

朴 珍和¹⁾・中埜 良昭²⁾・高橋 典之³⁾

- 1) 学生会員 東京大学大学院工学系研究科, 東京都目黒区駒場 4-6-1, jhseeyou@iis.u-tokyo.ac.jp
- 2) 正会員 東京大学生産技術研究所, 東京都目黒区駒場 4-6-1, iisnak@iis.u-tokyo.ac.jp
- 3) 正会員 東京大学生産技術研究所, 東京都目黒区駒場 4-6-1, ntaka@iis.u-tokyo.ac.jp

1. はじめに

建築の地震応答実験手法のひとつとして、実験から得られた履歴特性を解析部分に逐次反映させ、建物全体の擬似動的挙動を推定するニューラルネットワーク(以下、NN)オンライン実験が挙げられる。現在、簡易な鉄骨架構を用いた実験は実現している^[1]が、RC部材のように履歴曲線がより複雑に変化する場合には、NNによるパターン認識における近似関数の生成が難しくなり、履歴特性を良好に学習できない。そこで、本研究ではRC部材を対象とするNNオンライン実験手法の開発を目的に、階層型NN学習プログラムの高精度化・高速化に関するパラメータを検討し、RC部材への適用を試みた。

2. 学習履歴パターンの生成および NN の構築

2.1 学習履歴パターンの生成

RC 部材の復元力特性を模擬した学習履歴パターンを作成するため、ファイバーモデルを用いた解析を行い、その結果を平滑化し学習履歴パターンとした(図1の教師値)。

2.2 NN の構築

一括学習アルゴリズム(Whole Learning、以下、WL)法を用いた既往の基準化手法において、変位の最大経験値[-X2, X2]とその変位に対し初期剛性から得られる復元力[-P2, P2]をそれぞれ[-0.5 ~ 0.5]に設定した(図2参照)。また、教師値と学習結果(出力値)との許容誤差を式(1)で定めた。

$$E = (T - O)^2 / 2, \quad E \leq E_{allow} (= 10^{-4.5}) \quad (1)$$

ここで、E: 誤差、T: 教師値、O: 出力値、E_{allow} :

許容誤差である。

上記の基準化手法およびE_{allow}を用いて学習を行った結果、全2000ステップの内23ステップで学習が続行不可能となった。ここで基準化復元力を半分にして見かけの許容誤差E_{allow}を一律に小さくしても、E_{allow}が一定である限り学習は続行不可能であった(図1:1166ステップで終了)。これは、図3の実線(教師値)のようにiステップからi+1ステップへ急激な剛性低下が生じる場合、原点付近(i-1およびi-2)の誤差の累積によってNNが剛性低下後の変化に追従できなくなることが原因として考えられる。従って、原点付近のE_{allow}を厳しく設定することができれば、図3の点線(修正案(E_{allow}変動))に示すような結果が得られると考えられる。

3. 高精度化・高速化に関する学習パラメータ

前節に基づき、E_{allow}をType AおよびType Bの2つの変動モデルを設定した(図4および表1)。ただし、図4のx軸は[-0.5 ~ 0.5]に基準化した復元力の絶対値Pである。Type Aは、

$$E_{allow} = 10^{(|P|-5.0)} \quad (2)$$

と表され、Type Bは、

$$E_{allow} = 10^{(2|P|-5.0)} \quad (3)$$

と表される。なお、Type AとType Bともに学習時間を短縮させるため、弾性域である0~500ステップと最大応答後である1250ステップ以降のE_{allow}を10^{-4.5}に固定した。

また、WL法の結合係数再定義増分量(以下、η)

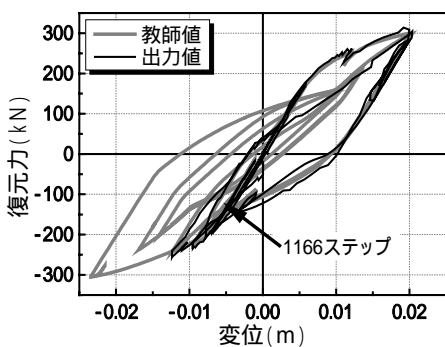


図1 履歴パターンおよび学習結果

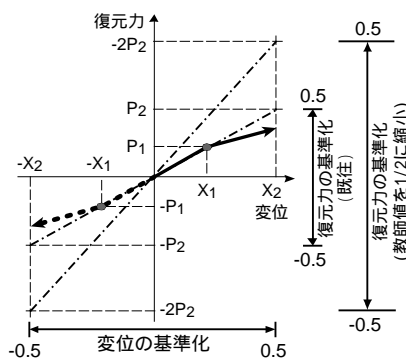


図2 入力層データの基準化手法

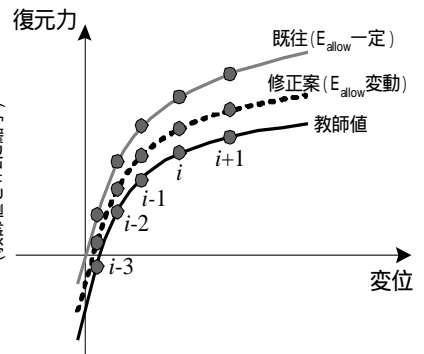


図3 E_{allow}の設定による学習精度

をパラメータとし(表1に示す6通り)上記の E_{allow} のType AおよびType Bと合わせて高精度化・高速化に関する学習パラメータとして設定した。

表1 検討する学習パラメータ

学習パラメータ	パラメータの内容
許容誤差(E_{allow})	Type A : $E_{allow} = 10^{(1^P - 5.0)}$
	Type B : $E_{allow} = 10^{(2^P - 5.0)}$ (P : 標準化した復元力の絶対値)
結合係数再定義増分量(η)	$W_i = W_{i-1} + \eta DW^*$ (η : 0.05, 0.1, 0.15, 0.2, 0.25, 0.5)

* W_i : 現ステップの結合係数、 W_{i-1} : 前ステップの結合係数、 ηDW : 修正値

4. 解析結果と検討

構造実験および解析において最大耐力を知ることが主要な目的の一つである。そこで、履歴の折返し点復元力の降順4つについての推定誤差を検討対象とした。ここで、各折返し点での誤差 $E_{reverse}$ を式(4)より求め、4つの推定誤差の平均値を推定誤差平均と呼ぶ。許容誤差モデルおよびパラメータ η に対する推定誤差平均と学習時間の結果を表2に示す。

$$E_{reverse} = 100 \times (T - O) / T \quad (4)$$

表2 各学習パラメータに対する推定誤差平均

許容誤差モデル		増分量(η)					
		0.05	0.1	0.15	0.2	0.25	0.5
Type A	推定誤差平均	3.60**	3.86	2.42	2.75	2.52	*
	学習時間	x	107	73	37	76	x
Type B	推定誤差平均	4.09**	2.82	3.60	3.20	3.46	0.65**
	学習時間	x	137	48	57	43	x

*: 折返し点復元力のデータが得られない [推定誤差単位: %]
 **: 途中終了時までのデータに基づく
 x: 学習が終了せず、強制的にプログラムを終了 [学習時間単位: 分]

E_{allow} の定義が異なることによる学習精度への影響については、推定誤差平均で比較すると、Type Aの方がType Bより概ね精度が高かった(表2)。具体的には、Type Aでは $\eta=0.15$ 、Type Bでは $\eta=0.1$ の場合の精度が高かった。一方、学習時間についてはType AとType Bに著しい差は無かったが、具体的には、Type Aの場合では $\eta=0.2$ 、Type Bの場合では $\eta=0.25$ が一番速く、Type AおよびType Bの $\eta=0.05$ と $\eta=0.5$ の場合

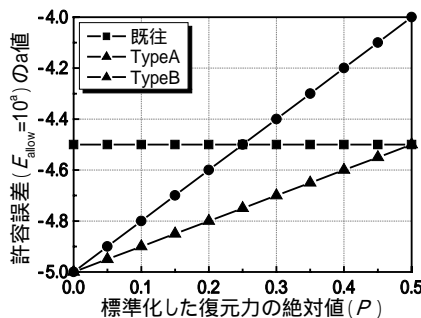


図4 許容誤差の設定

には学習が終了しなかった。

本来、NN学習システムは、全体的な履歴パターンに対応するシステムの構築を得意とするものである。従って、 E_{allow} の範囲を幅広くすると、部分的な学習が簡素化されるために、結果として局所的あるいは急激な履歴パターンの変化に追従できずに推定誤差が増幅し、全体的な履歴パターンを外れるシステムを構築してしまう可能性がある。Type Aの方がType Bより学習条件を厳しく設定しているにも拘らず学習時間に著しい差が無かったのは、このことが影響しているものと考えられる。

以上により最適な η を検討すると、Type AとType Bともに、 $\eta=0.15\sim 0.25$ の場合が最適な学習パラメータであると考えられる。検討結果により得られた成果を表3にまとめ、既往学習との比較(Type A、 $\eta=0.15$)を図5に示す。

表3 学習精度と学習時間検討結果

パラメータ	検討項目	
	学習精度	学習時間
許容誤差(E_{allow})の設定	Type A(良) > Type B(悪)	Type A \cong Type B
結合係数再定義増分量(η)	$\eta = 0.15$ (Type A) $\eta = 0.1$ (Type B) 但し、その他も大きな差は無い。	Type A : $\eta = 0.2$ (最速) $\eta = 0.15 \sim 0.25$ (良好) Type B : $\eta = 0.25$ (最速) $\eta = 0.15 \sim 0.25$ (良好)

5. まとめ

本研究では、許容誤差 E_{allow} の設定および結合係数再定義増分量 η をパラメータに、階層型NNを用いたRC部材の地震応答履歴推定手法の高速化・高精度化に関する検討を行った。

本研究のRC部材の地震応答履歴推定手法の高速化・高精度化を目的として検討した学習パラメータについて、推定誤差の定義はType A、結合係数再定義増分量 η は $0.15 \sim 0.25$ の組合せが最適であった。RC部材に対するNN学習システムの構築において、本検討結果が有用な予備情報になると考えられる。

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, 東京大学博士論文, 2004.5

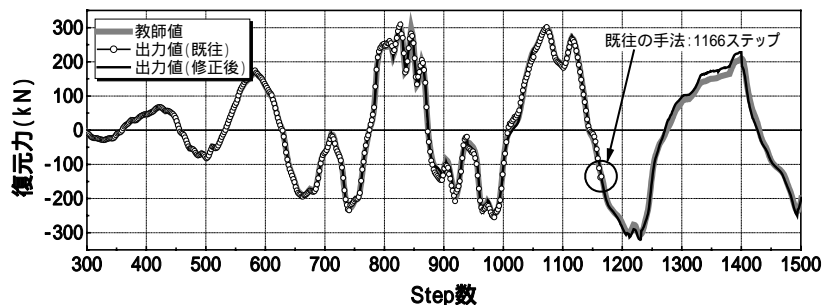


図5 学習パラメータによる復元力推定時刻歴の変化