

ニューラルネットワークを利用したサブストラクチャ・オンライン実験

ニューラルネットワーク サブストラクチャ・オンライン実験 復元力特性
Whole Learning 法 シグモイド関数

正会員 ○楊 元植* 正会員 中埜良昭**
準会員 山内成人*** 正会員 真田靖士****

1. はじめに

サブストラクチャ・オンライン地震応答実験は、検討対象とする構造物の中で特にその応答性状に大きな影響を与えられられる部材あるいは架構を載荷実験対象として抜き出し、その他の部分は何らかの解析モデルで置換し、構造実験とコンピュータによる数値解析を併用して構造物全体の地震応答を模擬する実験手法である。本実験手法では、解析部分の復元力特性を予め確定的な数値解析モデルに設定するのが通例であるが、その履歴特性が明確ではない場合はオンライン実験特有の利点、即ち、載荷実験で得られた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。そこで、本研究では実験から得られる履歴特性をニューラルネットワーク(以下、NN)によりリアルタイムで解析部分に反映する手法を提案し、検討を行っている¹⁾。本稿ではその提案手法を用いて実施したサブストラクチャ・オンライン実験(以下、NSOT)の精度を、従来の手法によるオンライン実験(以下、OT)及びサブストラクチャ・オンライン実験(以下、SOT)と比較・検討した。

2. ニューラルネットワークの構造

本研究ではこれまで検討を行ってきた3層の階層型NN(中間層は1層)を用いた。詳細は文献1)を参照されたい。

2.1 ネットワークの構築

本研究におけるNNの構造を表1に示す。入力層は表1に示す5つの成分を用いた。文献1)では入力層①、②の成分を①最大経験変位、②最大経験復元力と設定したが、本研究では①最大経験折返し変位、②最大経験折返し復元力と設定した。中間層は1層としREAFアルゴリズム²⁾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最大経験折返し変位、 ③最新折り返し変位、 ⑤現在の変位	②最大経験折返し復元力 ④最新折り返し復元力
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)	

2.2 入力データの基準化方法

階層型NNは、一般に入力データ数が固定(既知)の場合に使用される方法であり、入力層の各データは成分ごとに各々最大値と最小値の範囲内で基準化されるのが通例である。しかしながら本研究で想定するNSOTでは、実験の進行とともにそれまでに経験した履歴特性、すなわち学習すべき入力データ数が増加するため、既往の基準化方法に代わり現在変位の最大経験値の絶対値とその変位(図1のX2)に対しOS(Operator Splitting)法³⁾によるサブス

ラクチャ・オンライン地震応答実験の際用いる初期剛性(K)から得られる復元力(K×X1)により基準化する方法(図1)を設定した。

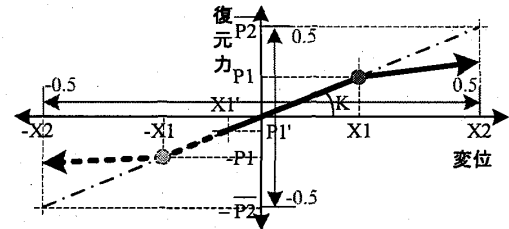


図1 基準化方法

3. NNを利用したサブストラクチャ・オンライン実験

3.1 実験のパラメータおよび加力システム

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

本研究では上記の実験対象を次に示す3通りにモデル化して実験を行った。一つ目は1階、2階ともに復元力特性を実験により得るOT(図2(b))、二つ目は1階の復元力特性は実験により得て、2階は予めRamberg-Osgoodモデル(以下、R-Oモデル)と仮定したSOT(図2(c))、三つ目はSOTと同様で、2階の履歴特性をR-Oモデルの代わりに1階の実験結果をリアルタイムで学習したNNに基づいて履歴特性を評価するNSOT(図2(d))である。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最大経験折返し復元力」、「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。以上の三つの実験手法に対して表2のように4つの実験を計画し、実験の加力システムを図3に示す。載荷試験体は各層を同一のH鋼2本1セットで代表した。入力地震波は1987年千葉県東方沖地震のNS成分を用い、数値積分方法はOS法、減衰は建物の応答評価が主目的ではないので無視した。

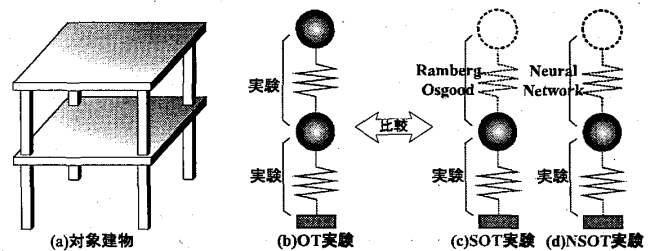


図2 対象建物とモデル化

表2 実験パラメータ

手法	1F	2F
OT	実験	実験
SOT1	実験	R-Oモデル(パラメータ計算により決定)
SOT2	実験	R-Oモデル(パラメータ:1階の実験結果を参照して決定)
NSOT	実験	ニューラルネットワークにより推定

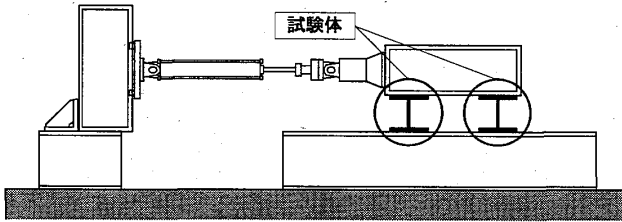


図3 加力システム

3.2 実験結果

図4, 図5ではOT, SOT1, SOT2, NSOTのそれぞれの1階と2階の履歴の状況を包絡線で示した。同図によりSOT2とNSOTは正解であるOTの履歴ループを精度良く再現出来ているが, SOT1では設定したパラメータの誤差により2階の推定精度のみならず1階の実験部分にも影響を与え応答性状がOTと異なっていることが分かる。また, 図6, 図7に示す2階の変位と復元力の時刻歴でも同一傾向を示している。以上のようにSOTでは実験の精度が数式モデルのパラメータ設定に依存するが, NSOTでは実験部分のデータに基づいて履歴特性をリアルタイムでモデル化するため, パラメータを合せる必要なく, 真の応答の再現および推定が精度良く出来ることが分かった。

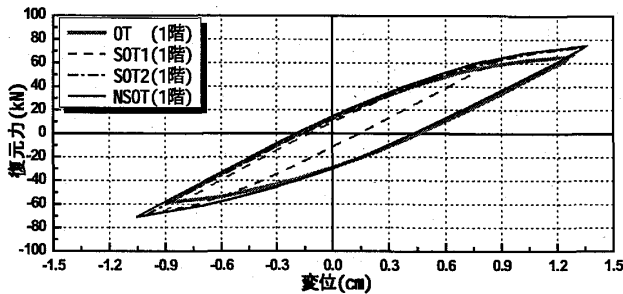


図4 1階の状況

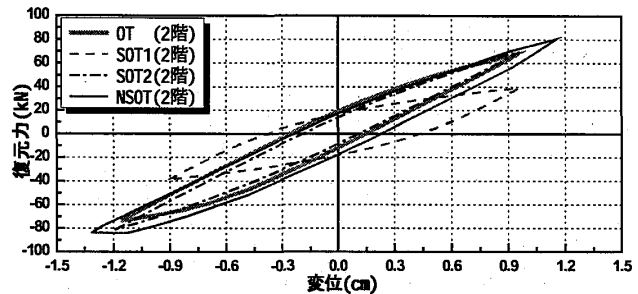


図5 2階の状況

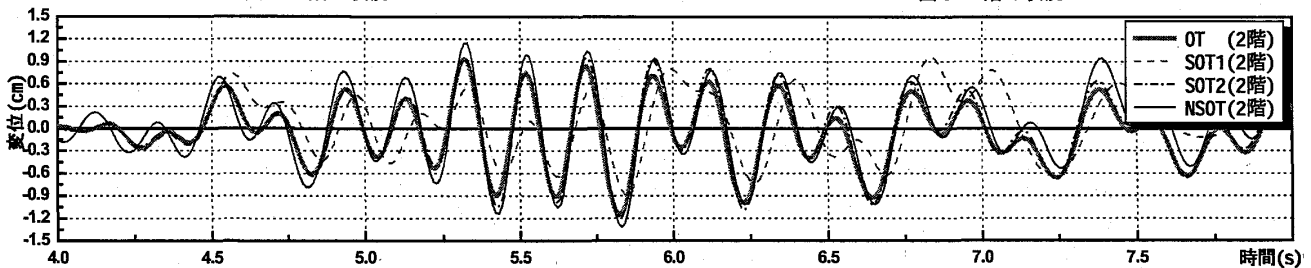


図6 2階の変位時刻歴

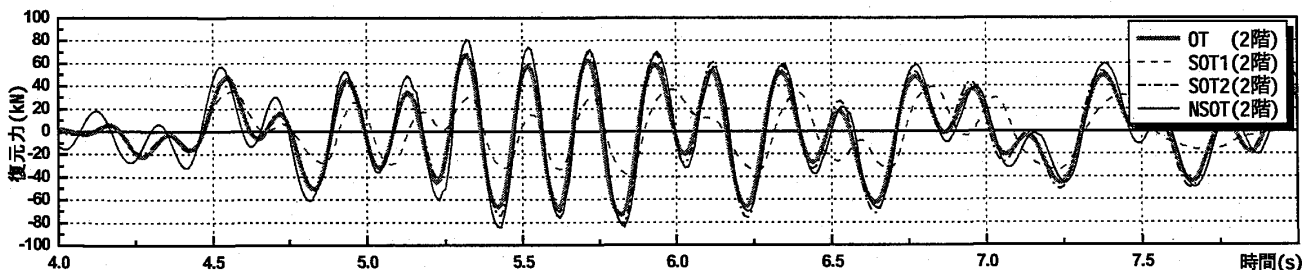


図7 2階の復元力時刻歴

4.まとめ

本研究での提案による入力層および基準化方法によりNSOTが実現できた。また, SOTでは, 実験の精度が数式モデルのパラメータ設定に依存するが, NSOTでは実験部分のデータに基づいて解析部分を推定するため精度良い真の応答が再現できることが分かった。以上の検討によりNSOTでは, 実験部材の履歴特性が明確ではない場合でも有効であると考えられる。

謝辞

本研究の実施にあたって, 独立行政法人 建築研究所の楠浩一博士及嶋脇與助先生(東京大学生産技術研究所 助手)には貴重な助言を賜りました。また, 朴珍和氏(東京大学大学院 研究生)には, 実験の準備および実施に多大な御協力を頂きました。ここに謝意を表す。

参考文献

- 1) 楊元植, 中埜良昭, 真田靖士:ニューラルネットワークの履歴推定手法を用いたサブストラクチャ・オンライン実験の精度向上に関する研究, 構造工学論文集, Vol.50B, pp.287-292, 2004.3
- 2) A. Joghataie, J. Ghaboussi and X. Wu, "Learning and Architecture Determination Through Automatic Node Generation", *Proceedings of International Conference on Artificial Neural Networks in Engineering*, St Louis, November, 1995
- 3) 中島正愛, 石田雅利, 安藤和博:サブストラクチャ仮動的実験のための数値積分法, -サブストラクチャ法を用いた仮動的実験の開発-, 日本建築学会論文報告集, No.417, pp.107-117, 1990.11

* 東京大学 大学院生
 ** 東京大学生産技術研究所 助教授 工博
 *** 東京大学生産技術研究所 技術官
 **** 東京大学地震研究所 助手 博(工)

* Graduate Student, The University of Tokyo
 ** Associate Professor, Institute of Industrial Science, The University of Tokyo, Dr. Eng.
 *** Technical Associate, Institute of Industrial Science, The University of Tokyo
 **** Research Associate, Earthquake Research Institute, The University of Tokyo, Dr. Eng.