

## ニューラルネット理論を用いた地盤内応力計の試作

佐賀大学 ○学生会員 三田圭介

正会員 荒牧軍治

正会員 古賀勝喜

## 1. まえがき

ニューラルネットワークは、人間等の神経細胞（ニューロン）を数学的に模したモデルであり、簡単な関数を用いて繰り返し学習をすることで、正解の近似値を導き出す情報処理システムである。ニューラルネットワークは複雑な理論構成なしに逆問題に利用できることが分かっている。

現在地中の応力は土圧計等の計測器を用いて単軸方向の直応力のみを計測するのが一般的である。しかし、斜面内の地中応力、交通荷重などの移動荷重による地中応力等、最大、最小主応力とその向きを計測したいとの要求は大きい。しかし、リング等の曲げ計測値から地中応力を推測する逆問題解析は、理論構成が複雑なため利用可能な技術とはなりえていない。

本研究は逆問題解析にニューラルネットワークを用いた地中応力計開発の可能性を探るものである。今回は円筒モデルの実験を行い、この計測データをニューラルネットワークに用いて、実用的な精度が得られるか検証を行った。

## 2. ニューラルネットワーク

既知の入力値と出力値をセットにしたものが教師データとなる。この教師データをニューラルネットワークプログラムに読み込ませることによりネットワークが学習を行い、ひとつの頭脳が出来上がる。その出来上がった頭脳に解析したい入力値を読み込ませると、学習した成果を使って出力値を解析結果として出す。これがニューラルネットワークである。今回はニューラルネットワークの学習方法として誤差逆伝播法を使用している。

## 3. 円筒モデル実験

円筒モデル内側に  $45^\circ$  間隔で 8 枚のひずみゲージを貼付けて計測を行った。

2 軸載荷実験では水平方向は  $0.5\text{N}/\text{cm}^2 \sim 2.5\text{N}/\text{cm}^2$  まで  $0.5\text{N}/\text{cm}^2$  ずつ 5 段階の載荷。水平載荷の各段階において、鉛直方向に  $0.5\text{N}/\text{cm}^2 \sim 5.0\text{N}/\text{cm}^2$  まで  $0.5\text{N}/\text{cm}^2$  ずつ 10 段階の載荷を行った。1 実験工程で 2 方向の載荷値と 8 ポイントの各ひずみ値のデータの組み合わせ、50 組を収集した。この要領でモールド内の充填物の種類ごとに、各 4 実験工程を行った。

モールド内の充填物は 2 種類、含水比 5% の砂と含水比 4% のまさ土を用いた。

図 1 は実験に使用した円筒モデルに、直接鉛直荷重をかけて計測したひずみ値を用いて、円筒の挙動を示したものである。薄肉円筒の理論解から得られる曲げひずみとよく一致している。

図 2 は今回の 2 軸載荷試験装置のモデル図である。

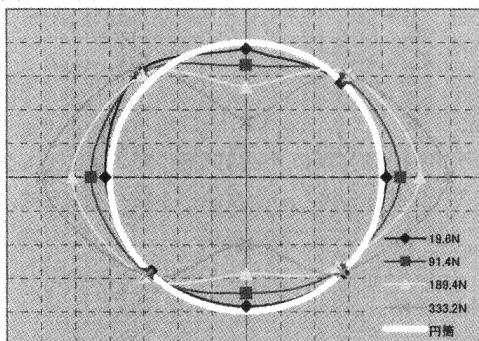


図 1 円筒モデルのひずみ図

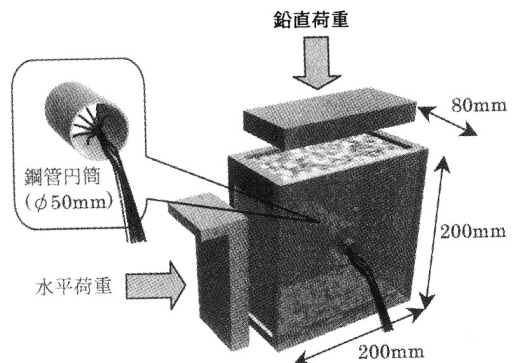


図 2 実験装置モデル図

#### 4. 円筒モデルへのニューラルネットワークの適用

8ポイントの各ひずみ値 $\varepsilon_1 \sim \varepsilon_8$ を入力値とする。出力値はひずみ値を計測したときの鉛直荷重Pと水平荷重Hとする。これらを1組とした【 $\varepsilon_1 \sim \varepsilon_8$ 、P、H】を1個の教師データとしてニューラルネットワークに学習させる。これにより逆解析問題をニューラルネットワークで解析するシステムが完成する。

#### 5. 逆解析結果

逆解析では教師データとして用いていないデータを使用した。図3、4は、ひずみ値を入力して逆解析した出力値(P,H)をプロットし、実験で与えた鉛直荷重と水平荷重を真値として比較したものである。図3は土の実験データのみを学習させたニューラルネットワークに、土のデータを解析させたもので、両者はかなり良い一致を見ており、ひずみ計測値から載荷鉛直・水平力の推定ができた。図4は土と砂を用いたすべての実験データで学習させたニューラルネットワークを土データに起用した場合の逆解析結果である。推測値と載荷荷重との間には大きなばらつきがあり、推定可能であるとはいえない。このことは、発生ひずみが円筒周辺土の物性に強く依存していることを示しているため、推定誤差が大きくなったものと思われる。

周辺土に等方応力をかけた場合、円筒には曲げ応力は発生しない。このことが推定誤差を大きくしている可能性があると考え、PとHの差をとった軸差応力を出力値とした解析を行った。これは出力値が1個のネットワークとなる。

図5は土のデータで学習したネットワークでの土データの解析結果である。図6は図4と同様に、土と砂のデータで学習させたネットワークで、土データを解析させた結果である。この場合は、2主応力を推定する場合と異なり、多くのデータを用いて学習したネットワークを用いた場合のほうが良い精度を有している。このことは、円筒周辺地盤の軸差応力は地盤物性値の違いによらず推定可能であることを示しており、軸差応力計としての可能性を示している。

#### 6. まとめ

ニューラルネットワークで2個の主応力を求める場合、同一の地盤材料より得られる同じデータを用いて学習したネットワークモデルのほうが精度の良い推定が可能であり、異なる地盤より得られるデータを用いたニューラルモデルでは良い推定値が得られなかった。このシステムを地中応力計として使うためには、地中媒質をあらわすパラメータが必要となり実用性が薄れてしまう。

しかし1個の値を求める場合は、性質のちがうデータであっても、数が多いほど良い結果がでることがわかった。さらに数多くのデータで検証を行えば、軸差応力計としては使えるのではないと思われる。

#### (参考文献)

- 1) 中野馨、飯沼一元、ニューロンネットグループ、桐谷茂：入門と実習ニューロコンピュータ、(株)技術評論社、1989
- 2) 矢川元基 編：ニューラルネットワークー計算力学・応用力学への応用一、培風館、1992

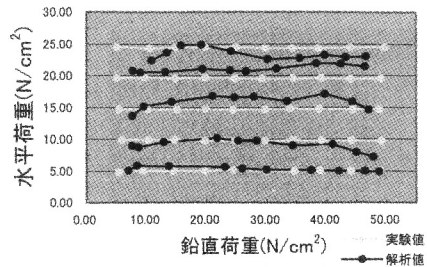


図3 解析結果比較

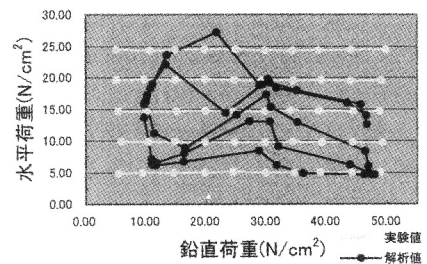


図4 解析結果比較

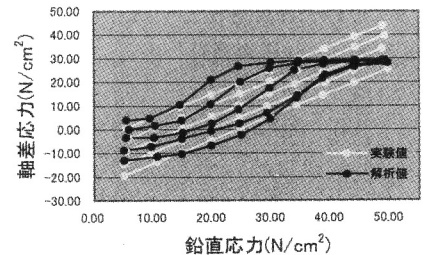


図5 解析結果比較

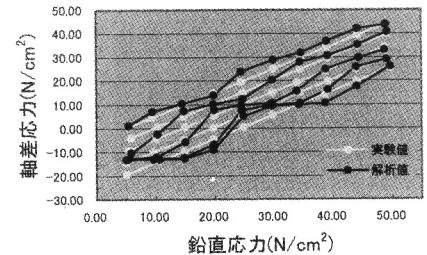


図6 解析結果比較