

年輪の CNN 分析

浅野 美代子 (大東文化大学法学部)

鄭 宏杰 (東洋大学理工学部)

鈴木 輝 (大東文化大学)

海老原 広和 (大東文化大学)

Image Analysis of Tree-Rings Using Convolutional Neural Network

Miyoko ASANO

Hongjie ZHENG

Akira SUZUKI

Hirokazu EBIHARA

要 旨

木材産業では知識や情報が共有されず、森林伐採から製材品流通までの連携が不十分であるという問題がある。木材の樹種、原産地及び品質などを表示し、利用する木材にかかわる様々な情報を共有システムが必要である。本研究では、丸太の年輪画像を入力画像とし、画像認識技術である畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Networks (CNN)) による丸太個体を特定する。本稿では学習用データと検証用データの作成方法及び認識精度について報告する。

1 はじめに

林業の活性化や森林持続可能性に寄与するため「木材資源循環」と「木材トレーサビリティ」が重要である。木材は森林から伐採され、素材（丸太）から木材製品になり、住宅や土木資材として様々な形で利用される。素材丸太を森林から製品出荷まで産地表示する要望が多くなってきている。しかし現状としては、建築製材品は卸市場において、仲買人の経験と勘によって取引され、仲買人と施工業者の間においてさえ、製材品の産出国、樹種、履歴、性能、品質などに関する情報が正確に伝達されているとは言えない状況である。近年住宅の品質・性能に対する消費者ニーズの高まりにより、合法木材や森林認証材など明確な木材製品が求められる（林野庁、2019）。しかし現状として消費者は自らが使用している製材品を確認する術はなく、正確な情報を得ることが困難である。このような背景で、木材の出所・履歴を明らかにし、木材流通における追跡可能性、即ち木材のトレーサビリティ (traceability) が注目されている。

これまで木材トレーサビリティシステムを構築する試みは、木材の情報を記載した QR コードや電子タグなどの方法が実施されている。しかし、図1に示すように木材に QR コードを貼り付けた場合では、移動や保管時に脱落の恐れがあるとともに、QR コードが乾燥機内で読み取り不可能になるなどの問題があった。また、QR コードには記録できる情報量が少なく、書き換えることもできないデメリットがある。一方、個体識別分野では、図2に示すように非接触型 IC タグである RFID (Radio Frequency Identifier) タグと RFID リーダーは追跡管理、偽装防止などあらゆるシーンで活躍している。現在、伐採したばかりの杉などに木材の情報を書き込んだ RFID タグを打込み、近距離無線通信を通じて情報交換の技術が応用されている(添原ら、2014)。しかし、RFID 技術を応用する際に、データ作成時間やコスト増加の課題が残されている。さらに抜き取られて不正使用される恐れがある。



図1 読取り不能になった QR コード

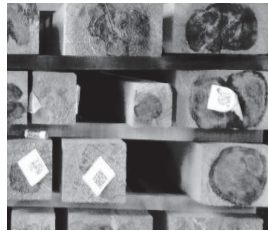


図2 RFID 技術による商品管理

一方、木材の年輪の生成は、周りの環境及び気象状況などによって影響を受けることが知られている。原木丸太の端部においては、年輪、寸法及び形状の情報が含まれているため、こちらの情報が古くから木材の樹齢、樹種識別に使われている。そこで、本研究では画像認識でよく使われるディープラーニングの代表的な畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Networks (CNN)) を用い、丸太年輪の画像を解析し、木の特定を可能にする。

2 研究方法

本研究では、CNN 特徴量に基づく年輪画像から丸太を分類する。CNN は深層学習モデルの一つで、何段も深い層を持つニューラルネットワークである。1998年にLeCunらはCNNを手書き数字文字認識へ応用した(通称LeNet、Y. LeCunほか、1998)。2012年にトロント大学のチームがImageNet ILSVRC-2010コンテストで1000クラス分類に当時最高の精度を出していた(通称AlexNet、A. Krizhevskyほか、2012)。近年、CNNは画像認識でよく使われる代表的な手法で、様々な分野で幅広く応用されている。例えば、医療現場では脳腫瘍の分類へのCNNの適用(S. Pereira, et. al, 2016)、CNNを用いた早期胃がんの自動検出を取り込んでいた(竹本ほか、2019)。

図3に本稿でCNNによる年輪画像を認識するモデルの概要を示す。ネットワーク構造は、入力層—Conv16—MP—Conv32—MP—Conv64—MP—Conv64—MP—Conv64—MP—FC500

— FC200 — FC100 — FC50 — Softmax (2 クラス) とした。ここで、MP は最大プーリング 2×2、FC は全結合層、活性化関数は ReLU とし、全ての層においてフィルタのサイズはサイズ 3×3 とした。学習回数は 10 回として学習を行った。データ画像の前処理として、まず元の年輪画像を年輪の中心位置を円心として円形で切り取った。その後切り出した画像は CNN の入力として 224×224 画素にリサイズし入力画像サイズを統一した。CNN の出力としては、特定したい年輪とそれ以外の年輪の識別を行う 2 クラス分類に設定した。

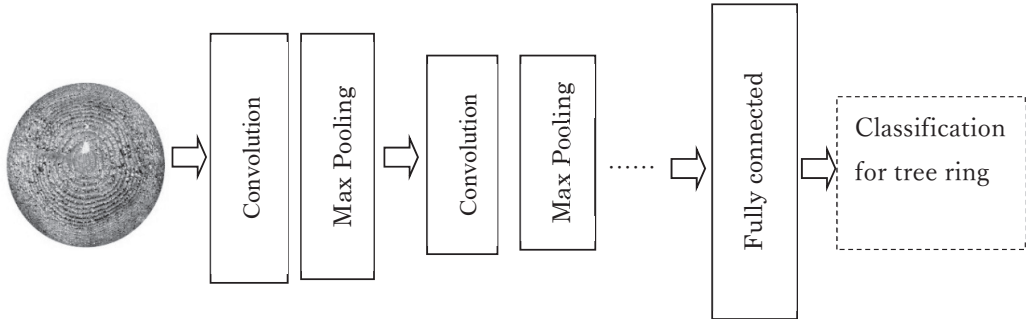


図 3 CNN による年輪の分類

3 実験内容

ここで学習に用いるデータセットと検証用データセットを紹介する。図 4 に本稿で特定したい年輪とそれ以外年輪の例を示す。

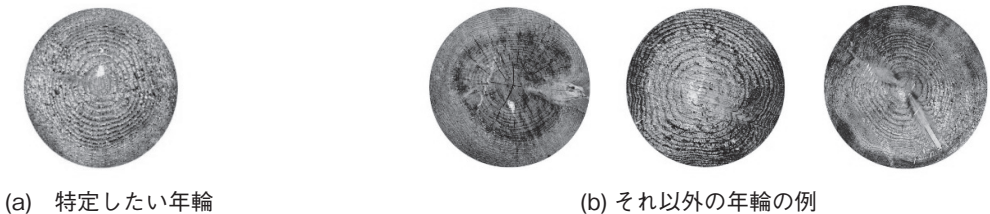


図 4 年輪画像：(a) 特定したい年輪、(b) それ以外の年輪の例

3.1 学習用データセット

年輪画像の特性を保持するために、データ拡張方法としては、回転画像のみを学習データに追加した。まず特定したい年輪(図 4a)を回転による拡張し 794 画像を作成した。分類するラベルは“1”に設定した。次にそれ以外の年輪(図 4b)は、9 枚の年輪画像から回転による拡張し、それぞれ約 300 画像、合計 2657 画像を作成した。分類するラベルは“0”に設定した。作成した学習データをさらに訓練用データとテスト用データに分割した。なお、訓練用データ(3105 画像)とテスト用データ(346 画像)に分割した。

3.2 検証用データセット

学習用データを作成する際に、回転のみによるデータ拡張を行ったが、未知の検証用データの作成に次のようなデータ拡張方法を実施した。特定したい年輪画像は、明暗度（485画像）と拡大縮小（484画像）合計969画像を作成した。それ以外の9枚の年輪画像は、明暗度、拡大縮小と回転を同時に実施し、合計99画像を作成した。さらに、上記以外の水増し無しの新しい年輪画像（213画像）検証用データに加えた。

4 実験結果と考察

検証用データの分類結果を表1に示す。表1より、特定したい年輪の正解率は100%、それ以外の年輪の正解率は99.0%、学習データにない年輪の正解率は90.6%であった。すなわち、学習データにない年輪は特定したい年輪としての誤認識率は約10%である。実際に木材を認証する際に、故意に木材を他の所から持ち込んだ場合、或いは故意ではないが作業で紛れ込んだ場合を想定すると、約10%誤認識されるが、しかし、訓練時に特定したい年輪以外の画像を増やすことにより、正解率は高くなると考えられる。今後学習データ数と検証用データセット数のさらなる検討を行うことにより、正解率を向上させる。

表1. 検証用データの分類結果

区分	分類クラス名	正解数	不正解数	正解率
特定したい年輪よる拡張した画像	1	969	0	100.0%
それ以外の年輪よる拡張した画像	0	98	1	99.0%
上記以外の水増し無しの新しい画像	0	193	20	90.6%

5 まとめ

本稿では、CNNによる年輪画像を認識手法の有効性を確認した。さらに学習と検証用データセットの作成方法を報告し、認識精度について検証した。但し、1本の丸太木口に1枚の画像を用い、画像処理によって学習データおよび検証データを作成したため、比較的認識しやすい。今後は、1本の丸太木口において画像を増やし、検証する予定である。

謝辞

本研究は科学研究費（基盤研究C 20K12286、研究代表者 浅野美代子）の助成を受けたものである（研究課題名：CNNと線形回帰のハイブリッド解析法を用いた年輪の赤外線画像分析）。

産業連携ロボットフォーラム（2020年2月）東京ビッグサイトを行うあたりポスター展示ブース看板を河内利治大東文化大学教授（前副学長）揮毫いただきました。また、ウィリアムズ茉莉花様に林業紹介VTR作成、浅野ゼミ鈴木賢也様に設営協力して頂きました。感謝の意を表します。

参考文献

- A. Krizhevsky, I. Sutskever, G. E. Hinton (2012), ImageNet classification with deep convolutional neural networks, NIPS.
- S. Pereira, A. Pinto, V. Alves, C. Silva (2016), Brain Tumor Segmentation Using Convolutional Neural Networks in MRI Images. IEEE Transactions on Medical Imaging, 35 (5), p. 1240–1251.
- Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio, P. Haffner (1998), Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition, Proc. of The IEEE.
- 添原 洋平, 松場 啓太, 浅野 良晴, 高村 秀紀 (2014), 建築用木材のデータベース化に関する研究 (第 2 報) 木材トレーサビリティシステムの実証実験, 平成 26 年度大会 (秋田) 学術講演論文集, 第 10 巻, 都市・環境 編, D-72.
- 竹本 智子, 堀 圭介, 坂井 良匡, 西村 将臣, 池松 弘朗, 矢野 友規, 横田 秀夫 (2019), CNN による少数教師データからの早期胃がん領域の検出, 精密工学会誌, 85 巻 9 号 p. 761-764.
- 林野庁, 令和現年度森林・林業白書 (2019), <https://www.rinya.maff.go.jp/j/kikaku/hakusyo/r1hakusyo/zenbun.html>, p. 167 (アクセス日 2020/09/09).