

ニューラルネットワークによる鋼板構造の振動特性変化モニタリングシステム

防衛大学校 学生員 ○作田 健 長通伸幸 正会員 香月 智 深和岳人

1. 緒 言

本研究は、入出力関係を形成する関数が複数混在するデータ群をそれぞれのパターンに分類・学習するニューラルネットワークを提案し、構造物のモニタリングデータを用いた構造状態の変化を検知するシステムへの適用を試みたものである。既存構造物は時間経過に伴って既に幾分かの劣化や損傷が含まれていることや、モニタリング点数に制約があるために、モニタリングデータ間に複数の入出力関係が混在する場合がある。提案するニューラルネットワークは、このような問題を自動的にそれぞれのパターンに分類・学習するものである。提案システムの適用性を検討するために実構造物に模した鋼板構造加振実験を行い、加速度入出力関係の同定手法について検討し、構造状態の変化を検知できるシステムの構築を試みたものである。

2. 複関数分類学習ニューラルネットワーク

図-1に、提案する複関数分類学習ニューラルネットワークシステムを、従来型の3階層型ニューラルネットワークと比較して示す。従来型ニューラルネットワークシステム¹⁾では、入力ベクトル x (n_i 次元)と出力ベクトル y (n_o 次元)との間を図-1(a)のような中間層ニューロンと関係付けて構成したうえで、学習データ T (n_o 次元)との誤差が最小となるようにネットワークの結合強度 w およびニューロン特性を決定するシグモイド関数のしきい値 θ を探索決定する。

一方、提案するシステムは第3層にパターン数 (n_p) 倍だけの出力層ニューロン (n_o 次元 $\times$ n_p 組)を準備する。そのうえで学習データ T (n_o 次元)をどのパターン関数に属するかについて識別分類した後に、学習するものである。ここで、識別分類の基準は各パターン出力と教師信号が最も近いものを選択するものとした。すなわち、

$$i_{\text{select}} = \min |T - y_i| \quad (1)$$

よって、学習におけるバックプロパゲーション¹⁾は次式のように行われる。

$$|T - y_{i_{\text{select}}}| \rightarrow \min \quad (2)$$

3. 鋼板構造加振実験への応用

(1) 実験要領

提案手法の適用性を検討するために、鋼板構造を使った実験を行い、その振動特性の変化を検知するシステムの構築を試みた。

実験に用いた鋼板は、図-2に示すようにSS400の1.35m $\times$ 1.10mの長方形板で厚さ12mmのものである。この構造の振動特性が漸散的に変化する因子として、写真-1に示す300gのラバーの上に5kgおよび10kgの鋼製の重錘を載せたものを出力加速度計から25cm、50cm、75cm離れた位置に載せて作製した。すなわち、何も置かない状態を新設状態に、重錘を[1]と[2]の位置に置く状態をその後の構造状態の変化によって生じた2種類の追加パターン状態に模擬しており、重錘位置が[3]とは、新しく構造に生じたパターンを模したものである。加振入力としては、写真-2に示すように垂直に支持された長さ16.5cm、質量100gの鋼棒を高さ5cmの位置から落下衝突させた。

落下衝突の位置は、図-2に示すように入力加速度計設置側短辺の両端と中央の3点である。以上のパラメータを組み合わせた

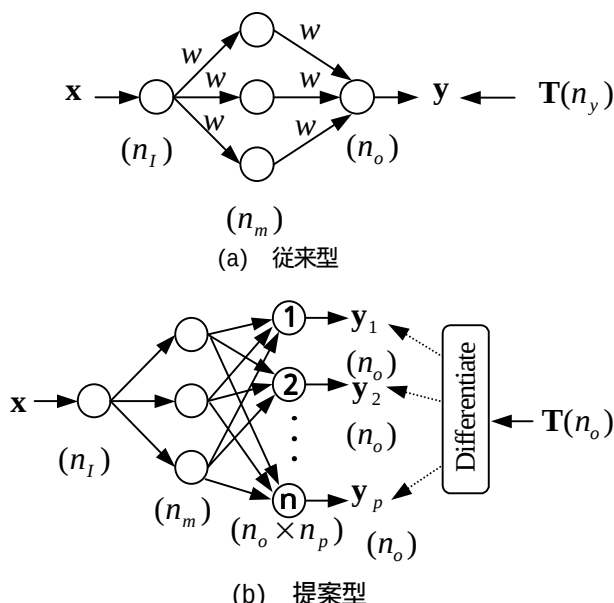


図-1 提案ネットワークと従来型ネットワーク

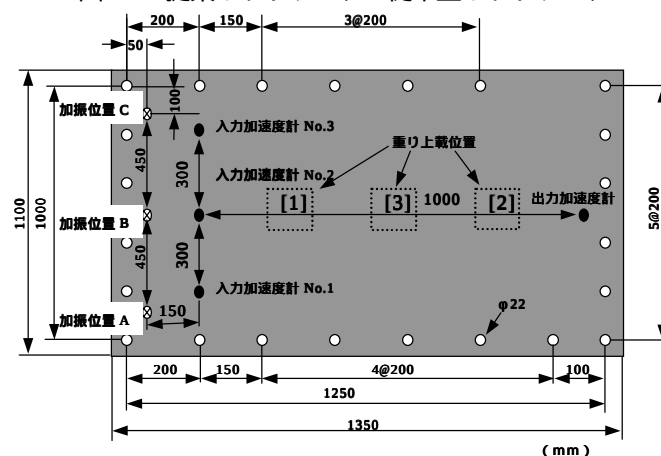


図-2 鉄板寸法および加速度計配置図

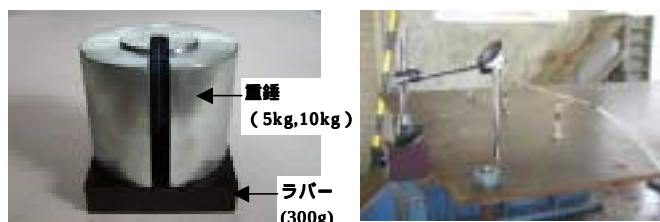


写真-1 載荷物

写真-2 加振装置

実験ケースは12ケースとなり、各ケース5回ずつ加振し、それぞれのデータを記録した。構造状態のモニタリングデータとしては、図-2に示すように加振装置の近傍に30cm間隔で設置された入力加速度データ3個と反対側に設置された1個の出力加速度データを用い、10 μ secのサンプリング間隔でデジタルデータ保存した。なお、ネットワークの学習に用いるデータは、100Hzのローパスフィルタ²⁾処理を行ったものを用いる。

キーワード：ニューラルネットワーク、構造モニタリングシステム、複関数分類学習、鋼板構造加振実験

連絡先 〒239-8686 神奈川県横須賀市走水1-10-20 防衛大学校建設環境工学科 tel 0468-41-3810

(2) 入出力加速度の相関性

加振点で発生した振動は全方向に向かって伝播するが、図-3に示すように加振点近傍にある観測点を通り過ぎた後に、観測点に至る経路は多数存在する。その経路ごとに観測点を通り過ぎ後に至る経路長さが異なるため、それぞれのタイムラグに差異が生じる。まず、タイムラグの影響を調べるために、次式により各入力加速度と出力加速度のタイムラグ相関係数を求めた。

$$\rho_{\Delta t} = \sqrt{\frac{\sum I_t \cdot O_{t+\Delta t}}{\sum I_t^2 \cdot \sum O_{t+\Delta t}^2}} \quad (3)$$

ここで、 $\rho_{\Delta t}$ ：タイムラグ Δt 秒データ間の相関性、 I_t ：時刻 t における入力加速度データ、 $O_{t+\Delta t}$ ：時刻 $t + \Delta t$ における出力加速度データ。

タイムラグ相関係数を求めると、図-4のようになり、概ね0.0025s周期で相関係数のピーク値が明瞭に現れ、タイムラグ0.0075sでは相関係数が0.81と、大きな相関性が現れる。

(3) 提案システムによる入出力同定

提案する複関数分類学習ネットワークシステムを図-5のように構築する。各入力加速度データから100Hzローパスフィルタ処理後にタイムラグ相関性の高い2つの加速度を入力し、出力加速度を同定するモデルである。使用データは加振位置が変化することを含めて複数の特性データを混在させるため、鋼板上に何も置かない状態、重錘を[1]および[2]に置いた場合の3つの伝播特性を用い、加振位置を表すデータも入力データとして用いる。なお、学習には5回加振したもののうち、4回分を用い、残り1回分は検定データとして用いた。

図-6(a)には、学習から除いておいた1回分の予測結果を示す。学習は良好に収束し、予測値も良好一致を示している。ちなみに、3つの伝播特性全ての未知データに対する予測値の決定係数は図-6(b)に示すように0.975と高い相関を示す。

図-7には、学習データに含まれていない構造パターンである重錘を[3]の位置に置いた場合のケースを入力データとして用いて出力値と計測値を比較したものを示す。図-7(a)の応答予測では、まず第1波が一致しておらず、 $t = 0.01$ 以降の第3波、第4波では全く異なっている。図-7(b)の相関図では決定係数も0.806と著しく小さくなり、既往の構造特性とは異なった構造パターンに遷移したことを判断できる。

4. 結 言

本研究は、構造モニタリングシステムへの新しいニューラルネットワークシステムの応用を提案したものである。提案手法の適用性を検証するため、鋼板構造の加振実験を行い、ニューラルネットワークシステムで複数の加速度データ間の補完関数生成能力を確かめた。その結果、適切なローパスフィルタ処理を行ったうえで相関性の高いタイムラグデータを用いると、入出力関係を同定できることが認められた。また、既往構造特性と異なる構造特性のデータに対する構造特性遷移判定を行った結果、システムの検知能力が高いことが認められた。

参考文献

- 市川紘：階層型ニューラルネットワーク 非線形問題解析への応用、共立出版株式会社、1993.6.
- 三谷政昭：デジタルフィルタデザイン、昭晃堂、1997.10

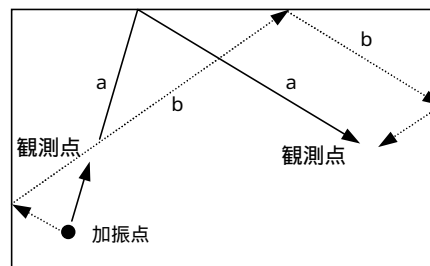


図-3 打撃波動伝播経路の多様性

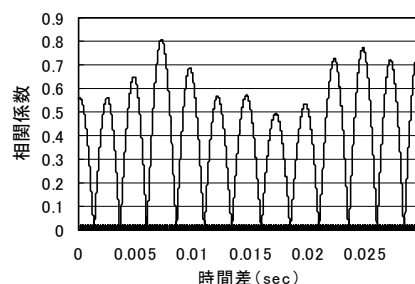


図-4 ローパスフィルタ処理後
タイムラグ相関係数 (A-Non-Non)

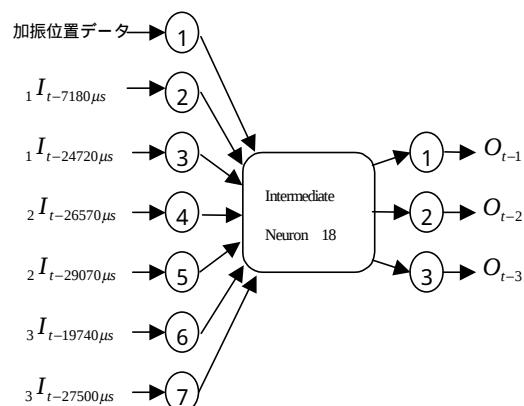
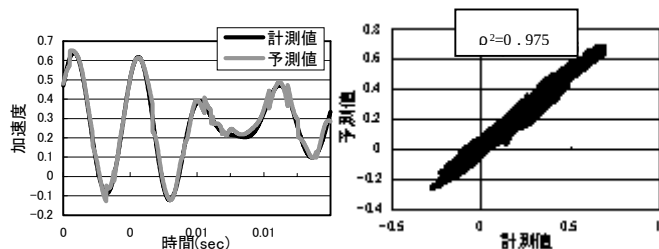
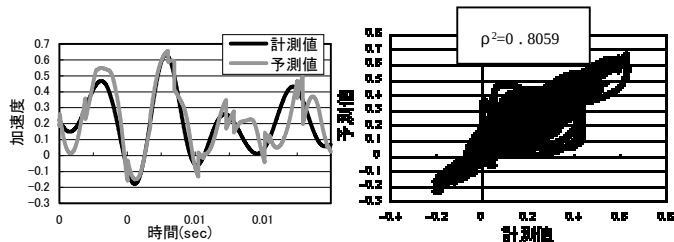


図-5 提案システム



(a) 既往パターン予測結果 (b) 計測値と予測値の相関

図-6 未学習データ予測結果 (既往構造特性)



(a) 新構造パターン予測結果 (b) 計測値と予測値の相関

図-7 新構造特性データ予測結果