

機械学習を用いた凍結融解を受ける セメント改良土の微視的内部構造劣化の 定量化

八戸工業大学大学 学生会員 ○齋藤 聡
八戸工業大学大学院 学生会員 小笠原 亮介・盛 健太郎
八戸工業大学 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。しかし、気象条件等による経年劣化や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のが現状である。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ことが考えられる。既往の研究では、水分を含んだセメント改良土が凍結融解作用による強度低下、微視的内部構造については凍結融解の繰り返しによる供試体断面のクラックの増加が観察されているが、定量化には至っていない。Deep leaning 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建造物などといったインフラの維持管理¹⁾や、地震や洪水などの防災といった土木系の分野での研究や応用の試みがなされている。この Deep leaning の画像認識を用いることにより、セメント改良土における微視的内部構造劣化の定量化を行うことが出来ると考えられる。本研究では、セメント改良土における微視的内部構造劣化の定量化を行うための基礎的研究として、凍結融解作用により劣化するセメント改良土を対象として、機械学習を用いて画像の判別による劣化の評価を試みた。

2. 供試体条件

本研究では、既往の研究²⁾で使用された供試体を用いて行う。使用された硅砂5号の物性値を表-1に示す。供試体の条件は、含水比10%の硅砂5号にセメント系固化剤（タフロック E3）を8%添加し作製後、27日間の気中養生の後、20時間水中で養生し4時間真空引きしたもので、飽和度は100%である。凍結融解については、凍結時には-20℃で気中24時間、融解時は水中20℃で24時間の計48時間である。

表-1 基本的物性

試料名	硅砂5号
土粒子の密度 (g/cm ³)	2.603
均等係数	2.13
曲率係数	1.21
平均粒径 (mm)	0.53
最小密度 (g/cm ³)	1.321
最大密度 (g/cm ³)	1.624
最適含水比 (%)	15.500
最大乾燥密度 (g/cm ³)	1.662

3. Deep leaning を用いた画像の判別

(1) マイクロスコープによる撮影

0サイクルと15サイクルの供試体の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で撮影し、2値化したものを画像のサンプルとした。既往の研究³⁾より撮影倍率は20倍とし、学習サンプルは0サイクル、15サイクルで各500枚ずつでの検証を行なう。

(2) 判別モデル構築

Google から公開されている TensorFlow(オープンソースソフトウェア)を使用し、画像判別のプログラムを作成する。機械学習を用いた画像の判別モデル構築までの流れを図-1に示す。図-1の左図に示すように、学習サンプルを0サイクルと15サイクルの画像を各500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。ここで 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に必要なデータであり、validation データは構築したモデルが正しく判別できているか、1回の学習ごとに評価するデータである。本研究では、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800枚、validation データ200枚とする。これらを用いてモデルを構築し、学習回数（training データ全てを読み込む回数）ご

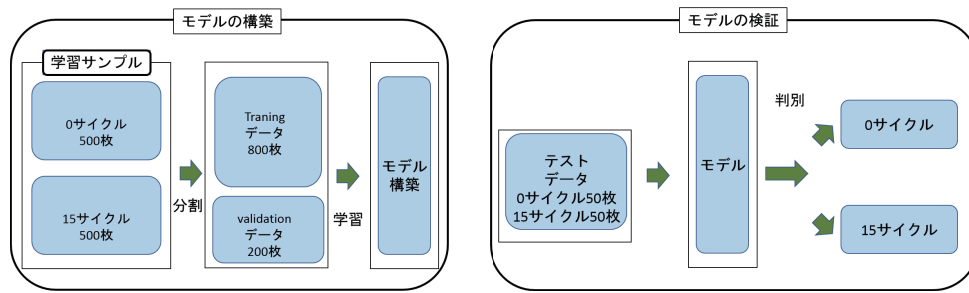


図-1 判別モデル構築までの流れ

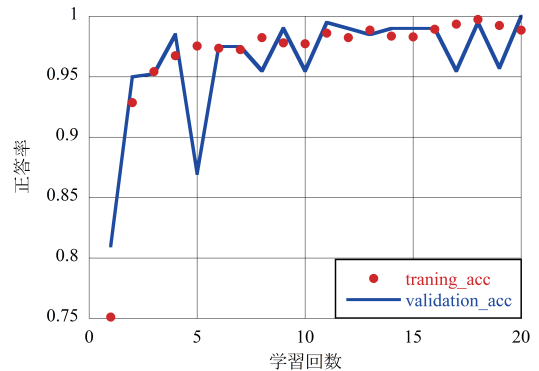
表-2 検証結果

	学習回数		
	5 回	10 回	20 回
正答率 (%)	74～95	70～90	53～80

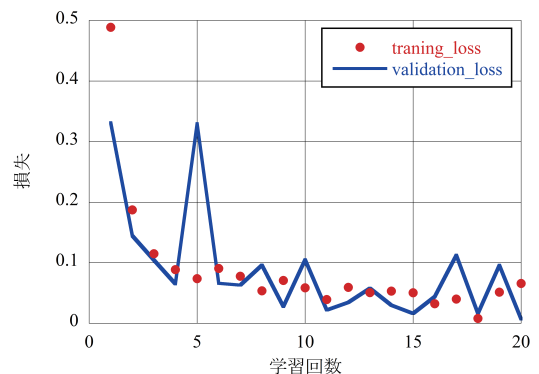
との精度を確認する。学習回数ごとに構築されたモデルの精度と損失の関係を、図-2 に示す。図-2 に示す validation acc (loss) は学習後に validation データを判別したときの精度 (損失)，training acc(loss) は training データを判別したときの精度 (損失) である。同図より、精度が急に低下する過学習と呼ばれる現象が確認された。過学習とは、モデルの training データの少なさやモデルの複雑さによって発生し、training データだけに最適化され未知のデータに対して汎用性がない状態のことである。図-1 の右図に示すように、構築されたモデルでテストデータの判別を行い、モデルの妥当性を検証する。なお、テストデータは validation データとは異なるものである。

(3) 検証結果

ここでの検証では学習の過程はチェックせず、構築されたモデルについてのみの精度を比較する。テストデータを用いた判別の検証結果を、表-2 に示す。表-2 より学習回数5回での正答率は74～95%となったが、学習回数10回では70～90%，20回では53～80%となった。構築したモデルは学習回数が増えるに従い、正答率が低下し、ばらつきが大きくなる傾向にある。この正答率の低下やばらつきにはモデルを構築する際の過学習が影響していると考えられる。使用した学習サンプルとテストデータは2値化したものであるため本質的でない特徴が多く、適切に判別できない可能性が高い。本来、サンプルを判別するには過学習が起きる直前の学習回数が適切であるが、本検討では validation acc の変化に再現性がなく、構築されたモデルは正確に判別できないと考えられる。



(a) 学習回数と正答率の関係



(b) 学習回数と損失の関係

図-2 学習回数と正答率・損失の関係

4. おわりに

本研究では、凍結融解0サイクルと15サイクルの画像を判別するモデルの構築及びその検証を行なった。構築したモデルを用いた検証では、過学習の影響を受け、正答率の整合性を確認できなかった。今後は学習サンプルの見直しやモデルに使用するパラメータについて検討する必要がある。

参考文献

- 1) 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.I-781-I-789，2017。
- 2) 佐々木智弘：繰返し凍結作用を受けるセメント改良土の微視構造の観察，土木学会東北支部技術研究発表会，2016。
- 3) 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。