第I部門 ニューラルネットワークによる振動応答情報に基づいた橋梁構造物の損傷検知に関する研究

京都大学大学院工学研究科	学生員 〇松山卓真	京都大学大学院工学研究科	正員	服部洋
京都大学大学院工学研究科	正員 白土博通	京都大学大学院工学研究科	正員	八木知己

1.序論:日本では高度経済成長期に橋梁の建設が本格的に始まったが、それから 50 年以上経った現在それらの橋梁には 激しい老朽化が見られる.そこで、橋梁の維持管理を行うことにより橋梁の健全性を保ちつつ供用することが重要であ ると考えられる.また、維持管理の方法として、対象構造物にセンサーを設置してそこから得られた物理量を解析する ことにより健全性を評価する構造ヘルスモニタリングという考え方を導入した手法が注目されている.しかし、構造ヘ ルスモニタリングには従来の解析方法では事前に対象構造物に関する情報を数多く取得しておく必要がある、システム を稼働する際に外乱やデータ転送中に発生する雑音等による影響を受けやすい等の問題がある.故に、事前に必要な情 報が少なくて済むロバスト性の高い解析方法を用いた、費用対効果に優れた構造ヘルスモニタリングの提案が望まれる と考えられる.そこで本研究では、ニューラルネットワークを用いた構造ヘルスモニタリングによる損傷検知システム の構築を試みる.

2.研究概要:本研究では,健全時の橋梁模型に1回の衝撃を与えて得られる応答波形から抽出したデータを用いてノー ド毎に健全時の応答モデルの構築を行う.検査時は,健全時及び損傷を与えた橋梁模型より取得する検査用の応答波形 から抽出したデータを構築済みの応答モデルに入力することによって得られる予測値と検査用の応答波形から抽出し たデータの実測値の間に生じる誤差の大きさを比較することにより損傷検知の可能性を評価する.また本研究では,橋 梁の維持管理のための点検を行う際の補助的な役割を担うことが可能であり,ローカルモニタリングを指向するような 損傷検知システムの構築を目的とする.

3.ニューラルネットワーク:ニューラルネットワークとは脳神経系をモデルにした情報処理システムであり,図1に示すようなニューロンモデルをつなぎ合わせて形成される.ニューラルネットワークでは、人間の脳が記憶しそれを基に思考を行うように、スカ催号: 提示された入出力サンプルに沿って学習を行うことより各ニューロン間の重み(W)を 設定しそれを基に未知の情報に対する予測を行うことが可能である.また、雑音を

含んだ入力情報から有意なパターン情報を抽出,認識,分類することに優れている点やニューラルネットワーク自身が 学習を行うという特徴から,様々な環境に絶え間なく連続的に適応させていくことによりその精度を向上させることが できる点,一般的な計算手法とは異なり情報を並列的に連続して処理する点等の利点もある.

4.橋梁模型:本研究では図2に示す縦563.6cm×横182.9cm× 高さ118.7cmの鋼製の橋梁模型を用いる.また,N7,N14 を除くノードに ICP 加速度センサーを設置する.さらに検査 用の応答波形を取得する際,橋梁模型には図3に示すような 損傷を与える.Case1 では梁同士を接続する役割を持つプレ

ートとボルトを, Case2 では支承部分のローラーを脱落させる. 5.提案手法:

- 健全時の橋梁模型にハンマーで1回の衝撃を与えることによりサンプリング周波数400Hzの加速度の時刻歴波形を 取得し台形法を用いて速度・変位の変化量の時刻歴波形を算出した後、0~1の間で正規化する.
- 2) 図4のように本研究で取得した時刻歴波形は衝撃を与えてから10s間のものであり、時刻歴波形のサンプリング周 波数が400Hz であるため、4000個のデータを取得している.つまり、0.0025秒毎のデータを抽出している.また 以降ではこのデータのことを振動データと呼び、ステップという単位で数える.

Takuma MATSUYAMA, Hiroshi HATTORI, Hiromichi SHIRATO, Tomomi YAGI t.matsuyama@hw8.ecs.kyoto-u.ac.jp





- 3) 抽出したデータからニューラルネットワークの学習機能を利用しノード毎に応答モデルの構築を行う. つまり図 5 に示すように, 第 n ステップの速度の変化量(*Av<sub>n</sub>*)と第 n ステップの変位の変化量(*Au<sub>n</sub>*)を入力信号, 第 n+1 ステップの速度の変化量(*Av<sub>n</sub>*)を教師信号としてニューラルネットワークにおける各ニューロン間の重みの決定を行う.
- 4) 健全時及び損傷を与えた橋梁模型において1),2)と同じ作業を行うことにより検査用の振動データを取得する.またここでは、応答モデル構築時とは異なる強さの衝撃を与える.
- 5) 図6に示すように、構築した応答モデルに検査用の第nステップの速度の変化量と第nステップの変位の変化量を 入力して第n+1ステップの速度の変化用の予測値を取得し、その予測値と検査用の第n+1ステップの速度の変化量 の実測値から損傷平均誤差(式(1))を算出し、損傷検知の可能性について検討する.

(損傷平均誤差) = 
$$\frac{1}{M} \sum_{i=1}^{M} |y_i - out_i^N|$$
 (1)

(但し、 $y_1, y_2, \cdots y_{L_N}$ : 検査時の第 i 番目の教師信号、 $out_i^n$ : 検査時の第 n 層・第 j 番目のニューロンの出力信号)





図5 応答モデルの構築

図6 損傷検知

6.実験結果:図7にサンプリング周波数400Hzの加速度の時刻歴波形のうち200Hz以上をカットしてから算出した速度・ 変位の変化量の時刻歴波形を用いた場合の各ノードの損傷平均誤差を示す.ここでBase は検査用の応答波形を取得した 時の橋梁模型が健全であった場合,各ノードの損傷平均誤差はどの程度の値を示すのかという目安として示す.図7よ り損傷ノードの損傷平均誤差が他のノードよりも概ね大きい値を示していることから損傷検知の可能性があるといえ る.また検査用の振動データを取得する際,応答モデル構築時とは異なる強さの衝撃を与えているが,損傷の無いノー ドの損傷平均誤差はBase を含め概ね小さい値を示す.これは取得した時刻歴波形を正規化していることやニューラルネ ットワークの汎化作用の影響から予測精度が保たれていることを示していると考えられる.このことから,与える衝撃 の強さは損傷検知の精度に影響しないと考えられるため検査の際に与える衝撃の強さを統一する必要が無く,効率的で あると考えられる.また加速度の時刻歴波形を用いた方法や隣り合う2つのノードを組み合わせる方法等についても検 討を行ったが,損傷検知の可能性は見られなかった.



