

I-771

自己学習アルゴリズムによる構造物の非線形地震応答シミュレーション

京都大学 大学院 学生員 ○佐藤 誠
 京都大学 防災研究所 正 員 佐藤忠信

1 概説 本稿ではニューラルネットワークを利用し、観測データを基に構造物の応答特性を再現する手法を展開する。これまでニューラルネットワーク理論では、主に誤差逆伝播法(Back propagation;以下BP)と呼ばれる最急勾配法に基づく学習法を利用してネットワークの重みを同定しているが、研究が進むにつれ、教師信号である観測データにノイズが混入する場合に学習過程が不安定になることや、学習の出発点により解が局所解に陥る危険性があるなどの問題点が指摘されて来た。そのため拡張カルマンフィルターを重み係数の学習に利用し、ノイズに強い学習アルゴリズム(以下KF)を提案し、その有効性を検証する。

2 ニューラルネットワーク ニューラルネットワークは神経回路網での信号のやり取りを簡単にモデル化したもので、最も簡単なものにPerceptron型と呼ばれる階層型ネットワークがあり、図1、図2に示されるような構造を有する。図はそれぞれ2層、3層構造の例であり、本稿では入力層に時刻ステップ k での状態量、入力地動加速度を入力し、各ノードに設定された非線形入出力関数を経て出力される値に結合の重みを乗じ、その和をとって次の層への入力値とする。以下このような流れを繰り返して微小時間0.01秒後の時刻 $k+1$ での状態量を出力する。そしてこれらノード間の結合の重みは一定ではなく、入力と出力の観測値に基づき、ネットワークからの出力を観測値に近づけるように徐々に学習される。この観測値を教師信号と呼ぶ。

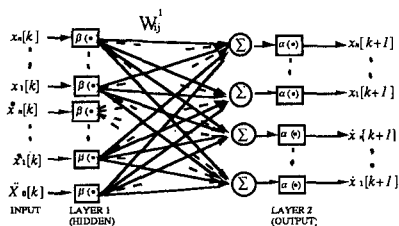


図1 2層構造のニューラルネットワーク

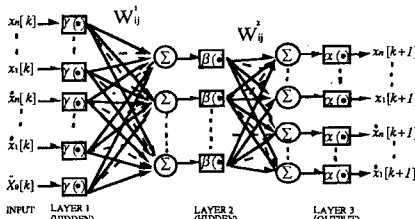


図2 3層構造のニューラルネットワーク

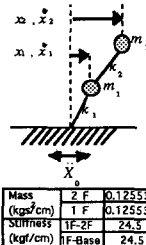


図3 構造モデル

3 解析 図3に示す2自由度モデルの地震波に対する応答計算結果を観測されるデータ、即ち教師信号としてネットワーク中の重み係数の学習を行う。まず復元力特性が線形の場合について図1に示した2層ネットワークを用いてBPとKFの比較を行う。設定する入出力関数は全て線形関数とする。この場合重み係数は 4×5 のマトリックスとなる。最大振幅が応答の最大値の5%になるように設定した周波数帯域0~25Hzのピンクノイズを観測ノイズとし、それが混入する観測データを教師信号として重み係数の学習を行う。この時の学習過程の例として、重み係数マトリックスの(2,3)成分の時刻歴を図4に示す。比較のため厳密解を図中の破線で示した。この図よりBPでは学習が不安定になっているが、KFではノイズの影響をうまく削除し、安定した学習を行っている。観測値にノイズが混入しない条件下で、厳密解の0%から110%の値を重み係数の初期値として与え、重み係数の時間変動を比較したものが図5である。BPでは重み係数が初期値の影響を大きく受け厳密解とは大きく隔たった値に収束しているが、KFでは初期値に関わらず重み係数は厳密解に収束することが分かる。10秒間の学習を1ステップの学習とし、グローバルな繰り返しを行って、各ステップが終わるごとに得られる重み係数に固定して応答計算を行った。この結果を図6に示す。これはノイズがなく、重み係数の初期値を0として学習を行った場合である。KFでは重み係数が厳密解に収束するため、厳密な応答を再現できているが、BPによる学習では、重み係数が厳密解と異なった値に収束するにも関わらず、学習を重ねることで厳密な応答を再現することができた。これはBPでは局所解が得られたことを意味する。

次に図3の2自由度モデルが非線形な復元力特性をもつ場合に、地震時にモデルが示す応答の再現を行う。

本稿では非線形復元力特性のモデルとしてWen²⁾が提案したVERSATILE型モデルを採用した。これは比較的少数のパラメータを与えることで多様な履歴形状を表現することができるが、ここではこのパラメータの同定ではなく、モデルが示す応答と履歴曲線の再現を目標とする。ネットワークに非線形写像能力を持たせるために図2に示す中間層のノード数が20個の3層構造のネットワークを使用し、中間層の入出力関数を次式のシグモイド関数とした。この右辺第2項は原点について非対称な関数形を表

$$f(x) = 2C_{\max} \left[\frac{1}{1 + e^{-\frac{x}{T}}} - \frac{1}{2} \right] + aC_{\max}$$

現するために加えた定数項である。Tは関数の形状を決定する値であり、10.0に統一した。そしてC_{max}を1.0, 5.0, 10.0, 20.0の4通りとし、一つのC_{max}につきaを1, 0.5, 0, -0.5, -1の5通りを仮定した。このネットワークを用いてカルマンフィルタ法により最大振幅を50galに調節したEl Centro(1940, NS)の地震記録に対するモデルの応答を教師信号として十分な学習(グローバルな繰り返し回数150回)を行って最終的に同定された重み係数により応答計算を行った。その結果を図7に示す。これより、再現された履歴曲線、変位応答の時刻歴とも、ほぼ厳密な応答を再現することができた。またこの同定された重み係数を用い、Taft(1952, EW), ならびに八戸(1968, NS)の地震記録の最大値を50galに調節したものを入力地震波とした場合の構造系の応答をシミュレートした結果を図8に示す。これより、学習したレベルと同じ入力地震波であれば、ある程度厳密な応答を再現できていることが分かる。

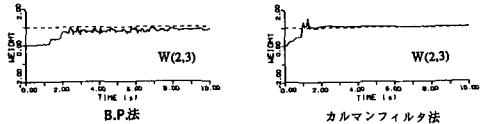


図4 重み係数の時刻歴(ノイズの影響)

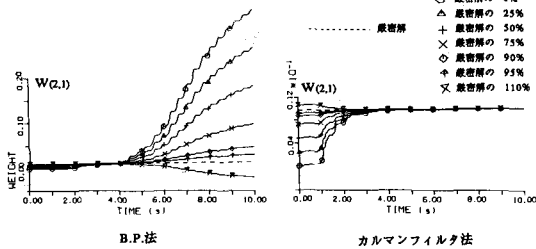


図5 重み係数の時刻歴(重み係数の初期値の影響)

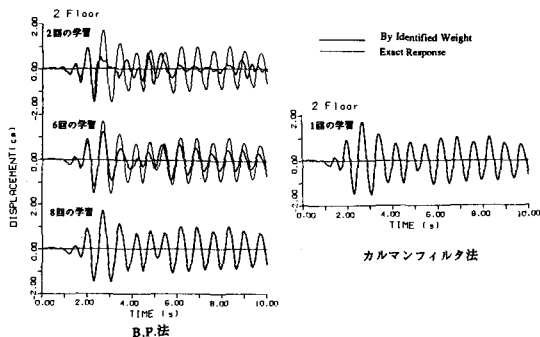


図6 再現された変位応答の時刻歴(線形モデル)

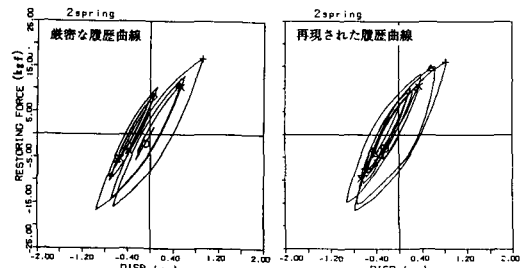
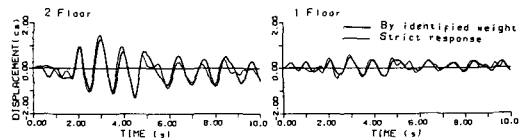


図7 再現された変位応答の時刻歴及び履歴曲線

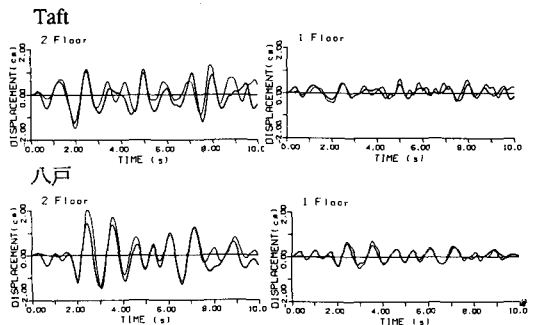


図8 再現された変位応答の時刻歴(非線形モデル)

4 結論 提案したカルマンフィルタを用いた学習法が、観測ノイズの混入が避けられない構造物の同定に極めて有効であることを示した。またニューラルネットワークでは同定の対象をモデル化する必要がなく、面倒な定式化が不要であるため、実際非線形な挙動を示す構造物の同定問題への適用が容易に行える。

文献 1)石川真澄:ニューラルネットワークの構造学習,第1回ニューラルネットシンポジウム講演論文集,pp1~6,1992.

2)Yi-Kwei Wen,:Method for random vibration of hysteretics systems,ASCE,vol.102,No.EM2,pp.249-263,1976.