ニューラルネットワークによる地盤情報推定に関する推定精度評価

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

1.はじめに

地盤情報とは、地形、地質、土質などの情報であり、なかでもボーリング調査により得られるものは地盤の状態を知る手がかりとして重要度が高い。ところで、ボーリング調査により得られる地盤情報は、深度方向への一次元的な広がりしか持っていない。そこで、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、パターン認識等のコンピュータ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 NN を使って大阪湾沿岸地域の地盤特性の解明や推定に関する研究を進めてきている[1)]。その一環として、緯度、経度、及び深度といった位置情報から、NN を利用することにより地盤情報を推定している[2)]。本研究では、大阪湾沿岸地域の沖積粘土層において地盤情報を推定し、推定値と実測値とを比較することで、その推定精度を詳細に評価することを目的としている。

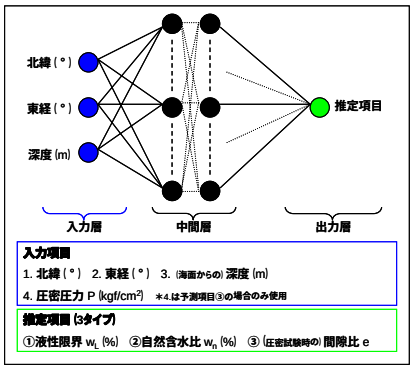

図-1 NN の構造

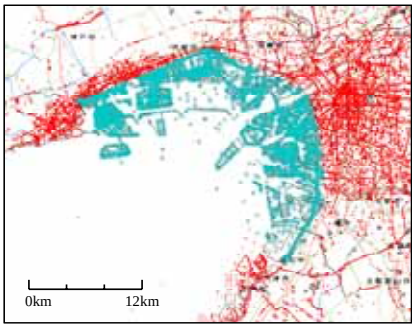

図-2 ボーリング位置

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、地盤情報の空間補間、すなわち、ボーリング試験の行われていない地点の地盤情報を推定することを目的としているため、北緯・東経・深度の位置情報を入力項目とし、各種地盤情報を出力項目とした。ただし、圧縮曲線の推定に当たっては、圧密圧力を入力項目に加えた。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[1)]。

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、図-2 中に点で示す大阪湾沿岸地域のもの（ボーリング試験本数 5789 本）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。ボーリングデータベース（以下 DB）として KG-NET 関西圏地盤情報協議会『関西圏地盤情報データベース 2007』を、解析には SPSS『Clementine Graduate Pack 9.0J』を、を使用した。以下に解析手順を説明する。

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、そのデータのみを抽出する。

手順 2：使用するボーリングデータを 7 対 3 の割合で学習用と検証用にランダムに分ける。

ニューラルネットワーク、地盤情報、空間補間
〒565-0871　大阪府吹田市山田丘 2-1　大阪大学大学院工学研究科　地球総合工学専攻　TEL 06-6879-7626

手順 3：学習用のボーリングデータを用いて NN を構築し、そのＮＮが推定した推定値と検証用のボーリングデータに含まれる実測値とを比較し、推定精度の評価を行う。NN の構造として、2 層型 1 層目ニューロ数 7、2 層目ニューロ数 3[3]を用いた。また、推定精度の評価方法として、筆者らが定義した平均誤差率 [3]を用いる。

4.平均誤差率

検証用のボーリングデータに含まれる真値を x_o、NN による当該地点の推定値を x_p とすると、絶対平均誤差率 r は以下の式で表される。また、r より平均誤差率を算定した。

$$r = \frac{|x_p - x_o|}{x_o} \times 100 \qquad \text{平均誤差率} = \frac{1}{n}\sum r$$

さらに、頻度分布は、r の①$r<10$、②$10<r<20$、③$20<r$ の割合（%）をもって算定した。

5.推定精度評価

本論文では、液性限界を例として検証を行った。検証用のボーリングデータ（ボーリング試験本数 1734 本、サンプル数 4613 個）の真値と、NN による推定値との平均誤差率及び頻度分布は表-3 の通りである。

絶対平均誤差率 r が 20%を超えたサンプルは、全体としての推定精度低下をもたらしているものと判断し、個々のデータの検証を行うこととした。図-4 及び図-5 は、r が 20%以上の 485 個のサンプル（赤）と、残りの 4128 個のサンプル（青）との空間的ばらつきを表している。位置的な偏りは確認されないため、精度の低下は位置的な条件に依らないことが分かる。続いて、$r<20$ のサンプルと $20<r$ のサンプルにおける、真値と推定値の平均を求めた。表-6 はその結果を示している。これより、r が 20%を超えるサンプルは、真値が比較的低く、推定がそれに追従できていないことが分かる。そこで、液性限界の値が低くなる要因の究明に努めた結果、沖積粘土層において突然砂層が現れる箇所において、液性限界が極端に低くなることが分かった。そこで、ボーリングデータに含まれる砂の粒度組成率を取り出し、$r<20$ のサンプルと $20<r$ のサンプル毎に平均値を求めると、前者で 2.9%、後者で 13.5%であることが確認された。

表-3 精度評価結果

平均誤差率	頻度分布		
	r<10	10<r<20	20<r
10.39	69.24 (3194個)	20.25 (934個)	10.51 (485個)

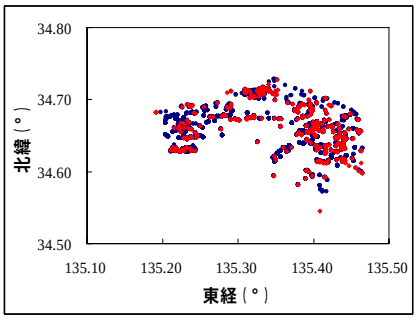

図-4 平面方向のばらつき

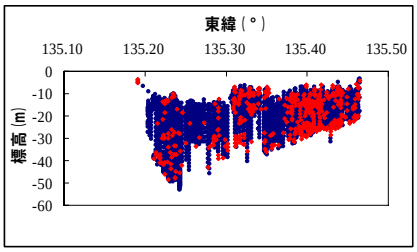

図-5 深度方向のばらつき

表-6 平均値比較

頻度分布	平均値（液性限界：%）	
	真値	推定値
r<20	99.07	97.80
20<r	71.79	85.67

6.まとめ

大阪湾沿岸地域において、緯度・経度・深度のみから地盤情報を精度よく推定する NN に対し、より詳細な精度評価を行った。その結果、全体としての精度の低下を招く要因は、サンプルの位置的な偏りに起因するものでは無く、推定の対象とする沖積粘土層に砂層が特異的に出現することで、液性限界が急激に低下する領域が含まれていることに起因するということが示唆された。

参考文献

1) 鈴木他、2006、ニューラルネットワークを利用した大阪湾粘土の圧縮曲線に対する推定方法、第 41 回地盤工学研究発表会、pp.31-32
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、pp179-180
3) 池田他、2008、大阪湾沿岸沖積粘土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 20 年度土木学会関西支部年次学術講演会（投稿中）