

大阪市およびその周辺地域における沖積粘土の圧縮特性に対する ニューラルネットワークの適用性

大阪大学大学院 学生員 ○鈴木 迪彦

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

大阪平野の地盤は表層に軟弱な沖積粘土層が厚く存在している。このため昔から沈下や安定が工学的問題として検討されてきた。また、大阪市およびその周辺地域では高度成長時代における地下水くみ上げの影響により、過圧密化している。このことは、この地域における地盤の圧縮特性の評価を困難にしている。ところで、AI技術の一種であるニューラルネットワーク（以下 NN）は、データマイニング、すなわち隠れた法則を見つけ出す有用な方法として、様々な分野で活用されている。筆者らは NN を使用して、地盤の物理、力学特性の相関性や予測法に関する研究を行っている^{1), 2)}。そして、海域における粘土の圧縮特性を NN によって高精度で予測できることを明らかにしている³⁾。本研究では、複雑な圧密履歴を受けた大阪市およびその周辺地域の沖積粘土の圧縮特性に対する NN の適用性について検討する。

2. ニューラルネットワーク

NN とは、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 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成している。このうち、予測項目が出力、その予測項目に対する影響因子が入力となる。モデルの構築にあたっては、入力値と出力値が既知である学習用データを NN に与え、予測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。すなわちこの過程が“学習”に相当し、この学習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、NN によって圧縮曲線の推定を行う。使用したデータは大阪市およびその周辺地域で過去に行われた地盤調査の結果（ボーリング数 1550 本）である。手順は以下の通りである。なお、解析には SPSS 社『Clementine Graduate Pack 7.1』を使用した。

手順 1：使用するボーリングデータを学習用（1360 本）と検証用（190 本）の二つに分ける（図-2）。そして、それぞれのデータを表-1 の使用条件でデータの欠損や誤入力による異常値などを除く。

手順 2：入力値と出力値をモデルに学習させる。入力値は、表-2 に示す 14 項目とする。一方、出力は 1 項目で標準圧密試験時の各載荷段階における間隙比とする。すなわち、標準圧密試験の各段階毎に表-2 の 14 の圧密圧力のみが変化した入力とそれに対応する間隙比を出力とするデータを学習させる。本研究で用いる NN の形状は中間層 1 つのニューロン数 10 とする。

手順 3：学習を完了したモデルに検証用データを適用させ、モデルの優劣を評価する。本研究では、真値と予測値の絶対平均誤差および相関係数に着目する。

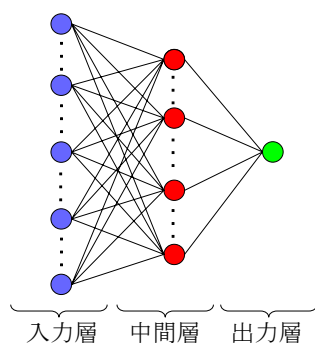


図-1 NNの構造

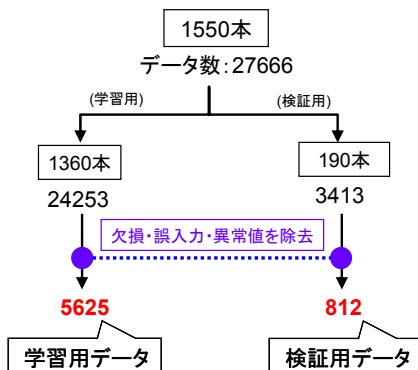


図-2 解析手順

表-1 使用条件

項目	使用条件
試料採取深度 (O.P.-m)	～30
液性限界 (%)	45～130
塑性限界 (%)	25～60
土粒子密度 (g/cm ³)	2.5～2.8
自然含水比 (%)	45～80
湿潤密度 (g/cm ³)	1.5～2.0
圧密圧力 (kgf/cm ²)	0.05～102.4

キーワード ニューラルネットワーク、データベース、標準圧密試験、沖積粘土、圧縮特性

連絡先 〒565-0871 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 TEL06-6829-7626

4. 解析結果及び考察

解析手順に従って予測モデルの検証を行った。その結果、モデルの予測精度は平均誤差 0.099、相関係数 0.918 であった。構築したモデルは妥当なものであると考えられる。すなわち、地下水のくみ上げによる複雑な圧密履歴を受けた粘土に対しても、ほぼ自然状態にある粘土と同様の精度で圧縮曲線の予測が行えることが分かった。

次に表-2 に示す入力項目の重要度に対する評価を次の手順で行う。すなわち、入力に使用した項目のうち一つの項目を入力項目から除外し、残りの項目で再度予測を行う。これを繰り返し行い、予測精度の推移を調べる（表-3）。

表-3 において自然含水比を除いた Type14 で予測精度の減少が顕著であることから、自然含水比は土の圧密特性と関係が深いと考えられる。また、圧密圧力と地盤標高と自然含水比および塑性限界の四項目があれば、相関係数 0.909 という高精度をもったモデルを構築できることが分かった（表-3, Type11）。

表-2 入力項目

1. 地盤標高	[m]
2. 試料採取深度	[G.L.-m]
3. 粒度組成 レキ	[%]
4. 粒度組成 砂	[%]
5. 粒度組成 シルト	[%]
6. 粒度組成 粘土	[%]
7. 液性限界 (物理試験)	[%]
8. 塑性限界 (物理試験)	[%]
9. 土粒子密度 (物理試験)	[g/cm ³]
10. 自然含水比 (物理試験)	[%]
11. 湿潤密度 (物理試験)	[g/cm ³]
12. 間隙比 (物理試験)	
13. 飽和度 (物理試験)	[%]
14. 圧密圧力 (標準圧密試験)	[kg/cm ²]

表-3 入力項目の減少における予測精度の推移

	Type 1	Type 2	Type 3	Type 4	Type 5	Type 6	Type 7	Type 8	Type 9	Type 10	Type 11	Type 12	Type 13	Type 14
圧密圧力	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
自然含水比	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×
地盤標高	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×	×
塑性限界	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×	×	×
土粒子密度	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×	×	×	×
湿潤密度	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×	×	×	×	×
間隙比(物理試験)	○	○	○	○	○	○	○	○	×	×	×	×	×	×
飽和度	○	○	○	○	○	○	○	×	×	×	×	×	×	×
試料採取平均深度	○	○	○	○	○	○	×	×	×	×	×	×	×	×
粒度組成(シルト)	○	○	○	○	○	×	×	×	×	×	×	×	×	×
粒度組成(粘土)	○	○	○	○	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
粒度組成(礫)	○	○	○	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
液性限界	○	○	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
粒度組成(砂)	○	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
平均誤差	0.099	0.100	0.099	0.099	0.098	0.098	0.102	0.101	0.101	0.098	0.103	0.114	0.117	0.166
相関係数	0.918	0.915	0.916	0.915	0.914	0.916	0.909	0.913	0.911	0.916	0.909	0.890	0.887	0.782

5. まとめ

本研究における主な結論は以下の通りである。1)大阪市およびその周辺地域における沖積粘土の圧縮曲線に対する予測モデルを NN によって構築することができる。2) 大阪市およびその周辺地域における沖積粘土の圧縮曲線を推定するうえで自然含水比は最も重要なパラメータであることが分かった。

参考文献

- 1)岡田守道,小田和広,松井保：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, pp183-184,2004.7
- 2)岡田守道,小田和広,常田賢一：ニューラルネットワークによる大阪湾沖積粘土の圧縮指数の一考察, 第 40 回地盤工学研究発表会, pp35-36,2005.7
- 3)鈴木迪彦,岡田守道,小田和広,常田賢一：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, 41 回地盤工学研究発表会（投稿中）