

(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 $0 \sim 200$ 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

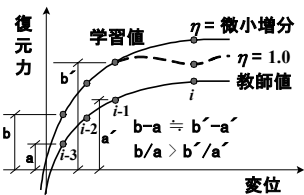


図 4 学習過程に関する概念図

図 4 のように $i-1$ ステップから i ステップにかけて剛性が大きく変化する非線形性の強い履歴が教師値となる場合、文献[1]で設定した結合係数再定義増分量

$\eta=1.0$ 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 の実線に示すような、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 $10 \sim 15$ 秒間のデータに対して精度検討指数 V_{check} を、

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

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、精度検討指数 V_{check} が 1.0 に近いほど

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しては、 η が $0.2 \sim 0.5$ の範囲で大きな差は見られなかった。推定精度に対しては、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。

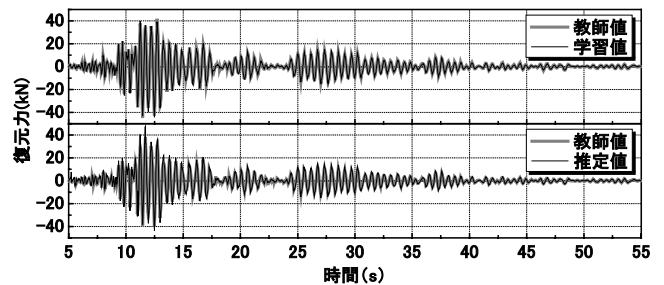


図 6 学習及び推定結果 ($E_{allow} = 10^{(P-4.1)}$, $\eta = 0.6$)

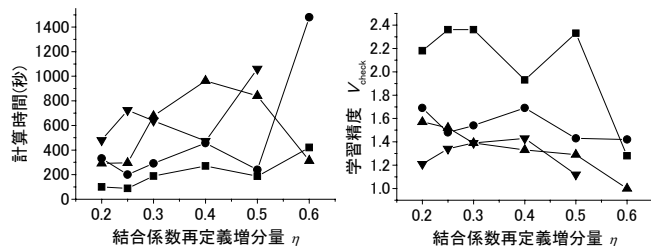
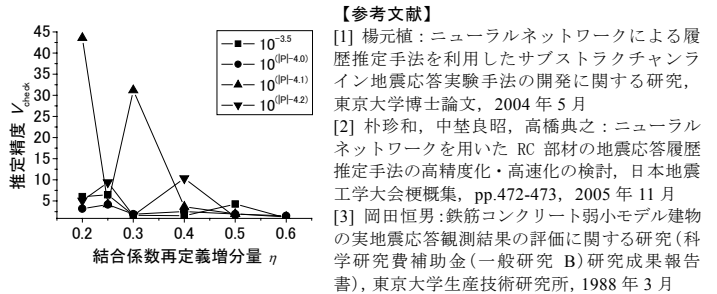


図 5 学習及び推定の解析結果



【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

*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)

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.