

機械学習を用いた凍結融解作用を受ける セメント改良土の微視的内部構造劣化の 定量化に関する基礎的検討

八戸工業大学大学院 学生会員 ○小笠原 亮介・堀合 紳弥
八戸工業大学大学院 正会員 橋詰 豊
八戸工業大学大学院 正会員 金子 賢治

1. はじめに

力学的性質などの基準を満たしていない建設発生土はセメント・石灰等を用いた固化処理を行うことにより利用されるが、気象条件等による経年劣化および耐久性の低下についてはほとんど考慮されることなく利用されている。寒冷地において、空隙の多い固化処理土は、凍結深より浅い部分に施工された場合、凍結融解作用による強度低下が発生する可能性が高いと考えられる。既往の研究¹⁾では、凍結融解作用による水分を含んだセメント改良土の強度低下、供試体断面のクラックの増加することについての知見が得られているが、詳細にはわかっておらず定量化に至っていない。微視的な内部構造については、人による空隙とクラックを見分けることが難しく、定量的な評価を行うことは困難である。Deep learning は将来に向けて重要な課題となっている道路やコンクリート構造物といったインフラの維持管理²⁾や地震や洪水などの防災といった土木系の分野で研究や応用の試み³⁾がなされている。この Deep learning は固化処理土に対しても適用できる考えられる。そこで本研究では、劣化を抽出し、定量的な評価を行うための基礎的な研究として、機械学習を用いて、固化処理土としてセメント改良土を対象とした微視的内部構造の画像判別モデルの作成および検証を行い、劣化を定量的に評価できる可能性について検討を試みた。

2. 供試体作成条件

供試体は直径5cm、高さ10cmの円柱供試体とし、材料として硅砂5号を使用した。使用した硅砂5号の基本的な物性値を表-1に示す。供試体の条件は含水比10%で、固化処理材にはセメント系固化材（タフロックE3）を10%添加し、7日間の気中養生後に、21日間の水中養生とした。凍結融解サイクルについては、凍結時は-20℃で気中24時間、融解時は水中20℃で24時間を1サイクルとする。本検討では、0サイクルと

表-1 基本的物性

試料名	硅砂5号
土粒子の密度 (g/cm ³)	2.645
均等係数	2.00
曲率係数	1.13
平均粒径 (mm)	0.35
最小密度 (g/cm ³)	1.36
最大密度 (g/cm ³)	1.66
最適含水比 (%)	16.142
最大乾燥密度 (g/cm ³)	1.667

15サイクルの供試体を対象とする。

3. Deep learning を用いた画像判別

(1) マイクロスコープによる撮影

供試体を高さ5cmで切断した後に、切断面に紫外線で発光する特殊な薬剤（岩石検知薬）を塗布したものをマイクロスコープにより20倍で撮影、2値化したものを画像サンプルとした。

(2) 判別モデルの構築

オープンソースソフトウェアのTensorFlowを使用し、画像判別プログラムを作成する。機械学習を用いた画像判別モデルの構築までの流れを図-1に示す。同図に示すtrainingデータは、学習（読み込むこと）に用いるもので、モデルを構築するための役割を担うデータであり、validationデータは最適なモデルパラメータを調整するためにモデルのテストを行うためのデータである。本検討では、学習サンプルを0サイクルと15サイクルの画像を各250枚ずつ準備し、trainingデータとvalidationデータに分けて学習することで画像判別のモデルを構築する。trainingデータとvalidationデータは0サイクル・15サイクルのそれぞれからランダムに抽出し、trainingデータ400枚、validationデータ100枚とする。学習回数（trainingデータ全てを読み込む回数）ごとに構築されたモデルによる画像判別の正答率の関係の一例を、図-2に示す。ここで、training acc は training データを判別したときの精度

Key Words: 凍結融解, セメント改良土, 微視的構造劣化

〒031-8501 青森県八戸市妙字大開 88-1 八戸工業大学 地盤工学研究室 TEL: 0178-25-3111(内 2657)

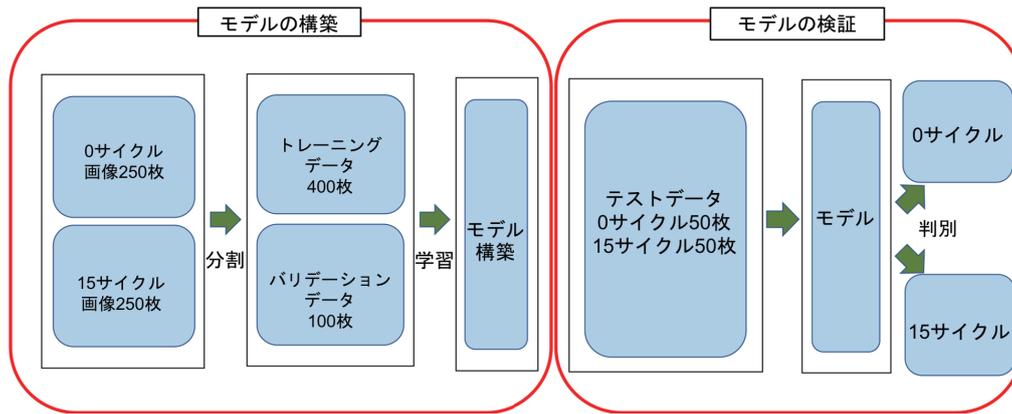
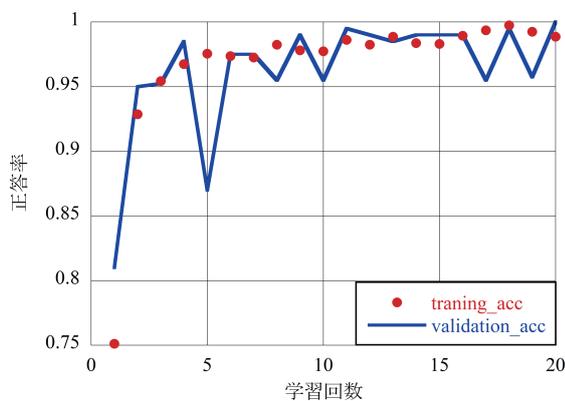


図-1 判別モデル構築までの流れ



(a) 学習回数と正答率の関係

図-2 学習回数と正答率の関係

であり、validation acc は学習後に validation データを判別したときの精度である。モデルを構築するに際し、精度が急に低下する過学習と呼ばれる現象が確認された。過学習とは、training データの少なさやモデルの複雑さによって発生し、training データだけに最適化され未知データに対して汎用性がない状態のことである。本検討では、モデルを構築するごとに異なる学習回数で発生しているが、概ね学習回数 4 回前後に発生することが確認されている。そのため、構築したモデルについては、学習回数を 4 回、8 回、12 回について各 3 回ずつ行いモデルの妥当性を確認し、定量的に評価するための可能性について検討する。

(3) モデルの検証・考察

モデルの検証では、training データとは異なるサンプル（テストデータ）を使用し、構築されたモデルで判別した精度を比較する。検証結果を表-2 に示す。構築されたモデルは過学習発生前の学習回数 4 回で 90% から 95% と高い精度で判別可能であった。しかし、過学習後の学習回数においてはほぼ判別不可能であった。

表-2 検証結果

	学習回数		
	4 回	8 回	12 回
正答率 (%)	90~95	50~64	50~53

これらの結果を踏まえると、最適な学習回数でモデルを構築することにより劣化前と劣化後の画像を判別することが可能であることが示され、目では確認できない微小な違いを抽出し、将来的には定量的に評価することが可能であると考えられる。

4. おわりに

本研究では、微視的内部構造劣化の定量化に向けた機械学習を用いた画像判別のモデル構築および検証、定量化への可能性について検討を行った。モデルの検証においては、過学習以前の学習回数における画像判別精度は高く、人の目には確認できない部分を評価できる可能性が示され、定量化手法として用いることが可能であると考えられる。しかし、AI の画像判別は 100% ではないため、モデルを構築する際のパラメータの調整や劣化後の違いの抽出方法、また、AI による判別ができないものに対する評価手法については今後検討していく。

参考文献

- 1) 赤松慎也：セメント改良土の凍結融解による微視構造の定量化，土木学会東北支部技術研究発表会，2018。
- 2) 横山傑ほか：Deep Learning によるコンクリートの変状自動検出器の開発と Web システムの実装，土木学会論文集 A2, Vol. 73, pp.L781-L789, 2017。
- 3) 一言正之ほか：深層学習の適用によるニューラルネットワーク洪水予測の精度向上，第 31 回人工知能学会全国大会，2017。