

論文 RC 構造物のサブストラクチャ・オンライン実験におけるニューラルネットワークを用いた履歴推定手法の検討

朴 珍和^{*1}・中埜 良昭^{*2}・高橋 典之^{*3}

要旨：本研究では，RC 構造物のサブストラクチャ・オンライン実験におけるニューラルネットワークを用いた履歴推定手法の開発を目的としている。既往の手法を用いて非線形性が強い RC 構造物の履歴推定を行うのは難しいため，本論文では，RC 構造物の地震応答データを用い，RC 構造物に特徴的な急激な剛性低下に対してニューラルネットワークが追従する方法を提案し，履歴の推定精度について検討を行った。

キーワード：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，基準化方法

1. はじめに

建築物の地震応答を直接的に扱う代表的な実験手法は，振動台を利用する動の実験手法と，静的載荷実験に運動方程式を用いた解析による次変位ステップの逐次計算を併用したオンライン実験（以下，OT (On-Line Computer Testing)）手法の 2 つに分類される。OT 手法の解析においては，数学的に表される様々な履歴モデルが用いられているが，近年，載荷実験で得られた履歴形状をニューラルネットワーク（以下，NN）を用いて学習し，それを解析時の履歴モデルとする，NN を用いたサブストラクチャ・オンライン実験（以下，NSOT）手法が開発されている¹⁾。

これまでに，簡易な鉄骨部材に対する NSOT 実験の実施例はある¹⁾が，RC 部材のように非線形性の強い部材の場合，文献 1) で提案されている NN の構築方法では履歴特性を良好に学習することができないことから，RC 構造物に対して NSOT 実験手法は適用されなかった。

本論文では，RC 構造物への NSOT 実験の適用を目標として，立体 RC 架構および平面 RC 架構の地震応答記録を用いて，NSOT 実験手法の適用範囲を検討するとともに，履歴の学習および推定が可能となる NN の構築方法を提案した。特

に，NN 素子入力量の基準化方法に着目して，履歴の推定精度に関する検討を行った。

2. 対象構造物と教師値の概要

2.1 対象構造物の概要

本論文の対象構造物は，RC 造立体構造物および平面構造物の 2 つである。立体構造物は，実大の 1/3～1/4 スケールに縮小した 5 層の RC 模型で，東京大学生産技術研究所千葉実験所の梁崩壊型弱小モデル²⁾（以下，立体モデル）である。平面構造物は，4 層 RC 構造物の 1 階柱を取り出した模型で，東北大学前田研究室の擬似動の実験における柱試験体³⁾（以下，平面モデル）である。

2.2 教師値の概要

立体モデルの教師値は，1987 年千葉県東方沖地震において観測された記録²⁾ で，微小振動域のデータを除外した主要動（2 秒～20 秒間）のうち，3 層における荷重 変位関係のデータとした。平面モデルの教師値は，文献 3) の擬似動の実験において計測された荷重 変位関係のデータとした。ただし，これらのデータには，本来の履歴には関係のないノイズおよび計測装置に由来するエラー等が含まれるため，それらを補正処理したデータを教師値とした（図 - 1）。以下に，

*1 東京大学生産技術研究所 修士課程（正会員）

*2 東京大学生産技術研究所 教授 工博（正会員）

*3 東京大学生産技術研究所 助手 博（工）（正会員）

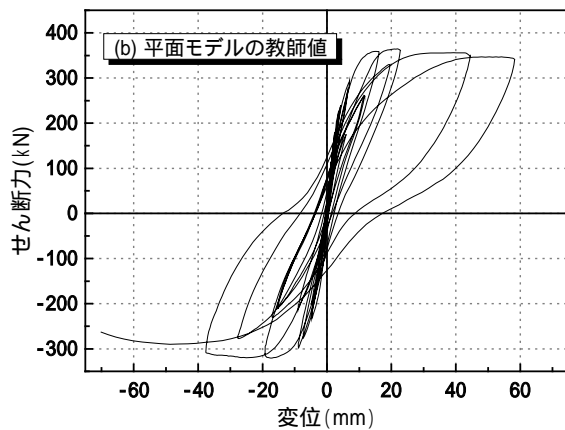
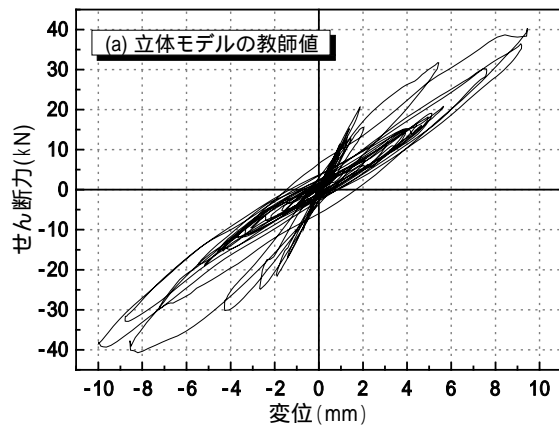


図 - 1 教師値データ

実測データの補正方法を述べる。

(1) 計測装置由来のエラー補正処理

地震応答観測時および実験時に記録されるデータのうち、計測装置の分解能より小さなデータは正しく記録されていない。計測装置の分解能以下の変位増分に対して、分解能以上のせん断力の増加が生じている場合、本来は、図 - 2 において i $i+1$ $i+2$ のような履歴をたどるものと考えられるが、記録されたデータにおいては、見かけ上、変位が変わることなくせん断力のみが変化する(図 - 2 の i $i+1$ $i+2$)。本論文では、同一変位の最初ステップのみをデータとして用い、次に変位が更新される点とを結んだ履歴(図 - 2 において i $i+3$)をたどるものとした。

(2) 平滑化処理

動的载荷を受ける構造部材の履歴には、対象とする部材の周辺要素から衝撃力などのノイズが加えられる。そこで本論文では、文献 1) で提

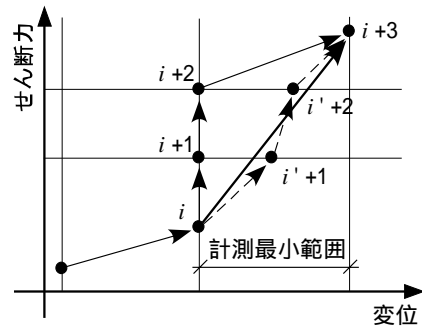


図 - 2 エラー修正の概念図

案されている 5 点平滑化手法によりノイズを取り除くことにした。

3. ニューラルネットワーク学習システム

3.1 ニューラルネットワークの基本構成

本論文で用いる NN の基本構成は、一括学習アルゴリズム法 (Whole Learning 法)¹⁾を用いる階層型 NN とする。学習アルゴリズム構成要素を表 - 1 に示す。

3.2 学習システムの概要および収束条件¹⁾

NN の学習システムの一覧を表 - 2 に示す。学習はまず、a) 収束条件である最大許容誤差として $10^{-3.5}$ を初期値に設定し、1 セット 100 回として学習を行い、b) 10 セット目の学習終了時に未収束の

表 - 1 学習アルゴリズム構成要素

要素	設定
入力成分の基準化	入力成分区間 = [-0.5 ~ 0.5]
入力層成分	(1)最大経験折返し点変位の絶対値 (2)最大経験折返し点せん断力の絶対値 (3)最新折返し点変位 (4)最新折返し点せん断力 (5)現在の変位
中間層数	5 層 ~ 12 層
出力層成分	現在の変位に対応する復元力...1 素子
最大誤差	$E_{\max} = \frac{(\text{教師値} - \text{出力値})^2}{2}$ の最大値

表 - 2 学習システムの概要

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見なす

場合は最大許容誤差を $10^{-3.0}$ に緩和し、これを満足する NN 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、c) $10^{-3.0}$ 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、中間層数を最大 12 を限度として 1 ずつ増加させ、初期条件に合わせて a) ~ c) の過程を反復計算するものとした。

4 学習精度の検討および解析結果

4.1 学習精度が低くなる原因の検討

前節に示した NN を用いて、立体および平面モデルの教師値を学習させたところ、学習の精度が低かった(図 - 3)。NN を用いた履歴形状の学習においては、履歴形状の学習が厳密すぎても穏やかすぎても精度が向上しない。図 - 3 において学習精度が低かった原因は、厳密に学習させないほうが良い履歴形状が教師値に含まれていたことと、NN 素子入力量の基準化手法が剛性低下に伴い過度に緩やかな学習を許容する仕組みになっていたことの 2 つが複合的に影響したものであると考えられる。具体的には、

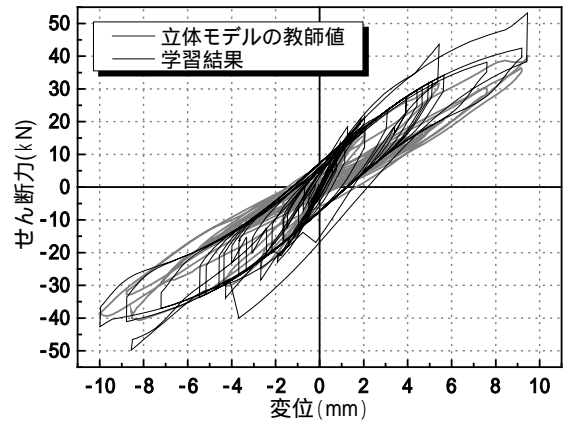
- (1) 立体モデル履歴における高次モードの影響
- (2) 立体モデル履歴における立体挙動履歴の平面投影
- (3) 立体モデルおよび平面モデルの履歴における装置のガタ、部材破壊時の応力再配分過程などによる微小変動

が教師値に含まれることと、後述する許容誤差の問題を引き起こす

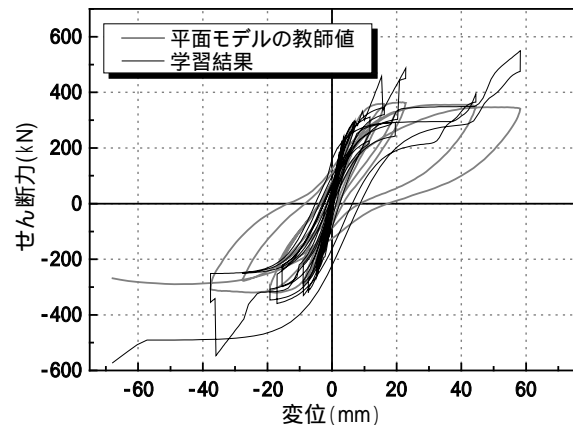
- (4) NN 素子入力量の基準化手法の問題点が原因として挙げられる。以下に各項目について詳述する。

(1) 高次モードの影響

高次モードが卓越すると、上下層のせん断力との釣り合いで、対象としている層の変位が増加しても、必ずしもせん断力が増加するわけではないため、履歴曲線が波打つような現象が現れる(図 - 4 の Z - Y 平面参照)。架構中の実験



a) 立体モデルの学習結果



b) 平面モデルの学習結果

図 - 3 既往の NN による学習結果

対象部材位置に固有の高次モードの影響が現れたとき、OT 実験の解析で数学的に表される履歴モデルを用いる場合には問題にならないが、NSOT 実験のように解析部材に対して実験で得られた履歴モデルを逐次適用する場合、架構内の部材位置に固有な高次モードの影響が現れる履歴を厳密に学習させると不都合が生じる。従って、高次モードの影響を含む履歴を NSOT 実験の学習教師値に用いることには適切ではないと判断した。

(2) 立体挙動の平面投影履歴による影響

立体架構において、立体挙動を示す履歴を平面投影すると、直交方向の荷重 変位関係も反映するので、特に高次モードの影響が現れると、平面投影履歴が波打つだけでなく、通常の履歴とは逆回りの小ループを描く場合もある(図 - 4 の Z - X 平面参照)。NSOT 実験において、架構

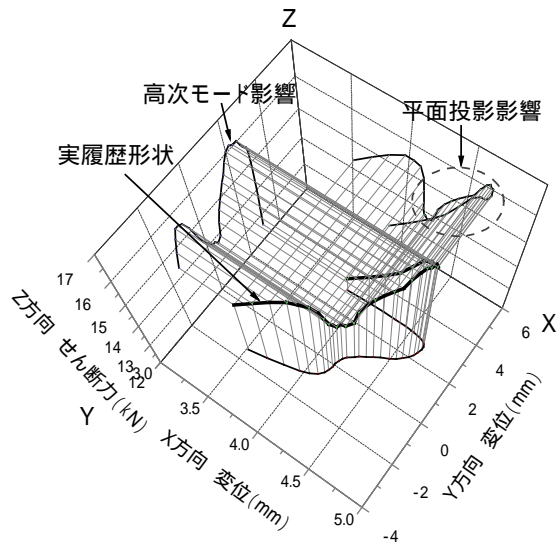


図 - 4 立体モデルの実履歴形状

内の特定の部材位置に固有な立体挙動の特性を表す履歴形状を厳密に学習させた結果を解析部材の履歴モデルとして適用すると不都合が生じる。従って、立体挙動の平面投影の影響を含む履歴を NSOT 実験の学習教師値に用いることは適切ではないと判断した。

(3) 装置のガタなどによる微小変動の影響

2.2 節に示したデータエラー処理および平滑化処理を行ってもなお、実験装置のガタなどによる、履歴の微小変動が現れることがある。この微小変動も厳密に学習させると学習精度の低下を招く。そこで、現ステップから次ステップへの変動が、微小変動に分類されるのか、本質的な履歴形状として把握すべき傾向なのかを判断する必要がある。本論文では、図 - 5 のフローチャートに示す薄墨部分を微小変動区間と定義した。図 - 6 の Case2 は現ステップから微小変動

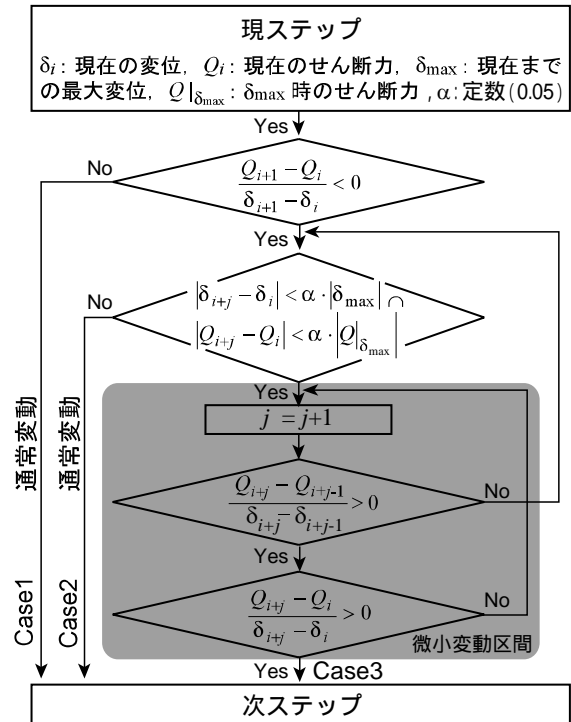


図 - 5 微小変動の判断

区間を挟んで次ステップとなる場合を示したものである。微小変動区間を通過してから Case2 となる場合および Case3 となる場合に、教師値データから微小変動区間を取り除く。例を模式図として図 - 6 に重ねて示す。

(4) NN 素子入力量の基準化手法の問題点

これまでの学習に用いた NN 素子入力量の基準化手法は、変位については正負の最大変位を基準化区間の最大値および最小値として[-0.5 ~ 0.5]に基準化するもので、せん断力については最大変位および最小変位に初期剛性を乗じて求められるせん断力を基準化区間の最大値および最小値として[-0.5 ~ 0.5]に基準化するものである。

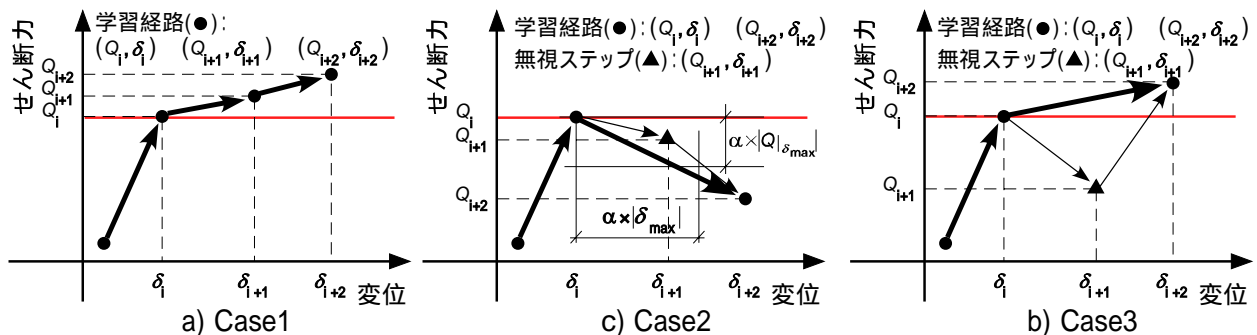


図 - 6 通常変動と微小変動の分類

その際、図 - 7 a)のように塑性化があまり進んでいないときは、初期剛性に対する最大変位割線剛性の比が 1 に近いため、最大折り返し点における基準化せん断力 Q_{T1} は比較的大きな値をとることになる。一方、図 - 7 b)のように塑性化が進んだ後では、初期剛性に対する最大変位割線剛性の比が小さくなるため、最大折り返し点における基準化せん断力 Q_{T2} は小さな値をとることになる。ここで、表 - 1 および表 - 2 に示したように、学習が収束したか否かを判断する誤差の定義は、

$$E_{\max} = \frac{(\text{教師値} - \text{出力値})^2}{2} < E_{\text{allow}} = 10^{-3.5} \quad (1)$$

と表される。式(1)は NN で一般的に用いられることの多い誤差定義であるが、教師値と出力値との差で誤差を定義した場合、塑性化の進展により基準化後のせん断力が小さな値となるのに対して、収束判断を一定値の許容誤差で行うため、図 - 7 b)に示した学習収束範囲のように許容誤差範囲を教師値に対する比で考えた場合に大きな誤差比を許容していることとなる。すなわち、許容誤差範囲内と判断される場合でも、教師値と出力値の誤差比は必ずしも小さくならない場合がある。従って、塑性化の進展に伴い初期剛性に対する最大変位割線剛性の比が小さくなるほど、相対的により大きな誤差比を許容してし

表 - 3 基準化手法による学習結果の変化

	既存手法	新たな手法			
		$\beta=1/5$	$\beta=1/4$	$\beta=1/3$	$\beta=1/2$
V_{check}	2.47	2.07	1.52	1.38	1
基準化剛性	K_c	$K_c \sim K_c/2^5$	$K_c \sim K_c/2^6$	$K_c \sim K_c/2^7$	$K_c \sim K_c/2^7$
学習時間	22 秒	39 秒	2 分	9 分	52 時間

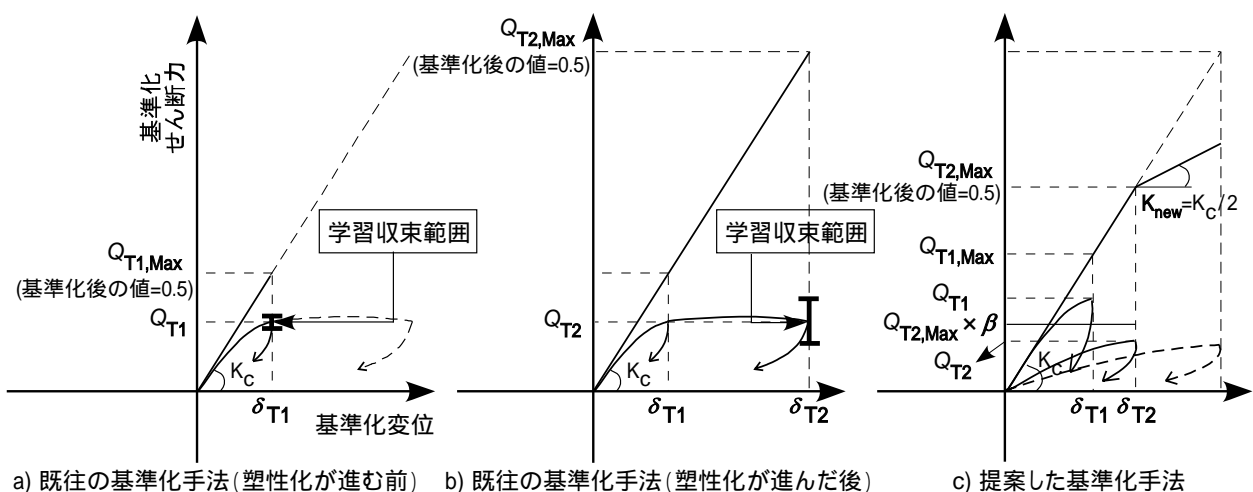
まう基準化手法が、履歴形状の緩やか過ぎる学習によって生じる学習精度低下の原因となる。

4.2 新しい基準化手法の提案

既往の初期剛性を用いる基準化手法では、塑性化の進展に従って初期剛性と最大変位割線剛性との差が大きくなり、基準化したせん断力が小さな値しかとれなかった。そこで本論文では、図 - 7 c) のように、最大経験折り返し点変位の絶対値が更新され、最大経験折り返し点での基準化せん断力 Q_{T2} が、最大経験折り返し点変位の絶対値と基準化に用いる剛性から定められるせん断力の絶対値 $Q_{T2, \text{Max}}$ に係数 β を乗じた値以下になると、基準化に用いる剛性をそれまでの半分の値にする手法を提案する。次節に β を $1/5, 1/4, 1/3$ および $1/2$ としたときの学習結果を示す。

4.3 解析結果

4.1 節(1)~(3)に示した教師値の不具合を解消した平面モデルの履歴を 4.2 節に示した基準化手法により学習した結果を表 - 3 および図 - 8 に



ここで、 δ_{T1}, δ_{T2} : 最大折り返し点の基準化変位 Q_{T1}, Q_{T2} : 最大折り返し点の基準化せん断力 β : 新たな基準化手法のパラメータ $Q_{T1, \text{Max}}, Q_{T2, \text{Max}}$: 最大折り返し点の基準化せん断力の絶対値 K_{new} : 修正剛性 K_c : 初期剛性

図 - 7 基準化手法の概念

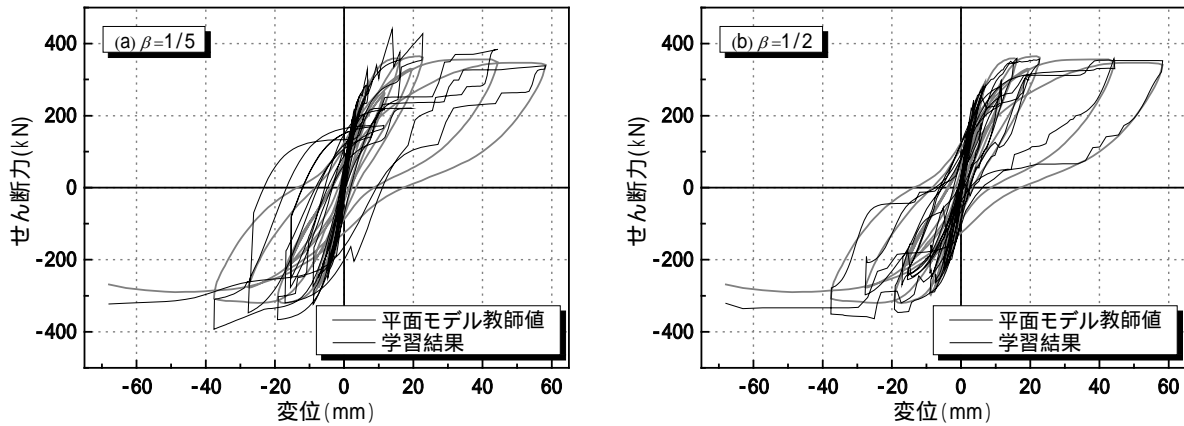


図 - 8 提案した基準化手法による学習結果

示す。

表 - 3 で , 学習精度を比較するために定義した精度検討指数 V_{check} は ,

$$V_{check} = \frac{\sum |T - Q_{pi}|}{\sum |T - Q_{p_{min}}|} \quad (2)$$

で , ここに , T : 教師値 , Q_{pi} : 学習アルゴリズム構成パラメータが i のときの推定値 , $|T - Q_{p_{min}}|$: 教師値と推定値の差の絶対値を累積した値で最小のものである。即ち , 精度検討指数 V_{check} が 1.0 に近いほど精度が良いことを意味している。また , 学習終了までの計算時間は , CPU が Intel(R) Pentium 4 プロセッサでクロック数 2.40GHz , RAM メモリが 512MB の演算性能を有するコンピュータを使用した場合の結果で表した。

表 - 3 より , 提案した基準化手法を用いると , 既存手法を用いた場合より学習精度が高く , β の値が大きくなるほど , せん断力の基準化に用いる剛性変化の回数が多くなり , 学習精度が向上した (図 - 8) 。しかし , 学習終了までの時間は長くなった (表 - 3) 。

以上より , 非線形性の強い RC 構造物の NSOT 実験に , 本章で示した教師値データの処理および基準化手法を用いることで学習精度の向上が期待される。

5. まとめ

立体 RC 架構および平面 RC 架構の地震応答記

録を対象に , ニューラルネットワークによる非線形履歴推定手法の適用条件学習精度について検討を行い , 以下の知見を得た。

- (1) 既往の手法による NN を用いた RC 構造物の履歴の学習精度は低かった。これは , 教師値の履歴形状に高次モードの影響 , 立体挙動の平面投影 , 微小変動などが含まれていることや基準化手法に問題があったためである。
- (2) 学習精度に悪影響を及ぼす教師値データの処理とせん断力の基準化に用いる剛性を適時低下させる基準化手法を提案し , 平面 RC 架構に対し学習を行った結果 , 既存の手法より学習精度が向上した。非線形性の強い RC 構造物の NSOT 実験に提案した基準化手法を適用すると , 学習精度は向上するが , 学習時間が長くなるため , 学習時間に対する改善が必要であると考えられる。

参考文献

- 1) 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 , 東京大学博士論文 , 2004.5
- 2) 岡田恒男 : 鉄筋コンクリート弱小モデル建物の実地震応答観測結果の評価に関する研究 (科学研究費補助金 (一般研究 B) 研究成果報告書) , 東京大学生産技術研究所 , 1988.3
- 3) 康大彦 : 地震被害を受けた鉄筋コンクリート造建築物の残存耐震性能評価 , 東北大学博士論文 , 2003.6.