

木目模様の多様性を製品デザインに活用するための基礎検討

－スギまさ目面の意匠における類似度算出法の比較－

日大生産工 ○山口 穂高

1. まえがき

2050年のカーボンニュートラルの実現に向けて、炭素貯蔵効果が期待でき、再生可能な材料である木材の利用拡大は重要な課題である。

一方で、一定以上の品質を保つことが必要な工業製品に木材を利用する際には木目模様の不均質性が課題となりうる。すなわち、木材の持つ個体ごとの色や木目模様の多様性が材料の「ばらつき」と見なされてしまい、木材利用の普及を拒む一因となっている。

そこで本研究では、木目模様の多様性を製品の意匠として意図的にデザインする技術の実現を見据え、木目模様の類似度算出法確立のために各手法によって得られた画像類似度と主観評価結果を比較検討したので報告する。

2. 木目模様の構成要素

木材は針葉樹材と広葉樹材に大別され、さらに広葉樹材は道管の配列形態から散孔材や環孔材などに分けられる。それぞれの種類によって材表面の肉眼的な構成要素が異なり、例えば年輪模様は、針葉樹材と散孔材では早材と晩材のコントラスト、環孔材では道管の集まつた孔圈のコントラストが目立つ。他にも、放射組織や節、アテ、ヤニスジ、カナスジなどの様々なキャラクターマークがある。

加えて、上記のような構成要素の見え方は原木を製材した際の3断面（木口面、まさ目面、板目面）によって大きく異なる。

色については、多くの樹種では、髓に近い心材が濃色、樹皮側の辺材は淡色である。樹種間の色の違いは、多くの樹種がマンセル表色系での色相で2.5Y～9.0Rの間に分布することが知られているおり¹⁾、主に明度が異なる。

3. 画像類似度の算出法

3.1 画素値に基づく手法

最も基本的な画像の比較法として、2枚の画像の同じ位置の画素値の差分を求め、画像全体

で最小二乗誤差（MSE）やピーク信号対雑音比（PSNR）を算出する手法が挙げられる²⁾。しかし、ピクセル単位での比較は、位置のずれに対して値が過剰に反応してしまう。位置のずれの影響をほとんど受けない手法としては、画像のヒストグラム同士の類似度を算出する手法がある³⁾。画像全体の画素値の分布に基づいて類似度を検討できる一方で、局所的な構造（例えば年輪模様）を考慮することができない。また、カラー画像は各画素に3チャンネルの値を有するため、ヒストグラムの算出は、1次元の輝度値へ変換して求めるか、各チャンネルのヒストグラムをそれぞれ求める必要がある。画像の輝度とコントラストに加えて、構造も考慮できる類似度指標としてはSSIMがある⁴⁾。画像内の小領域ごとに画素値の平均値、標準偏差、共分散を算出して画像全体の類似度を求める。一般的には1次元の輝度値を用いて算出する。

3.2 特徴量に基づく手法

画像を特徴量に換算し、特徴量間の距離を求めて類似度を比較する手法は実装が高速というメリットがある。例えば、ある注目画素の近傍8画素の画素値の大小を2⁸通りのローカルバイナリパターン（LBP）として集計し、LBPのヒストグラムを比較することができる⁵⁾。節か否かといったはっきりとした模様の検出には向くが、色の違いを評価できないことから、本研究目的には向かないと考えられる。他にも、画素値を特定の計算手法に基づいてハッシュ値に変換し、ハッシュ値同士の距離を求める方法がある⁶⁾。計算手法ごとに、aHash、pHashなどが存在する。画像内の特徴点（SHIFT、SURF等）を求めて画像間でマッチングする手法は、同じ被写体を検索する場合に利用されるが、木目模様には同じ模様が存在しないため、本研究目的には適さないと考えられる。

3.3 深層学習を用いる手法

近年は、より人の知覚にマッチした類似度算出法を目指して深層学習を用いる手法が提案されている。ImgSimは、データ拡張によって

Fundamental Study on the Utilization of Wood Grain Pattern Diversity in
Product Design

－ A Comparison of Similarity Calculation Methods for the Appearance of
Japanese Cedar Quarter-Sawn Surfaces －

Hodaka YAMAGUCHI

生成した画像と元画像の類似度を教師無し学習で訓練したAugNet⁷⁾によって画像間の距離を算出することが可能である。大規模なデータセットで事前学習された深層学習の中間層の出力を画像の特徴量として捉え、類似度を算出する手法としてはLPIPS⁸⁾が代表的である。また、画像間の類似度を人間が直接評価したデータセットを大量に収集して類似度の算出モデルを構築したDreamSIM⁹⁾がある。

4. 実験方法および測定方法

4.1 サンプル画像

研究の初期段階として木目模様の基本的な構成要素に着目するために、節のないスギ (*Cryptomeria japonica*) 材のまさ目面を対象とした。千葉県産スギ4枚、他産地スギ1枚、比較用ビーチ (*Fagus spp.*) 1枚を準備した。5枚の材面をイメージスキャナでスキャンし (600dpi, 24bitカラー)、解析対象範囲 (1465ピクセル平方=62mm平方) に整えた。このうち千葉県産スギ1枚を参照画像 (Ref) として、水平方向の反転画像 (Flip)、90度回転画像 (Roll)、3種類の色調変化 (V-, S+, S-)、他の千葉県産スギ (SS1, SS2, SS3)、他産地スギ (GS)、ビーチ (B) の10種をそれぞれ比較画像とした (Fig.1)。

4.2 画像類似度の算出法の比較

木目模様の類似度に応用が見込まれる手法として、ヒストグラムの比較 (Bhattacharyya 距離: Hist)、SSIM、pHash、imgsim、LPIPS、DreamSIMを選定した。HistとSSIMの評価は、RGB値をHSV値へ変換し、各チャンネルと全チャンネルの平均値で行った。したがって、画像類似度の算出法は計12種となり、全10ペアに対して各類似度を算出した。



Fig.1 サンプル画像

4.3 主観的類似度の評価

全10ペアのサンプル画像の主観的な類似度をオンラインアンケート形式で取得した。評価は0:「全く似ていない」から10:「非常に似ている」の11段階とした。解析では画像類似度との比較のために、0:「非常に似ている」から1:「全く似ていない」に変換した。

回答画面の作成と回答の収集にはアイブリッジ株式会社が運営するインターネット調査サービスであるFreeeasyを利用し、回答者は同サービスが有するモニター100名とした (20~69歳の男女を10代刻みで均等割り付け)。

5. 実験結果および検討

5.1 画像類似度の結果

各手法によって算出された画像類似度の結果をTable 1に示す。なお、いずれの指標も画像間の距離 (0に近いほど類似している) ことを示すが、指標によってレンジは異なる。

Histの各比較において、理論的には、FlipとRollの比較結果は距離0となるはずであり、値変換時の端数誤差が出ていると考えられる。

SSIMの各比較では色調を変化させた画像の距離が近く、別個体との距離が遠くなっていた。pHashも同様に色調を変化させた画像で距離が近かったが、値のバリエーションが少なく、木目模様の表現力が乏しいと考えられる。

深層学習ベースの手法では、imgsimとDreamSIMが比較的同様の傾向を示したが、DreamSIMの方が色調を変化させたサンプルの距離を近く算出しており、画像の色よりも構造を重視することが示唆される。LPIPSも色調を変化させた画像の距離を近く算出しており、さらに、FlipとRollといった幾何変形のみの画像の距離を遠く計算する傾向が見られた。

5.2 主観的類似度の評価結果

主観的類似度の分布をFig.2に、全員の平均値と標準偏差をTable 1に、それぞれ示す。

主観的類似度の分布から、「似ていない」と評価されたものでは標準偏差が比較的小さかったが、その他の標準偏差は0.25~0.3程度と個人差の大きな結果となった。本実験ではオンラインアンケート形式を用いたために、各回答者が表示するディスプレイのサイズや色再現性がまちまちであったことが原因として考えられるが、現時点では各画像の平均値を主観的類似度として分析を進めることとした。

Refと「似ている」と評価された画像は順にFlip、SS2、Rollであった。FlipやRollが「似ている」と評価された結果は妥当であるが、0~1の尺度で0.265および0.381「似ていない」

Table 1 画像類似度と主観的類似度の結果

| | Sub. sim. (mean) | Sub. sim. (S.D.) | Hist (H) | Hist (S) | Hist (V) | Hist (mean) | SSIM (H) | SSIM (S) | SSIM (V) | SSIM (mean) | pHash | imgsim | LPIPS | Dream SIM |
|-----------|---------------------|---------------------|-------------|-------------|-------------|----------------|-------------|-------------|-------------|----------------|-------|--------|-------|--------------|
| Flip | 0.265 | 0.270 | 0.027 | 0.018 | 0.009 | 0.018 | 0.037 | 0.568 | 0.602 | 0.402 | 0.469 | 7.122 | 0.445 | 0.031 |
| SS2 | 0.351 | 0.278 | 0.370 | 0.229 | 0.088 | 0.229 | 0.029 | 0.511 | 0.554 | 0.365 | 0.438 | 5.920 | 0.447 | 0.120 |
| Roll | 0.381 | 0.267 | 0.026 | 0.018 | 0.010 | 0.018 | 0.037 | 0.549 | 0.587 | 0.391 | 0.469 | 19.922 | 0.674 | 0.289 |
| S- | 0.451 | 0.275 | 0.093 | 0.708 | 0.425 | 0.409 | 0.008 | 0.063 | 0.010 | 0.027 | 0.000 | 7.010 | 0.030 | 0.031 |
| S+ | 0.459 | 0.279 | 0.029 | 0.699 | 0.502 | 0.410 | 0.007 | 0.044 | 0.011 | 0.021 | 0.000 | 7.060 | 0.032 | 0.032 |
| SS1 | 0.516 | 0.251 | 0.599 | 0.359 | 0.369 | 0.442 | 0.046 | 0.538 | 0.572 | 0.385 | 0.438 | 6.379 | 0.473 | 0.150 |
| V- | 0.566 | 0.302 | 0.061 | 0.096 | 0.903 | 0.353 | 0.011 | 0.042 | 0.164 | 0.072 | 0.031 | 15.815 | 0.088 | 0.037 |
| GS | 0.647 | 0.232 | 0.518 | 0.760 | 0.672 | 0.650 | 0.035 | 0.576 | 0.683 | 0.431 | 0.531 | 17.150 | 0.559 | 0.164 |
| SS3 | 0.757 | 0.242 | 0.105 | 0.317 | 0.570 | 0.331 | 0.040 | 0.574 | 0.567 | 0.394 | 0.531 | 13.660 | 0.478 | 0.225 |
| B | 0.933 | 0.133 | 0.663 | 0.916 | 0.754 | 0.777 | 0.058 | 0.535 | 0.589 | 0.394 | 0.500 | 24.723 | 0.619 | 0.370 |
| <i>r</i> | | | 0.535 | 0.602 | 0.772 | 0.806 | 0.447 | 0.148 | 0.178 | 0.175 | 0.234 | 0.677 | 0.243 | 0.633 |
| <i>r'</i> | | | 0.391 | 0.403 | 0.659 | 0.725 | 0.682 | 0.438 | 0.457 | 0.460 | 0.501 | 0.900 | 0.568 | 0.847 |

注) *r*は主観的類似度の平均値と各画像類似度との相関係数, *r'*はFlipとRollを除いて算出した相関係数を示す。

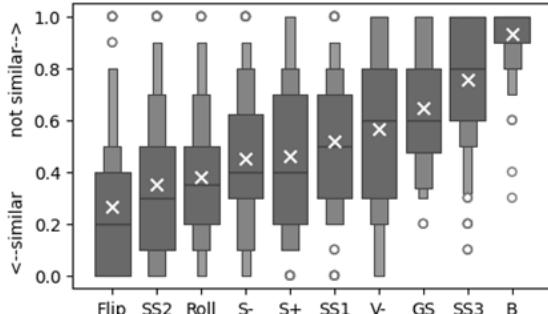


Fig.2 主観的類似度の評点の分布

と評価されたことは、木目の方向が変わるだけでも主観的類似度は変化することを示唆する。したがって、画像類似度を算出する際には、画像の反転・回転の幾何変形を行って、ベストな値を算出する必要があると考えられる。また、色調を変化させた画像 (V-, S+, S-) の類似度は0.4~0.5程度の中程度に「似ていない」評価を得ており、画像類似度には色の情報も必要であることが示唆される。

Refと「似ていない」と評価された画像は、順にB, SS3, GSであった。Bが最も「似ていない」という結果を得たことから、樹種の違う材面の意匠が似ていないと認識されているという妥当な結果が得られた。また、画像の見た目の特徴から、GSは色の違い、SS3は年輪模様の形状が評価に影響を与えたと考えられる。

5.3 画像類似度と主観的類似度の比較

主観的類似度の平均値と各画像類似度の相関係数 (*r*) を表1に示す。また、前述の通り、画像の反転・回転といった幾何形状の違いは画像の事前処理によって改善できる余地があるため、FlipおよびRollを除いて相関係数を算出した結果を*r'*としてTable 1に示す。

SSIM, pHash, LPIPSの各手法は、主観的類似度との相関が比較的低く、今回用いた画像の類似度を評価するのには不適だったと考え

られる。SSIMについては、解析領域のサイズについて検討の余地が残るが、色調を変化させた画像の距離をほぼゼロと算出しておらず、エレメント間のコントラストが全体の不揃い感に影響を与えるという知見¹⁰⁾を考慮すると、本研究目的には適さないと考えられる。

*r'*において主観的類似度と相関関係が強い手法は、順にimgsim, DreamSIM, Hist(mean)であった。これらの結果を詳細に検討するため、主観的類似度と画像類似度の関係をFig.3に示す。なお、直線はFlipおよびRollは除いて分析した単回帰式を示す。Hist(mean)は特にSS3の類似度を主観評価よりも「似ている」と推定しており、画像の構造の評価ができない手法のデメリットが観察される。Imgsimは最も回帰式の当てはまりが良いが、各画像が3段階の群状に分布しており、細かな類似度の表現力に劣ることが懸念される。DreamSIMは、SS2の類似度を主観評価よりも「似ていない」と推定しているが、唯一、色調変化画像を除く実木材画像の類似度の順位 (SS2 < SS1 < GS < SS3 < B) が主観評価と一致した手法であった。

5.4 木目模様の類似度算出法確立への示唆

上記の結果より、imgsimまたはDreamSIMが本研究目的に適していることが示唆された。併せて、両手法は幾何変形には適さないことも推察されたため、画像の90度単位の回転と反転を施した全8パターンで画像類似度を算定して最大値を採択する等の手法の拡張が必要であると思われる。

一方で、Hist(mean)は画像の構造の評価ができないにも関わらず、主観的類似度と比較的高い相関があった。ヒストグラムの比較は計算が単純で実装が容易というメリットがあるため、画像の構造の評価ができるLBP等の手法を組み合わせる手法も検討することが有意であると考えられる。

また、本実験では色調変化を加えた画像をサンプルに加えたが、実際には色調のみが異なる木目模様は存在しないため、今後はより多彩な実木材サンプルを収集して精度検証を行う必要があると考えられる。

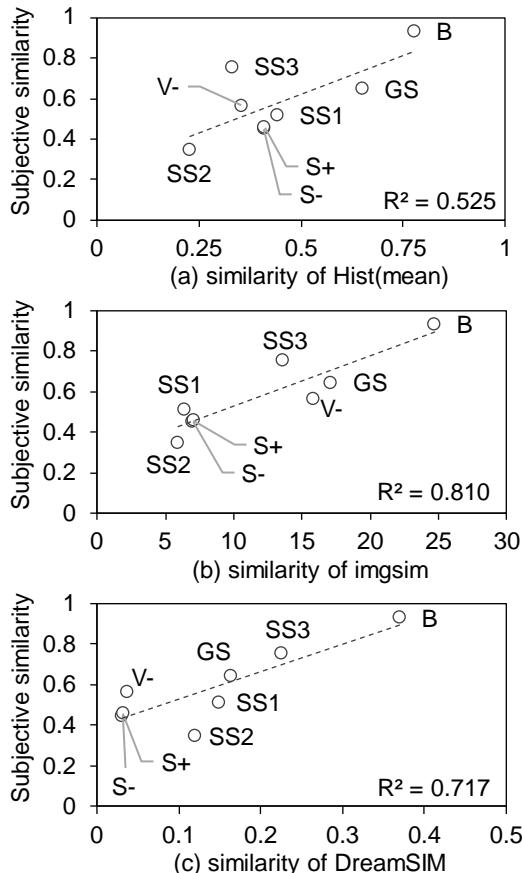


Fig.3 画像類似度と主観的類似度の比較

6. まとめ

本研究では、木目模様の多様性を製品デザインに意図的に活用する技術の実現を見据え、木目模様の類似度を各種画像類似度算出法で説明する可能性を検討した。参照画像と10種類の比較画像の主観的類似度を100名のオンラインアンケートで評価し、12種類の画像類似度指標と比較した結果、以下の知見を得た。

- ヒストグラムの比較は、構造(年輪模様等)の類似度を評価できないが、主観的類似度と比較的一致した。
- 深層学習をベースとした画像類似度算出手法(imgsim, DreamSIM)の画像類似度は主観的類似度と良く一致した。
- 幾何変形(反転・回転)を行ったのみの画像の主観的類似度がある程度「似ていない」と評価されたため、画像類似度の算出時には幾何変形を加味した処理を行う必要があることが示唆された。

- 色調を変化させた画像との主観的類似度が中程度「似ていない」と評価されたため、画像類似度の算出には色情報の加味も必要なことが示唆された。

- 主観的類似度の個人差が大きく、刺激呈示方法の検討や代表値の検討が必要であることが示唆された。

今後は、刺激呈示方法と幾何変形への対応を検討したうえで、より豊富な実木材サンプルでの評価を行う予定である。

参考文献

- 基太村洋子, 内外産有用木材の測色値, 林業試験場研究報告, No.347 (1987) pp.203-239.
- S. Winkler and P. Mohandas, "The Evolution of Video Quality Measurement: From PSNR to Hybrid Metrics," IEEE, Vol.54 No.3 (2008) pp.660-668.
- OpenCV, Histogram Comparison, https://docs.opencv.org/4.12.0/d8/dc8/tut_orial_histogram_comparison.html, (参照2025-9-5)
- Z. Wang, et al., "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity," IEEE, Vol.13 No.4 (2004) pp. 600-612.
- Y. X. Zhang, et al., "Identification of wood defects based on LBP features," 35th Chinese Control Conference (2016) pp.4202-4205.
- 梁志鵬, 佐賀亮介, 画像データセットにおける画像間類似度と認識精度の関係性評価, 日本船舶海洋工学会講演会論文集, No.28 (2019) pp.157-159.
- M. Chen, et al., "Augnet: End-to-end unsupervised visual representation learning with image augmentation," arXiv preprint arXiv:2106.06250 (2021).
- R. Zhang, et al., The Unreasonable Effectiveness of Deep Features as a Perceptual Metric, CVPR (2018).
- S. Fu, et al., "Dreamsim: Learning new dimensions of human visual similarity using synthetic data," arXiv preprint arXiv:2306.09344 (2023).
- 今西真佑奈, 仲村匡司, 様々なコントラストを有する木質フロアパターンの視覚効果, 木材学会誌 Vol.65 No.3 (2019) pp.138-147.