

ニューラルネットワークを用いたリアルタイム履歴特性同定手法に基づく  
サブストラクチャ・オンライン実験SUBSTRUCTURE ON-LINE TEST TECHNIQUE USING  
REAL-TIME HYSTERESIS MODELING WITH NEURAL NETWORK楊 元 植\*, 中 埜 良 昭\*\*, 山 内 成 人\*\*\*, 真 田 靖 士\*\*\*\*  
Wonjik YANG, Yoshiaki NAKANO, Naruhito YAMAUCHI  
and Yasushi SANADA

In general, hysteresis models that are applied to a numerical analysis part of substructure on-line tests do not refer to an experimental behavior of members/subassembly under loading tests on real-time basis. The objective of this study is to develop a new experimental technique for substructure on-line tests based on nonlinear hysteresis characteristics estimated with a neural network. New learning algorithms proposed by the authors are applied to substructure on-line tests and their results are compared with those by conventional test schemes. The results show that the new testing scheme successfully reproduce the dynamic behavior of model structure.

**Keywords:** Neural Network, Substructure On-Line Test, Input Layer Component, Normalization Method, Hysteresis Characteristic

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, 入力層成分, 基準化手法, 履歴特性

## 1. はじめに

建築物の地震応答を直接的に扱う実験手法として近年ではサブストラクチャ解析法<sup>1)</sup>の概念を適用したサブストラクチャ・オンライン実験 (SOT 実験)<sup>2)</sup>が確立されつつある。この SOT 実験は、構造物を構成する部材あるいは部分架構のみを載荷実験対象とし、その他の部材の応答を解析的に評価することにより、構造物全体の擬似動的挙動を再現することが可能な手法として他の実験手法にはない特徴を有しており、載荷実験と地震応答解析を組み合わせたオンライン地震応答実験手法のひとつの発展形として位置づけられる。

オンライン実験手法の重要な特徴の一つに、載荷実験で得られた履歴特性を解析部分にリアルタイムに反映し得る点があげられる。しかしながら、従来のサブストラクチャ・オンライン実験では載荷実験対象以外の履歴特性はあらかじめ履歴モデルに置換されるため、その履歴特性が明確である構造物や、弾性範囲に留まる構造物に対しては有効であるが、履歴特性が明確ではない場合には、上記の利点を十分に活かさないのが実情である。そのため、解析部分の履歴特性を何らかの手法で載荷実験部分からリアルタイムで推定できれば、オンライン実験の利点を最大限に活かせると同時に実験精度の向上が期待できる。そこで筆者らはその履歴推定手法としてパターン認識手法の一つであるニューラルネットワーク (以下、NN と略記) に着目し、NN の学習を載荷実験と並行しながらリアルタイムで構築し、数値解析部分の履歴推定手法として応用する実験手法の開発を進めてきた<sup>3)~8)</sup>。

前報<sup>7)</sup>にも述べたとおり、NN を利用した研究はこれまでも多く

行われており、履歴特性の同定<sup>9)</sup> やこれをハイブリッド実験に応用した研究事例<sup>10)</sup>、地震応答制御への応用<sup>11)</sup> では構造物の履歴推定手法として NN が有効であることを明らかにしている。しかしながら、これらはいずれも実験や解析の実施以前に NN を構築するため、実験部分から得られた履歴特性を解析部分にリアルタイムに反映するという本研究での着目点の解決とはならない。そのため、前報<sup>7)</sup>においてはこれを実現するための NN の新たな学習アルゴリズム、即ち、①実験の進行に伴い増加するデータから履歴特性をリアルタイムで効率良く学習するための入力層成分、②入力層データの基準化方法、を新たに提案するとともに、仮想建物の数値解析を通じてその妥当性および有効性を解析的に検証した。

本報では前報<sup>7)</sup>で提案したアルゴリズムおよび入力層成分、基準化方法などの有効性を実験的に検討することを目的に、2層建物を想定した従来のオンライン実験 (OT 実験)、サブストラクチャ・オンライン実験 (SOT 実験) と本研究で提案する NN を用いたサブストラクチャ・オンライン実験 (NSOT 実験) をそれぞれ行い、これらと比較することで NN を用いた本実験手法の実現可能性および実験精度を検討した。

## 2. ニューラルネットワークを用いた履歴推定のサブストラクチャ・オンライン実験への適用方法

従来のサブストラクチャ・オンライン地震応答実験 (図 1) 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る

\* 光云大学校 (韓国) ESnS 構造研究センター  
研究教授・博士 (工学)

\*\* 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 技術職員

\*\*\*\* 東京大学地震研究所 助手・博士 (工学)

Research Assoc., ESnS Structure Research Center, Kwangwoon University, Korea, Dr. Eng.

Assoc. Prof., Institute of Industrial Science, The University of Tokyo, Dr. Eng.

Technical Assoc., Institute of Industrial Science, The University of Tokyo

Research Assoc., Earthquake Research Institute, The University of Tokyo, Dr. Eng.

と考え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、その他の部分は予め設定した何らかの履歴モデルで置き換し、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。一方、本研究で提案する手法は、載荷実験で得られる履歴特性に基づき、解析部分で用いる履歴特性をNNとして実験と並行してリアルタイムで構築し、数値解析に反映しようとするものである。

図2にNNによる非線形履歴の推定手法を利用したサブストラクチャ・オンライン実験のフローを示す。本実験手法では毎ステップごとに得られる実験データを用いてNNの学習をリアルタイムで行い、その結果構築されたNNを解析部分の復元力推定に用いる。また解析部分で推定された復元力（出力値）は次ステップのNNの入力データとしてフィードバックする。以上のように、本研究で提案するNNのアルゴリズムは、学習および推定を載荷実験とリアルタイムで行い、かつ得られた出力値をその後の入力データとしてフィードバックする点に従来のNNの応用技術とは一線を画する特徴を有する。

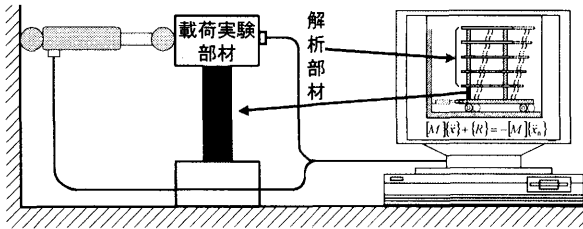


図1 サブストラクチャ・オンライン地震応答実験の概念<sup>7)</sup>

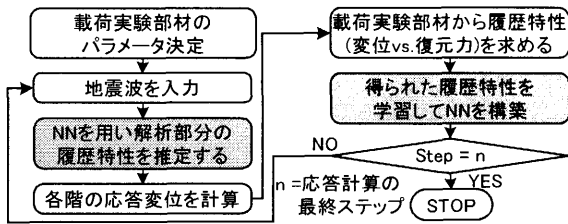


図2 NSOT実験のフロー（    はNNによる推定ルーチン）<sup>7)</sup>

### 3. サブストラクチャ・オンライン地震応答実験

本研究で提案する実験手法の実現可能性および実験精度を検討すべく、以下の4種類の実験を実施した。即ち、①2節に示す方法に従ったNSOT実験、およびその有効性を比較・検討するための②OT実験（正解実験）、③SOT1実験（解析部分で用いる履歴モデルのパラメータを計算により事前に設定したもので、実験前に履歴特性が明確ではない場合に相当）、④SOT2実験（履歴モデルのパラメータを先行した実験結果に基づき設定したもので、履歴特性が明確である場合に相当）である。

#### 3.1 対象建物のモデル化および実験パラメータの設定方法

各実験ごとの履歴モデルのパラメータを表1に示す。解析対象建物として図3(a)のようなプロトタイプを想定し、これをOT実験では同図(b)に、SOT実験では同図(c)に、NSOT実験では同図(d)に示す2質点系のモデルにそれぞれ置換した。また、SOT実験の履歴モデルはRamberg-Osgoodモデルとし、事前計算のみによりパラメータを決定したSOT1実験と実験結果を参考にパラメータを決定したSOT2実験の2種類を設定した。即ち、SOT1実験では、3.2に示す部材強度 $Q_y$ と剛性 $K_0$ の計算値から降伏変位 $D_y$ を求め、形状係数 $\beta$ と $\gamma$ は一般的な値

としてそれぞれ1.0、4.0を設定した。一方SOT2実験では、先行したNSOT実験を参考に、履歴特性のフィッティングからパラメータを設定した。なおこのようにして求めた履歴特性の弾性剛性 $K_0$ は、SOT1のそれとほぼ等しい結果となっている。各層の重量は一律に196kN( $2 \times 10^4$ kgf)とし、また表1に示す復元力特性を全層で仮定した場合、構造物の1次固有周期は $T_1=0.49$ 秒、2次固有周期は $T_2=0.19$ 秒である。

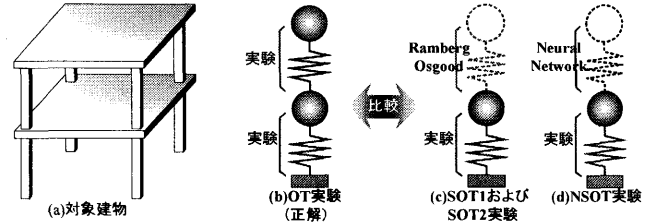


図3 建物のモデル化

表1 実験パラメータ

実験種類	1階	2階
NSOT	実験	NNモデル（1階の実験結果に基づいたニューラルネットワークによる推定）
OT	実験	実験
SOT1	実験	Ramberg-Osgoodモデル* ( $Q_y: 39.2$ kN, $D_y: 4.7$ mm, $\beta: 1.00$ , $\gamma: 4.0$ )
SOT2	実験	Ramberg-Osgoodモデル* ( $Q_y: 48.5$ kN, $D_y: 5.8$ mm, $\beta: 0.05$ , $\gamma: 4.0$ )

$$* \frac{D}{D_y} = \frac{Q}{Q_y} + \beta \left( \frac{Q}{Q_y} \right)^\gamma$$

$D$ : 変位,  $Q$ : 変位 $D$ における荷重,  $D_y$ : 降伏変位,  $Q_y$ : 降伏荷重,  $\beta, \gamma$ : 形状パラメータ

#### 3.2 試験体および加力システム

実験に用いた試験体は、図4に示すSS400のH-300-300-10-15のH形鋼で、部材ごとのばらつきによる実験誤差を回避するため、1本のロールから14本切り出し、その2本で1層分の試験体1体とした(2層のOT実験用: 2体(4本), SOT実験用: 2体(4本), NSOT実験用: 1体(2本)、予備: 4本)。また、表2に試験体の諸元を、図5に加力システムをそれぞれ示す。OT実験では図5に示すシステムを第1層および第2層にそれぞれ対応するよう2セット用意し、これらを同時にコントロールして実験を実施した。一方、その他の実験では第1層用に1セット用意し、第2層は履歴モデル(Ramberg-Osgoodモデル)またはNNを用いた。

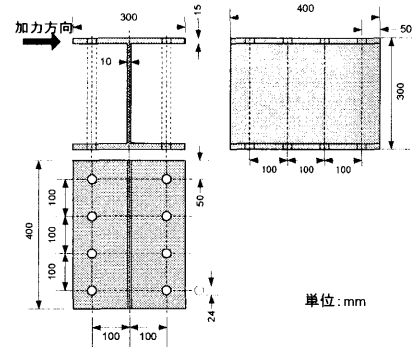


図4 試験体の詳細

なお、本研究では本手法の実現可能性を検討するため、その第一歩として最も簡単な条件である、学習対象となる実験部材(1階)と推定対象となる解析部分の部材(2階)の履歴特性が同一である架構を仮定している。これは、多層骨組において同一断面特性を有する梁部材への適用を想定したのに対応するが、例えば、変動軸力を受ける部材の履歴特性を推定しうるNNを今後開発しこれを本実験手法に組み込めば、柱を単に載荷実験対象とするだけでなくその結果を反映した履歴推定手法を用いた

サブストラクチャ・オンライン実験手法への展開も可能と考えられる。なおサブストラクチャ・オンライン実験では、荷重実験部分の境界条件を解析部分と適合させることも精度の高い実験を実現するための重要なポイントであるが、本研究では前述の通り NN を用いた履歴推定手法の適用性を検討の主目的とするため、図5に示した単純な荷重方式を採用し、複雑な境界条件を再現するための荷重制御は議論の対象としていない。

表2 試験体の諸元 (H形鋼1本分)

Direction	$Z_p$ mm <sup>3</sup>	$M_p$ N・mm	$Q_y$ kN	$\sigma_y$ N/mm <sup>2</sup> *	$K_e$ N/mm	$D_y$ mm
加力方向	$1.0 \times 10^4$	$2.65 \times 10^6$	19.6	$2.65 \times 10^2$ *	$4.18 \times 10^3$	4.69

$Z_p$ : 全塑性時の断面係数,  $M_p$ : 全塑性時の曲げ耐力,  $Q_y$ : 全塑性時のせん断力 ( $Q_y = 2M_p/h_0$  ( $h_0 = 270\text{mm}$ )),  $\sigma_y$ : 降伏応力度,  $K_e$ : 水平剛性,  $D_y$ : 降伏変位, \* 公称断面寸法に対する値 (実測断面寸法に対しては  $2.91 \times 10^2$ )

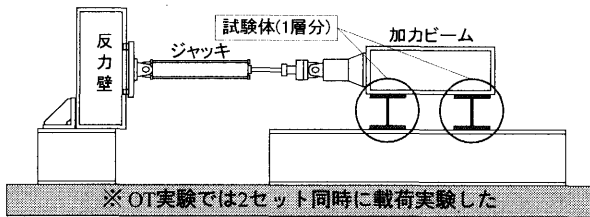


図5 加力システム

### 3.3 数値積分方法および入力地震波

数値積分には OS (Operator Splitting) 法<sup>1)</sup>を用い、積分時刻刻は 0.01 秒とした。本実験では特定の建物の応答評価が主目的ではないため減衰は無視した。入力地震波には 1987 年千葉県東方沖地震の東京大学生産技術研究所千葉実験所内における加速度記録の NS 成分の主要動を含む 12 秒間 (計 1200 ステップ) を使用した。

### 3.4 ニューラルネットワークの構成

本報で用いる NN の基本構成は図6に示す階層型 NN とし、その学習アルゴリズムは、前報<sup>7)</sup>における検討結果に基づき、学習効率ならびに推定精度が最も高い組合せを設定した。即ち、

#### (1) 学習方法

一括学習アルゴリズム法 (Whole Learning 法)<sup>12)</sup>

#### (2) 入力層成分

履歴特性上の復元力を推定するための入力層成分 (表3参照) で、

前報<sup>7)</sup>における入力層成分 B に対応

#### (3) 入力層データの基準化方法

変位の最大経験絶対値  $[-X2, X2]$  とその変位に対し OS (Operator Splitting) 法<sup>1)</sup>によるオンライン地震応答実験の際に用いる初期剛性から得られる復元力  $[-P2, P2]$  をそれぞれ  $[-0.5 \sim 0.5]$  に基準化する方法 (図7参照) で、前報<sup>7)</sup>における基準化方法 II に対応

表3 ニューラルネットワークの構造<sup>7)</sup>

基準化	$[-0.5 \sim 0.5]$
入力層成分	①最大経験折返し点変位, ②最大経験折返し点復元力 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~12個
出力層	現在の変位 (⑤) に対応する復元力
最大誤差	$E_{\max} = 1/2$ (教師値-出力値) <sup>2</sup> の最大値

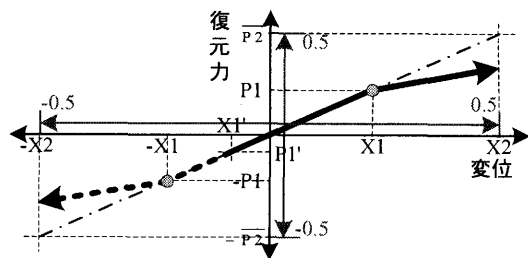


図7 入力層データの基準化方法<sup>7)</sup>

### 3.5 学習パラメータ

NSOT 実験に用いた NN の学習パラメータの一覧を表4に示す。学習はまず、(1) 中間層ノード数を5、収束条件である最大許容誤差として  $10^{-3.5}$  をそれぞれ初期値に設定し、1セット100回として学習を行い、(2) 10セット目の学習終了時に未収束の場合は最大許容誤差を  $10^{-3.0}$  に緩和し、これを満足するネットワークがそれまでの学習過程に存在する場合は、その中の最も精度の良いネットワークを解として採用するが、(3)  $10^{-3.0}$  を満足するネットワークが存在しない場合はさらに最大10セット (合計最大20セット) の学習を行い、さらに未収束の場合は、(4) 中間層ノード数を前報<sup>7)</sup>と同様最大12を限度として1ずつ増加させ、(5) その他は初期条件に合わせて (1) ~ (4) の過程を反復計算するものとした。な

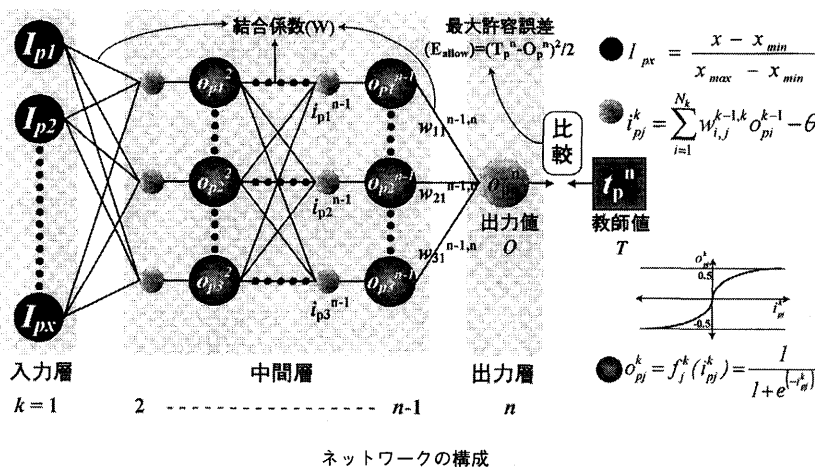
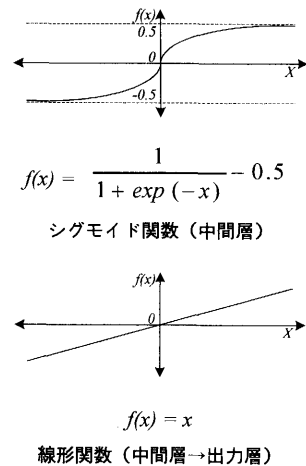


図6 NSOT 実験で用いたニューラルネットワーク<sup>7)</sup>



お、NNの最大許容誤差は前報<sup>7)</sup>の解析的検討では $10^{-4}$ を設定したが、①実際の実験時の学習データは実験誤差などにより履歴形状が必ずしもスムーズではなく、従って最大許容誤差を小さくすると収束不能となる可能性があること、②別途行った実験結果<sup>13)</sup>に基づく予備検討によると最大許容誤差を $10^{-3.0} \sim 10^{-3.5}$ 程度に設定すれば実データに基づき履歴形状を推定するためのNNを構築することが可能であったこと<sup>6),8)</sup>、から本実験における最大許容誤差を上記の通り設定した。

また、再学習時にはNNの結合係数を乱数により再設定するのが一般的であるが、jセット目の100回の学習で許容誤差を満足しない場合でも、その結合係数のパターンをj+1セット目の学習で利用した方が学習効率が高いとの知見<sup>6),8)</sup>から、jセット目の最終結合係数を[-0.5~0.5]に基準化し、これを初期結合係数として再設定することにより、実験時における学習時間の短縮を図っている。

加力初期の2階の履歴特性は、表1に示すSOT1実験のパラメータを有するRamberg-Osgoodモデルを用い、その間、1階の変位が0.1Dy (Dyは降伏変位の計算値で本実験では4.7mm)を超えた以降の値を学習データとして逐次NNを構築し、応答変位の折り返しを10回経験した時点で2階の復元力をNNにより推定する手法へ移行するものとした(図8参照)。また、学習データとして用いる現在の変位と復元力の実験値は、現在のステップを含む5点の平均値を学習データの基本としたが、折り返し点およびその前後の点の計3点については計測データを直接用いた。図9にiステップ~i+5ステップまでの学習データの取得方法を示す。図10にNSOT実験1階における履歴形状の実験結果と5点平均による平滑結果の比較を、図11に実験結果とその学習結果の比較を、それぞれ示す。これらの図から、学習結果は実験結果を精度良く推定していることがわかる。なお、この平滑化は、既往の実験結果を用いた学習精度および学習効率の向上に関する予備検討において、折り返し点近傍の情報は正確に保ちつつ、できるだけ安定した履歴形状を学習できることが重要であるとの知見<sup>6),8)</sup>に配慮したものであるが、図10にあるとおり本実験で得られた履歴特性がもともと比較的安定した形状であったため、ここでは平滑化による顕著な影響は現れていない。

表4 NSOT実験で用いたニューラルネットワークの学習条件

最大学習セット数*	1セットの学習回数**	最大誤差	初期結合係数の発生方法
20	100	$10^{-3.5}$ *	前学習セットの最終結合係数を再基準化し使用

\* 10セット目の学習終了後に $10^{-3.0}$ に緩和し、満足すれば収束したとみなし最も精度の良いネットワークを解として採用する。

\*\*以下にi Stepでの1セットの学習回数と最大学習セット数の概念を図で示す。

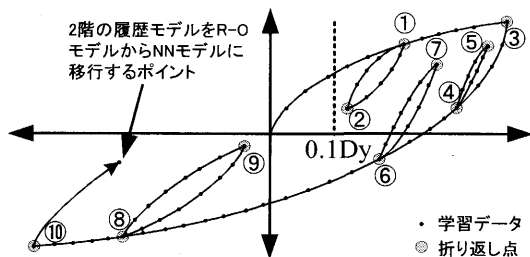
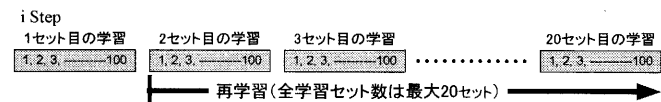


図8 1階の履歴特性と加力初期の学習データの概念図

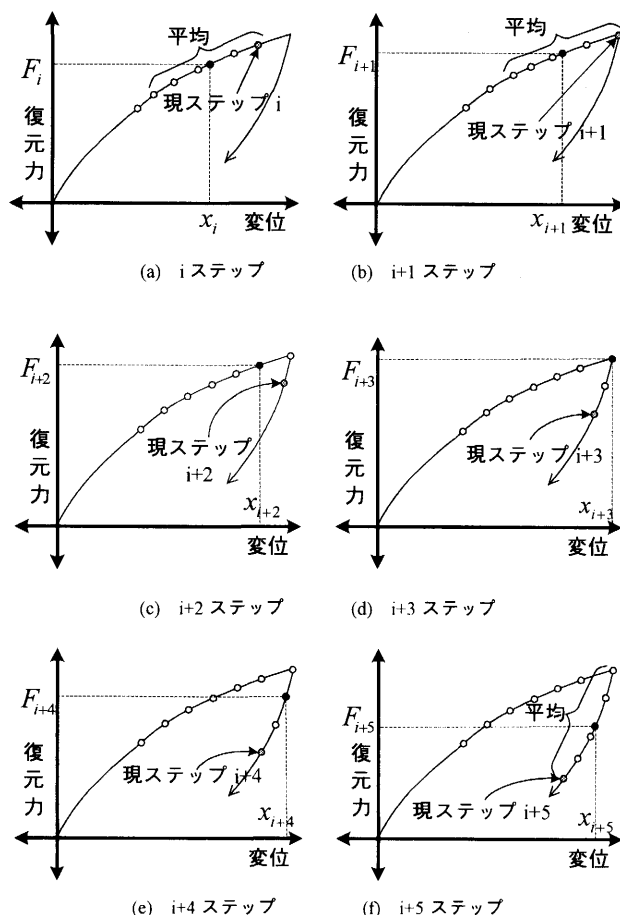


図9 学習データの取得方法 (●印が学習に用いたデータを表す)

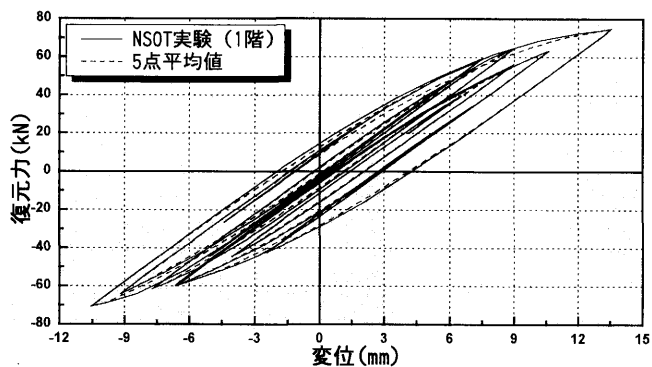


図10 NSOT実験の1階の復元力特性と5点の平均による平滑化の比較

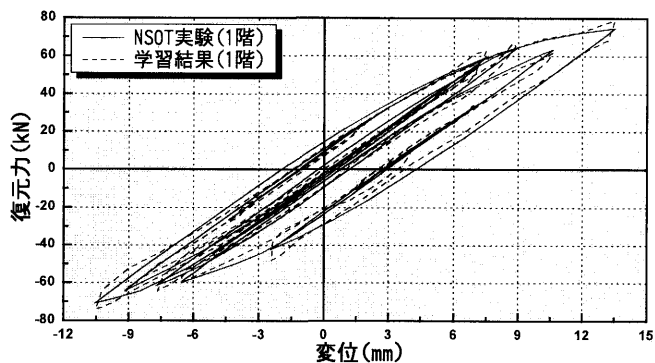


図11 NSOT実験の1階の学習結果

#### 4. 実験結果

各実験手法による各階の履歴包絡線の比較を図 12 に、NSOT 実験に対する OT 実験、SOT1 実験、SOT2 実験の比較を図 13、図 14、図 15 にそれぞれ示す。図 12 から SOT2 実験と NSOT 実験は正解である OT 実験の紡錘形履歴形状をおよそ同程度の精度で評価していることがわかる。また、これらの傾向は NSOT 実験結果とその他の実験結果を比較した図 13～図 15 から確認できる。

また、4 つの実験手法の変位時刻歴を図 16、図 17 に、復元力時刻歴を図 18、図 19 にそれぞれ示す。図 16 と図 17 から、最大応答を示す 5 秒～7 秒では NSOT 実験および SOT2 実験は正解である OT 実験の結果をほぼ同程度で再現していることがわかる。しかし、SOT1 実験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 実験と大きく異なっていることがわかる。また、これらの傾向は図 18 と図 19 に示す復元力の時刻歴でも同様である。一方、5 秒以前と 7 秒以後では最大応答付近に比べ推定精度が低い。これらは以下のように説明できる。即ち、まず 5 秒以前については、推定階である 2 階の応答変位が 1 階の学習変位より大きくなり、NN の推定精度が低下する外挿推定に相当するためである<sup>7)</sup>。また、7 秒以後は、その推定値が入力データとしてフィードバックされるため、その誤差が 7 秒以後の応答に影響を与えたと考えられる。さらに、本 NN では、それまでの最大応答値に基づいて教師データを  $[-0.5 \sim 0.5]$  に基準化し、最大誤差  $E_{max}$  を表 3 に示すような一般によく用いられる定義 ( $E_{max} = 1/2 (\text{教師値} - \text{出力値})^2$ ) として収束条件を設定しているために、最大応答を下回る 7 秒以後の小振幅レベルでは同一の  $E_{max}$  (即ち同一の  $|\text{教師値} - \text{出力値}|$ ) であっても  $|\text{出力値} / \text{教師値}|$  で比較すると大振幅時よりもその値が増大あるいは減少しうる。即ち、比率で定義した誤差で見場場合、より大きな誤差を許容することになり、結果として履歴特性の推定精度が低下したためである。今後、最大応答経験後もそれ以前と同程度の精度で履歴特性を学習および推定するためには「差」による最大許容誤差の設定ではなく、「比率」で評価する学習アルゴリズムの提案が必要であろう。

最後に、実験時間の比較を表 5 に示す。1 階だけ実験を行う SOT1 実験と SOT2 実験および NSOT 実験に要した時間を比較すると、NSOT 実験では他の 2 実験より 30 分長く、これが NN の学習に要した時間である。なお、OT 実験では 7 時間を要しているが、これは 1 階と 2 階をともに加力制御するために、1 階のみを制御する SOT1 および SOT2 実験の 2 倍の制御時間を要したためである。

以上より NSOT 実験では SOT2 実験のように先行した実験結果から履歴モデルのパラメータを決定しなくても、実験部分の履歴特性をリアルタイムでモデル化することにより SOT2 実験と同程度の精度で OT 実験が再現できることがわかった。即ち、NSOT 実験では履歴特性が明確ではない場合も実験部分および解析部分に対してほぼ真の応答に近い精度で実験が可能であると考えられる。

表 5 実験に要した時間の比較

実験手法	1 階	2 階	実験時間
NSOT 実験	実験	ニューラルネットワーク	4 時間程度
OT 実験	実験	実験	7 時間程度
SOT1 実験	実験	計算値による履歴モデル	3.5 時間程度
SOT2 実験	実験	実験値による履歴モデル	3.5 時間程度

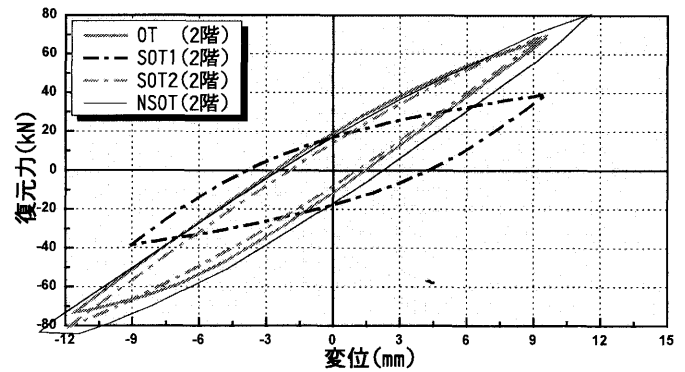


図 12 3 つの実験手法の 2 階の包絡線の比較 (2 階)

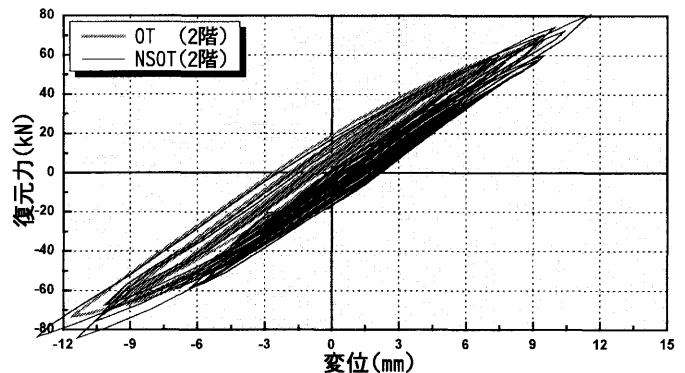


図 13 OT 実験と NSOT 実験の履歴の比較 (2 階)

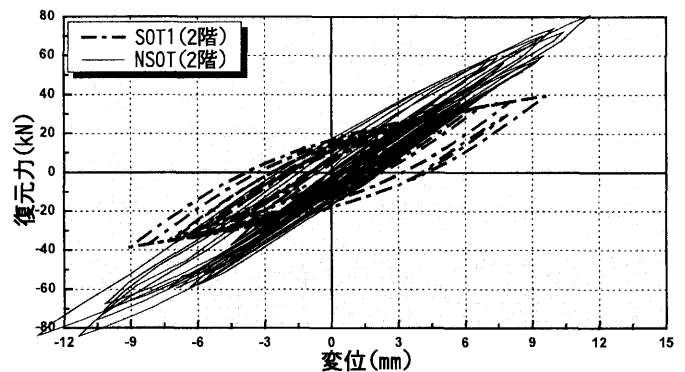


図 14 SOT1 実験と NSOT 実験の履歴の比較 (2 階)

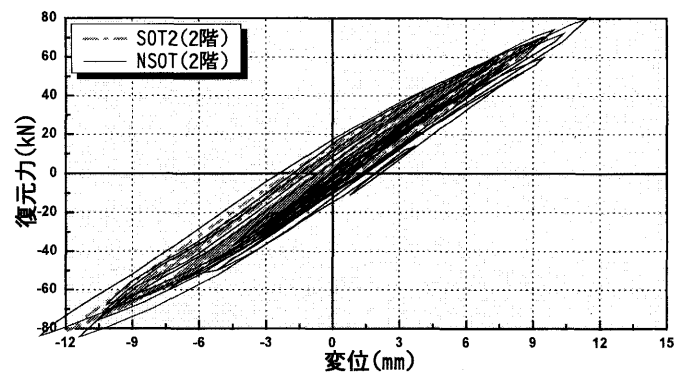
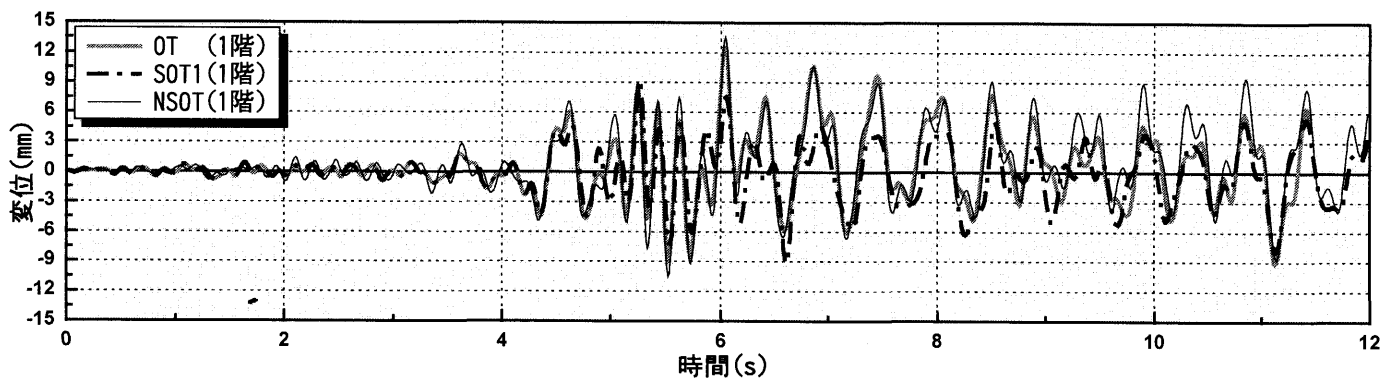
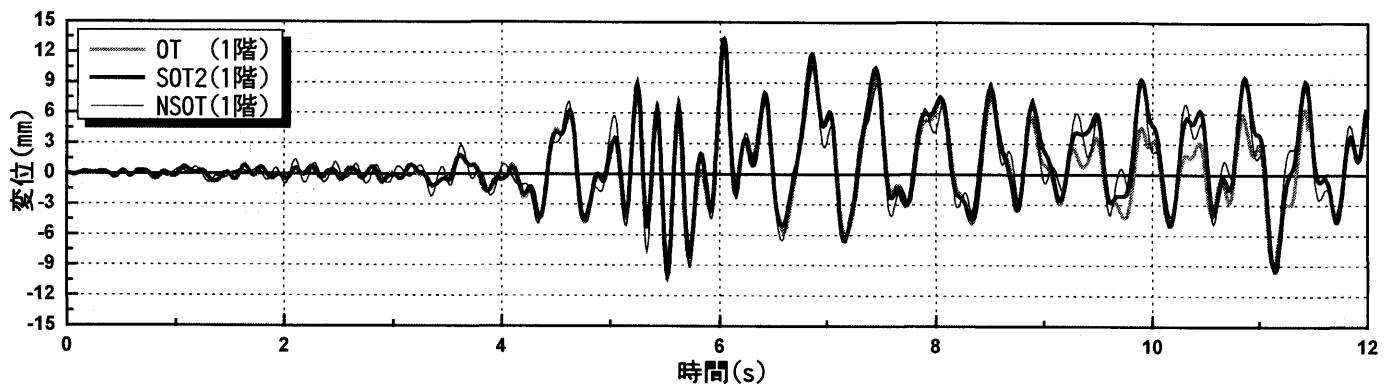


図 15 SOT2 実験と NSOT 実験の履歴の比較 (2 階)

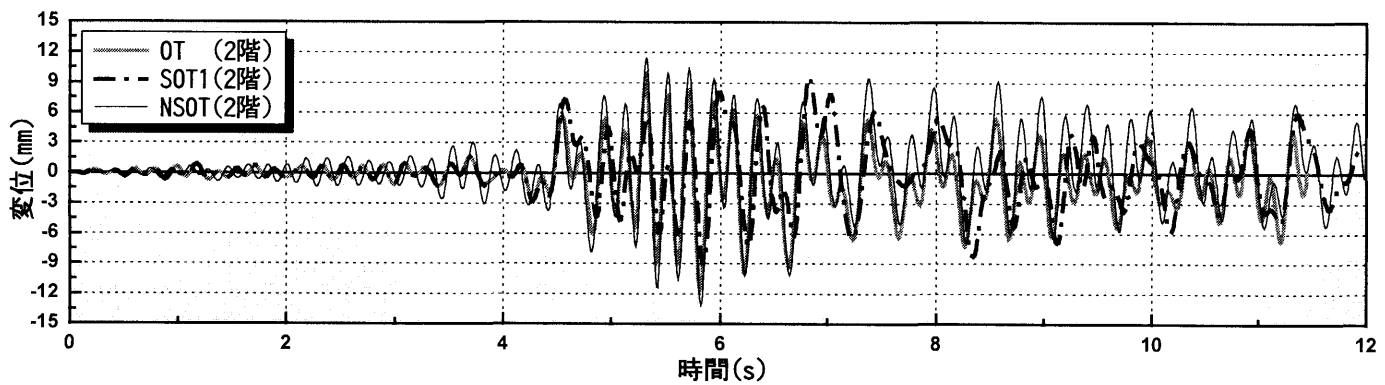


(a) OT, SOT1, NSOT 実験の比較

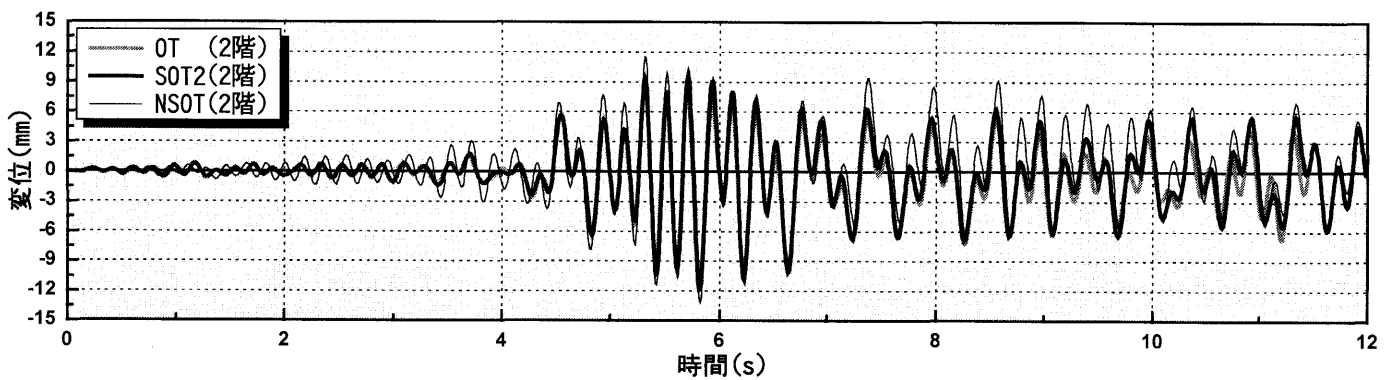


(b) OT, SOT2, NSOT 実験の比較

図 16 1階変位の時刻歴の比較

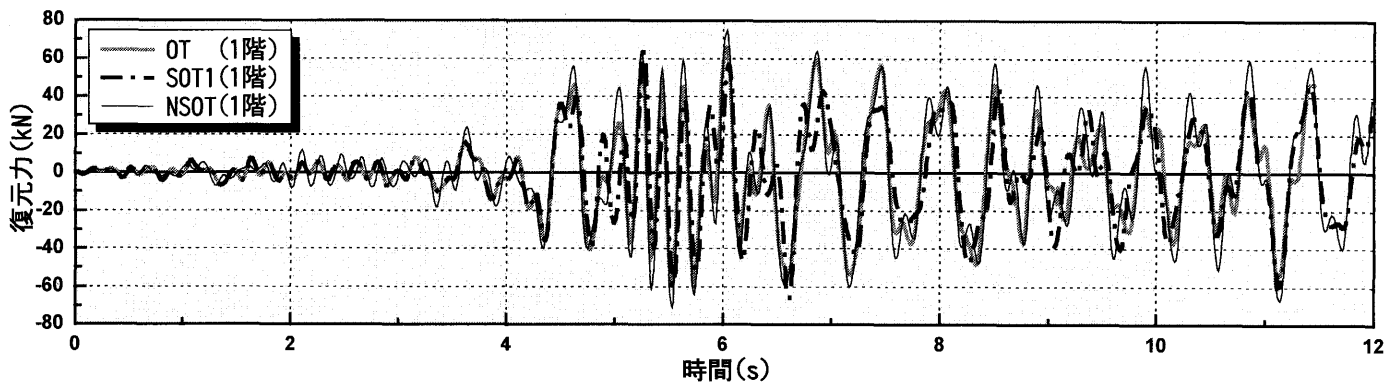


(a) OT, SOT1, NSOT 実験の比較

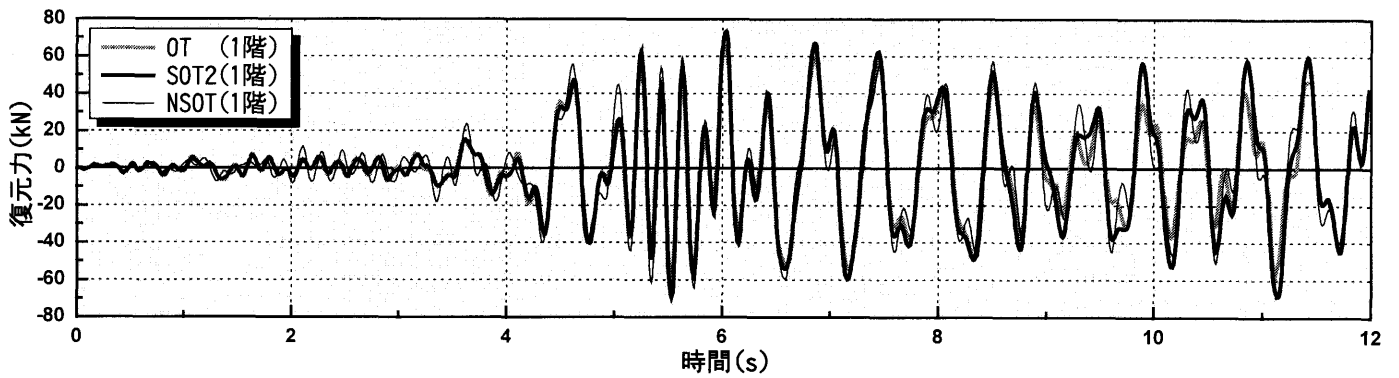


(b) OT, SOT2, NSOT 実験の比較

図 17 2階変位の時刻歴の比較

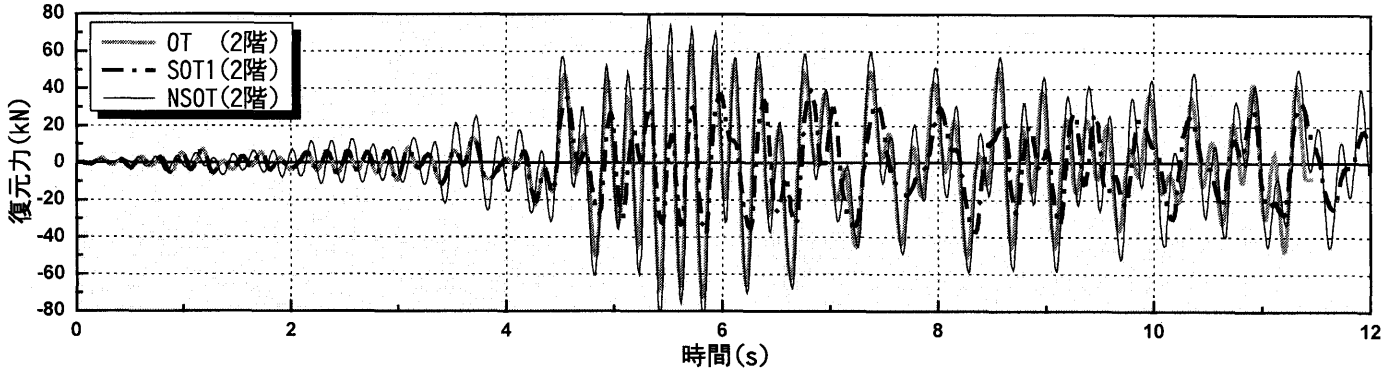


(a) OT, SOT1, NSOT 実験の比較

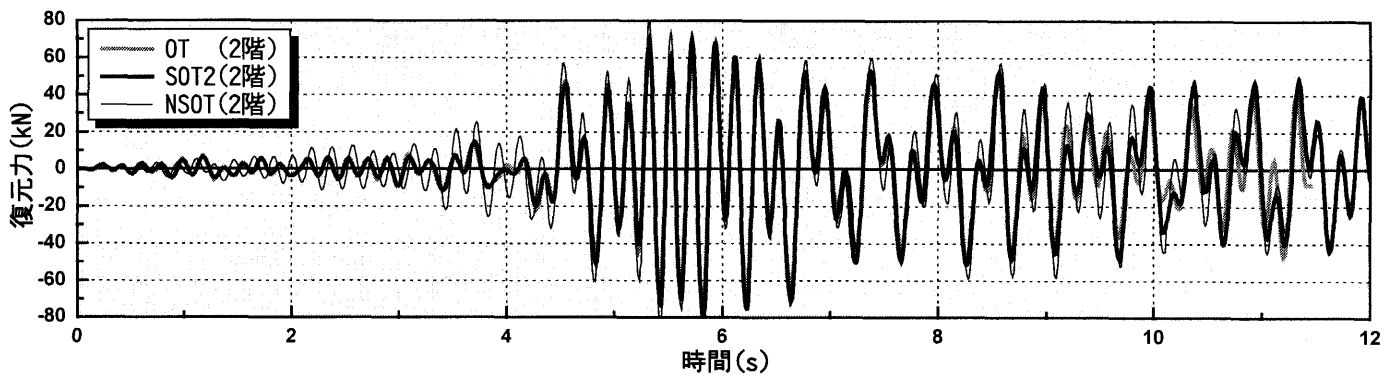


(b) OT, SOT2, NSOT 実験の比較

図 18 1階復元力の時刻歴の比較



(a) OT, SOT1, NSOT 実験の比較



(b) OT, SOT2, NSOT 実験の比較

図 19 2階復元力の時刻歴の比較

## 5. まとめ

本研究で提案する入力層成分、基準化方法、再学習方法などの手法を用いることにより、ニューラルネットワークによる履歴推定手法を利用したサブストラクチャ・オンライン地震応答実験が実現可能であることを示した。本実験により得られた成果を以下に示す。

- ① 本研究で提案するニューラルネットワークのアルゴリズムおよび加力システムにより、載荷実験とともにリアルタイムで構築するニューラルネットワークによる履歴推定手法を用いたサブストラクチャ・オンライン地震応答実験が可能であることがわかった。
- ② 本実験における正解である OT 実験と比較すると、NSOT 実験は計算値から推定した履歴特性を2階に用いた SOT1 実験より推定精度は極めて良好であること、履歴特性の外挿推定が生じる場合にはその推定誤差により応答推定精度が若干影響を受けるものの、先行実験結果に基づき履歴特性を設定した SOT2 実験とはほぼ同程度の推定精度を得られることがわかった。即ち、本実験手法を用いれば履歴特性が明確ではない場合でも、ニューラルネットワークにより実験部分のデータが精度良くモデル化できれば、高精度で実験実施が可能であることを確認した。
- ③ 本実験において最大応答経験後もそれ以前と同程度の学習および推定精度を得るためには、従来から一般に用いられる教師値と出力値の「差」に基づいた誤差設定に代わる手法が必要である。両者の「比率」に基づいた誤差設定を検討することもその一つの候補として考えられ、今後の検討課題としたい。
- ④ 本実験で対象とした試験体では、ニューラルネットワークの学習時間が実験実施時間に大きな影響を及ぼす程度ではなかった。

## 謝辞

本研究の実施にあたって、独立行政法人 建築研究所・楠浩一博士および東京大学生産技術研究所・嶋脇與助助手の助言を、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。また、一部文部省科学研究費補助金・萌芽的研究(代表者:中埜良昭, 課題番号:08875101)の補助を得ました。ここに謝意を表します。

## 参考文献

- 1) 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
- 2) 堤英明, 佐藤和英, 安藤和博, 石田雅俊, 石井孝二, 飯塚真巨, 田上淳, 加藤博人, 山崎裕, 上之園隆志, 中島正愛:サブストラクチャ法を用いた仮動的実験の開発(その1~その3), 第8回日本地震工学シンポジウム, pp.1941-1952, 1990年
- 3) 楊元植, 中埜良昭, 真田靖士:ニューラルネットワークを利用した履歴推定手法のサブストラクチャ・オンライン実験への適用とその学習方法, コンクリート工学年次論文集, Vol.25, No.2, pp.1219-1224, 2003.7
- 4) 楊元植, 中埜良昭, 真田靖士:ニューラルネットワークによる非線形履歴の推定手法を用いた地震応答評価の精度に関する研究, 日本地震工学会大会梗概集, 第2回, pp.298-299, 2003.11
- 5) 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, 構造工學論文集, Vol.50B, pp.287-292, 2004.3
- 6) 楊元植, 中埜良昭, 山内成人, 真田靖士: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, 日本建築学会大会学術講演梗概集(北海道), Vol.B-1(構造I), pp.331-332, 2004.8
- 7) 楊元植, 中埜良昭, 真田靖士:ニューラルネットワークによる非線形履歴の推定手法を応用したサブストラクチャ・オンライン実験手法の提案, 日本建築学会構造系論文集, 第582号, pp.73-80, 2004.8
- 8) 楊元植:ニューラルネットワークによる履歴推定手法を利用したサブストラクチャ・オンライン地震応答実験手法の開発に関する研究, 東京大学博士学位論文, 2003.12
- 9) 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, 構造工學論文集, Vol.38A, pp.85-94, 1992.3
- 10) C. Zavala, K. Ohi and K. Takanashi, "Neural Network Predictor in Hybrid Earthquake Response: Performance and Applicability", *Journal of Structural Engineering*, Vol.40B, Architectural Institute of Japan, March 1994
- 11) 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
- 12) Kayo Satoh, Nobuhiro Yoshikawa, Yoshiaki Nakano and Wonjik 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 pp.527-540, 2001
- 13) 文部省科学研究費補助金, 奨励研究 A 報告書(研究代表者:楠浩一, 課題番号:11750501, 2000年3月)

(2004年6月9日原稿受理, 2004年12月9日採用決定)