

AugMaxによる打音検査の汎化性能の向上

熊田 百花[†] 鎮野 智宏[†] 尾関 智子[†] 新保 弘[‡] 溝渕 利明[§] 野嶋 潤一郎^{||}
 東海大学[†] リテックエンジニアリング株式会社[‡] 法政大学[§] J-POWER 設計コンサルタント^{||}

1. はじめに

近年、コンクリート構造物の劣化と生産年齢人口の減少が問題視されている。そのため、今後大きな経済的負担と従事者不足が生じることが考えられる。コンクリートの内部欠陥を検出する方法に打音検査が広く用いられているが、技術者の熟練度により精度が安定しない。

本研究では打音のスカログラム画像に AugMax[1]によるデータ拡張を行い、スカログラム画像に対する AugMax の有効性を検証するとともに、未知サイトへの汎化性能が向上するか検証する。また、CNN に ResNet18 を用いた際の精度と先行研究の CNN[2-4]を用いた際の精度を比較し、ResNet18 が打音のスカログラム画像に対しても有効であるか検証する。

2. 関連研究

AugMax[1]は多様性と頑健性を確保するデータ拡張手法である。多様性においては AugMix により多様な拡張手法をランダムに構成し、広範囲のデータ拡張を行う。また、頑健性においては多少のノイズ(敵対的摂動)を加えるなどした判別の難しいサンプルを生成し敵対的学習を行う。

打音検査を定量的に評価するための研究が行われている。鎌田らの研究[5]では、打音特性値(最大振幅値・周波数分布)を用いることで、定量的に欠陥評価を行う手法の可能性が示された。新保らの研究[2]では、打音をスカログラム画像に変換し機械学習を適用することで、熟練技術者と同程度の判別精度を得ることができた。また、CNN を特徴抽出器として利用し、テストサイトの健全打音データの特徴ベクトルから同サイトのテスト打音の特徴ベクトルをマハラノビス距離により評価する手法を提案した。結果として、条件の異なるサイトでも健全データから

のマハラノビス距離により健全度を定量的に評価できる可能性を示した[3]。鎮野らの研究[4]では、画像化した打音データに CGAN と SpecAugment の2つのデータ拡張を用いることで、SpecAugment によるデータ拡張は汎化性能を向上させることが示唆された。SpecAugment はスカログラム画像の周波数軸方向と時間軸方向にランダムにマスキングを行うため、縦軸(周波数軸)情報と横軸(時間軸)情報が失われない。一方、本研究で用いる AugMax[1]はデータ拡張を行う際にスカログラム画像の縦軸情報と横軸情報を考慮しない。しかし、AugMax は元画像とかけ離れすぎないようにデータ拡張を行うため、スカログラム画像に対しても有効性が認められる可能性がある。

3. 実験

3.1. 実験データ

本研究では I, N, S サイトで採取したサンプリング周波数 44.1kHz, 5ms の打音を連続ウェーブレット変換(CWT, Continuous Wavelet Transform)したスカログラム画像を用いる(図1左)。I は塩害劣化した鉄筋コンクリート製栈橋であり、劣化度が大きく判別が容易である。N は名古屋大学 N2U ブリッジにて採取したデータであり、様々な劣化度のデータが採取されている。S は地方自治体管理の沿岸部小規模橋梁であり、劣化度が小さく判別が難しい。データの内訳を表1に示す。各打音波形をメル周波数ケプストラム係数(MFCC, Mel-Frequency Cepstrum Coefficients)に変換後、主成分分析(PCA, Principal Component Analysis)により特徴量を可視化したものを図2に示す。橙色の点が健全、青色の点が欠陥を表す。I と N は欠陥と健全の特徴量が分かれている一方、S は分布が重なっている。特徴量の分布と各サイトの特徴より S, N, I の順で分類が難しい。画像作成手順

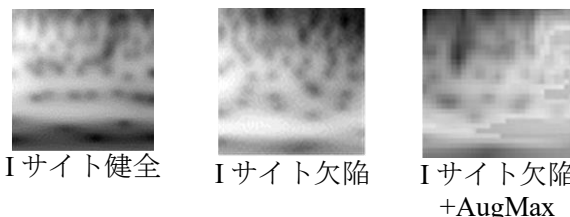


図1. スカログラム画像の例

Improvement of Generalization Performance of Impact-Echo Test with AugMax.

KUMADA Momoka[†], SHIZUNO Tomohiro[†],
 OZEKI Tomoko[†], SHIMBO Hiroshi[‡],
 MIZOBUCHI Toshiaki[§], NOJIMA Junichiro^{||}

[†]Tokai University

[‡]RETEC ENGINEERING CORPORATION

[§]Hosei University

^{||}J-POWER Design Co., Ltd

表 1. 各サイトの健全/欠陥のデータ数

	Iサイト	Nサイト	Sサイト
欠陥	159	174	260
健全	152	462	300
合計	311	636	560

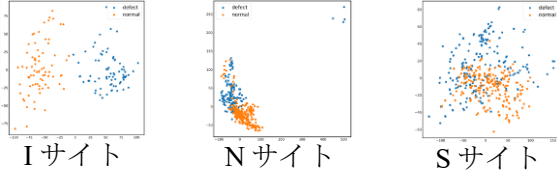


図 2. 各サイトの打音データの特徴

として、まずマザーウェーブレットを Morlet 波形とし、打音波形に対して CWT を行う。次に CWT で得た複素数行列の絶対値の対数を取り、周波数領域 22kHz のスカログラム画像を作成する。最後に画像を 28×28pixel に変換後正規化し、グレースケール画像を得る。

3.2. Convolutional Neural Network (CNN)

先行研究[2-4]の CNN は 3 つの畳み込み層と Max Pooling, Batch Normalization からなる。CNN は勾配消失問題や劣化問題が発生するなどの欠点もある。ResNet[6]はこの問題に対し Shortcut connection を導入し、手前の層の出力を後ろの層に足し合わせることで問題を解決している。本研究では ResNet18 を用いる。ResNet は膨大なデータで学習した事前学習済みモデルの重みを利用可能だが、本研究では学習済みモデルを利用せず学習データを用いて重みを学習する。

3.3. 実験方法

学習時は学習データ全体の 85% を学習用、15% を検証用、テストデータ全体をテスト用データとする。まず、学習用データを入力した後 100epoch 固定で学習を行い、検証用データに対して最も損失が小さかった際の重みを保存する。次に保存した重みを呼び出しテストする。この作業を計 10 回行い、精度を平均して比較する。各々の手法のパラメータを表 2 に示す。

3.4. 実験結果及び考察

表 3 より、従来 CNN よりも ResNet18 を用いた場合の方が精度が向上する傾向がある。また、ResNet18 を用いる際に AugMax によるデータ拡張を行うことで更に精度が向上している。図 1 右より AugMax 後を見ても元画像から大きくかけ離れておらず、その上で多様な画像が生成されている。これらの結果より、ResNet18 と AugMax によるデータ拡張が打音のスカログラム画像に対して有効であることが示された。

4. おわりに

本研究は打音検査を機械学習で自動化し、未

表 2. パラメータ設定

手法	画像サイズ	学習率	バッチサイズ	最適化手法
従来 CNN	28×28×1	0.01	5	SGD
ResNet18	32×32×3	0.01	16	SGD
ResNet18& AugMax	32×32×3	0.01	16	SGD

表 3. 判別精度(±標準誤差)

学習	テスト	従来 CNN	ResNet 18	ResNet18 & AugMax
I	N	80.8±1.9	86.4±2.0	93.5±0.7
I	S	58.8±0.4	55.4±0.4	58.8±0.8
N	I	93.6±0.8	98.1±0.3	98.1±0.3
N	S	58.2±0.7	60.0±0.7	62.8±0.5
S	I	73.2±5.0	88.3±1.4	83.5±1.6
S	N	64.4±2.9	61.1±1.8	74.4±1.0

知サイトへの汎化性能を獲得することを目指している。3 地点での打音を画像化し、従来 CNN と ResNet18 の 2 つのモデル、更に AugMax によるデータ拡張を用いて実験を行った。結果として、打音のスカログラム画像の判別に ResNet18, AugMax を用いることの有効性を判別精度の向上により示した。しかし、S サイトでの打音データをテストした際の判別精度に焦点を当てると、最高でも 60% 台までしか上がらず、クラスの特徴量の分布が重なっている打音の判別を行うには更に多くのサイトのデータが必要になる。そのため、今後はスカログラム画像に対して有効なデータ拡張を複数同時に用いたり、データ拡張以外の点に着目し、打音のノイズ処理を行い無駄な音を少なくした上で画像変換を行ったりすることで汎化能力の向上を目指す。

5. 参考文献

- [1]Wang, H., Xiao, C., Kossaiji, J., Yu, Z., Anandkumar, A., Wang, Z.: AugMax: Adversarial Composition of Random Augmentations for Robust Training, *arXiv:2110.13771*, 2022.
- [2]新保弘, 溝渕利明, 尾関智子, 野嶋潤一郎: 機械学習による打音検査の定量化に関する検討, *AI・データサイエンス論文集*, 1 巻, J1 号, pp.522-529, 2020.
- [3]新保弘, 尾関智子, 溝渕利明, 野嶋潤一郎: 機械学習による打音検査の汎化手法について, *AI・データサイエンス論文集*, 4 巻, 3 号, pp.337-343, 2023.
- [4]鎮野智宏, 尾関智子, 新保弘, 溝渕利明, 野嶋潤一郎: コンクリート打音分類における SpecAugment と GAN を用いたデータ拡張による汎化性能の向上, *AI・データサイエンス論文集*, 4 巻, 3 号, pp.293-300, 2023.
- [5]鎌田敏郎, 浅野雅則, 國枝稔, 六郷恵哲: コンクリート表層部欠陥の定量的非破壊検査への打音法の適用, *土木学会論文集*, No.704, V-55, pp.65-79, 2002.
- [6]He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J.: Deep Residual Learning for Image Recognition, *arXiv: 1512.03385*, 2015.