

機械学習を用いた振動波形の分類に関する研究

日大生産工(院) ○工藤 博政 日揮(株) 門 万寿男
日大生産工 高橋 亜佑美

1. はじめに

本研究は木材を試験体とした打撃振動試験を行い、その振動波形から木材の損傷の有無を機械学習を用いて推論する手法に関する研究である。まず、損傷を模擬した木材を複数用意し、インパクトハンマによる打撃試験を行う。打撃試験から得られた振動波形をウェーブレット変換し、算出したスカログラムを画像化することでデータセットを作成する。このデータセットを用いて様々な畳み込みニューラルネットワーク(CNN)を用いて学習させ、分類モデルを構築する。

2. 試験体および実験方法

(1) 試験体

本実験における試験体の樹種は、ヒノキの角材とした。寸法は厚み30[mm]、横幅105[mm]、材長500[mm]である。試験体は合計4本あり、すべての木材を縦方向に打撃して縦振動を発生させ、加速度を測定する方法とした。また、試験体にはFig. 1に示すように所定の場所に10[mm]の穴を開けて損傷を模擬した。試験体1は傷なし、試験体2は木材の中心部分に損傷を模した1つの穴、試験体3は中心部分から木軸直行方向に3つの穴、試験体4は中心部分から木軸方向に3つの穴を開けた (Fig. 1)。

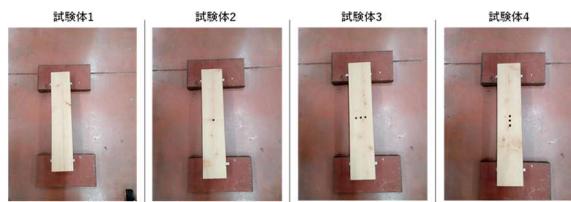


Fig. 1 各試験体

(2) 打撃試験

Fig. 1に示す4つの木材の端部に加速度センサを取り付けて他端部をハンマで打撃し縦振動を発生させ、木材の加速度波形を計測した (Fig. 2)。計測条件は、1セット10回加振し、それぞれの試験体を複数回計測する。計測条件をTable 1に示す。試験体2～4は穴が開いた状態と開いていない状態でそれぞれ計測を行った。

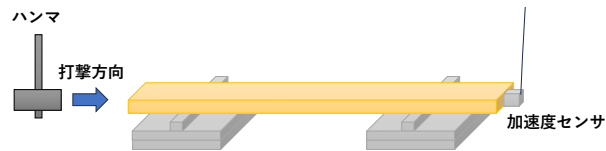


Fig.2 打撃試験の模式図

Table 1 各試験体の計測条件

試験体	穴	穴の数[個数]	加振回数[セット]
1	無し	0	9
2	無し	0	6
2	有り	1	6
3	無し	0	6
3	有り	3	6
4	無し	0	6
4	有り	3	6

3. ウェーブレット変換

加速度計で測定した波形に対してウェーブレット変換を行い、得られるウェーブレット画像にCNNを適用し損傷の有無を推論した。ウェーブレット対象の波形としては、原波形の加速度波形と、これを1, 2, 3階微分した波形を用いた。その一例として原波形 (Fig. 3) とスカログラム (Fig. 4) を示す。

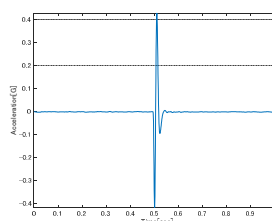


Fig. 3 加速度

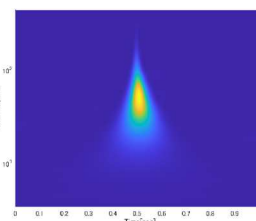


Fig. 4 スカログラム

4. CNN

4.1. 各ネットワークの概要

3章で求めたスカログラムを画像化し、データセットを作成した。画像の枚数は、無傷のデータ270枚、穴が開いているデータは180枚である。適用した4種類のCNNについて概要を説明する。

(1) VGG16

VGG16は、224×224×3 (RGB) のサイズの画像を入力し、その後、①畳み込み層

(Convolution層), ②プーリング層, ③全結合層といった全16層から構成されるネットワークを経た後, 最後に④ソフトマックス関数をかけて答えを導く. 本研究では最後の出力層を2クラスに設定し, 損傷の有無の2クラス分類問題として推論する. このネットワーク構造をFig. 5に示す.

(2) VGG19

VGG16のネットワークをさらに深くした. 全結合層を多く持っていることでパラメータが多くなり, その結果ネットワークが重いのが欠点として挙げられるが, 精度もよく使い勝手が良い.

(3) Googlenet

全22層で構成されており, 特徴としてInceptionモジュールと呼ばれる小さなネットワークを作成することが挙げられる. その中に畳み込み層を重ねることで層をより深くでき, 高精度を実現している.

(4) Alexnet

構造がシンプルで他のネットワークのベースになることも多い. 畳み込み層が5層で, そのうちのいくつかにはMaxPooling層が存在する. また, 出力層にはソフトマックス関数を持つ全結合層3層が使用されており, 合計で8層により構成されている.

4.2. 各ネットワークによる分類結果

各CNNを用いた推論結果を示す. Table 2は原波形をモデル化した結果, Table 3は原波形を1階微分した波形, Table 4は2階微分した波形, Table 5は3階微分した波形でそれぞれモデル化した結果である. その結果, 原波形のスカログラムをAlexnetを用いることで71.3%の精度を得ることができ最も精度が高いことがわかった.

5. まとめ

本研究では, 様々な状態の木材を打撃加振した際に得られる加速度波形を用いて, 波形の周波数情報や時間的な特徴の解析を行った. まずは, 損傷が波形や周波数特性にどのような影響を与えるのかを把握し, そのCNNによって損傷の有無が判別できるかを検討した. 本実験と分析で得られた知見を以下に示す.

- (1) 縦方向の振動を計測した波形から損傷の有無の判別は出来なかったがウェーブレット変換では判別できた.
- (2) 本論では4つの推論モデルを用いて学習および推論を行った. 更に推論精度を高めるためには処理層の順番や振動波形の前処理(微分処理)が必要と考える.

- (3) 実験方法, データの前処理, 評価モデルの種類については今後の研究課題とする.

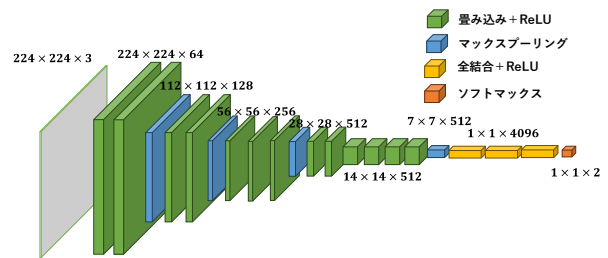


Fig. 5 VGG16の構造

Table 2 原波形

モデル	精度	損失関数
VGG16	70.0%	0.641
VGG19	66.7%	0.628
Googlenet	51.7%	0.732
Alexnet	71.3%	0.635

Table 3 原波形の1階微分

モデル	精度	損失関数
VGG16	57.1%	0.664
VGG19	64.3%	0.675
Googlenet	50.0%	0.796
Alexnet	53.6%	0.697

Table 4 原波形の2階微分

モデル	精度	損失関数
VGG16	45.0%	0.705
VGG19	66.7%	0.622
Googlenet	65.0%	0.685
Alexnet	66.7%	0.615

Table 5 原波形の3階微分

モデル	精度	損失関数
VGG16	60.8%	0.751
VGG19	58.8%	0.663
Googlenet	58.8%	0.861
Alexnet	58.8%	0.861

参考文献

- [1] 美濃羽靖, 和田誠, 田中紡, 「深層学習を用いた樹幹からの打撃音に基づく樹高および材積の推定」, 日林誌, 103巻, pp351-360, 2021.