

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

—その2 BP法とWL法の比較および入力層が推定精度に与える影響

正会員 ○ 楊元植<sup>\*1)</sup> 同 中埜良昭<sup>\*2)</sup> 同 楠浩一<sup>\*3)</sup>

1. 序論

前報<sup>[4]</sup>に引き続き、本研究では、従来のニューラルネットワーク学習アルゴリズムであるBack Propagation法(以下BP法)と新しいアルゴリズムであるWhole Learning法(以下WL法)を用いて学習を行い、両方の学習時間と精度を比較・検討した。更に、実観測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の推定の可能性について検討を行った。

2. 学習アルゴリズム

本研究では、階層型ネットワーク(図 2.3)と呼ばれる構造のニューラルネットワークを用いた<sup>[1]</sup>。ネットワークの学習法にはBP法<sup>[1]</sup>とWL法<sup>[2]</sup>を用い、また結合係数の初期値は-0.5から0.5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 に示す線形関数をそれぞれ用いた。

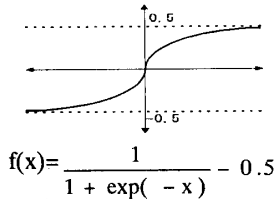


図 2.1 シグモイド関数

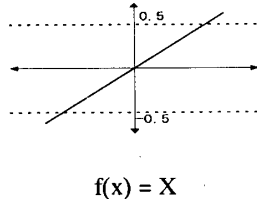


図 2.2 線形関数

2-1 BP法とWL法の構造

①BP(Back Propagation)法<sup>[1]</sup>

BP法では結合係数調整量(ΔW)を求める際、式(1)の学習誤差が最も大きいデータ1個のセットに対して(ΔW)を式(2)から求め、式(3)で結合係数(W)を算出する。この計算を繰り返し、入力した誤差を満足すると学習が終了するアルゴリズムである。

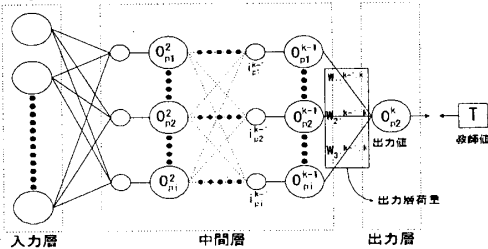


図 2.3 階層型ニューラルネットワーク

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_p} (t_{pi}^n - o_{pi}^n)^2 \quad \text{式(1)}$$

$$\Delta_p w_{i,j}^{k-1,k} = \alpha \frac{\partial E_p}{\partial w_{i,j}^{k-1,k}} = \alpha \frac{\partial E_p}{\partial i_{pj}^k} \cdot \frac{\partial i_{pj}^k}{\partial w_{i,j}^{k-1,k}} = \alpha \cdot \delta_{pj}^k \cdot o_{pi}^{k-1} \quad \text{式(2)}$$

$$w_{i,j}(k) = w_{i,j}(k-1) + \eta \cdot \Delta w_{i,j}(k) \quad \text{式(3)}$$

②WL(Whole Learning)法<sup>[2]</sup>

WL法におけるニューラルネットワークの学習は教師データ(T<sup>(n)</sup>)と出力(O<sup>(n)</sup>)の誤差(f<sup>(n)</sup>)を結合係数(W)に関して最小化する最適化問題である。そこで(O<sup>(n)</sup>)を(ΔW<sub>j</sub>)に関してテラー級数展開し、(f<sup>(n)</sup>)を一次近似すると式(4)となる。

$$f^{(n)} = T^{(n)} - \left( O^{(n)} + \sum_{j=1}^J \frac{\partial O^{(n)}}{\partial W_j} \Delta W_j \right) \quad \text{式(4)}$$

式(4)を全学習データについて示すと、式(5)になる。

$$\{f\} = \{b\} - [A]\{\Delta W\} \quad \text{式(5)} \quad \text{ここで} \quad \{b\} = \{T^{(n)} - O^{(n)}\}$$

$$[A] = \left[ \sum_{j=1}^J \frac{\partial O^{(n)}}{\partial W_j} \right]$$

式(5)の{f}は0に近似するので、{ΔW}に対して定義すると、式(6)になる。

$$\{\Delta W\} = [A]^{-1} \{b\} \quad \text{式(6)}$$

[A]<sup>-1</sup>: ムーアペンローズ一般逆行列

上記の様にWL法は全学習データセットに対して(ΔW)を求める。

2-2 非線形データに対するBP法とWL法の学習能力の比較

本検討では、Ramberg-Osgoodモデルを用いてBP法とWL法の学習能力を比較・検討した。入力層は①最大経験変位、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、の5ユニットと、中間層は1層10ユニットで、出力層は復元力とした。Ramberg-Osgoodモデルの形状パラメータはβ=0.35、γ=5、X<sub>y</sub>、P<sub>y</sub>はそれぞれ6とした。図 2.5 はBP法の学習状況で、最大誤差(教師値-出力値=0.014)まで学習させた状況である。図 2.6 はWL法の学習状況で、最大誤差をBP法と同一とした。BP法の場合は学習速度係数(η)を0.1~1.0まで変化して学習時間が最も短い速度係数(η=0.9)を用いた。これによりBP法の学習時間は30秒、WL法は学習時間が6秒であった。図 2.4 は図 2.5 と図 2.6 の最大誤差データであり、WL法の場合は12回程度で収束することがわかる。学習精度も図 2.5 と図 2.6 の比較よりWL法の場合がよい事が分かる。

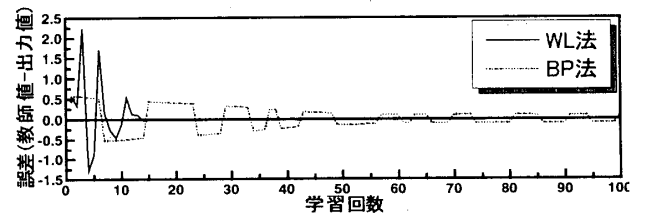


図 2.4 WL法とBP法の最大誤差状況

Application of Neural Network to Substructure On-line Test

Part 2. The comparison of BP and WL algorithm, and the effect of input layer units on the accuracy of estimation

Won-Jik YANG, Yoshiaki NAKANO, Koichi KUSUNOKI.

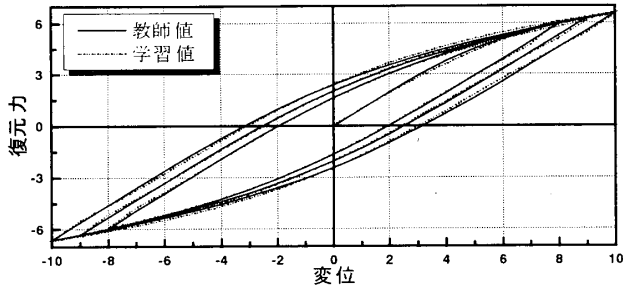


図 2.5 BP 法による学習状況

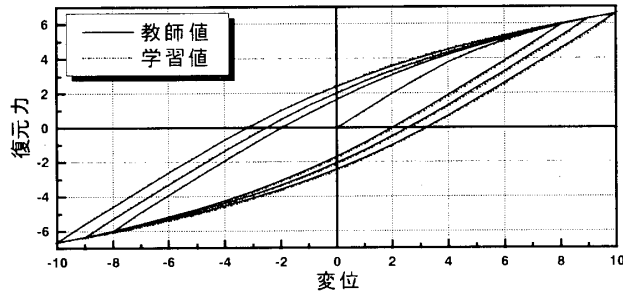


図 2.6 WL 法による学習状況

### 3.WL 法による観測データの再現と推定

第 2 節の結果によりここでは WL 法を用いて 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<sup>[3]</sup>を取り上げ、ネットワークの構成と学習データが推定に与える影響を検討した。まず、参考文献<sup>[4]</sup>で推定誤差が大きくなったがその原因としては入力層(①最大経験変位,②最大経験慣性力,③最新折り返し点変位,④最新折り返し点慣性力,⑤現在変位)の構成,試験体の同一区間の剛性が学習階と推定階で大きく異なる事および収録装置の分解能に起因する誤差を含むデータを学習させたことが考えられた。そこで,今回は入力層として,①,②,⑤は文献<sup>[4]</sup>と同一で③,④についてはそれぞれ③前ステップの剛性,④変位の増分に変更した。学習階と推定階の選別は弾性区間の剛性がほぼ同じである 2 階を学習階として 3 階,5 階を推定階とした。また分解能に起因する誤差により同一変位に対して異なる慣性力を示すデータについては両者の平均値を学習データとして与えた。学習は全データ(250 秒)で学習を行ったが,ここでは 7 秒~20 秒までの結果を示した。図 3.1 は履歴ループの形状であり,図 3.2 は学習状況である。図 3.3,3.4 の推定状況によると以下の 5 つの入力層を用いることにより精度良く応答を推定出来ることが分かった。

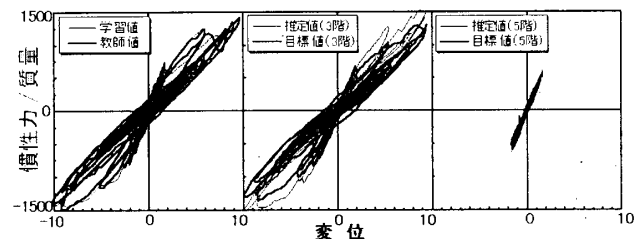


図 3.1 2 階,3 階,5 階の履歴ループの形状

入力層:①最大経験変位,②最大経験荷重,③前ステップの剛性,④変位の増分,⑤現在変位,  
中間層:1 層(14 ユニット), 最大誤差:0.078

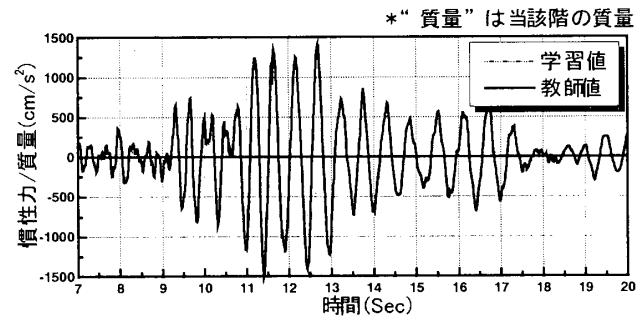


図 3.2 2 階学習状況(7 秒~20 秒)

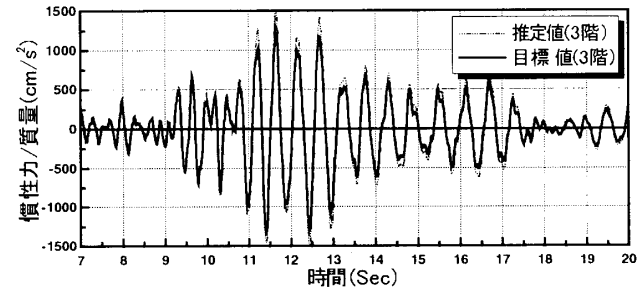


図 3.3 3 階推定状況(7 秒~20 秒)

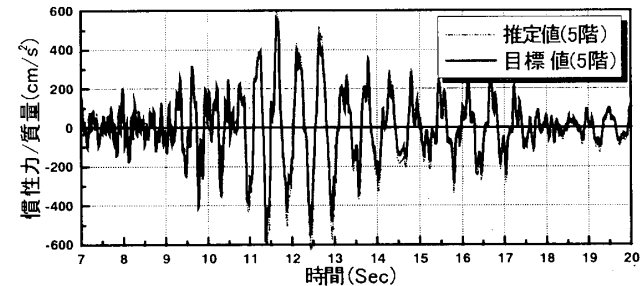


図 3.4 5 階推定状況(7 秒~20 秒)

### 4. まとめ

本検討により WL 法が BP 法より学習時間と学習精度がよい事が分かった。また,適切な入力層の構築と学習データの吟味によって精度よく推定する事が可能である事が分かった。今後は実際のオンライン実験に適用するため,前ステップの推定値を用いて推定する事と,オンライン実験の実施に向けた学習アルゴリズムの開発を行う予定である。

[謝辞]本研究を行うにあたり東大生研古川暢宏助教授および東大生研同佐藤佳代技術官の助言を頂いた。ここに記して感謝を表す。  
[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]左藤佳代「階層型ニューラルネットワークの一括学習アルゴリズム」日本機械学会,第 75 期通常総会講演会講演論文集(1) 1998 年 3 月 [3]楠浩一「鉛直地震動が建物の動的応答性状に与える影響に関する研究」1997 年東京大学博士論文 pp3-41 [4]楊元植「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」日本建築学会学術講演梗概集 1998 年 9 月

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・上博  
3) 東京大学生産技術研究所 助手・博(上)

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.