

## ニューラルネットワークを利用した履歴推定手法を サブストラクチャ・オンライン実験へ適用するための検討

ニューラルネットワーク  
復元力特性

サブストラクチャ・オンライン実験  
Whole Learning 法

地震応答解析  
シグモイド関数

正会員  
同  
同

楊 元植\*  
中埜良昭\*\*  
真田靖士\*\*\*

### 1. 序論

サブストラクチャ・オンライン実験では、実験部分以外の構造要素を数式モデルに置換するのが通例であるが、この方法ではオンライン実験特有の利点、即ち実験部分から得た構造特性を解析部分にリアルタイムに反映し得る特徴を十分に活かさない。筆者らは、解析部分の履歴特性をニューラルネットワーク(以下:NN)に基づき実験部分から推定することで、オンライン実験の利点を最大に活かす実験手法の開発を試みている。

本研究では、実験に本手法を適用する場合を想定し、実験から得られるデータの使用方法あるいは処理方法に着目して議論する。一般に実験初期(小変形レベル)に得られるデータは安定性に欠ける場合が多い。そのため、実験初期の誤差を含むデータについては変位と復元力関係が安定するまではNNの学習データとしては利用しないあるいは数式モデルに置換して利用することが望ましい。そこで、初期データの取り扱いが実験データ安定後(中、大変形レベル)の推定結果に与える影響を明らかにするため、初期データの取り扱いをパラメータとして解析的に検討した。

### 2. ニューラルネットワークの構造

#### 2.1 階層型ニューラルネットワーク

本研究では、図-1 に示す階層型のニューラルネットワークを用いた<sup>1)</sup>。ネットワークの学習方法には一括学習アルゴリズム法(Whole Learning 法)<sup>2,3)</sup>を用い、結合係数の初期値は-0.5~0.5の範囲の乱数によって作成した。なお、入力層と中間層の伝達関数には図-2 に示すシグモイド関数を、出力層の伝達関数には図-3 に示す線形関数をそれぞれ適用した。

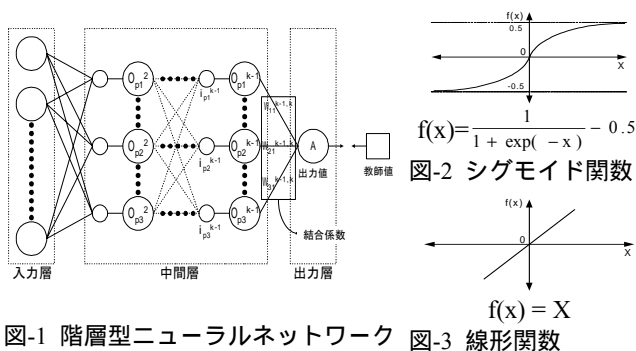


図-1 階層型ニューラルネットワーク 図-2 シグモイド関数 図-3 線形関数

#### 2.2 ネットワークの構築

本研究におけるネットワークの構造を表-1 に示す。中間層は1層とし REAF アルゴリズム<sup>4), 5)</sup>を導入して5個のノードから開

始した。出力値は復元力である。

表-1 ニューラルネットワークの構造

基準化	[-0.5~0.5]
入力層	①最大経験変位 ②最大経験復元力 ③最新折り返し点変位 ④最新折り返し点復元力 ⑤現在の変位
中間層	5 個から開始
出力層	現在の復元力
最大誤差	$E = 1/2(\text{教師値}-\text{出力値})^2 \leq 10^{-4}$ , $10^{-3}$ (ノード数 12 以上の場合)

### 3. 解析方法

解析対象建物として図-4(a)のようなプロトタイプを想定し、これを同図(b), (c)に示す2質点系のモデルに置換した。

本研究では上記の解析対象を次に示す2通りにモデル化して解析を行った。一つは1階、2階ともに復元力特性を予め Ramberg-Osgood(以下:R-O)モデルと仮定した RR 解析(図-4(b)), もう一つは1階を R-O モデルと仮定し、2階を Neural Network に基づいてリアルタイムに履歴特性を評価するモデルに置換した RN 解析(図-4(c))である。RN モデルでは2階の履歴特性(復元力)は1階の解析結果を学習した NN に基づき、この時、出力層の「現在の復元力」は次のステップにおいて入力層の「②最大経験復元力」、「④最新折返し復元力」を決定するためのデータとしてフィードバックさせた。また、RN 解析では実験での利用を想定し、実験初期に仮定する数式モデルと実験結果との誤差を、表-2 に示すような降伏点剛性  $k_y$  を変動させ(0.5, 1.5, 3.0, 5.0 倍)意図的に異なる初期剛性を有する R-O モデルを1階に与えることにより表現し、且つ、その誤差を有するモデルの適用区間をパラメータとした解析(RN 解析 II~V)を計画した。またその適用区間を超える応答が生じた場合は RR 解析に用いた R-O モデルを用いるとともに NN により2階の復元力モデルの構築を開始した。

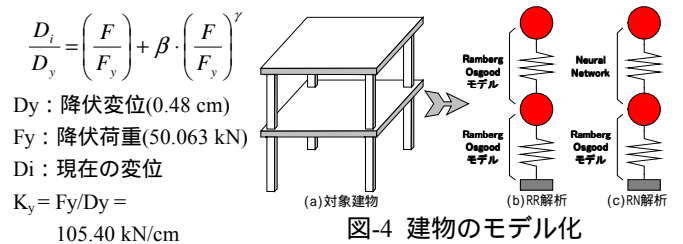


図-4 建物のモデル化

表-2 応答解析開始時の1層の降伏剛性とその適用範囲

モデル	降伏剛性	適用範囲	モデルの移行ステップ
RR 解析	1.0K <sub>y</sub>	全ステップ	0.01 Sec (1 Step)
RN 解析 I	1.0K <sub>y</sub>	全ステップ	0.01 Sec (1 Step)
RN 解析 II	0.5K <sub>y</sub>	$ D_i  < 0.05D_y$	1.76 Sec (176 Step)
		$ D_i  < 0.10D_y$	2.04 Sec (204 Step)
		$ D_i  < 0.20D_y$	3.36 Sec (336 Step)
RN 解析 III	1.5K <sub>y</sub>	$ D_i  < 0.05D_y$	1.45 Sec (145 Step)
		$ D_i  < 0.10D_y$	1.95 Sec (195 Step)
		$ D_i  < 0.20D_y$	3.91 Sec (391 Step)
RN 解析 IV	3.0K <sub>y</sub>	$ D_i  < 0.05D_y$	2.19 Sec (219 Step)
		$ D_i  < 0.10D_y$	2.40 Sec (240 Step)
		$ D_i  < 0.20D_y$	4.43 Sec (443 Step)
RN 解析 V	5.0K <sub>y</sub>	$ D_i  < 0.05D_y$	1.63 Sec (163 Step)
		$ D_i  < 0.10D_y$	1.95 Sec (195 Step)
		$ D_i  < 0.20D_y$	3.33 Sec (333 Step)

4.ニューラルネットワークによる地震応答解析

図-5,図-6 では表-2 の降伏剛性 0.5K<sub>y</sub>, 5.0K<sub>y</sub> に対する RN 解析から得られた復元力の推定状況を正解である RR 解析の結果と比較して示した。ただし、以上では応答のピークを含む 4~9 秒について示した。これらの図より、降伏剛性の差及び真の剛性に入れ換える時間(ステップ)とは関係なく真の剛性に入れ換えた後(学習開始後)の解析結果は正解を精度良く推定出来ていることが分かる。

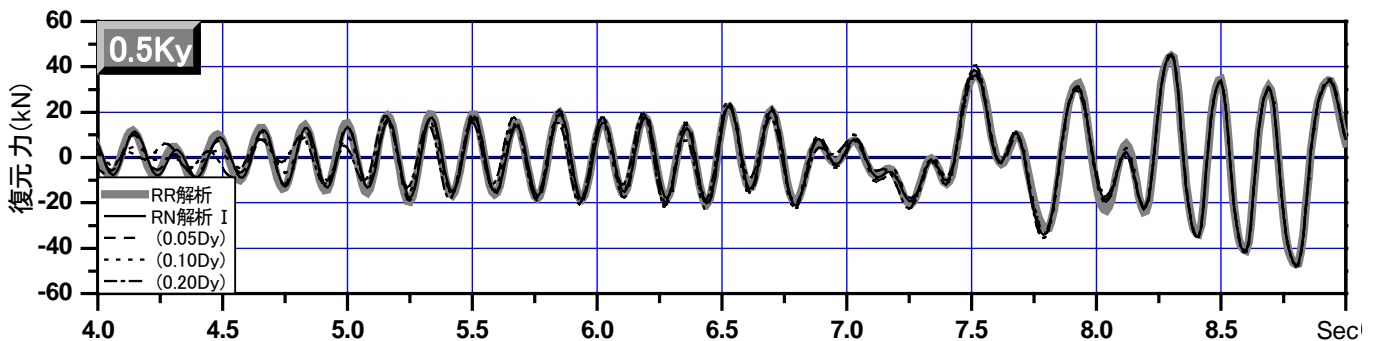


図-5 RN 解析 の復元力推定状況(2F)

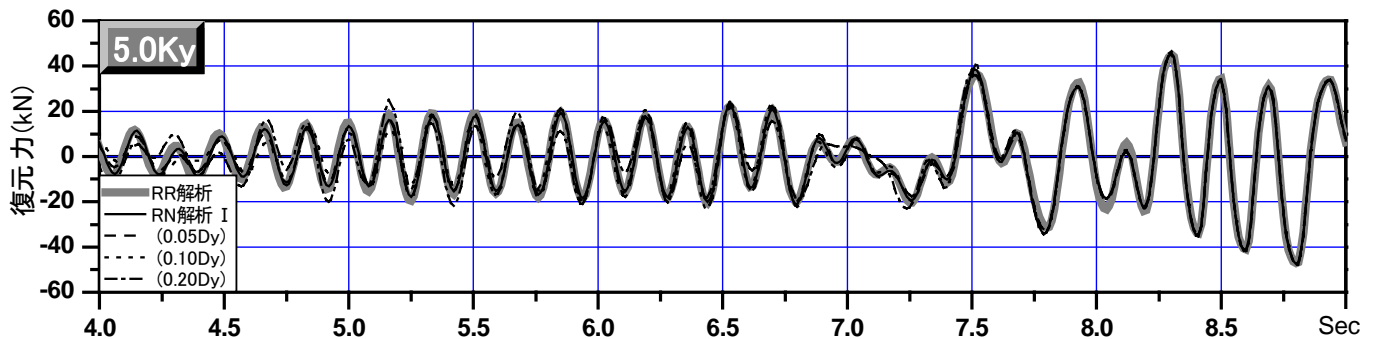


図-6 RN 解析 の復元力推定状況(2F)

5.まとめ

本検討によりニューラルネットワークによる履歴推定手法をサブストラクチャ・オンライン地震応答実験に適用する際、初期剛性を数式モデルで仮定し、変位と復元力関係が安定した後に学習を開始した場合にも、2 階の応答とくにも、大変形レベルの応答を安定して推定することが可能であることを確認した。

参考文献

1. 市川 紘「階層型ニューラルネットワーク非線形問題解析への応用」1993 年 共立出版株式会社
2. 左藤佳代「階層型ニューラルネットワークの一括学習アルゴリズム」日本機械学会,第 75 期通常総会講演会講演論文集(I) 1998 年 3 月
3. Kayo Sato, Nobuhiro Yoshikawa, Yoshiaki Nakano and Won-Jik Yang, “Whole learning algorithm of the neural network for modeling nonlinear and dynamic behavior of RC members”, *Structural Engineering and Mechanics*, Vol. 12, No.5(2001), pp527 – 540
4. A. Joghataie, J. Ghohoussi and X. Wu, “Learning and Architecture Determination Through Automatic Node Generation”, *Proceedings, International Conference on Artificial Neural Networks in Engineering*, St Louis, November, 1995
5. J. Ghaboussi, and A. Joghataie, “Active Control of Structures Using Neural Networks”, *Journal of Engineering mechanics Division*, ASCE, Vol. 121, No.4, April 1995, pp555 – 567

\* 東京大学生産技術研究所 大学院生      \* Graduate Student, Institute of Industrial Science, Univ. of Tokyo  
 \*\* 東京大学生産技術研究所 助教授 工博      \*\* Associate Prof., Institute of Industrial Science, Univ. of Tokyo, Dr. Eng.  
 \*\*\* 東京大学生産技術研究所 助手 博(工)      \*\*\* Research Associate, Institute of Industrial Science, Univ. of Tokyo, Dr. Eng.