

複屈折反射特性の計測に基づく材質識別

野 祐崇^{1,a)} 前田 涼汰^{1,b)} 吉木 啓介^{1,c)} 日浦 慎作^{1,d)}

概要：シーン認識の重要な課題の1つに材質識別が挙げられる。従来研究では対象物体の分光反射率や蛍光、時間応答のほか、偏光を用いる手法も提案されているが、これらの多くでは人工物を中心とする等方性物質のみを対象としている。それに対し本研究では異方性物質が有する複屈折性に着目し、偏光に基づく材質識別を行う。対象物体に直線偏光を入射し、その偏光面の回転に対する反射光の偏光度の変化から複屈折性に関する特徴量を求める。多様な材質を計測して得た特徴量に機械学習を適用することで、木材や布などの異方性物質の識別を可能とした。また近赤外域においても、複屈折性に基づく材質識別が可能であることを確認した。

1. はじめに

材質識別は資源開発やリサイクル、自動運転など多様な分野において求められる重要な課題である。従来から、反射特性の様々な側面に基づく材質識別が行われてきた。具体的には、対象物体表面の色やテクスチャ [1][2] などの外観に基づく手法のほか、分光反射率 [3] や BRDF [4][5]、光の時間応答 [6][7] などの物理的手がかりを用いた手法が提案されている。また、偏光を用いた手法も提案されている。例えば Wolff や Chen らは、反射偏光特性から金属と誘電体の分類を行った [8][9]。しかし、これらの手法の多くでは人工物に多く存在する等方性物質のみを対象としており、自然由来の物体に多く見られる繊維状・結晶性の微細構造を持つ物質を陽に取り扱うことはできない。そこで本研究では、複屈折性に着目した偏光による材質識別を行う。異方性物質の多くは入射光の偏光面によって異なる屈折率を示す複屈折性を持ち、入射光の角度により反射光に円偏光成分が観測される。そこで入射する直線偏光の偏光面を回転させ、その反射光の直線偏光度を偏光カメラを用いて計測する。このとき反射光に円偏光成分が含まれると直線偏光度が小さくなることを利用し、特徴量を求める。得られた特徴量に対し機械学習を適用した結果、図 1 に示すように材質の識別が可能となった。この手法では物体表面の微細構造を利用しながらも、その微細構造を画像化できる分解能を必要とせず、遠方からの材質識別が可能となる。そ

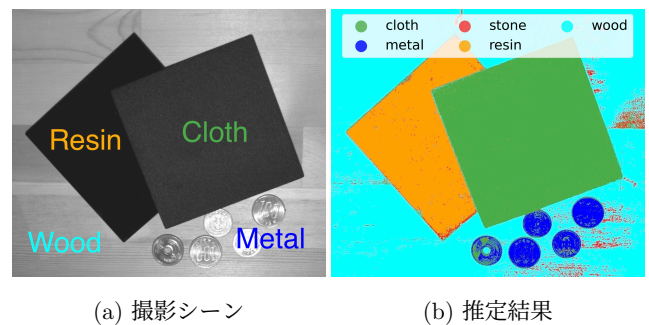


図 1: 複屈折反射特性の計測に基づく材質識別結果。布、木材、金属、樹脂を配置したシーン (a) に対し、各点について独立に材質識別を行った結果、(b) のようにほぼすべての画素が正しく識別された。

こで、この手法を自動車等に多く用いられる LiDAR に搭載することを目的に近赤外域においても実験を行い、同様に複屈折性が観測できることを確認した。

2. 複屈折性に基づく材質識別

ここでは複屈折性を持つ物質とその偏光特性について概観したのち、その偏光特性を直線偏光度 (DoLP) に基づき計測し、特徴量を算出する手法について述べる。

2.1 異方性物質における複屈折性と反射特性

複屈折性を持つ物質として、例えば木材では図 2(a) のように細胞壁の主成分であるセルロースが、またシルクでは高純度タンパク質であるフィブリンが、それぞれ長い鎖状有機分子として整列している [10]。このような繊維構造を持つ物質に対し、直線偏光を繊維方向に平行もしくは垂直に入射すると、直線偏光が保たれて反射される。しか

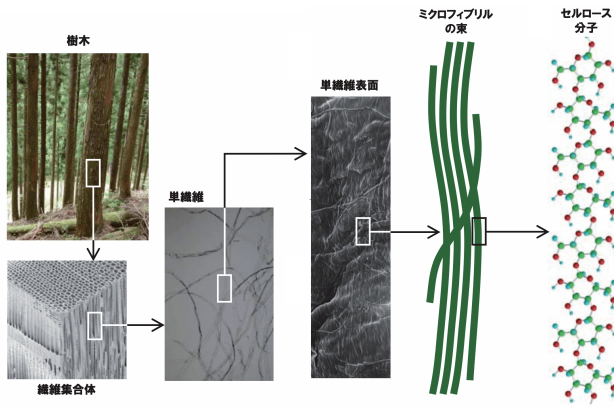
¹ 兵庫県立大学

a) yutaka.no@hotmail.com

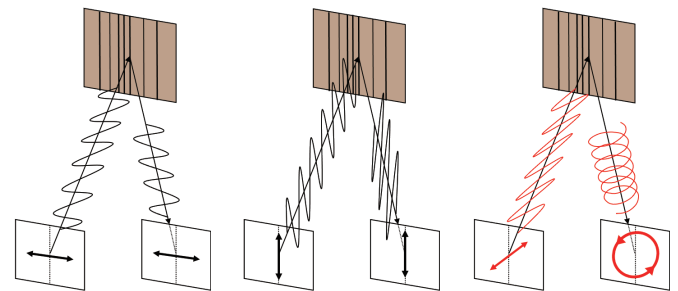
b) maeda.ryota.elerac@gmail.com

c) yoshiki@eng.u-hyogo.ac.jp

d) hiura@eng.u-hyogo.ac.jp



(a) 木材の繊維構造 [10]



(b) 複屈折性による偏光状態の変化

図 2: 木材の繊維表面と反射偏光特性

し、その他の偏光面で直線偏光を入射すると、鎖状有機分子中の電子が水平方向と垂直方向に対して異なる物理特性を持つため屈折率が異なり、透過光および反射光に位相差が生じる。従って図 2(b) のように、複屈折性を持つ物質からの反射光には楕円偏光が観測される。

一方、樹脂や塗装面等は分子が一定方向に整列されておらず、複屈折性は観測されない。石材や金属には結晶が含まれることがあるが、大型の単結晶でない限り 1 画素中に多様な結晶方向が混在するため、巨視的に等方性物質と同様に扱うことができる。これらの等方性物質について、拡散反射特性を有する物質では表面の凹凸や内部の色素粒子の乱反射により偏光解消が生じ、反射光は入射光によらず無偏光となる。また金属面など鏡面反射特性を有する物質の反射では入射光の偏光状態が保たれる。

2.2 直線偏光度に基づく複屈折性の検出

複屈折性の検出には様々な方法が考えられる。本研究では図 3 のように直線偏光を物質に照射し、その反射光の偏光状態を直線偏光カメラで計測する。つぎに、得られた偏光画像から、各画素の直線偏光度 (DoLP: Degree of Linear Polarization) を算出する。これは観測される光強度中での直線偏光の割合を表した指標であり、直線偏光では 1、無偏光の場合には 0 の値を取る。また、直線偏光カメラでは円偏光成分を検出することはできず、無偏光と見分けがつかないため、円偏光成分が増加すると直線偏光度は低下する。

異方性物質を識別するために、入射光の偏光面を回転させて計測を行う。複屈折反射、鏡面反射、拡散反射を持つ物質において、偏光面の回転に対する直線偏光度の変化を計測した例を図 4 に示す。木材は複屈折性を有するため、偏光面の角度に応じて円偏光成分が増減し、直線偏光度が周期的に変化する。フレネル反射により反射率変化が生じた場合には 180° の回転の間に 1 周期の増減となるのに対し、この例では 2 周期の増減が見られることから、複屈折

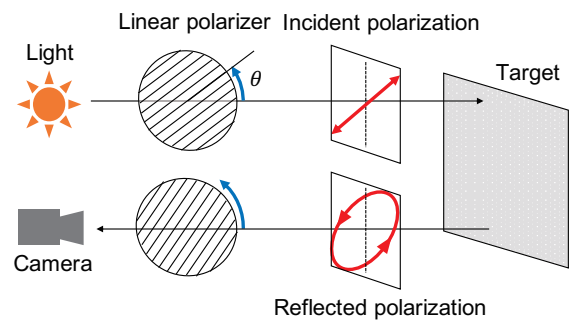


図 3: 偏光面の回転に基づく複屈折性の計測

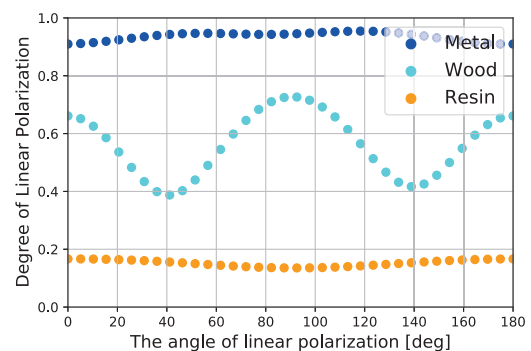


図 4: 偏光面の回転に伴う直線偏光度の変化

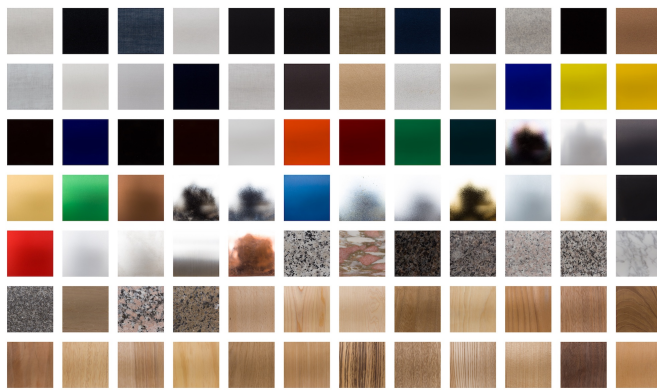
が観測されていることが分かる。一方、金属では鏡面反射の性質から直線偏光度が一定かつ高い値を取り、また樹脂では拡散反射により直線偏光度が一定かつ低い値を取ることが分かる。

2.3 特徴量抽出

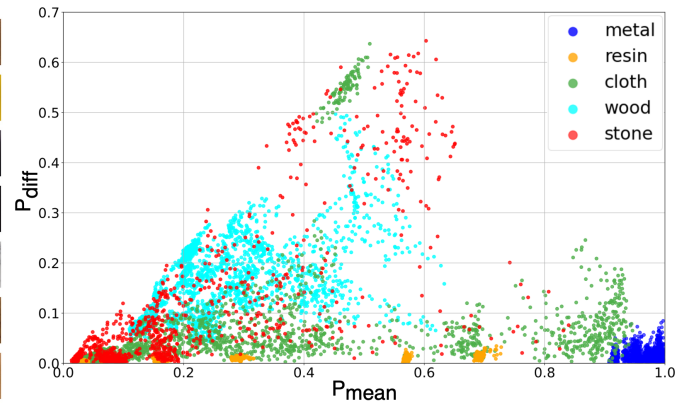
前述のように複屈折性を有する物質の直線偏光度は偏光面の向き θ が 180° 回転するうちに 2 周期の変化を生じる。そこで、図 4 に示すような直線偏光度の変化に対し、最小二乗法により以下の式を当てはめる。

$$\text{DoLP}(\theta) = \frac{1}{2} P_{\text{diff}} \cos(4\theta + \phi) + P_{\text{mean}} \quad (1)$$

これにより得られた直線偏光度の振幅 P_{diff} と平均 P_{mean}



(a) 実験に使用した材質の外観



(b) 特徴量の分布

図 5: 実験に使用した材質とその特徴量の分布

を特徴量として識別に用いる。材質を高精度に識別するためには、これらの値をカラー画像の RGB 値と同様に取り扱い、近傍画素のテクスチャ情報を総合的に利用することが望ましい。しかし本論文では複屈折反射特性を計測することの効果明らかにするため、まずは画素ごとに独立に処理を行った。具体的には、 P_{diff} と P_{mean} の 2 つの特徴量について k 近傍法に基づき識別している。その後、近傍画素を利用したセマンティックセグメンテーションによって材質識別を行った。

3. 可視光域における材質識別実験

計測には直線偏光カメラ (FLIR 製, BFS-U351S5P-C) を用いた。このカメラの各画素には偏光板が搭載されており、4 方向 (0° , 45° , 90° , 135°) の偏光強度をワンショットで撮影できる。また光源はプロジェクタ (EPSON 製, EB-W05) からの白色光とし、その前に偏光を解消するための $1/4$ 波長板と、回転角を制御できる直線偏光板を設置した。偏光の性質から直線偏光板の回転角は最低 3 通りでよいが、実験では 45° ずつの 4 通りについて、それぞれ露光量を変化させ HDR 合成を行った。光源とカメラはできるだけ近接させ、暗室環境下で撮影を行った。

図 5(a) に示す金属 16 種類、木材 20 種類、布 20 種類、樹脂 12 種類、石材 11 種類の計 5 クラス 79 種類の物質を前述の方法で測定し、得られた特徴量をデータベース化した。79 種類の物質についてそれぞれ 100 点の特徴量を求め、横軸 P_{mean} 、縦軸 P_{diff} としてプロットした結果を図 5(b) に示す。

3.1 材質クラスの識別

前述の 79 種の材質を用い、対象を金属・木材・布・樹脂・石材の 5 クラスに分類する実験を行った。ここではデータベースを構築した際に用いた 100 点とは異なる 49 点について計測し、各点を独立に k 近傍法に基づき識別した。そ

	metal	wood	cloth	resin	stone
metal	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00
wood	0.00	0.87	0.10	0.00	0.03
cloth	0.02	0.08	0.72	0.09	0.09
resin	0.00	0.00	0.03	0.95	0.02
stone	0.00	0.25	0.43	0.03	0.29

図 6: 材質クラスの識別における混同行列

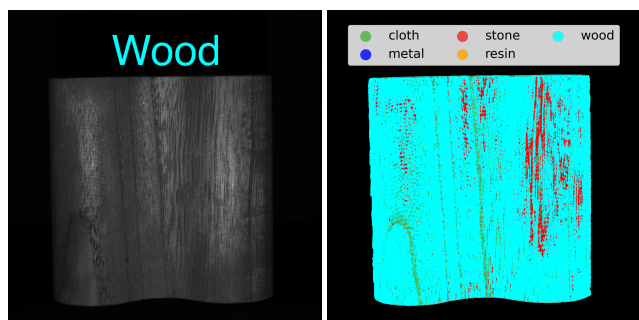
の結果の混同行列を図 6 に示す。全体での正解率は 77% であった。なお石材については種類により拡散反射性に大きな違いがあることや、解像度の関係で結晶の粒子が 1 画素を占める場合に高い複屈折性が観測されることで特徴量の範囲が分散しており、正解率が低下している。

次に識別の安定性を評価するため、測定機器に正対しない非平面に対し実験を行った。その結果の一例を図 7 に示す。面が傾いていても正しく木材であると認識されている。

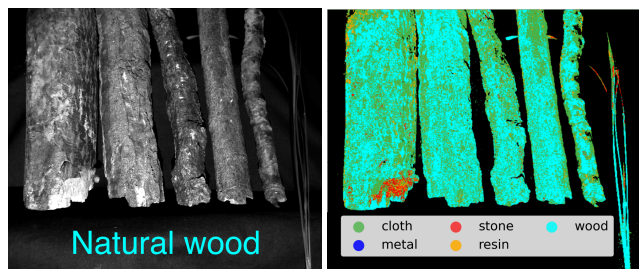
データベース構築には木材の断面を用いたが、路上の樹木等に対する有効性を確認するため、樹皮に覆われた木材についても実験を行った。その結果を図 8 に示す。データベースには樹皮のデータは含まれていないが、複屈折性を有するために、ほとんどの画素が木材ないし布と判定されていることが結果から確認できる。

3.2 樹種の識別

高粒度の識別性能を確認するため、樹種の判別実験を行った。図 9 に、杉・ポプラ・桐・松の 4 種類の木材に対する識別結果を示す。この実験でも各画素ごとに判定を行っており、木目等のテクスチャ情報は利用していないが、おおむね正しく識別できていることが分かる。また、データベース中の全樹種について 20 クラスの分類を行ったとこ



(a) 撮影シーン (b) 推定結果
図 7: 非平面に対する材質クラスの識別結果



(a) 撮影シーン (b) 推定結果
図 8: 樹皮に対する材質クラスの識別結果

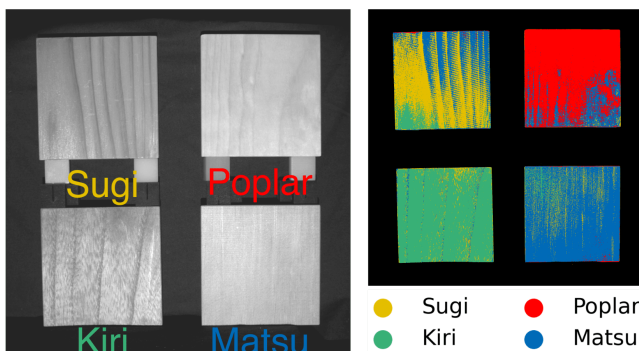


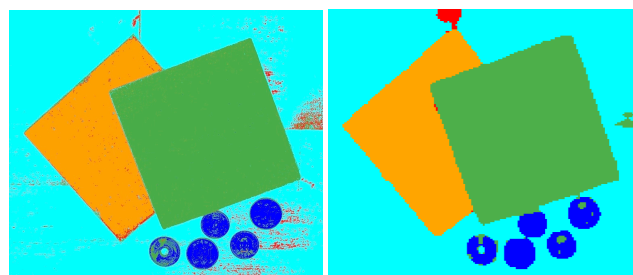
図 9: 4 種の樹種の識別結果

ろ、正解率は 58% となった。

4. 深層学習による材質識別

材質をより高精度に識別するため、近傍画素のテクスチャ情報を利用したセマンティックセグメンテーションを行った。セグメンテーションのフレームワークにはバックボーンを ResNet-34 とした U-Net[11] を用い、また学習のデータセットとして、各素材のテクスチャをランダムに張り合わせた画像を生成して用いた。入力画像の画素値は RGB の 3 チャンネルのかわりに P_{diff} と P_{mean} の 2 チャンネルとした。データセットは生成画像のうち 160 枚を訓練データ、40 枚を検証データとし、損失関数は One-hot ベクトル化された N クラス分類の時に用いられる多クラス交差エントロピー誤差関数を使用して、金属、木材、布、樹脂、石材の 5 クラスに分類するモデルを作成した。学習したネットワークに図 1 のシーン画像を入力した結果を図 10

に示す。細かなノイズ状の誤認識が減少していることがわかる。



(a) k 近傍法 (b) U-Net
図 10: 深層学習を用いた材質クラスの識別結果

5. 近赤外域における複屈折反射特性計測

提案手法では物体表面の微細構造を画像化する分解能が不要であるため、遠方からの材質識別が可能となる。そこでこの手法を LiDAR に搭載することを目的に、近赤外域において実験を行った。LiDAR では瞬時的に強力なパルス光を照射するため日中屋外の強い太陽光の下でもパルス光の反射強度から対象の複屈折性の計測が可能であると考えられる。ただし、本実験では連続光を用いて室内で実験を行った。

実験には図 11 に示すような、1550 nm のレーザ光源、液晶位相変調素子、偏光プリズム、フォトダイオードを組み合わせた装置を用いた。これにより得られた、クロスニコル成分の光強度変化を図 12 に示す。図 12(a) は複屈折性を有しない等方性の布（フリース）を、図 12(b) は可視光において強い複屈折性を示した布（シルク）について計測

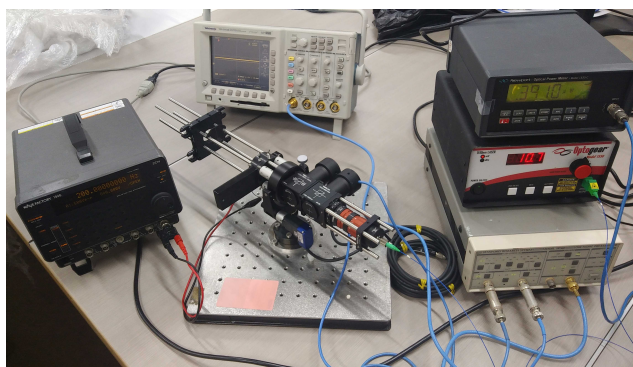
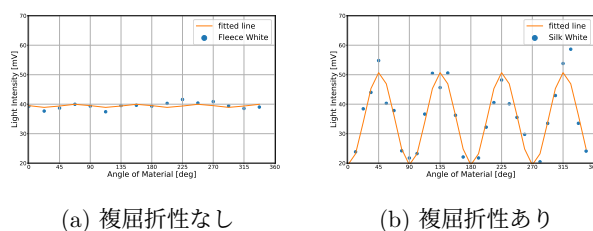


図 11: 近赤外域における実験装置



(a) 複屈折性なし (b) 複屈折性あり
図 12: 近赤外域における複屈折反射特性の計測

した結果で、可視光と同様に近赤外域においても同様の手法を適用できることが確認された。

6. まとめ

本研究では、複屈折性に着目し偏光に基づく材質識別を行った。これにより人工物に多い等方性物質に対し、木材や繊維などの天然物に多い異方性物質を特異的に識別することを可能とした。また近赤外域でも同様に複屈折性が見られることを確認した。今後は偏光情報にカラー・テクスチャ情報等を組み合わせ、深層学習を適用した場合の認識率の確認や、円偏光成分の投影や検出を行い、より高精度な材質識別を目指す。

参考文献

- [1] B. Caputo, E. Hayman, P. Mallikarjuna, "Class-Specific Material Categorisation", ICCV, 2005.
- [2] C. Liu, L. Sharan, E. H. Adelson, R. Rosenholtz, "Exploring Features in a Bayesian Framework for Material Recognition", CVPR, 2010.
- [3] M. Sato, S. Yoshida, A. Olwal, B. Shi, A. Hiyama, T. Tanikawak, M. Hirose, R. Raskar, "SpecTrans: Versatile material classification for interaction with textureless, specular and transparent surfaces", CHI, 2015.
- [4] J. Gu, Chao. Liu, "Discriminative Illumination: Per-pixel Classification of Raw Materials based on Optimal Projections of Spectral BRDF", PAMI, 2013
- [5] O. Wang, P. Gunawardane, S. Scher, J. Davis, "Material Classification using BRDF Slices", CVPR, 2009.
- [6] S. Su, F. Heide, R. Swanson, J. Klein, C. Callenberg, "Material Classification Using Raw Time-of-Flight Measurements", CVPR, 2016
- [7] K. Tanaka, Y. Mukaigawa, T. Funatomi, H. Kubo, Y. Matsushita, Y. Yagi, "Material Classification from Time-of-Flight Distortions", PAMI, 2018
- [8] H. Chen, L. B. Wolff, "Polarization Phase-Based Method For Material Classification And Object Recognition In Computer Vision", CVPR, 1996.
- [9] L. B. Wolff, "Polarization-Based Material Classification from Specular Reflection", PAMI, 1990.
- [10] 磯貝 明, "木材セルロースナノファイバーの特性と応用展開", 海外産業植林センターセミナー, 2016.
- [11] O. Ronneberger, P. Fischer, T. Brox, "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation", MICCAI, 2015