

AI を利活用した溶液型薬液改良地盤の液状化抵抗の予測分析

芝浦工業大学（現 大林組）
芝浦工業大学大学院（学）○高砂宏太郎・（正）稲積真哉
大林組（正）照井太一・（正）諸富鉄之助・（正）三浦俊彦
大阪防水建設社（正）本橋俊之
富士化学（正）笹原茂生

(一)小田嶋桃子

1. はじめに

海で囲まれた日本では、都市部の大半が液状化発生リスクの高い地盤となっている。そのため、現在ではあらゆる場所で液状化対策を必要としている。液状化対策の一つとして、薬液注入工法があげられる。薬液注入工法とは、地盤内に設置した注入管を通じて、地盤強化や止水を目的として薬液を圧入する工法である。注入する薬液として、水ガラスや硬化剤などが用いられる。これらが土粒子間隙に浸透し、土粒子同士が接着され、間隙水の移動が防止され、地盤強度が高められる。薬液注入工法による溶液型薬液改良地盤の液状化抵抗を調べる方法として、繰返し非排水三軸試験がある。しかしながら、本試験は複雑な操作を要する試験装置が必要であり、土の特性が変形量や時間に伴って変化するため、正確な試験条件の制御が必要である。また、サンプリング時や運搬時に供試体の土骨格構造に乱れが生じる場合や、水分の移動、応力解放など、原位置の状態を真に反映しない要因がある。そのため頻繁に実施することが困難である¹⁾。

本研究では、容易かつ正確な溶液型薬液改良地盤の液状化対策効果の検証方法として、既存の試験データを基に AI を用いて、液状化抵抗の予測を行うことを目的とする。

2. 繰返し非排水三軸試験

繰返し非排水三軸試験は、地盤の液状化現象を再現し、液状化抵抗を測定する試験である。液状化抵抗とは、繰返し載荷回数が 20 回のときの軸ひずみ両振幅 5%に達する繰返し応力振幅比であると定義される²⁾。

本試験は、試験機内で液状化現象を再現するように圧密・非排水の条件で行う。繰返し非排水三軸試験の供試体情報として、乾燥密度、有効拘束圧、細粒分含有率、一軸圧縮強さ、シリカ濃度、シリカ増加分を予測に用いる試験データとして採用した。加えて、繰返し三軸試験の試験条件として、繰返し応力振幅比、試験結果として、両振幅ひずみ 5%に達する繰返し回数を予測に用いる試験データとして採用した。

3. アンサンブル学習法

機械学習とは人工知能の一種であり、経験やデータから学習するソフトウェアを実現する技術である。本研究では、機械学習の様々なアルゴリズムを組み合わせる 1 つの学習器を形成する、アンサンブル学習法を用いた。アンサンブル学習法とは、推算に最適なモデルを 1 つ選ぶのではなく複数のモデルの集合から結果を結合し、新たなニューラルネットワークを構築する手法である³⁾。本研究では、ニューラルネットワークと決定木を組み合わせる学習モデルを作成した。ニューラルネットワークとは、与えられたデータに基づく学習を通して、必要とされる情報処理を実現するものである。一方、決定木は、データを木構造で表現し、条件分岐によりデータの分類

表-1 予測に用いる変数

説明変数	乾燥密度 (g/cm ³)
	有効拘束圧 (kN/m ²)
	細粒分含有率 (%)
	一軸圧縮強さ (kN/m ²)
	シリカ濃度 (%)
	シリカ増加分 (mg/g)
目的変数	両振幅ひずみ 5%に達する繰返し回数(回)
	繰返し応力振幅比

表-2 決定係数による精度の評価

決定係数	精度の評価
0.9～1	非常に高い
0.6～0.9	高い
0.3～0.6	標準
0.1～0.3	低い
～0.1	非常に低い

キーワード：繰返し非排水三軸試験,アンサンブル学習法
連絡先：〒135-8548 東京都江東区豊洲 3 丁目 7-5 (TEL：03-5859-8360；FAX：03-5859-8401)

や予測を行うモデルである。

4. 予測概要

本研究では、ある現場で実際に行われた繰返し非排水三軸試験全 57 試験、228 個の供試体データ（表-1 参照）を、AI の学習データとして用いた。説明変数とは予測結果に影響を与える要因や特徴を表す変数であり、目的変数とは予測を行う際に予測したい値やデータの特性を表す変数である。説明変数に用いる各変数を変えることによって各説明変数が目的変数にどのような影響を与えるか、予測精度の検討を行った。予測精度の評価は決定係数を用い評価方法を表-2 に示す。また、決定係数を算出する一般式を式(1)に示す。

$$\text{決定係数} = 1.0 - \frac{2 \text{ 乗誤差の平均}}{\text{予測対象の値の分散}} \quad (1)$$

予測は 2 つのケースを行った。ケース 1 では先述した試験結果を学習データとして用いた。ケース 2 ではケース 1 で用いた試験結果に加えて、繰返し載荷回数が 20 回のときの軸ひずみ両振幅 5% に達する繰返し応力振幅比の結果を学習用データとして用いた。加えて、2 つのケースとも表-1 に示している全ての説明変数計 7 種類を用いるケースと、各説明変数を 1 つ除き 6 種類にしたケースの決定係数を算出し、各説明変数が決定係数にあたえる影響を検討した。

5. 予測結果

ケース 1 の決定係数の比較を図-1 に、ケース 2 の決定係数の比較を図-2 示す。

ケース 2 はケース 1 に比べて全体的に決定係数が高い値を示した。これは、予測に使用したデータ数が増えたことが影響していると考えられる。また、どちらの図においても、一軸圧縮強さを学習データから除いた場合に決定係数が 0.8 以上と高い値を示している。これは、本研究で用いた学習用データが同一地盤からの試験結果であり、一軸圧縮強さにおいて同等の数値が多く、バラつきが少ないデータであったためだと考えられる。しかし、一軸圧縮強さは現地盤の強度特性を表すパラメータであり、他現場の試験結果を予測する際には有効な説明変数であると考えられるため、さらなる検討が必要である。また、全ての説明変数を使うケースで予測した場合、ケース 2 の決定係数は 0.85 と高い値を示した。このことから、アンサンブル学習法を用いることで、繰返し非排水三軸試験の液状化抵抗の予測が高精度で行うことが可能であることが示唆された。

6. おわりに

本研究では、容易かつ正確な溶液型薬液改良地盤の液状化対策効果の検証方法として、既存の繰返し非排水三軸試験のデータを基に AI を用いて、液状化抵抗の予測を行うことを目的とした。研究成果として、表 1 に示す説明変数を用いることで高精度の予測が可能なが確認された。また、一軸圧縮強さを説明変数から除いたケースが最も高い精度を示し、次点で全ての説明変数を用いたケースの精度が高いことが明らかとなった。今後の課題としては、1 つの現場での試験結果だけでなく複数の現場の試験結果を学習用データに用いることで、精度の向上を図ると共に、一軸圧縮強さを説明変数として採用するかの検討をしていく必要がある。

参考文献

- 1) 山口ら：原位置サンプリング試料を用いた非排水繰返し三軸試験結果のばらつきと信頼性について，日本地震工学会論文集，19 巻，第 5 号，pp.5_77-5_87，2019.
- 2) 足立格一郎：土質力学，共立出版，pp.191-193，2002.
- 3) 増田ら：アンサンブル学習法ニューラルネットワークを用いた富山湾沿岸波浪推算モデルの開発，土木学会論文集 B2，Vol.76，No.2，pp.235-240，2020.

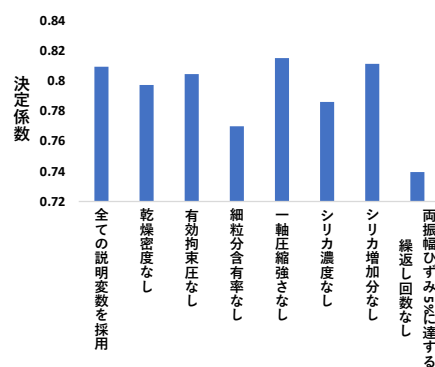


図-1 ケース 1 の決定係数の比較

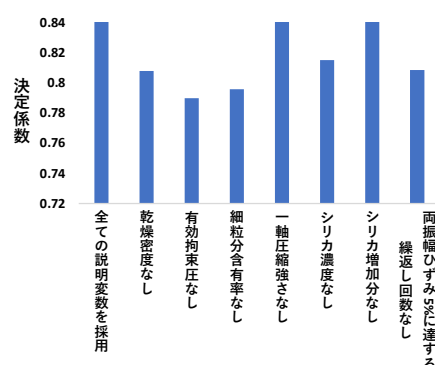


図-2 ケース 2 の決定係数の比較