

人工知能による神戸沖沖積粘土の一軸圧縮強度の推定値とその誤差の評価方法

大阪産業大学 正会員 小田和広

大阪産業大学 学生会員 ○中村友也・山本修平

ジェイアール西日本コンサルタンツ（株） 正会員 山本祥子，近藤政弘

大阪大学大学院 正会員 乾 徹

1. はじめに

任意地点の一軸圧縮強度をその誤差を含めて推定することは，その地点に対する地盤調査や構造物の概略設計において有用であろう．全国のボーリング調査結果が収集されつつある現在，それらを効率的に利活用できれば，先に述べたような課題を解決できる技術も開発できよう．

本研究では，神戸沖の沖積粘土に対し，既存の一軸圧縮試験の結果を人工知能によって処理することにより，任意地点の一軸圧縮強度をその誤差を含めて推定することを試みた．そして，推定結果に対する考察を通じ，提案手法の問題点を考察した．

2. 人工知能

本研究では，最もポピュラーな人工知能技術であるニューラルネットワーク(ANN)を用いた．図-1はANNの構造を模式的にしている．ANNは，入力層，中間層，出力層およびそれらを繋ぐニューロンによって構成される．入力層から与えられた入力値は中間層を介するうちに変換され出力層で出力される．中間層では，ニューロンからの入力に対し重み付き総和を行い，その総和値に対して次の層へ伝達する信号の値が決定される．通常，中間層が3層以上のものをDeep Learningと呼ぶことが多い．解析では，中間層を2層，ニューロンの数を40とした．また，本解析では，入力を位置情報（緯度，経度，深度）とし，出力を一軸圧縮強度のみとした．その結果，人工知能によって任意の地点の一軸圧縮強

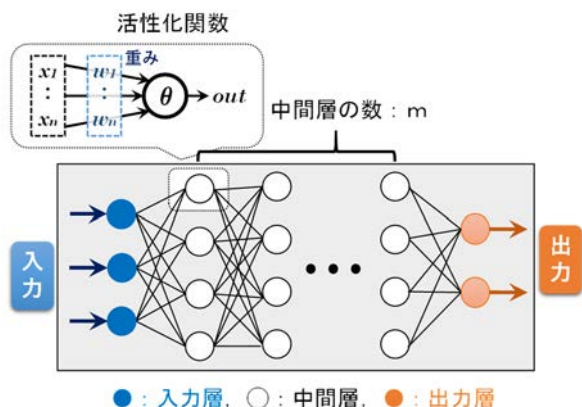


図-1 ニューラルネットワークの構造

度を推定できる。

3. 解析の概要

図-2は解析に用いたボーリング調査の地点（●）と一軸圧縮強度を推定した地点（●）を併せて示している．解析には深度0m~30mまでの2,229個の一軸圧縮強度を標本データとして用いた．

図-3は解析フローを示している．まず，標本データから推定したい地点（A~Gまでのいずれか一地点）近傍（今回では距離300mの範囲内）に位置する一軸圧縮試験結果を取り除く．残りのデータを使って任意地点の一軸圧縮強度の推定モデルを作成する．推定モデルによって取り除いた地点の一軸圧縮試験結果を推定し，実際の試験値と推定値の差から誤差評価を行う．このプロセスを100回繰り返し，それらを統計学的に処理することによって推定値と標準偏差を求める．100回繰り返す



図-2 ボーリング調査地点と推定地点

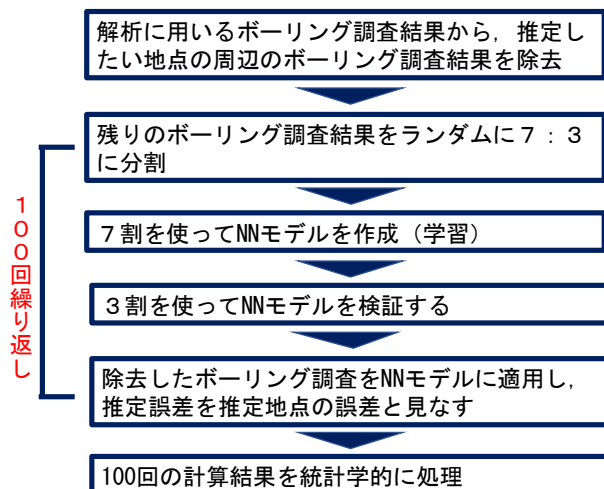


図-3 解析のフロー

キーワード 沖積粘土，一軸圧縮強度，Deep learning，空間補間，標準偏差，統計

連絡先 〒574-8530 大阪府大東市中垣内3丁目1-1 大阪産業大学工学部都市創造工学科 TEL 072-875-3001

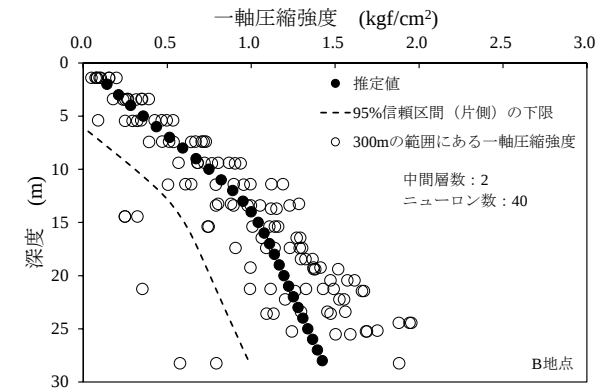


図-4 (a) 一軸圧縮強度の深度分布 (B 地点)

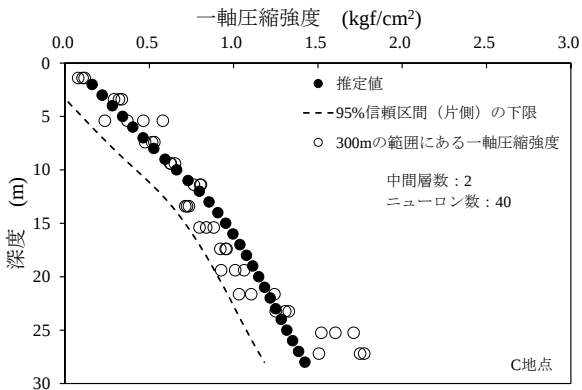


図-4 (b) 一軸圧縮強度の深度分布 (C 地点)

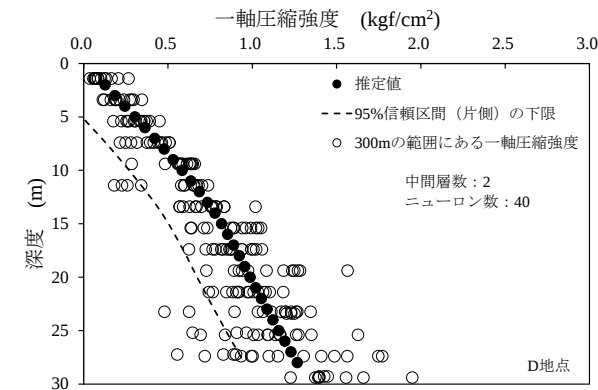


図-4 (c) 一軸圧縮強度の深度分布 (D 地点)

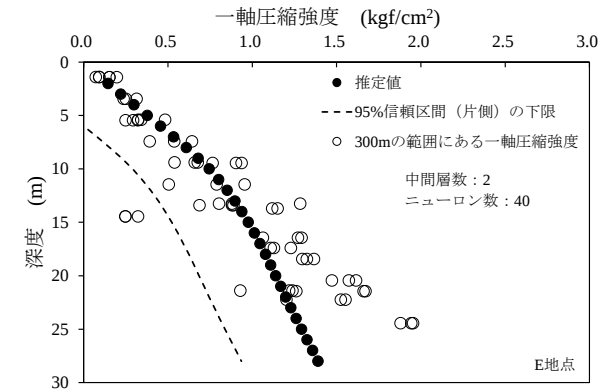


図-4 (d) 一軸圧縮強度の深度分布 (E 地点)

返したのは、学習データの偏りの影響を出来るだけ排

表-1 各推定地点における標準偏差

地点	推定値	学習	検証
A	0.178	0.161	0.167
B	0.269	0.154	0.157
C	0.147	0.162	0.167
D	0.192	0.157	0.165
E	0.277	0.158	0.163
F	0.202	0.158	0.164
G	0.160	0.162	0.169

除したかったためである。

4. 一軸圧縮強度の深度分布

図-4(a)~(d)はB地点、C地点、D地点およびE地点における推定された一軸圧縮強度の深度分布をそれぞれ示している。いずれの地点における推定値も深度約15mで深度方向の一軸圧縮強度の増加率が低下している。これは、神戸空港の沖積粘土層の持つ全般的な特徴であると考えられる。ただし、B地点やE地点ではその傾向が顕著であるのに対し、D地点ではそれほどでもない。いずれの地点においても、既存の試験値は推定値を中央値として分布している。C点では既存の試験値のバラツキが小さいが、B点、D地点とE点では推定値から大きく外れる試験値も多い。また、B点とE点では約15mで深度方向の一軸圧縮強度の分布特性が多少異なるように見える。これは、推定モデルを作成時において推定地点周辺の試験値を用いていないことに加え、比較的単純な構造のネットワークを用いて推定モデルを作成したため、推定地点周辺の局所的な特性を再現することが困難であったためであると考えられる。

表-1は各推定地点における標準偏差を示している。推定モデル作成時の学習時と検証時の標準偏差は0.16程度でほぼ一定であるのに対し、推定値は地点毎に大きく変動している。C地点で標準偏差が小さいのは図-4(b)から分かるように標準偏差を求める際に使用した既存の試験値のバラツキが小さいためである。一方、B地点、D地点やE地点で標準偏差が大きいのは試験値のバラツキが大きいためである。

5. まとめ

本研究で得られた主な知見は以下の通りである。

- 1) 推定地点周辺の一軸圧縮強度の推定誤差を統計処理することによって推定地点の一軸強度が持つバラツキとすることを提案した。
- 2) 推定地点周辺の既存の一軸圧縮強度を推定値の誤差評価にのみ使用すると、推定モデルの推定地点の推定精度は低下する。
- 3) 推定地点の誤差は、既存の試験結果のバラツキに強く依存する。