

ニューラルネットワークによる高減衰積層ゴム 履歴曲線のモデル化と地震応答解析

矢葺 亘¹・松田 泰治²・大塚 久哲³

¹ 学生員 九州大学大学院工学研究科 土木工学専攻 (〒812 福岡市東区箱崎 6-10-1)

² 正会員 工博 九州大学助教授 工学部建設都市工学科 (〒812 福岡市東区箱崎 6-10-1)

³ フェロー 工博 九州大学教授 工学部建設都市工学科 (〒812 福岡市東区箱崎 6-10-1)

構造物の荷重-変位関係の非線形領域のモデル化では、数学モデルの選択およびそのパラメータ設定を経験や複雑な実験に依存している。一方、生物の神経細胞の情報処理メカニズムを模倣したニューラルネットワークを用いた場合、非線形現象を定式化することなく高精度でかつ簡易にモデル化が可能と考えられている。本研究では、ニューラルネットワークを高減衰積層ゴム履歴曲線の直接モデリングに適用した。さらに、構築したネットワークを地震応答解析の数値演算サブルーチンとして利用することで地震時における構造物の挙動を推定した。その際、動的載荷試験を行い、ニューラルネットワークによる推定結果と比較検証することで本解析の有効性の評価を行った。

Key Words : *Neural Network, inelastic behavior, earthquake response analysis, HDR*

1. 序論

一般に、非線形性の強い材料や部材の挙動をばね等でモデル化するには、実験などにより得られた荷重-変位関係から非線形履歴現象を近似できる数学モデルを選択することで、復元力特性の履歴ルールを決定して解析を行っていく。これらのモデルは、非常に単純なものから複雑なものまで数多く提案されているが、現象を何らかの数学モデルで置き換えるという仮定が存在するため、数学モデルの選択が適切でない場合には、解析において大きな誤差が生じるおそれがある。さらに高減衰積層ゴムのハードニング現象などのような既存の履歴モデルの適用が困難な場合もあり、より高精度の新しい履歴モデルの開発を待つものも存在する。従って、こうした非線形現象の適切かつ簡易なモデリング手法の開発は、数値解析における能率、計算精度の向上の一助となると考えられる。

一方、近年ニューラルネットワークの工学的問題への応用に関する研究が盛んに行われるようになってきた。ニューラルネットワークとは、人間の脳神経系の仕組みを工学的に実現しようとしたもので、高度並列性を持ったシステムが人間的な能力を発揮するものと考えられている。

本研究では、ニューラルネットワークの優れたパ

ターン認識能力に着目し、高減衰積層ゴムの実験的履歴曲線を、ニューラルネットワークを用いた疑似関数を構築することにより、従来提案されている数学モデルで置き換えることなく直接モデリングを行った。さらに、構築したネットワークを地震応答解析の数値演算サブルーチンとして利用することで地震時における構造物の挙動を推定した。本解析の有効性の評価は、動的載荷試験結果と、ニューラルネットワークによる推定結果とを比較検証することにより行った。

2. 動的載荷試験

(1) 供試体概要

高減衰ゴムは、天然ゴムをベースにカーボン等の充填剤オイルや樹脂等の可塑剤あるいは軟化剤を特殊配合して、材料の減衰性能を高めたものである。そのため高減衰ゴムは、天然ゴム特有の大変形に至るまで線形性を維持する性質と減衰性能の向上による粘性挙動を合わせた複雑な履歴挙動を呈する。高減衰積層ゴムの構造は、フランジ、内部ゴム、被覆ゴム、鋼板からなり、ゴムシートと鋼板を互層にして加硫接着した積層構造である。断面形状は、建築用は円形、橋梁用は矩形のものが一般に使用されており、外周部には内部の保護を目的とした被覆ゴムがある。

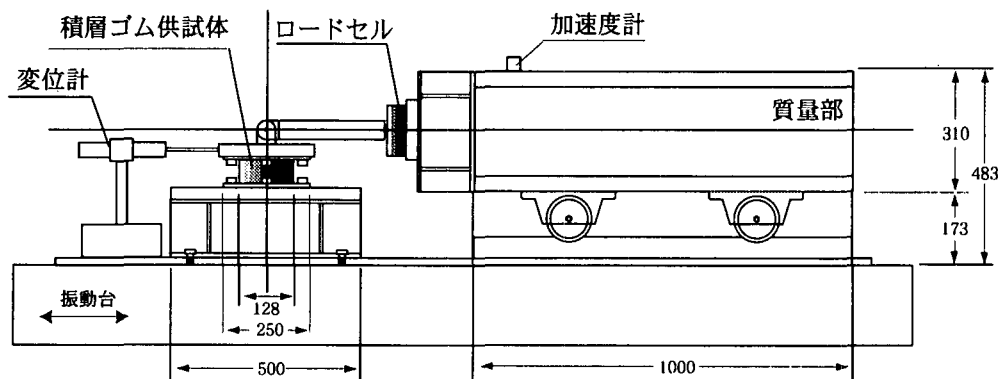


図-1 動的載荷試験装置 (単位 mm)

表-1 ゴム材料物性値

硬度 IRHD	縦弾性係数 $E_0(\text{kgf/cm}^2)$	せん断弾性係数 $G(\text{kgf/cm}^2)$	硬度補正係数 κ	体積弾性率 $E_\infty(\text{kgf/cm}^2)$
60	54.5	10	0.57	1.17

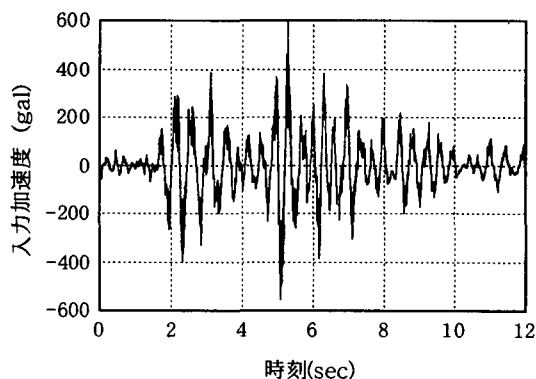


図-2 入力加速度

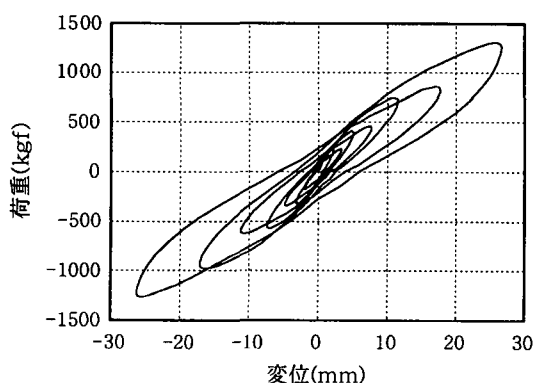


図-3 学習履歴曲線 (正弦波載荷)

本動的載荷試験では供試体として矩形高減衰積層ゴム(HDR401)を用いた。形状は、断面94×128mm、ゴム層厚は3.5mmで8層、鋼板厚1.0mmである。供試体で使用された高減衰ゴム材料の物理特性を表-1に示す。

(2)試験方法

今回の実験に用いた動的載荷試験装置および供試体の取付状況を図-1に示す。本試験装置は鋼製の質量部 (質量1.28ton) に摩擦力を無視できるキャスターを取り付けたもので、振動台を加振し、供試体に慣性力を加えることで地震時における動的挙動が再現可能である。載荷方向は供試体長辺の128mmに固定して行った。振動台への入力JMA KOBE NSを振動台の特性に合わせて波形処理したもの (図-2) を用いた。計測は加速度計 (5G、感度1.562gal/ μ) により応答加速度を、インダクタンス式の変位計 (DLT-100BS、 $\pm 100\text{mm}$) により支承の相対変位を、ひずみタイプのロードセル (LUK-5TBS、定格負荷5tf、許容モーメント1.5tfcm) により水平方向の荷重を計測した。振動台は電気油圧式振動実験機 (HYDRACKT、水平変位 $\pm 30\text{mm}$ 、加速度1G、最大負荷10ton) を使用し、振動台制御および各計測にはD/A、A/D変換器を用いた。入力変位発信の時間刻みは0.02秒、計測時の時間刻みは0.01秒とした。

3. 解析手法および解析結果

(1)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モデル化

a)学習履歴曲線

本解析においてニューラルネットワークの教師データとなる学習履歴曲線つまりモデル化の対象となる履歴曲線は、先述の動的載荷試験で使用した同一供試体を用いて別途、漸増漸減正弦波強制載荷試験を行って決定した (図-3)。これは供試体ゴム総厚28mmに対し $\pm 100\%$ 程度のせん断ひずみを目安とし、最大振幅約28mm、周波数2.0Hz、波数7波の漸増漸減正弦波を強制変位として入力した際に得られる荷重-変位関係で、データ数は350である。

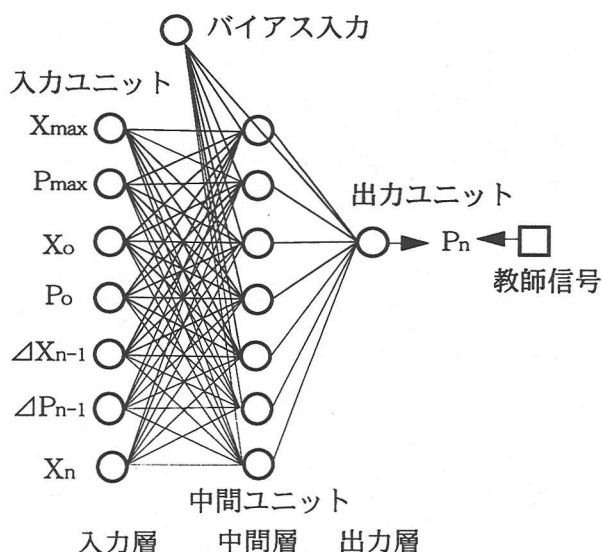


図-4 ネットワーク構造図

b)ニューラルネットワークの構造

本研究では、一般に3層階層型ネットワークと呼ばれる構造のニューラルネットワークを使用した。階層型ニューラルネットワークは、処理が入力層から出力層へ向かうという方向性を持っているため、処理が単純で比較的容易に応用が可能である。各ニューロンの伝達関数にはシグモイド関数を用いた。

ニューラルネットワークの入力層には対象とする履歴挙動を特徴づけるとされる各種のパラメータが、適切に選定される必要がある。本研究では、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²⁾を参考に、高減衰積層ゴムの実験的履歴曲線のモデリングに際し、以下のように入力層を選定した。

得られた高減衰積層ゴムの履歴曲線は、载荷サイクルにおいて、最大経験点を更新しながら、最外郭ループを形成する。さらに最大変位が更新されないで、最外郭ループ内で変位を折り返す場合、最新の折り返し点から最大経験点を指向する。よって入力層には最大経験点(X_{max}), (P_{max})、最新の折り返し点(X_o), (P_o)の情報が入力される必要があると考えられる。また高減衰積層ゴムそのものが持つ減衰成分のため、最大変位点=最大荷重点が成り立たない。そのため、最大経験点、最新の折り返し点はそれぞれ変位項、荷重項を個々に入力した。加えて動的挙動の速度の成分を加味する上で、1ステップ前の変位増分($\Delta X_{n-1}=X_{n-1}-X_{n-2}$)および荷重増分($\Delta P_{n-1}=P_{n-1}-P_{n-2}$)を入力した。以上の6ユニットに、現時点での変位(X_n)を加えた7ユニットを入力層とした。

学習アルゴリズムには誤差逆播法を用い、出力層は、入力された現在の変位等の情報より、荷重を推定することから、荷重(P_n)の1ユニットとした。

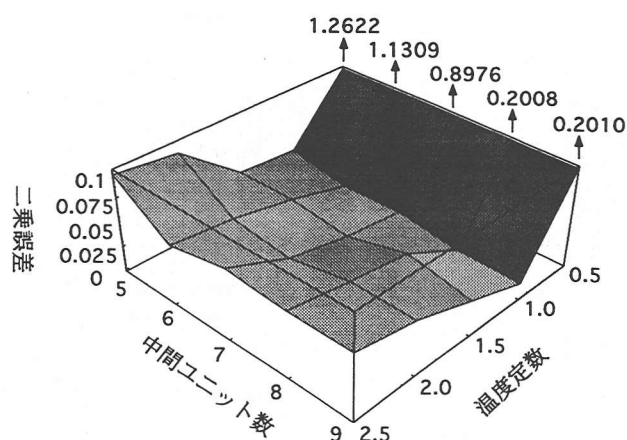


図-5 中間ユニット数と温度定数の影響による学習結果

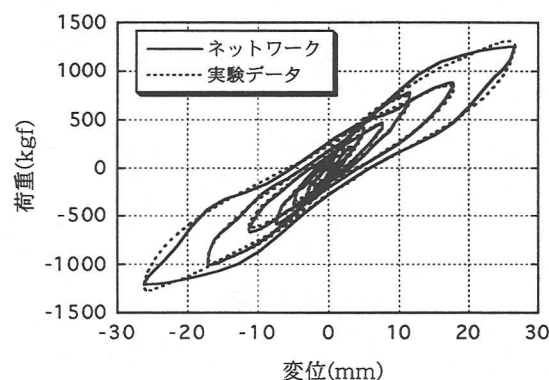


図-6 ニューラルネットワークの認識結果

中間層のユニット数、シグモイド関数の温度定数はパラメトリックスタディの結果、7ユニット、温度定数1.5を用いた。本研究で採用したネットワーク構造を図-4に、パラメトリックスタディによる誤差収束性を図-5に示す。

なお、学習回数、ネットワークの学習の際用いる平滑化係数 α および学習速度係数 η に関してはそれぞれ5000回、0.9、0.5を採用したが、学習回数については500回、1000回、2000回、5000回、10000回、平滑化係数 α は0.3、0.6、0.9、学習速度係数 η は0.25、0.50、0.75の総計45通りのパラメトリックスタディを行い誤差収束性が良好であったものを用いた。

c)ニューラルネットワークの学習履歴曲線認識結果

ニューラルネットワークの実験的履歴曲線の認識結果を図-6に示す。正解の実験データと本適用事例で最適なニューラルネットワークを用いた解析結果では、载荷方向が変化する際に若干の誤差が生じているが、実験的履歴曲線を高精度で認識していることが確認できる。よって実験的履歴曲線をニューラルネットワークを用いた疑似関数を構築することにより直接モデリングする方法は、若干の誤差は含まれるが、その現象

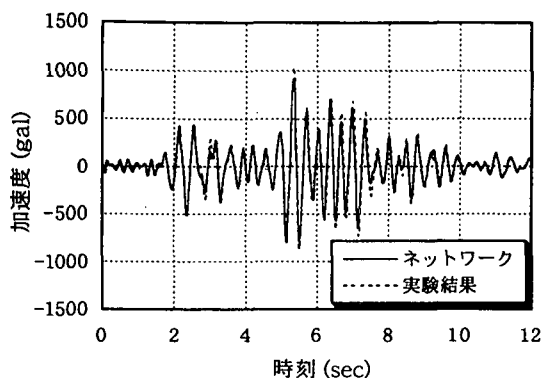


図-7 応答加速度比較

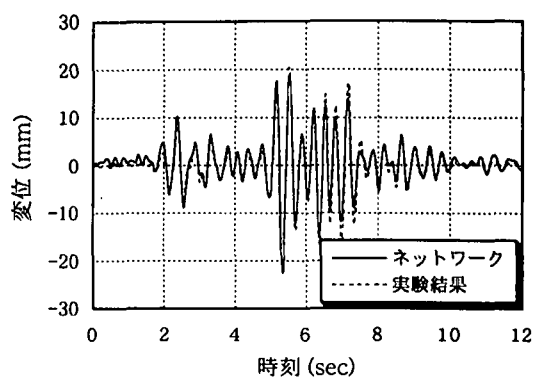


図-8 相対変位比較

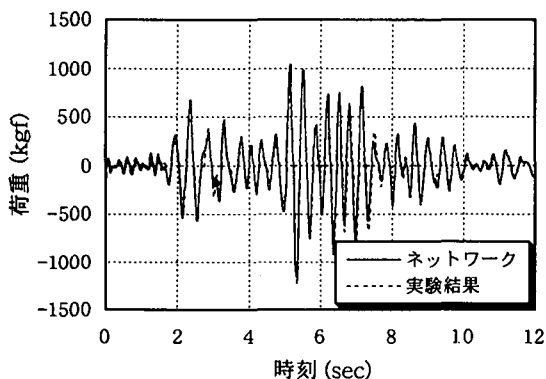


図-9 荷重比較

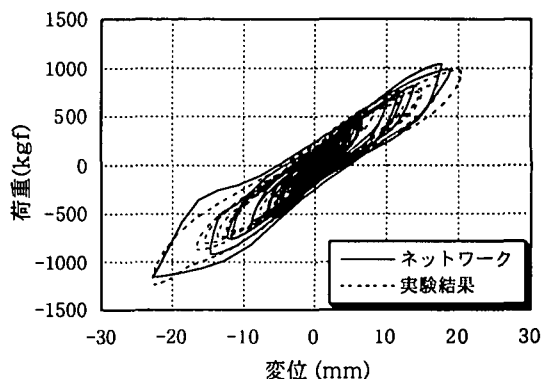


図-10 履歴比較

を忠実に表現可能であり、実際にモデル化が困難な現象の場合の解析においては有効な一手法といえる。

(2)ニューラルネットワークモデルを用いた地震応答解析

先の検討により学習を終えたニューラルネットワークを用いて地震応答解析を行った。本解析では1質点系のパネのみが非線形である場合を対象としている。

本ニューラルネットワークモデルは与えられた変位等の情報により荷重を推定するため、推定した荷重から剛性を求めることで本ネットワークを地震応答解析の数値演算サブルーチンとして適用した。地震応答解析の入力波には、動的載荷試験で用いた加速度波形(図-2)を用いた。

ニューラルネットワークによる推定結果と、慣性力を利用した動的載荷試験による結果との比較を図-7,8,9,10に示す。各々の比較において、載荷方向が変化する際に若干の誤差が生じているが、両者は定性的かつ定量的に非常に高い精度で一致していることが確認できる。

4. 結論

以上の検討を行った結果、本研究において以下のよ

うな成果を得た。

- ・非線形履歴曲線を解析に利用する際、ニューラルネットワークを用いることで数学的手法を用いることなく直接モデリングすることが可能であることが確認された。

- ・比較的簡単な履歴曲線を学習させたネットワークを、数値演算サブルーチンとして地震応答解析に用いた場合、ネットワークによる推定は、実地震波に対する複雑な動的挙動を精度よく表現可能であることが確認された。

謝辞：本研究を行うに当たって貴重なご助言をいただいた(財)電力中央研究所 山本広祐博士に厚く御礼申し上げます。

参考文献

- 1) 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, pp85-94,1992.3
- 2) 松田泰治，栂山義規，入江達雄，高山智宏：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,pp635-644,1996.3
- 3) 矢葺亘，栂山義規，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,pp843-848,1997.3