

階層型ニューラルネットワークを用いた構造物の損傷部材推定システムの実験的検討

三菱重工鉄構エンジニアリング 正会員 ○由良 慎弥

東電設計 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の高度化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。

本システムでは、実構造物において計測された応答加速度波形から固有振動数と固有モードを求め、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と損傷程度を推定することを目的としており、本研究ではこれが構築可能かどうかを実験的に検討する。

2. 振動実験

実験モデルは、図-1に示すような5層ラーメン構造で、健全な状態および種々の損傷状態を与え、振動台を用いて白色雑音を入力して応答加速度を計測した。損傷ケースは、図-2に示すように健全時(ケース0)、損傷を有するケース(ケース1~ケース15)である。モデルの損傷量は柱部材の板厚を変化させて健全時の板厚を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。応答加速度波形から、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モデルにより算出した。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た。

3. 損傷推定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を構築するために種々の損傷部材の配置パターンを想定して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、固有振動モードに基づいて、損傷箇所と損傷程度を層レベルで推定するネットワークを構築した。固有振動解析の解析モデルは、図

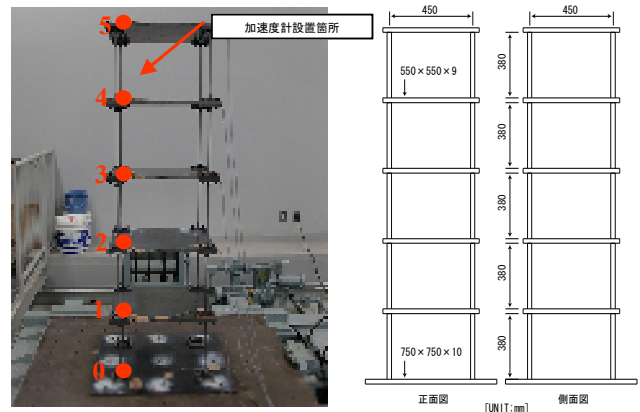


図-1 損傷推定モデル

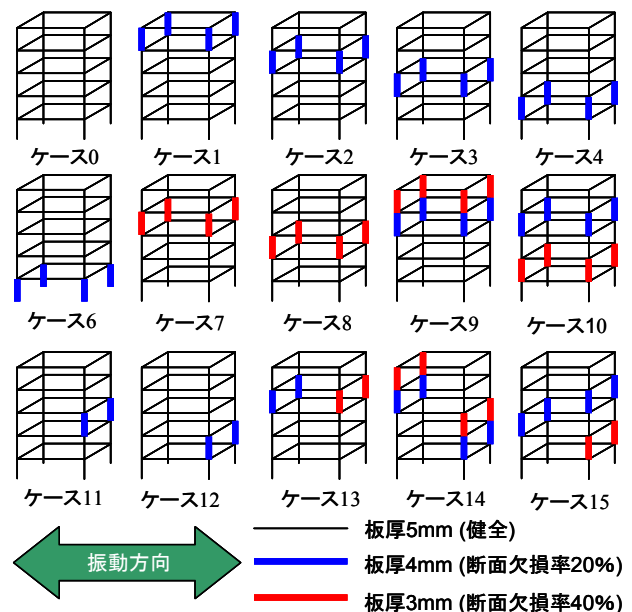


図-2 損傷ケース

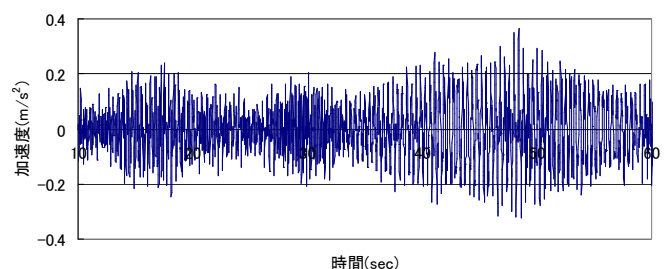


図-3 白色雑音振動の応答加速度波形

キーワード 劣化診断, ニューラルネットワーク, 固有振動解析

連絡先 〒730-8642 広島市中区江波沖町 5-1 三菱重工鉄構エンジニアリング(株) Tel 082-292-3146

4に示すように、損傷推定モデルは2次元モデルである。

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。教師データは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。

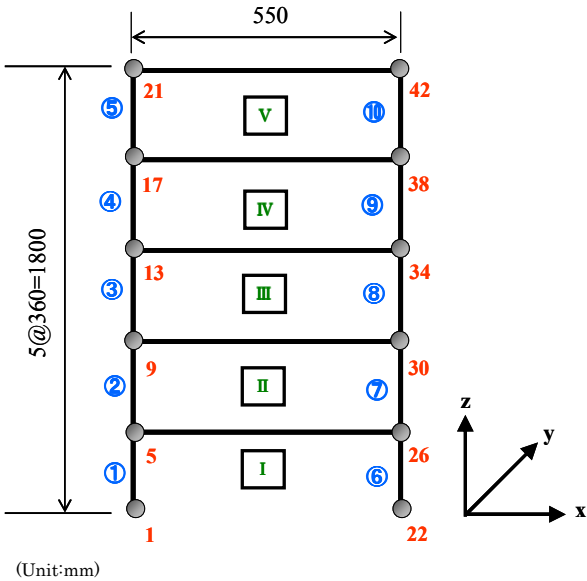


図-4 固有振動解析モデル

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	
モード固有振動	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する。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、損傷の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、正確に推定できていないことがわかる。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。これは、2次固有振動モードの計算誤差が推定精度に大きく影響していると考えられる。すなわち、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おり、これが推定精度を下げた原因と考えられる。もし、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推察される。

上記以外の損傷ケースでは、幾分誤差が大きいものも認められるが、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り、損傷を有する層と損傷度の推定が可能であると判断される。

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。