

ランダムな地震応答履歴に基づく ニューラルネットワークの学習に関する研究

榎 直人¹・松田 泰治²・梶田 幸秀³

¹学生会員 九州大学大学院 工学府建設システム工学専攻
(〒819-0395 福岡県福岡市西区元岡 744)

E-mail: enoki@doc.kyushu-u.ac.jp

²フェロー会員 九州大学大学院 教授 工学研究院 社会基盤部門
(〒819-0395 福岡県福岡市西区元岡 744)

E-mail: mazda@doc.kyushu-u.ac.jp

³正会員 九州大学大学院 准教授 工学研究院 社会基盤部門
(〒819-0395 福岡県福岡市西区元岡 744)

E-mail: ykajita@doc.kyushu-u.ac.jp

既往の研究¹⁾ではニューラルネットワークがもつ自己組織化能力に着目することで規則的な波である漸増漸減波を強制変位として与えたことによって得られた荷重-変位関係を教師データとした際に、非線形履歴復元力特性のモデル化を既存の数式モデルを経ずに行うことが可能であるとしている。そこで本研究ではより複雑かつランダムな人工波を加速度として用い動的解析を行った。そうして得られた荷重-変位関係を教師データとして用いることで同様のモデル化が可能かどうか確認した。また検証波として未学習の人工波 10 波、そして設計地震動 12 波を使用し、学習済みのニューラルネットワークを経た動的解析を行うことで推定精度向上に寄与する手法の検討を行った。

Key Words: neural network, dynamic analysis, Bilinear, modeling, artificial waves

1. はじめに

一般に、非線形性の強い新材料や新たに開発された免震・制震装置などの履歴復元力特性のモデル化は実験で得られた荷重-変位関係から、その非線形履歴曲線の特徴をとらえた最適なモデルを数学モデルより選択し、パラメータを調整することで行われる。しかし新材料や装置の特徴をとらえた最適なモデルは複雑となる場合があり、既存のモデルでは正確に適合させることが困難となることがある。また既存のモデルを調整する際には実行者の判断に委ねられるため、人為的誤差が発生する可能性がある。この数学モデル化の選択が適切でない場合には、解析において重大な誤差が発生する恐れがあるため、非線形現象の適切かつ簡易な普遍的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、人為的誤差の低減に寄与すると考えられる。

一方、近年コンピューターの処理性能が向上するにつれて、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の仕組みを工学的に

再現しようとしたもので、具体的にはニューロンモデルと呼ばれる単位構造を複数結合させることで構成されたネットワークのことである。このニューラルネットワークは高いパターン認識能力および自己組織化能力を持つことが知られており、既往の研究²⁾³⁾では上記のネットワークを用いて前述のモデル化作業を代替、改善できなかった模索されてきた。

そこで本研究ではランダムかつ複雑な人工波のデータセットを加速度として実際の橋梁の支承を想定した 1 質点系モデルに作用させた。そこで得られた荷重-変位関係から新たな教師データを作成・学習を行い数値演算サブルーチンとして動的解析に用いることで、目標とするニューラルネットワーク内で完結する普遍的モデリング手法に対しての人工波の有用性を検証するとともに更なる推定精度向上のための手法について検討を行った。

2. 既往の研究

ニューラルネットワークを振動解析の分野に用いた既往の研究では、山本²⁾が少ないループ数をもつ Ramberg-

Osgood型モデルの履歴曲線認識問題を例にニューラルネットワークの表現能力が数学モデルと同程度であることを明らかにし、短時間において学習済みのニューラルネットワークを非線形時刻歴応答解析の数値演算サブルーチンとして利用できるとしている。同様に、吉川³⁾は積層ゴムの非線形履歴曲線の認識問題に対してニューラルネットワークを適用している。野田ら⁴⁾は非線形履歴挙動を示す1自由度系をニューラルネットワークに表現させるためのシステムダイナミクス、つまり全体の構造を表した数式とパラメータを自動的に同定する手法を提案している。松田ら⁵⁾は吉川が行っていた既存の動的解析で用いられてきた陽的積分法に対応したニューラルネットワークとは異なる線形加速度法に対応した新たなニューラルネットワークを用いることでも短時間の実地震動応答解析に対しての数値演算サブルーチンとして利用可能であることを確認している。梶山ら⁶⁾は鉄筋コンクリートの挙動を精度よく近似できる3種の接線剛性で構成される武田モデルに従う複雑な履歴挙動の認識に対してもニューラルネットワークが有効であることを示した。また矢草ら⁷⁾は高減衰積層ゴムに対して漸増漸減正弦波を入力することで得られた荷重-変位関係を用いることで、El Centro 波形の前半5秒間に対する応答を高精度で推定可能であることを示している。また松田⁸⁾はニューラルネットワークの教師データの時間刻みを変化させることで、時間刻みを闇雲に多くするのではなく適切な時間に設定することが必要であることを指摘している。明渡⁹⁾は中間層数・ノード数を大幅に増加させることで以前では不可能であった長時間における動的解析を可能とした。また既存の漸増漸減波に周期と振幅が小さい正弦波を加えることで実地震動に近づけた波を使用することによって推定精度が上昇することを確認している。本研究と比較をするため、明渡が変位波形として利用した波のうち前者を図-1、後者を図-2として表す。

既往の研究では学習波として正弦波を基に作成された漸増漸減波が利用されてきた。しかしこの波は規則的な変化をする波であるとともに、周期や振幅を人為的に決定

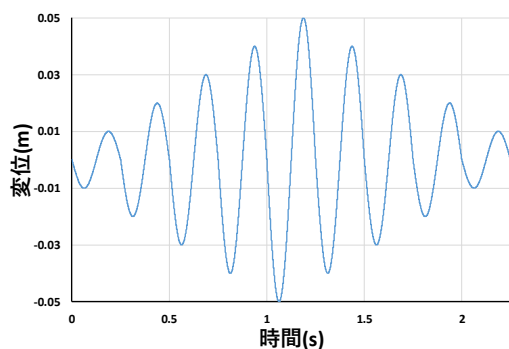


図-1 漸増漸減波(変位)の波形

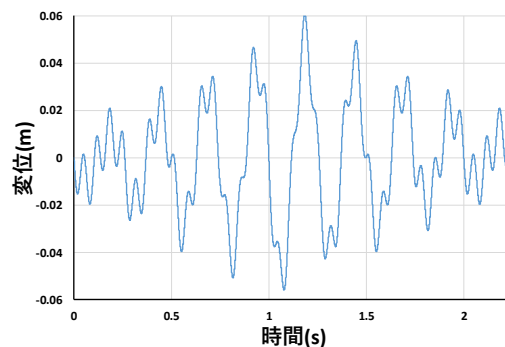


図-2 漸増漸減波に操作を行った波(変位)の波形

することから人為的意思が大きく反映される波であると言える。そこで本研究では不規則かつ人為的意思が反映されない乱数を用いた人工波を研究に用いる。

また既往の研究では载荷実験で得られたデータからのモデリングを対象としたため、対象構造物をスケールダウンして設定したうえに作用波は小さい変位波形として入力する必要があった。しかし本研究はニューラルネットワーク内で行う将来的なモデリングのための基礎研究という位置づけであるため、実スケールの支承を対象構造物としたうえ、作用波は設計地震動相当の大きさで加速度として与えることとする。

3. 条件設定および事前作業

(1) ニューラルネットワークの構築

a) ニューロンモデル⁹⁾

ニューロンモデルとは生物の神経細胞における情報処理の仕組みを工学的にモデル化したものである。以下では単一のニューロンモデルの信号処理構造のことをノードと呼ぶ。このノードの特徴は図-3に示すような多くの要因を数値として入力することで、1つの値を出力することにある。

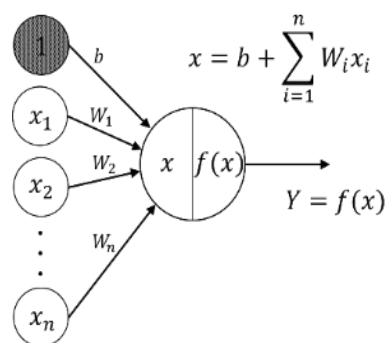


図-3 ニューロンモデル

任意のユニットに対して図-3のように隣接する n 個のノードから $x_1, x_2, \dots, x_n$ の信号が出力される。 w は隣接するユニット間の結合の強さを表すもので結合荷重と呼ばれる。図中の黒く塗られたノードはバイアスと呼ばれる部分で、ノードの出力を抑制したり促進したりするパラメータを与える。信号入力の流れは隣接する n 個のノードからの出力信号が結合荷重により増幅または減衰された後、入力信号となる。図-3中の計算式にあるように入力された n 個の入力信号の総和が内部ポテンシャル x となり、活性化関数 f を通して出力信号 Y となる。

b) 階層型ニューラルネットワーク

多層ニューラルネットワークは、入力層、中間層、出力層からなる。一般的に入力層、出力層は一層であり中間層は複数層ある。このように層が重なった構造をしているものを階層型ニューラルネットワークと呼ぶ。また 1 層あたりに含まれるノードの個数のことをノード数と呼ぶ。

本研究では、使用したネットワークの中間層のノード数は同数とした。また入力層のノードのことを入力要因、出力層のノードのことを出力要因と呼ぶ。

本研究で用いるニューラルネットワークは、中間層数を 4 層、中間層のノード数を 100 とし、学習回数は 400 万回とした。

c) 入出力要因の選定

入出力要因はディープラーニングの結果に大きな影響を与える要素である。そこで対象とする数学モデルの非線形履歴挙動を特徴づけるパラメータを適切に選定する必要がある。本研究では既往の研究⁹⁾を参考にし、以下の入出力要因を選定した。表-1に使用した入出力要因を示す。

d) 結合荷重の修正

本研究では最終層以外の活性化関数は ReLU 関数¹⁰⁾、最終層の活性化関数のみ恒等関数を用いた。誤差逆伝播法を学習アルゴリズムとして用い、出力値と教師データの値の誤差を最小化するよう、出力層から入力層へ向かって Adam 法を用いて結合荷重を修正した。

表-1 入出力要因

入力要因	出力要因
X_{max} : 最大経験変位 P_{max} : 最大経験荷重 X_{min} : 最小経験荷重 P_{min} : 最小経験荷重 X_o : 最新折り返し点変位 P_o : 最新折り返し点荷重 X_{n-1} : 1 ステップ前の変位 P_{n-1} : 1 ステップ前の荷重 $X_{n-1}-X_{n-2}$: 変位増分 $P_{n-1}-P_{n-2}$: 荷重増分 X_n : 現時点変位	K_n : 接線剛性

表-2 支承の構造諸元

上部構造重量 6570kN, 支承数 4			
目標設計変位(cm)	第一剛性(KN/m)	降伏変位(m)	剛性低下率
20	74700	0.0116	0.210

(2) 対象構造物の設定

文献¹¹⁾を基に、H29 道路橋示方書に示される I 種地盤 A 地域の支承条件を固定として、断面設定された鋼桁および高減衰積層ゴム支承から構成される構造物を共通する解析対象とする。橋脚と地盤は剛であると仮定したうえで桁は桁の重心で一質点にモデル化し、免震支承はバイリニア型の水平ばねに置き換えた。水平ばねには免震支承の形状設計の手順に従って、I 種地盤用で目標変位を 20cm として設計した場合の免震支承を用いた。表-2には構造諸元を示す。

(3) 人工波の作成

今回加速度として作用させる人工波は、H29 道路橋示方書¹²⁾に基づきスペクトル適合法によって作成した。加速度応答スペクトルは Level II-type1-I 種地盤用の標準加速度応答スペクトルを用いた。使用した加速度応答スペクトルを図-4に示す。

また継続時間は 10 秒、時間間隔は 0.001 秒とする。本来 type2-I 種地盤の波は継続時間が 30 秒であるが、本研究では使用している Excel の容量に制限があるため主要動の 10 秒部分を使用し、参考文献⁹⁾より時間間隔を 0.001 秒にすることを優先した。初期振幅は設計地震動 2-I-1 を用いた。これらを設定することで乱数を用いた人工波が加速度として出力される。なお検証用の人工波を No.1 から No.10 までの 10 波、学習用の人工波を No.11 から No.100 までの 90 波とする。今回の研究において使用する設計地震動は全て Level II であるので以後の表記を省略する。

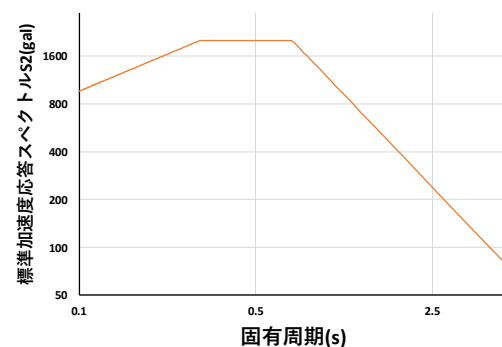


図-4 標準加速度応答スペクトル (Level II-type2-I 種地盤)

4. 研究内容

(1) 履歴復元力特性の認識

既存の数学モデルの履歴復元力特性を、ニューラルネットワークが認識可能かどうかを検証した。検証方法として、数学モデルそのものが示す履歴曲線と、学習済みのニューラルネットワークが示す履歴曲線を比較した。具体的には、まず履歴復元力特性が対象のバイリニアモデルに従う1質点系モデルに対し、図-5に示すような人工波90波を加速度として作用させた際の応答履歴を各1個ずつ、合計90個作成した。これらから得られた荷重-変位関係を基に教師データを作成し、先述したニューラルネットワークに学習させた。その後ニューラルネットワークに教師データを用いて推定させた値を出力することでニューラルネットワークによる最終的な認識履歴曲線が作成でき、これを比較に使用した。

1質点系モデルに学習用の人工波が作用した際に、数学モデルそのものが示す履歴曲線を正解、学習を行ったニューラルネットワークが示す履歴曲線を推定とラベル付けして比較を行ったものを図-6に示す。また同様に接線剛性を時刻歴で比較したものを図-7、接線剛性の誤差を時刻歴で表したものを図-8に示す。図で表したものはあくまで一例であり、実際は90波ある人工波のうちNo.11のデータのみ表している。

図-6を見ると、荷重方向に若干のドリフトが見られる。過去の研究⁷⁾では漸増漸減波の学習における非線形履歴曲線の認識においてほとんど誤差が発生していないことが確認されている。つまり複雑かつ継続時間の長い波を用いた教師データに変更することによって学習が困難となっていることがわかる。学習が最も困難な時点として考えられるのは第1剛性から第2剛性に移る点、またはその逆の第2剛性から第1剛性に移る点である。これら剛性変化点の数と不規則性が漸増漸減波と比べて増加したため、学習に関する精度が低下したと考えられる。

次に図-7をみると全体的に接線剛性の推定はできていることから、履歴復元力特性の認識に関しては成功していると考えられる。しかし図-8を見ると剛性変化点の接線剛性推定において瞬間的に多大な誤差が発生していることが確認できる。これらの推定誤差が徐々に発生することによって全時間におけるドリフトが大きくなっていったと考えられる。

精度向上を目指すにあたり、教師データのデータ数および複雑性を増加することは必要不可欠である。しかしそれに伴い今回のような学習の困難度が上がるといった事象が想定される。そこで今後学習精度を向上させるために、新たな入力要因や学習方法などの改善策を考慮する必要がある。変化時点を考慮するのであれば、前ステップの接線剛性との変化率などの要因が有効と考えられるため、今後検証を行っていく。

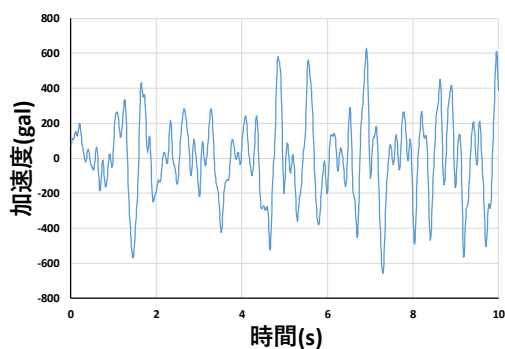


図-5 人工波 No.11(加速度)の波形

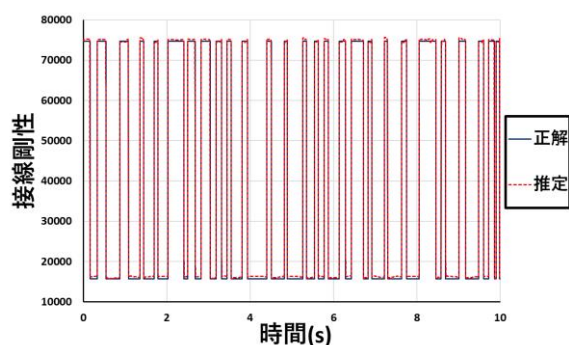


図-7 接線剛性の比較(人工波 No.11)

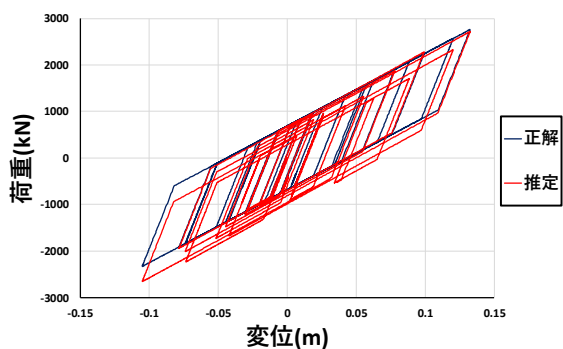


図-6 接線剛性の比較(人工波 No.11)

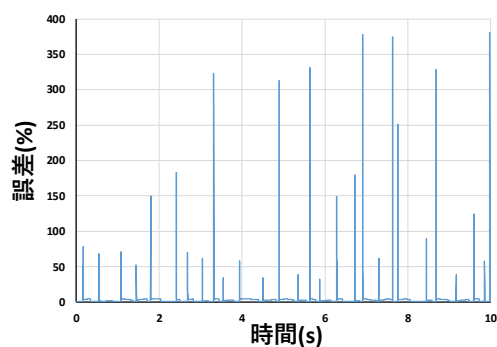


図-8 接線剛性の推定誤差(人工波 No.11)

(2) 人工波における非線形動的解析への適用

1 質点系モデルを対象に、学習済みのニューラルネットワークを数値演算サブルーチンとして用いた人工波における応答解析についての検討を行った。一般的に、学習させたニューラルネットワークに対する精度評価には学習データと同手法で作成した未学習データを用いることが行われている。本研究でも 1 質点系モデルに対し未学習である人工波 No.1 から No.10 までの 10 波が作用した場合の応答変位を検討対象とした。

非線形動的解析である地震応答解析を行う際には、現時点において既知の情報である入力要因から、現時点の接線剛性を求める数値演算サブルーチンとして本ネットワークを用いて、線形加速度法により計算を行った。

学習済みのニューラルネットワークを用いて応答解析を行った結果と、既存の数学モデルを用いて解析ソフトにより応答解析を行った結果の変位応答の時刻歴比較の一例を図-9、接線剛性の時刻歴比較の一例を図-10 に示す。図-9、図-10 より高い精度で地震応答を推定出来ていることが確認できるが、変位における負の極値付近での接線剛性および変位の推定において誤差が生じている。誤差が発生した付近では、変位増分や荷重増分が極小になっている点であるため、何らかの相関があると考えられる。

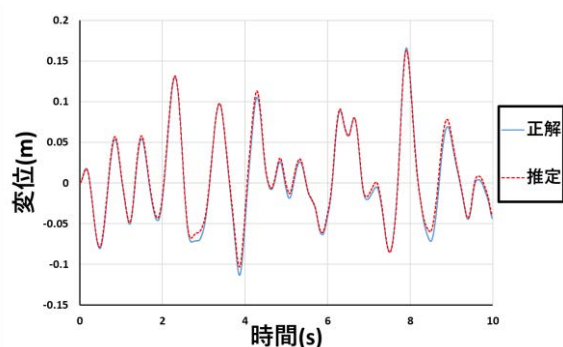


図-9 変位応答の時刻歴比較(人工波 No.1)

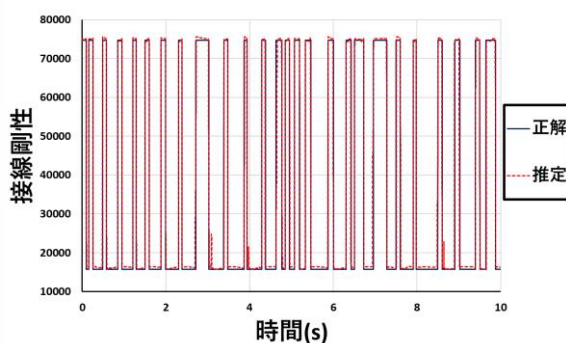


図-10 接線剛性の時刻歴比較(人工波 No.1)

また検証を行った人工波 No.1 から No.10 において、それぞれ最大変位に対する変位の誤差比率を比較したものを図-11、二乗和誤差の比較図を図-12 に示す。前者は単位時間における誤差を示すものであるとともに、最も視覚的に判断しやすいため比較数値として選定した。また後者はニューラルネットワークの学習度合いや推定精度の調査でよく使用される指標¹³⁾であり、これは全時間帯の誤差を示すものとして比較数値として選定した。

以下の数式(4a)に二乗和誤差 E の導出過程を示す。

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (y_k - t_k)^2 \quad (4a)$$

y_k : ニューラルネットワークの正解

t_k : 正解値

k : 時刻

図-11 に関して、ばらつきはあるものの最大変位点における誤差の比率は全て 10%以内に抑えられており、多くは 5%未満であるため良好な結果といえる。また図-12 により全時間帯において同レベルでの推定が出来ていること分かる。最も全時間帯における誤差が大きくなった波は人工波 No.1 であり、図-9,10 で例として挙げているものである。

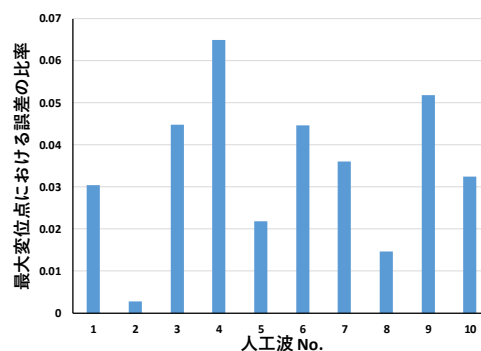


図-11 最大変位に対する変位の誤差比率の比較 (人工波)

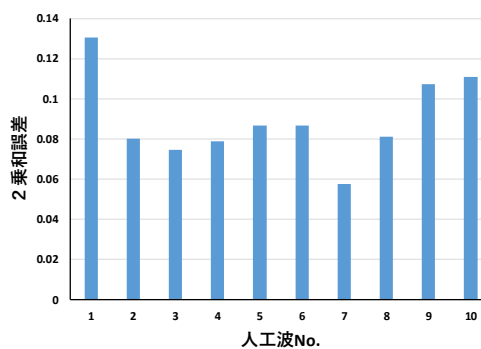


図-12 二乗和誤差比較(人工波)

(3)設計地震動における非線形動的解析への適用

第4章第2節で用いた人工波による教師データが実地震動に対してどの程度有用かを設計地震動における非線形動的解析を通して確認する。今回実地震動を模したものと、道路橋示方書の標準波より設計地震動各種12波を用いた。内訳はtype1:I種地盤3波,II種地盤3波, type2:I種地盤3波, II種地盤3波である。

1 質点系モデルに対し上記の設計地震動が作用した場合の応答変位を検討対象とした。第4章第2節と同様に応答解析を行った結果の変位応答の時刻歴比較の一例を図-13, 接線剛性の時刻歴比較を図-14に示す。

図-13 より先ほどの人工波と同様に非常に高い精度で学習出来ていることが確認できる。しかし図-14 より後半の剛性変化点付近で接線剛性推定の誤差が大きく発生していることもまた確認できる。この誤差発生時間がそれぞれ短時間であること、また後半の地震波の加速度が小さいことから推定変位に影響があまり現れなかったと考えられる。誤差の発生原因として考えられるのは今回短い継続時間の中で人工波を作成したことによって継続時間終盤の振幅レベルの小くなった時間領域を与えることが出来なかったことである。今後は人工波作成の条件に関して再検討が必要である。

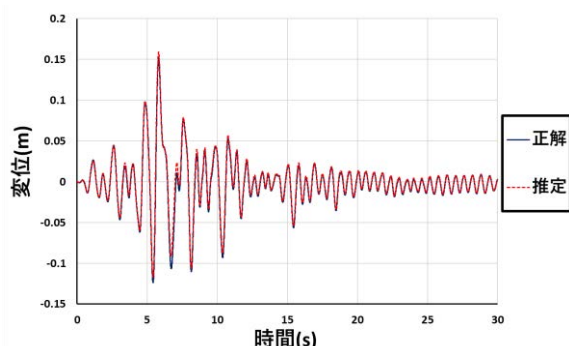


図-13 変位応答の時刻歴比較(設計地震動2-I-1)

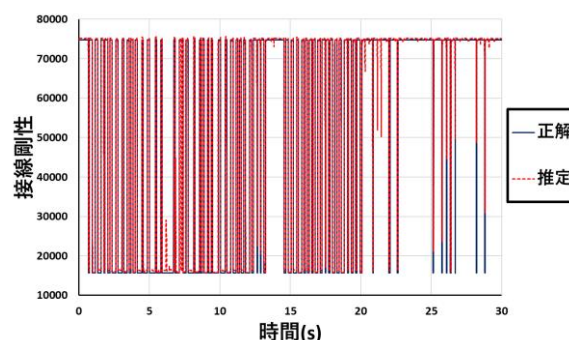


図-14 接線剛性の応答時刻歴比較(設計地震動2-I-1)

次に応答スペクトルが異なる設計地震動も含めた全ての設計地震動の最大変位に対する変位の誤差比率の比較図を図-13, 1 データあたりの二乗和誤差を図-14 に示す。

(設計地震動の表記を 1-I-1⇒1II と簡素化している) 二乗和誤差は数式(4a)から表されるように、総和であるために継続時間によって変化してしまう。また今回は時刻歴を追いつつ推定を行っているため、継続時間が長いと誤差が発生するリスクが高くなる。つまり本来は二乗和誤差を正確な評価対象として使用できないのだが継続時間を基にしたデータ数で割ることで、前者の影響を低減させることで評価対象として用いている。

図-15 より type2-II種地盤以外は最大変位に対する変位の誤差比率が5%以内に収まっており、人工波の場合以上または同等の高い精度で推定が出来ていることが確認できた。しかし type2-II種地盤の3波に関しては他では確認できないレベルの誤差が発生した。これは今回のモデルに対し変位が顕著に発生した波3種であり、ニューラルネットワークにおける外装つまり学習データの範囲を超えた推定となってしまう、大きく誤差が発生したと考えられる。そこで今後の学習波として type2-II種地盤の3波から作成した人工波を用いることで、外装を解消した事例も踏まえて今後検証していく必要がある。

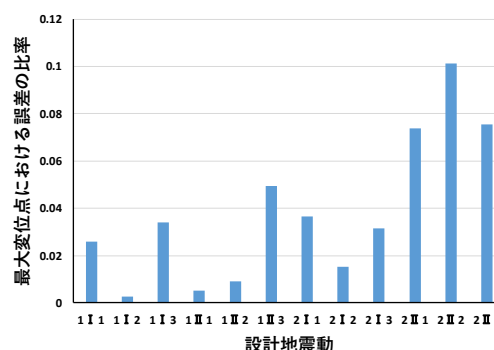


図-15 最大変位に対する変位の誤差比率の比較
(設計地震動)

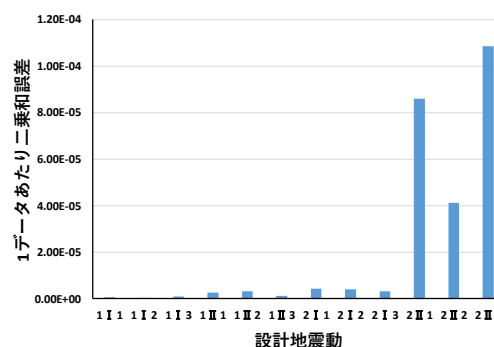


図-16 1データあたりの二乗和誤差
(設計地震動)

6. 結論

本研究では、過去の研究で確認されていた高い認識能力・自己組織化能力をもつニューラルネットワークを用いることで、加速度を与えた 1 質点系モデルの履歴復元力特性を高い精度でモデル化することが出来た。また未学習の人工波 10 波及び設計地震動 12 波を加速度として与えた場合の動的解析を行った結果、構造物の実地震動に対する応答解析においてこの学習済みニューラルネットワークは数値演算サブルーチンとして利用可能であることが確認できた。

また得られた主要な成果を以下に示す。

(1)人工波 90 波を学習させたニューラルネットワークを数値演算サブルーチンとして利用することで、同様に作成した未学習の人工波 10 波に対する動的解析を行った結果、高い精度の推定結果が得られた。これより複雑かつランダムな荷重-変位関係から得られた教師データを用いたニューラルネットワークが、同じく複雑かつランダムな未学習の波を与えた場合の応答推定に対して十分有効であることを証明した。

(2)人工波 90 波を学習させたニューラルネットワークを数値演算サブルーチンとして利用することで、設計地震動 12 波に対する動的解析を行った結果、9 波のみ高い精度の推定結果が得られた。残りの 3 波は学習させた人工波よりも大きい最大変位が発生した波であったため、外装となったことから多大な乖離が発生したと考えられる。これより複雑かつランダムな荷重-変位関係から得られた教師データを用いたニューラルネットワークは設計地震動を与えた場合の応答推定に対して有効であるものの、教師データの作成条件に対しては十分注意する必要があることを証明した。

今後は教師データの学習に関して、瞬間的な接線剛性推定の誤差を減少させる必要があると考えられる。そのためにはニューラルネットワークに対して剛性変化点に関する情報を明確に認識させるような入力要因を新たに組み込むことが必要である。また現在用いている人工波に不足している特性を明確にすることで、より実地震動の推定に適応した教師データを作成する必要があると考えられる。

参考文献

- 1) 松田泰治, 明渡貴史, 坂座真翼, 梶田幸秀:ニューラルネットワークを活用した構造物の応答評価に関する一考察, 土木学会第 39 回地震工学研究発表会, 1406, 2019. 9.
- 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, Vol. 38A, pp85-94, 1992. 3.
- 3) 吉川和秀:ニューラルネットワークによる復元力モデルを用いた地震応答解析, 日本建築学会関東支部研究報告集, pp9-12, 1992.
- 4) 野田茂, 星谷勝, 小淵康義:構造化学習による非線形履歴振動系の同定, 構造工学論文集 Vol. 40A, pp781-794, 1994. 3
- 5) 松田泰治, 梶山義規, 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, pp. 635-644, 1996. 3.
- 6) 梶山義規, 矢葺亘, 松田泰治:ニューラルネットワークによる繰り返し劣化型履歴の認識, 土木学会第 51 回年次学術講演会 CS-149, 1996. 9
- 7) 矢葺亘, 梶山義規, 松田泰治:ニューラルネットワークによる高減衰ゴム履歴曲線の認識, 構造工学論文集, Vol. 43A, pp843-848, 1997. 3.
- 8) 松田泰治:ニューラルネットワークを利用した非線形構造解析プログラムの開発, 科学研究費補助金(基盤研究(B)(2))研究成果報告書, 2004. 9.
- 9) 岡谷貴之:深層学習 Deep Learning Machine Learning Professional Series, 講談社, pp7-9, 2019. 5.
- 10) 斎藤康毅:ゼロから作る Deep Learning-Python で学ぶディープラーニングの理論と実装, 株式会社オライリー・ジャパン, p52-53, 2016. 9.
- 11) 松田泰治, 高森麻有美, 松尾龍吾, 大森久哲:不確定性を考慮した免振橋梁の性能評価に関する一考察, 構造工学論文集, Vol. 53A, p439-448, 2007.
- 12) 道路橋示方書・同解説 V 耐震設計編, 社団法人日本道路協会, 2017. 11.
- 13) 斎藤康毅:ゼロから作る Deep Learning-Python で学ぶディープラーニングの理論と実装, 株式会社オライリー・ジャパン, p88-89, 2016. 9.

STUDY ON NEURAL NETWORK BASED ON RANDOM SEISMIC REponce HISTORY

Naoto ENOKI, Taiji MAZDA and Yukihide KAZITA

In the previous study¹⁾, focusing on the self-organizing ability of the neural network, when the load-displacement relationship obtained by giving one mass system a gradual increase and decrease wave, as a forced displacement. This is used as the training data to model the nonlinear history restoring force characteristics without going through the existing mathematical model. Therefore, in this study, we performed dynamic analysis using more complicated and random artificial waves as acceleration data. It was confirmed that the same modeling is possible by using the load-displacement relationship obtained in this way as training data. We also examined a method that improves estimation accuracy by using 10 unlearned artificial waves and 12 designed seismic motions as verification waves and performing dynamic analysis via a trained neural network.