

機械学習を適用したコンクリート構造物内の剥離深さの判定法に関する研究

日大生産工 ○佐々木 翔梧 日大生産工(院) 小久保 雅人

日大生産工 渡部 正

1. まえがき

現在、コンクリート構造物の内部の点検を行う際、打音検査が最も簡易な方法として用いられている。しかしながら、打音検査は測定者自身が打診棒でコンクリート構造物を叩き、その際に発生した打音を聞き取って判断する定性的な方法であるため、測定者により判定結果が異なるという課題がある。

そこで本研究では、録音した打音に機械学習を適用することで、コンクリート構造物内の剥離深さを定量的に判定する方法について検討した。

2. 解析方法

2.1 解析方法

本研究では、写真-1に示すように、剥離深さが確認できるコンクリート床版を打診棒で叩き、発せられる打音を録音した。データは、健全部、剥離深さ 40mm、剥離深さ 70mm の 3 種類ごとに録音した後、画像データに変換した。本解析では、ニューラルネットワーク設計ソフトの Neural Network Console (SONY) を用いて、それぞれ 20 回ずつ解析を行った平均値を結果として、判定データがいずれかに当てはまるかを解析した。また、測定者や供試体が増えた際に生じる影響を調査するために、複数の条件で解析を行った。解析条件を表 1 に示す。



写真-1 本解析で用いた供試体の一例

表 1 学習データと判定データの組み合わせ

	学習データ の測定者	判定データ の測定者	学習データ の供試体	判定データ の供試体	データ 総数
A	A		イ		150
B	A		イ		450
C	A	B	イ		560
D	A と B		イ		674
E	A		イ	ロ	560
F	A		イとロ		712
G	A と B		イとロ		936

2.2 パラメータの概要

(1) ピクセルサイズ (Output Width/Height)

変換する画像データの横幅と縦幅を任意の値に設定する機能。本解析では縦横ともに 32px とした。

(2) 画像補正 (Shaping Mode)

変換する画像データの縦横比を補正する機能。本解析では Resize とした。

Trimming：画像の端を切り取る。

Padding：画像の端を 0 で埋める。

Resize：アスペクト比を無視して指定したサイズにする。

(3) 学習・判定データ比率 (Ratio)

画像データを学習用と判定用に分ける際の比率。本解析では 8:2 とした。

(4) 一度に処理するデータ数 (Batch Size)

画像データが束ごとに処理される際の束数。本解析では 16 とした。

(5) 世代数 (Max Epoch)

学習を行う回数。本解析では 150 とした。

(6) Save Best の有無

最も誤差が小さい学習回数でのネットワークを保存する機能。本解析では有りとした。

Study on judgment method of location of cracks in concrete structures
applying machine learning

Shogo SASAKI, Masato KOKUBO and Tadashi WATANABE

(7) 画像のファイル形式

画像ファイルを保存する際の形式。本解析では png 形式の画像を用いた。

3. 解析結果および検討

今回の解析により得られた結果を図 1 に示す。本解析の結果は、0 から 1 までの正答率で表され、健全部、剥離深さ 40mm、剥離深さ 70mm にそれぞれ判定、分類された結果を足し合わせたものであり、1 に近いほど判定データを正しく分類していることを表している。

解析結果に着目すると、学習データと判定データを取得する測定者及びデータを取得する供試体を同一とした場合(条件 A)の正答率は 1.000、同条件でデータ数を増やした場合(条件 B)の正答率は 0.967 であり、非常に高い精度で判定データを分類することが出来ていると言える。また、供試体は 1 個だけであるものの、学習データと判定データを取得する測定者が複数で、かつ両データに含まれている場合(条件 D)の正答率が 0.919、測定者は一人であるものの、データを取得する供試体が複数で、かつ両データに含まれている場合(条件 F)の正答率が 0.902 であり、多少精度が落ちているものの、極端に悪いものではないと言える。

一方で、供試体の数を 1 個だけとしながらも、学習データと判定データを取得する測定者をそれぞれに別にした場合(条件 C)の正答率は 0.643、測定者を 1 人だけとしながらも、データを取得する供試体をそれぞれ別にした場合(条件 E)の正答率は 0.464 となり、高い精度の結果が得られているとは言えない。解析を進めていく中で、構造物内の剥離が存在する深さが同一であった場合でも、測定者が構造物を叩く力の大小や角度、コンクリートの品質の違いなどから供試体を叩いた際に発生する打音には差異が多く表れる傾向が見られた。そのため、学習データと判定データを取得する測定者を完全に分離した場合とデータを取得する供試体を完全に分離した場合には誤った判断が多くなり、正答率が低くなったものと考えられる。

このことから、打音検査に機械学習を適用して、コンクリート構造物内の剥離が位置する深さを判定するには、学習データの数と供試体及び測定者が複数であるとともに、これらのデータが学習データと判定データの両方に含まれていることが重要だと考えられる。

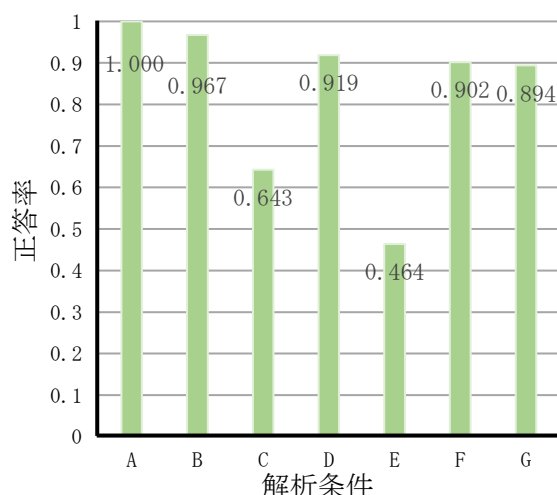


図 1 解析結果

4. まとめ

今回の解析結果を踏まえて、打音検査に機械学習を適用して、コンクリート構造物内の剥離が存在する深さを判定する上で、特に考慮すべき点は以下の通りと言える。

- (1) データを取得する測定者は複数であることが望ましい。
- (2) データをする供試体は複数であることが望ましい。
- (3) 品質や劣化の度合いが異なるなど、供試体の条件が変化に富んでいることが望ましい。
- (4) 打音検査を実施する上での手引きなどを作成して、測定者ごとの差異が極力生じないように努めることが望ましい。

解析で用いた供試体や測定者の変化以外にも、ニューラルネットワークの構成や各種パラメータなど、調整が可能である箇所は複数存在する。そのため、今後、これらのネットワークやパラメータなどを変化させた際に生じる影響等も研究を進め、解析精度や信頼性の向上に努める必要があると言える。

また、本解析では打音を録音した後、最終的な結果を得るまでに数時間の作業時間を必要とした。しかしながら、現実にはリアルタイムでの解析が求められるため、解析のコマンドやマクロへの対応が必要と考えられる。

参考文献

- 1) 足立悠, ソニー開発の Neural Network Console 入門, リックテレコム, 2018.