

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、土木・建築における設計・施工あるいは防災計画などに利用される。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。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。したがって、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、例えばマーケティングの問題等を比較的容易に解決することができる。筆者らは NN を使って大阪湾岸域の地盤特性解明を進めてきた^{1),2)}。本研究ではその一環として、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することを試みた。特に本研究では、推定のために最適な NN の構造について明らかにする。

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。

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 に示す阪神沖のもの（ボーリング数 201 本）を用いて解析を行った。推定項目は図-1 に示す 6 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：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 3：使用するボーリングデータを学習用と検証用に分け、手順 2 で妥当と判断された NN 構造に対する「過学習」の問題に対する検証を行う。

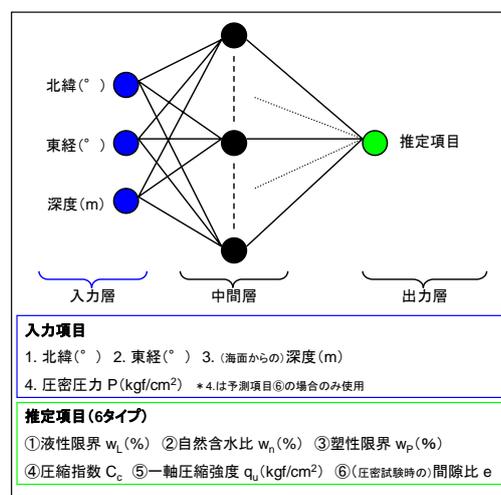


図-1 NNの構造

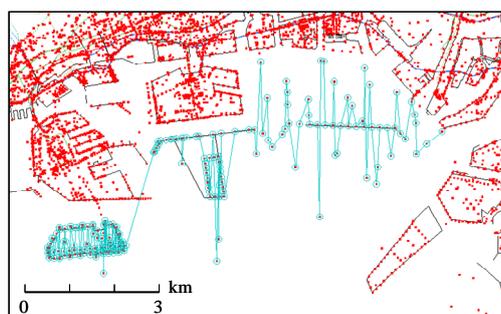


図-2 ボーリング位置

4. ニューラルネットワークの構造検討

まず、中間層を1層とし、ニューロ数を2個から10個まで変化させたときの精度比較を行う。ここでは、選定した阪神沖ボーリングデータ201本全てを学習用としてNNを作成した。表-1その過程で得られる相関係数を示している。いずれの推定項目もニューロ数を増やすことで相関係数は向上するが、ニューロ数5個を超えたあたりからは相関係数の変化は顕著で無くなり、7個を超えると殆ど無くなる。したがって、中間層が1層の場合、最適なニューロ数は7個であると判断される。

表-1 相関係数に及ぼすニューロ数の影響 (中間層1層型)

ニューロ数	2	3	4	5	6	7	8	9	10
w_L	0.804	0.851	0.859	0.855	0.859	0.861	0.863	0.860	0.879
w_n	0.880	0.911	0.912	0.911	0.912	0.915	0.915	0.910	0.915
w_p	0.727	0.748	0.756	0.754	0.767	0.769	0.773	0.763	0.773
C_c	0.696	0.705	0.705	0.733	0.758	0.755	0.740	0.747	0.742
q_u	0.820	0.822	0.825	0.825	0.825	0.825	0.825	0.825	0.825
e	0.921	0.946	0.956	0.958	0.958	0.957	0.958	0.958	0.958

表-2 相関係数に及ぼすニューロ数の影響 (中間層2層型)

ニューロ数	無し	2	3	4	5	6	7	8	9
type.A	0.804	0.862	0.859	0.860	0.860	0.863	0.860	0.863	0.855
type.B	0.851	0.865	0.870	0.870	0.868	0.870	0.868	0.862	0.867
type.C	0.861	0.867	0.868	0.872	0.874	0.875	0.875	0.868	0.875

表-3 過学習に対するNN精度分析

	1層 3ニューロ	2層 3-3ニューロ	2層 7-6ニューロ
w_L	0.848	0.859	0.870
w_n	0.925	0.914	0.928
w_p	0.758	0.723	0.751
C_c	0.679	0.639	0.724
q_u	0.821	0.819	0.822
e	0.932	0.945	0.948

次に、中間層が2層の場合の検討を行う。ここでは表-1より相関係数の変化量が最も顕著であった w_L の推定を通じて検討を行う。検討方法としては、1層目のニューロ数を2個(type.A)、3個(type.B)、7個(type.B)と固定し、2層目のニューロ数を2個から9個まで変化させた。表-2はその結果を示している。ここで、表中の「無し」は2層目のニューロ数が0個、すなわち1層型のNN構造とした場合を表している。表-2より、2層目ニューロ数検討においても、中間層の構造を複雑にすると相関係数が向上する傾向にある。しかし、中間層1層の場合と同様に、変化は徐々に小さくなっている。そして、ニューロ数が6を超えると相関係数は逆に低下している。

最後に過学習に対する検証を行う。既往の研究¹⁾により、NN構造を複雑にすると、推定値を真値に強引に近づけようとするいわゆる過学習が行われ、一般性を失う可能性が考えられる。特に本研究は、既存のボーリングデータよりその周辺任意地点の地盤情報を推定するものであるため、一般性を持ったNN構築をしなければならない。そこで、中間層2層の場合の検討において、構造が簡単で比較的相関係数の高かった1層型ニューロ数3、2層型として構造が簡単で比較的相関係数の高かった2層型ニューロ数3-3、構造が複雑でも相関係数の最も高かった2層型ニューロ数7-6の3タイプを選定し、過学習に対する検証を行った。検証は、201本のボーリングデータを学習用160本、検証用41本に分割して解析を行った。なお、データの分割は全くランダムに行った。学習用データのみでNNを構築させ、それに検証用のデータを通すことで相関係数を求めている。表-3はその結果を示している。相関係数は構造が複雑になっても上昇していることから、過学習は行われていないと考えられる。これらのことから、阪神沖の任意地点の地盤情報推定を行う際の最適なNN構造は2層型ニューロ数7-6であると考えられる。またこのNN構造の場合、最も低い C_c に関する相関係数でも0.724以上であることから、NNによって妥当なモデルが構築できたと考えられる。

5. まとめ

大阪湾の阪神沖において、緯度・経度・深度の位置情報のみから地盤情報を精度よく推定するNNを構築することができた。また、中間層の構造を変化させ、相関係数の変化を考察することで、阪神沖の地盤情報を推定する際の最適なNN構造は2層型ニューロ数7-6であることが確認できた。

参考文献

- 1) 岡田他、2004、地盤情報データ処理に対するニューラルネットワークの適用と問題点、第39回地盤工学研究発表会、pp.183-184
- 2) 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