

論壇

木材の個性と多様性
—観察から定量化へのアプローチ—

京都大学名誉教授

杉山淳司

はじめに

近年、情報処理技術は目覚ましい速度で発展を遂げている。画像解析や機械学習に代表されるこれらの技術のうち、どのような手法を、どのような形で取り入れれば、木材の形態や組織構造の観察・理解に資するのか——その点について、限定的な視点からの考察にとどまるが、私見を述べさせていただきたい。

この問題意識の背景には、2005 年以降、京都大学木質科学研究所（現・生存圏研究所）の木材標本庫の運用に関わるようになった経験がある。当時、同研究所は大学院重点化や法人化、組織再編といった一連の改革を経て、新たな研究所として再出発した時期にあたり、全国共同利用・共同研究拠点として位置づけられた。研究所は木質科学と電波科学という一見異なる分野の研究者から構成され、生活圏・森林圏・大気圏・宇宙圏という「四圏科学」を掲げ、持続可能な社会の構築に貢献するという、現在でいう SDGs を先取りした理念を有する、特徴的な研究組織であった。

とくに電波科学分野では、気象観測や衛星観測により得られた電子データを公開し、全国共同利用を進めてきた実績があった。このような研究文化を背景として、木材標本を保管・管理する材鑑調査室もまた、「標本」という実体を基盤としつつ、新しい形の全国共同利用施設として再整備されることになった。研究所からの全面的な支援を受け、展示室や保管庫の改修、屋根裏倉庫の拡充などの環境整備が進められ、その結果、毎年数百人が利用し、十数件の共同研究が行われる拠点へと発展していった。

当時、木材関連の標本データベースは、電子化された数値情報ではなく、実物標本そのものの、すなわち「もの」として存在していた。そのため、共同研究の多くは、樹種識別の実施や支援、識別に用いる標準木材の貸し出し、顕微鏡用プレパラートの閲覧といった、比較解剖学的・記載的研究が中心であった。しかし一方で、これらの木材標本が有する顕微鏡画像を体系的に記録・蓄積し、定量的な木材解剖学研究に活用できる画像データベースへと発展さ

せたいという期待があり、この問題意識が、木材組織学に情報処理技術を導入する試みの出発点となっている。

標本庫の運用と並び、樹種識別は、研究所において歴代の教授が継続して担ってきた重要な役割の一つである。とりわけ、文化庁と研究所との間で覚書を交わし、指定仏像彫刻の修復に際して用いられる木材の調査を、定期的かつ継続的に実施する体制が整えられたことは、この活動を大きく前進させる契機となった。

木材を見分ける

樹種識別において基盤となるのは、解剖学的特徴を体系的に整理し、コード化した識別情報である。古くから用いられてきた方法の一つに、いわゆるカード式識別法がある。これは、樹種ごとに一枚の厚紙カードを用意し、カードの周囲に各解剖学的特徴に対応した穴を開けたものである。検索時には、特定の特徴に対応する穴に針金を通してカード束を持ち上げると、その特徴をもつ樹種のカードのみが落ちてくる仕組みであり、機械化以前の時代における合理的な情報検索手法であった。

私が樹種識別に携わり始めた頃には、IAWA（国際木材解剖学会議）によって整理された識別上重要な解剖学的特徴が、広葉樹については 1989 年版¹、針葉樹については 2004 年版²として公表され、これらを基にした検索がウェブ上で可能な環境が整いつつあった。なかでも InsideWood プロジェクト³は代表的な取り組みであり、現在も維持・更新が続けられている。公開サイトでは、複数の研究機関から提供された化石および現生の広葉樹、ならびに現生の針葉樹について、光学顕微鏡画像とそれに対応する解剖学的コードが体系的に公開されている。

一方、国内においては、森林総合研究所が整備・公開している木材データベースが群を抜いて充実している⁴。国産広葉樹材の樹種識別に不可欠な情報を網羅するのみならず、腊葉標本や主要木材の解説なども含まれており、木材研究者に限らず、樹種の特定を必要とする歴史学、考古学、文化財科学、建築学といった幅広い分野で利用されている。現在も定期的に更新が行われており、観察に基づく樹種識別技術の普及に多大な貢献を果たしている。これらのウェブサービスの存在は、検索機能を備えた電子図鑑を手にしたのに等しい。

マシンによる判別

実際の識別業務に目を向けると、国指定の木製文化財では、素性の明確な木材が用いられている場合が多く、一般の造作物と比べて候補となる樹種が限定されるため、比較的判定が容易な事例も少なくなかった。しかし、調査件数が増え、経験を積むにつれて、種間差や種内変異を考慮した場合、必ずしも明確な線引きが可能ではないケースが存在することを実感

するようになった。こうした経験から、機械学習を用いて樹種識別モデルを構築し、その有効性を検証してみることにした。

樹種識別は、情報処理の観点から見ると、比較的単純な分類問題に属する。この種の判別システムを構築する際の基本的なステップは、①データベースの構築、②目的に適した学習モデルの選択と精度評価・汎化性能の向上、③実際の対象物への適用と結果の公開、の三段階に整理できる。AI と呼ばれる技術であっても、本質的にはあらかじめ定められた処理を実行するものであり、「学習」も設定された範囲内でしか行われぬ。そのため、例外的な事例に弱く、十分な汎用性や柔軟性を欠く場合がある。とりわけ①の段階では、学習用データベースの質と量をいかに確保するかが最も重要な課題となる。

次に②の段階では、機械学習手法そのものが極めて速い速度で進歩していることを常に意識しておく必要があり、モデルの更新や再検証が不可欠となる。③は、AI によって得られた成果を社会に還元し、その妥当性を検証するという点で、研究と社会をつなぐ重要なプロセスである。ここは、研究者単独では進められない部分で、特定のデータベース資源を持つ現場との協働があって初めて展開できる部分だ。

機械学習用の木材データベースはいくつか公開されているものの、その多くは非専門家による実用的な鑑識を目的としたもので、木材表面画像や実体顕微鏡像を用いたものが中心であった⁵。そこで、多くの方に協力いただいて木口面の光学顕微鏡写真からなる独自のデータベースを作成し、公開するに至った⁶ (図 1)。このデータベースは、アメリカの研究グループによって、生成 AI の一種である StyleGAN を用いた擬似木材画像生成の研究にも利用されている⁷。

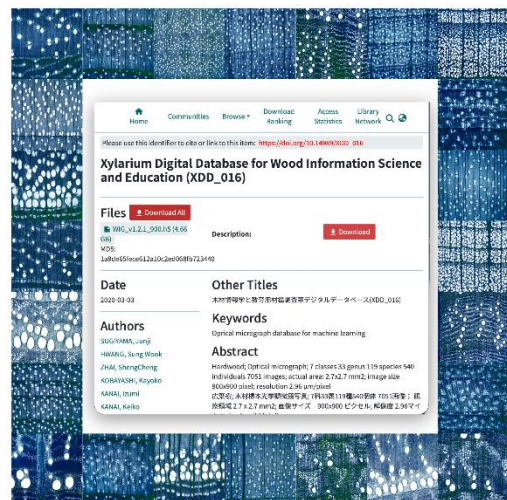


図 1 広葉樹の光学顕微鏡画像データベース (2020)

細胞のセグメンテーション

一方で、木材組織を定量的に計測することによって、古環境や樹木生理を明らかにしようとする研究は、古くから蓄積されてきた。年輪年代学や年輪気候学は、その代表的な例である。酸素同位体分析をはじめとする化学的手法が多くの新知見をもたらしている現在においても、年輪幅の経年変化は依然として重要な環境プロキシの一つである。また、一年を通じて細胞壁がどのような時間的順序で形成されるかを追跡することは、形成層活動の履歴を読み解くことにほかならない。

さらに近年では、木材を構成する全細胞を量的に評価し、通道系・貯蔵系・支持系といった機能的に異なる細胞群の間に存在するトレードオフ関係を議論する研究も、生態学の分野

で進められている。こうした解析では、多数の細胞を対象とした煩雑な手作業による測定が不可欠であったが、その作業を短時間で一括して実行できる点に、機械学習の大きな強みがある。その中核となる技術が、セグメンテーションである。

セグメンテーションとは、自動運転技術などにも実装されている、画像中の物体を認識・抽出するためのアルゴリズムである。画像内から特定の物体が存在する領域を見つけ出し、さらにその物体の輪郭をピクセル単位で特定する。樹木細胞を例にとると、個々の細胞を抽出対象とし、元画像に加えて、細胞一つ一つを塗り分けたマスク画像を用意する必要がある。この作業は手間と時間を要するが、研究の成否を左右する極めて重要な工程であり、専門性が高いほど研究者自身が多く時間を割く必要がある部分でもある。ただし近年では、十分な予算があれば外注によって対応できる環境も整いつつある。

セグメンテーションモデルとしては、U-Net⁸、Mask R-CNN⁹、YOLO¹⁰ など、汎用性の高いモデルがオープンソースとして提供されている。ここでは一例として、単一ラベルで学習したセグメンテーションモデルを用いて細胞を抽出し、その後、各細胞の形態的特徴量に基づいてクラス分けを行い、結果を画像上に色分けして重ねた例を図 2 および図 3 に示す。

クラス分けに用いた個々の細胞の数値情報 (図 2) は、面積、周囲長、主軸長などの幾何学的指標、伸長度や円形度といった形状指数、さらに対応する元画像領域における平均輝度、分散、コントラストなどのグレースケール統計量を含む、計 16 変数から構成されている。全細胞について得られた 16 次元データを低次元空間に圧縮したのち、密度ベースのクラスタリングを行い、新たなラベルを付与して画像に重ねたものである。図 3 の左はクリ、右はアカガシの木口面である。

環孔材であるクリでは、国産材の中でも特に径の大きな孔圈部の道管、放射状あるいは火焰状に配列する年輪後半の小道管、木繊維、単列放射組織といった大まかな構造が区別されている。一方、放射孔材であるアカガシでは、放射状に配列する道管、帯状に分布する軸方向柔細胞、単列放射組織と複合放射組織の二つが区別されて

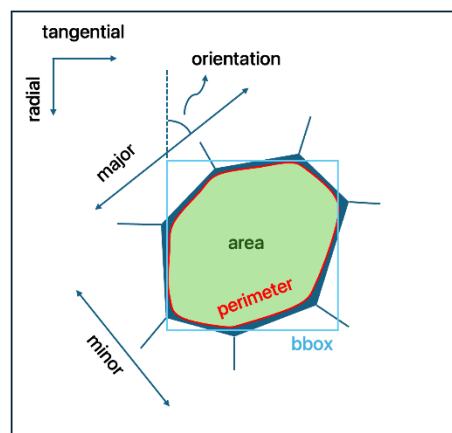


図 2 一つの領域から計測する幾何学情報

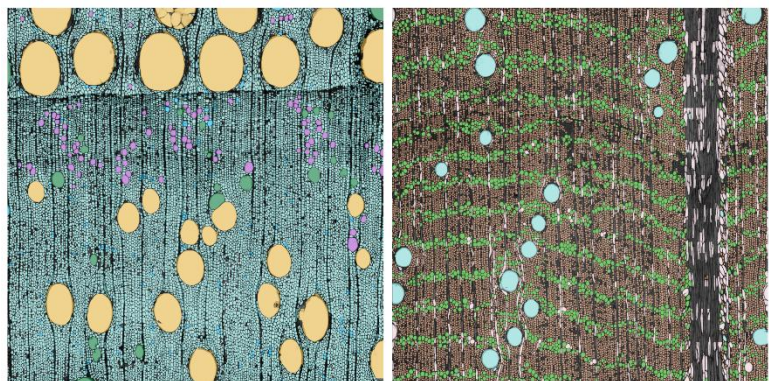


図 3 セグメンテーション後のクリとアカガシ

いる。完全ではないものの、この倍率で視認可能な組織構造の概要を説明するに足る情報が得られている。

これらの画像には、2 万個に近い細胞が記録されている。通常の顕微鏡観察で把握している大まかな構造を再現すると同時に、細胞の大きさ、幾何学的特徴、空間的配置、空隙率といった多様な定量情報が一括して得られる点に、この手法の本質的な価値がある。従来は手作業でしか取得できなかった木材内部情報を、高速かつ大量に抽出できるようになれば、研究の展開は大きく広がるだろう。

例えば、樹木形成における細胞分裂・拡大・伸長の過程を数理モデルとして記述する試み、年輪年代学や年輪気候学への応用、さらには高分解能な環境応答パラメータの探索手段として、細胞種や形態変化を時系列で追跡する研究などが考えられる。こうした方向性は、木材組織学と周辺分野の研究を一段と加速させると期待される。

おわりに

今日では、誰もがパソコンの中に AI を持つことのできる時代となった。OpenAI の ChatGPT や Google の Gemini に代表される商用モデルは広く知られているが、オープンソースの大規模言語モデル (LLM) を用いれば、無料で個人的な AI 環境を構築することも可能である。昨年 8 月に公開された gpt-oss¹¹ をノートパソコン上で試した際には、これほどの性能のモデルを無償で利用できることに驚きを感じた。

こうしたツールを適切に組み合わせれば、図 4 に示すように、画像情報、セグメンテーションから得られた形態情報、さらに自動生成された解剖学的記載を統合し、マルチモーダルモデルへ入力することが可能となる。類似度の高い樹種を上位 5 種まで提示し、それぞれの画像を表示した上で、説明用の LLM によって識別上のポイントを列挙する、といった支援システムも現実的なものとなりつつある。

オープンデータとオープンソースの普及により、研究手法そのものが大きく変わりつつある分野も少なくない。木材科学においても、研究コミュニティ全体で手法の洗練と応用範囲の拡大を進めていくことが重要であろう。今後、ドメイン適応、リアルタイム推論、LLM との連携といった技術的ブレークスルーが組み合わさることで、

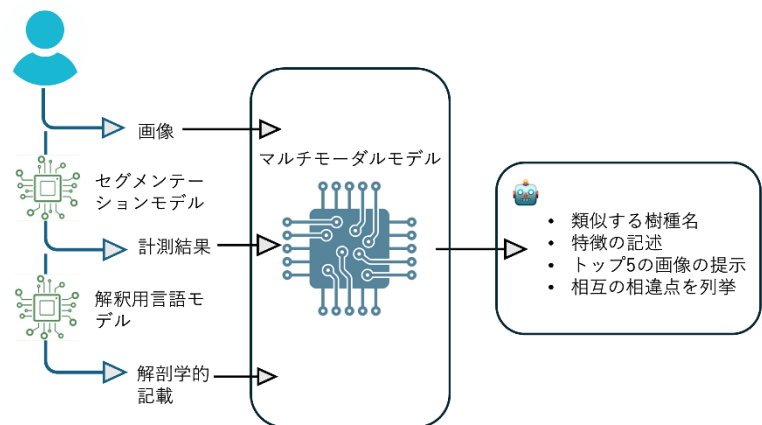


図 4 オープンウエイト LLM を利用したローカル AI

木材科学がさらに発展することを期待したい。もっとも、この分野の進歩は極めて速く、数年後には本稿の内容が時代遅れになっている可能性は高い。その点については、あらかじめご容赦いただければ幸いである。

参考文献

- 1 IAWA Committee. (1989). *IAWA list of microscopic features for hardwood identification*. IAWA Bulletin n. s., 10(3), 219-332.
- 2 IAWA Committee. (2004). *IAWA list of microscopic features for softwood identification*. *IAWA Journal*, 25(1), 1-70.
- 3 InsideWood. 2004-onwards. <http://insidewood.lib.ncsu.edu> (参照 2026-1-6)
- 4 森林総合研究所 組織材質研究室「日本産木材の識別データベース」『木材データベース』
<https://db.ffpri.go.jp/WoodDB/index.html> (参照 2026-1-6)
- 5 Hwang SW, Sugiyama J. Computer vision-based wood identification and its expansion and contribution potentials in wood science: A review. *Plant Methods*. 2021 Apr 28;17(1):47. doi: 10.1186/s13007-021-00746-1.
- 6 杉山淳司・黄 煌旭・翟 勝丞・小林加代子・金井いづみ・金井恵子 2020 「木材情報学と教育用材鑑調査室デジタルデータベース」京都大学学術情報リポジトリ KURENAI
<http://hdl.handle.net/2433/250016> (参照 2026-1-6)
- 7 Lopes DJV, Monti GF, Burgreen GW, Moulin JC, Dos Santos Bobadilha G, Entsminger ED, Oliveira RF. Creating High-Resolution Microscopic Cross-Section Images of Hardwood Species Using Generative Adversarial Networks. *Front Plant Sci*. 2021 Oct 13;12:760139. doi: 10.3389/fpls.2021.760139.
- 8 Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, Thomas Brox, U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*, Springer, LNCS, Vol.9351: 234-241, 2015
- 9 Kaiming He and Georgia Gkioxari and Piotr Dollár and Ross Girshick, 2018, Mask R-CNN, arXiv, cs.CV, <https://arxiv.org/abs/1703.06870>
- 10 Joseph Redmon and Santosh Divvala and Ross Girshick and Ali Farhadi, 2016, You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, arXiv, cs.CV, <https://arxiv.org/abs/1506.02640>
- 11 OpenAI. (2025). *Introducing gpt-oss*.
<https://openai.com/ja-JP/index/introducing-gpt-oss/> (参照 2026-1-6)