとして用いて推論を行うことを試みた。すなわち、階層型ニューラルネットワークでしばしば用いられている誤差逆伝播アルゴリズムと、対向伝播アルゴリズムを用いて、両者のアルゴリズムを用いた学習によりここで提案したシステムによる推論と同等の推論結果を得ることができるかどうかを検討した。

2. 提案する推論システム

(1) システムの概要

本研究では、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し、それらを相互結合ネットワークで表現して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。

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。

(2) 推論アルゴリズム

本システムの全体構成を図-1 に示す。図中のノード i_1, i_2, i_3 は第 i ルールの条件部を示し、 i_0 は結論部を示している。また、第 i ルールのノードを $[a_i, c_i]$ で定義し、ノード間の結合を $[w_i, c_{w,i}]$ で定義する。各ノードは一方ではルールの条件部となり、他方では結論部となり得る。

はじめに、1 つのルールで導かれるノード値を式(1)の min 演算より求める。また、この時の確信度は式(2)より求める。

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

$$\bar{c}_i = c_{i_0} \cdot c_{w,i} \quad (2)$$

i_l : 第 i ルールの条件部に相当するすべてのノードを表す

\bar{l} : 式(1)の l に関する min 演算で採用された l を表す

この時、もし唯1つのルールによってのみノード

間が結合しているならば、式(3)及び(4)に示すように結論部のノードは式(1)及び(2)より求まる値を採用し、複数のルールによってノード間が結合しているならば、はじめに各ルールについて $[\bar{a}_i, \bar{c}_i]$ を求め、次に式(5)及び(6)により、結論部のノードの属性値を決定する。

$$a_{i_0} = \bar{a}_i \quad (3)$$

$$c_{i_0} = \bar{c}_i \quad (4)$$

$$a_{i_0} = \underset{m}{\vee} (\bar{a}_m) \quad (5)$$

$$c_{i_0} = \underset{m}{\dot{+}} (\bar{c}_m) \quad (6)$$

$m : i_0$ を結論部とするルールの全てを表す

$\dot{+} : a + b = a + b - a \cdot b$ を表す

$\dot{+}(\) : c_{m_1} + c_{m_2}$ for $\forall m_1, m_2 \in m$ を表す

(3) 洗練アルゴリズム

通常のルールベースシステムは、ルールベースを確定情報として仮説推論を行っている。本システムでも、ルール確信度をノード教師確信度より高くすることにより仮説推論を行うことができる。逆に、ノード教師確信度をルール確信度より高くするとルールベースの洗練が行なわれる。以下にノード確信度とルール確信度の大小関係を用いた仮説推論(ノード値の更新)とルールベース洗練(結合係数の更新)の制御アルゴリズムを示す。

推論により得られた第 i ルールの結論部の[ノード値, ノード確信度]と同結論部の[ノード教師値, ノード教師確信度]との差を式(7)及び(8)より求める。

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

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

式(8)より $\Delta c_{i_0} \geq 0$ の場合、 $c_{t,i_0} \leq c_{i_0}$ であることから式(9)及び(10)により[ノード教師値, ノード教師確信度]の更新を行う。

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

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

ここで、 η は学習率を表す。

また、 $\Delta c_{i_0} < 0$ の場合 $c_{i_0} < c_{t,i_0}$ であることから推論により得られた「ノード値, ノード確信度」の更新を行う。この際、式(1)及び(5)の min-max 演算において条件部のノード値が採用された場合、採用された条件部の[ノード値, ノード確信度]の更新を式(11)及び(12)により行い、ルールの結合係数が採用された場合、採用された[結合係数, ルール確信度]の更新を式(13)及び(14)により行う。

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

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

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

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

$\bar{m} : 式(5)の \max 演算で採用された m$ を表す

このように本システムは、誤差逆伝播の考えを用いて教師データとの比較・演算により、すべてのノード値と結合係数を一定値に収束させて解を導く。

3. 適用例

(1) 適用した知識ベース

本システムの適用例として、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システム⁴⁾(以後、既存システム)のルールベースを用いた。既存システムは確信度付プロダクションシステムであり、図-2に示すように、はじめに目視できる損傷から損傷種類を求め、次に求められた損傷種類と輪荷重通行位置、適用示法書、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に示し、既存システムに提示された入力情報を表-2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],[適用示法書-損

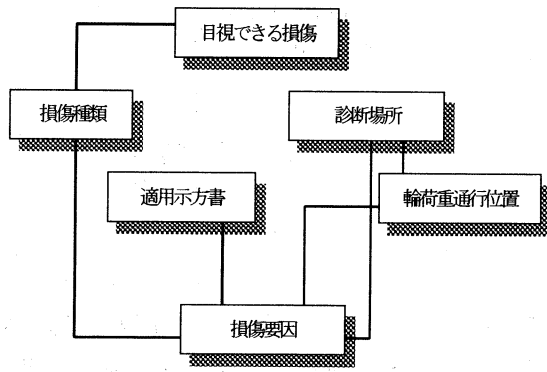


図-2 用いたルールベースの概要

表-1 対象とする損傷要因¹⁰⁾

28	荷重等	過大な輸荷重の作用
29		衝撃荷重
30		輸荷重通行位置と支持桁配置の関係
31	設計・構造上	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		連続桁橋、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、引張力の作用荷重分配横桁の有無
38	施工上	コンクリートの低品質
39		打設時における冬場の凍結影響
40		養生の施工不足
41		施工打継目の処理不足
42		配筋の誤差
43		かぶり不足
44	その他	気象作用による凍結、融解等の影響
45		塩分
46		表面配水の良否
47		

表-2 適用した事例群¹⁰⁾

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	-	-	-	-
目視できない損傷	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
輸荷重通行位置		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	-
目視できない損傷	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
輸荷重通行位置		支間1/4付近	支間1/4付近	支間1/4付近	支間1/4付近

傷要因],[損傷場所-損傷要因]の4つの因果関係から構成され、これらの関係に対してその強さに応じて確信度 0.5,0.3,0.1 を付与している。本システムでは、これらの確信度に代えて結合係数 3/4,2/4,1/4 の値を付与してルールベースを構築した。推論にあたって用いたノードの総数は 63 個、結合の総数は 872 とした。

(2)本推論システムによる損傷要因推定

本研究では、知識の追加・修正に着目していることから、本システムの持つ知識洗練機能の精度を検討する。そのために、次の3通りの場合のルール洗練を行い、それぞれの場合について仮説推論を行った。この結果の妥当性の検討のため、既存システムによる推論結果を提示し、本システムによる結果との比較を行った。

- a) 各事例を個別に提示した場合
- b) すべての事例を同時に提示した場合
- c) 特定の損傷場所で損傷を生じた事例のみを提示した場合

ここで、ルールベースの洗練の際には、途中で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、すべてのルール確信度を 0.1 に設定した。また、仮説推論の際にはノード値及びノード確信度をそれぞれ 0.5 と 0.1 に設定した。

(a)各事例を個別に提示した場合

事例1から8に対する既存システムの推論結果を教師データとして個別に提示し、各事例毎にルールベース洗練と仮説推論を行った。ここでは、図-3 に事例1についての推論結果を示す。比較のためルールベースの洗練回数を変えて仮説推論を行い、洗練回数による推論精度の変化を検討した。また、図-4 には、すべての事例について推論精度の変化をみるため、式(15)より推論結果と教師データとの誤差をとり推論された損傷要因の可能性の収束状況を検討した。

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

ここで、 t_i は既存システムの損傷要因番号 i の推論結果を示し、 a_i は本推論システムの推論結果を示す。また n は損傷要因の個数を表している。

この結果、ルールベース洗練の際に教師データを事例毎に個別に提示すると、ルールベースは提示さ

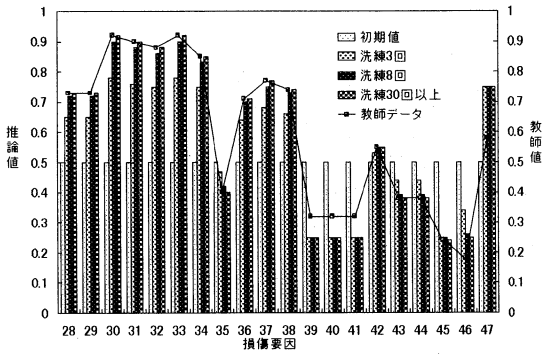


図-3 事例1の仮説推論
(事例1のみを個別に提示)

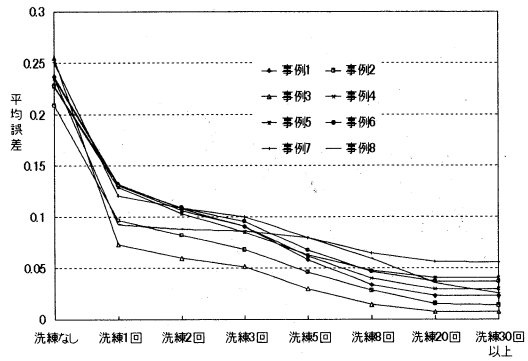


図-4 洗練回数による推論精度の推移
(各事例を個別に提示)

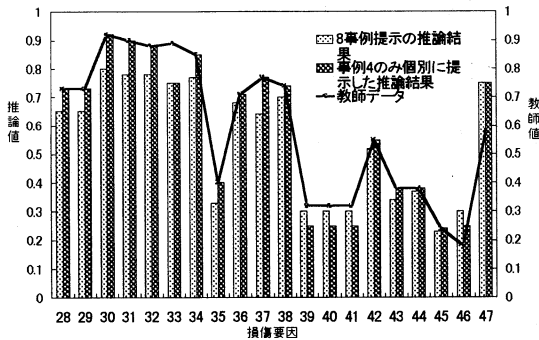


図-5 事例4の推論結果
(8事例を用いてルールベースを洗練)

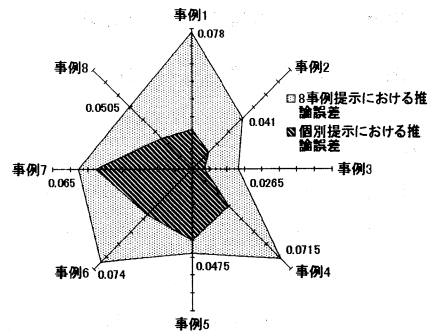


図-6 教師データとの平均誤差
(8事例を用いてルールベースを洗練)

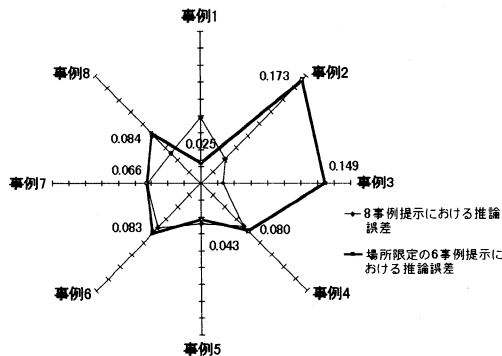


図-7 損傷場所を限定したルールベースの洗練

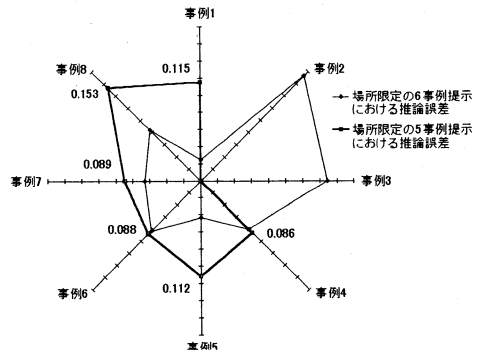


図-8 損傷場所が同じ事例の仮説推論

れた事例に合致するように洗練されることから仮説推論の結果は教師データにほぼ一致している。しかし、実用上の価値を考えると、事例毎に異なるルールベースを求めていることになりシステムの使用目的に沿ったものではなく、いわばシステムが有用であるための必要条件であるといえる。

(b) 全ての事例を同時に提示した場合

ここでは、表-2の8つの事例すべて同時に教師データとして提示してルールベースの洗練を行った。図-5には、事例4についての仮説推論の結果を(a)での推論結果と教師データと共に示し、図-6には、

すべての事例について式(15)を用いた教師データとの誤差を取り(a)の場合の結果と併せて示す。

これらの結果から、すべての教師データに合致するようにルールベースが洗練されているために、個々の事例に対しての推論の精度が(a)の場合に比べて低下しているのが分かる。しかし、本来ある時点で得られた情報から決定されるルールは1つに特定されるべきであり、この点から考えると、推論誤差の最大値は0.08程度と小さく、ルールベースの洗練は効果的に行われていると考える。

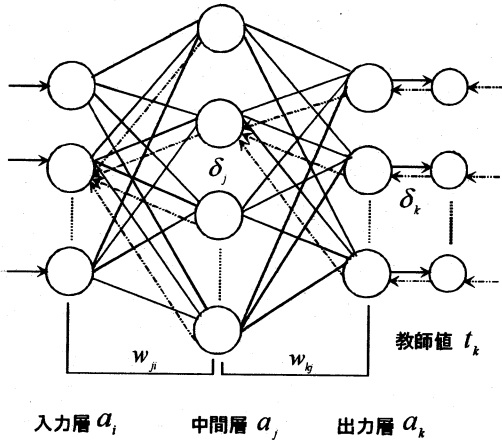


図-9 誤差逆伝播法の基本構造¹¹⁾

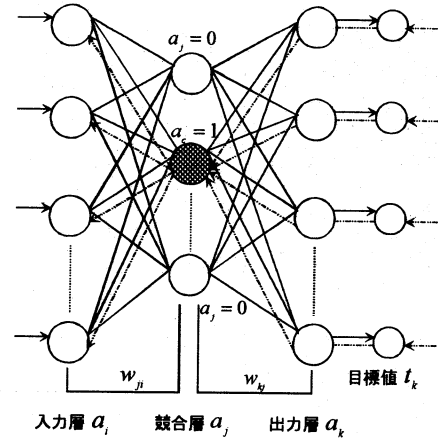


図-10 対向伝播法の基本構造¹¹⁾

(c) 損傷場所を限定した場合

損傷要因は損傷場所の影響を強く受けることから、ここでは損傷場所を限定して教師データを選び、それらを用いてルールベースの洗練を行った。表-2の事例 1, 4, 5, 6, 7, 8 の6事例は損傷場所がハンチ部付近と一致している事例である。そこで、この6事例を教師データとしてルールベースの洗練を行い、事例1～8についての仮説推論をそれぞれ行った結果と併せて図-7に示す。また6事例のうち5事例を教師データとしてルールベースの洗練を行い、残りの1事例についての仮説推論を行った結果を図-7での結果と併せて図-8に示す。図-7, 8はどちらも推論結果と教師データとの誤差を式(15)より算出した結果である。

この結果、図-7では損傷場所が一致する事例に関しては(b)の場合と同程度の精度で推論しているが損傷場所の一致しない事例2, 3については大きな差を生じている。また図-8ではルールベース洗練に適用しなかった事例の仮説推論を行ったのに対し、図-7での結果との差はさほど見られないことから、本システムは良質の事例が提示されてルールベースが洗練されれば、未提示の事例に対して精度の高い推論を行うことができると考えられる。

4. ブラックボックスとしてニューラルネットワークを用いた推論

(1) 誤差逆伝播アルゴリズム

誤差逆伝播では図-9に示すように入力層、中間層、出力層と信号が伝わり最後に出力信号を出力する。

式(16)により入力層の出力値 a_i とユニット i, j 間の重み w_j の間で和 S_j が計算された後、中間層の出力値 a_j は、式(17)で示したシグモイド関数を用いて決定する。同様の方法で出力層の出力値 a_k も決定される。

$$S_j = \sum_i a_i w_{ji} \tag{16}$$

$$a_j = f(S_j) = \frac{1}{1 + e^{-S_j}} \tag{17}$$

順伝播終了後、出力値 a_k が教師値 t_k と比較されて式(18)よりエラー値 δ_k が計算される。

$$\delta_k = (t_k - a_k) f'(s) \tag{18}$$

このエラー値が中間層に逆伝播されて式(19)により中間層の誤差 δ_j が求められた後、式(20)を用いて重み調整量 Δw_{ji} が算出される。

$$\delta_j = \left[\sum_k \delta_k w_{kj} \right] \tag{19}$$

$$\Delta w_{ji} = \eta \delta_j a_i \tag{20}$$

η : 学習率

この重み調整量により重み w_{ji} が更新されて新たな重み値を用いて再度順伝播を行う。このように誤差逆伝播では、順伝播と逆伝播を繰り返し実行して出力値と教師値との差を減少させていき最終的な出力値を決定する。

(2) 対向伝播アルゴリズム

対向伝播は、図-10で示すように入力層、競合層、書き換え層で構成されている。対向伝播法では、入力層に入力信号(入力値) a_i が示されると式(21)より

入力値に応答した競合層のユニット値 a_j が決定される。ここで式(22)により、活性化されたユニットとして競合層のユニット値 a_c が唯一つに絞られ、それ以外のユニットは不活性化されたユニットとなる。

$$a_j = \sum_i a_i w_{ji} \quad (21)$$

$$a_c = \max a_j \quad (22)$$

式(23)より活性化されたユニットは勝者ユニットとしてユニット値 a_c が 1.0 に設定され、逆に不活性化されたユニットは敗者ユニットとなりユニット値 a_j が 0.0 に設定される。

$$a_c = 1.0, a_j = 0.0 \quad (j \neq c) \quad (23)$$

勝者ユニットはユニット値が 1.0 であることから式(24), (25)により出力層に強い影響を及ぼすのに対し、敗者ユニットはユニット値が 0.0 であることから出力層のユニットに何ら影響を及ぼさない。

$$a_k = \sum_j a_j w_{kj} \quad (24)$$

$$a_k = w_{kc} \quad (25)$$

a_k : 出力層のユニット値

この後、勝者ユニットと結合する第1層の重みが式(26)により調整され、次にネットワークの出力層の重みが教師値と比較されて、第2層の重みが式(27)の Widrou-Hoff の規則により修正される。

$$w_{ji}^{new} = \begin{cases} w_{ji}^{old} + \alpha(a_i - w_{ji}^{old}) & j = c \\ w_{ji}^{old} & j \neq c \end{cases} \quad (26)$$

$$w_{kj}^{new} = \begin{cases} w_{kj}^{old} + \beta(t_k - a_k) & j = c \\ w_{kj}^{old} & j \neq c \end{cases} \quad (27)$$

α, β : 学習率

(3) 結果及び考察

表-2 の事象を入力値、既存システムの推論結果を教師値として、対向伝播法と誤差逆伝播法による学習を行った。提示する教師データの数による収束状況の違いを検討するために図-11, 12 では、教師データの数を変えてそれぞれ学習を行い、それによる収束状況の推移を検討した。また、図-13 では、教師データの数を 50 個としたときの対向伝播法、誤差逆伝播法及び既存システムの推論結果を共に示した。

この結果、誤差逆伝播による学習の収束状況は穏やかな曲線を描いているのに対し、対向伝播による

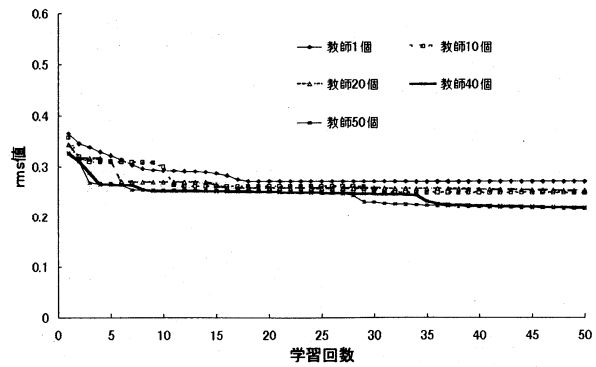


図-11 学習回数による rms 値の推移 (誤差逆伝播法)

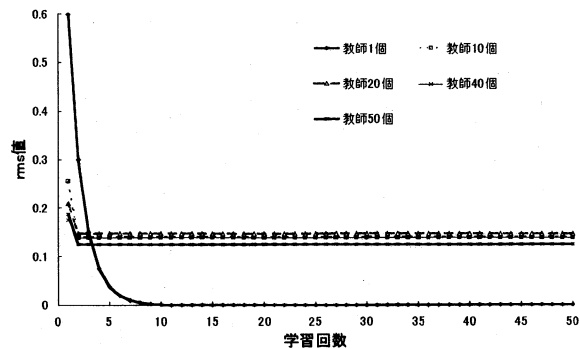


図-12 学習回数による rms 値の推移 (対向伝播法)

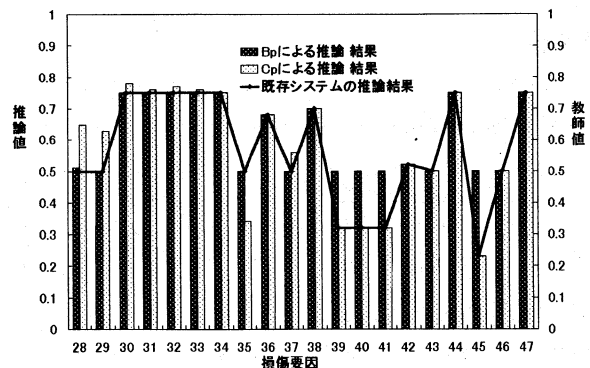


図-13 誤差逆伝播法と対向伝播法による推論結果

学習では早い時期に収束を完了している。更に対向伝播による学習では、教師データの数が収束状況に大きく影響していることが読み取られる。また、図-13 の推論結果をみると個々の出力値では誤差逆伝播法に比べて多少精度は低い、損傷要因の可能性の傾向でみると既存システムと変わらない傾向を示しており、学習速度の利点を考慮すると対向伝播による推論は有効であると考えられる。

5. 終わりに

本研究では、ルールベース洗練機能付汎用型推論システムを min-max 演算とニューラルネットワークの誤差逆伝播学習アルゴリズムを応用して構築した。また、本システムでは、確信度を付与し、確信度の大小比較により通常エキスパートシステムで行われる仮説推論と、システム内に保持しているルールベースの洗練を行えるシステムとした。更に、本システムを補完するため、ブラックボックスとして階層型ニューラルネットワークの誤差逆伝播法と対向伝播法を用いる場合の有効性を検討した。

その結果、ルールベース洗練後のルールを用いた推論結果は演算方法の違い等から既存システムの結果とは多少の差はあるが、本来エキスパートシステムに要求される技術者に対する支援システムとして、損傷要因の可能性の分類は十分に行えるシステムとなっている。また、既存システムの推論結果との間に多少の差はあるが、本システムを補完するため、ブラックボックスとして提示した誤差逆伝播法、対向伝播法も共に、損傷要因の可能性の大小分類に対して適用可能であることが分かった。

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) 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 成司・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, 構造工学論文集, Vol. 36A, pp. 525-535, 1990. 3.
- 6) 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.
- 7) 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.
- 8) 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.
- 9) 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.
- 10) 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板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, 土木学会論文集, Vol. 34A, pp. 551-562, 1988. 3.
- 11) デイホフ(桂井 浩訳): ニューラルネットワークアーキテクチャ入門, 森北出版, 1992. 4.