

ニューラルネットワークによる履歴推定手法を用いた
オンライン地震応答実験に関する研究

○正会員 楊元植^{*1)} 同 中埜良昭^{*2)} 同 楠浩一^{*3)}

1. 序論 サブストラクチャ・オンライン地震応答実験とは構造物の応答に大きな影響を与えると考えられる部材の復元力に対しては実験から直接得、それと平行してその他の部分はコンピューターによる数値解析で代用し両者をオンラインで結んで弾塑性地震応答解析を進める実験手法であり、構造物全体の応答性状を直接実験的に評価する事の困難な構造物に対して極めて有効な実験手法の一つである。サブストラクチャ・オンライン実験では解析部分の部材においては、適切な部材の履歴モデルを設定するのが通例であるが、この場合オンライン実験の最大のメリット、即ち履歴特性をモデル化することなく、動的挙動を直接的にシミュレートできるという利点を最大限には生かせない。一方、もし解析部分で用いる履歴特性を実験で得られる特性に基づき推定することが可能となるならば、オンライン実験のメリットを最大限に生かすことができると考えられる。

そこで本研究では、ニューラルネットワークを用いた実験データの学習により、サブストラクチャ・オンライン実験における解析部分の履歴性状推定の可能性について検討を行う。

2. ニューラルネットワークの構造 本研究では、階層型ネットワークと呼ばれる構造のニューラルネットワークを用いた¹⁾。ネットワークの学習法には誤差逆伝搬法(Back Propagation 法)¹¹⁾を用い、また結合係数の初期値は0から1までの乱数によって作成した。なお、入力層と中間層の伝達関数は図 2-1 に示すシグモイド関数を、出力層の伝達関数は図 2-2 示す線形関数をそれぞれ用いた¹²⁾。

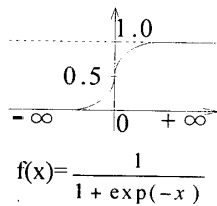


図 2-1 シグモイド関数

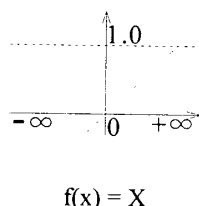


図 2-2 線形関数

3. ニューラルネットワークによる復元力の推定特性 ニューラルネットワークによる実観測データの履歴性状の再現と推定を行うに当たり、図 3-3 に示すニューラルネットワークを用いた線形及び非線形モデル(Ramberg-Osgood モデル)の推定を取り上げ、ニューラルネットワークの推定特性を検討した。なおネットワークの学習では教師値の最小、最大値を[0, 1]に基準化した。また収束条件は最大誤差(教師データの出力値 - 計算値)²/2 ≤ 10⁻⁴とした。

3-1 線形モデルに対する推定特性 線形モデルとして、Y = X

を用いた。ニューラルネットワークの構造は、中間層は1層とし、中間層ユニット数は3とした。入力値は、変位とし、出力値は復元力とした。学習に用いた教師データは{変位, 復元力} =

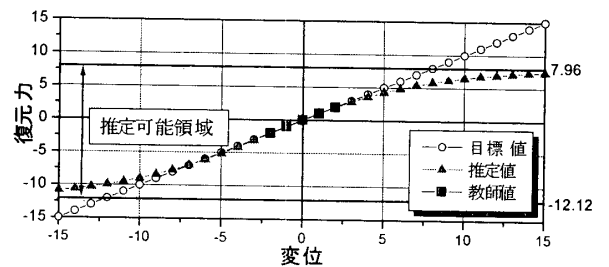


図 3-1 中間層が1層の場合(中間層ユニット3)

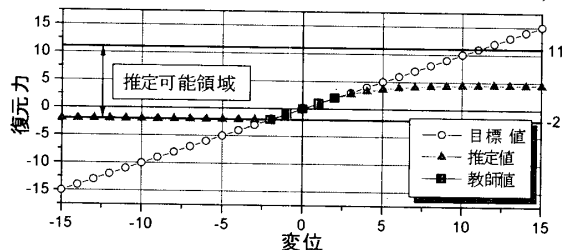


図 3-2 中間層が2層の場合(中間層ユニット3-2)

{-2, -2}, {-1, -1}, {0, 0}, {1, 1}, {2, 2}の5点である。教師データ及び外挿を含めた目標値及び推定値を図 3-1 に示す。また中間層を2層とし、各ユニット数を3,2とした場合の結果を図 3-2 に示す。教師値の負側外挿部分の誤差は、図 3-1 に比べて図 3-2 の方が大きい事が分かる。

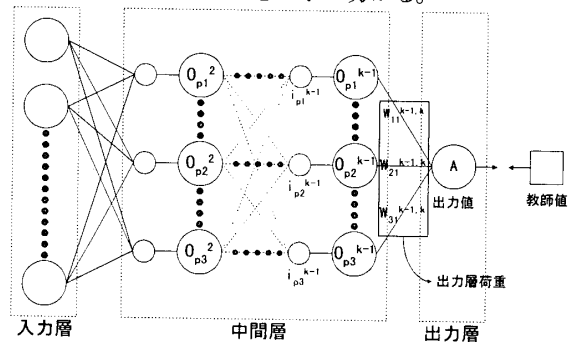


図 3-3 階層型ニューラルネットワーク

$$\text{出力値}(A) = \sum W_{i,j}^{k-1,k} O_{pi}^{k-1} \quad \text{式(1)}$$

ここで、 $O_{pj}^{k-1} = f_j^k(i_{pj}^{k-1}) = \frac{1}{1 + e^{-\left(\frac{i_{pj}^{k-1}}{c_{pj}^{k-1}}\right)}}$, $[i_{pi}^{k-1} = \sum W_{i,j}^{k-2,k-1} O_{pj}^{k-2}]$

$$0 \leq A \leq \sum W_{i,j}^{k-1,k} \quad \text{式(2)}$$

$$\sum W_{i,j}^{k-1,k} \text{の負成分} \leq A \leq \sum W_{i,j}^{k-1,k} \text{の正成分} \quad \text{式(3)}$$

これは、中間層の出力値 o_{pi}^{k+1} が図 2-1 のシグモイド関数で規定され $[0, 1]$ の値となることから、 $[0, 1]$ に基準化した教師値を満足させる出力層荷重 (w_{ij}^{k+1}) は (a) 全て正、あるいは (b) 正・負の混在、のいずれかとなり、したがって出力値 (A) の範囲がケース (a) では式 (2)、ケース (b) では式 (3) と表せ、これが外挿に対する推定能力に影響を与えるためである。

学習の結果、図 3-1 の出力層荷重 (w_{ij}^{k+1}) はケース (b) (正・負成分の混在、式 (3)) となり、出力値 A の範囲は $[-12.12 \leq A \leq 7.96]$ となった。一方図 3-2 はケース (a) (正成分のみ、式 (2)) となり、出力値 A の範囲は $[-2 \leq A \leq 11]$ となった。図 3-1、3-2 における推定誤差の違いは、この推定可能領域の違いによるものと考えられる。

3-2 非線形の推定特性 本検討では、Ramberg-Osgood モデルを用いてニューラルネットワークの推定特性を把握した。入力層は①最大経験変位(以下、 x_{max})、②最大経験荷重、③最新折り返し点変位、④最新折り返し点荷重及び⑤現在変位、等の 5 ユニットと、出力層は復元力とした。Ramberg-Osgood モデル^[1]の形状パラメータは $\beta = 0.35$ 、 $\gamma = 5$ と、 x_y 、 p_y はそれぞれ 6 とした。

図 3-4 では、 $\{x_{max} = 8\}$ の場合で 1 ループを教師データとして学習させ、 $\{x_{max} = 12\}$ に拡大したループを推定した結果である。また図 3-5 は $\{x_{max} = 8, 10, 12, 14\}$ における 4 ループを教師データとして学習させ、 $\{x_{max} = 9, 11, 13, 15, 16, 17\}$ に拡大したループを推定した結果である。

図 3-4 の 1 ループで学習させた場合は、推定誤差が高いのに対し、図 3-5 の 4 ループで学習させた場合は誤差が低く、対応性が高い事が分かる。これは、ニューラルネットワークを用いた非線形復元力の推定には、多数のループを用いて学習させ、推定するのが誤差低減に有効と思われる。

4. 観測データによる再現と推定 第 3 節の知見に基づき、1987 年千葉県東方沖地震の際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において観測された実観測データ^[4]を取り上げ、ニューラルネットワークによる履歴性

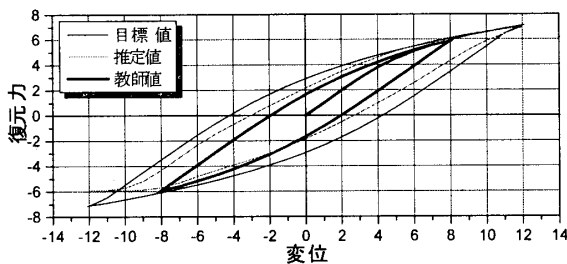


図 3-4 1 ループ学習させた場合

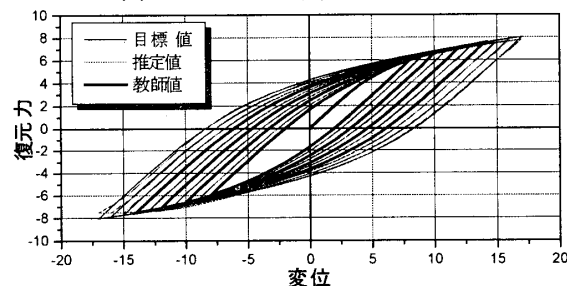


図 3-5 4 ループで学習させた場合

状の再現及び推定を試みた。なお、同実験所の実験体は建物の耐力を意図的に低減し中程度の地震動でも大きな損傷を受けるように作られた 5 階建ての実験体である。

本研究では、実観測データの 1 階の復元力を用いて学習させ、2 階の復元力を推定するとともに、実観測データと比較した。入力層及び出力層としては、第 3 節の Ramberg-Osgood モデルの学習と同一とした。

図 4-1 は 1 階の復元力の学習結果を示し、また図 4-2 は図 4-1 の学習データを用いて推定した 2 階の層せん断力と実観測データとの比較を示したものである。図 4-1 によるとニューラルネットワークによる 1 階の復元力の再現はほぼ可能である。しかしながら、図 4-2 の 2 階の推定状況によると、最大値付近以降では良く対応するものの、それ以前では実観測データとの誤差が大きく、特に 2500step まではその傾向が大きい。これは、実観測データの複雑性、不規則性等によるものであると考えられる。今後、数学モデルのみではなく、複雑な履歴の学習方法について詳細に検討する必要がある。

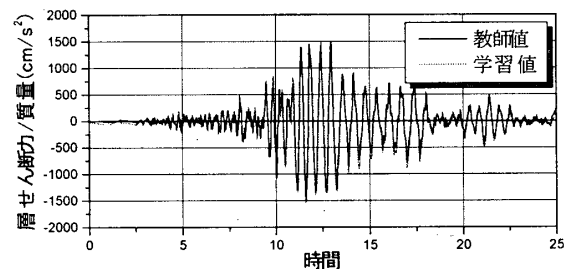


図 4-1 学習状況 (千葉弱小モデル 1 階の層せん断力)

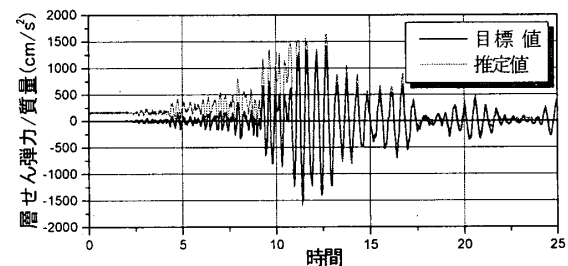


図 4-2 推定状況 (千葉弱小モデル 2 階の層せん断力)

5. まとめ 本検討により構築されたネットワークには推定可能領域が存在する事が分かった。更に履歴面積の異なるループ、即ち未知のループに対する復元力特性を精度よく推定するためには多数のループの学習が必要である事が分かった。また、観測データに対しては、データの数が多いため、学習時間も長く、学習に複雑なデータも入っているため、精度よく学習誤差を減らす事は困難である。今後、観測データの復元力特性を精度よく推定するためには、復元力に大きく影響するデータを選定しながら学習させる新しいアルゴリズムの開発が必要であると考えられる。

[参考文献] [1]市川絃「階層型ニューラルネットワーク非線形問題解析への応用」1993 年 共立出版株式会社 [2]際徳瀛「ニューラルネットワークによる履歴特性の推定に関する研究」1996 年東京大学修士論文 [3]松田泰治、樺山義規、入江達雄、高山智宏「ニューラルネットワークの動的な非線形問題への適用に関する研究」構造工学論文集 Vol.42A, pp635-644, 1996.3 [4]楠浩一「鉛直地震動が建物の動的応答性に与える影響に関する研究」1997 年東京大学博士論文 pp3-41

1) 東京大学大学院院生
2) 東京大学生産技術研究所 助教授・工博
3) 東京大学生産技術研究所 助手・工博

Graduate Student ; Univ. of Tokyo
Associate Professor ; Institute of Industrial Science, Univ. of Tokyo, Dr. Eng.
Research Associate ; Institute of Industrial Science, Univ. of Tokyo, Dr. Eng.