

ニューラルネットワークによる構造振動の入出力モデル構成に関する研究

INPUT-OUTPUT MODERING OF STRUCTURAL VIBRATION USING NEURAL NETWORK SYSTEM

長通伸幸*・香月智**

Nobuyuki NAGADORI and Satoshi KATSUKI

*防衛大学校理工学研究科学生 (〒239-8686 神奈川県横須賀市走水 1-10-20)

**工博 防衛大学校助教授 システム工学群建設環境工学科

Recently, structural maintenance management is getting important subject. In this study, we tried identification of the input-output relation of the structural monitoring data using neural network system. The use and applicability is evaluated by the steel plate impact experiment in which the acceleration sensors are monitoring as a representative vibration characteristic of structure. The proposed system can identify the input-output relation of the monitoring data very well.

Key Words : neural network, ,, monitoring, structural characteristics, differentiation

1. 緒言

近年、構造物の維持管理問題が重要な課題となっている。その方法として、構造物にあるセンサーを取り付け、モニタリングデータの変化をもとにして維持管理の意思決定を図ることが行われている¹⁾。本研究は、構造物に取り付けた複数の加速度計から得られる振動データ間の関係をニューラルネットワークを用いて同定し、それらのデータを入力信号と出力信号とする場合に、その入出力関係を簡易モデル化することを提案するものである。ここでは、提案手法を用いて別途行った鋼板に対する衝撃振動の加速度データに対して適用を試みる。

2. 実験要領

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写真-1および図-1に示すようにSS400の1.35m×1.10mの長方形板で厚さ12mmのものである。この鋼板は別の用途に作られたものであるため、周辺には不規則に直径22mmの穴が開けられており、構造の振動特性は複雑な因子を多く含んでいる。これは既設構造物の複雑さを模したものである。この構造の振動特性が離散的に変化する因子として、写真-2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-3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-1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実験ケースは表-1に示すように12ケースとなり、各ケース5回ずつ加振した。構造状態のモニタリングデータとしては、図-1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、図-2に示すように10μsecのサンプリング間隔でデジタルデータ保存した。

3. ニューラルネットワークによる構造同定

ニューラルネットワーク^{2),3),4)}によってモニタリングデータの入出力関係をフィッティングできることを検証しておく必要がある。

図-3に実験ケースのA-Nonにおいて計測された入出力加速度データの例を示す。計測開始0.0022秒後に加振棒から最も近い入力加速度計No.1に191Gの加速度が現れた。続いて入力加速度計No.2は0.00258秒後に260G、入力加速度計No.3では0.00262秒後に176Gの加速度がやや遅れて現れた。出力加速度計は離れているので0.0035秒後に150Gが現れた。ところで、入力加速度計No.1で、0.075秒以降において再度卓越した加速度70Gが現れるが、これは加振棒が跳ね上がった後に再打撃したものである。ノイズの影響を避けるため、以下のデータ処理は再打撃前までのデータを用いて処理を行う。また、以後のデータ処理において、入力加速度計No.1の加速度が現れる時間を処理開始時間とした。

さて、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-4に示すように加振点近傍にある観測点①を通過した後に、観測点②に至る経路は多数存在する。その経路ごとに

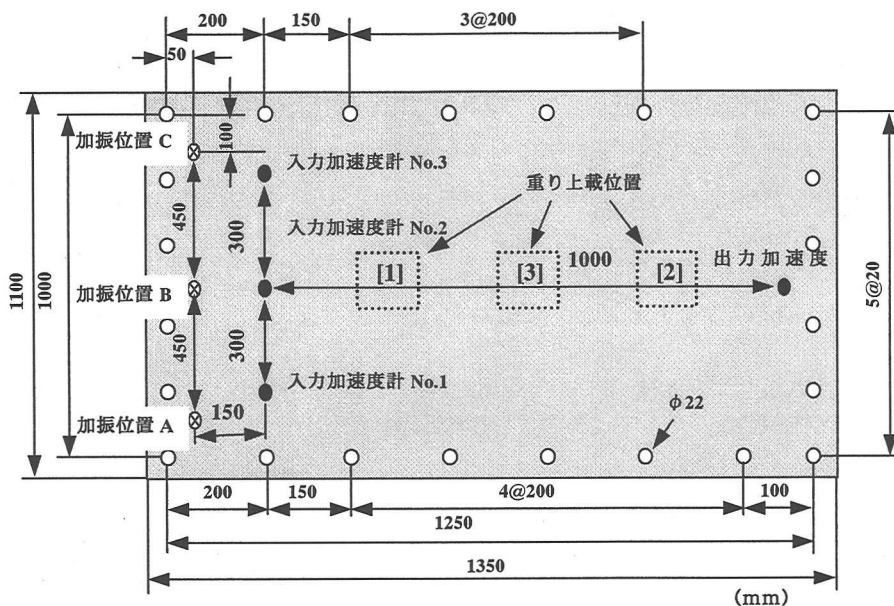


図-1 鉄板寸法および加速度計配置図

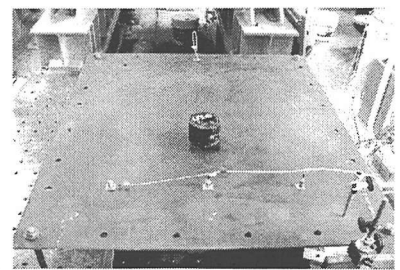


写真-1 実験装置

ラバー：100mm×100mm×20mm

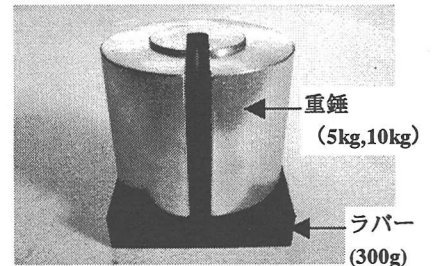


写真-2 载荷物

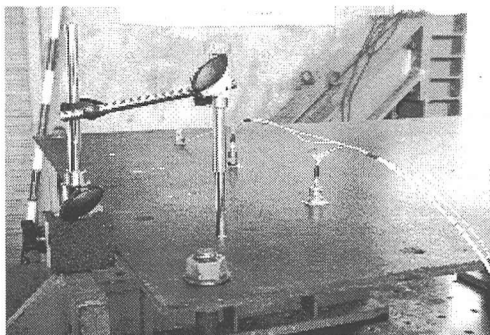


写真-3 加振装置

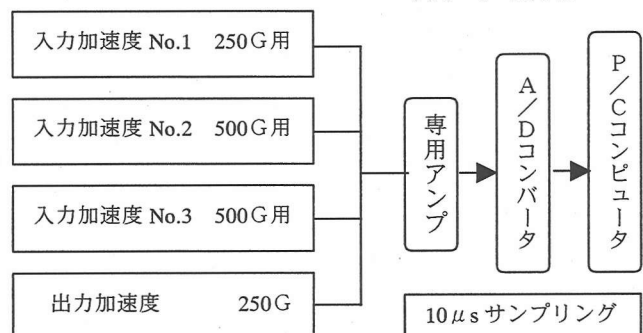


図-2 計測システム図

表-1 実験ケース

番号	ケース名	加振位置	载荷物位置	载荷重量	加振回数	備考
1	A-Non	A	なし	なし	5	既往構造状態
2	B-Non	B	なし	なし	5	
3	C-Non	C	なし	なし	5	
4	A-[1]-0.5	A	出力計から 25cm	0.5kN	5	
5	B-[1]-0.5	B	出力計から 25cm	0.5kN	5	
6	C-[1]-0.5	C	出力計から 25cm	0.5kN	5	
7	A-[2]-0.5	A	出力計から 75cm	0.5kN	5	
8	B-[2]-0.5	B	出力計から 75cm	0.5kN	5	
9	C-[2]-0.5	C	出力計から 75cm	0.5kN	5	
10	A-[3]-1.0	A	出力計から 50cm	1.0kN	5	新状態
11	B-[3]-1.0	B	出力計から 50cm	1.0kN	5	
12	C-[3]-1.0	C	出力計から 50cm	1.0kN	5	

観測点①を通過後に②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。ちなみに、鋼材の縦波伝播速度 (5000m/s) による鋼板長辺の伝播時間は、250 μs であり、データサンプリング間隔 10 μs は十分にタイムラグを検知できる範囲にある。

まず、タイムラグの影響を調べるために、次式によるタイムラグ相関係数を求めた。

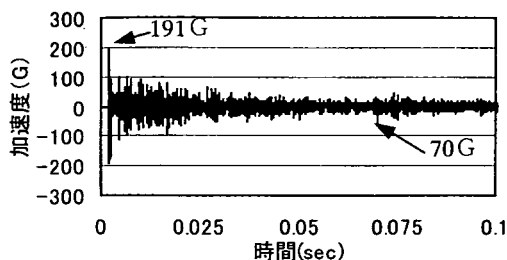
$$\rho_{\Delta t} = \sqrt{\frac{\sum I_t \cdot O_{t+\Delta t}}{\sum I_t^2 \cdot \sum O_{t+\Delta t}^2}} \quad (1)$$

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。

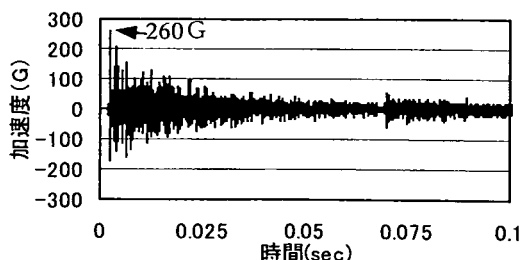
図-5(a)に図-3 で示した生データに対するタイムタイムラグ相関性を示す。タイムラグが 0.0185s において最大相関係数 0.185 が得られるほか、多数の点で相対的に大きな相関性が現れるが、あまり大きな相関性は得られない。このため、後述するようなニューラルネットワークによる出力データの予測システムは構築できない。図-5(b)には 1000Hz でローパスフィルタ処理⁹⁾ (ブラックマン窓関数) したデータに対するタ

イムラグ相関係数を示している。最大相関係数 $\rho = 0.372$ とやや大きくなるがこの場合もあまりうまくフィッティングできない。

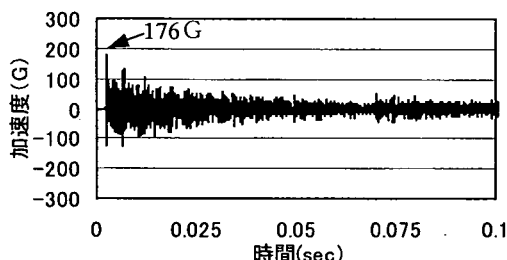
そこで、計測データを 100Hz のローパスフィルタ処理をする



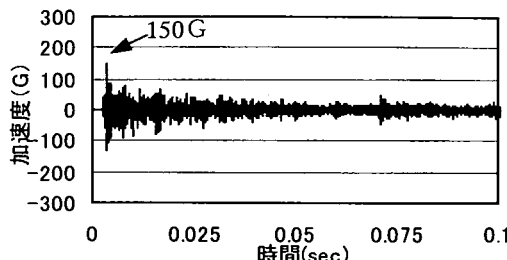
(a) 入力加速度計 No.1



(b) 入力加速度計 No.2



(c) 入力加速度計 No.3



(d) 出力加速度計

図-3 計測生データ (A-Non)

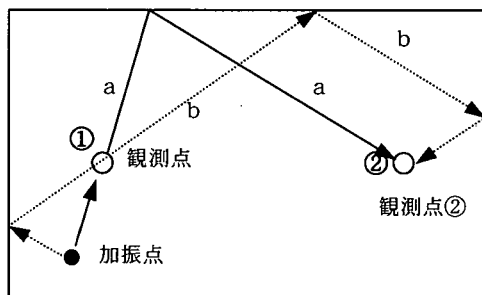
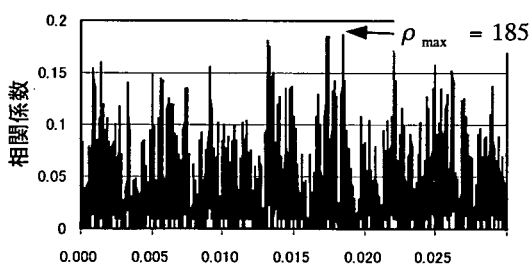


図-4 打撃波動伝播経路の多様性

と、図-6のように高周波成分が取り除かれ、入力と出力の波形に相似性が認識できるようになる。このローパスフィルタ処理後のタイムラグ相関係数を求めると、図-7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。

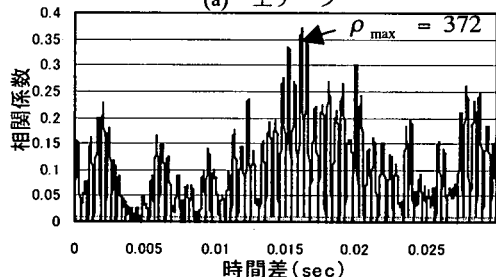
3.1 1加振点1入力測点システム

まず、加振点をA点に固定して、入力データは加速度計No.1のデータのみを用いた場合のニューラルネットワークのフィッティング能力を検証してみる。そこで、図-8のように図-7(a)において相関係数の高いタイムラグを3個、5個、9個選択したニューラルネットワークシステム用いて同定能力を調べた。学習データには4回分の加振データを用い、残りの1回分の加振データを予測検定に用いる。図-9に各システムによる①学習結果における予測値～教師データ相関図、②予測応答値、③未知データに対する予測値～観測値相関図を示す。図-9(a)の3つのタイムラグを用いるシステムでは、教師データに対する良好な学習収束が得られず、教師データと学習終了後による出力加速度推定値の決定係数 $\rho^2 = 0.516$ とあまり大きくない。このシステムを用いて未学習データ（第5回目の加振）を予測させると、図-9(a)の中央のようになり、初期の2波までは概ね傾向は一致するものの0.008～



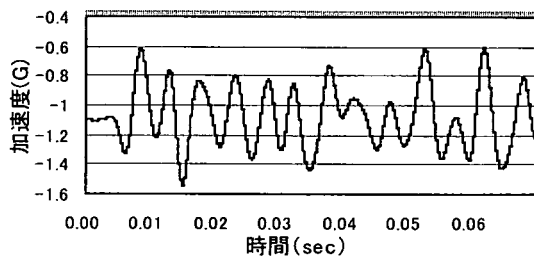
時間差(sec)

(a) 生データ

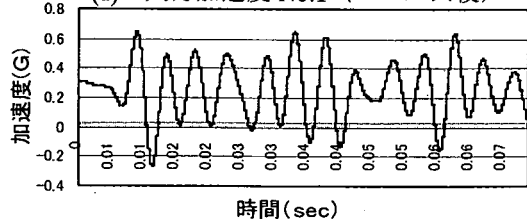


(b) 1000Hz フィルタ処理後

図-5 出力データとの時間差による相関性 (A-Non：入力加速度計 No.1)

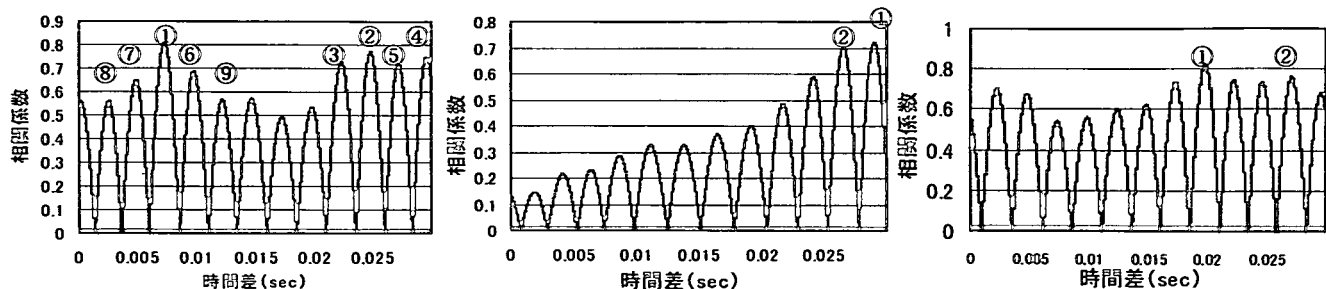


(a) 入力加速度 No.1 (ローパス後)



(b) 出力加速度 (ローパス)

図-6 100Hz フィルタ処理後の入出力データ (A-Non)



(a) 入力加速度 No.1～出力加速度 (b) 入力加速度 No.2～出力加速度 (c) 入力加速度 No.3～出力加速度
図-7 ローパスフィルタ処理後タイムラグ相関係数 (A-Non-Non)

0.020sec間での予測値は全く一致していない。よって、この予測値と観測値の相関図を描くと右側の図のようになり、決定係数は $\rho^2 = 0.501$ となり観測値と予測値があまり一致しないことがわかる。図-9(b)の5つのタイムラグを用いた場合には、学習結果の決定係数が $\rho^2 = 0.921$ と向上し、未学習データに対する予測応答図も0.010～0.016secの部分を除きほぼ一致するようになる。さらに、図-9(c)の9つのタイムラグを用いると、学習および未知データの予測とも決定係数は0.985以上と大きく、その応答値も0.012～0.015secでわずかな不一致があるが良く一致している。これらのことより、1加振点1入力測点を用いたシステムでは9点以上の高相関性のタイムラグデータを入力層に用いると構造入出力特性を同定できることがわかる。

3.2 1加振3入力測点システム

図-4で示した伝播経路の多様性を効率よく反映するには、入力測点数を多くする方法が有効と思われる。そこで、図-10に示すような従来型ニューラルネットワーク ($n_i = 6, n_m = 14, n_o = 1$) の入力層に、No.1～3の各入力加速度データで図-7に示す2番目までの高い相関性を示すタイムラグデータを合計6つ抽出し、与える構成とした。

図-11に、このシステムによる同定結果と未学習データに対する予測結果を示す。まず、図-11(a)の学習結果では教師データに対するフィッティングがほぼ完全であり、決定係数は0.998となっている。図-11(b)の未知データに対する時間応答の予測値も、図-9(c)の1加振1入力測点システムで9つのタイムラグを用いた場合よりも良く一致している。よって、図-11(c)の予測値と計測値の相関性はほぼ完全な直線となり、決定係数も0.993と高い。このように、入力測点数を増す方が入力層の数を少なくでき、より同定能力の高いシステムを構築できることがわかる。

3.3 システムによる構造特性遷移検知

(1) 構造特性遷移検知

図-10で示したシステムは、実験ケース A-Non の特性を同定している。そこで、このシステムによって構造の振動特性が遷移したことの検知能力を確認するため、A-[1]-0.5の入力データを用いて出力値を予測させた。図-12(a)にその予測結

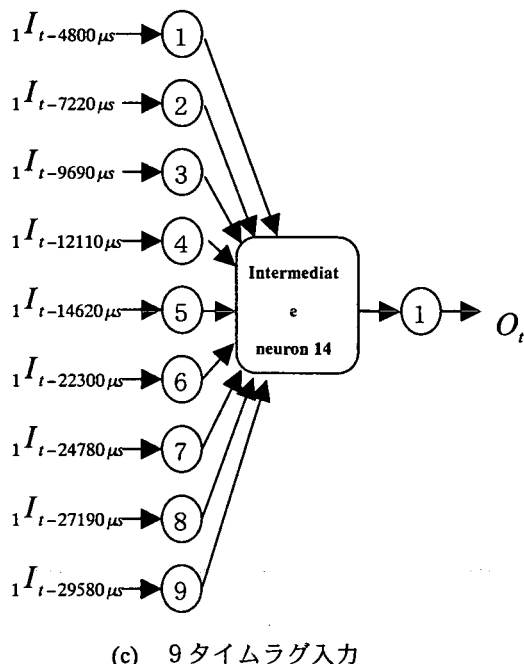
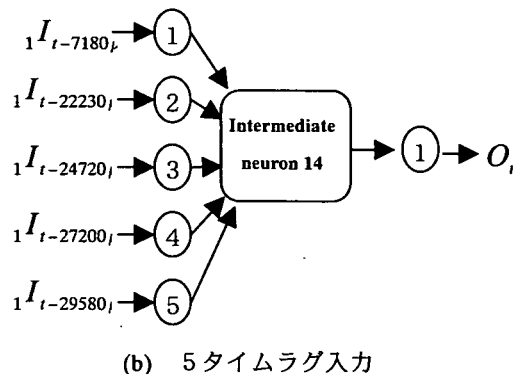
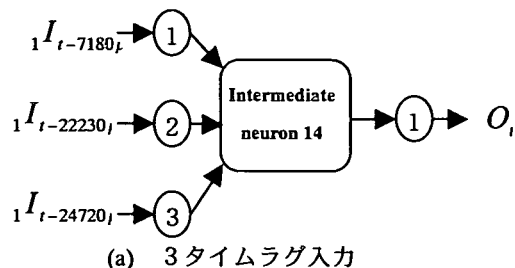


図-8 1加振1入力測点システム

果を計測値と比較して示す。予測値は初期の波でやや誤差があり、その後時間経過に伴って誤差が大きくなる。よって、予測値と計測値の相関性は著しく低下し、決定係数は 0.792

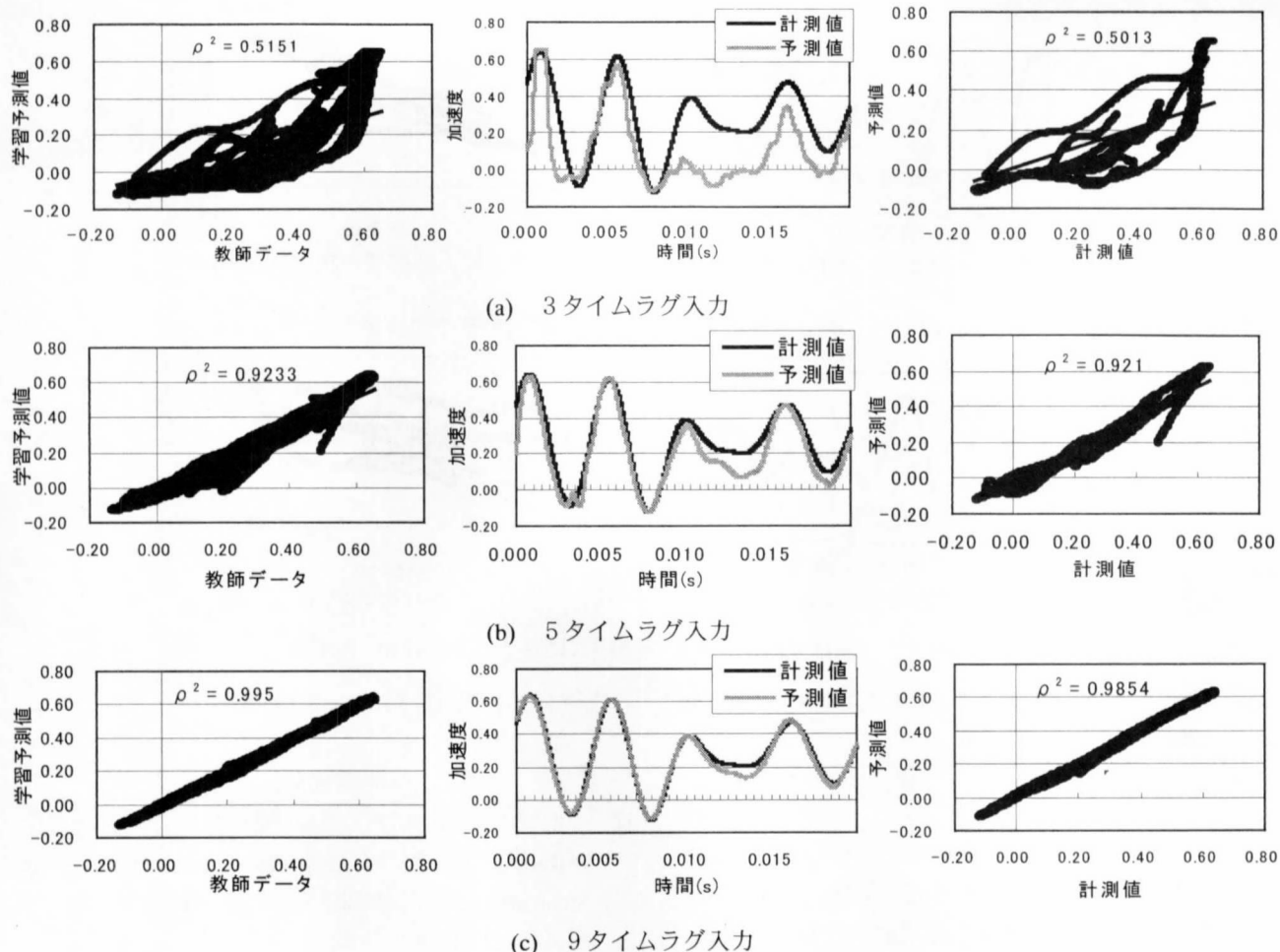


図-9 1加震1入力測点システムの同定能力比較

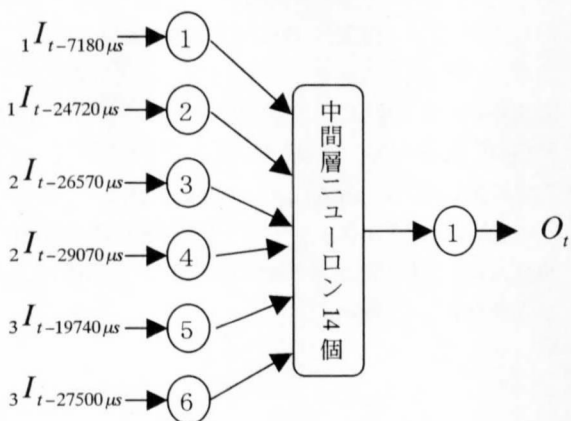


図-10 1加振3入力測点システム

と小さくなる。すなわち、構造特性が変化したことを検知できる。

(2) 加振点変化の感度

同システムを用いて、構造状態は何も载荷しない同一状態に保ったうえで、加振点異なる B-Non に対する予測結果を図-13 に示す。この結果は著しく計測値と異なった予測値となっており、決定係数は 0.128 と極めて小さく、図-12(c) よりも相関性が低下している。すなわち、加振点の変化の方が構造特性変化よりも予測値と計測値間の相関性に与える影響

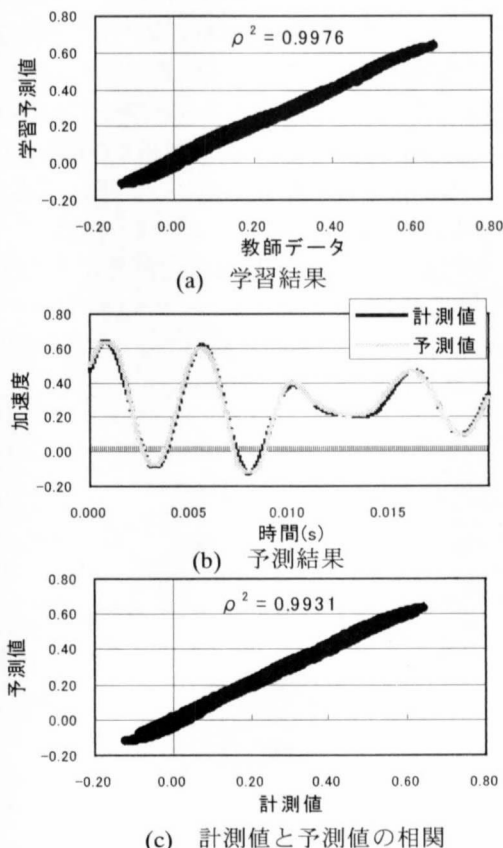
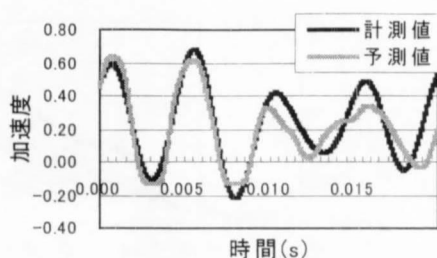
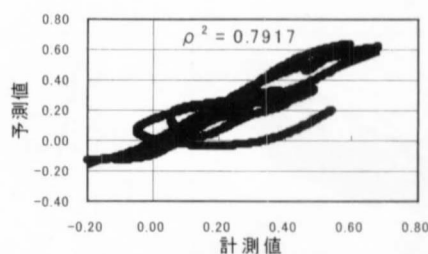


図-11 1加振3入力測点システムの同定能力

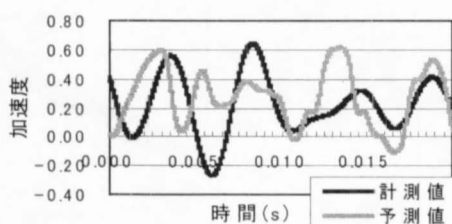


(a) 予測結果 (A-[1]-0.5)

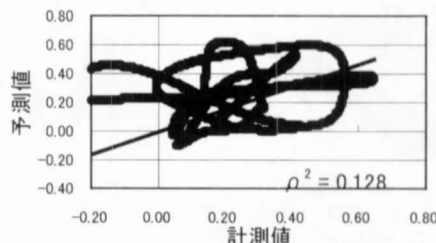


(b) 予測値と計測値の相関 (A-[1]-0.5)

図-12 構造条件が変化したデータに対する予測検定



(a) 予測結果 (B-Non)



(b) 予測値と計測値の相関 (B-Non)

図-13 加震位置が変化したデータに対する予測検定

が高く、このままでは構造特性が変化したのか加振点が変わったのか識別できない。

効率性についても検討が必要である。

4. 結 言

本研究は、ある構造物の入出力データ間についてニューラルネットワークを用いて同定を試みたものである。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間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、単一の構造特性であれば従来型ネットワークを用いて十分に入出力関係を同定できることが認められた。

なお、この結果は鋼材構造を用いた実験に限定されたものであり、実構造ではモニタリングデータにより大きなノイズが入ることや、より複雑な要因が混在することが考えられ、別途検討が必要である。また、提案システムの識別能力についても多様な案が考えられ、それらの

参考文献

- 1) 土木学会構造工学委員会橋梁振動モニタリングとその標準化研究小委員会：Intelligent Bridge/ Structural and Smart Monitoring に関する公開講演会資料，構造工学技術シリーズ No.12，1999.11.
- 2) 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.
- 3) 白井支朗：基礎と実践 ニューラルネットワーク，コロナ社，1995.10.
- 4) 長通伸幸，香月智：ニューラルネットワークを用いた砂防施設効果を考慮した河床変動推定に関する研究，計算工学講演会論文集 Vol.6，pp.141-144，2001.5.
- 5) 三谷政昭：デジタルフィルタデザイン，昭晃堂，1997.10.
- 6) 東京大学教養学部統計学教室：統計学入門，財団法人東京大学出版会，2000.9