

橋脚補強優先順位決定問題へのニューラルネットワークの適用

An application of neural network for making decision of retrofit priority

作田 健*, 香月 智**, 深和 岳人***, 杣 辰雄****

Takeshi SAKUDA, Satoshi KATSUKI, Gakuto FUKAWA and Tatsuo SOMA

* 防衛大学校 理工学研究科学生 (〒239-8686 横須賀市走水 1-10-20)

** 工博 防衛大学校助教授 建設環境工学科 (〒239-8686 横須賀市走水 1-10-20)

*** 工(修) 防衛大学校助手 建設環境工学科 (〒239-8686 横須賀市走水 1-10-20)

**** 工(博)中央コンサルタンツ(株)福岡支店(〒810-0062 福岡市中央区荒戸 1-1-16)

This paper presents an application of neural network system for making decision of retrofit priority. In order to reflect variety or change of the demand, the proposed method is needed not a equation of evaluation but a engineer's judgment of paired comparison only. The objective function of neural network system is to decide priority order by the engineer's judgment of paired comparison. Several computational examples are presented to show the concept, and/or ability of the proposed method.

Key words: Neural Network, judgment of paired comparison, priority decision

キーワード: ニューラルネットワーク, 一対比較判断, 優先順位

1. 緒言

近年, 土木構造物の維持・補修, または補強に関する問題が顕在化しつつある^{1~4)}。補修・補強の問題は, 施策, 方策自体のハード的な問題のみならず, 多様の需要の中で, どのような順番と時期で対策を講ずるかを決定するソフト的な問題がある。大局的には, 予算的側面による可能性と対策の重要度による優先順位等を総合的に判断して決定されるものである^{5~11)}。例えば, 中村ら^{5), 7)}は, 補修・補強費用と定期点検費用の合計を経済性とし, 橋梁の耐久性と耐荷性を品質指標とし, この2つを最適化指標としたGA, IAを用いた優先順位評価システムを提案している。また, 近田ら^{6), 9), 11)}は, 各橋梁の補修パターンごとに補修費用並びに評価値の増加量を算出しておき, 各橋梁ごと用意された部位単位での補修パターンの中から, 一定の予算内で補修による橋梁群全体の評価値が最大となるようなGAによる優先順位評価手法について検討している。また, ライフサイクルコストや同時施工による仮設費等の費用削減効果, 補修工法による効果, 周辺住民への影響を目的関数とした研究もおこなわれている^{8), 10)}。また, 大島ら³⁾は, ファジィ数量化理論を適用し, 点検結果から作成した橋梁点検データベースを基に各部材の損傷度より橋梁全体に対する健全度診断することにより, 補修優先順位を決定する研究も行われている。

ところで, 優先順位決定問題においては, 安全性や緊急性が明確に判断できることは少なく, 多くの場合, 物理的評価の困難な判断要因を基に優先順位を決定する必要がある。

る。

橋脚補強に関しては, 優先順位の評価関数を文献¹²⁾を参考にして決定しているようであるが, この関数形式自体に明確な根拠がないことや, 地域性を反映した重み係数の決定が難しいなどの問題点がある。

本研究は, 優先順位決定法に, 地域的要因や技術者の価値判断を柔軟に取り入れることが可能なニューラルネットワークを用いた一対比較判断情報に基づく優先順位決定法を開発し, 橋脚補強優先順位決定問題へと応用することを試みたものである。ここで, 地域性とは, その道路の全国的標準性能とは異なった文化的価値や, 地域特有の自然条件, 環境条件の考慮をいう。

2. 提案システム

(1) 従来システムと問題点

橋脚補強の優先順位は, 簡易なリスク評価式を作成し, リスクの大きいものを補強優先度が高いと指定する。一般に評価式は次の2形式がある¹²⁾。

$$R = W_s S + W_v V + W_i I \quad (1)$$

$$R = S^{W_s} \times V^{W_v} \times I^{W_i} \quad (2)$$

ここで, R : 地震リスク, S : 地震強度, V : 脆弱度, I : 重要度, W_s, W_v, W_i : それぞれ S, V, I に対応する重み係数。

式(1), (2)のリスクは, 便宜上の数値であり, 定義通りリスクを確率計算に基づいて計算する手法もあるが¹³⁾, 現

順位	因子 (X)	リスク (R)	橋脚名
1	3, 8, 2	3.15	D
2	2, 6, 9	3	C
3	4, 5, 4	2.95	A
:	:	:	:
i	3, 2, 3	1.85	F
:	:	:	:
j	3, 1, 3	1.55	H
n	1, 1.2, 2	0.11	Q

図-1 リスク評価と優先順位

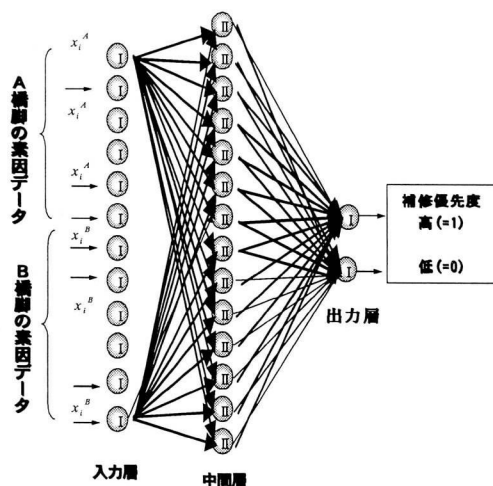


図-2 相対評価ニューラルネットワーク

実はは定量化が可能な基礎データが不足している^{1,2)}。よって、式(1)、(2)で求められる R 値は、その絶対量に意義はなく、その相対的な大小関係によって優先順位が決定可能な点に意義がある。ところで、 S 、 V 、 I の変数については、さらに細分化されたパラメータが存在するのでこれらを一括して、素因データベクトル $\mathbf{x}$ と表すと、式(1)、(2)は一般的に次式となる。

$$R = f(\mathbf{x}, \mathbf{w}) \quad (3)$$

よって、橋脚ごとの素因データを用いて、リスクを求めると、図-1に示すように補強優先順位がリスクの大小関係によって決定される。ここで問題となるのは、式(3)において重み係数が適切な値でない場合の対応策である。式(3)のリスク(R)は絶対的価値を有しない量であり、重み係数が適切でないと、図-1のように並べられた優先順位が思わしくない結果となる。すなわち、管理者や技術者は、図-1に示すような優先順位の結果に不満があると式(3)の中にある重み係数が不適切であることを認識し、修正せざるを得ない。しかし、この要求と重み係数の関数型は必ずしも思いどおりに一致することはない。例えば、仮定した重み係数を用いて得られた順位において、仮に、図-1のF橋脚と

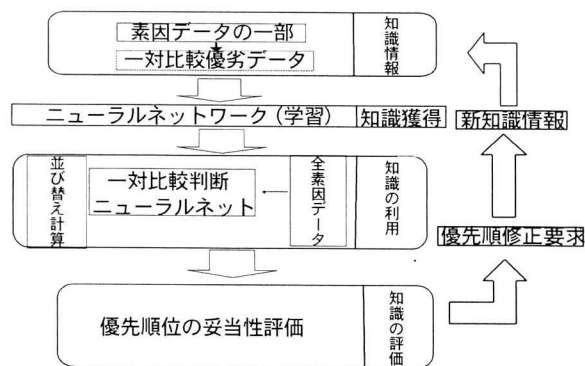


図-3 一対比較ニューラルネットワークによる優先順位

表-1 一対比較判断表

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1		○	○	○	○	○	○	○	○	○
2	x		○	○	○	○	○	○	○	○
3	x	x		○	○	○	○	○	○	○
4	x	x	x		○	○	○	○	○	○
5	x	x	x	x		○	○	○	○	○
6	x	x	x	x	x		○	○	○	○
7	x	x	x	x	x	x		○	○	○
8	x	x	x	x	x	x	x		○	○
9	x	x	x	x	x	x	x	x		○
10	x	x	x	x	x	x	x	x	x	

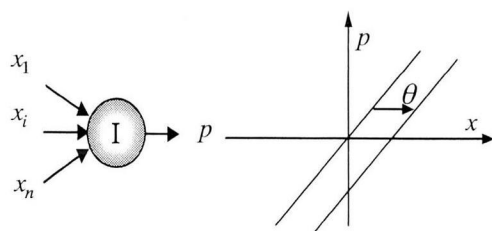
既知データ 判断データ

H橋脚の順位を入れ替えたいという技術・政策的な要求が生ずると、式(3)の $\mathbf{w}$ ベクトルを修正して並び替えをする必要があるが、これは順番への要求であって数値的な修正要求でないので、試行錯誤的に重み係数を修正して、並び替えた順番を確認することになる。その場合、FとH以外の橋脚の順番を変化させずに入れ替えることは、極めて困難であるため、新しい順番（例えばAとCが入れ替わった等）に対して新たな不満が生じてしまう。このように、時として、収束不可能な作業過程に陥ってしまうことがある。

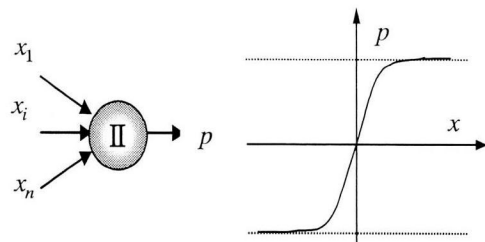
これは、数学的な観点からみると、①順番は微分不可能な評価関数であるので微分係数を根拠とする収束計算の適用が難しいこと、②式(1)や(2)のような線形多項式または、非線形算術積のように固定された数式表現の中で、求める順位に対応する重み付けの解が存在する保証がないことに問題がある。また、工学的には、③そもそも優先順位には、技術者の物理的評価の困難な価値観が含まれるため、どの程度要求に対して忠実なリスク関数をフィッティングすべきかが不明確であることが考えられる。ただし、式(3)によるリスク算定が真に定量的な意義を有するリスクを計算できる場合には、このようなことは起こらない。

(2) 提案システム

提案システムは、リスク関数の意義が相対評価能力にあることに着目する。そのうえで、図-2に示すような、2つの橋脚に関する素因データを与えると、どちらの橋脚の優先度が高いかを判定する一対比較型のニューラルネットワークシステムを構築することにより、図-3に示すように、予め一部の素因データに対する優劣の判断基準データを与えて学習させた後、判定すべき全橋脚データに対する優先



(a) I型ニューロン



(b) II型ニューロン (シグモイド関数)

図-4 ニューロン特性

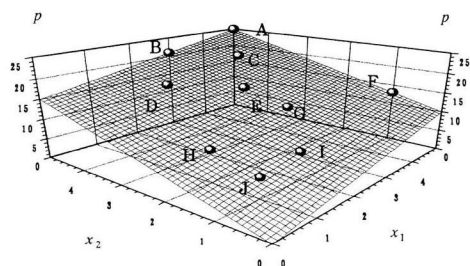


図-5 線形優先度関数

順位を決定するシステムである。この特徴としては、得られた優先順位に修正の必要がある場合には、その優劣判断の変更情報自体が、新しく獲得された知識情報として、直接的にニューラルネットワークの学習情報に加えることができるため柔軟にシステムの更新を図ることができる点にある。

さて、一対比較型システムによる順位決定問題の特質について、表-1の例を用いて詳述する。表-1には、橋脚名を数字の1～10で表している。便宜上、この数字と優先順位が一致しているものとする。一対比較において、行が列に対して優位である場合に○、逆を×とするとき明らかに、右上の三角形が○、左下が×となるべきである。さて、図-3で示すシステムにおけるニューラルネットワークでは、この一部、例えば表中の網掛け部分のデータを既知データとして学習させ、他の部分を正確に推定することが望まれる。既知データとは、具体的に予め技術者等がアンケートなどの手間をかけて与えるものである。なるべく少ない数であることが望ましい。

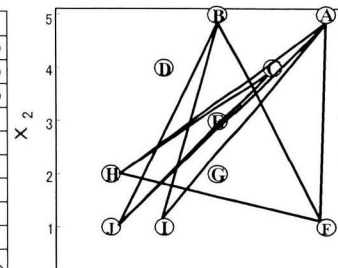
なお、以上、研究上の問題点を整理すると、①ニューラルネットワークでは一部の一対比較既知データを与えるこ

表-2 10橋脚の素因データ (線形関数)

Priority NO.	NAME	x_1	x_2	P
1	A	5	5	25
2	B	3	5	21
3	C	4	4	20
4	D	2	4	16
5	E	3	3	15
6	F	5	1	13
7	G	3	2	12
8	H	1	2	8
9	I	2	1	7
10	J	1	1	5

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
A										
B										
C										
D										
E										
F	x	x								
G										
H	x		x		x					
I	x	x								
J	x	x	x							

(a) 与データ



(b) ネットワーク

図-6 無作為組み合わせ

表-3 無作為抽出学習後の一対比較判断結果

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
A		○	○	○	○	○	○	○	○	○
B	x		○	○	○	○	○	○	○	○
C	x	x		○	○	○	○	○	○	○
D	x	x	x		○	○	○	○	○	○
E	x	x	x	x		○	○	○	○	○
F	x	x	x	x	x		○	○	○	○
G	x	x	x	x	x	x		○	○	○
H	x	x	x	x	x	x	x		▲	○
I	x	x	x	x	x	x	x	▲		○
J	x	x	x	x	x	x	x	x	x	

判定優先順位 ABCDEFG (HI) J

とによって、全体を正しく判断することが可能であるか、②その場合、一部データの抽出方法はどのようなものが望ましいか、ということについて検討する必要がある。以下に、基本的な問題設定により、これらの点につき検討を行う。

3. 数学的問題例

ここでは、優先順位決定関数が数学的に与えられる基本例題によってニューラルネットワークシステムの適用性を検討する。用いたニューラルネットワークは図-2に示す3階層構造のものであり、入力層と出力層には、図-4に示す線形ニューロンを、中間層には、シグモイド関数の非線形ニューロンを用いている。また、出力層のニューロンの大小により優劣判断を行うため、2つのニューロンとする。

3.1 線形優先度関数

式(1)に相当する優先度関数が次式で与えられるものとする。ここで、優先度関数は、技術者の価値を逆解析時に示したものであり、隠された関数と仮定する。

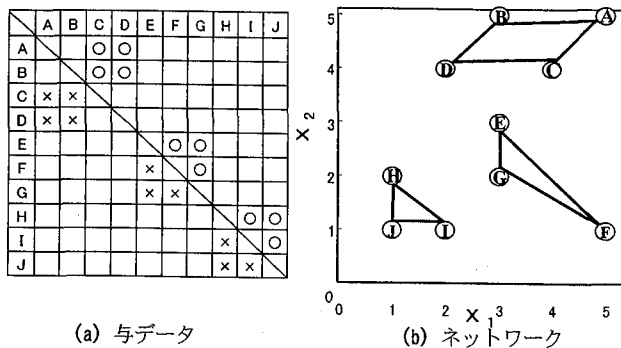


図-7 最短距離組み合わせ学習データ

表-4 提案システムの推定結果

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
A										
B	x									
C	x	x								
D	x	x	x							
E	x	x	x	x						
F	x	x	x	x	x					
G	x	x	x	x	x	x				
H	x	x	x	x	x	x	x			
I	x	x	x	x	x	x	x	x		
J	x	x	x	x	x	x	x	x	x	

$$P = 2x_1 + 3x_2 \quad (4)$$

ここで、 P ：優先度、 x_1, x_2 ：素因データであり、1～5までの整数値で与えられる。なお、10橋（A～J）は、表-2に示す10種類の素因データを有するものとする。表中に示すように、式（4）による優先度はAの25を最大にJの5まで規則性はないが、大小関係は橋梁名のアルファベットと対応しているものとする。

よって優先度関数は図-5に示すような線形平面を形成しており、その上にA～Jの点が配列されていることになる。

まず学習データ数を橋脚の数と同じ10対としたうえで、無作為に10対を抽出した学習データを図-6(a)のように与えた。この場合、 $x_1 - x_2$ 平面における各学習データの一対比較を連結線で表したネットワークによって表すと図-6(b)のようになる。A点から4本、B、F、H、J点から3本の連結線があるのに対して、D点やE点は、連結線が全く存在しない孤立点となっている。この学習データを中間層ニューロンが1コの3層ネットワークで学習させると、スムーズに学習を終了する。これを用いて、全データに対する一対比較を行うと、表-3のようになる。全組み合わせ45通りのうち44通りに正常な判断を下していることがわかる。ただし、HとIの比較においては、Hを図-2に示すネットワークの上段に入れた場合とIを上段に入れた場合で判断結果が逆転するので▲として示している。

よって、このニューラルネットワークシステムを用いて、図-3に示した優先順位決定を行うと、表-3の最下段に示すようにH、Iについては、やや曖昧であるが、良好な優先順位決定をできることがわかる。無作為抽出の学習データにもかかわらず良好な推定が可能となったのは、優先度関

表-5 10 橋脚の素因データ（非線形関数）

Priority No.	NAME	x_1	x_2	p
1	A	5	1	274.4132
2	B	4	2	146.7963
3	C	3	4	103.9921
4	D	3	3	79.45661
5	E	3	1	64.02528
6	F	2	5	51.68554
7	G	2	3	34.63383
8	H	1	4	27.32313
9	I	2	2	23.97811
10	J	1	2	10.33656

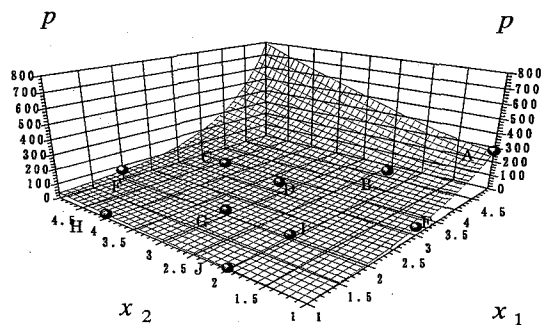


図-8 非線形優先度関数

数が線形であるため素因データの差分値と優劣関係における線形性の知識を修得すれば良いため、学習データの局所性や偏在が学習結果に影響を及ぼさないと思われる。

しかし、HとIに関する判断が良好でなかったことを図-6に示した学習データネットワーク図によって考察すると、HとIの連結線は右斜め45°方向の関係になるが、これに相当する学習連結線が存在しないことがわかる。

この考察を踏まえて、学習データの抽出に、次のようなルールIを設けることにした。

I-①：学習データ内に1つの橋脚が2回ずつ現れる。

I-②：学習データ連結線の総合素因データユークリッド距離を最小にする。すなわち、

$$l_T = \sum_i \sum_j \sqrt{\sum_k (x_{ik} - x_{jk})^2} \rightarrow \min \quad (5)$$

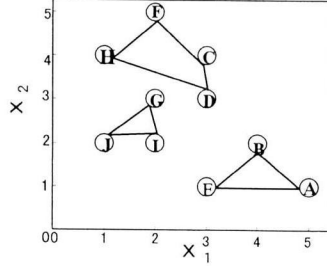
ここで、 l_T ：連結線の総合距離、 i, j ：抽出学習データの橋脚番号、 x_{ik}, x_{jk} ：それぞれ橋脚番号*i*と*j*の*k*番目の素因データ。

このルールに従った抽出学習データは、図-7のようになる。すなわち、いずれの点にも2本の連結線が現れ、連結線も複雑に交錯することはない。この学習データを使って全データの優先判断をおこなった結果は、表-4のようになり、正確な判断基準を修得できていることがわかる。

3. 2 非線形優先度関数

続いて、次のような非線形な優先度関数について検討する。

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
A										
B	x									
C										
D										
E	x	x								
F										
G										
H										
I										
J										



(a) 与データ

(b) ネットワーク

図-9 ルール I による組み合わせ

表-6 ルール I による判定結果 (非線形)

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
A										
B	x									
C	x									
D	x	x								
E	x	x	x							
F	x	x	x							
G	x	x	x							
H	x	x	x							
I	x	x	x							
J	x	x	x							

判定優先順位 A (BC) (DF) (EG) (HI) J

$$p = \frac{(0.8x_1^3 + x_1^2)}{x_2} + x_2e^{x_1} + x_2^2 \quad (6)$$

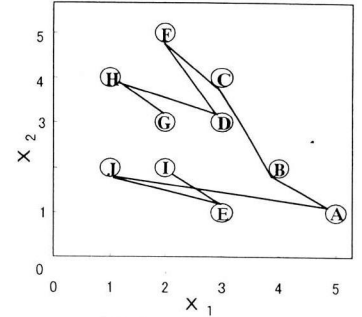
また、A~J の 10 橋脚について、表-5 のような素因データを与えた。式 (6) の関数型と各橋脚の配置は、図-8 のようになる。ここで、式 (6) は価値観を表す関数であるので式 (1)、(2) のように項目別の分離も不明瞭なものを用いた。また、表-5 の素因データについては、後述する素因矛盾組み合わせが複雑になるよう選定したものである。

式 (6) の関数型は、滑らかな非線形単調増加関数となっており、各々の素因データにおいては、単純に素因データが大きい方が優先度が高いことがわかる。ただし、 x_1 と x_2 の位置座標や、差分量の大小関係によって、優先度の感度は異なる。

線形関数の検討で得られたルール I に基づいて、10 組の学習データを抽出すると図-9 のようになる。これを用いて中間層ニューロンが 2 コの 3 層ネットワークで学習の後に、全データの優先度判定を行うと、表-6 のようになり、B-C、D-F、E-G、H-I の 4 組について判定が曖昧で、E-F は、判定が逆になっている。よって、このため判定優先順位が A (BC) (DF) (EG) (HI) J となり、あまり良い結果ではない。ここで () 内は、ニューラルネットワークの入力層への入力順によって解が異なることを示している。

さて、B-C の比較において、素因データ x_1 は、B 橋脚が 4 に対し、C 橋脚は 3 であり、B 橋脚が優先的であるのに対し、素因データ x_2 については、それぞれ 2 と 4 であり、逆に C 橋脚の方が優先度が高い。本研究では、このように、素因データによって優先度が逆転する組み合わせを、素因矛盾組み合わせ、逆に、いずれの素因についても優先度が一致するものを素因順組み合わせと呼ぶものとする。

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
A										
B	x									
C										
D										
E										
F										
G										
H										
I										
J	x									



(a) 与データ

(b) ネットワーク

図-10 ルール II による抽出組み合わせ

表-7 素因矛盾組み合わせ学習データだけの推定結果

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
A										
B	x									
C	x	x								
D	x	x								
E	x									
F	x	x	x							
G	x	x								
H	x	x	x							
I	x	x								
J	x	x								

判定優先順位 AEB (DI) JGCHF

さて、表-6 の中で判定を間違えた組み合わせは、全て、素因矛盾組み合わせである。一方、表-6 の中で学習として与えた素因間矛盾組み合わせは、3 通りしかない。すなわち、非線形性が強く影響するであろう素因矛盾組み合わせの学習を行っていないことが判断力の低下に結びついたものと思われる。そこで、学習データの抽出ルールを次のように変更した。

II-①: 学習データ内に橋脚名が 2 回出現する。

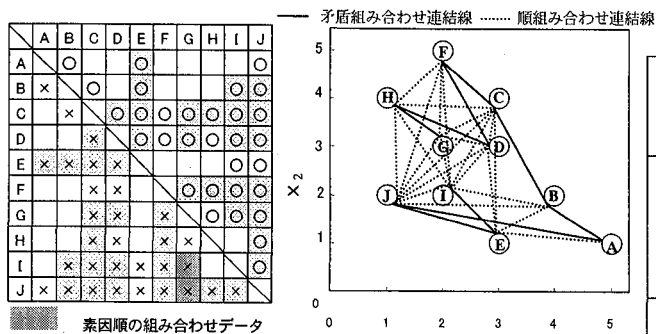
II-②: 学習データの組み合わせを素因矛盾組み合わせとする。

II-③: 学習データ連結線の総合素因データユークリッド距離を最小にする。

上記ルールに基づいて、抽出された組み合わせは、図-10 のようになる。(ただし、この例では、G の素因矛盾組み合わせが G-H の 1 組のみであるので、G、I の出現は 1 回のみとする)。全データに対する一対比較の判断結果は表-7 のようになる。この場合、B-E、C-D、C-E、C-G、C-I、C-J、D-E、F-G、F-H、F-I、F-J、G-I、G-J、H-I、H-J の 15 通りの組み合わせに対して、間違った判断を行うため、判定優先順位については、AEB (DI) JGCHF となり良い結果は得られない。ちなみに、判断を間違ったものは、全て素因順組み合わせである。

ところで、素因順組み合わせについては、あえて、技術者の判断を得ずとも、その定義より、優劣判断は、明らかであるため、自動的に学習データに与えることが可能である。そこで、学習データ抽出ルールを次のように修正した。

III-①: 学習データ内に素因矛盾組み合わせで橋脚名が 2 回現れる。



(a) 与データ (b) ネットワーク
図-11 ルールⅢによる抽出組み合わせ

表-8 ルールⅢによる学習則の判断結果

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
A		○	○	○	○	○	○	○	○	○
B	x		○	○	○	○	○	○	○	○
C	x	x		○	○	○	○	○	○	○
D	x	x	x		○	○	○	○	○	○
E	x	x	x	x		x	▲	○	○	○
F	x	x	x	x	○		○	○	○	○
G	x	x	x	x	▲	x		○	○	○
H	x	x	x	x	x	x	x		○	○
I	x	x	x	x	x	x	x	x		○
J	x	x	x	x	x	x	x	x	x	

判定優先順位 ABCDF (EG) HIJ

- Ⅲ-②：前述①の定義で、素因矛盾組み合わせデータのみで2回ずつの抽出ができない場合には、適当な素因矛盾組み合わせデータを加えて、全素因矛盾組み合わせデータ数を全橋脚数と同数にする。
- Ⅲ-③：前述①、②で得た学習データ連結線の総合素因データユークリッド距離を最小にする。
- Ⅲ-④：素因順組み合わせデータを全て与える。

この結果、抽出された組み合わせは、図-11 のようになる。さらに、この学習結果による全データに対する判断は、表-8 のようになり、E-F が入れ替わり、E-G があいまいなもの、その他は良好な結果を得ることがわかる。

4. 実橋脚データへの適用

ここでは、実際の橋脚補強優先問題について適用性を検討する。本例では、次の優先度関数を基に学習データや判断の良否判定を行うものとする。

$$p = x_1^{0.2} \times x_2^{0.05} \times x_3^{0.3} \times x_4^{0.15} \times x_5^{0.05} \quad (7)$$

これは、実橋脚において現在試行的に用いられている素因変数 $x_1 \sim x_5$ は、表-9 に示すような、安全性や破壊の影響度、および重要度に関するデータである。この場合にも各素因データは、数値が大きいほど、優先度は高いことを意味している。また、数値は原則として整数値であるが、一部0.001などと0に極めて近いが0でない整数値もある。これは、式(7)の形式の優先度関数では、ある素因データが0となると、他の素因データに関わらず優先度が0となる。下部工の補強があり、上部橋脚の補強はほとんどない

表-9 橋脚補強優先度の素因変数

x_1	内容	2次災害の影響度	数値
	区分	跨線橋、跨道橋である	3
		跨線橋、跨道橋で無い	1
x_2	区分	主要幹線道路(多い) 20,000台/日以上	5
		幹線道路(普通) 4,000以上20,000未満	3
		補助幹線道路(少ない) 4,000未満	1
x_3	区分	設計当時の適用示方書	
		昭和55年以前の道示	5
		昭和55年の道示	3
		平成2年の道示	2
x_4	区分	復旧仕様および平成8年の道示	1
	内容	下部工補強施工有無	
		補強歴なし、昭和55年以前の施工	5
x_5	区分	補強歴有り、昭和55年～平成7年までの施工	0.0001
		補強歴有り、平成8年以降の施工	0

表-10 使用データ

No.	NAME	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	p
1	A	3	3	5	5	3	2.8686
2	B	3	5	3	5	3	2.5247
3	C	3	3	3	5	3	2.461
4	D	1	5	5	5	3	2.3623
5	E	1	3	5	5	3	2.3028
6	F	3	5	2	5	3	2.2355
7	G	3	1	2	5	3	2.0627
8	H	1	5	3	5	3	2.0267
9	I	1	3	3	5	3	1.9756
10	J	3	5	1	5	3	1.8158
11	K	3	3	1	5	3	1.77
12	L	1	3	2	5	3	1.7493
13	M	3	1	1	5	3	1.6754
14	N	1	5	1	5	3	1.4576
15	O	1	3	1	5	3	1.4209
16	P	1	1	1	5	3	1.3449
17	Q	3	5	5	0.0001	3	0.5807
18	R	1	5	5	0.0001	3	0.4661
19	S	1	3	5	0.0001	3	0.4544
20	T	1	3	5	5	0	0

と考えられる昭和50年～平成7年の補強歴であっても、他の条件によっては補強優先度を考慮する必要があるため、0にはできない。しかし、1.0にすると優先度が大きすぎるため、このような工夫がなされているものである。このように、優先関数の形式上の特徴に対応するため、素因データをフィードバック的に修正する必要性が生ずるところに現状の問題点が現れている。

使用した橋脚は、表-10 に示す20橋脚のデータである。研究上の識別が容易なように、この場合も橋脚名をA～Tとし、アルファベット順に優先度が高いものとした。

この例に対して、ルールⅢによる学習データ抽出を行うと、表-11のように素因矛盾組み合わせが20通り、素因順組み合わせが81通り与えられることになる。表-12に全

表-11 抽出学習データ（ルールⅡ）

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T
A																				
B																				
C																				
D																				
E																				
F																				
G																				
H																				
I																				
J																				
K																				
L																				
M																				
N																				
O																				
P																				
Q																				
R																				
S																				
T																				

■ 素因順組み合わせ □ 素因矛盾組み合わせ

表-12 ルールⅡ 学習後の判断結果

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T
A																				
B																				
C																				
D																				
E																				
F																				
G																				
H																				
I																				
J																				
K																				
L																				
M																				
N																				
O																				
P																				
Q																				
R																				
S																				
T																				

判定優先順位 ABD(CEF)(HJ)ILGKNOPQ(TM)RS

■ 抽出学習データ

データに対する判断結果を示す。全 190 組み合わせに対して、166 組み合わせが正解である。しかし、7 組み合わせは、完全に逆の判断を行い、17 組み合わせについては、入力に図-2 に示すニューラルネットワークの上に入れるデータと下に入れるデータを逆転させると判断が異なっている。逆の判断は少ないものの、とくに学習データが少ない Q, R, S, T おいて曖昧な判断が目立つ結果となった。20 橋に対する優先順位は、ABD(CEF)(HJ)ILGKNOPQ(TM)RS となり、大きく順番が異なっているものはないようであるが、曖昧な判断が多い。そこで、順位の判定が曖昧である Q, R, S, T に注目して、この橋脚に関係する組み合わせのうち G-Q, G-R, J-S, K-T の 4 組を追加学習データとし表-11 の学習データに加えて、再度学習させたそのうえで、全データを推定すると表-13 のようになる。表-13 では、全 190 組み合わせに対して、180 組み合わせが正解である。しかも、

表-13 追加学習後の判断結果

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T
A																				
B																				
C																				
D																				
E																				
F																				
G																				
H																				
I																				
J																				
K																				
L																				
M																				
N																				
O																				
P																				
Q																				
R																				
S																				
T																				

優先順位 ABDC(EF)HJILGKNOPQTRS

完全に逆の判断は、7 組み合わせから 6 組み合わせに減り、曖昧な判断の組み合わせも、4 組へと減少している。参考までに、全データの組み合わせを学習させると、当然正確な判断を得る。このように、要望と異なる判断を示した場合に、逐次に追加学習データを増加させることにより、提案するシステムは、柔軟に優先順位判定を変更し、適応させる能力があることがわかる。これは、ニューラルネットワークの特性から考えると当然のように思われるが、式(1)～式(3)のように関数型を指定する方法では、要求数が増加すると相互矛盾に陥る可能性に比して利点である。

5. 結 言

本研究は、一部の対比較判断情報を学習データとするニューラルネットワークを用いた優先順位決定システムを提案したものである。本研究により得られたことは、以下のとおりである。

- ① 優先順位決定関数を数学的に与えた基本例題によって線形関数、非線形関数それぞれの場合において、提案システムの適用性を確認した。
- ② 学習データの抽出方法として、素因矛盾組み合わせデータを橋脚数と同数抽出し、その連結ユークリッド距離が最小となる抽出方法を提案した。これは、技術者の判断をおおぐ対比較アンケートが橋脚数と同数で済むことに対応している。
- ③ さらに、素因順データは技術者の判断を抑ぐことなく与えることが可能であることに着目し、全データを学習値に加えるものとした。
- ④ 提案法が基本的数学問題に対して良好な判断が可能であることを確認した。
- ⑤ 実橋脚の補強データを事例に、補強優先順位問題に適用した。上記学習法によって現状の約 8 割～9 割程度の優劣判断に一致させることができる。

- ⑥ 不良な判断に逐次に新たな要求を追加学習させると、求める順位を決定できるようになる。
- ⑦ なお、本研究でいう学習データは、一対比較のアンケート調査を意味するので、橋脚数が増大すると労力が増大する。よって、アンケート数を減少するために、学習データの効率的な抽出方法について検討が必要であり、また、現実の対応可能性についても検討が必要である。

参考文献

- 1) 原田隆郎, 呉 智深, 吉田典史, 岩松幸雄: ニューラルネットワークによる道路補修の補修計画最適化モデル, 土木学会論文集, No. 700/VI-54, pp. 145-157, 2002. 3.
- 2) 岩松幸雄, 早川裕史, 原田隆郎: 道路構造物の維持管理システムに関する研究, 土木学会論文集, No. 444/VI-16, pp. 69-76, 1992.
- 3) 大島俊之, 三上修一, 山崎智之, 丹羽郁恵: 橋梁健全度評価に用いる評価方法の検討と影響要因の解析, 土木学会論文集, No. 675/I-55, pp. 201-217, 2001. 4.
- 4) 西川和廣: 社会資本の維持管理, 土木学会誌, Vol. 83, No. 2, pp. 35-37, 1998. 2.
- 5) 小野正樹, 中村秀明, 宮本文穂: 既存橋梁の最適補修・補強計画への遺伝的アルゴリズムの適用, 土木情報システム論文集, pp. 181-188, 1997.
- 6) 近田康夫, 橋謙二, 城戸隆義, 小堀為雄: GA による既存橋梁補修計画支援の試み, 土木学会論文集, No. 513/I-31, pp. 151-159, 1995. 4.
- 7) 中村秀明, 河村圭, 鬼丸浩幸, 宮本文穂: 遺伝的アルゴリズムおよび免疫アルゴリズムによる橋梁維持管理計画最適化の検証, 構造工学論文集, Vol. 47A, pp. 201-210, 2001. 3.
- 8) 構造工学委員会 AL (人工生命) 技術の構造システム最適化への応用に関する研究小委員会, 活動成果報告書, pp. 89-91, 2002.
- 9) 近田康夫, 中山義隆, 廣瀬彰典: 橋梁補修代替案への GA 適用に関する一考察, 第7回システム最適化に関するシンポジウム: pp. 13-18, 2001. 12.
- 10) 築山勲, 古田均, 堂垣正博: 道路強の維持管理計画支援システムへのウイルス進化型 GA の適用, 第7回システム最適化に関するシンポジウム: pp. 7-12, 2001. 12.
- 11) 近田康夫, 木下真二: 点検データにもとづく橋梁補修計画立案への GA の応用に関する研究, 構造工学論文集, Vol. 43A, pp. 593-600, 1997. 3.
- 12) M. J. N. Priestley, F. Seible, G. M. Calvi (川島一彦監訳): 橋梁の耐震設計と耐震補強, 第6章, pp. 365-365, 技報堂出版, 1998.
- 13) Maffei, J., and R. Park "A New Method of Prioritising Bridges Upgrading", Proceedings of the New Zealand National Society for Earthquake Engineering, Annual Conference, 1995, Rotorua, New Zealand, 11 pp.

(2002年9月13日受付)