

## ニューラルネットワークを利用した Statnamic 載荷試験結果の評価

### —ニューラルネットワークの外挿問題の基礎的検討—

九州 大学工学部 学生員 ○田中 宇祐

九州 大学工学部 正 員 松田 泰治

九州 大学工学部 学生員 梶山 義規

九州共立大学工学部 正 員 烏野 清

#### 1. はじめに、

一般に、杭の鉛直支持力の確認には、静的載荷試験が行われている。しかし、場所打ちコンクリート杭等の大口径の杭では、静的載荷試験に多大な労力を要するため、Statnamic 載荷試験等の急速載荷による支持力確認の手法<sup>2)</sup>が提案され注目されている。一方、ニューラルネットワークは、学習や記憶などの神経細胞の組織的な情報処理系を模擬したもので、教師データによって与えられる入出力パターンを十分に学習することで、全ての入力パターンに対して望ましい値を出力するようになる。しかし、現在までのニューラルネットワークを用いた研究では、優れた能力を発揮する内挿問題を検討する例<sup>1)</sup>は多いが、外挿問題を検討した例は少ない。このため本研究は、ニューラルネットワークの学習アルゴリズムとして最も一般的な誤差逆伝播法 (Back Propagation Method: 以下 B P 法) を使い、これまでに内挿問題に対する適用性を確認した杭の Statnamic 載荷試験を対象とし、ニューラルネットワークの外挿問題の基礎的検討を行う。

#### 2. 解析方法

本研究では、直径 1.0m、長さ 19.1m の場所打ちコンクリート杭を対象とした。Statnamic 載荷試験では動的挙動から荷重—変位の関係を求めることによって杭の鉛直支持力を推定するが、この荷重—変位の非線形関係の近似手法としてニューラルネットワークを用いる。まず、杭を 1 質点、杭の荷重—変位関係をバイリニアでモデル化した解析モデル (図-1) を使って教師データを作成する。

杭を一質点でモデル化にあたっては、杭本体質量と杭の体積分の土の付加質量を考慮した。バネ定数は既往の静的載荷試験結果に基づきモデル化し、等価粘性減衰定数は第一剛性  $k_1$  に対して 25% と仮定した。教師データは次のように作成した。まず、Statnamic 載荷試験時の動的荷重として、最大荷重 250tf、450tf と 550tf の、載荷時間 100ms の正弦半波を仮定し、これらの荷重に対して上記解析モデルによる動的応答解析を行い、加速度、速度、変位を求めた。積分手法は線形加速度法を用い、時間刻みは 2ms とした。学習用の動的荷重—変位関係、静的荷重—変位の関係を図-2 に示す。

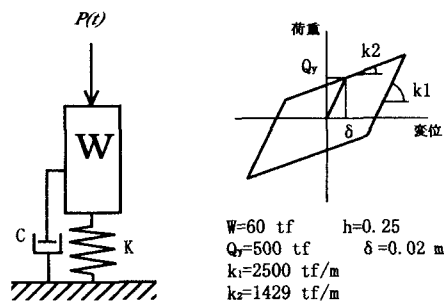


図-1 解析モデル

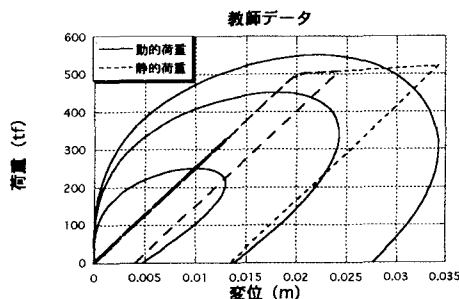


図-2 動的荷重—静的荷重の関係

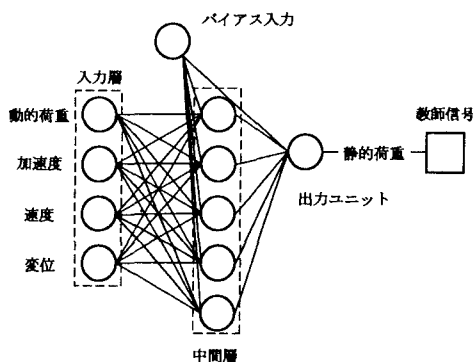


図-3 ニューラルネットワークの概略図

これら動的荷重、加速度、速度、変位と静的荷重からなる、教師データに基づいて、ニューラルネットワークの学習を行い、外挿問題の推定を行った。

推定に用いたニューラルネットワークは、図-3に示すような3層構造のもので、入力層に、動的荷重、加速度、速度、変位を入力する4ユニットとし、出力層は静的荷重を出力する1ユニットとした。中間層のユニット数は簡単なパラメータスタディを行い5ユニットに決定した。

ニューラルネットワークの学習は、教師データを真値として、ネットワークより出力される値との誤差の二乗和が小さくなるように結合荷重 $W$ を修正するBP法を用いた。このとき学習を効率化するために、Wassermanの紹介<sup>3)</sup>した(1)式を適用した。本研究では、平滑化係数 $\beta$ は0.9を用いた。

$$\Delta W(n+1) = \beta \cdot \Delta W(n) + (1-\beta) \cdot \delta \cdot O \quad \cdots (1)$$

ここに、 $\Delta W$  : 結合荷重の修正量

$\beta$  : 平滑化係数

$\delta$  : 学習信号

$O$  : ニューロンからの出力

今回の検討では学習回数を5000回とし、学習より得られたニューラルネットワークで、学習した荷重レベルより高い荷重レベルの杭の荷重-範囲関係の推定を行わせた。データは、静的荷重を有効数字1桁、その他を有効数字2桁で端数を切り上げた解析解の最大値によって[0,1]に収まるよう正規化を行った。

### 3. 解析結果

図-4は、最大荷重500tf、800tf、1000tf、載荷時間100msの正弦半波の動的荷重を杭に作用させた場合について、静的荷重-変位の関係を解析解とニューラルネットワークの出力値とで比較したものである。図-5は、正規化と同様の手法により無次元化した静的荷重の誤差を平均値について荷重レベルが増加することでどのように変化するかを示したものである。再現された荷重-変位の関係は、教師データで与えてある250tf、450tf、550tfの内挿として500tf、外挿として800tf、1000tfを示した。この図からは、外挿にあたる部分で学習範囲を大きく外れても、若干精度が落ちるものの、定性的には解析モデルを再現していることが判る。また、誤差の推移と比較して、800tfにあたる推定値まで、ほぼ

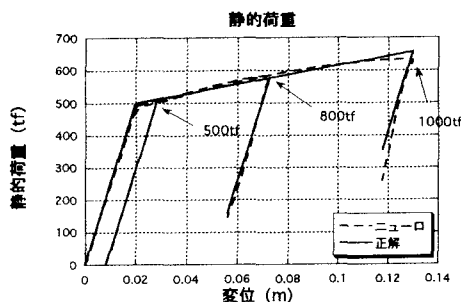


図-4 静的荷重-変位の推定と正解

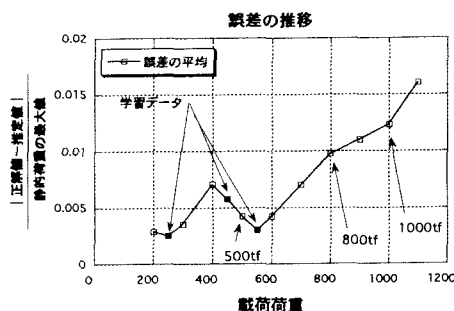


図-5 無次元化した誤差

内挿と同程度、最大値の推定を行えていることが判る。このことからニューラルネットワークの持つ優れた再現力が、比較的簡単なモデルについて外挿問題でも示されたものとする。

### 4. おわりに

本研究では、簡単なモデルを用いてニューラルネットワークの外挿問題についての検討を行った。この外挿問題では、ニューラルネットワークの定性的な性質に対する優れた再現力を確認できた。とくに、杭のStatnamic載荷試験等の支持力確認のような用途での変位-荷重の非線形関係に数学モデルを用いて解析した場合と比較して、容易にこれを再現できるものと思われる。今後は、より複雑なモデル、条件についてニューラルネットワークを適用し、その有効性を検討する予定である。

- 1) 松田 泰治 他：ニューラルネットワークの動的非線形問題への適用に関する研究、構造工学論文集、1996.3月投稿中
- 2) 烏野 清 他：場所打ち杭の支持力推定に関する動的試験と解析法、土木学会論文報告集No.430/III, pp39-48, 1991
- 3) Phillip D. Wasserman：Theory and Practice Vannostrand Reinhold, Neural Computing, pp50~54, 1989