

非線形履歴挙動認識のための 一般化ニューラルネットワークの構築

松田泰治¹・大塚久哲²・矢葺 亘³・鶴田真紀⁴

¹正会員 博士(工学) 九州大学大学院 助教授 建設システム工学専 (〒812-8581 福岡市東区箱崎 6-10-1)

²フェロー 工博 九州大学大学院 教授 建設システム工学専攻 (〒812-8581 福岡市東区箱崎 6-10-1)

³正会員 九州大学大学院 助手 建設システム工学専攻 (〒812-8581 福岡市東区箱崎 6-10-1)

⁴正会員 鹿児島県 土木部河川課 (〒890-8577 鹿児島市鴨池新町 10-1)

ニューラルネットワークの非線形履歴挙動に対する高い認識能力は広く知られているが、これまでの研究では出力層の予測精度を向上させるための、入力層因子の取捨選択は研究者の判断に任されており、選定は試行錯誤に依るところが大きかった。

本研究では、土木分野の非線形解析に用いられる数学モデルを代表する Ramberg-Osgood モデル、修正バイリニアモデル、武田モデルの3つを対象に、共通のネットワーク構造と共通の入力層を有する汎用ニューラルネットワークを構築し3種類の数学モデルとの表現能力の比較を行った。その結果汎用ニューラルネットワークにより3種類の異なる非線形履歴挙動の認識が可能であることが確認された。

Key Words : neural network, Ramberg-Osgood model, high damping rubber bearing

1. 目的

これまで材料や部材の非線形履歴挙動の模擬は材料実験に基づく応力-ひずみ関係や部材の载荷試験に基づく荷重-変位関係を何らかの数学モデルで定式化することによりなされてきた。従って、それらの材料や部材が顕著な非線形性を有する場合には数学モデルはより複雑になり定式化もより困難となる。一方、ニューラルネットワークは履歴認識に関して従来の数学モデルと同等の表現能力を有する可能性が知られており、これまでにニューラルネットワークを利用した材料や部材の非線形履歴挙動のモデリング研究^{1)~5)}が数多く試みられている。これらの研究においてはそれぞれ対象とする非線形現象に対して適切な入力層とネットワーク構造を設定し試行錯誤と経験に基づき取捨選択行い改良を加えているのが現状である。本研究では、地盤材料等のモデル化に用いられる Ramberg-Osgood モデル、高減衰積層ゴムのモデル化に用いられる修正バイリニアモデル、鉄筋コンクリート製部材のモデル化に用いられる武田モデル、この3つの履歴曲線を対象とし、共通のネットワーク構造と共通の入力層を有する汎用ニューラルネットワークを構築し3種類の数学モデルより得られた荷重-変位関係を

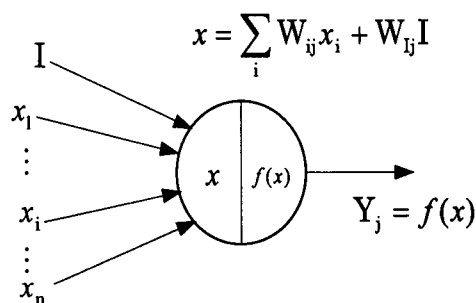


図-1 ニューロンモデル

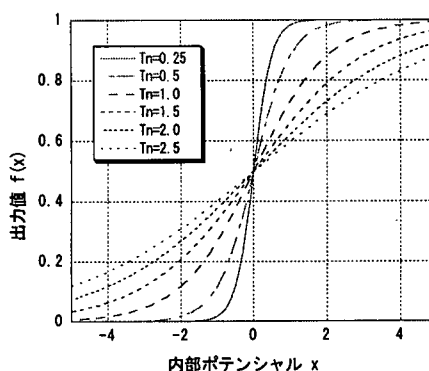


図-2 シグモイド関数

教師データとしての学習を行い表現能力の比較検討を行う。さらに構築したネットワークを数値演算サブルーチンとして用いた場合の動的応答解析への適用性についても検討を行う。

2. ニューラルネットワークの概要

ニューラルネットワークとは人間の脳神経細胞網を工学的に模擬するもので、学習能力と自己組織化能力を有する情報処理システムである。人間の神経細胞(ニューロン)を図-1に示すようにモデル化し(これをユニットと呼ぶ)、このユニットを複数結合させることによりネットワークを構成する。ユニットは前層からの重み付き入力 x を計算し、入出力関数 f を通して出力する。入出力関数は図-2に示すシグモイド関数を用いた。図-3に示すように本研究で使用した階層型ニューラルネットワークは、複数のユニットからなる入力層、中間層および出力層から構成され、信号が入力層から中間層を経て出力層に一方方向へ流れる。このため信号処理が単純であり応用範囲も広いのが特徴である。階層型ニューラルネットワークでは外部からの信号は入力層、中間層、出力層と伝わり、最後に出力層より信号が出力される。結合荷重の値が適切でない場合にはこの信号と正しい値である教師信号との間に誤差が生じる。この誤差を減少させるために各ユニット間の結合荷重を修正する必要がある。この修正過程がニューラルネットワークの学習行為である。

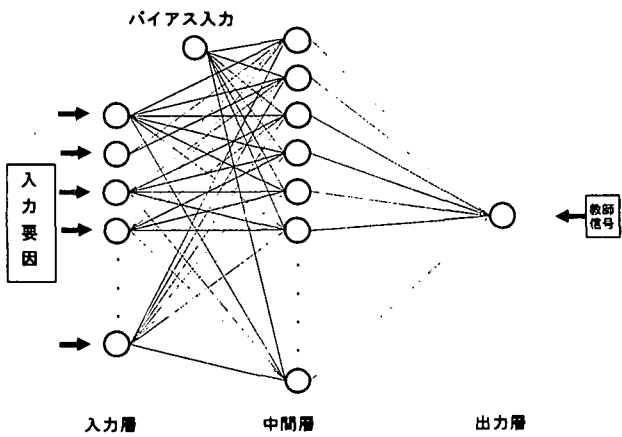


図-3 階層型ニューラルネットワーク

3. ニューラルネットワークの構築と学習

(1) 入力層の選定

ニューラルネットワークの入力層には対象とするRamberg-Osgoodモデル、修正バイリニアモデル、武田モデルの非線形履歴挙動を共通に特徴づけることが可能な

パラメータを適切に選定する必要がある。また、選定されるパラメータは学習用の教師データとして载荷試験等により容易に取得可能な物理量であることが望ましい。本研究ではこれまでの研究例を参考にして以下の入力層を選択した。非線形の履歴は载荷方向が変化する際の変位や荷重の大小によりそれ以降の挙動が支配されることが知られている。従って、まず最大経験変位および最大経験荷重、最小経験変位および最小経験荷重の4パラメータを選択した。また、非線形の履歴は最新折り返し点の影響を受ける場合もあるので最新折り返し点変位および最新折り返し点荷重の2パラメータを加えた。剛性変化に関わる情報としては1ステップ前の変位増分と1ステップ前の荷重増分および1ステップ前の接線剛性を加えた。履歴の連続性を考慮するための情報としては1ステップ前の変位と1ステップ前の荷重を加えた。これらに現時点での変位を加えた12ユニットを入力層とした。出力層は動的応答解析への適用を考慮して現時点での変位における接線剛性の1ユニットとした。

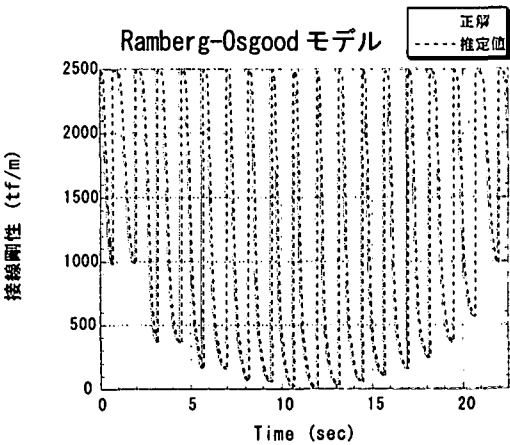


図-4 接線剛性の時刻歴の比較

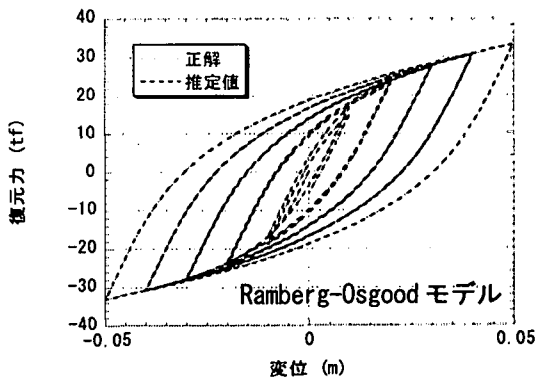


図-5 履歴曲線の比較

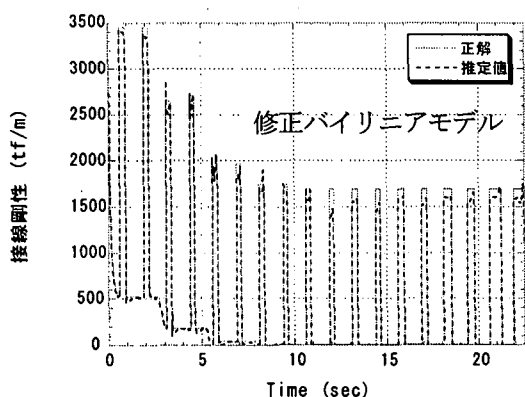


図-6 接線剛性の時刻歴の比較

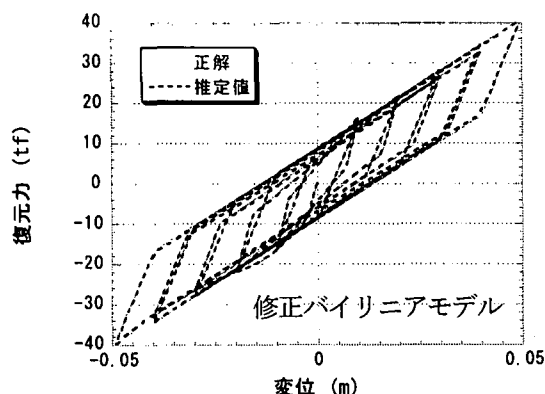


図-7 履歴曲線の比較

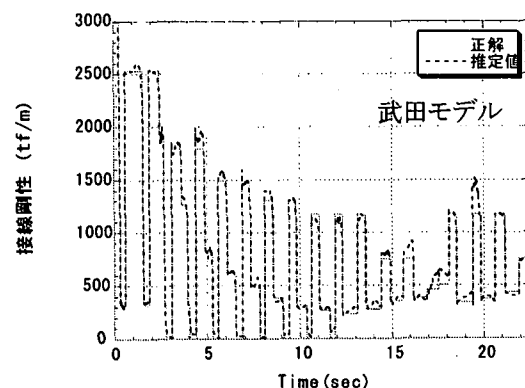


図-8 接線剛性の時刻歴の比較

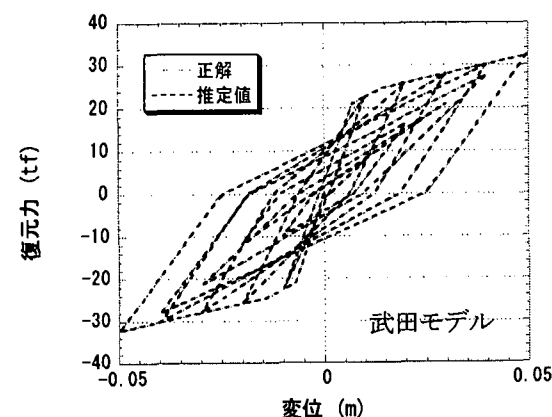


図-9 履歴曲線の比較

(2) ネットワークの学習

履歴復元力特性がそれぞれ Ramberg-Osgood モデル、修正バイリニアモデル、武田モデルに従う1質点系モデルに、強制変位として漸増漸減正弦波を作用させた場合の応答履歴から教師データを作成した。強制変位として与えた波形は最大振幅の20%、40%、60%、80%、100%をそれぞれ振幅とする周期 0.25秒の正弦波を1波ずつ連続かつ漸増漸減させることにより得られたものである。これを用いてニューラルネットワークの学習を行った。学習回数は10000回とし、中間層のユニット数は10～14で変化させ、試行錯誤的に二乗誤差が最小となるユニット数14を採用した。教師データに対する二乗誤差はRamberg-Osgoodモデル、修正バイリニアモデル、武田モデルの順で収束が早い結果となった。Ramberg-Osgoodモデル、修正バイリニアモデル、武田モデルのそれぞれに対する学習後のネットワークから得られた接線剛性と教師データ(正解)の比較および接線剛性より算定された復元力と教師データの比較を図-4～図-9に示す。Ramberg-Osgoodモデルでは、比較的精度良く学習が行われているが、修正バイリニアモデルや武田モデルのように多折れ線型の履歴で、剛性が階段状に急激に変化する点において接線剛性の評価精度が低くなっている。全体的に履歴曲線は教師データと良く一致している。しかし、武田モデル等の複雑な履歴挙動に対してはさらに入力層のパラメータを検討する必要があると考えられる。

4. 動的応答解析への適用

学習済みのニューラルネットワークの地震応答解析における数値演算サブルーチンとしての適用性について検討する。1質点系モデルに対して教師データの変動範囲内に応答が収まるように振幅調整を行ったJMAKOB-NSを5秒間作用させた場合のニューラルネットワークおよび数学モデルを用いた動的応答解析を行った。解析結果の時刻歴の比較を図-10～図-15に示す。Ramberg-Osgoodモデルの場合は、変位、復元力ともニューラルネットワークを用いた結果と数学モデルを用いた結果はほぼ一致している。修正バイリニアモデルでは、時刻歴挙動として最大値はほぼ再現できているが、部分的には誤差が大きくなっている。武田モデルにおいては、挙動が複雑であるため学習段階において、他の2つの履歴モデルよりも二乗誤差の収束状況が悪く、時間の経過に従い数学モデルを用いた結果と位相のずれを生じている。学習に用いた履歴曲線は、振幅が1周期ごとに変化する漸増漸減正弦波変位入力により得たものである。このような規則的な波に対する学習だけでは、挙動が複雑な武田モデルの地震時の応答を再現できず、誤差が大きくなったと考えられる。

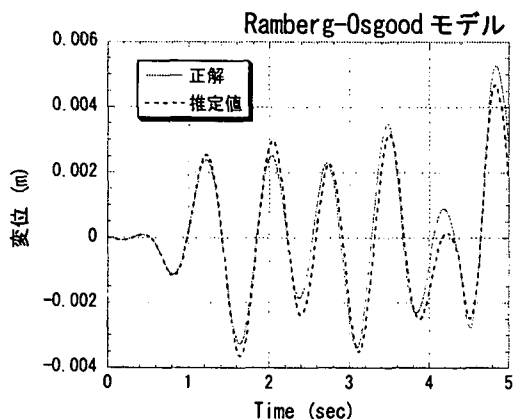


図-10 変位時刻歴の比較

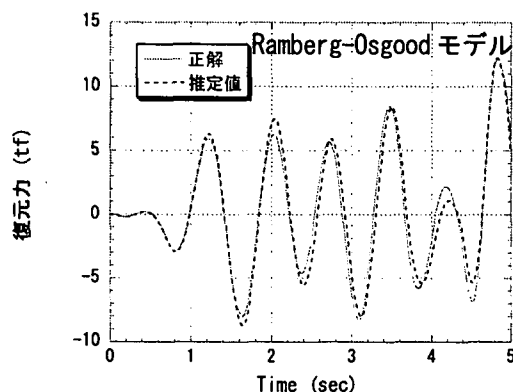


図-11 復元力の時刻歴の比較

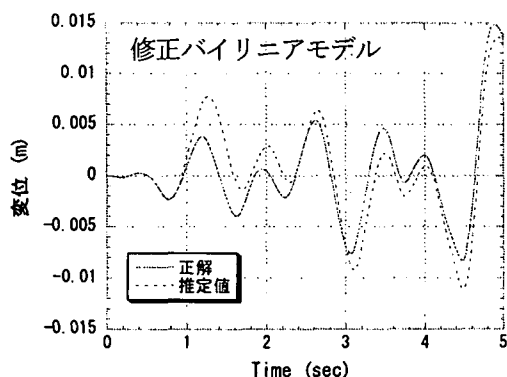


図-12 変位時刻歴の比較

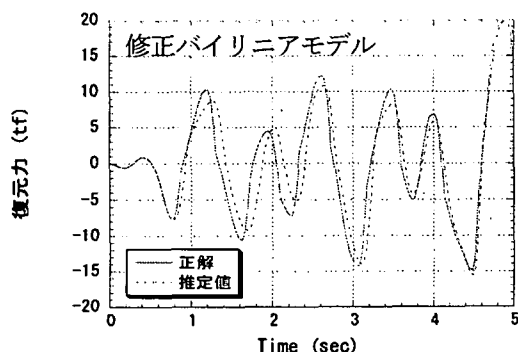


図-13 復元力の時刻歴の比較

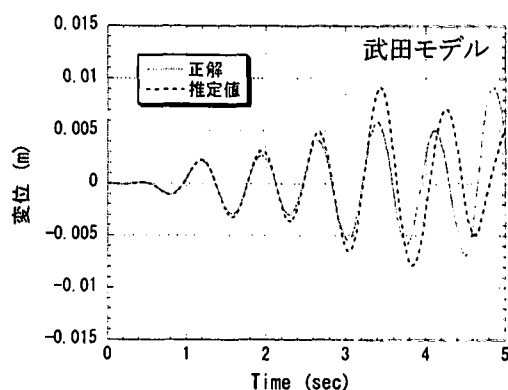


図-14 変位時刻歴の比較

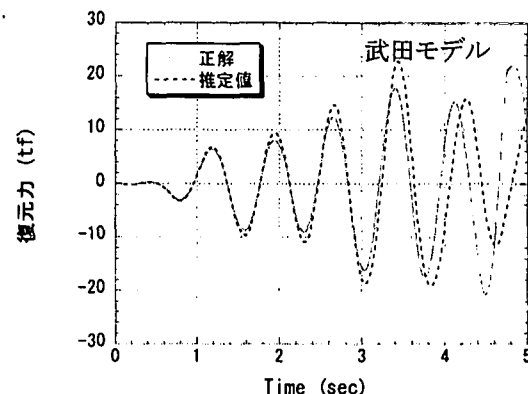


図-15 復元力の時刻歴の比較

5. まとめ

Ramberg-Osgoodモデル、高減衰積層ゴムモデル、武田モデル3つの履歴曲線を対象に、入力層を共通としたネットワークを構築した。ネットワークは3種類の非線形履歴挙動を精度良く認識し、学習後のネットワークが非線形解析の数値演算サブルーチンとして適用可能であることを確認した。今後はさらに評価精度向上のため入力層パラメータの検討を行う必要があると考えられる。

参考文献

- 1) Ghaboussi, J., Garrett Jr. H., and Wu, X.: Knowledge-Based Modeling of Material Behavior with Neural Networks, Journal of Engineering Mechanics, ASCE, Vol. 177, No. 1, pp. 132-153, 1991.
- 2) 山本広祐: ニューラルネットワークによる履歴挙動のモデリングと数値解析への応用, 構造工学論文集, Vol. 38A, pp. 85-94, 1992. 3
- 3) 松田泰治, 桃山義規, 入江達雄, 高山智弘: ニューラルネットワークの動的非線形問題への適用に関する研究, 構造工学論文集 Vol. 42A, pp. 635-644, 1996. 3
- 4) 矢葺亘, 桃山義規, 松田泰治: ニューラルネットワークによる高減衰積層ゴム履歴曲線の認識, 構造工学論文集 Vol. 43A, pp. 843-848, 1997. 3
- 5) 松田泰治, 大塚久哲, 桃山義規, 矢葺亘: ニューラルネットワークによる高減衰積層ゴムの非線形履歴挙動の認識と動的解析への適用, 土木学会論文集 No. 605/I-45, 29-36, 1998. 10