

## ニューラルネットワークの地盤情報推定に対する適用性と問題点

大阪大学大学院 学生員 ○池田 智史  
 大阪大学大学院 正会員 小田 和広  
 大阪大学大学院 正会員 常田 賢一  
 大阪大学大学院 学生員 鈴木 迪彦

## 1. はじめに

地盤情報とは、地形、地質、土質などの地盤に関する情報であり、なかでもボーリング調査により得られる情報は地盤の状態を知る手がかりとして重要度が高い。ただし、ボーリング調査による情報は深度方向の一次元的な広がりしか持っていないため、地盤情報の空間的な広がりを明らかにするためには、検討範囲の中に位置するボーリング情報を使って、任意地点の地盤情報を推定するしかない。ところで、人工知能のうちニューラルネットワーク（以下 NN）の技術は、パターン認識等の計算機が従来苦手としていた分野を得意としている。この手法を用いれば、何らかの関係がありそうであるが理論的には説明しにくい関係を求める問題を比較的容易に解決することができる。筆者らは大阪湾岸域の地盤特性の解明や推定に関する研究を行っている<sup>1),2)</sup>。本研究ではその一環として、地理情報から NN によって地盤情報を推定する際の適用性と問題点について考察する。

## 2. ニューラルネットワーク

NN とは人間の脳にある神経細胞（ニューロン）の情報伝達のしくみを数理的にモデル化した情報処理機構である。図-1 は本研究で用いた NN の構造を示している。NN は入力層、中間層および出力層という階層状の構造をなしている。本研究の場合、入力項目が北緯・東経・深度、出力項目は各種地盤情報となる。モデルの構築においては入力値と出力値が既知である学習用データを NN に与え、推定値と学習値の誤差が小さくなるように層間の重みを変化させる。これを繰り返すことにより最適なモデルが構築される<sup>1),2)</sup>。

## 3. 解析手順

本研究では大阪湾において過去に行われた地盤調査の結果のうち、阪神沖のものを用いて解析を行った。推定項目は図-1 に示す 3 項目である。解析には SPSS『Clementine Graduate Pack 9.0J』を使用した。

手順 1：地盤情報 DB から今回の解析に耐えうる十分な情報を持ったボーリング調査結果のみを選ぶ。また、今回の解析では沖積粘土層（Ma13 層）のみを解析対象とするため、そのみを抽出する。

手順 2：モデル化領域内の海域に存在するボーリング調査結果のみを選んだ case1(図-2；ボーリング本数 201 本)と、海域及び人工島に存在するボーリング調査結果を選んだ case2(図-3；ボーリング本数 1422 本)の 2 つのケースについて解析を行う。

なお、case2 で人工島内に存在するボーリング調査結果を選ぶ際には、埋立て後の調査結果を除く。

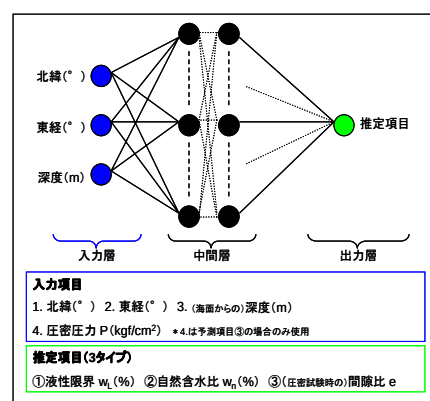


図-1 NN の構造

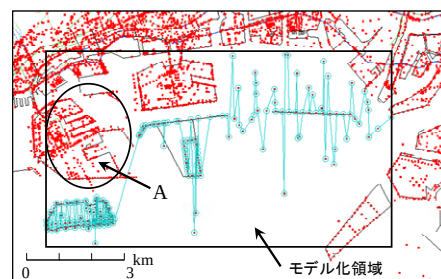


図-2 ボーリング位置 (case 1)

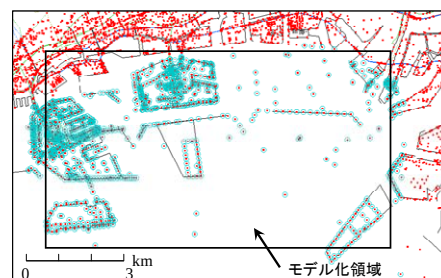


図-3 ボーリング位置 (case 2)

手順 3 : 中間層数 2 の 1 層目ニューロ数 7、2 層目ニューロ数 6 である NN<sup>3)</sup> に対して、それぞれ case1 および case2 における調査結果を学習させ、地盤情報推定のための NN を構築する。更に、これらの NN の精度を確認するとともに、構築された NN を利用することにより、地盤情報の 3 次元分布を推定する。

#### 4. 解析結果及び考察

表-1 は、手順 3 で構築した NN に各サンプルを適用させることで得られる相関係数を示している。ここで表中の sample1 は case1 の全ボーリングデータ、sample2 は図-2 に示す A の範囲に位置するボーリングデータ、sample3 は case2 の全ボーリングデータをそれぞれ表している。

case1 に sample1 を適用することで得られる相関係数が、最も低い液性限界でも 0.885 となることから、case1 において妥当な NN が構築できたと考えられる。図-4 は、この NN を用いてモデル化領域における液性限界の分布の推定結果を示している。液性限界は、神戸空港側で低く、尼崎沖にかけて高くなる。また、深度方向には神戸側でほぼ一定の分布を、尼崎側では深度方向に一度増加した後、急激に減少するという弓形の分布を示している。このような知見は既往の研究成果<sup>4)</sup>と合致するものであり、NN による地盤情報の 3 次元モデル化の妥当性を検証するものである。

ところで、図-2 の A 付近 (図-4 の左奥付近) における液性限界は非常に大きい。したがって適切な推定が行われていないと考えられる。そこで、sample2 を case1 の NN に適用した結果、液性限界の相関係数は 0.519 まで低下した (表-1 参照)。ここで区域 A には学習に用いたボーリングデータが全く存在していない。これより、NN ではデータ間の補間には適しているが、外挿には不適であることが分かる。

case2 に sample3 を学習させることで得られる相関係数は最も低い液性限界でも 0.879 となっていることから、case2 においても妥当な NN が構築できたと考えられる。図-5 は、この NN を用いてモデル化領域における液性限界の分布の推定結果を示している。また、case2 の NN に case1 の学習で使用したボーリングデータである sample1 を適用しても、相関係数は殆ど下らない。しかしながら、sample2 を適用させると相関係数は低下した。本来、sample2 は sample3 に含まれているため、相関係数が低下することは考えにくい。この点については今後その原因を解明し、その結果を地盤情報推定の精度向上に役立てたい。

#### 5. まとめ

本研究では、阪神沖におけるボーリング調査結果を NN に適用することにより、地盤情報推定に対する適用性と問題点について検討した。その結果、NN による推定は、データ間の補間においては向いているが、外挿は不適であることが示唆された。また、データ間の補間についても問題点が見つかった。今後、これらの問題の原因を究明するとともに、その知見を推定精度の向上に反映させたい。

#### 参考文献

- 1) 鈴木他、2007、ニューラルネットワークに基づく大阪湾沖積粘土の圧縮特性の地域性に対する一考察、第 42 回地盤工学研究発表会 (投稿中)
- 2) 池田他、2007、ニューラルネットワークによる阪神沖沖積粘土層の 3 次元モデル化、第 42 回地盤工学研究発表会 (投稿中)
- 3) 池田他、2007、阪神沖沖積粘土層の地盤情報推定のための最適なニューラルネットワークの構造、平成 19 年度土木学会関西支部年次学術講演会 (投稿中)
- 4) 大阪湾地盤情報の研究協議会：2002 ベイエリアの地盤と建設 大阪湾を例として

表-1 NN 精度分析 (相関係数)

|       | case 1   |          | case 2   |          |          |
|-------|----------|----------|----------|----------|----------|
|       | sample 1 | sample 2 | sample 3 | sample 1 | sample 2 |
| $W_L$ | 0.885    | 0.519    | 0.879    | 0.874    | 0.658    |
| $W_N$ | 0.930    | 0.557    | 0.928    | 0.937    | 0.810    |
| e     | 0.966    | 0.915    | 0.958    | 0.938    | 0.967    |

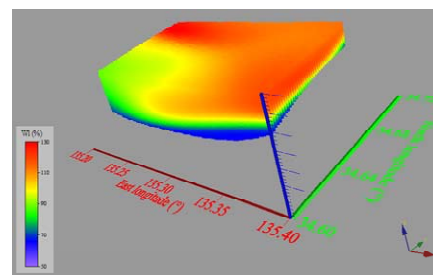


図-4 液性限界の分布 (case 1)

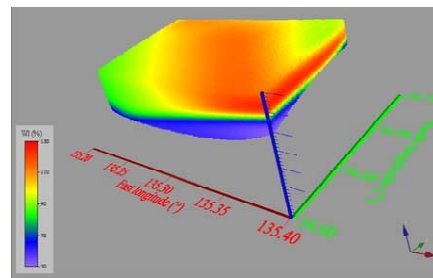


図-5 液性限界の分布 (case 2)