

防府市役所 正会員 ○阿部 慶子 東電設計株式会社 フェロー会員 中村 秀治
広島大学大学院 学生会員 由良 慎弥 広島大学大学院 正会員 藤井 堅

1. はじめに

近年，社会基盤施設の適切な維持管理問題が重要になってきており，鋼構造物に対しては，目視および板厚・応力測定結果等に基づく損傷劣化評価が行われている。しかしながら，今後，経年劣化構造物の増加に伴い，目視できない構造物内部の劣化箇所が増せば，診断技術の高度化が必然的に求められることになる。そこで，本研究では，構造物の損傷劣化前後の振動特性（固有振動数，固有振動モード）の変化に着目し，階層型ニューラルネットワークを用いて，損傷劣化箇所を特定を試みる。

2. 研究方法

本研究で用いる階層型ニューラルネットワークを図-1に示す。階層型では，入力層，中間層，出力層の3層に分かれており，入力信号が与えられると，それに対して求めたい出力信号である教師信号を出力するように，ネットワークの結合係数および，しきい値を決定する。なお，入出力データを用いて実際に学習を行う際には，対象の問題ごとに，学習回数，各層のニューロンの数，シグモイド関数の定数 T ，パラメータ α ， β を決定する必要がある。

解析手順としては，第一に，健全時および損傷劣化時の固有振動数と固有振動モードを固有振動解析により求め，第二に，それらの結果を用いて学習データを作成し，ニューラルネットワークに学習させる。第三に，その学習済みのネットワークを用いて，新たな固有振動数および固有モード形状を入力し，損傷劣化箇所を推定する。

具体的検討内容として，はじめに，図-2に示す8要素の片持ち梁のモデルにおいて，1要素のみが損傷した場合，損傷箇所が複数ある場合の損傷劣化箇所の特定を試みる。その際に，1，2，3次の固有振動数および固有モード形状を入力データとし，各要素の劣化の有無を教師データとしたネットワークを構築する。なお，固有モード形状は，学習データを作成する際に正規化し，符号の与え方の整合に留意した。また，各要素の劣化の有無は，劣化無しの場合を0，劣化有りの場合を1で表現する。学習データの例として，要素②と要素④が欠損した場合

を表-1に示す。表中の入力データの1行目は固有振動数を示し，2行目以降は8節点の固有モード形状を示す。また，教師データは，上から順に要素①から要素⑧までの劣化の有無を示す。そして，入力データに，学習済みデータを用いた場合と，未学習データを用いた場合の推定を行う。

さらに，実構造物への階層型ニューラルネットワークの適用性を検討するために，図-3に示す栈橋を簡易化したモデルにおいて，同様の手法で損傷劣化箇所の特定を試みる。

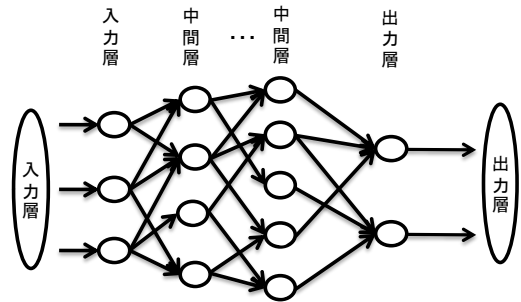


図-1 階層型ニューラルネットワーク

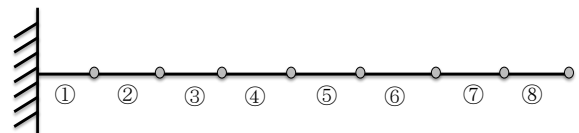


図-2 片持ち梁のモデル

表-1 片持ち梁のモデルの学習データ例

入力データ			教師データ
1次	2次	3次	
28.3	191.3	557.9	0
0.012	-0.076	0.199	1
0.055	-0.257	0.457	0
0.123	-0.431	0.399	1
0.209	-0.470	0.026	0
0.309	-0.334	-0.330	0
0.414	-0.085	-0.344	0
0.522	0.238	0.033	0
0.631	0.588	0.602	

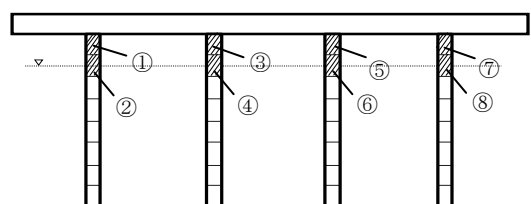


図-3 栈橋のモデル

3. 結果

両モデルとも、入力データに学習済みデータを用いた推定をケース1とし、未学習データを用いた推定をケース2とする。また、損傷パターンは、健全時1ケース、欠損箇所が1要素の場合を8ケース、2要素の場合を28ケース、3要素の場合を56ケース行った。

片持ち梁のモデルでは、損傷劣化量は板厚を減少させることにより表現し、断面欠損率は20%に設定した。例として、要素②と要素④が欠損した場合の結果を表-2に示す。ケース1では、健全時および欠損箇所が1要素、2要素、3要素の場合の93パターンのデータを学習させ、ケース2では、健全時および1要素、3要素が欠損した場合の65パターンのデータを学習させた。そして、構築された各々のネットワークに、要素②と要素④が欠損した場合のデータを入力した。両ケースとも、学習回数は1,000,000回、入力層のユニット数は27、中間層のユニット数は32、出力層のユニット数は8、シグモイド関数の定数 T は7、パラメータ $\alpha=\beta=0.3$ とした。また、表中の教師データおよび推定結果は、上から順に要素①から要素⑧までの劣化の有無を示しており、色付きのセルは学習させた損傷箇所を示す。ケース1では、完全に各要素の劣化の有無を再現できており、ケース2においても、1%以内の誤差で推定できていることがわかる。

栈橋を簡易化したモデルについては、図-3の斜線部の8要素にのみ欠損が生じると仮定した。損傷劣化量は、鋼管杭の断面2次モーメントを減少させることにより表現し、実構造物への適用を考慮して断面欠損率を小さく

(5%) 設定した。例として、要素③と要素⑤と要素⑦が欠損した場合の結果を表-3に示す。ケース1では、健全時および欠損箇所が1要素、2要素、3要素の場合の93パターンのデータを学習させ、ケース2では、健全時および1要素、2要素が欠損した場合の37パターンのデータを学習させた。そして、構築された各々のネットワークに、要素③と要素⑤と要素⑦が欠損した場合のデータを入力した。学習回数はケース1では500,000回、ケース2では700,000回、両ケースとも入力層のユニット数は51、中間層のユニット数は55、出力層のユニット数は8、シグモイド関数の定数 T は7、パラメータ $\alpha=\beta=0.3$ とした。ケース1では、完全に各要素の劣化の有無を再現できているが、ケース2では、要素⑤の推定値に10%以上の誤差が含まれる結果となった。

4. 結論

1) 片持ち梁のモデルにおいて、入力データに学習済みデータを用いて推定した場合には、完全に欠損箇所を特定でき、未学習データを用いた場合にも、欠損箇所が1要素、2要素、3要素であれば、1~4%以内の誤差で推定できることがわかった。

2) 栈橋のモデルにおいて、入力データに学習済みデータを用いて推定した場合は完全に欠損箇所を特定でき、未学習データを用いた場合も、欠損箇所が1要素、2要素の場合には1%以内の誤差で推定できた。また、欠損箇所が3要素の場合には、10%以上の誤差を生じる箇所がみられるものの、概ね損傷箇所を特定できる結果となった。

3) 上記の結果より、既設構造物の劣化部材の検出において、固有振動数および固有モード形状の変化に着目し、階層型ニューラルネットワークを用いて推定する方法は検出精度が高く、有用な方法となり得ることが明らかになった。

5. 参考文献

1) 和田 直晃, 土本 耕司, 北川 良和: 建築構造物の損傷・劣化診断システムに関する基礎的研究, 日本建築学会大会論文集, pp.971-972, 2003.9.

2) 呉 智深, 原田隆郎, 三宅博之: 固有振動数の変化による大型構造システムの局所劣化同定法の提案, 構造工学論文集 vol.46A, pp.251-260, 2000.3.

3) 矢川元基: 計算力学とCAEシリーズ12 ニューラルネットワーク, 培風館, 1992.5.

表-2 片持ち梁のモデルの推定結果

要素番号	教師データ	推定結果	
		ケース1	ケース2
①	0	0.00	0.00
②	1	1.00	1.01
③	0	0.00	0.00
④	1	1.00	1.01
⑤	0	0.00	0.00
⑥	0	0.00	0.00
⑦	0	0.00	0.00
⑧	0	0.00	0.00

表-3 栈橋のモデルの推定結果

要素番号	教師データ	推定結果	
		ケース1	ケース2
①	0	0.00	0.02
②	0	0.00	0.01
③	1	1.00	0.95
④	0	0.00	0.05
⑤	1	1.00	0.81
⑥	0	0.00	-0.01
⑦	1	1.00	0.98
⑧	0	0.00	-0.08