

深層学習を用いた木口断面画像による 製材ヤング率推定 AI

鈴木 藍雅^{*1}・相馬 智明^{*2}・中村 良平^{*1}・安田 聰^{*2}

Keywords : Structural Lumber, Timber Engineering, Image Measurement, Deep Learning, Artificial Intelligence
構造用製材, 木質構造, 画像計測, 深層学習, 人工知能

1. はじめに

1.1 研究の背景

近年, サステナビリティやカーボンニュートラルの観点から, 意匠部材に留まらない, 木質材料の構造材としての利用が推進されつつある。構造材として用いられる木質材料には主として Cross Laminated Timber (CLT), Laminated Veneer Lumber (LVL) が挙げられるが, これらは製造法に起因して, 比較的高コストになりやすいという問題がある。我が国の木造建築において伝統的に用いられてきた, 丸太を直接切断・成型した製材は, CLT, LVL と比較して低コストで製造できる木質構造材料である。一本の丸太から切り出された製材は, 木本来の質感を感じられる高い意匠性を備えるほか, 国産材の利用促進の観点からも再度注目を集めている。

製材は CLT, LVL と比較すると, その強度性能にばらつきが生じやすいため, その構造材料としての利用においては, 原則として強度性能の全数検査が義務づけられている。たとえば, 公共建築物における製材の構造用利用においては, 日本農林規格 (Japanese Agricultural Standards; JAS)により認定を受けた製材所で予め強度性能が測定された JAS 構造用製材の利用を原則とする旨が通知されている^①。しかし, JAS 構造用製材を製造できる JAS 認定製材工場の数は, 近年の構造用製材需要の高まりと比較して多くなく, 文献^②によると全国に流通する構造用製材のうち, JAS 認定を受けたものの割合は 20%程度と報告されている。JAS 構造用製材の入手が困難な地域で構造用製材を用いる場合, 建物の強度性能の担保のために, それらの強度性能を全数測定する受け入れ検査を行う必要がある。

構造用製材の強度性能は, そのヤング率と極めて高い相関を示すことがよく知られており^②, ヤング率測定法により強度推定が行われる。具体的には, 製材の日本農林規格^③における機械等級区分に準拠した

1. 静的曲げ試験によるヤング率測定
 2. 縦振動法によるヤング率測定
- のいずれかの方法によって測定されることが多い。

1.の静的曲げ試験は, 実際に製材に対してせん断方向の加力をを行い, その曲げヤング率を直接測定するものであり, その定義に則った正確な曲げヤング率を測定できる一方で, 大がかりな試験装置を要する。2.の縦振動法によるヤング率測定は, 製材の一端を打撃した際の, 応力波の固有振動数と曲げヤング率に高い相関がある事実を用いて, 非破壊にその強度性能を測定するもので, 作業所における構造用製材の受け入れ検査等においては, 通常この手法が用いられている。

縦振動法は比較的小規模かつ安価な装置によってそのヤング率を高精度に測定できるものの, 作業所における測定に際しては, 株積された製材の全数を点支持架台に揚重し, 測定ののち再度株積を行う大変な重労働となる。このことは作業所における作業性の低下を招くことから, より簡便な製材ヤング率測定手法の確立が求められている。

製材作業に長年従事する練技能者は, 製材の外観性状, 特に株積状態においても直接観測できる両木口面の色味・年輪形状などから, そのヤング率を大まかに推し量ることができる。これは製材の強度性能を左右する木材の密度・含水率などの物理的条件が, 木口の外観性状と何らかの相関関係にあることを示している。このことから近年, 人工知能 (artificial intelligence; AI) 研究の分野で発展しつつある, 深層学習(deep learning)

*1 技術センター 先進技術開発部 AI連携技術開発室

*2 技術センター 都市基盤技術研究部 構造研究室



図-1 デジタルカメラにより撮影された製材の例
(左): 桟積状態の製材; (右): 入力となる寄りの画像
Fig.1 Examples of taken pictures of structural lumbers.
(Left): Stacked lumbers; (Right) The zoomed-in image

に基づく画像認識モデルを用いて、それらの製材強度と相関する画像特徴を捉えることができれば、熟練技能者の直感を模倣した、作業所におけるヤング率計測を効率化する画像計測AIシステムを構築できると考えられる。

1.2 研究の概要

このような背景のもと、本研究では作業所における非JAS構造用製材に対する強度性能受け入れ検査の省力化のために、栈積状態においても直接計測可能な木口断面の画像から、そのヤング率を推定する深層学習モデルを開発する。システムの入力となる木口断面画像の取得方法についても、

1. 通常のデジタルカメラを利用した簡易的な方法
 2. スキャナを利用した日照に影響されない方法
- を検討し、それぞれに対する画像処理アルゴリズム、モデル構築の方法について論ずる。

2. 画像取得方法

本章では木口断面の外観性状を取得する、画像の撮影方法について論じる。取得された画像はその撮影方法に対応して、その写り方が様々に変化するため、ヤング率推定モデルへ入力する際には、適切な前処理を施す必要がある。本章では撮影方法に応じた画像前処理アルゴリズムについてもその詳細を述べる。

2.1 デジタルカメラを用いた画像取得

栈積された製材木口面の画像を取得する方法として、スマートフォンを含む市販のデジタルカメラを用いて、その木口面を撮影する方法がある。これは特別な機材を必要とせず、その操作が容易であるが、撮影時のカメラ仰角による画像上の木口断面形状が変化しやすい。そのため、これらを補正するような画像前処理を行う必要がある。図-1に手持ちデジタルカメラで撮影された栈積された製材の画像の例を示す。

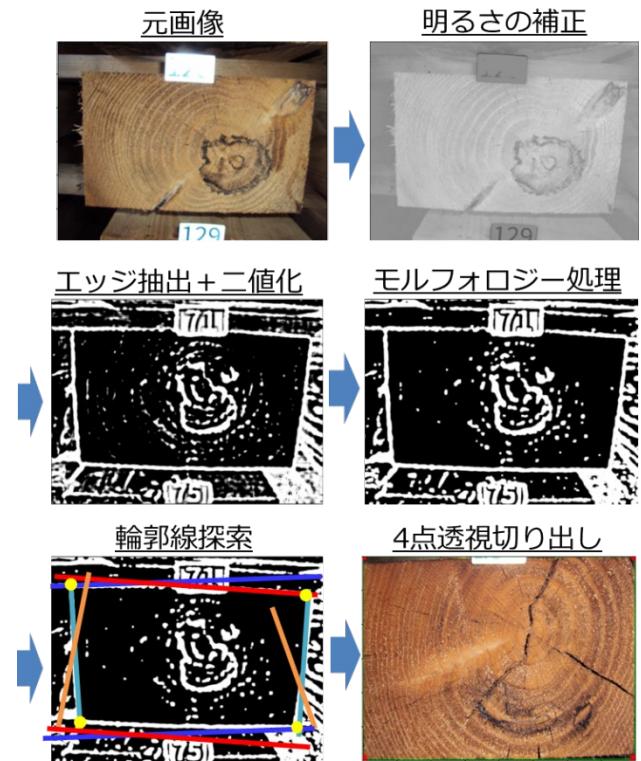


図-2 木口断面画像の切り出しアルゴリズムの流れ
Fig.2 The overview of the automated cropping algorithm for a lumber-end region

デジタルカメラ画像の前処理において、製材の木口断面は画像上で矩形、ないしは仰角の影響によって台形領域として観察され、その木口断面領域は画像の大部分を占めるものと仮定する。このような画像上の四角形領域を自動抽出するアルゴリズムとして、Hough変換による直線検出を用いた輪郭探索⁴⁾が挙げられるが、今回対象とする栈積された製材を撮影した画像においては、桁材や隣接する製材、水平線などが映り込むことによって、多くの四角形領域が検出されうる。また、製材の乾燥処理や、レンズ収差の影響によって木口面の輪郭線が直線にならずHough変換において直線として検出されない問題が存在する。これらの問題を解消するために独自の木口面切り出しアルゴリズムを提案する。切り出しアルゴリズムの流れを図-2に示す。

はじめにRGBの元画像から露出の影響を低減し、木口輪郭を強調するために、画像を明るさ(L^*)、赤み(a^*)、緑み(b^*)の成分に分解する $L^*a^*b^*$ 表色系への変換を行い、ピクセル値 p を

$$p = 0.6a^* + 0.4b^* \quad (1)$$



図-3 実験に用いたハンディスキャナ(サンワサプライ PSC-HS2BK);(上): 操作部; (下): センサー部。
Fig.3 The portable scanner: Sanwa Supply PSC-HS2BK.
Top-view and Bottom-view (the line-scan sensor)

としたモノクロ画像への変換を行う。

変換されたモノクロ画像に対して、拡張微分 Gaussian フィルタ⁵⁾ (eXtended Derivative of Gaussian; XDoG)によるエッジ抽出を行い、抽出されたエッジ画像を大津の二値化法⁶⁾により、白/黒の二値画像に変換し、輪郭の候補ピクセルを抽出する。ここで得られた輪郭候補ピクセルには、年輪線の輪郭や背景の映り込みによる輪郭成分のノイズが多く含まれているため、二値画像中の小さなかたまりを削除するモルフォロジー変換であるオープニング処理によって、これらの木口輪郭以外の輪郭成分を削除する。また、続く輪郭線探索処理において、歪んだ木口輪郭を探索できるよう、画像中の縦線・横線成分を抽出するフィルタ

$$f_v = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, f_h = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (2)$$

による膨張(erotion)処理によって、木口の輪郭領域を予め太くする。

このようにして得られた輪郭候補領域からなる高さ h 、幅 w の画像 I に対して、パラメトリック直線との内積を元にした木口輪郭線探索を行う。画像の上端から高さ y_1 離れた傾き θ の横線は

$$\ell_h: y = -x \tan \theta + \frac{1}{2} w \tan \theta + y_1 \quad (3)$$

同様に、画像の右端から x_1 だけ離れた傾き ϕ の縦線の方程式は

$$\ell_v: y = x \cot \phi - x_1 \cot \phi + \frac{1}{2} h \quad (4)$$

と表される。このように画像中の縦線・横線を定義すると、撮影された画像において、木口輪郭の上底・下底、右端・左端の候補となる直線はパラメータ $(x_1, \theta), (y_1, \phi)$ の探索区間をそれぞれ定めることによって定義される。輪郭候補画像 I と、 ℓ_h, ℓ_v の内積を最大にするようなパラメータの定める上底 ℓ_1 、下底 ℓ_2 、左端 ℓ_3 、右端 ℓ_4 をそれぞれ

$$\left\{ \begin{array}{l} \ell_1: y = -x \tan \theta_1 + \frac{1}{2} w \tan \theta_1 + y_1, \\ \ell_2: y = -x \tan \theta_2 + \frac{1}{2} w \tan \theta_2 + y_2 \\ \ell_3: y = x \cot \phi_3 + x_3 \cot \phi_3 + \frac{1}{2} h \\ \ell_4: y = x \cot \phi_4 + x_4 \cot \phi_4 + \frac{1}{2} h \end{array} \right. \quad (5)$$

として求める。このとき木口断面台形の頂点は、 ℓ_i, ℓ_j の交点を p_{ij} とすると、 $p_{13}, p_{14}, p_{23}, p_{24}$ となる。この p_{ij} は連立方程式 (ℓ_i, ℓ_j) の x, y についての解 (\hat{x}, \hat{y}) として求められ、その解は任意の i, j について

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{x} = \frac{1}{Z(\theta_i, \phi_j)} w \tan \theta_i - 2x_j \cot \phi_j + 2y_i - h \\ \hat{y} = \cot \phi_j \left(\frac{1}{Z(\theta_i, \phi_j)} w \tan \theta_i - 2x_j \cot \phi_j + 2y_i - h \right) \\ \quad + x_j \cot \phi_j + \frac{1}{2} h \end{array} \right. \quad (6)$$

と解析的に求まる。ただしここに

$$Z(\theta_i, \phi_j) = \tan \theta_i + \cot \phi_j \quad (7)$$

である。

このようにして求められた頂点 $p_{13}, p_{14}, p_{23}, p_{24}$ のなす矩形領域に 4 点対応透視変換法を適用することで、仰角や歪みのある手持ちデジタルカメラによる棧積材の長方形の画像として切り出すことができる。

2.2 ハンディスキャナを用いた画像取得

2.1 節で述べた、デジタルカメラを用いた木口断面の画像取得法は、その撮影条件を統一できないため、著

しい逆光条件や、強い太陽光が木口に対して斜めに入射するような条件においては、木口断面の微小な凹凸に依拠して、高度な画像処理によっても補正不可能な陰影が現れるなど、その外観性状を正しく捉えられないことがある。こうした撮影仰角や均質でない日照条件による画像のばらつきはヤング率推定モデルの性能に悪影響を及ぼすため、外光を遮った状態で木口断面の画像を高精細に取得する仕組みが必要になる。本研究では、これを実現するために書類スキャン用のハンディスキャナを用いて木口断面性状を取得した。

ハンディスキャナの例を図-3に示す。これらのハンディスキャナは撮影対象の木口面にセンサ部を押し当てて一方向に走査することで、外光を遮断しつつ、対象面から一定の距離を保った形で表面性状を取得できる。ハンディスキャナを用いて撮影した製材木口断面の画像の例を図-4に示す。ハンディスキャナを利用して取得した木口断面の画像は、アーティファクトの映り込みや木口の形状が無い状態で観察される。このような画像においては、Harrisのコーナー検出アルゴリズム⁷⁾を用いて、木口断面の頂点を検出し、4点対応透視変換切り出しを行うことで、特別な工夫なしに木口面のみを抽出した画像を切り出すことができる。

3. 実験

3.1 実験に用いるデータ

実験においては、① 2.1 節で述べた手持ちデジタルカメラにより撮影した画像と、② 2.2 節で述べたハンディスキャナを用いて取得した構造用製材の木口断面の画像から、そのヤング率を推定するような画像認識モデルをそれぞれ構築し、その性能を評価した。①の手持ちデジタルカメラによる撮影を行ったデータセットは、高さ 115mm×幅 190mm の断面を持つ構造用スギ角材 300 本を撮影したものである。このデータの取得においては製材所内の屋外、屋根に覆われた環境下で棧積された材を直接撮影した。②のハンディスキャナによる撮影を行ったデータセットは、高さ 105mm×幅 105mm の断面を持つ構造用スギ角材 1000 本を撮影したものである。いずれのデータセットにおいても、全数のヤング率を弾性波伝播法により測定したものが教師データとして紐付けられている。

3.2 ヤング率推定モデルと評価方法

前節で述べたデータセットに対して、木口断面画像から、そのヤング率を推定する画像回帰問題を解く深層ニューラルネットワークモデルを作成した。いずれ

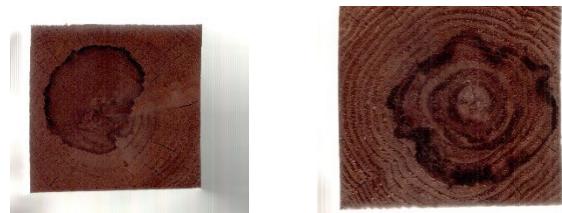


図-4 ハンディスキャナを利用して撮影した
製材木口断面の例

Fig.4 Examples of the lumber-end images with the
portable scanner

の訓練条件も大規模画像分類データセットである ImageNet の分類問題を解くように訓練された深層畳み込みニューラルネットワーク(Deep Convolutional Neural Network; DCNN)をバックボーン(基盤モデル)とし、その識別層を单一の出力層ニューロンからなる回帰用のモジュールに付け替えたものを再学習(ファインチューニング)することでモデルを作成した。バックボーンは広く用いられる画像認識モデルから、高い性能を示すものを探索する予備実験によって選択した。

①のデータセットに対しては EfficientNet-v2-small⁸⁾をバックボーンに用い、識別層を 512 ニューロンの中間層からなる多層パーセプトロン(MLP)に付け替えたのちにファインチューニングを行った。②のデータセットに対しては MixNet-S⁹⁾をバックボーンに用い、識別層を 256 ニューロンの中間層からなる MLP に置き換えたものを用いた。学習に際しては、乾燥時に生じる木口面への脂の析出の影響を抑えるために、Adaptive Histogram Equalization¹⁰⁾による画像輝度の正規化を行い、さらに Color Jitter 处理によって輝度値をランダムに変化させるデータ拡張を施して、モデルの学習を行った。学習の損失関数には、 i 番目のデータに対する縦振動法により計測されたヤング率 t_i とモデルの予測値 y_i としたときの、自乗和誤差関数

$$L(\Theta) = \langle (y_i - t_i)^2 \rangle_i \quad (8)$$

を定義し、学習データに対する損失関数 $L(\Theta)$ が十分収束するまで、モデルのパラメータ Θ を確率的勾配降下法により学習した。最適化アルゴリズムには AMS-Grad¹¹⁾を適用した AdamW¹²⁾を用いた。

汎化性能の評価には、ランダムにデータ全体を 8:2 の割合に分割し、それぞれを学習用・検証用に分離した上で、検証用データに性能値を評価する Hold-out 検証法を用いた。上述の実験条件をまとめたものを表-1 に

表-1 実験データとヤング率推定の実験条件

Table 1 Experimental conditions

	データセット①	データセット②
撮影方法	デジタルカメラ(手持ち)	ハンディスキャナ
対象	構造用スギ角材(H115xW190)	構造用スギ角材(H105xW105)
データ数	300 本	1000 本
教師データ	応力波伝播法による実測値	応力波伝播法による実測値
DCNN バックボーン	EfficientNet-v2-small	MixNet-S

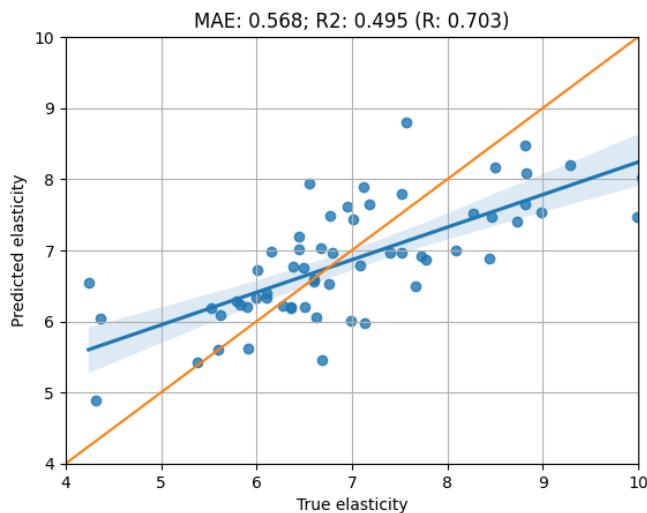


図-5 実験条件①に対するモデルの予測結果

Fig. 5 Results on the condition ①

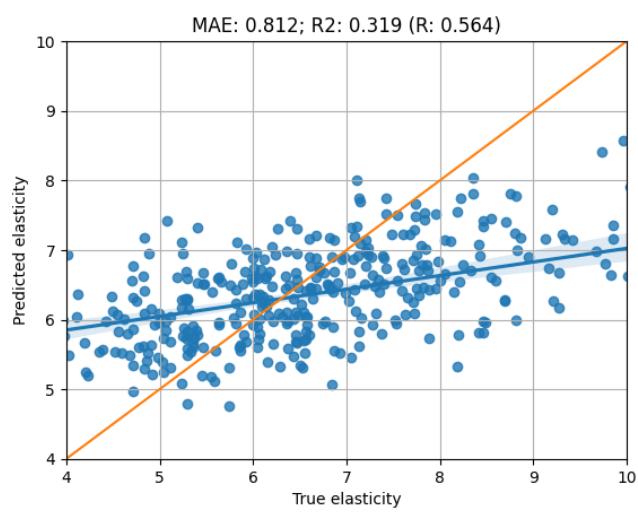


図-6 実験条件②に対するモデルの予測結果

Fig. 6 Results on the condition ②

示す。

汎化性能の評価指標には、検証用データにおける予測値と真値の絶対値誤差の平均である MAE (Mean Absolute Error)

$$MAE = \langle |y_i - t_i| \rangle_i \quad (9)$$

と、回帰問題のあてはまりの良さを表す決定係数 R^2 を用いた。MAE は 0 に近いほど、 R^2 は 1 に近いほど、モデルが精度よくそのヤング率を推定できていることを表す。

3.3 実験の結果

実験条件①・②のそれぞれにおいて学習したヤング率推定モデルの、検証用データに対する予測結果を縦軸、真のヤング率を横軸にとったグラフを図-5、図-6に示す。それぞれのグラフにおいて青点は検証用データの予測点、橙線が予測値 y_i と真値 y_i が一致する、傾き 1 の線で、青点が橙線に近いほどより精度の高い予測ができていることを表している。また青線は予測点に

対する線形回帰直線、水色の領域は回帰直線の 5% 信頼区間を表しており、青線が橙線により近いほど、全体としての予測の傾向が良好であることを表している。

実験条件①では、 $MAE = 0.568$ [GPa]、決定係数 $R^2 = 0.495$ ($R = 0.703$) であった。実験条件②では、 $MAE = 0.812$ [GPa]、決定係数 $R^2 = 0.319$ ($R = 0.564$) であった。

グラフの相関係数 $R = \sqrt{R^2} > 0.7$, $R > 0.5$ を満たすことは、回帰モデルの「あてはまりがよい」「ややあてはまりがよい」の基準とされていることから、いずれのモデルも画像から良好にヤング率を推定する能力を備えるといえる。

4. 考察

実験条件①と②を比較すると、実験条件①はデータ数が全体で $N_1 = 300$ 件、実験条件②は $N_2 = 1000$ 件と、②の方が 3 倍以上学習に用いることのできるデータ数が多い。さらに 2 章で論じたように、①の手持ちカメラによる木口画像の撮影と比較して、②のハンディス

キャナを用いた撮影条件は、外光の影響を排して、より均一かつ高精細な木口断面の画像を取得できる。これらの条件にありながら、得られた結果は MAE, R^2 のいずれにおいても実験条件①のほうがより良好な汎化性能を示している。これには様々な要因が考えられるが、第一には①で対象とした製材の断面径が 190mm × 115mm と比較的大断面のものであったのに対して、②においては 105mm × 105mm の構造材料としては比較的小断面の製材を対象としていた。これは②においては年輪の密度や、割れの有無など、木口の断面から画像として観察できる情報が相対的に少ないことを表している。複数断面形状を持つ材の集合に対して、対照実験を行うことで、ヤング率の画像計測の誤差と断面形状の関係を明らかし、それらに応じた適切な画像取得方法を検討する必要がある。

今回、実験条件①・②において得られた絶対平均誤差 MAE は、それぞれ 0.568 [GPa], 0.812 [GPa] であった。製材の日本農林規格における、構造用製材の機械等級区分は、そのヤング率の概ね 2.0[GPa] 刻みに、E50~E150 まで 6 段階に区分することを定めている。実験条件①・②で得られた MAE の値はいずれも等級の刻み幅となる 2.0[GPa] と比較して十分小さい。このことは、本稿で提案する構造用製材ヤング率の画像計測手法が、JAS の定める構造用製材の機械等級区分の振り分けを行うのに、十分な測定精度を持つ可能性を示唆している。ただし、実験条件①・②で、検証用データに対して観察された最大の推定誤差はそれぞれ 3.53, 6.58[GPa] であり、これは機械等級区分を最大で 2 等級、4 等級誤って算出する可能性があることを示している。この比較が真の曲げ強度となる、静的曲げ試験結果ではなく、その物理的近似である縦振動法による計測結果であることを鑑みても、物理的根拠に依拠しない AI を用いた代替計測手法の予測信頼性については、統計的・計測工学的な観点から十分に検討する必要がある。

今後、前述の課題とより一層のヤング率推定モデルの高精度化の継続のほか、スギ材以外のヒノキ・マツ材など、他樹種への適用可能性の検証を進めてゆく。

5. まとめ

本稿では従来重労働となる、構造用製材の強度性能測定を棟積された状態で直接観察できる、木口断面の外観性状から推定する画像測定 AI システムの実現方法について述べた。デジタルカメラとハンディスキャナ

を用いた木口断面の画像計測手法と、それぞれに対する前処理手法を提案し、深層学習に基づくヤング率推定モデルの構築方法について述べた。構造用スギ製材と対象にした実験の結果、絶対値平均誤差 0.568-0.812 [GPa] という、良好なヤング率予測精度を示すことを確認した。今後は作業所における構造用製材の受け入れ検査作業を省力化できるよう、予測精度・信頼性の向上と、他樹種への適用可能性について検証を進める。

謝辞

本研究の遂行にあたって、データ収集のご協力と様々なご助言を賜りました、瀬戸製材(株) 代表 瀬戸亨一郎氏ならびに小野健太郎氏に心より御礼申し上げます。

参考文献

- 国土交通省訓示木造計画・設計基準（令和6年改定），国営木第9号，<https://www.mlit.go.jp/common/001732947.pdf>, 2024
- Smulski, Stephen J. "Relationship of stress wave-and static bending-determined properties of four northeastern hardwoods." *Wood and Fiber Science* (1991): 44-57.
- 平成19年8月29日農林水産省告示第1083号，製材の日本農林規格，https://www.maff.go.jp/jas/jas_kikaku/pdf/kikaku_40.pdf
- Duda, Richard O., and Peter E. Hart. "Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures." *Communications of the ACM* 15.1 (1972): 11-15.
- Winnemöller, Holger, Jan Eric Kyprianidis, and Sven C. Olsen. "XDoG: An eXtended difference-of-Gaussians compendium including advanced image stylization." *Computers & Graphics* 36.6 (2012): 740-753.
- Otsu, Nobuyuki. "A threshold selection method from gray-level histograms." *Automatica* 11.285-296 (1975): 23-27.
- Harris, Chris, and Mike Stephens. "A combined corner and edge detector." *Alvey vision conference*. Vol. 15. No. 50. 1988.
- Tan, Mingxing, and Quoc Le. "Efficientnetv2: Smaller models and faster training." *International conference on machine learning*. PMLR, 2021.
- Tan, Mingxing, and Quoc V. Le. "Mixconv: Mixed depthwise convolutional kernels." *arXiv preprint arXiv:1907.09595* (2019).
- Pizer, Stephen M., et al. "Adaptive histogram equalization and its variations." *Computer vision, graphics, and image processing* 39.3 (1987): 355-368.
- Reddi, Sashank J., Satyen Kale, and Sanjiv Kumar. "On the convergence of adam and beyond." *arXiv preprint arXiv:1904.09237* (2019).
- Loshchilov, Ilya, and Frank Hutter. "Decoupled weight decay regularization." *arXiv preprint arXiv:1711.05101* (2017).