

機械学習を用いたコンクリートの材料特性の予測に関する基礎的研究

ライフサイクル工学分野
小山 顕

コンクリート 機械学習 ニューラルネットワーク
圧縮強度 混和材

1. はじめに

近年、自動運転技術や音声認識など様々な分野において機械学習が用いられている。機械学習を用いることでビッグデータから自動的にルールやパターンを見出し、その結果から分類や予測を行うことが可能であり、コンクリート分野においても適用が試みられている¹⁾。

コンクリート分野における機械学習の適用先に調合検討が挙げられる。最も基幹的な建築材料の一つであるコンクリートは、二酸化炭素(CO₂)排出量の多いセメントを主原料としており、国内製造業のCO₂排出量全体の約10%を占めている²⁾。しかし、今日ではカーボンニュートラルの達成が目標とされ、建築分野においても低炭素型のコンクリートの取り組みが数多く行われており、CO₂排出量原単位の大きいセメントに代わりフライアッシュや高炉スラグなどの産業副産物を用いるコンクリートの研究がされている。このような混和材を用いる調合では、通常の水和反応とは異なる水合反応が生じ、確立された調合設計の手法が十分に一般化されていない³⁾。そのため、所要の圧縮強度などの性能を得るためには、数多くの試し練りが必要であり、より効率的な調合設計の手法の構築が求められている。

これらの背景から、本研究では多くの原材料からなるコンクリートについて、日本国内のデータを機械学習の解析に使用することで圧縮強度の予測が可能なモデル作成を行う。また、学習済みモデルに対して実験室で作製した試験体を用いて妥当性を検討する。

2. 解析概要

2.1 解析に用いるアルゴリズム

本研究では、クラウド上で実行可能できる Google Colaboratory を用いた。また、アルゴリズムとして、ニューラルネットワーク(以下、NN)を用い、ライブラリーには PyTorch、活性化関数には ReLU 関数 (Rectified Linear Unit)、損失関数には交差エントロピー、最適化手法には確率的勾配降下法を用い、誤差逆伝播法によって予測結果と実際の正解との誤差が小さくなるようにミニバッチ学習を用いて学習を進めた。

また、学習に対する精度を検証するための指標には決定係数 (R²)、相関係数 (r) を用いた。

2.2 データセット

解析にはコンクリートの調合および圧縮強度のデータが必要となるが、オープンソースで利用可能なコンクリートに関するデータセットは現状国内に存在しない。そこで本研究では、日本コンクリート工学会年次論文集に1996～2023年に掲載された16編の論文および、宮城県内のコンクリートプラントから得た計800個の調合および圧縮強度からデータセットを作成した。図1に、用いたデータセットに格納されている調合で使用されている結合材(セメントおよび混和材)の割合を示す。

2.3 解析設定

学習用データセットの範囲にのみ過剰に適応し、汎用性が低下する過学習を避けるために、最適なパラメータを求める必要がある。本研究で用いるパラメータは、NNの中間層およびニューロンの数である。また、中間層とニューロンの数は、第1層目に10個、第2層目に100個のように中間層2層で構成されるとき、10-100(2)と表すものとする。

2.4 強度予測

学習させたモデルを用いて、モデルの精度を確かめるために表1に示す調合で圧縮強度の予測を行った。その際、作成したデータベースには存在しないように一部設定した。また、作製した試験体の名称に関して、同調合で材齢の異なるものは、No.2(7)とNo.2(28)のようにカッコ内の数字で区別する。

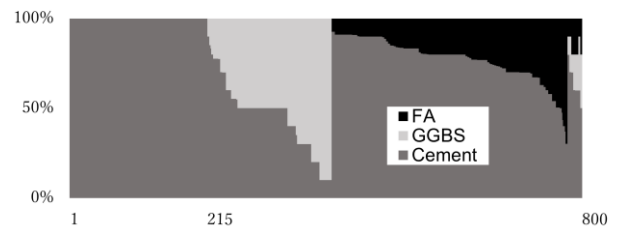


図1 データセット内の調合割合

表1 調合表

No.	W/B	単位質量(kg/m ³)						
		W	C	GGBS	FA	S	G	SP
1	0.4	143	358	0	0	895	1074	1.79
2	0.4	220	552	0	0	773	829	0
3	0.5	196	196	98	98	784	978	0.98
4	0.6	197	109	109	109	821	985	0.55
5	0.4	143	178	178	0	891	1069	1.8
6	0.4	140	175	0	175	873	1048	1.8

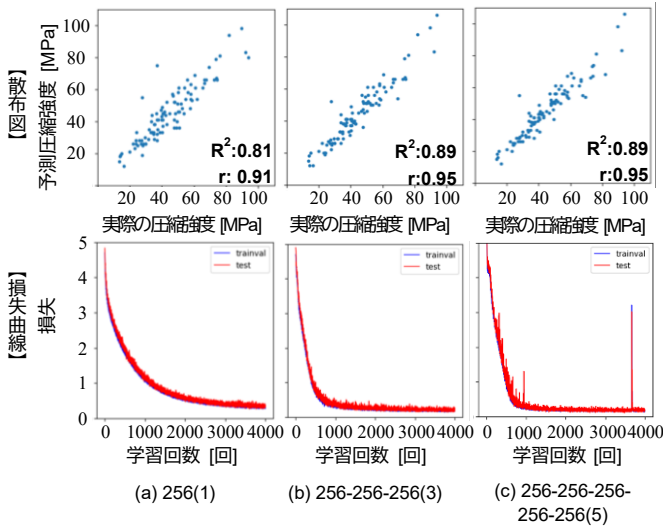


図2 中間層の数の変化による解析精度の違い

3. 解析結果

中間層の数を1層から3層まで変化させたことによる作成モデルの精度の変化を図2に示す。本研究で設定した範囲では、中間層の数が多いほど学習速度が速くなり、一方で、5層に設定すると誤差が突発的に大きくなる現象が確認された。この時点では、一時的に過学習が起きていると考えられ、誤差が大きい状態で学習が終了することは望ましくない。よって、本研究の範囲では中間層の数を3層までにとどめることが適切であると考えられる。

4. 未知の強度予測によるモデル評価

ここでは、前章で作成したモデルを用いて実際に作製した試験体の圧縮強度の予測を行う。この際、解析パラメータを変化させた場合の予測結果を実験結果と比較し、解析パラメータごとのモデルの精度を検証した。このとき、解析パラメータは、中間層は1層から3層まで、および、ニューロンの数は16個から1024個の間で変化させた。作成したモデルによる予測圧縮強度と実際の圧縮強度の結果を表2に、作成したモデルによる予測強度分布を図3に示す。表2には、得られた予測強度の中で最も近かった実験値と、その際に用いたパラメータを併せて示す。高い精度で予測できた場合も見られたが、これを導出するためのパラメータは一定ではなく、モデルを一意に特定することは困難であった。No.3(7)、No.4(7)およびNo.6では予測強度の最頻値が実際の強度とおおむね一致し、精度よく予測する結果となった。また、No.1、No.2(7)、No.2(28)、No.4(28)およびNo.5では実際の強度に対して予測強度の最頻値を約10 MPa過大に示す結果となった。一方で、No.1では予測強度の最頻値は実際の強度に対して約20 MPa過大に示す結果となった。

各試験体の強度予測について、混和材を含まないコンクリートでは、現在のデータ数では十分な学習を行えない可能性が考えられる。また、混和材を両者含むコンクリート系の材齢7日における強度は、初期強度が小さくなるという混和材の材料特性を単一で含むデータから学習できてい

表2 実際の強度と予測強度

	No.1	No.2		No.3	
材齢 [d]	3	7	28	7	28
実際の強度[MPa]	18.1	37.0	53.8	17.0	32.6
最も近い 予測強度[MPa] (使用パラメータ)	32.0 (128(1))	40.0 (256-128 -64(3))	54.0 (512-256(2))	17.0 (256-256 -32(3))	33.0 (128(1))
	No.4		No.5	No.6	
材齢 [d]	7	28	7	7	
実際の強度[MPa]	10.1	19.4	22.6	9.8	
最も近い 予測強度[MPa] (使用パラメータ)	9.0 (32- 32(2))	20.0 (128- 256(2))	24.0 (1024(1))	13.0 (64(1))	

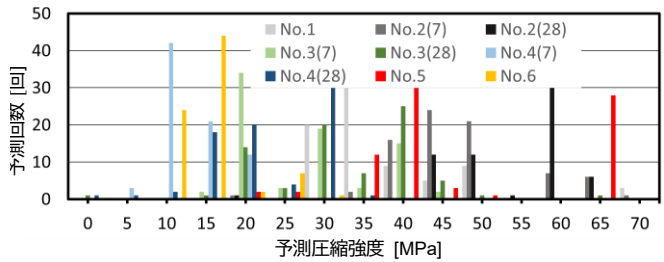


図3 各試験体予測強度分布

るため、精度よく学習できていると考えることができる。一方で、材齢28日における学習についてデータ数が足りないことで、学習が十分に行われていない可能性がある。また、混和材を単体で含むコンクリート系においては、フライアッシュを含む場合は精度よく予測できているものの、特に高炉スラグを含む場合、データセットに格納されている高含有のデータに大きく影響を受け、予測強度にばらつきが出たと考えることができる。これらを踏まえたデータセットの拡充などは今後の検討課題である。

5. まとめ

日本コンクリート工学会年次論文集から集められた調査および圧縮強度試験結果を機械学習に用いることで、モデルを作成し、コンクリートの圧縮強度予測を行った。さらに、学習済みモデルに対して、実際に作製した試験体を用いてモデルの評価を行った。以下に、得られた知見を示す。

- 1) 作成したデータセット範囲内でのコンクリートの圧縮強度予測では、 $R^2=0.8$ 以上かつ $r=0.9$ 以上である精度の高い結果が得られた。
- 2) 実際に作製した試験体により得られた圧縮強度と作成モデルによる予測強度を比較したところ、実際の強度に対して概ね予測可能である結果と過大に示す結果が確認された。
- 3) 未知の調査を用いて圧縮強度を予測する場合、データセット内の各種データの数、圧縮強度の分布、結合材を含むデータ数および種類が影響する結果が示唆された。

【参考文献】

- 1) Z. Li, et al.: Machine learning in concrete science: applications, challenges, and best practices. *npj Computational Materials*, Vol. 8, 127, 2022
- 2) 脱炭素は素材から: <https://equity.jiji.com/commentaries/2022060600700g> (閲覧日: 2024年1月23日)
- 3) 舟橋政司ら: 低炭素型のコンクリートの配合手法および硬化特性の検討、コンクリート工学年次論文集, Vol. 36, No. 1, pp. 232-237, 2014