

第Ⅲ部門

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

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おり¹⁾、その一環として、緯度、経度、及び深度といった地理情報から、NN を利用することにより地盤情報を推定している²⁾。特に本研究では、これまでは推定の対象としてこなかった陸域の沖積粘土層において地盤情報を推定するための最適な NN の構造について検討する。あわせて、相関係数のみで判断してきた推定の精度について、RMSE³⁾や平均誤差率などの指標を利用することにより、より適切な精度評価方法を確認させることも目的としている。

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、地盤情報の空間補間、すなわち、地盤調査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、結果の表示には Golden Software『Voxler』を使用した。以下に解析手順を説明する。

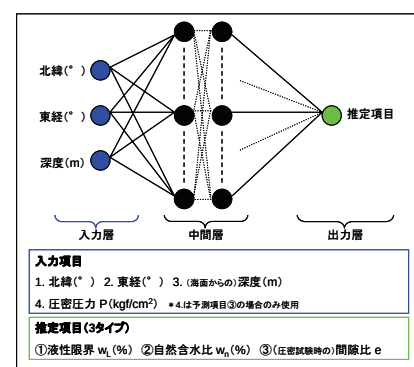


図-1 NN の構造

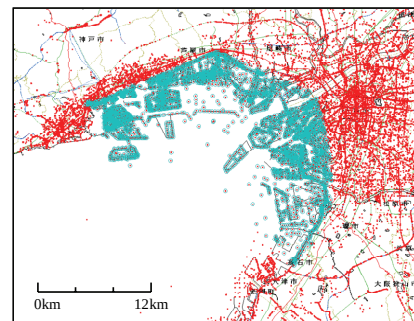


図-2 ボーリング位置

- 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。
- 手順 3：地盤情報の最適な推定を行うため、NN の中間層数及びニューロ数の構造検討を行う。
- 手順 4：検討された NN 構造に対し、精度評価を行うことで、最適な NN 構造を決定する。

4. 精度評価方法

これまでの研究で利用してきた相関係数は、対象となる全データの線形相関を表す指標であり、個々のデータにどのようなバラつきがあるのかを表すものではない。そこで、既往の研究³⁾の精度評価方法を取り入れ、より適切な精度評価を行うこととした。具体的には、RMSE、RMS から得られる精度と、筆者らが定義した絶対誤差率 r より得られる平均誤差率と頻度分布である。真値を x_o 、NN による推定値を x_p として算出式を以下に説明する。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (x_p - x_o)^2} \quad RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum x_o^2} \quad \text{精度} = \left(1 - \frac{RMSE}{RMS}\right) \times 100 \quad , \quad r = \frac{|x_p - x_o|}{x_o} \times 100 \quad \text{平均誤差率} = \frac{1}{n} \sum r$$

ただし、頻度分布は、 r の① $r < 10$ 、② $10 < r < 20$ 、③ $20 < r$ の割合(%)をもって算定される。

5. ニューラルネットワークの構造検討

表-3 精度分析（液性限界）

	SPSS 相関係数	Juang			平均誤差率	Ikeda 頻度分布		
		RMSE	RMS	精度		$r < 10$	$10 < r < 20$	$20 < r$
1層 3	0.656	14.84	98.19	84.88	13.59	52.70	29.33	17.97
1層 7	0.794	11.99	98.19	87.79	10.21	66.12	23.09	10.79
2層 7-6	0.793	11.69	98.19	88.10	10.39	69.24	20.25	10.51
2層 10-10	0.788	12.11	98.19	87.66	10.46	68.97	20.96	10.07

阪神沖の沖積粘土層における地盤情報推定の際の最適な NN の構造は、中間層が 2 層で、1 層目のニューロ数が 7 個、2 層目のニューロ数が 6 個であることが分かっている²⁾。今回、解析の対象となる地域を拡大するため、再度、構造検討を行う必要があると考えた。そこで、2 層型ニューロ数 7-6 の構造の他に、1 層型ニューロ数

3、1 層型ニューロ数 7、2 層型ニューロ数 10-10 の 4 タイプを用いて構造検討を行った。精度の検証方法としては、ボーリング試験結果を 4055 本の学習用と 1734 本の検証用に分類し、学習用のボーリングデータより NN を構築し、検証用のそれを NN に通すことで精度分析を行った。表-3 は NN による液性限界（サンプル数 4613）の推定値と真値を用いて精度分析を行った結果を示している。各指標より、NN 構造が複雑になると精度が向上する。しかし、構造が最も複雑なものでは逆に精度が低下することが分かる。これは NN の過学習によるものであると推測される。したがって、今回の解析においても、2 層型ニューロ数 7-6 の構造を持つ NN が最適であると判断した。また、この NN 構造の場合、相関係数は 0.793、精度が 88.10、平均誤差率は 10.39 となることから、NN によって妥当なモデルが構築できたと考えられる。

6. まとめ

大阪湾沿岸地域において、緯度・経度・深度の地理情報のみから地盤情報を精度よく推定する NN の構築について検討した。その結果、大阪湾沿岸地域の地盤情報を推定する際の最適な NN 構造は、阪神沖におけるそれと同じく、2 層型ニューロ数 7-6 であることが確認できた。また、3 つの指標を利用して精度を評価することで、より適切な判断を行うことができるようになった。

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) Juang, C.H., T. Jiang, and R.A. Christopher (2001) "Three-dimensional site characterisation: neural network approach" Geotechnique, Vol. 51 No. 9, pp. 799-809.