

第1回ファジィ土木応用シンポジウム

講演論文集

1993年11月29日

京大会館

日本ファジィ学会 ファジィ土木応用研究会

ひびわれ診断へのファジィ関係方程式の応用と 学習の可能性

APPLICATION OF FUZZY RELATION EQUATIONS TO CRACK DIAGNOSIS OF
RC MEMBERS AND POSSIBILITY OF LEARNING

皆川 勝* 吉川弘道**
Masaru MINAGAWA, Hiromichi YOSHIKAWA

In this paper, we propose an expert system to identify causes of cracks appeared on reinforced concrete members. The expert system consists of two phases. One of them is a preliminary diagnosis phase and we can extract candidates from causes listed by using Fuzzy Relation Equations. In the second phase, we may be able to identify the best choice from all the candidates using any production system. In this paper, we propose a modified method to solve inverse fuzzy relation equations, and apply the method to identify causes of cracks of RC members. Next, we investigate the possibility of learning of the expert system that we made. We represent the relationships among causes, symptoms and some conditions which influence deterioration of RC members using a 3-layer Neural Network System. Construction conditions, material used, design conditions and so forth are to be included in the conditions mentioned above. Modified Back Propagation Algorithm is employed to renew the knowledge base automatically.

Key Words; expert system, diagnosis system, neural network, back propagation, reinforced concrete members, fuzzy relation equation.

1. まえがき

AI技術には、狭い意味での記号処理によるAI、言葉の持つ曖昧さを定量的に表現するファジィ理論、脳の持つ学習機能を計算機上で実現しようとするニューラルネットワークなどが含まれる。土木工学分野では、専門家の知識を計算機上に知識ベースとして蓄え、推論エンジンを用いて個別事例に対する解を求めるエキスパートシステムの開発が中心である。診断型のエキスパートシステムの多くは、あたりまえの結果のみを与えることによって、多くの失望を与えてきたが、近年では、ニューラルネットワーク等による学習、知識の獲得などを導入することにより、実用的なシステムを構築する試みがなされている。また、ファジィ理論の応用もいろいろ試みられてきたが、実用上の成功は主として制御の問題に限定されているようである。しかしながら、言葉の持つ本質的なあいまいさを扱う上で、ファジィ理論は有効な理論である。

土木分野におけるこの種の研究としては、三上らの相互結合型ネットワークを用いた鋼橋の疲労損傷診断システム⁽¹⁾および補修方法選定システムに関する研究⁽²⁾、渡辺、古田らのRC床版の耐用性評価のためのファジィ・ニューラル・エキスパートシステムに関する研究⁽³⁾などがある。前者は、相互結合型ネットワークを知識の洗練のために用いている。また、後者は前向き推論と後ろ向き推論を併用して診断問題に対するエキスパートシステムを構築し、さらに補修工法選定にニューラルネットを用いている。しかしながら、この種の研究でファジィ関係方程式を適用したものは見当たらない。

一方、コンクリート構造物は構築後、さまざまな原因によってひびわれを生じることが多く、これが耐久性を損なう原因となることも多い。したがって、その原因推定と、それに応じた補修対策を講じることは、コンクリート

* 工博	武蔵工業大学助教授	工学部土木工学科	世田谷区玉堤1-28-1	TEL.03-3707-3111
** 工博	武蔵工業大学助教授	工学部土木工学科	世田谷区玉堤1-28-1	TEL.03-3707-3111

本RC床版維持管理支援エキスパートシステムの特徴として、以下のものが挙げられる。

- ①本システムでは、ワークステーション NEWS (SONY 社製)の Common Lisp 上に作成されており、システムの移植性・拡張性が高くなり、どこでも利用できる。
- ②多くの橋梁を比較的短期間で評価できる。
- ③ルールを構造化することによって、推論時間を短くすることができる。従来のシステム⁴⁾では、推論を始めてから結果を出力するまで、15～20分程度かかったが、本システムでは、1/4以下になっている。
- ④データの入力方法が対話形式を採用しているため、誰でも簡単に利用できる。
- ⑤本システムでは、後向き推論が可能になったことより、ファジィプロダクションシステムにおいて前向き推論と後向き推論の両方を使用できる。また、後向き推論ルールの条件部で前向き推論を実行することで、ルールをモジュール化できるので、推論時間を短くすることができる。
- ⑥本研究で明らかになったように、具体的な問題を効率的に解決するためには、知識獲得が容易な部分、すなわち、知識の事象間の相関関係が明確な場合には、ファジィプロダクションシステムを用いて適切な推論結果が得られる。また、ルールの作成が困難な部分については、ニューラルネットワークの学習能力を用いれば、少ない事例を用いることにより、何らかの意義ある解を得ることができる^{10)~12)}。

参考文献

- 1) 日本鋼構造協会：公共構造物における材料の使用環境，損傷に関する調査，「構造材材料の信頼性評価技術に関するフィージビリティスタディー」調査報告，(1983)。
- 2) 渡邊英一・古田均・馬野元秀・賀建紅：RC床版の耐用性評価のためのファジィ・ニューラル・エキスパートシステム，構造工学論文集，Vol.39A，pp.493-502，(1993)。
- 3) 白石成人・古田均・馬野元秀・川上宏一郎：RC床版の耐用性評価システムに関する基礎的研究，土木学会論文集，第386号／I-8，pp.285-291，(1987)。
- 4) 古田均：橋梁の鉄筋コンクリート床版の耐用性評価システム，寺野寿郎・浅居喜代治・菅野道夫：「応用ファジィシステム入門」，pp.175-180，オーム社，(1987)。
- 5) 馬野元秀：Lispによるファジィ集合システム，第3回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.167-172，(1987)。
- 6) 中嶋直紀：ファジィ・プロダクション・システムにおける後向き推論の実現とファジィ・データベースとの結合，関西大学修士論文，(1991)。
- 7) 林陽一・井村敦：あいまいな教師信号を用いるニューラルエキスパートシステム，第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.49-55，(1990)。
- 8) 古田均：ファジィ・エキスパート・システム，システム／制御／情報，Vol.34，pp.288-294，(1990)。
- 9) 古田均・大谷裕生・白石成人：ニューラルネットワークを用いたRC床版の健全性評価システムのための知識獲得法，第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.377-380，(1990)。
- 10) 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)。
- 11) 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，構造工学論文集，Vol.38A，pp.557-570，(1992)。
- 12) 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，(1992)。

技術者の重要な業務であり、今もって悩みの種である⁽⁴⁾。

そこで、本研究では、RC部材のひびわれ診断問題を対象として、従来のプロダクションシステムとファジィ関係方程式を複合して用いるエキスパートシステムの概要を述べる。次に、ファジィ関係方程式とその逆解法を提案し、これを用いたエキスパートシステムのプロトタイプによるひびわれ原因推定事例を示す。次に、階層型のニューラルネットワークがここで対象とする問題を表現することができることを述べ、これによる、自己学習型のエキスパートシステム構築の可能性について、数値実験の結果を示しながら論じる。

2. RC部材のひびわれ診断エキスパートシステムの概要

(1) 用いた知識ベース

ここで対象とするひびわれ診断問題が、表一1のような因果関係を持つ知識ベースで与えられるとする。本知識ベースは著者らおよび数名のコンクリート技術者のディスカッションにより求めた。実際のひびわれ問題はさらに複雑で多くの要因を持つと考えられるが、本研究ではプロトタイプを作成し、本方法が有効であるかどうかの判定に用いることを念頭において、項目を主要なものに限定した。

まず、ひびわれ原因として代表的なものを11項目選定し、これを誘発すると思われる条件として、施工条件(8項目)、配合条件(5項目)、材料条件(2項目)、部材・設計条件(4項目)、使用・環境条件(6項目)の5条件25項目を選んだ。表一1の左部分の数値は原因と諸条件の因果関係の強さを表わしており、確信度に相当する。

また、ひびわれ原因により生じるであろう症状については、規則性、パターン、発生時期、ひびわれ幅、方向性、剥離の有無の6分類・計22項目を選定した。これらの症状とひびわれ原因にも表一1に示すような因果関係の強さを設定した。

(2) ひびわれ診断エキスパートシステムの概要

本システムは、建設現場において観測されるひびわれ症状と、設計・施工・配合条件などの基礎的条件の両面からひびわれ発生原因を特定しようとするものである。診断作業は2つのPhaseからなる。Phase1は、ひびわれ症状から複数の発生原因候補を挙げる一次診断である。これにより、2、3個の可能性の高い原因を抽出する。次に、Phase2では、上記の基礎的条件から発生原因をさらにしぼり込む二次診断を実施する。

このような流れで診断を行う場合、二次診断では基礎的条件と原因の因果関係が知識ベースとして確立されていれば、通常のプロダクションシステムを用いて診断することができる。もちろん、確信度などを用いれば不確実な条件下でも推論することが可能である。これに対して、一次診断では症状からいくつかの可能性のある原因を抽出するわけであるが、原因から症状が発生することを考えれば、これが逆問題を構成することは明らかである。しかも、症状は一般に数値よりはむしろ”大きいひび割れ”などの言葉で表現するのが自然であり、ファジィ理論の得意とするところである。また、因果関係も現状で確定的な知識ベースを持ちえないとすればやはりあいまいなものとならざるを得ない。そこで、Phase2では、あいまいさを考慮しつつ逆問題を解かなければならないことから、ファジィ関係方程式によって原因と症状との因果関係を記述することとした。

3. ファジィ関係方程式とその逆解法

(1) ファジィ関係方程式^(5, 6)

あいまいな関係にある二者間の関係をファジィ関係といい、ここでは、ひびわれ発生原因 $X = \{x_i\}$ と、症状 $Y = \{y_j\}$ とのあいだの因果関係をファジィ関係で記述する。ファジィ関係はマトリックス $R = \{r_{ij}\}$ を用いて $X \times Y$ 上のファジィ集合として定義される。ここで、これらのファジィ集合のメンバーシップ関数を次式のように表示する。

$$\begin{aligned} \mu_R: X \times Y &\rightarrow [0,1] \\ \mu_x: X &\rightarrow [0,1] \\ \mu_y: Y &\rightarrow [0,1] \end{aligned} \quad (1)$$

集合X, Yの任意の要素 x_i, y_j に対するメンバーシップ値 $\mu_R(x_i, y_j)$ は、閉区間 [0,1] のなかの適当な実数値をとり、"1"に近ければ関係が強く、"0"に近ければ関係が弱いことを示す。

発生原因Xを入力として受けたファジイ関係Rが症状Yを出力すると考えているが、この場合の各々のメンバーシップ関数には次のような関係が成り立つとする。

$$\mu_Y(y) = v[\mu_X(x) \wedge \mu_R(x, y)] \quad (2)$$

ここで、 \wedge は小さいほうの値をとるmin演算を、 v は大きいほうの値をとるmax演算を示す。上記の演算はmax-min合成演算と呼ばれ、通常次式で表わされる。

$$Y = X \circ R \quad (3)$$

今、ファジイ集合Y及びファジイ関係Rが既知で、ファジイ集合Xを求めるものとする、これは、症状と原因の因果関係が既知で、ある症状が生じるための原因を特定することに相当する、いわゆる逆問題となる。

(2) 既往の逆解法

ファジイ関係方程式の逆解法では多数の解が存在することが多く、また、一般に多くの計算時間を必要とする。したがって、原因候補数や症状の数が多い場合、多くの推論時間を要する。逆解法については、1970年代後半からファジイ理論における主要な論点の一つとして活発に議論されるようになり、例えば、塚本らによる方法(7)は良く知られている。しかし、林ら(8)によれば、塚本らによる方法では、原因数をm、症状数をnとすると、理論的に演算量が $O(m^{n+1}n)$ となり、実用上問題がある。林らはそのような観点から、演算量が $O(mn)$ となる超高速解法を提案した。しかし、この方法でも、症状の値によっては診断結果が得られない場合があり、この点を改良する必要がある。

(3) 改良法の提案

ここでは、林らの超高速解法を改良し、すべての解を含むいわゆる最大解に限定した逆問題の解析手法を示す。まず、ある実数 $p, q \in [0, 1]$ に対して次のような合成演算 ω 及び $\tilde{\omega}$ を定義する。

$$p \omega q = \begin{cases} q & \text{if } p > q \\ [q, 1] & \text{if } p = q \\ \phi & \text{if } p < q \end{cases} \quad p \tilde{\omega} q = \begin{cases} [0, q] & \text{if } p > q \\ [0, 1] & \text{if } p \leq q \end{cases} \quad (4)$$

ここで、 ω 合成は「pとqが与えられて、 $p \wedge z = q$ を満足するzを見い出す」という逆問題の解を与える。

この合成演算を用いた逆解析のアルゴリズムを以下に示す。

ステップ1: Yの各要素に対する非零化

症状Yに、もし"0"の要素があれば、これに微小値を与える。

ステップ2: 以下のU, V行列を求める。

$$U = \{u_{ij}\} = \{r_{ij} \omega y_i\}, \quad V = \{v_{ij}\} = \{r_{ij} \tilde{\omega} y_i\} \quad (5)$$

このとき、各行ごとに u_{ij} の上限値 $u_{ij(u)}$ を小さい順に並びかえ、空集合以外の最も小さいものを $u_{\min, i}$ とする。

ステップ3: $m \times n$ 行列 $C = \{c_{ij}\}$ の算出

$$c_{ij} = \begin{cases} 1: \text{if } u_{ij} \neq \phi \text{ and } u_{ij} = v_{ij} \\ 0: \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

このとき、C行列の各列jごとの和を求め、 $C_{sum,j}$ とする。

ステップ4: C_{ij} 及び $C_{sum,j}$ の変更

$c_{ij}=1$ かつ u_{ij} の下限値 $u_{ij(l)} > U_{min,i}$ であるとき、 C_{ij} を0に変更し $C_{sum,j}$ を1だけ減らす。この修正によって $C_{sum,j}=0$ となったとき、 C_{ij} と $C_{sum,j}$ の値を元に戻し、さらに $U_{min,i}$ としてステップ1で求めた値の次に大きい値を用いて、もう一度条件にしたがって C_{ij} と $C_{sum,j}$ を修正する。これをすべての i,j について繰り返す。

ステップ5: x_i のメンバーシップ値 μ_x を求める。

逆問題の解として、第i要素 x_i のメンバーシップ値 μ_x を以下のように求める。

x_i は第i行に対して $C_{ij}=1$ かつ $C_{sum,j}=1$ を満足するj列が

$$(I) \text{まったくない場合} \quad : \mu_x = [0, U_{min,i}] \quad (7)$$

$$(II) \text{少なくとも一つある場合} : \mu_x = [\max(u_{ijt(l)}), U_{min,i}]$$

ただし、 j_t はC行列の第i行において $c_{ij}=1$ かつ $C_{sum,j}=1$ を満足する列である。

このようにして最大解として与えられる μ_x は、[下限値の最大値, 上限値の最小値]という区間値として与えられる。

4. ひびわれ診断事例

上述の逆解法を推論エンジンとし、2. (1)で示した原因と症状の因果関係を知識ベースとしたエキスパートシステムをパソコン上で構築した。

本システムの解析精度を確認するため、まず、唯一の原因から現われる症状を想定して、これらの症状から想定した原因を特定するための逆解析を各原因に対して個々に実施した。この結果を表-2に示す。なお、ここでは原因のうちプラスチック収縮は除いている。したがって、 X_9 はアルカリ骨材反応であり、 X_{10} は乾燥収縮である。ここで、対角項がすべて"1"となり、非対角項がすべて"0"となれば厳密な解であることになる。この診断が唯一の原因を特定することを念頭に置いていないことを考えれば、同表の結果はほぼ満足できるものといえる。なお、症状として R_{5j} を用いたとき、推定される原因として正解である X_5 のほかに、メンバーシップ値は小さいも

表-2 単独の原因を想定した場合の症状から逆解析で求めた推定原因

原因 症状	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀
R _{1j}	1.0, 1.0									
R _{2j}		1.0, 1.0								
R _{3j}			0.0, 1.0							
R _{4j}				0.0, 1.0						
R _{5j}					0.0, 1.0					0.0, 0.4
R _{6j}						1.0, 1.0				
R _{7j}							1.0, 1.0			
R _{8j}								0.0, 1.0		
R _{9j}									0.0, 1.0	
R _{10j}										1.0, 1.0

(j:1~22) ※空欄は"0.0, 0.0"を示す

表-3 実問題に対して適用した場合の原因推定結果—専門家の判断との比較—

	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	事 例
No.1			0.0, 1.0		0.0, 1.0	0.0, 0.5	0.0, 1.0	0.0, 1.0			初期凍害による学校建築のひびわれ
No.2			0.0, 1.0	0.0, 1.0		0.0, 0.5	0.0, 1.0	0.0, 0.8			アルカリ骨材反応による外壁のひびわれ
No.3			0.0, 1.0				0.0, 1.0	0.0, 0.8			RC橋げた及び橋脚のひびわれ
No.4				0.0, 1.0		0.0, 0.8			0.0, 1.0		道路トンネル内壁のひびわれ

※空白は [0.0, 0.0] を表す

の X_{9j} もあげられているが、これは誤診断を意味するものであり、 r_{5j} と r_{9j} が類似していることによるものと考えられる。

次に、実際に生じたひびわれ発生事例の4例⁽⁴⁾について発生原因を推定した。その結果を表一3に示す。本システムによる診断では3から5項目の原因を抽出しているのに対して、専門家による実地検証では表中の網かけの項目を原因として指摘している。したがって、本システムは正解を含むいくつかの原因の候補を抽出しており、本来の目的に対応した推論結果を与えていることがわかる。これらの候補から原因を特定するため、前述の施工条件などの基礎的条件を用いたPhase 2の推論を本システムにリンクさせることが有効である。

5. 学習機能を持つエキスパートシステムのための試み

(1) ニューラルネットワークと診断問題

上述のようにファジィ関係方程式の逆解法を推論エンジンとするエキスパートシステムと従来型の推論を併用することにより、ひびわれ原因を特定することが可能であることを述べた。しかしながら、このシステムは当然ではあるが知識ベースに依存した解を与えるのみであり、事例から知識ベースを自動更新することはできない。本節では、諸条件、原因、症状の因果関係が2で述べたような2段推論で表わせるとした場合を例に、諸条件及び症状を同時的に用いて原因を特定しながら、知識ベースも同時に自動更新することが可能な、自己学習機能を有する診断システム構築の可能性を検討する。

ここで、諸条件、原因、症状は図一1に示すように結合したユニットからなる階層型のネットワークを構成すると考える。各結合は方向性を持つ。ひびわれ診断では、諸条件が原因を誘発し、その原因が症状を発生させるという方向性を持つわけである。そして、想定されている問題は原因を特定する問題であるから、いわゆる同定問題となる。このような階層型ネットワークの同定問題に対しては誤差逆伝播に代表されるニューラルネットワークが威力を発揮するが、通常のニューラルネットワークでは、各ユニット間の結合には基本的には特別な意味づけはされない。これに対して、ここで対象としている問題では、各結合がおのおのの因子間の因果関係を直接表わすことになり、ユニット間の結合に意味を持たせることになる。このことは、極端なことを言えば、通常のニューラルネットワークのように、望ましい出力さえ得られれば重み係数は何でもよいということではなく、解の唯一性が保証されなければならないことを示している。しかし、ひとたびこれが保証されれば、事例による学習を行うたびに重み係数、すなわち知識ベースは自動的に更新され得る。

本研究では、4.まで述べたエキスパートシステムに対する学習機能付与の可能性を探る目的で、各結合間に意味を持たせた階層型ネットワークの診断問題への適用の可能性を探る端緒として、ネットワークの基本的な特性を調べた。

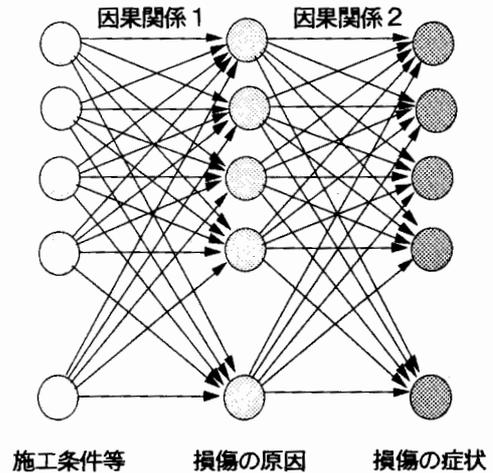
(2) システムの概要

(a) 入出力値

入出力値は施工条件などの諸条件と症状である。これらはすべて $[0,1]$ の範囲の実数値をとるものとする。数値が“0”に近いほど、その項目が確定的に成立しないことを示し、“1”に近いほど確定的に成立するものとする。

(b) 重み係数

重み係数は因果関係を直接表わすものとする。したがって、既存の知識ベースから重み係数が決定される。重み係数値はすべて $[0,1]$ の範囲の実数値をとるものとする。数値が“0”に近いほど、確定的に因果関係がないことを示し、“1”に近いほど確定的に因果関係があるものとする。つまり、重み係数の大きさは、因果関係の強さ



図一1 学習可能なひびわれ診断システム概念

を表わすと同時に、不確定さの度合を表わす。したがって、重み係数値が” 0.5” に近いほど不確定さが大きいとみなす。

(c) ルールの合成演算及び学習アルゴリズム

ファジィ関係におけるmax-min合成演算やマイシシで採用されている確信度の結合演算なども考えられるが、ここでは、理論的に解の収束が保証されていることから、ニューラルネットワークの誤差逆伝播で用いられる以下の方法⁽¹⁰⁾を採用する。

$$S_j = \sum_i a_i w_{ji} \quad (8) \quad \delta_j = (t_j - a_j) f'(S_j) \quad (9)$$

$$\delta_j = \left[\sum_k \delta_k w_{kj} \right] f'(S_j) \quad (10) \quad \Delta w_{ji} = \eta a_i \delta_j \gamma \quad (11)$$

$$\epsilon = \frac{\sum_{k=1}^{N_{\text{teach}}} \sqrt{\sum_{j=1}^{N_{\text{out}}} (t_{j,k} - a_{j,k})^2}}{N_{\text{out}} N_{\text{teach}}} \quad (12) \quad \epsilon_w = \frac{\sum_{k=1}^{N_{\text{teach}}} \sqrt{\sum_{\text{all connections}} (w_k - w_{\text{true},k})^2}}{N_{\text{teach}} N_{\text{connect}}} \quad (13)$$

ここで、 η は学習率、 N_{out} は出力層のユニット数、 N_{teach} は教師データ数、 N_{connect} は総結合数である。

入力層からの出力値 a_i は中間層のユニット j に達し、式(8)でユニット j からユニット i への重み w_{ji} を用いて加算される。次に関数 f によりしきい値操作が行われる。その結果はユニット j の活性レベルとなり出力相互結合のすべてに沿って送られる。この順伝搬が中間層に対して行われ、最終的に出力層に出力パターンが提示される。順伝播終了後、目標出力値 t_j が出力値と比較され、式(9)により出力層の誤差が算出される。そして δ_j は式(10)によって入力層に向かって逆伝搬される。このエラー値を用いて、重みは式(11)により調整される。この順伝搬と逆伝搬が複数の教師データに対して実行され、更にそれがグローバルに繰り返されることによって重みが調整され出力パターンと目標パターンの誤差が次第に減少する。ここで、 γ は本研究で導入した係数であり、「重み係数値が” 0.5” に近いほど不確定さが大きいとみなす」ことに対応する。図-2に示すように、この値は重み係数の初期値及び学習中の重み係数値の両者の関数となる。また式(12)及び式(13)はそれぞれ出力値と重み係数の誤差を表わす指標である。

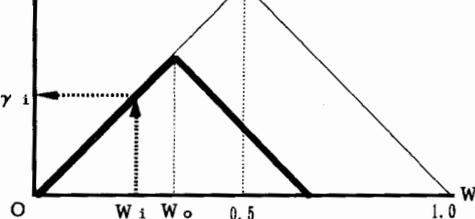
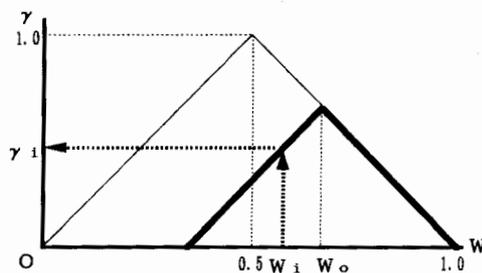


図-2 重み係数の更新のために導入した係数 γ の定義

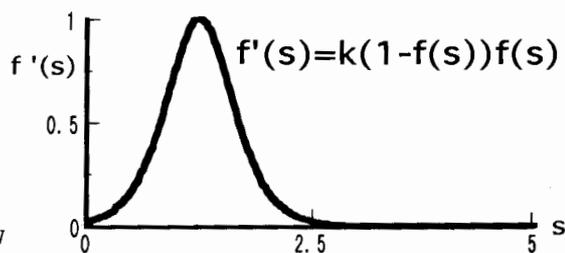
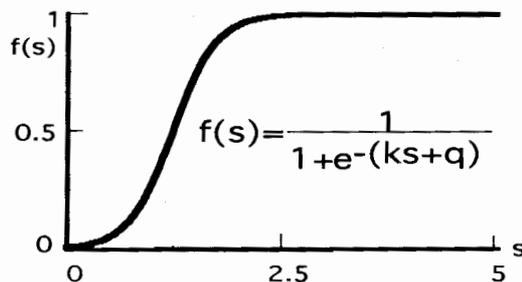


図-3 しきい値関数とその導関数

(3) 数値計算例

まず、ある特定の原因 X_i と因果関係のある条件項目に”1”を与え、原因層(=中間層)及び症状層(=出力層)のユニット値を算出した。この際、ネットワークの特性を規定するシグモイド関数の形状パラメータ q および κ は試行錯誤によりそれぞれ $q=1.25$, $\kappa=4.0$ と決定した。このときのシグモイド関数およびその導関数を図-3に示す。なお、学習率 $\eta=0.5$, 収束判定のための $\epsilon_{\text{min}}=10^{-5}$ とした。

表-4に原因層のユニット値を示す。各列は原因 X_i に因果関係を持つ諸条件に対して入力値1.0を与えたとき

表-4 各単独原因と因果関係を有する諸条件に入力値”1”を与えたときの原因層の値

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11
X1	0.999	0.993	0.007	0.007	0.007	0.953	0.007	0.007	0.007	0.007	0.007
X2	0.993	1	0.007	0.007	0.007	0.731	0.047	0.007	0.007	0.007	0.007
X3	0.007	0.007	1	0.269	0.731	0.007	0.007	0.881	0.047	0.018	0.018
X4	0.007	0.007	0.269	1	0.269	0.731	0.731	0.047	0.731	0.007	0.731
X5	0.007	0.007	0.731	0.269	1	0.269	0.269	0.269	0.269	0.119	0.119
X6	0.953	0.731	0.007	0.731	0.269	1	1	0.047	0.269	0.269	0.269
X7	0.007	0.047	0.007	0.731	0.269	1	1	0.119	0.5	0.269	0.5
X8	0.007	0.007	0.881	0.047	0.269	0.047	0.119	1	1	0.119	1
X9	0.007	0.007	0.047	0.731	0.269	0.269	0.5	1	1	0.119	1
X10	0.007	0.007	0.018	0.007	0.192	0.269	0.269	0.119	0.119	0.953	0.119
X11	0.007	0.007	0.018	0.731	0.119	0.269	0.5	1	1	0.119	1

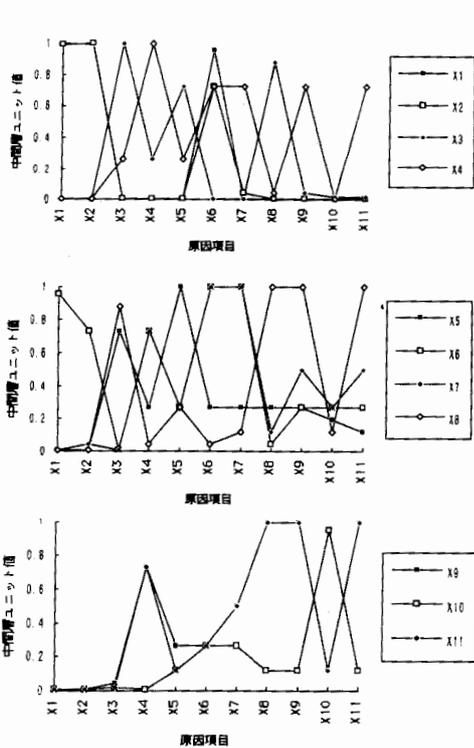


図-4 各単独原因と因果関係を有する諸条件に入力値”1”を与えたときの原因層の値

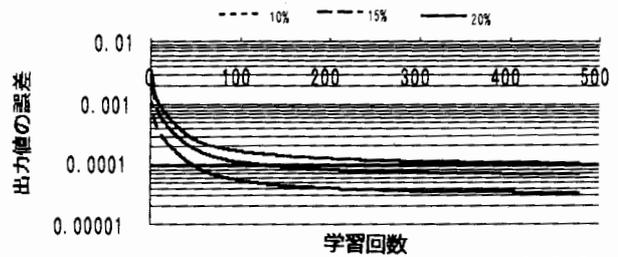


図-5 学習回数と症状層の出力値の誤差の関係

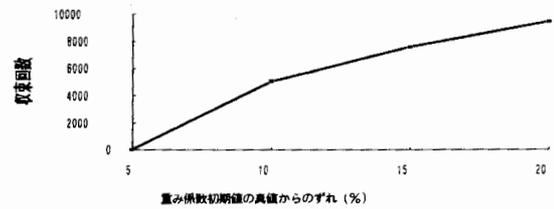


図-6 重み係数初期値と収束までの学習回数の関係

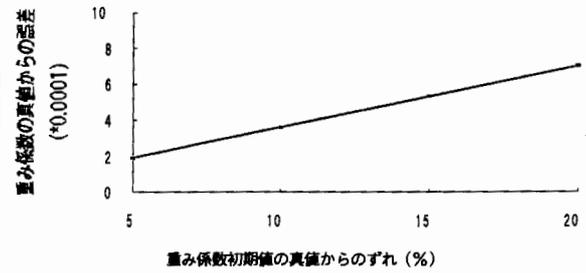


図-7 重み係数初期値と学習後の重み係数の誤差の関係

表-5 各単独原因と因果関係を有する諸条件に“入力値”1”を与えたときの症状層の値

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11
Z1	0.063	0.039	0.007	0.573	0.025	0.335	0.58	0.313	0.518	0.025	0.518
Z2	0.007	0.007	0.712	0.015	0.101	0.008	0.011	0.75	0.292	0.011	0.277
Z3	0.952	0.952	0.017	0.021	0.021	0.931	0.019	0.009	0.017	0.009	0.015
Z4	0.007	0.007	0.163	0.787	0.576	0.515	0.687	0.404	0.853	0.396	0.784
Z5	0.007	0.007	0.612	0.805	0.72	0.543	0.744	0.88	0.984	0.466	0.875
Z6	0.031	0.026	0.007	0.291	0.03	0.65	0.65	0.012	0.071	0.04	0.071
Z7	0.994	0.987	0.081	0.98	0.311	1	0.982	0.922	0.907	0.068	0.901
Z8	0.007	0.007	0.351	0.024	0.056	0.019	0.025	0.326	0.465	0.012	0.433
Z9	0.142	0.144	0.453	0.894	0.148	0.815	0.634	0.961	0.997	0.018	0.997
Z10	0.273	0.286	0.044	0.722	0.043	0.801	0.484	0.109	0.723	0.012	0.723
Z11	0.946	0.893	0.03	0.983	0.222	1	0.985	0.887	0.961	0.105	0.955
Z12	0.77	0.621	0.767	0.473	0.939	0.972	0.682	0.586	0.172	0.577	0.094
Z13	0.946	0.909	0.489	1	0.868	1	1	0.999	1	0.609	1
Z14	0.999	0.999	0.956	1	0.998	1	1	0.999	1	0.822	1
Z15	0.975	0.943	0.873	0.981	0.975	0.999	0.981	0.926	0.821	0.345	0.717
Z16	0.974	0.948	0.079	0.988	0.354	1	0.994	0.857	0.902	0.091	0.896
Z17	0.974	0.948	0.079	0.988	0.354	1	0.994	0.857	0.902	0.091	0.896
Z18	0.892	0.892	0.007	0.007	0.007	0.751	0.008	0.007	0.007	0.007	0.007
Z19	0.007	0.007	0.216	0.132	0.055	0.023	0.074	0.953	0.953	0.017	0.953
Z20	0.007	0.007	0.314	0.823	0.718	0.516	0.688	0.591	0.858	0.4	0.787
Z21	0.007	0.007	0.852	0.335	0.802	0.179	0.179	0.318	0.148	0.101	0.08
Z22	0.999	0.999	0.248	0.999	0.458	1	1	1	1	0.204	1

表-6 原因x1（不等沈下）を想定したときの学習後の原因層と症状層の値

原因	α	5%	10%	15%	20%	真値
X1		0.9991	0.9991	0.9991	0.9991	0.9991
X2		0.9933	0.9931	0.9927	0.9924	0.9933
X6		0.9526	0.9526	0.9526	0.9526	0.9526

症状	α	5%	10%	15%	20%	真値
Z1		0.0630	0.0630	0.0630	0.0630	0.0630
Z2		0.0070	0.0070	0.0070	0.0070	0.0070
Z3		0.9516	0.9517	0.9516	0.9516	0.9517
Z4		0.0073	0.0073	0.0073	0.0073	0.0073
Z5		0.0074	0.0074	0.0074	0.0074	0.0074
Z6		0.0314	0.0314	0.0314	0.0314	0.0314
Z7		0.9940	0.9939	0.9940	0.9940	0.9941
Z8		0.0070	0.0070	0.0070	0.0070	0.0070
Z9		0.1418	0.1418	0.1418	0.1418	0.1418
Z10		0.2736	0.2736	0.2736	0.2736	0.2735
Z11		0.9466	0.9465	0.9465	0.9466	0.9464
Z12		0.7700	0.7700	0.7700	0.7700	0.7700
Z13		0.9462	0.9462	0.9462	0.9462	0.9462
Z14		0.9990	0.9990	0.9990	0.9990	0.9990
Z15		0.9746	0.9746	0.9746	0.9746	0.9746
Z16		0.9740	0.9740	0.9740	0.9740	0.9740
Z17		0.9740	0.9740	0.9740	0.9740	0.9740
Z18		0.8924	0.8924	0.8924	0.8924	0.8924
Z19		0.0071	0.0071	0.0071	0.0071	0.0071
Z20		0.0073	0.0074	0.0073	0.0073	0.0074
Z21		0.0072	0.0072	0.0072	0.0072	0.0072
Z22		0.9990	0.9990	0.9990	0.9990	0.9990

の各原因を表わすユニットの値である。また、図-4に結果を図示する。いずれの X_i に対する結果も、対角項に1.0あるいはそれに近い値がでている。しかし、たとえば1行2列(=2行1列)のように非対角項でも1.0に近い数値が現われている。これは、諸条件だけでは原因は必ずしも特定できないことを示している。表-5に同じ計算によって得られた症状層のユニット値である。表中の網かけ部は表-1の知識ベースで因果関係があるとみなされている箇所である。全体的に網かけ部に大きな数値が現われ、非網かけ部に小さな数値が現われており、この結果は納得ゆくものである。

次に、一例として原因 X_1 に因果関係を持つ諸条件に対して入力値1.0を与えた場合について、同定計算を実施した。入出力データは上述の計算によりあらかじめ求めておき、真値と異なる重み係数を初期値として与えて学習させ、真の重み係数値に収束するかを調べた。この場合、重み係数の初期値は真値を $W_{ijk(t)}$ とすると、

$$\begin{aligned} W_{ijk(t)} \geq 0.5 \text{ の場合} & \quad W_{ijk(t)} - (W_{ijk(t)} - 0.5) \times \alpha \\ W_{ijk(t)} < 0.5 \text{ の場合} & \quad W_{ijk(t)} + (0.5 - W_{ijk(t)}) \times \alpha \end{aligned} \quad (14)$$

とした。ここで、 α は0.05, 0.1, 0.15, 0.2の4通りとした。真値から重み係数がずれるということはすなわち、不確かさが増加することを意味すると考えているため、重み係数は0.5に近づけることになる。

表-6に収束後の原因層及び症状層のユニット値を真値と比較して示す。なお、原因層に関しては0.0の項目は省略した。いずれの場合も真値と同定結果は良く一致しており、ユニット値に関しては α の値に限らず正解が得られた。図-5は、横軸に学習回数を横軸に症状層のユニット値の誤差 ε を縦軸にとり示したものである。また、図-6は横軸に α を百分率でとり、縦軸に収束までの学習回数を示した。 $\alpha=5\%$ の場合には1回の順伝播で収束判定基準を満たした。収束までの学習回数は、当然収束判定基準に依存するが、重み係数の初期値が真値からずれるほど学習回数は増加する。また、このときの重み係数の真値からの誤差を図-7に示す。学習終了時の重み係数の誤差は、 α が増えるにしたがってほぼ直線的に増加している。このことは、初期値の相違によって、得られる重み係数が異なることを示している。本研究では、重み係数は明確な意味を持っている数値であることから、重み係数のどの程度のずれまで許容できるかを把握することは重要な意味を持つが、本論では結論は得られなかった。

通常のニューラルネットワークでは入出力関係を再現するシステムを構築することができるが、重み係数に関しては多数の解が存在する。本研究のように重み係数に明確な見つけをしようとする場合には、重みの正解も唯一である必要がある。そのために、既存の知識ベースの精度が重要な意味を持つてくると思われる。

6. おわりに

本研究では、階層型の多段推論問題をファジィ関係方程式の逆解法を用いて解く方法論を示し、逆解法のアルゴリズムを提案するとともに、数値計算によりその有効性を調べた。さらに、自己学習機能をもつ診断型エキスパートシステムの可能性を、階層型ネットワークの誤差逆伝播アルゴリズムを修正して用いることによって検討した。今後、Phase 1とPhase 2のリンクをはかるとともに、学習機能を有するエキスパートシステムの構築を進める予定である。

参考文献

- (1) 三上市蔵, 田中成典, 土田貴敏, 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/A-17, pp.41-50, 1992年.
- (2) 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能力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.855-888, 1991年.
- (3) 渡辺英一, 古田均, 馬野元秀, 實建紅: RC床版の耐用性評価のためのファジィ・ニューラルエキスパートシステム, 構造工学論文集, Vol.39A, pp.493-502, 1993年.
- (4) 日本コンクリート工学協会: コンクリートのひびわれ診断・補修指針, pp.218-222.
- (5) 大里有生: ファジィ関係の概念と方法, 日本ファジィ学会講習会テキスト『ファジィ理論の基礎』, pp.37-56, 1990年.
- (6) 寺野寿郎, 浅居喜代治, 菅野道夫: ファジィシステム入門, pp.139-148, 1987年.
- (7) 塚本弥八郎, 田代勤: Fuzzy逆問題の解法, 計測自動制御学会論文集, Vol.15, No.1, pp.21-25, 1979年.
- (8) 林陽一, 井村致: ファジィ対応の逆問題の高速解法, 第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, 日本ファジィ学会, pp.183-188, 1990年.
- (9) 例えば, Daphoff, J.E. (桂井浩訳): ニューラルネットワークアーキテクチャ入門, pp.61-82, 森北出版, 1992年.

鋼橋景観設計へのニューラルネットワークの適用

APPLICATION OF NEURAL NETWORK TO AESTHETIC DESIGN OF
STEEL BRIDGES.

古田 均* . 保田 敬一** . 神野 裕昭***
Hitoshi FURUTA , Keiichi YASUDA , Hiroaki JINNO

In the recent years, the importance of the landscape in the environmental design of bridges is being greatly acknowledged. The present study concerns with the development of a method which, by applying the learning ability of the neural network to the data of past bridge designs, attempts to quantify and assess the landscape design. The data, totaling over 100 bridges, were collected from the 'Bridge Annals' and include both objective and subjective data of continuous girder and arch bridges.

Key Words: neural network, landscape design, bridge

1. まえがき

橋梁設計における景観の重要性は最近の社会的ニーズから広く認識されるようになってきた。しかし、実務で景観設計を行うには、橋の形態やその周辺環境等多くの要因を考えねばならず、その労力や時間の割には定性的な評価しか行えないのが現状である。橋梁の設計は、経済性、施工性、維持管理さらに景観性等を考慮して行うが、景観は主観的、客観的な要素が入り混じったものになる。また、その評価も人によって、あるいはその状況によっても変化するため、定量的にとらえることは困難である。さらに、エキスパートシステム等を構築するための有意なルールを作成することも容易ではない。

以上に鑑み、本研究ではニューラルネットワークの学習機能を利用して過去の橋梁設計例を学習させることにより、橋梁の景観設計の定量的評価を試みた。さらに、橋梁の景観設計において重要な要素である色彩に関する項目と周辺環境との調和についても含めたものとしている。

ニューラルネットワークは主にパターン認識を得意としており、入力値と出力値のサンプルデータを学習させることによってそのサンプルデータを模倣するものである。この結果、景観設計における有益な情報を得ることが可能となる。

* 工博 京都大学助教授 工学部土木工学科

** (株)ニュージェック 土木第二部

*** (株)建設技術研究所 技術第四部