

橋脚の健全性診断へのニューラルネットワーク 適用に関する一検討

○ 庄 健介¹・平塚 元康²・山本 和宏³・北村 泰寿⁴

¹正会員 工修 株式会社アーバン・エース 土木部 (〒530-0012 大阪市北区芝田一丁目4番8号 北阪急ビル4階)

²学生会員 神戸大学大学院自然科学研究科前期課程建設学専攻 (〒657-8501 神戸市灘区六甲台町1-1)

³正会員 工修 神戸大学工学部建設学科 助手 (〒657-8501 神戸市灘区六甲台町1-1)

⁴正会員 工博 神戸大学工学部建設学科 教授 (〒657-8501 神戸市灘区六甲台町1-1)

橋脚の健全性診断法として重錘打撃試験が鉄道・道路分野で広く用いられている。この方法は 300N 程度の重錘で橋脚の天端を打撃し、橋脚の各測点で観測される速度応答波形から橋脚の固有振動数と振動形状を求める。一方、有限要素法等を用いて橋脚を忠実にモデル化し、重錘加振力を入力とした応答解析を実施する。モデルの固有振動数と各測点の応答値が測定値のそれと一致するように試行錯誤的に地盤ばね定数を推定し、設計値との比較により健全性を判断する。本論文では、地震後の橋脚支持地盤の健全性評価を簡便に行うことを目的として、試行錯誤部分にニューラルネットワークモデルを適用することを試みた。

Key Words : *Neural Network, Soundness Estimation, Percussion Test, Dynamic Analysis, Natural Frequency*

1. まえがき

橋脚の健全性を調べる方法として重錘打撃試験によって得られる固有振動数を指標とする方法が JR 各社を中心に鉄道分野で広く用いられている。その方法は、橋脚天端を 300N 程度の重錘で打撃し、これにより得られる橋脚の減衰自由振動波形に関するフーリエ・スペクトルから 1 次固有振動数を読み取り、この測定固有振動数と数多くの実測データをもとに統計的に求めた固有振動数の標準値とを比較することにより、構造物の健全性を判定する方法である¹⁾。

固有振動数の標準値との比較が適当ではない形状の構造物や構造物の損傷部位を推定する場合には、橋脚の振動モードを判定に利用する。その方法は、つぎの手順で行う。橋脚の高さ方向に設けた数点の測点における振動波形のフーリエ・スペクトルから、測定固有振動数に対応するスペクトル値を読み取って振動モードを描く。一方、橋脚-基礎系を多自由度の骨組振動系にモデル化し、固有振動解析によって 1 次固有振動数とその振動モードを計算する。固有振動数と振動モードの計算値が実測値と合致するように、橋脚の部材定数や支持地盤のパネ定

数を試行錯誤的に推定する。この推定値を設計値と対比して橋脚が健全であるかどうかを判定し、健全でない場合にはどの部位が損傷しているかを推定する。

筆者らは、これまでに JR 以外の鉄道橋脚や道路橋脚の健全性判定へ重錘打撃試験を適用することを意図して、相当数の橋脚に対する重錘打撃試験を実施している²⁾。また、重錘打撃力波形と橋脚の打撃応答波形を同時に計測できるように重錘打撃試験法を改良し、重錘打撃力波形を加振力とする橋脚の動的解析結果と橋脚の打撃応答波形との対比により、橋脚躯体の損傷程度を推定する方法を提案している³⁾。

この方法は、実測加振力を入力値とした解析応答波形と実測応答波形とを対比するため、固有振動数に対するスペクトル値から描かれる振動モードを用いる方法より厳密な取扱いとなるが、試行錯誤的に橋脚の部材定数や支持地盤のパネ定数を推定するのに多大の時間と労力を要することとなる。

最近、ニューラルネットワークと呼ばれる方法が多方面で採用されており、非線形性を有するシステム同定に有効とされている。筆者らの一人は、地盤振動分野において、実地盤を半無限粘弾性体に近似化し、その地盤定

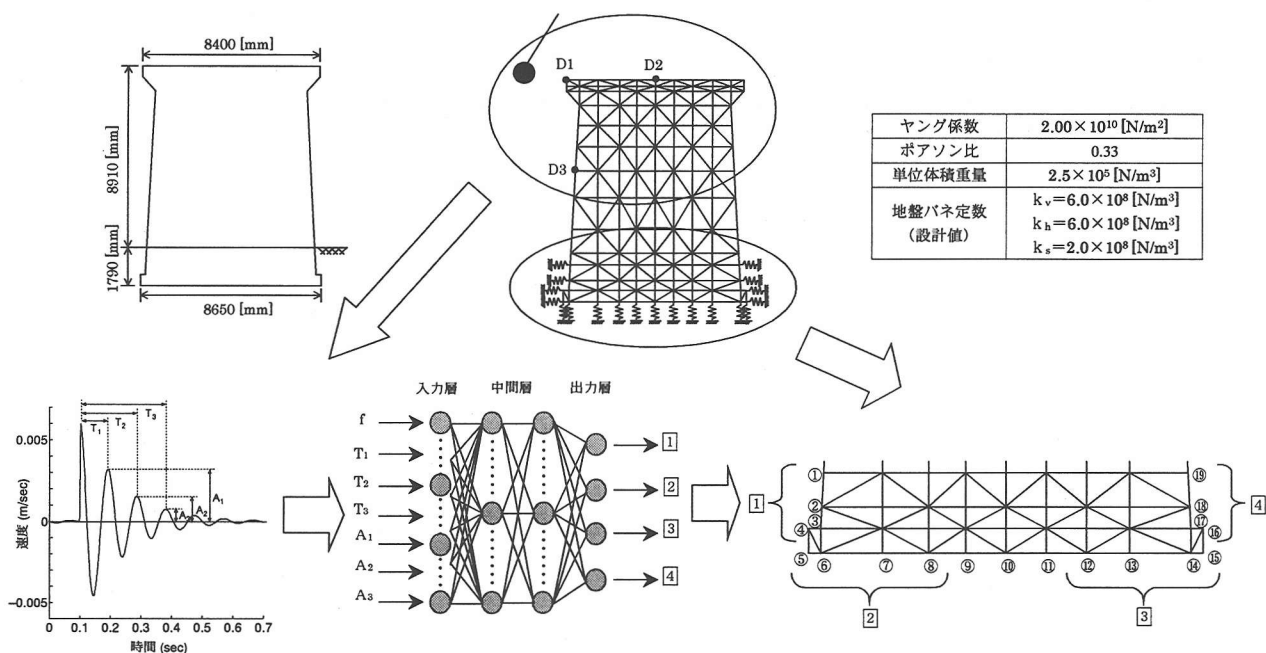


図-1 手法の概要

数推定にニューラルネットワークを適用している⁴⁾。

本研究では、試行錯誤的推定作業の軽減を図り、地震直後の測定現場で、短時間かつ簡便に橋脚支持地盤の健全性を評価できる方法を開発することを目標に、ニューラルネットワークを用いて橋脚支持地盤の地盤ばね定数推定を試みた。

2. 橋脚支持地盤の地盤ばね定数推定手法

(1) ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークには幾つかの種類があるが、本研究では階層型ニューラルネットワークを用いる。入力層と出力層およびその間にある隠れ層(中間層)からなっており、各層内のユニットは互いに結合せず、最下層である入力層の全ユニットから入力を得て、上の層の全ユニットへと出力する。

学習手法には種々のものがあるが、最も基礎となるのは誤差逆伝播法⁵⁾である。しかし、誤差逆伝播法のみではネットワークの規模が大きい場合には、学習速度に問題が生じるため、収束を加速する手法が必要とされる。現在、種々の手法が提案されているが、その中でも一般的なものはモーメント法⁶⁾と呼ばれるものである。これは、評価関数の形状が谷形になる場合、ネットワークの結合重みが振動することによって収束が遅くなる現象を防ぐ効果がある。

また、階層型ニューラルネットワークの学習過程において、問題点のひとつに極小解がある。ある程度以上の

ユニット数を持つニューラルネットワークでは、有限回の学習で最小値に収束することは現実的に困難であるとされている。本研究では、極小解に収束した場合、学習手法を誤差逆伝播法からランダム法⁷⁾に切替えて、極小解からの脱出を図る。ここで、ランダム法とは、正規分布乱数を各結合重みに加えることにより、評価関数が小さくなるものを探る方法である。

(2) 手法の概要

手法の概要を図-1に示す。学習データの取得にあたっては、図-1に示す橋脚モデルに重錘打撃力波形を加振力として与え、測点に相当する節点(D₁~D₃)の応答値を計算する。これより、打撃直後の最大振幅を除く3個の振幅極大値(A₁, A₂, A₃)とそれぞれが生じる時刻の最大振幅時刻からの時間遅れ(T₁, T₂, T₃)を求める。これらの値と1次固有振動数(f)を学習時の入力データとする。また、このときの橋脚モデルの各ブロック(1~4)における地盤ばね定数を学習時の出力データとする。

3. ネットワークの構築

図-1に示すように、各測点(D₁~D₃)における重錘打撃直後の3個の振幅極大値(A₁, A₂, A₃)について鉛直、水平の2成分と測点D₁において振幅極大値が生じる時刻の最大振幅時刻からの時間遅れ(T₁, T₂, T₃)および1次固有振動数(f)の合計22要素を入力とし、この

表-1 地盤ばね定数推定結果

	テストデータ																	推定値							
ブロック	1				2				3				4				固有振動数 [Hz]	1	2	3	4	固有振動数 [Hz]			
節点	①	②	③	④	⑤	⑥	⑦	⑧	⑨	⑩	⑪	⑫	⑬	⑭	⑮	⑯		⑰	⑱	⑲					
case01	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	10.38	0.49	1	1	0.97	10.12
case02	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	10.02	0.1	1	1	0.99	9.67
case03	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	9.80	0.04	1	1	1	9.60
case04	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	10.50	0.98	0.92	1	0.98	10.53
case05	1	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	9.70	1	0.6	0.98	1	10.01
case06	1	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	8.81	1	0.09	1	1	8.61
case07	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	10.50	0.98	1	0.91	0.98	10.52
case08	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1	9.70	1	0.99	0.45	1	9.70
case09	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1	8.81	1	1	0.12	1	8.75
case10	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	10.38	0.97	1	1	0.69	10.33
case11	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	10.02	0.93	1	1	0.41	9.99
case12	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	9.80	0.98	1	1	0.21	9.80

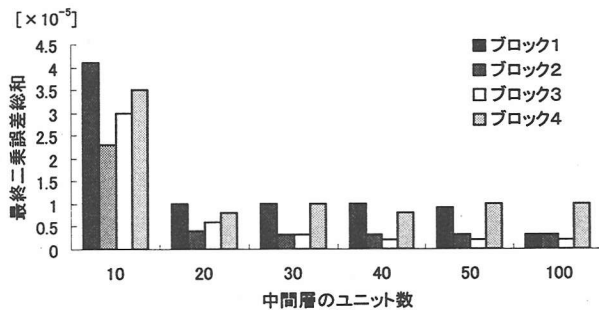


図-2 ユニット数と学習誤差

ときの橋脚モデルの各ブロック〔1〕～〔4〕における地盤ばね定数4要素を出力とする3層の中間層から成る5層構造のネットワークを構築した。

学習データに実測値を用いる場合には、観測誤差が含まれる。このため、中間層数やユニット数を増やしてネットワークの自由度を大きくすることは、過学習の状態に陥り、未知データに対して必ずしも良い結果を与えないことが知られている。本研究では、観測誤差を含まない解析値を学習データに用いるため、ネットワークの自由度を大きくするほど良い結果を出力する。しかし、自由度を大きくすれば、学習に長時間を要するようになるため、適当な中間層数とユニット数を設定する必要がある。

図-2に中間層数を3とし、ユニット数を変化させた場合における学習誤差の状況を示す。なお、学習教師データは、図-1に示す橋脚モデルの各ブロックに接続する地盤ばね定数を0～1.0の範囲で適当に設定した100ケースについて作成している。

この結果から、ユニット数を増やすことにより学習誤差が減少し、ニューラルネットワークの精度が上がって行くことが窺えるが、今回の橋脚モデルではユニット数が30程度であれば実用的には問題ないものと考えられる。

以下の検討では、ユニット数30のモデルを用いる。

4. 健全性診断手法への適用性検討

テストデータには実測データを用いるべきであるが、本研究では健全性診断手法の開発を目的としているため、数値解析モデルを用いて検討する。

はじめに、図-1に示した橋脚モデルが、地震による大きな揺れを受け、支持地盤との間に縁切れ（損傷）が発生した場合を想定し、この損傷が生じているブロックと損傷程度をニューラルネットワークにより推定できるかについて検討を試みた。

図-1に示す橋脚モデルの節点①～⑯に接続する地盤ばねを1つずつ除去した12ケースについて、検討を行った。テストデータは、図-1の有限要素モデルを用いて、重錘打撃力波形を加振力とする動的解析により作成した。

表-1に検討結果を示す。また、図-3に表-1のCase02, Case03, Case06, Case09, Case11, Case12の6ケースについて、応答波形を比較した結果を示す。なお、表-1では、ニューラルネットワークで推定する各ブロックの地盤ばね定数の値として、設計値を1.0とした比率で示している。

表-1の結果から、節点に接続する地盤ばねが減少するにつれて、ニューラルネットワークが推定した各ブロック〔1〕～〔4〕の地盤ばね定数は低下していることが分かる。この数値の変化を捉えることにより、地震後に橋脚支持地盤の損傷部分がある程度推定できる可能性があると思われる。また、図-3の結果から、ニューラルネットワークの推定値は、橋脚の応答波形とも良い対応をしていることが分かる。

つぎに、地震による地盤ばね定数の低下を想定した場合について検討した。テストデータは、ブロック〔1〕の節点①～④、ブロック〔2〕の節点⑤～⑧、ブロック〔3〕の節点⑨～⑫、ブロック〔4〕の節点⑬～⑯の地盤ばね定数を0.0～1.0の範囲で同一の値に設定し、動的解析を実施した結果を用いて作成した。

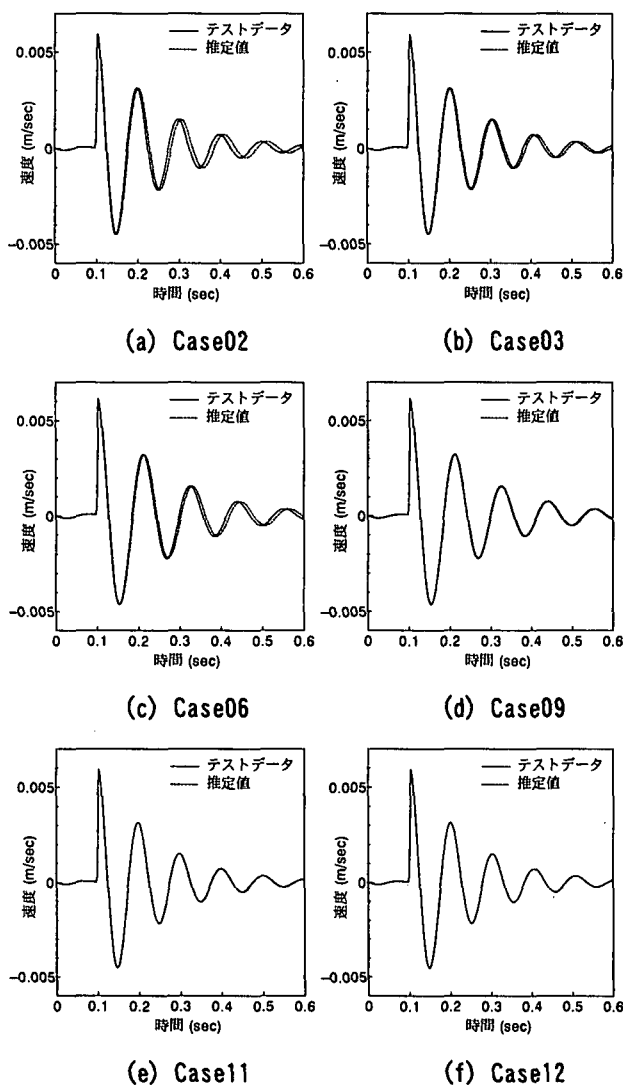


図-3 応答波形の比較

図-4に地盤ばね定数の推定結果を示す。この結果から、ニューラルネットワークが推定した各ブロックの地盤ばね定数をブロックの等価ばね定数と解釈し、健全性の判定に利用することも考えられる。しかし、推定値にばらつきが生じるため、今回の検討のみでは結論づけることはできない。学習教師データのケースを増やすなどして、ニューラルネットワークの改良を試みたい。

5. あとがき

本研究では、地震後における橋脚支持地盤の健全性確認のための一次診断法として用いられている重錘打撃試験にニューラルネットワークを適用し、このシステムの健全性診断への適用性について検討を試みた。その結果、橋脚の残留変形等による非接触面の発生、液状化や側方流動等による支持地盤の流出等により、橋脚支持地盤の地盤ばねが消失するような場合には、ある程度、損傷箇所の推定が可能であることが明らかとなった。しかし、

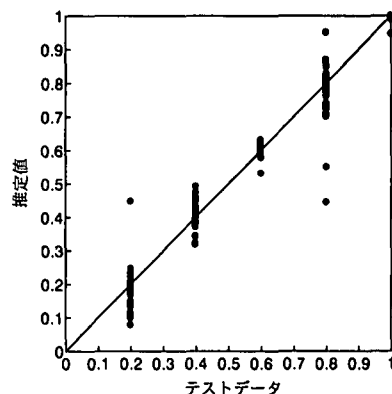


図-4 地盤ばね定数の推定結果

橋脚支持地盤の地盤ばねが消失まで至らず、地盤ばね定数が低下している場合には、今回のネットワークではばらつきが生じた。今後、学習教師データを増やすなどして、ニューラルネットワークの更なる改良を試みたい。

本研究では、ニューラルネットワークを利用した健全性判定手法の開発に目標を置き、テストデータに数値解析データを用いたため、観測誤差については検討していない。しかし、実測データを用いて地盤ばね定数を推定する場合には、観測誤差を含んだ地盤ばね定数を推定することになる。一次診断としての健全性判定において、要求される地盤ばね定数の推定精度に対して、観測誤差をどの程度の設定とすればよいかという問題も今後の検討課題である。

参考文献

- 1) 西村昭彦, 羽矢 洋: 衝撃振動試験による橋脚の健全度判定法, 土木学会誌, Vol.78, 8, pp.26-28, 1993.
- 2) 庄 健介・北村泰寿・他2名: 既設道路橋の固有振動数特定に関する一検討, 建設工学研究所論文報告集, 第41-A号, pp.207-220, 1999.
- 3) 庄 健介・山本和宏・他3名: 人工損傷を与えた橋脚の重錘打撃加振試験とその応答解析, 平成12年度土木学会年次学術講演会, V-461, 2000.
- 4) 北村泰寿・牛垣 勝・武居 智: ニューラルネットワークを利用した地盤定数の推定に関する一検討, 神戸大学大学院自然科学研究科紀要, 第18-B号, pp.91-97, 2000.
- 5) Rumelhart D.E., G.E. Hilton and R.J. Williams: Learning internal representations by error propagation in Parallel Distributed Processing, The MIT Press, Vol.1, pp.318-362, 1986.
- 6) 八名和夫・鈴木義武: ニューロ情報処理技術 基礎と応用, 海文堂, 1992.
- 7) 辻井重男・久保田一・他2名: 適応信号処理, 昭晃堂, 1996.