

ニューラルネットワークによる非線形履歴学習を用いたサブストラクチャ法に基づくRC建物の地震応答推定に関する研究

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

1.はじめに

建築構造物の地震応答実験手法のひとつとして、載荷実験により得られた履歴特性を解析部分にリアルタイムに反映させ、構造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。しかし既往の手法^[1]では、RC部材のような非線形性の強い複雑な履歴を示す部材の場合、履歴パターンの認識における近似関数の生成が難しく、履歴特性を良好に学習させることが困難なため、RC部材のNNオンライン実験は未だ実現していない。そこで筆者らは、RC部材を対象としたNNオンライン実験の実現にむけて、NNの学習アルゴリズム構成要素及び学習に用いるパラメータを設定し^[2]、ファイバーモデルによる仮想RC部材を対象に履歴推定手法の高速化・高精度化に関する検討を行った。

本研究では、文献[2]で示したパラメータを参考に、学習した非線形履歴に従い推定されるサブストラクチャ・オンライン実験の解析部分に相当する応答が、地震応答観測記録から求めた実際の応答を再現することができるかについて検討を行なった。

2. 解析概要

2.1 対象実地震記録と解析データ

本研究で対象とする実地震応答記録は、1987年千葉県東方沖地震において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（1/3～1/4スケールに縮小した5層建物（図1））で観測された記録である^[3]。地震応答記録から学習データと推定対象を選定するにあたり、弾性区間の剛性がほぼ同じである2層及び3層の復元力特性を用いた。なお、学習データは推定対象よりも大きな応答を経験していることが望ま

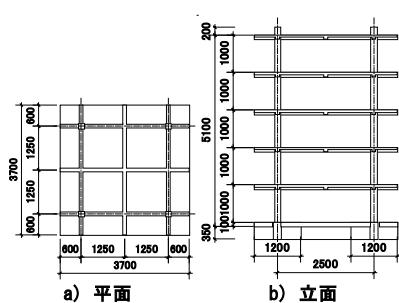


図1 建物の形状（単位：mm）

していきたいめ、学習データを2層、推定対象を3層とした。

2.2 実観測記録データの平滑化処理

本研究では、準静的なサブストラクチャ・オンライン地震応答実験への適応を目的としていることから、ランダムネスの大きい微小振動域のデータを除外し、主要動のみの5秒～55秒（2000ステップ、時間刻み0.025秒）間のデータ

を検討対象データとした。検討対象データは、履歴の折り返し点とその前後各1点の計3点については計測値データそのものとするが、その他の点については過去4ステップと現ステップの計5点の平均値とする平滑化操作^[1]を施した。平滑化処理後の検討対象履歴を図2に示す。

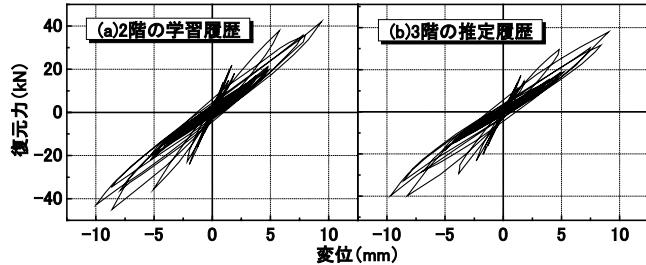


図2 平滑化処理後の検討対象履歴

2.3 学習アルゴリズム構成要素及び解析パラメータ

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及び入力成分の基準化方法の詳細を表1と図3にそれぞれ示す。本研究では、許容誤差 E_{allow} 及び結合係数再定義増分量 η （ $W_i = W_{i-1} + \eta \Delta W$, W_i は*i*ステップでの結合係数）について、表1に示すようなパラメータを設定した。

表1 学習アルゴリズム構成要素の概略^[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 (2)最大経験折返し点復元力 (3)最新折返し点変位 (4)最新折返し点復元力 (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
最大誤差	$E_{max} = \frac{(教師値 - 出力値)^2}{2}$ の最大値
許容誤差 E_{allow}	一定： $10^{-3.5}$ 指標項1次関数： $10^{(P/\alpha)}$ の $\alpha = 4.0, 4.1, 4.2$
結合係数再定義増分量(η)	$\eta = \frac{(W_i - W_{i-1})}{\Delta W}$: 0.2, 0.25, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 1.0

W_i ：修正後の結合係数 W_{i-1} ：前ステップの結合係数 $\eta \Delta W$ ：結合係数修正量
 $|P|$ ：[-0.5, 0.5]に基準化した復元力の絶対値 α ：正の定数

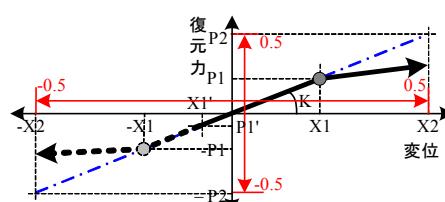


図3 入力データの基準化方法^[1]

(1) 許容誤差 E_{allow}

表 1 に示した最大誤差 E_{max} は、教師値と出力値の差分を用いて定義している。この場合、 E_{max} が教師値に対して示す比率は、最大値付近よりも原点付近の方が大きくなり、相対的に大きな誤差を許容していると言える(図 4)。そこで、既往の研究^[1]で用いた E_{allow} を一定 ($=10^{-3.5}$) とする場合に加えて、許容誤差 E_{allow} を原点付近で厳しく設定 ($=10^{(|P|-\alpha)}$) する事により、学習結果に与える影響について考察することとした。ただし、弾性域であるである 0~200 ステップについては、 E_{allow} を $10^{-3.5}$ で固定した。

(2) 結合係数再定義増分量 η

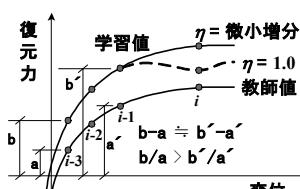


図 4 学習過程に関する概念図

$\eta=1.0$ では、近似関数の生成が困難となる場合が多い。仮に近似関数が生成されても、図 4 に示す点線のように、履歴パターンの全体的な傾向を外れる近似関数が構築される可能性が高い。本来の NN 学習システムは、履歴パターンの全体的な傾向の認識を得意とするものである。そこで、図 4 の実線に示すように、履歴パターンの全体的な傾向をゆるやかに追従する近似関数の構築を目的として、 η を 1.0 以下 ($=0.2, 0.25, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7$) に設定した場合の検討を行なった。

3. 解析結果

実際の地震応答観測記録に基づく非線形履歴の学習及び推定に要した時間とその精度を図 5 に示す。その際、学習及び推定精度を比較するために、復元力の最大値が含まれる 10~15 秒間のデータに対して精度検討指標 V_{check} を、

$$V_{check} = \frac{\sum_{t=10}^{t=15} |T - O_{p(E_{allow}, \eta)}|}{\min \left\{ \sum_{t=10}^{t=15} |T - O_{p(E_{allow}, \eta)}| \right\}} \quad (1)$$

と定義した。ここで、 T : 教師値、 $O_{p(E_{allow}, \eta)}$: ある許容誤差 E_{allow} と結合係数再定義増分量 η (表 1 参照) における推定値である。すなわち、精度検討指標 V_{check} が 1.0 に近いほど

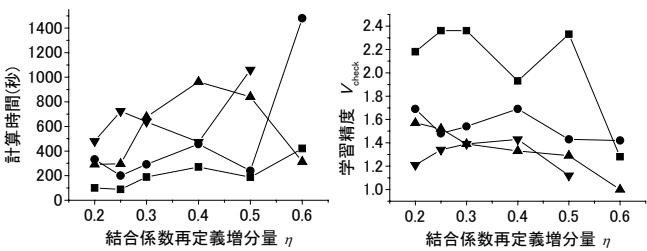


図 5 学習及び推定の解析結果

*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・工博

*3 東京大学 生産技術研究所 助手・博士(工学)

精度が良いパラメータを選択していることを意味している。また、学習及び推定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 が 256MB 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。本研究に用いた実観測データに対しては、 E_{allow} が $\alpha=4.1$ 、 η が 0.6 の場合に、最も精度良く履歴の推定ができた(図 6)。

結合係数再定義増分量 η について、学習及び推定終了までの計算時間に対する η の影響は、 η が 0.2~0.5 の範囲で大きな差は見られなかった。推定精度に対する η の影響は、許容誤差 E_{allow} の設定に関わらず、 η が 0.5, 0.6 の場合に推定精度が高かった。 η が 0.7 より大きなパラメータについては、学習が収束せず、強制的にプログラムを終了した。

許容誤差 E_{allow} については、与え方を厳しくすると (α を大きくすると) 学習及び推定精度が良好になる一方、プログラム終了までの計算時間がかかる傾向にあった。また、本研究では、 E_{allow} の設定を過剰に厳しくすると ($\alpha \geq 4.3$) 学習が収束しないため、強制的にプログラムを終了した。

本研究の事例では、学習精度に関しては許容誤差 E_{allow} の設定が大きく影響し、推定精度に関しては結合係数再定義増分量 η の影響が大きく表れる傾向が認められた。

4. まとめ

本研究により、NN の学習アルゴリズムに新たなパラメータを適用することで、RC 建物のような非線形性の強い履歴についても、学習および推定が可能であることを確認した。

今後は他の実測データに対しても同様の検討を行い、より一般性を持った推定精度の高い学習アルゴリズムの構築を目指す予定である。

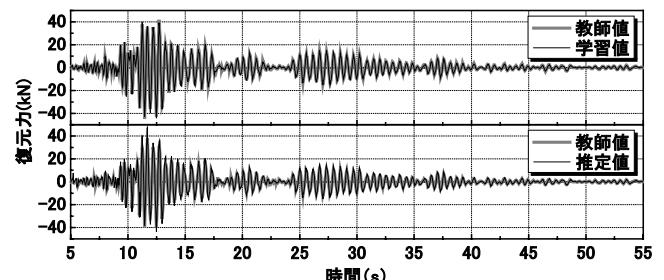
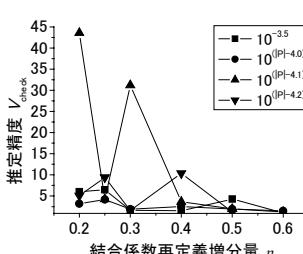


図 6 学習及び推定結果 ($E_{allow}=10^{(|P|-4.1)}$, $\eta=0.6$)

【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 年 5 月
- [2] 朴珍和, 中埜良昭, 高橋典之: ニューラルネットワークを用いた RC 部材の地震応答履歴推定手法の高精度化・高速化の検討, 日本地震工学大会梗概集, pp.472-473, 2005 年 11 月
- [3] 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 年 3 月



Graduate Student, Graduate School of Engineering, Univ. of Tokyo.

Prof., Institute of Industrial Science, Univ. of Tokyo, Dr.Eng.

Research Assoc., Institute of Industrial Science, Univ. of Tokyo, Dr.Eng.