

## ニューラルネットワークを用いた橋梁の維持管理支援システムに関する研究

Study on Decision Support System for Maintenance of Bridge using Neural Network

北見工業大学大学院 ○学生員 向井隆行 (Takayuki MUKAI)  
 北見工業大学 フェロー 大島俊之 (Toshiyuki OSHIMA)  
 北見工業大学 正員 三上修一 (Shuichi MIKAMI)  
 株式会社ズコーシャ 正員 高田直幸 (Naoyuki TAKADA)

## 1. はじめに

橋梁の維持管理における専門技術者の不足に伴い、橋梁維持管理システム (Bridge Management System, BMS) の構築に当り、エキスパートシステムの導入が検討されてきた。特に、コンクリート構造物の健全度診断、鋼橋疲労損傷に対する補修・補強方法の選定等において、ニューラルネットワークの学習機能が応用されている<sup>1),2)</sup>。

一方、昭和63年に橋梁点検要領(案)<sup>3)</sup>が制定されて以来、10年程度に1回の頻度で近接目視による定期点検が実施され、損傷の程度を把握するために必要な点検データが数多く集積されてきた。平成16年には橋梁定期点検要領(案)が制定され、予防保全的な観点から5年以内の定期点検が原則となった。しかし、予算および人員等の制約から地方自治体では十分な定期点検が実施されていない場合もあり、主要な部材、且つ損傷発生頻度の高い箇所および劣化が先行的に進行する箇所のみに着目した調査手法が検討され<sup>4)</sup>、定期点検の省力化が図られている。また、各橋梁の損傷状況および劣化環境は様々であり、個々の条件に応じて5年以内に点検するか、多少なりとも点検時期を見送ることができるか否かの合理的な判断ができれば、点検データの効率的な集積とともに、点検費用の大幅な削減が期待できる。

そこで本研究では、複数回の点検実績がある橋梁に着目し、初回点検における各部材の損傷状態およびその劣化環境に対する次回点検までの間隔年数の関係性をニューラルネットワークに学習させ、合理的な点検頻度の判定を試みる。さらに、点検時点における橋梁部材の損傷状態およびその劣化環境に対する補修実績に基づき、ニューラルネットワークによる適切な補修方法の選定についても検討し、全体的な維持管理の効率化を図る。

2. ニューラルネットワークの概要<sup>5)</sup>

ここでは、本研究で用いる階層型ニューラルネットワークの基本的な構成およびその学習方法について概説する。

階層型ニューラルネットワークは、入力層、中間層、出力層で構成され、各層のユニット(ニューロン)がリンク(シナプス)で結合されている。この入出力特性は、式(1)で表されるシグモイド関数に従って、入力層から出力層に向けて一方向に伝達し、最終的には0~1の数値(確からしさ)として出力される。ニューラルネットワークの学習は、カルマン・ニューロトレーニング法<sup>5)</sup>と呼ばれる手法に基づき、リンクの重み(シナプス荷重)を微小変化させながら、出力層

の各ユニットにおける出力値(確信度)を教師信号に近づけていく。具体的には式(2)に示すように、出力値と教師信号の誤差に式(1)のシナプス荷重に関する微係数を用いて計算されるカルマンゲインを乗じたものが修正量となり、1ステップ前で計算されたシナプス荷重(推定値)に加えられる。このような繰り返し計算により、出力値を教師信号に近づけていくことを学習という。

$$Y = \frac{1}{1 + e^{-WX}} \quad (1)$$

$$\Delta W = K(o - Y) \quad (2)$$

ただし、 $X$ : 入力値、 $W$ : シナプス荷重(結合係数)、 $Y$ : 出力値(確信度)、 $K$ : カルマンゲイン、 $o$ : 教師信号

## 3. ニューラルネットワークによる維持管理支援の検討

## 3.1 定期点検の省力化

昭和63年に制定された橋梁点検要領(案)<sup>3)</sup>に基づく定期点検の実績によれば、多くの橋梁は約5~8年程度の間隔で2回目以降の点検が実施されてきたが、前述したように平成16年に制定された橋梁定期点検要領(案)では、原則として5年以内に定期点検を実施することとなった。

ここでは、複数回の点検実績がある橋梁データを用いて、初回点検における各部材の損傷状態およびその劣化環境を入力し、次回点検を5年以内を実施するか、5年以降に見送るかの判定結果が出力されるようなニューラルネットワークを構築し、定期点検の省力化を検討する。また、点検頻度(出力)に対する入力項目の影響度合いを検証するため、出力値(確信度)の変化量に着目した影響因子の感度解析を行った。

## (1) ニューラルネットワークの構築

ニューラルネットワークの階層構造は、表-1に示すように入力層17ユニット、出力層2ユニットとした。中間層数およびそのユニット数は任意に設定できるが、ここでは2層(各層10ユニット)とした。

各部材の損傷状態は、著者ら<sup>6)</sup>が提案した橋梁の総合健全度評価における点検部材項目毎の損傷度とし、損傷ランク(OK~II)を0~0.75まで0.25刻みで数値化した。さらに主桁および床版は材質による損傷種類の差異を考慮し、鋼橋とコンクリート橋に分けて、鋼主桁は腐食(主桁1)、亀裂(主桁2)、その他(主桁3)、コンクリート主桁は剥離(主桁1)、ひびわれ(主桁2)、その他(主桁3)、床版は

表-1 点検頻度（出力）に対する入力項目

階層	ユニット項目	数値化の内容	
入力層	損傷状態	主桁1	OK:0.00 IV:0.25 III:0.50 II:0.75
		主桁2	
		主桁3	
		2次部材	
		床版1	
		床版2	
		床版3	
		躯体	
		基礎	
		支承	
		高欄	
		地覆	
		舗装	
		伸縮装置	
環境条件	塩害地域区分	地域区分D:0	
		地域区分B・C:1	
	設計条件	適用示方書	昭和53年以降:0 昭和48年以前:1
使用条件	大型車交通量	平均値未満:0	
		平均値以上:1	
出力層	点検間隔	5年以内	無:0
		5年以降	有:1

剥離（床版1）、ひびわれ（床版2）、その他（床版3）に分類した。環境条件は、塩害対策指針の対策区分に基づく塩害地域区分とし、地域区分B（主に日本海沿岸の海上部と海岸線から300mまで）および地域区分C（地域区分B以外の海上部と海岸線から200mまで）であれば1、それ以外の地域区分Dであれば0とした。設計条件は、コンクリート床版の設計基準（最小床版厚、床版支間長、鉄筋の許容応力度）の変遷<sup>7)</sup>に着目し、適用示方書が昭和48年以前であれば1、昭和53年以降であれば0とした。使用条件は、大型車交通量が北海道における国道橋上の平均値（約1713台/日）以上であれば1、平均値未満であれば0とした。判定結果となる点検間隔は、5年以内、5年以降のどちらか該当する項目は1、該当しない項目は0とした。

なお、ニューラルネットの出力精度を向上させるには、信頼性の高い教師データを学習させる必要がある。前述したように、複数回の点検実績がある橋梁データを用いるが、点検頻度の判断基準（入力項目）として各部材の損傷状態およびその劣化環境に着目しているため、初回点検から次回点検にかけて補修が実施されていないデータのみ抽出した。そして、これらの抽出条件に合致した教師データ（25件）を作成した。

(2) 学習結果および未学習データによる認識結果

以上の条件で学習させた結果、鋼橋、コンクリート橋ともに学習回数が70回付近から急速に誤差が減少し、80回程度の学習で10<sup>-3</sup>（打ち切り誤差）まで収束し、学習が完了した。学習が完了したニューラルネットの各出力項目には、0~1の範囲で確信度が出力され、ここでは確信度が最大となる項目が判定結果となる。さらに、その確信度が1に近いほど、判定結果の信頼性は高いといえる。学習結果は、表-2に示すように正解率が100%であり、正解した出力項目における確信度の下限値も非常に高いことから、良好に学習できたと考えられる。

表-2 ニューラルネットによる点検頻度の判定精度

評価項目	学習結果	認識結果
鋼橋	データ数	25
	正解率	100%
	確信度(下限値)	0.9972
コンクリート橋	データ数	25
	正解率	100%
	確信度(下限値)	0.9985

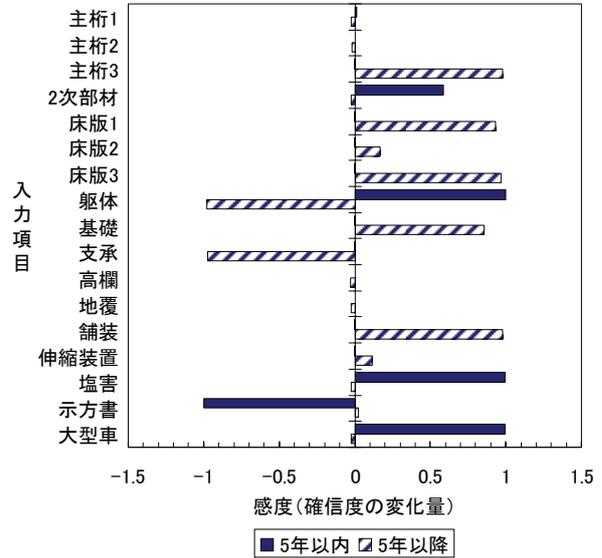


図-1 点検頻度に対する入力項目の感度（鋼橋）

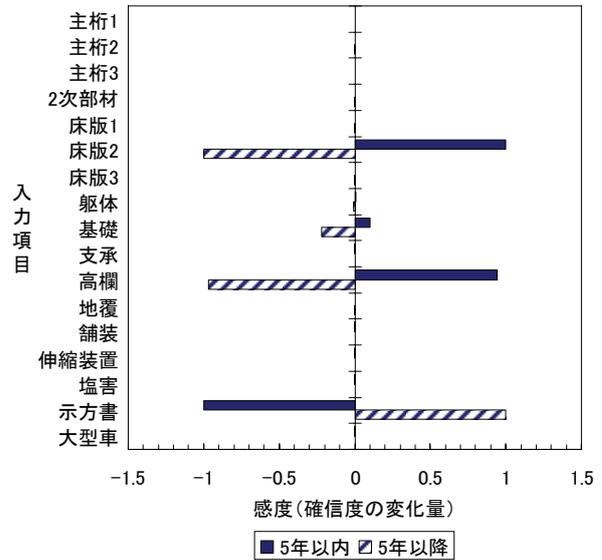


図-2 点検頻度に対する入力項目の感度（コンクリート橋）

また、学習していない事象に対するニューラルネットの認識程度を検証するため、学習が完了したニューラルネットに教師データ以外の未学習データ（25件）を入力し、その判定精度により評価する。認識結果は、表-2に示すように正解率が50~60%程度まで低下している反面、正解した出力項目における確信度の下限値は、依然として高い数値を示している。したがって、全く学習していないデータに関しては正確に判定できていないが、教師データと同様なデータが入力された場合には信頼性の高い正解が得られていることが推察される。

(3) 点検頻度に対する影響因子の感度解析

ここでは、学習が完了したニューラルネットワークを用いて点検頻度に対する入力項目の影響度合いを検証する。その一方法として、ある入力項目以外を代表値に固定し、その着目した入力項目のみ変化させた場合の出力値（確信度）の変化量を観察する<sup>1)</sup>。すなわち、ある判定結果に対して着目した入力項目の影響度合いが大きければ、その出力項目における確信度の変化量も大きくなる。

まず、学習に用いた教師データを点検間隔が5年以内のグループと5年以降のグループに分ける。次に、ある入力項目以外を代表値（ここでは、最頻値）に固定し、その着目した入力項目を表-1に示した数値の範囲で変化させた場合の出力値（確信度）の変化量を感度として捉える。なお、各部材の損傷状態および劣化環境の条件が厳しくなるに連れて確信度がプラス方向に変化する場合を正の感度、マイナス方向に変化する場合を負の感度とする。

図-1、図-2に鋼橋およびコンクリート橋の点検頻度に対する入力項目毎の感度（確信度の変化量）を示す。鋼橋の場合は、躯体の損傷度、鋼桁の腐食環境（塩害）および使用条件（大型車交通量）が厳しいほど5年以内の確信度が高まり、躯体および支承の損傷度が小さいほど5年以降の確信度が高まっている。コンクリート橋の場合は、劣化環境が判定結果に与える影響は小さく、床版ひびわれおよび高欄の損傷度が大きいほど5年以内の確信度が高まり、これらの損傷度が小さいほど5年以降の確信度が高まっている。以上のことから、点検頻度を設定する上で重要となる要素が概ね把握できたと考えられるが、実際にエキスパートが重視する要素との整合性を高めていく必要がある。

3.2 橋梁部材に対する補修方法の選定

ここでは、前節で検討した定期点検の省力化による点検データの効率的な集積と合わせて、点検時点における橋梁部材（床版）の損傷状態およびその劣化環境に対する適切な補修方法の選定について、ニューラルネットワークの構築を試みる。また、前節(3)項と同様の流れで床版の補修方法に対する入力項目の影響度合いを検証した。

(1) ニューラルネットワークの構築

ニューラルネットワークの階層構造は、表-3に示すように入力層12ユニット、出力層5ユニットとし、中間層数およびそのユニット数は2層（各層10ユニット）とした。

基本的な入力項目は前節と同様であるが、損傷状態は床版の点検項目に加えて、損傷面積率を考慮した。ただし、損傷面積率は主桁、横桁および対傾構で区切られるパネルの総数に対する損傷パネル数の比率であり、仮に60%以上であれば1、60%未満であれば0とした。判定結果となる補修方法は、MICHIデータにおける補修内容の分類に基づく5項目とし、実績があれば1、なければ0とした。

学習に用いる教師データは、MICHIに蓄積されてきた径間毎の補修実績データを用いるが、点検時点の損傷状態に対する補修方法の関係を明確にするため、点検（損傷の発見）から5年以内の補修実績のみ抽出した。また、著しく規模の小さい橋梁については容易に打ち替えられる可能性があるため、橋長15m以上に限定し、これらの抽出条件に合致した教師データ（50件）を作成した。

表-3 床版の補修方法（出力）に対する入力項目

階層	ユニット項目	数値化の内容	
入力層	損傷状態	剥離・鉄筋露出	OK:0.00 IV:0.25 III:0.50 II:0.75
		遊離石灰	
		豆板・空洞	
		抜け落ち	
		鋼板接着部の損傷	
		床版ひびわれ	
		変色・劣化	
漏水・滞水	60%未満:0 60%以上:1		
入力層	環境条件	塩害地域区分	地域区分D:0 地域区分B・C:1
	設計条件	適用示方書	昭和53年以降:0 昭和48年以前:1
	使用条件	大型車交通量	平均値未満:0 平均値以上:1
出力層	補修方法	局部的修復	無:0 有:1
		断面補強	
		縦桁増設	
		全体打ち替え 部分打ち替え	

表-4 ニューラルネットワークによる補修方法の判定精度

評価項目	学習結果	認識結果
データ数	50	50
正解率	88%	42%
確信度(下限値)	0.4003	0.4003

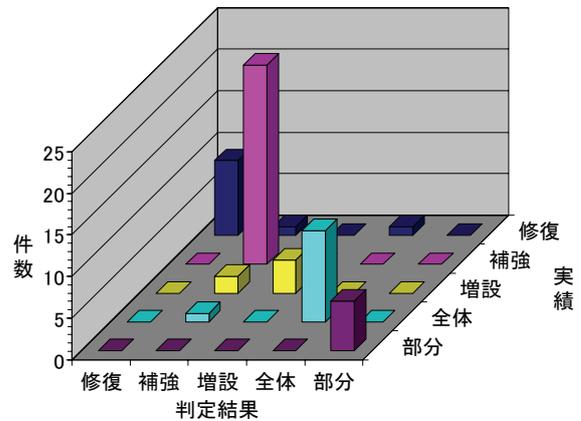


図-3 教師データによる判定結果と実績の比較

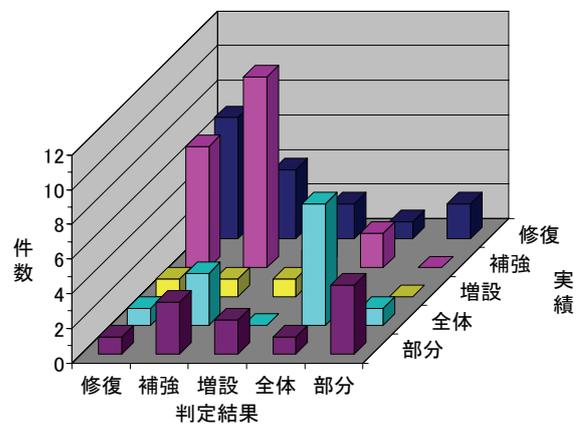


図-4 未学習データによる判定結果と実績の比較

(2) 学習結果および未学習データによる認識結果

以上の条件で学習させた結果、約 100 回付近から誤差の減少が落ち着き、それ以降の学習効果は確認されなかった。学習が完了したニューラルネットによる判定結果は、基本的に出力 5 項目の中で確信度が最大となる項目の補修方法が選定されることとするが、複数の補修実績がある場合を考慮して確信度が 0.9 以上の出力項目に該当する補修方法も選定されることとした。学習結果は、表-4 に示すように正解率が 88% であり、図-3 によれば、ニューラルネットが実績とほぼ同じ補修方法を選定している様子が見て取れる。したがって概ね良好に学習できたと考えられるが、一方で入力項目の各数値が全く同じデータであるのに様々な正解が存在することから誤解が生じ、正解した出力項目における確信度の下限値(判定結果の信頼性)は低くなっている。

また、教師データ以外の未学習データ(50件)を入力した場合の認識結果は、表-4 に示すように正解率が学習結果と比べて半減し、図-4 によれば、特に局部的修復と断面補強が誤解される件数が多くなっている。この要因としては、複数の正解を認識できていないこと、または前述した学習結果と同様の原因により誤解が生じたことが考えられ、正解した出力項目における確信度の下限値(判定結果の信頼性)も同様に低くなっている。したがって今回検討した入力項目とは別に、補修方法の判断基準として重要な項目を検討する必要があることを示唆している。

(3) 床版の補修方法に対する影響因子の感度解析

ここでは、前節(3)項と同様の流れで床版の補修方法に対する入力項目の感度解析を行った。図-5 に床版の補修方法に対する入力項目毎の感度(確信度の変化量)を示す。ここで特筆すべき点として、遊離石灰の損傷度および使用条件(大型車交通量)が厳しくなるほど部分打ち替えの確信度が高まっている。また、損傷面積が大きいほど断面補強および全体打ち替えの確信度が高まり、逆に損傷面積が小さいほど局部的修復の確信度が高まっている。これらの傾向は、床版の損傷状態および劣化環境に対する補修方法の関係として理解できると思われる。ただし、ニューラルネットの学習結果および認識結果で考察したように、今回検討した入力項目の内容が不十分であることが考えられるため、補修方法の判断基準を十分に整理した上で感度解析することで、より顕著な影響が見られることと思われる。

4. まとめ

本研究では、階層型ニューラルネットを用いて合理的な点検頻度の判定による定期点検の省力化、床版に対する補修方法の選定を試みた。その結果を以下に要約する。

- (1) 点検頻度の判定においては良好な学習ができ、未学習データを入力した場合にやや正解率は落ちるが、判定結果の信頼性(確信度)は高い。
- (2) 鋼橋の場合は劣化環境が厳しいほど5年以内に点検し、躯体および支承の損傷度が小さければ5年以降に点検を見送る傾向にある。コンクリート橋の場合は劣化環境の影響は小さく、床版ひびわれおよび高欄の損傷度が大きければ5年以内に点検し、これらの損傷度が小さければ5年以降に点検を見送る傾向にある。

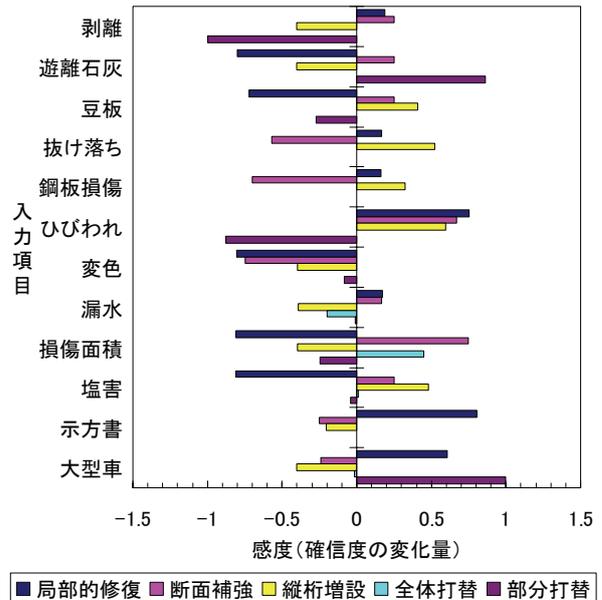


図-5 床版の補修方法に対する入力項目の感度

- (3) 床版に対する補修方法の選定は、今回検討した入力項目のみでは正確に判別できず、他に重要となる項目を再検討する必要がある。

今回の検討では、既存のデータベースから入出力項目を選別したが、ニューラルネットの判定精度および信頼性を向上させるためにエキスパートの判断基準を確認する必要がある。特に補修方法の判断基準でいえば、実際の維持管理では施工性(補修の難易度)、経済性等が考慮されるべきであり、入力項目の再検討が今後の課題である。

**謝辞:** 本研究を行うに当たり、宮森保紀准教授、山崎智之助教(北見工業大学)には貴重なご意見、ご助力を賜りました。ここに感謝の意を表します。

参考文献

- 1) 安田登, 白木渡, 松島学, 堤知明: ニューラルネットワークに基づいたコンクリート構造物点検技術者の思考過程の評価, 土木学会論文集, No.496/V-24, pp.41-49, 1994.
- 2) 宮本文徳, 河村圭, 中村秀明, 山本秀夫: 階層構造ニューラルネットを用いたコンクリート橋診断エキスパートシステムの開発, 土木学会論文集, No.644/IV-46, pp.67-86, 2000.
- 3) 建設省土木研究所: 橋梁点検要領(案), 土木研究所資料, 第2651号, 1988.
- 4) 平塚慶達, 玉越隆史, 小林寛, 武田達也: 道路橋の健全度に関する基礎的調査手法の提案, 土木学会第62回年次学術講演会, I-357, pp.709-710, 2007.
- 5) 村瀬治比古, 小山修平, 石田良平: パソコンによるカルマン・ニューロコンピューティング, 森北出版, 1994.
- 6) 大島俊之, 三上修一, 山崎智之, 丹波郁恵: 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.
- 7) 土木学会コンクリート委員会: 2001年制定コンクリート標準示方書[維持管理編], 土木学会, 2001.