

ニューラルネットワークを用いた履歴推定手法の RC 部材を対象とする模擬動的実験への適用

正会員 朴 珍和*¹ 同 中埜 良昭*²
同 高橋 典之*³

ニューラルネットワーク 非線形履歴 サブストラクチャ法 基準化手法

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の一つとして静的載荷実験に地震応答解析を併用したオンライン実験(以下, OT (On-Line Computer Testing))手法があげられる。OT 手法における解析では, 数学的に表される様々な履歴モデルが用いられるが, 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 を用いた擬似動的実験手法が開発されている^[1]。

従来, 簡易な鉄骨部材に対する NN を用いた擬似動的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では, 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 NN を用いた擬似動的実験手法は適用されていない。

そこで本論文では, RC 構造物への NN を用いた擬似動的実験の適用を目標として, RC 柱試験体の地震応答記録を用いて, NN を用いた擬似動的実験手法の学習が可能となる 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, 履歴の学習精度に関する検討を行った。

2. 解析概要

2.1 対象構造物と地震応答記録

対象とする構造物は, 康らによる 4 層 RC 構造物の 1 階柱を取り出した擬似動的実験における柱試験体^[2](図 1)で, ここで得られた荷重 - 変位関係を検討対象とした。

2.2 地震応答記録の平滑化処理

前節の荷重 - 変位記録には, 擬似動的実験の際, 計測装置の分解能より小さな記録が切り捨てられ, また, 部材の周辺要素から衝撃力などのノイズが見られたため, それぞれ文献[3]による補正手法(同一変位において異なる復元力(せん断力)を記録した場合, せん断力の絶対値の最小値

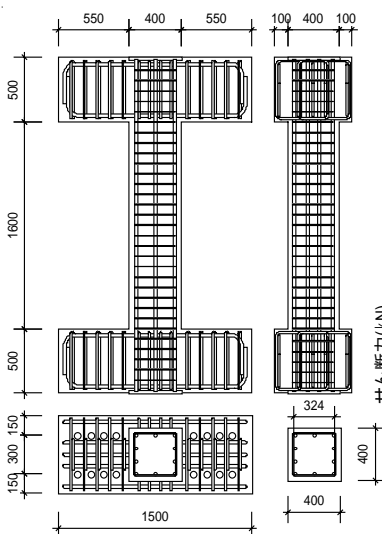


図 1 柱試験体の形状 (単位: mm)

示すステップのみ有効な記録とする)および 5 点平滑化手法^[1]により荷重 - 変位記録を修正した。この修正した値を学習の正解値である教師値(図 2)と設定した。

2.3 学習アルゴリズム構成要素および収束条件

履歴パターンの学習に用いる NN の形態は, 階層型 NN とし, 学習方法は一括学習アルゴリズム法(Whole Learning 法)を用いた。学習アルゴリズムを構成する要素および NN の学習システムの概要を表 1 と表 2 にそれぞれ示す。

表 1 学習アルゴリズム構成要素^[1]

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せん断力
最大誤差	$E_{max} = \frac{(\text{教師値} - \text{出力値})^2}{2}$ の最大値

表 2 収束するまでの学習システムの概要^[1]

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。

ここで, 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]に基準化するものとした。また, せん断力については正負の最大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]に基準化するものとした(図 3 a) b) 参考)。

学習はまず, 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, 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 NN がそれまでの学習過程に存在する場合は, その中で最も精度の良いネットワークを解として採用するが, $10^{-3.0}$ 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(と合わせて合計最大 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, ~ の過程を反復計算するものとした。

3. 学習精度の検討および解析結果

3.1 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, 柱試験体の教師値を学習したところ, 学習の精度は低かった(図 2

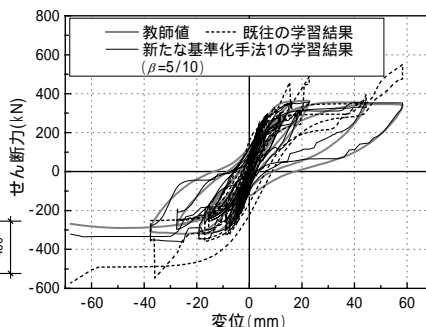


図 2 教師値および学習結果

の点線)。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。学習精度が低かった原因は、

- 1) 2.2 節で記した計測装置由来のエラーの他に、実験装置のガタや部材破壊時の応力再配分過程などによって履歴形状に含まれる微小変動など、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、
- 2) 最大誤差を教師値と出力値（推定値）の差に基づいて定義している（表 1）ため、既往の NN 素子入力量の基準化手法では学習収束範囲（図 3 a）が塑性化に伴い過度に穏やかな範囲（図 3 b）を許容する仕組みであった、この 2 つが複合的に影響したものと考えられる。

3.2 解析パラメータ

本研究では、前節の学習精度に悪影響を及ぼす原因を改善するため、3.1 節 1) で定義した微小変動の区間を教師値データから取り除く^[3]ことにした。また、2) の既往の基準化手法に起因する学習収束範囲の問題は、以下の手法により解決を図った。即ち、最大経験折り返し点変位（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_{T1} 、 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 $Q_{T1, Max}$ 、 $Q_{T2, Max}$ に係数 β を乗じた値以下になるとき、基準化に用いる剛性を従来の初期剛性値に変えて、

- 1) それまでの $1/2$ とする新たな基準化手法 1（図 3 c）、
 - 2) 最大変位時割線剛性とする新たな基準化手法 2（図 3 d）、
- とした。次節に各基準化手法および係数 β をパラメータとした学習結果を示す。

3.3 解析結果

3.1 節 1) の教師値の不具合を解消し、3.2 節に提案した新たな基準化手法により学習した結果を図 2（実線：基準化手法 1、 $\beta=5/10$ の結果）、表 3 および図 4 に示す。図 4 では、学習精度を比較するために、その値が 1.0 に近いほど精度が高いことを表す精度検討指数 V_{check} を（1）式で定義した。

$$V_{check} = \sum |Q - Q_{\beta}| / (\sum |Q - Q_{\beta}|)_{min} \quad (1)$$

ここに、 Q ：教師値、 Q_{β} ：学習アルゴリズム構成パラメータ

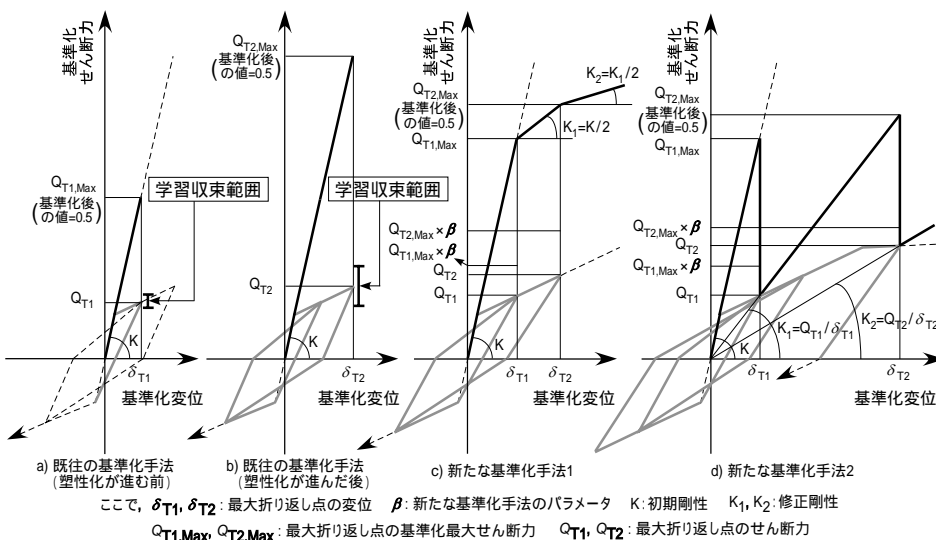


図 3 基準化手法の概念

表 3 基準化剛性の変化回数

剛性変化回数	新たな基準化手法 1					新たな基準化手法 2
	$\beta=1/10$	$\beta=2/10$	$\beta=3/10$	$\beta=4/10$	$\beta=5/10$	$\beta=2/10$
	5	5	6	7	7	1

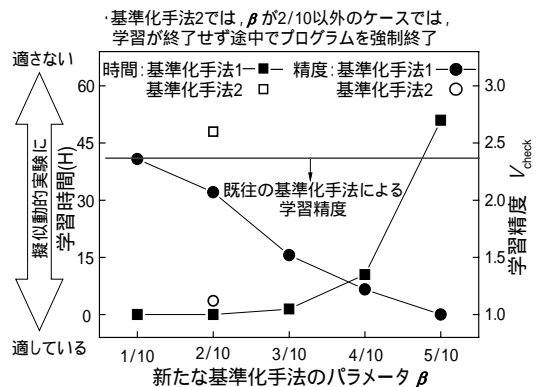


図 4 新たな基準化手法による学習結果

が β の ($\beta=1/10 \sim 5/10$) ときの推定値、 $(\sum |Q - Q_{\beta}|)_{min}$ ：各 β に対して計算した $\sum |Q - Q_{\beta}|$ の最小値である。

学習が終了した場合においては、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かった（図 4）。特に新たな基準化手法 1（図 4 の実線部）では、 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（表 3）、学習精度が向上したが、学習終了までの時間は急激に長くなった。一方、新たな基準化手法 2 では、 β が $2/10$ 以外のケースでは学習が終了しなかった。これは、基準化剛性の変更時に、それまで構築されていた NN システムを活用せず、変更後の部分的な履歴パターンに対して新たな NN を再構築しようとするのが原因と考えられる。

4. まとめ

本研究では、RC 柱の擬似動的試験体の地震応答記録を対象とした NN による非線形履歴推定手法について、基準化手法の変更に伴う学習精度の変化に着目した検討を行い、以下の知見を得た。

- 1) 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、RC 構造物の履歴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。
- 2) 基準化剛性を変更する手法については、本研究で基準化手法 1 の方が手法 2 よりロバスト性のある NN システムを構築することができる。

【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] 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
- [3] 朴珍和、中埜良昭、高橋典之：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、コンクリート工学年次論文報告集、2007（審査中）

* 1 東京大学 工学系研究科 大学院生
 * 2 東京大学 生産技術研究所 教授・工学博士
 * 3 東京大学 生産技術研究所 助教・工学博士

Graduate Student, Graduate School of Engineering, The Univ. of Tokyo.
 Prof., Institute of Industrial Science, The Univ. of Tokyo, Dr.Eng.
 Assistant Prof., Institute of Industrial Science, The Univ. of Tokyo, Dr.Eng.