

ニューラルネットワークによる基礎の支持層推定手法の検討

京都大学	学生会員	○竹田 智哉
関西大学	正会員	北岡 貴文
京都大学	正会員	ピパットボンサー ティラボン
松江工業高等専門学校	フェロー会員	大津 宏康

1. はじめに

地盤の不確実性に起因するトラブルは重大な事故や大幅なコスト増大を引き起こす可能性があり、適切なリスクマネジメントが必要である。しかしながら、地盤の不確実性における支持層の不陸を推定する手法は確立されておらず、支持層確認のボーリング調査は熟練の技術と経験、また掘進長に応じた費用と工期を要するため、より容易に支持層深度の推定を行うことが求められている。このような現状を踏まえて、本研究では、地下10mのボーリングデータから支持層深度の推定を行った。ボーリングデータは関西周辺を対象とし143地点よりデータを収集した。これらから地下10mまでのN値・標高・地下水位等を取得し、ニューラルネットワーク(Artificial Neural Network; ANN, 以降ANNと称す)を介して支持層深度を推定するプログラムを構築した。本研究では、説明変数を組み替える感度分析を行い各変数が与える影響を検討した。また、本手法の有効性を検討するため、おぼれ谷を含む地域一帯を対象として解析を行い、地質断面図への照合を行った。これらを地形・地質的観点から考察を行い、ANNが基礎支持層の推定における可能性について考察を行った。なお、本研究は人工知能を用いた支持層推定手法の基礎的な段階に位置づけられる。

2. 研究手法

本研究では、地質調査報告書¹⁾及びKuniJiban²⁾等を利用して関西周辺からボーリングデータを収集した。説明変数としては地下1m~10mの1m刻みのN値(最大値を50とし、正規化のため50で除している)・標高・地下水位・支持層特性(岩盤支持層=0, 洪積支持層=1としたダミー変数)を利用し、目的変数の支持層深度はN値50以上が5m連続する層とした。図-1に本研究におけるANNの概要を示す。解析プログラムは

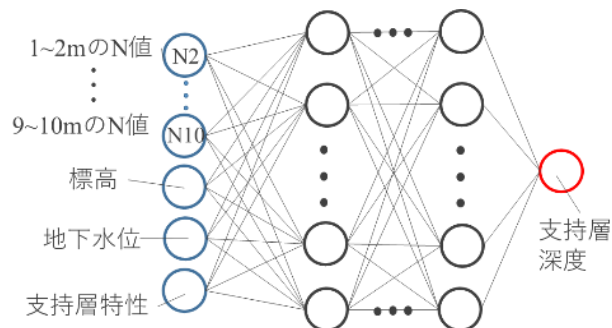


図-1 ANNの概念図

TensorFlow³⁾を用いてANNを構築し、本研究は機械学習における「教師あり学習」の「回帰」に位置づけられる。

3. 感度分析による検討

本検討では、条件Ⅰ：全説明変数(N値+標高+地下水位+支持層特性)、条件Ⅱ：N値+標高+支持層特性、条件Ⅲ：N値+地下水位+支持層特性の3条件による比較を行った。テストデータは、地域や地形地質的な偏りを排除するために、全データから無作為に10地点抽出し加えた。また、過学習の抑制を目的に、テストデータとは別に無作為に10地点抽出し検証データとし、残りの123地点を教師データとした。得られた結果を図-2に示す。結果より、条件Ⅰの平均絶対誤差が最小であること、いずれの条件においてもa地点の絶対誤差が最大であることが確認される。

これらに対する考察を以下に記す。地下水位と標高を加えることで地形と地下水面の形状を模擬的に表現することができ、両形状の学習が精度の向上に寄与したと考えられる。また、a地点を含む地域はおぼれ谷を有する複雑な支持層形状を示しており、おぼれ谷や支持層深度40m以上の教師データが少ないことが誤差の増大に影響していると考えられる。

支持層, 基礎, ニューラルネットワーク, 機械学習

〒615-8540 京都市西京区京都大学桂 工学研究科 都市社会工学専攻 C1-2棟 C1-2-238

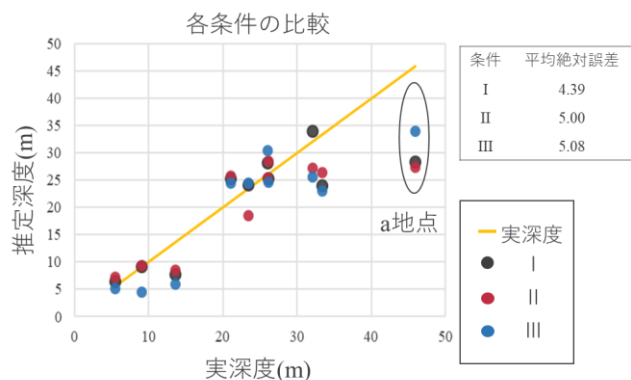


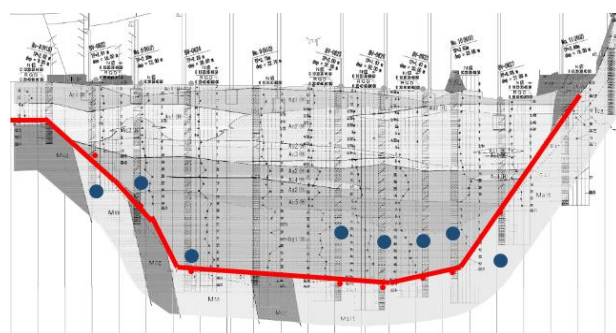
図-2 感度分析による結果

4. 地域一帯を対象とする検討

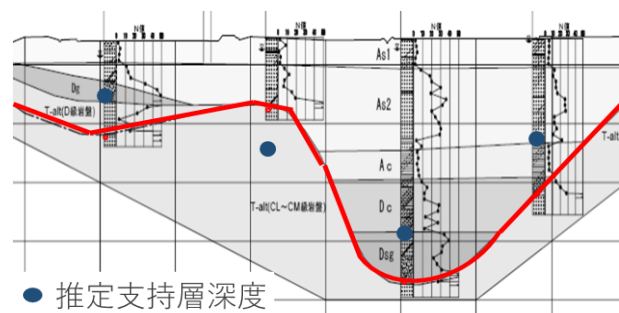
本検討では、条件 A として地形・支持層形状ともに比較的平坦な地域一帯の 11 地点をテストデータ、残りの 132 地点を教師データとして学習を行った。また、条件 B としておぼれ谷を有する地域一帯の 4 地点をテストデータ、残りの 139 地点を教師データとして学習を行った。図-3 に得られた推定深度を地質断面図に照合した断面図を示す。図-3 より両条件とも感度分析の検討と比較して、平均絶対誤差の増大が確認される。また、本条件 B において、おぼれ谷に則した推定支持層形状が得られた。これらに対する考察を以下に記す。

まず、感度分析と比較した精度の低下については、本条件で特異なデータや地形地質を有していないことから、学習が困難であるとは考えられない。よって、2 検討の差異である周辺（半径 200m 以内）の教師データの有無が影響していると考えられる。

また、条件 B においておぼれ谷に則した形状を示したことについては、層厚約 15m にわたり堆積した洪積及び沖積粘土層が影響していると考えられる。粘土層上層の沖積砂質土層が堆積するにあたり、粘土層は砂質土層の堆積荷重で圧密沈下する。沈下により、砂質土層の地表は谷地形を形成し、均すように砂質土層が堆積する。これら堆積と沈下が繰り返されることでおぼれ谷上の砂質土層が他地点と比較して密になり、地下 10m までの N 値に差異が生じていると考えられる。定性的ではあるが、他地域のおぼれ谷や支持層深度 40m 程度の深部を示す地点から ANN が学習を行い、堆積過程による N 値の差異を支持層深度に反映させていると考えられる。



条件 A



条件 B

図-3 地質断面図への照合結果

5. 結論と今後の課題

本研究では、ANN を用いた浅層のボーリングデータから支持層深度の推定を行った。感度分析により地下 10m までの N 値・標高・地下水位・支持層特性を用いることで支持層深度を表現できる可能性が示された。また、おぼれ谷を有する断面での推定結果より、おぼれ谷を表現できる可能性も示された。

今後はデータ数の増加とおぼれ谷の増加で学習精度の向上を図るとともに、支持層推定の可能性を検討する。また、土質試験や物理試験の結果を含めた説明変数の感度分析を行い、支持層深度の表現性を検討する。

参考文献

- 1) 中央復建コンサルタンツ株式会社:平成 20 年度平地区外地質調査業務, pp.1-1-23-70, 2008.
- 2) 国土交通省, 国立研究開発法人土木研究所, 湾口空港技術研究所: 国土地盤情報検索サイト KuniJiban, <http://www.KuniJiban.pwri.go.jp/jp/index.html>, 2020.2.21 閲覧.
- 3) 足立悠: 初めての TensorFlow, 株式会社リックテレコム, pp.1-25, 2017.