

AI によるカラマツ木口面の欠点および年輪検出技術の開発

橋本 裕之, 北橋 善範, 須賀 雅人, 近藤 佳秀

Development of AI-based technology for detecting defects and growth rings on Japanese larch end-grain surfaces

Hiroyuki HASHIMOTO, Yoshinori KITAHASHI, Masato SUGA, Yoshihide KONDO

Keywords : Computer vision, instance segmentation, end-grain surface, detection of growth ring, defect detection

キーワード : 画像認識, インスタンスセグメンテーション, 木口面, 年輪検出, 欠点検出

カラマツ材の選木作業における品質評価の高度化を目的として, 木口面画像に対する AI を用いた欠点および年輪の自動検出技術を開発した。開発したモデルにより, 木口面に現れる欠点の自動検出が可能となり, さらに年輪検出技術を応用して平均年輪幅の分布を可視化することで, 木口面の任意の位置におけるラミナのヤング率推定の可能性を示した。

1. はじめに

林業や製材業において, 原木の選木工程は依然として熟練者の目視に頼る部分が多い。選木は木材の品質を確保するための重要な工程であるが, 目視作業は時間と労力を要し, その精度も作業者の経験に大きく依存している。特に, 木口面に現れる腐れや虫食い, 節, 心割れなどの欠点の判断は, 経験豊富な作業者の技能に頼る部分が大きく, 選木の難易度を高めている。しかし, 近年では熟練者の高齢化が進む一方, 新規就業者の減少や離職率の増加が課題となっており, 人手不足が深刻化している¹⁾。そのため, 目視を支援する技術の導入による作業の効率化と正確性の向上が強く求められている。

木口面には欠点が見れるとともに, 年輪パターンからは髓の位置²⁾や年輪幅, 未成熟材の範囲などを読み取ることができる。欠点の有無は製材時の歩留まりや製品の外観品質に直結し, 年輪情報は木材の強度特性や用途適性の推定に関わる。現状では, 熟練者がこれらの情報を総合的に判断して選木を行っているが, AIによる画像認識技術を活用することで, これらの情報を客観的かつ効率的に抽出できる可能性がある。このような技術が確立されれば, 製材工場において木材の品質や性能を加工前に把握できるようになり, 原木生産のコスト削減や選木作業の省

力化に大きく貢献すると考えられる。

本報告では, カラマツ原木の木口面画像からAIによる画像認識技術を活用し, 欠点検出技術および年輪パターン抽出技術の開発に取り組んだ結果を報告する。

なお, 一般に深層学習に必要な画像は数千枚以上とされているが³⁾, 伐採現場の樅積みには必ずしも欠点を含む原木が多く存在するわけではなく, 実用的な学習モデルの作成に要する画像を集めるのは極めて困難であったため, まずはPoC (概念実証) としてAIによる欠点検出の実現可能性を検証することを目的とし, 学習モデルの精度評価については今後の課題とした。

2. 実験方法

2.1 欠点の検出技術の開発

2.1.1 欠点の種類

カラマツの木口面に現れる欠点には, 主に腐れ, 虫食い, 節, 巻き込み, 目廻り, 心割れがあり, それぞれの画像を第1図に示す。第1図では欠点の特徴を明確にするため, 1枚につき1種類の欠点を含む画像を示しているが, 実際の木口面では複数の欠点と同時に現れることが多い。

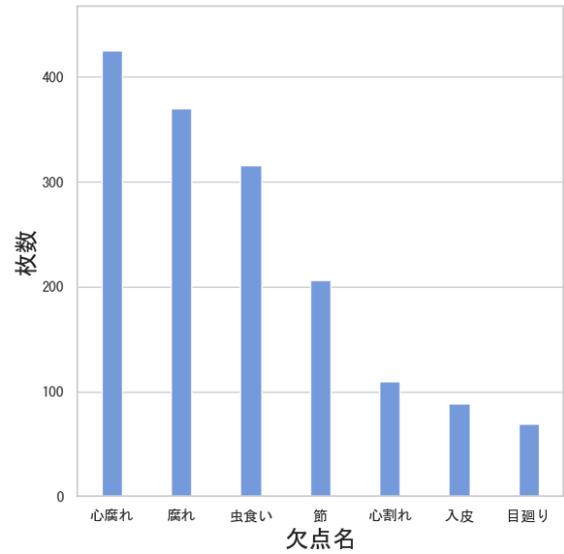


心腐れ 腐れ 虫食い 節 入皮 目廻り 心割れ

第1図 カラマツ木口面の欠点の種類



第2図 カラマツ木口面の撮影の様子



第3図 欠点の内訳

2.1.2 データセットの作成

a) 画像の収集

木口面の撮影は、伐採後の土場において桎積みされた原木に対してカメラを構えて行った。撮影の様子を第2図に、撮影条件を第1表に示す。欠点を含む画像は1,372枚を収集した。各欠点の内訳は第3図の通りである。

b) データクリーニング

本アルゴリズムの学習用データセットを構築するにあたり、認識精度を低下させる要因となる日陰、雪・泥の付着、手振れといったノイズを含む不良画像を、あらかじめ手動で学習対象から除外した。

c) アノテーション

データクリーニングを行った画像に対し、インスタンスセグメンテーションの学習に必要な教師データの作成（アノテーション）を行った。作業には、オープンソースソフトウェアのLabelme⁴を用いた。

各画像について、欠点領域の輪郭を多角形（ポリゴン）でトレースし、その領域に対して事前に定義した欠点種別のラベル（欠点の名称）を付与した。

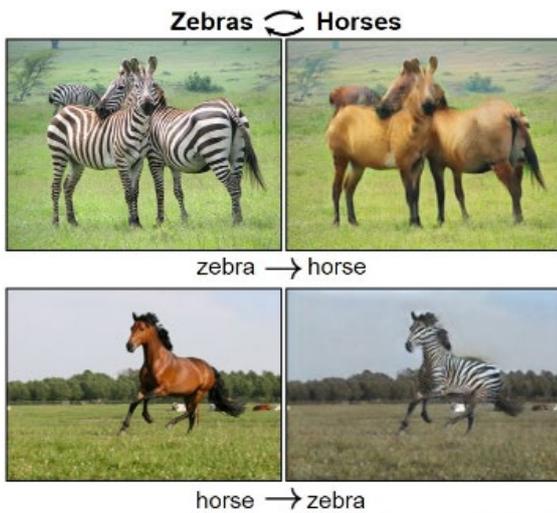
第1表 カラマツ木口面の撮影条件

項目	条件
機種	EOS10Kiss×10(Canon)
画素数	4000×4000
アスペクト比	1:1
撮影モード	オート

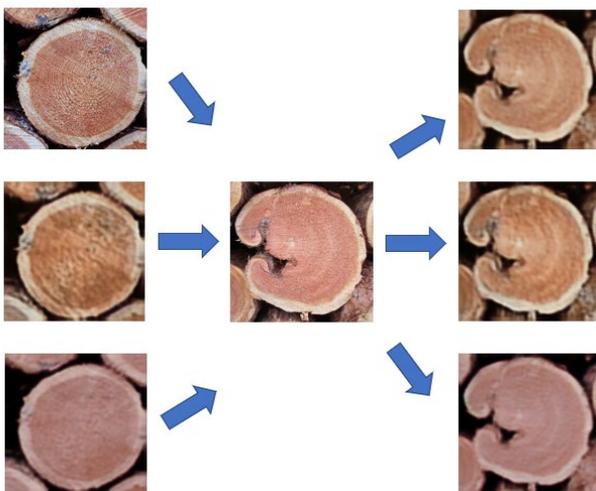
この一連の作業により、欠点の位置、形状、および種類をピクセル単位で定義することが可能となる。

d) データクレンジング

アノテーション作業後に、見落としの有無や誤ったラベル付けがないかを全データについて目視で確認した。さらに学習後に、学習に使用した画像をあえて推論させることで、モデルが検出できなかった欠点や誤検出した欠点からアノテーションの見落としや誤ラベル付けを発見した。このような誤りが発見された際にはアノテーションデータを修正し、再学習を行うことでデータセットの品質向上を図った。



第4図 CycleGANによる画像変換の例
 画像は文献⁵⁾より引用し、一部改変



第5図 入皮のCycleGANによるデータ拡張

2.1.3 データ拡張

特に画像数が少なかった入皮について、敵対的生成ネットワーク（GAN: Generative Adversarial Network）を活用してデータ拡張を行った。GANは画像を生成するAI手法の一つであり、本研究では形状を保持したまま色彩や質感を変換可能なCycleGAN⁵⁾を用いた。CycleGANは第4図に示すように、対象物の形状を変えずに模様や色彩のみを置き換えることが可能な生成モデルである。本研究ではこの仕組みを応用し、第5図に示すように、入皮を含む木口面画像に対して欠点を有しない他の木口面画像の色彩や質感を転写することで、80枚の画像を160枚に拡張した。

第2表 YOLACTによる学習条件

項目	詳細
OS	Windows 11 Pro
CPU	Intel Core(TM) i7-12700K
GPU	NVIDIA GeForce RTX 3080(10GB)
python	3.8.0
CUDA	11.3
フレームワーク	PyTorch 1.11.0+cu113
バックボーン	Resnet50
学習率の初期値	0.001
バッチサイズ	4
学習終了条件	bbox の loss が 0.2 を下回った時点
学習時間	320 [hr]

2.1.4 学習条件

本研究における欠点検出では、その種類の判別に加え面積情報も定量的に抽出するために、個々の欠点領域をピクセル単位で識別可能なインスタンスセグメンテーションによる認識アルゴリズムを選定した。そのソフトウェアには、リアルタイム性と精度に優れたライブラリであるYOLACT⁶⁾を採用した。学習条件を第2表に示す。

2.2 年輪パターンの抽出技術の開発

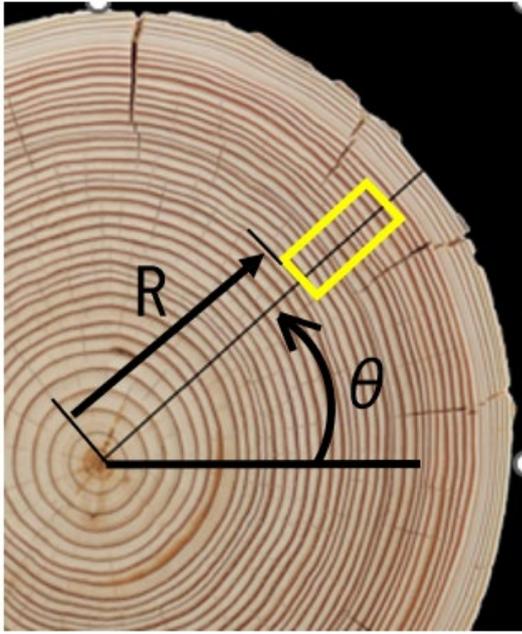
より効率的な年輪検出手法を探るため、AIによらない手法およびAIによる手法（2種類）を試行し、比較を行った。

2.2.1 AIによらない手法 -ルールベース-

AIによらない方法として、ルールベースによる抽出を行った。ルールベースとは、あらかじめ人が決めたルールによって画像の特徴を分析し対象を識別する方法である。ここではまず、第6図⁷⁾のように、高精細な全体画像を基に、髄を中心として角度 θ 、半径 R の位置で長方形を切り取った横長の画像を考える。このような切り取り方の場合、年輪は概ね縦方向に向くことになる。

晩材と早材では色合いや明るさが異なるため縞模様に見える。このような場合には、通常のルールベースの手法では白黒画像に変換してから特徴量を数値に置き換える手順を踏む。

第7図⁷⁾にルールベースの場合の画像処理の内容



第6図 カラマツの木口面⁷⁾

を示す。(a)は切り取ったカラー画像，(b)は白黒に変換した画像である。白黒変換では，暗い色（晩材部分）が黒，明るい色（早材部分）が白となる。(c)は(b)の各横位置における黒色画素数を集計したヒストグラムである。横軸は画像の横方向の位置，縦軸は黒色画素数を示す。白黒画像の高さが10ピクセルであるため，縦軸の最大値は10となる。ヒストグラムが最大値10に達する位置は，縦方向の全ピクセルが黒色，すなわち晩材部分であることを意味する。(d)はこの晩材部分（ヒストグラムの値が10となる位置）を黒い帯として可視化したものであり，年輪が縦方向の黒い帯として検出されている。この処理を木口面全体について繰り返すことで年輪パターン全体を検出した。

ただし，ルールベースによる画像認識処理は，原木表面の状態に起因する画像劣化の影響を受けやすい。例えば，表面の汚れや割れ，あるいは撮影時のハレーション（光の過度な反射）などが認められる場合，白黒画像への変換処理における閾値の設定が困難となり，結果として画像全体が黒または白に偏ってしまうことがある。このような場合には年輪の境界が不明瞭となり，検出精度を著しく低下させるという欠点を有する。

2.2.2 AIによる手法1-インスタンスセグメンテーション

次に，AIを活用した年輪の検出技術としてインスタ



第7図 ルールベースでの処理内容⁷⁾



(a) オリジナル画像 (b) アノテーション例

第8図 年輪のアノテーション例⁷⁾

ンスセグメンテーションを用いた手法について述べる。インスタンスセグメンテーションとは画像内の物体を検出し，それぞれの物体を個別にピクセル単位で区分けする手法である。まず，画像を収集してアノテーションを行う。第8図⁷⁾ (a)にアノテーション前のオリジナル画像を，(b)にアノテーション後の画像を示す。(a)は，ルールベースでの方法と同

様に元の全体画像から長方形領域を切り取っている。この操作は、年輪のような微細な構造物の検出精度を向上させるために行う。例えば、木口面画像全体（直径 40cm 程度）に AI モデルを直接適用した場合、年輪のような細く微小な物体（晩材の幅 3mm 程度）が画像サイズに対して相対的に小さすぎるため見逃される可能性がある。そのため本研究では、長方形領域を切り出した画像を AI モデルへの入力データとして用いることで、年輪領域をクローズアップし、検出精度の低下を抑制するアプローチを採用した。(b)はアノテーション例である。画像には心割れが含まれているが、年輪の境界のみをアノテーションし、割れによる黒い線状の模様は対象外とした。これにより、学習後のモデルは割れを無視して年輪のみを検出することが可能になる。このようにアノテーションを施した画像をデータセットとして用い、深層学習による年輪検出モデルを構築した。学習には YOLACT を用いてインスタンスセグメンテーションアルゴリズムの一つであるによるモデル構築を行った。学習に要した時間はおよそ 10 時間であった。

2.2.3 AIによる手法2 - SAHI -

本研究では、さらにSAHI (Slicing Aided Hyper Inference: 画像の分割推論による高精度検出)⁸⁾という手法を応用した年輪の検出方法⁹⁾を試みた。

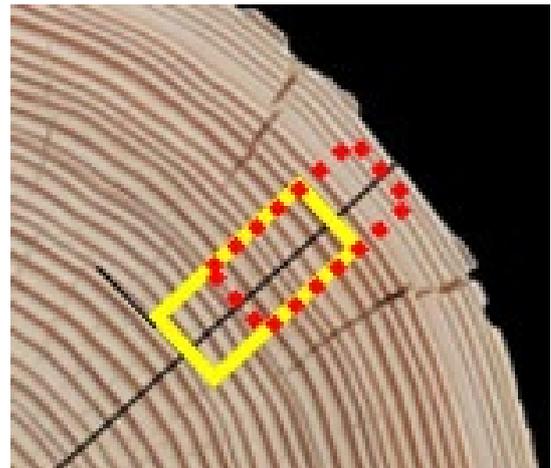
まず、第6図と同様に長方形を切り出すが、第9図⁷⁾の破線の長方形のように、毎回の切り出し領域を重複させて画像を分割する。推論後にこれらを合成することで、同じ場所が複数回にわたって推論される機会が得られ、検出漏れの低減が期待できる。この処理の様子を第10図⁷⁾に示す。第10図(a)は元の画像、(b)は重複しながら切り出した画像、(c)は切り出した各画像の推論結果であり、白色部分が晩材である。(c)の中央の画像の中ほどに1本の検出漏れが確認されたが、各推論結果を合成した(d)では、検出漏れが補完されている様子が確認できる。

3. 結果と考察

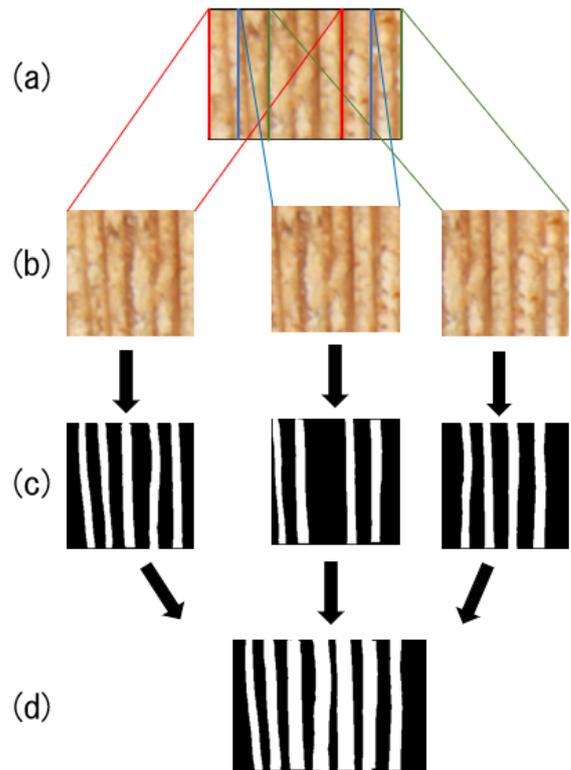
3.1 欠点の検出

全ての学習を完了させるまでに要した時間は約 320 時間であった。各欠点の推論結果について以下に示す。

入皮を学習後に推論を行ったところ、欠点のな



第9図 重複させて切出す様子⁷⁾



第10図 画像を細分割する高精度推論⁷⁾

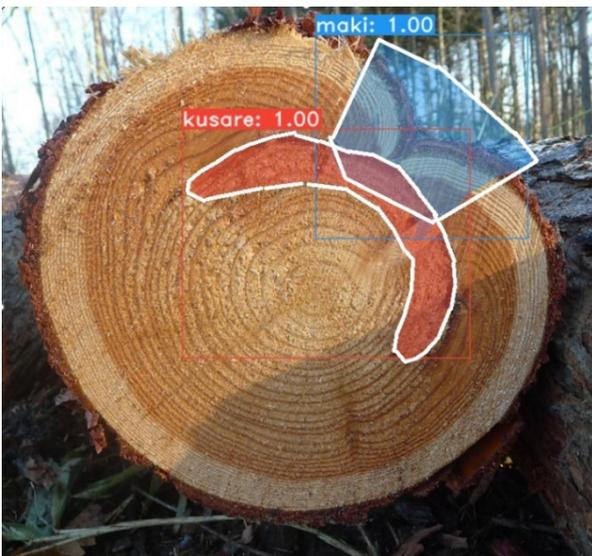
い正常な木口面に対しても入皮があると誤検出した。原因は、アノテーションの際に木口断面の全体の輪郭を対象としたためと考えられる(第11図)。対策として、入皮の特徴的な部分のみを多角形状で囲むアノテーションを行った。その結果、入皮を含む領域のみを正確に検出できることを確認した(第12図)。



第11図 入皮のアノテーション



第13図 節の推論結果



第12図 入皮部分を含む多角形でアノテーションした場合の推論結果

着色部位は AI による欠点検出結果を、数値は信頼度スコア (confidence score) を示す (以降の図も同様)

節の推論結果を第13図に示す。節は欠点の中でも輪郭が鮮明に区別できるため、アノテーションおよび推論結果から検出が容易な欠点の一つと考えられる。

腐れの推論結果を第14図に示す。腐れも節と同様に輪郭が鮮明であるため、検出が容易な欠点といえる。



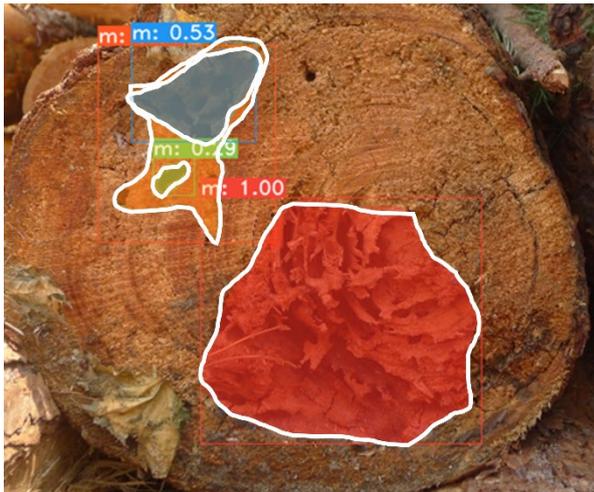
第14図 腐れの推論結果

虫食いの推論結果を第15図に示す。虫食いが進行し空洞に近い状態の場合は検出が容易であると考えられる。しかし、孤立した小さな孔の場合には検出漏れが生じた。原因として、画像サイズに対して孔のサイズが小さいことが考えられる。

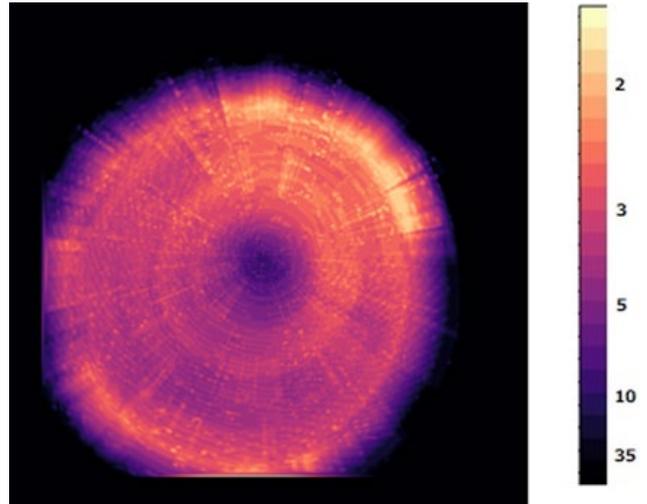
なお、心割れと目廻りについては他研究 (未発表) にて別途詳細な研究を行ったため本稿では割愛する。

3.2 年輪パターンの検出

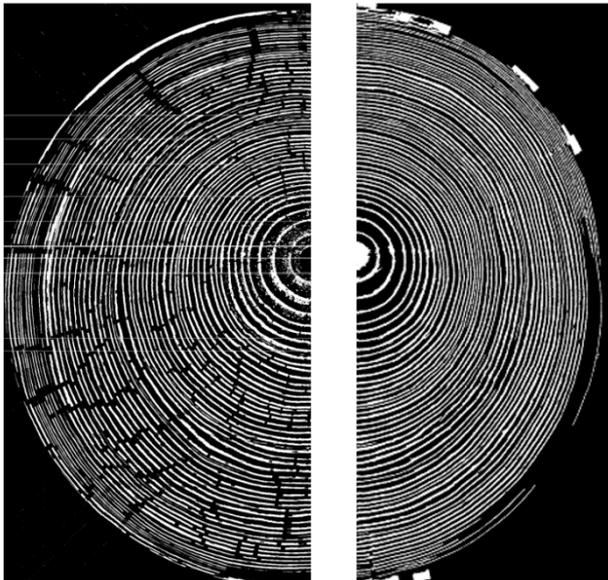
切り出した各画像を合成しながら木口面全体に渡って再構成した結果を第16図⁷⁾に示す。第16図(a)はルールベースによる結果である。この木口面は、



第15図 虫食いの推論結果



第17図 年輪幅の可視化⁷⁾



(a) ルールベースによる結果 (b) AIによる結果

第16図 年輪の検出結果⁷⁾

カンナとサンドペーパーで仕上げたため汚れがなく平滑な表面であり、全体的に良好な検出結果が得られた。しかも、年輪だけでなく心割れも同時に検出されていることが確認できる。一方、第16図(b)はSAHIによる結果であり、割れの影響を受けることなく年輪のみを検出している。

木口面の画像解析によって年輪を自動で検出できると、年輪数を高精度に計測できる。また、年輪情報に基づいて年輪幅の算出や未成熟材領域を把握し、集成材・正角材の強度性能を予測できる可能性も期待される。第17図⁷⁾は、検出された年輪の間隔を

可視化したものである。図中では白に近いほど年輪の間隔が狭くなるように色分けしている。

年輪幅と木材性能には相関があることが知られており¹⁰⁾、この年輪幅の分布情報を活用すれば、この原木から採取できる製材品の性能を加工前に予測し、運搬・製材工程の最適化とコスト削減が期待できる。

4. 今後の展望

4.1 林業機械への搭載に係る課題

本研究では、土場に積まれた原木を対象とした画像収集と学習により、画像AIによる欠点検出システムの基礎を構築した。次の段階として、伐採現場における選木工程への適用が必要である。現在の林業現場では、ハーベスタやプロセッサなどの高性能林業機械のオペレータが重機のキャビン内から原木の品質判定を行っている。

したがって、今後は林業機械に搭載可能なカメラシステムの開発と現場での実証実験が必要である。土場での静止状態とは異なり、振動、照度変化、樹皮や枝葉の付着など困難な撮影条件下でのデータ取得と、リアルタイム処理が可能な軽量AIモデルへの最適化が求められる。これらの実証実験を通じて、木材生産の現場で実用に耐えるシステムを確立することで、林業・製材業における人手不足問題の解決と生産性向上に貢献できると考えられる。

4.2 木口画像の各種ノイズへの対応

本研究では明瞭な木口画像を用いて解析したが、

伐採現場や製材工場の土場における原木は雪（第18図⁷⁾）、泥（第19図⁷⁾）、腐朽に伴う変色（第20図⁷⁾）など、様々なノイズ要因により年輪の検出が困難である場合が多い。

したがって、今後はこれらの実環境下での検出精度を高めるため、ルールベース、画像認識AI、さらには生成AIにおけるTransformer（画像の広域的な特徴を捉える深層学習アーキテクチャ）といった多様な技術を組み合わせ、様々なノイズ要因に対して頑健な年輪検出技術を確立する必要がある。特に生成AIの活用はデータ拡張やノイズ除去の面で新たな可能性を開くと期待される。

謝辞

本研究における大量の木口面画像の収集にあたり、北海道水産林務部森林海洋環境局成長産業課 美唄普及指導員室、下川町森林組合、佐藤木材工業株式会社、旭川市森林組合の方々に多大なるご協力をいただいた。ここに記して厚く御礼申し上げる。

引用文献

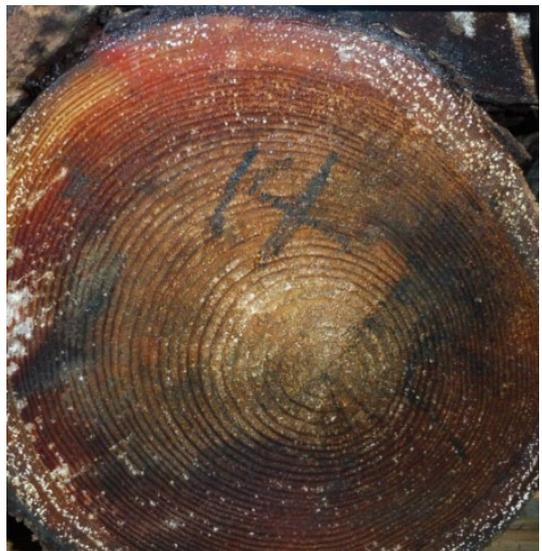
- 1) 厚生労働省: 令和5年雇用動向調査結果の概況, 2023, p. 8.
- 2) 向達 毅: 髓位置推定装置および製材システム, 特許第 7320260 号 (2023) .
- 3) 川島 賢: 画像認識プログラミングレシピ, 秀和システム, 309 (2019) .
- 4) Kentaro Wada: Labelme: Image Polygonal Annotation with Python, GitHub (2020) , <https://github.com/wkentaro/labelme> 2025年11月10日参照.
- 5) Zhu, J.-Y., Park, T., Isola, P., & Efros, A. A.: CycleGAN: Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks, Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2223–2232 (2017).
- 6) Bolya, D., Zhou, C., Xiao, F., & Lee, Y. J.: YOLACT: Real-time Instance Segmentation, Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision , 9157-9166 (2019).
- 7) 橋本裕之: 林産試だより, 2025年3月号, 5-8 (2025).



第18図 雪が付着した原木⁷⁾



第19図 泥が付着した原木⁷⁾



第20図 腐朽により変色した原木⁷⁾

- 8) Akyon, F. C., Altinuc, S. O., & Temizel, A.: Slicing Aided Hyper Inference and Fine-tuning for Small Object Detection, IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2488–2492 (2022).
- 9) Poláček, M., Acxpe, A., Hüther, P., Weidlich, L., Steindl, S., & Swarts, K.: Automation of Tree-ring Detection and Measurements Using Deep Learning, Methods in Ecology and Evolution, **14**(7), 1665-1679 (2023).
- 10) Zhang, S.Y.: Effect of Growth Rate on Wood Specific Gravity and Selected Mechanical Properties in Individual Species from Distinct Wood Categories, Wood Science and Technology, **29**(6), 451-465 (1995).

—技術部 製品開発グループ—
(原稿受理 : 2025.9.29)