

深層学習によるコンクリート強度推定システムの開発

Development of the Estimation System in the Compressive Strength of Concrete using Deep Learning

山田 活樹 安田 悠哉 大畑 卓也 河野 伊知郎 早坂 太一
Yamada Katsuki Yasuda Yuya Ohata Takuya Kohno Ichiro Hayasaka Taichi

1. はじめに

現在、コンクリート構造物の圧縮強度を推定する方法には、コンクリート構造物からコンクリートコアと呼ばれるサンプルを直接採取し強度を推定する破壊試験、およびシュミットハンマーによってコンクリートに打撃を与えて返ってきた衝撃の反射の強さで強度を推定する非破壊試験[1]の2種類がある。これらの推定方法において、破壊試験であれば、実際のサンプルを採取することで直接強度を調べることが可能であり、非破壊試験であれば、構造物を傷つけることなく強度を推定できるといった長所がある。

しかしながら、それぞれの方法には、コンクリートコアの採取によって構造物を損傷させてしまうこと、シュミットハンマーでの検査は推定精度が低いこと、検査場所の形状や位置によっては検査が困難であるといった問題がある。ここで、コンクリートの表面写真の輝度の分布と、実際の圧縮強度には相関関係があることが報告されており[2]、コンクリートの表面画像から圧縮強度を推定することが可能であると考えられる。

本研究では、コンクリートの圧縮強度推定の安全性と精度を高めるために、深層学習を利用して、コンクリートの写真画像と、表面の乾湿状態から、圧縮強度を推定することができるウェブアプリケーションを開発する。開発を行うウェブアプリケーションによる圧縮強度の推定精度は、シュミットハンマーや超音波測定器といった一般的な非破壊試験での許容誤差である±15%以内を目標とする。

2. 研究概要

2.1 コンクリート画像

本研究における深層学習を行う際に使用する画像データには、水セメント比に依存する圧縮強度、表面の研磨回数、表面の乾燥・湿潤状態などの要素によって種類分けされたコンクリート供試体の表面写真を利用する。

まず、コンクリートの強度を決定づける最も重要な項目である水セメント比は、70%、65%、60%、55%、50%、45%、40%、35%、30%の9種類であり、それぞれの割合に対して6本、合計54本の供試体を準備した。水セメント比40%のみ、供試体が5本となっている。水の割合が大きくなるほど圧縮強度は小さくなっていく。それぞれの水セメント比ごとに、6つの供試体の圧縮強度の平均値を算出し、深層学習を行う際の教師データとして使用する。図1に画像データの例を示す。サイズは224×224ピクセルに統一した。

2.2 強度推定を行う深層学習モデル

図1に示されるコンクリートの表面写真と、実際の圧縮強度の推定データをもとに、Python 3.7でKeras 2.3ライブ

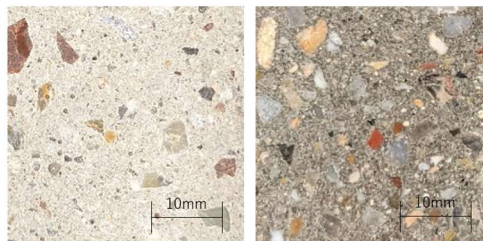


図1 コンクリート供試体の画像データ

ラリを利用して深層学習を行う。

本研究では、画像認識に優れている畳み込みネットワーク (Convolutional Neural Network) の学習済みモデルである Xception を利用し、さらに全結合層と呼ばれる学習層と組み合わせた。Xception の活性化関数には linear 関数を利用し、回帰分析によって学習を行った。

実際の現場では、コンクリートの表面は乾燥している場合もあれば、濡れている場合もあり、両者ではまったく同じサンプルであっても、見た目に変化する。特に深層学習を行う上で重要な特徴量となる明るさが大きく異なる。そのため、コンクリートの表面の状態がどちらの場合であっても推定が可能とするために、表面が乾燥の場合、湿潤の場合に分けて、2つの学習モデルを作成した。

2.3 ウェブアプリケーションとしての実装

Flask を利用して、強度推定システムをウェブアプリケーションとして実装した。ユーザから送信されたコンクリートの表面写真と表面の乾湿状態から、学習モデルによって圧縮強度を推定する。送信された画像は学習モデルで推定するために、224×224ピクセルにリサイズする。

また、本システムは実際の工事現場などから、ユーザがスマートフォンのカメラなどでコンクリート表面の写真を撮影し、利用することを考慮し、スマートフォンユーザ向けの UI を前提として開発を行った。

3. 研究結果

3.1 強度推定を行う深層学習モデル

コンクリート画像からの圧縮強度の推定精度は、コンクリートの表面が乾燥状態の場合には、推定値と真値の相対誤差の絶対平均が 9.82%、湿潤状態の場合には 9.94% となった。圧縮強度の真値に対する推定値の分布を図2に示す。

3.2 ウェブアプリケーションとしての実装

開発したウェブアプリケーションの UI を図3に示す。ユーザがコンクリート表面の写真をアップロードした後、表面が乾燥状態か、湿潤状態かのフラグを含めたフォームを送信する。表面写真と乾湿状態の情報から推定モデルにより圧縮強度を推定し、換算曲げ強度・換算引張強度などの値に変換し、画像および乾湿状態と合わせて表示した。

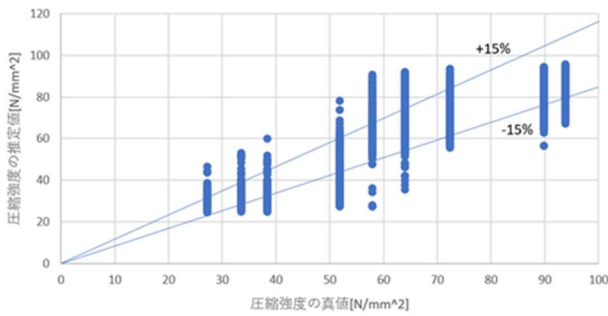


図2 圧縮強度の真値に対する推定値の分布



図3 ウェブアプリケーションのUI

4. システムの評価

強度推定を行うための学習モデルについて、上記で示した 9.82%および 9.94%という値は、一般的な非破壊試験の許容誤差である $\pm 15\%$ を下回っており、写真画像からの圧縮強度の推定が、より高い精度で推定を行えることを示している。

また図4に、真値に対する推定値の絶対相対誤差の分布を示す。図4より、学習モデルのテストデータとして使用したコンクリートの写真画像 6644 件のうち、約 75%が誤差 $\pm 15\%$ の範囲で推定であった。さらに、先行研究で必要十分な誤差として示されていた $\pm 20\%$ の範囲[1]では、約 86%がこの範囲で推定可能であったため、外れ値の割合も抑えることができたと考えられる。

5. 考察

5.1 推定精度向上のため課題

圧縮強度の推定の精度をさらに高めるための方法として、表面の乾湿状態以外にも、撮影環境の明るさ、コンクリート構造物との距離、表面の研磨の程度といった要素を深層学習のデータとして用いることが考えられる。実際の現場では撮影環境の統一が容易ではないことから、表面の乾湿状態同様に、撮影環境の条件を強度推定に用いることが、推定精度向上につながると考えられる。

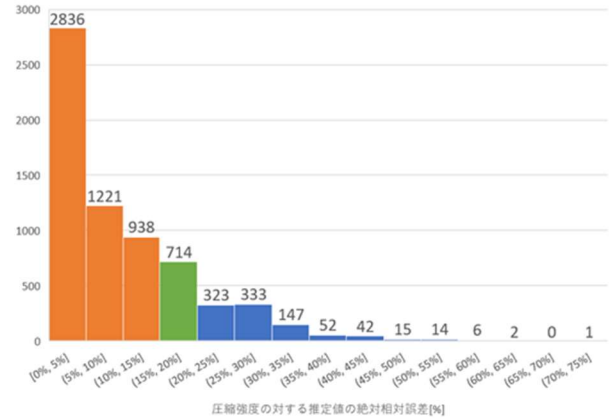


図4 真値に対する推定値の絶対相対誤差の分布

しかしながら、水セメント比による様々な圧縮強度に加え、これらの要素を学習に使用することは、これらの要素のすべての組み合わせのパターンを網羅する学習データを用意しなければならないことを示しており、現実的でない。そのため、学習の要素として追加することができる項目の数は限られる。強度推定に各要素がどれだけ影響しているのかを調査したうえで、決定する必要があると考えられる。

5.2 安全な強度推定の実現

当然のことながら、実際の現場で使用されるコンクリートは1種類ではない。コンクリートの材料から粗骨材を除くことでできるモルタルは、砂利を含まないため見た目や強度が大きく異なる。アスファルトであれば、コンクリートとは全く成分が異なる。このように本システムを、一般の広い現場で使用すると考えた場合、網羅することのできていない範囲が多く存在する。本システムでの強度推定に対応できるコンクリートの種類や組成の範囲を、ユーザに明確に示すことが、安全で正確な強度推定の実現につながると考えられる。

5.3 経年劣化による表面状態の変化の影響

コンクリートの写真画像からの圧縮強度の推定では、経年劣化により、表面の状態が腐食しすぎているなどして、推定がうまくいかないことが考えられる。しかしながらこの欠点は、学習に使用するためのコンクリート画像を撮影する際に、研磨して新しい表面が現れるようにする作業を行ったことと同様に、本システムを実際の現場で利用する際にも、推定したい個所を研磨して新しい表面を磨きだすことによって解決する。この新しい表面を磨きだすという作業は、従来の非破壊試験であるシュミットハンマーや超音波による推定でも同様に、推定前に必ず行われる作業である。そのためコンクリートの表面状態の劣化という点は、本システムを利用するにあたっては、一切の障害にならないと考えられる。

参考文献

- [1] 斯波明宏, 高見錦一, 石川伸介, 林敬史, “リバウンドハンマーによる強度推定式に及ぼす各種因子の影響,” コンクリート工学年次論文集, vol.26, No.1, pp.1821-1826, 2004.
- [2] 船越貴恵, 高橋晴香, 橘高義典, 松沢晃一, “セメントペーストの反射電子像の画像解析に基づく強度推定手法に関する検討,” コンクリート工学年次論文集, vol.34, No.1, pp.304-309, 2012.