

広島大学大学院 学生会員 ○由良 慎弥
 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 正会員 藤井 堅

1. はじめに

近年、災害により被害を受けた構造物の損傷や社会基盤施設の経年劣化が顕在化して大きな問題となっている。今後、効率的かつ精度良く構造物の劣化状況を把握するために、構造内部の劣化に関する診断技術がさらに要求されていくものと考えられる。

そこで、本研究では構造物の損傷前後の固有振動数、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により構造物内の損傷箇所および損傷程度を高精度に推定するシステムを構築することを目的とする。

システム構築の際には、実験より得られた応答加速度波形からモデルの固有振動数・固有振動モードを算出し、得られた固有振動数・固有振動モードを用いて、階層型ニューラルネットワークによりモデルの損傷箇所・損傷程度を推定可能か検証することにより、損傷の自動推定システムの検討を行う。

2. 振動実験

損傷推定のためのモデルとして図-1に示すような健全な状態と損傷・劣化した状態を想定した5層ラーメン構造のモデルを採用し、振動実験によって種々の損傷ケースでの応答加速度を計測する。振動実験では、損傷を与えたモデルに振動台を用いて白色雑音を入力し応答加速度の計測を行った。また、振動計測を行った損傷ケースを図-2に示す。本研究では健全時1ケース、損傷時14ケースについて振動計測を行った。モデルの損傷量は柱部材の板厚を変化させることにより表現し、健全時の板厚を5mm、損傷時の板厚を4mm、3mmとした。断面欠損率は、板厚4mmの場合は20%、板厚3mmの場合は40%となる。図-3に損傷ケース0(健全時)の白色雑音振動に対する計測点5の応答加速度波形を示す。本研究では、図-3に示したような応答加速度波形のみを用いて、図-2に示す各損傷ケースにおける固有振動数、固有振動モードを多次元ARモデルにより算出する。そして、得られた固有振動数、固有振動モードをあらかじめ構築したネットワークに入力し、損傷推定結果を出力させる。

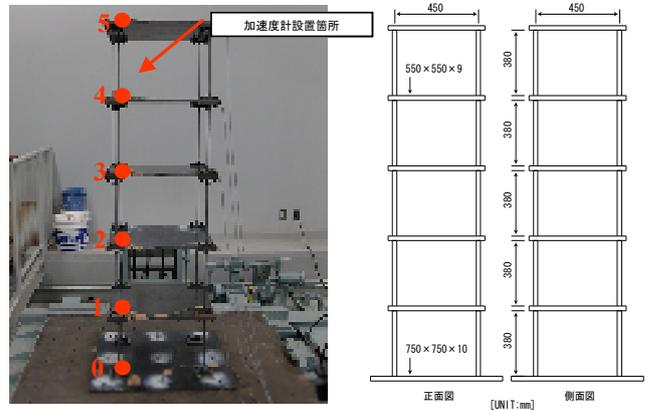


図-1 損傷推定モデル

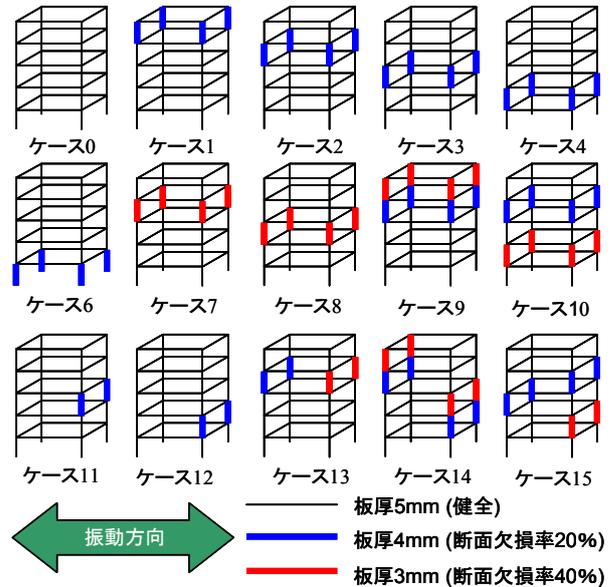


図-2 損傷ケース

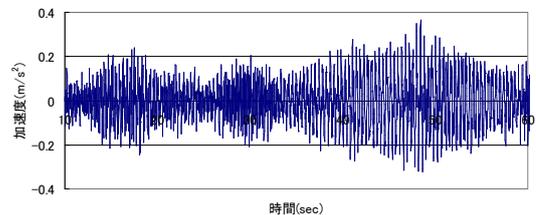


図-3 白色雑音振動の応答加速度波形

3. 損傷推定ニューラルネットワークの構築

本研究では、種々の損傷部材の配置パターンで固有振動解析を多数回行い、得られた1次~3次固有振動数、固有振動モードより、損傷箇所・損傷程度を層レベルで推定するネットワークを構築する。図-4に固有振動解析モデルを示す。ここに示す固有振動解析モデルは、損傷推

定モデルを2次元モデルで表現したものである。

学習データの作成例として、部材②、⑤、⑩がそれぞれ20%損傷している場合の学習データを表-1に示す。教師データとして、損傷推定モデルの層の損傷度を整数で表した数値を用いる。これは、図-4の固有振動解析モデルにおいて、ある層の2つの柱部材のうち、1つが断面欠損率20%であった場合の損傷度を1として、モデルの層単位での損傷度を比の値で表現するものである。学習データに用いる損傷ケースは健全時、損傷部材数が1部材、2部材および3部材の場合で、それぞれ断面欠損率20%、40%の場合のものとし、学習データのセット数は計96セットである。

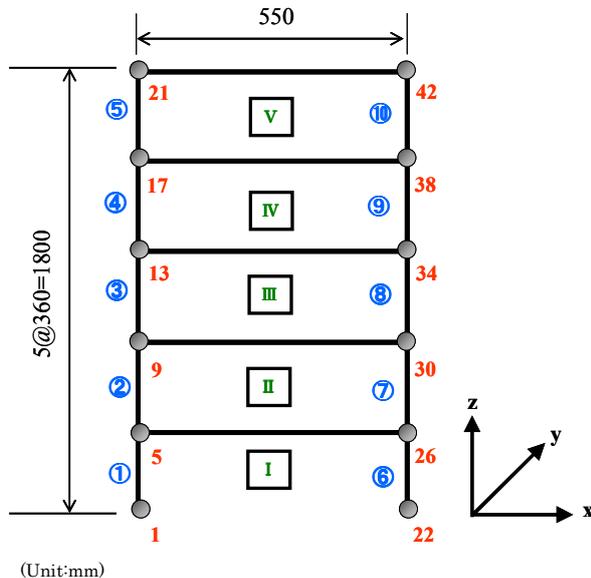


図-4 固有振動解析モデル

表-1 学習データ作成例

入力データ				教師データ	
次数	1次	2次	3次		
固有振動数(Hz)	2.329	6.472	10.08		
固有振動モード	節点21	0.6166850	0.6866633	0.3807475	V → 2
	17	0.5332920	-0.0183279	-0.5439386	IV → 0
	13	0.4499416	-0.3801090	-0.3048338	III → 0
	9	0.3331974	-0.5260350	0.3456706	II → 1
	5	0.1477541	-0.3270503	0.5888550	I → 0

表-2 損傷推定結果

損傷ケース	0	1	2	3	4	5	6	7	
各層の推定値	V	-0.05	1.87	0.04	0.31	-0.57	-0.12	0.21	0.75
	IV	-1.25	-0.10	1.42	-2.77	0.85	-0.30	3.77	-1.96
	III	-1.64	0.05	-0.61	-1.28	0.57	-0.17	-0.12	1.57
	II	0.03	0.28	0.23	0.26	2.11	0.38	0.00	-0.16
	I	0.36	-0.06	0.17	0.59	-0.50	1.64	-0.11	0.54
損傷ケース	8	9	10	11	12	13	14		
各層の推定値	V	3.54	-0.32	0.31	-0.96	-0.10	1.70	0.43	
	IV	1.85	1.33	-3.80	0.51	2.31	0.72	1.89	
	III	-0.76	0.09	-2.62	0.50	-0.14	1.83	1.87	
	II	0.49	3.44	-0.20	1.07	-0.01	1.37	1.36	
	I	0.03	-0.02	0.98	-0.71	-0.15	0.07	0.96	

黒色は0.00
 青色は1.00
 赤色は2.00
 茶色は3.00
 緑色は4.00
 が期待される値

4. 実測データを用いた損傷推定と推定精度の検討

構築したネットワークに、実験から得た振動特性を入力し、損傷を有する層と損傷度の推定を試みた。表-2に損傷推定結果を示す。表中の損傷ケースは、図-2に示す全15ケースの損傷ケースに対応している。推定結果を見ると、表中の黄色のセルで示しているケース0、ケース3、ケース7、ケース10、ケース14の層III、層IVでは、損傷させていない位置に大きな値が出力されている、もしくは損傷度の値が実際の損傷ケースと大きく異なっており、推定が正確に行えていないことが分かる。また、層IIIが損傷している場合において推定精度が悪い傾向にある。このことから、2次モードの計算誤差が推定精度に大きな影響を及ぼしていると考えられる。応答加速度波形から固有振動数・固有振動モードを計算した際に、数ケースの損傷ケースにおいて2次モードが固有値解析の結果と多次元ARモデルでの結果で大きく異なっていた。このことが推定精度を下げた原因と考えられ、実測データから振動特性をより高精度に得ることができれば、これらのケースにおいても推定可能であると考えられる。

上記以外の損傷ケースでの推定結果の数値を見ると、期待される値とは数%~数十%の違いがあるケースが多く見られるが、損傷を有する層と損傷が無い層の出力結果の違いは明らかであることから、損傷を有する層と損傷度の推定が行えているといえる。

5. 結論

- 1) 損傷を有する層と損傷度を推定するためのニューラルネットワークを構築し、その推定性能の検証結果から、損傷を有する層の位置と損傷度は良好に推定できることを確認した。
- 2) 実測データから求めた固有振動数、固有振動モードを入力データとして用いた場合にも、階層型ニューラルネットワークにより損傷を有する層の位置と損傷度が推定可能であることを明らかにした。