

単一光子検出器を用いた 光の高時間分解能計測による材質の分類

北島 大夢¹ 北野 和哉¹ 櫛田 貫弘¹ 田中 賢一郎¹ 久保 尋之¹ 船富 卓哉¹ 向川 康博¹

概要：インパルス光を物体に照射した際に観測される Temporal PSF は、シーン中で生じる光学的現象の時間的な応答であり、物体の材質、表面形状、内部構造などの情報を含んでいる。しかし、時間応答はピコ秒単位で生じる光学的な変化であるために従来のカメラでは計測することは困難である。そこで本研究では、1光子単位での検出が可能である単一光子検出器 (SPAD: Single Photon Avalanche Diode) を活用し、約十ピコ秒単位の時間分解能で光の反射光の過渡現象を観測する。さらに、この観測データは材質ごとに固有の情報であることを利用し材質の分類を行った。実験では Temporal PSF の影響により材質ごとに観測データが異なることを示し、機械学習を用いてシーン中の複数の材質の分類を行った。

キーワード：SPAD, 単一光子検出, 光の時間応答, 表面下散乱, 半透明物体

1. はじめに

物体の材質に関する情報は、シーンを認識する際に重要な手掛かりとなる。例えばロボットがシーン中の物体を掴む際には、その物体の形状だけでなく、つぶれやすい物かどうかといった材質を認識する技術が有用である。

従来、物体の色や反射特性を手掛かりとした材質の分類手法が提案されてきたが、近年では光の時間軸の情報に注目した研究も取り組まれている。光の飛行時間から距離計測を行う Time-of-Flight (ToF) カメラを用いることで半透明物体の材質分類が可能であることが報告されている [10], [11]。ToF カメラは照射光に対する物体からの反射光の時間遅れから距離を算出するが、物体表面での反射光に加え、物体内部に入り込む表面下散乱光が含まれると、距離計測に誤差が生じる。これらの手法では距離計測の誤差を材質に固有な特徴として利用しているが、反射光の過渡現象を直接観測しているわけではなく、材質ごとの特徴について詳細な解析ができていないわけではない。

また、ToF カメラを用いてシーンの Temporal PSF を復元する手法も提案されている [3]。Temporal PSF とは光学現象による時間的な応答であり、シーン中の物体の材質、表面形状、内部構造などの情報を含んでいる。この手法は遅延回路を用いることで ToF カメラの発光タイミングを細かく制御し、さらに計算処理によって Temporal PSF を

推定している。しかし、250 ピコ秒程の粗い時間分解能の Temporal PSF しか取得できておらず、材質の違いによる差を十分に記述できるだけの時間分解能は実現できていなかった。

そこで本研究では、1光子単位での検出が可能である単一光子検出器 (SPAD: Single Photon Avalanche Diode) を活用することで約十ピコ秒単位の高い時間分解能で反射光の観測を行い、ToF カメラでは計測できなかった材質ごとの反射光の過渡現象を観測する。また、SPAD によって得られた観測結果のみを用いて材質の分類を試みる。実環境による計測実験によって材質ごとに異なる特徴が取得可能であることを示し、材質分類の精度を示す。さらに、2軸のミラーが内蔵されているガルバノスキャナを用いて平面的に走査し、得られたシーン画像に対して材質によるセグメンテーションを行う。

2. 関連研究

非接触かつ非破壊での材質分類の研究はコンピュータビジョンの分野で活発に取り組まれている。これまで、物体の色やテクスチャを手掛かりにした材質の分類手法 [1], [5], [8], [12] や BRDF [4], [13], スペクトラム [7], 物体の陰影 [6] などの光学特性に基づいた分類手法が提案されている。一方で、Tanaka ら [11] は ToF カメラを用いて表面下散乱によって生じる距離計測の誤差を手掛かりとした材質の分類手法を提案した。しかし、これらの手法では、反射光の過渡現象を距離計測の誤差として間接的にし

¹ 奈良先端科学技術大学院大学
〒630-0192 奈良県生駒市高山町 8916-5

か扱っておらず、表面下散乱による材質ごとの反射光の過渡現象を直接観測することができない。さらに、Kitanoら [3] や Kadambi ら [2] は ToF カメラに改良を加えシーン中の Temporal PSF をサブナノ秒の時間分解能で取得する手法を提案しているが、材質ごとの差を十分確保できるほどの Temporal PSF を観測するにはより高い時間分解能が必要である。

本研究では SPAD を用いて約十ピコ秒単位の高時間分解能計測により反射光の時間的な輝度変化を観測し、材質ごとにどのような差異が見られるかを確認する。また、SPAD による観測データは Temporal PSF の影響を受けていることから材質固有の特徴量として扱うことができ、SPAD の時間軸の観測データのみを用いて材質の分類を行う。

3. 光の高時間分解能計測による材質分類

本章ではまず初めに SPAD の動作原理と時間相関単一光子計数について説明し、さらに SPAD によって得られた観測データを用いた材質の分類方法について述べる。

3.1 SPAD の計測原理

SPAD は一般的なフォトダイオードと異なり、光子が検出されると電子雪崩が生じることによってパルス信号が出力される。従来のフォトダイオードと比較して高速に応答するために数十から数百ピコ秒で生じる光の変化を計測することが可能である。このとき、電子雪崩によって内部の電界強度が低下するため、電界強度が回復するまで次の光子を検出することができない。光子を検出できない時間のことをリセット時間と呼ぶ。SPAD は光子を検出するセンサであり、一般的なフォトダイオードを用いたセンサと異なり確率的に光子を検出する。そのため、SPAD を用いた観測では複数回の試行を集計することで計測を行う。

時間相関単一光子計数の計測原理の概要を図 1 に示す。SPAD を用いた計測では、2つのパルス信号の時間差をピコ秒単位で計測可能な Time to Digital Converter (TDC) と発光時間が数十ピコ秒のパルスレーザー光源を用いる。まず、TDC と同期された光源からパルス光をシーンに対して照射し、SPAD が反射光の光子を受光したタイミングで信号を出力する。これを複数回繰り返して、TDC が同期信号と SPAD から出力された信号の時間差についてのヒストグラムを計測する。

ここで、シーンへの照射光を $g(t)$ 、シーンの Temporal PSF を $I(t)$ 、環境光を b とおくと、SPAD に入射する反射波形 $s(t)$ は、

$$s(t) = (g * I)(t) + b \quad (1)$$

で表される。なお、 $(g * I)(t)$ は照射光の波形と Temporal PSF の畳み込み演算を表す。この時、 N 回の試行において SPAD が出力する信号のヒストグラム h_k はポアソン過程

として以下のようにモデル化される [9]。

$$h_k \sim \text{Poisson} \left(N \int_{k\Delta}^{(k+1)\Delta} \eta s(t) + b_d dt \right) \quad (2)$$

ここで、 $\eta \in (0, 1]$ 、 b_d 、 Δ はそれぞれ、センサの量子効率、ダークカウント、ヒストグラムの離散化幅である。

3.2 SPAD の観測データによる材質の分類

Temporal PSF はシーン中で生じる光の過渡現象に対応するため、材質による表面下散乱の差異によって異なる。従って SPAD で得られる観測データ h_k は材質固有の特徴を含んでいる。本研究では、SPAD で得られたヒストグラムを用いて K 近傍法により材質の分類を行う。

ここで、SPAD で得られるヒストグラムは照射光の距離減衰や光子の積算回数により、強度が変化する。そのため、 h_k を観測した総光子数で正規化し、特徴ベクトルとする。

$$\bar{h}_k = \frac{h_k}{\sum_k h_k} \quad (3)$$

特徴ベクトル間のユークリッド距離を距離尺度として K 近傍法により材質の分類を行う。

4. 計測システム

4.1 1点での計測

計測システム全体の概要を図 2 に示す。SPAD と Time controller はそれぞれ ID Quantique 社製 ID100 と ID900 を用いた。Time controller 内部にはファンクションジェネレータと TDC が内蔵されており、内部のファンクションジェネレータから同期信号を送ることで、パルスレーザー光源と TDC の同期を行った。使用した TDC は最短 13ps の時間分解能で計数ができるため、SPAD で検出された光子の到達時間を 13ps の高い時間分解で計測することができる。パルスレーザー光源は半値全幅が 74.2ps である株電子社製の LDB-160C-639F を用いてファンクションジェネレータからの外部トリガーにより駆動させた。3.1 節で述べた通り、SPAD にはリセット時間が存在するため、リセット時間よりも長い時間間隔でパルス光を照射する。これによりパルス光の照射間で SPAD の電界強度を回復することができ、1 回の照射に対して 1 回の光子の検出が行われる。本研究で用いた SPAD のリセット時間は 45ns、パルスレーザー光源は 130ns の照射間隔で計測を行っている。したがって、本システムでは $130\text{ns}/13\text{ps}=10,000$ ビンの高次元なヒストグラムを取得することができる。また、1点で 0.1 秒間の計測を行っているため試行回数は約 76 万回程度となる。

計測システムの詳細を図 3 に示す。光源から SPAD で観測されるまでの光路について順に説明する。まず、光源から照射されたパルス光は偏光ビームスプリッタで偏光方向に従って透過光と反射光に分離される。そのため、パルスレーザー光源から照射する光の偏光方向は偏光ビームス

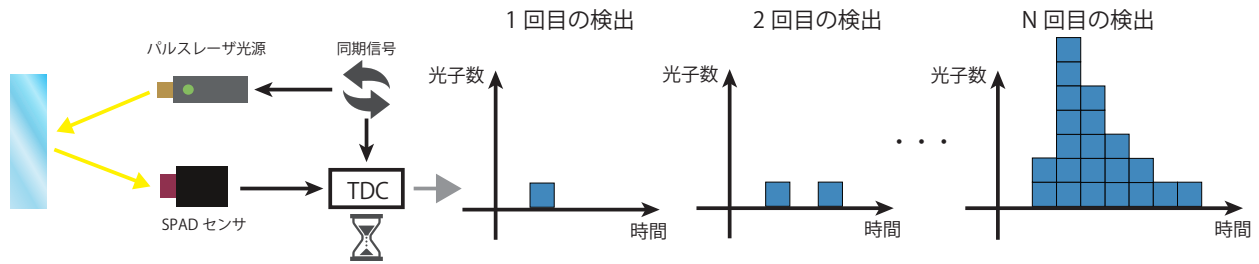


図 1: 時間相関単一光子計数の概要図

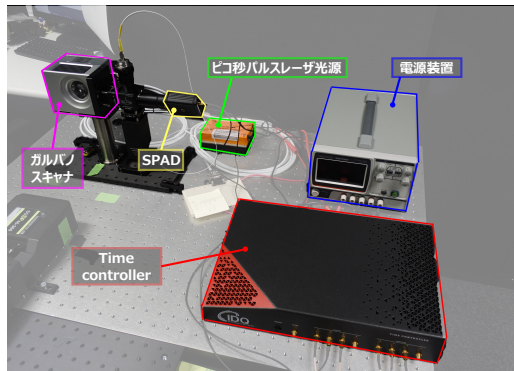


図 2: 計測システムの全体図

プリッタの反射光成分の偏光方向と一致するように調節する。偏光ビームスプリッタによって分離した反射光成分はシーンに照射され、透過光成分はビームトラップによって吸収される。シーンからの反射光が再び偏光ビームスプリッタを通過する際、偏光状態が変化した成分だけが透過し SPAD で観測され、偏光状態が変化していない成分はセンサでは観測されない。そのため本システムでは鏡面反射成分を除去した観測が得られる。さらに、パルス光の照射点と SPAD の観測点が概ね一致するような同軸系となっているため、相互反射などの影響で大きく経路のずれたノイズ成分となる反射光は観測されない。また、パルスレーザー光源の設置部にはコリメータを接続し、距離減衰をできるだけ抑えるように調整している。

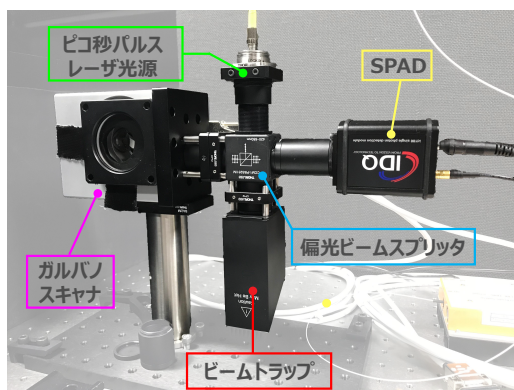


図 3: 計測システム

4.2 1点計測の平面への拡張

SPAD は 1 素子のセンサであるため、シーン中の 1 点しか計測することができない。そこで本システムでは、2 枚のミラーが内蔵されたガルバノスキャナを用いてシーン全体を走査することで、1 点計測を平面的な計測へと拡張した。ガルバノスキャナを用いたスキャンシステムの概要を図 4 に示す。ガルバノスキャナは SCANLAB 社製の SCANcube III 10 を用いた。ガルバノスキャナによって 1 点の計測をピクセルごとに行うことで奥行きが時間軸の 3 次元のキューブデータを取得することができる。

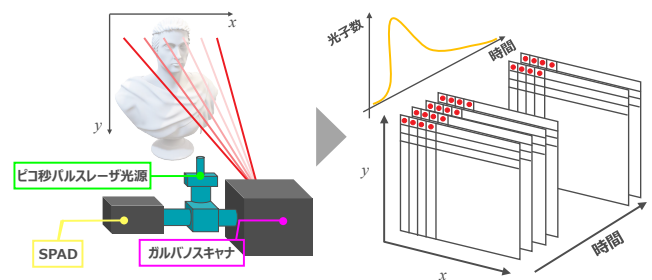


図 4: ガルバノスキャナによる 1 点計測の平面への拡張

5. 実験

はじめに、観測されるヒストグラムが材質ごとに異なることを確認するために、外観が異なる複数の材質と、外観が類似した複数の材質のそれぞれについて 1 点計測を行った。さらに、様々な材質についてヒストグラムを計測し、提案手法により材質の推定を行った。最後に 4.2 節で示した計測システムを用いて平面的に走査したデータを用いて各点について材質を推定し、シーン中の材質のセグメンテーションを行った。

5.1 1点計測による計測実験

まず図 5 に示す石鹸、ロウ、木材の 3 種類の材質を用いて計測を行った。それぞれガルバノスキャナから同じ距離に正対するように配置し計測を行った。各材質の観測データと総光子数で正規化した結果を図 6 に示す。SPAD の観測データはそれぞれ異なる結果となった。正規化を行った



図 5: 外観の異なる 3 種類の材質

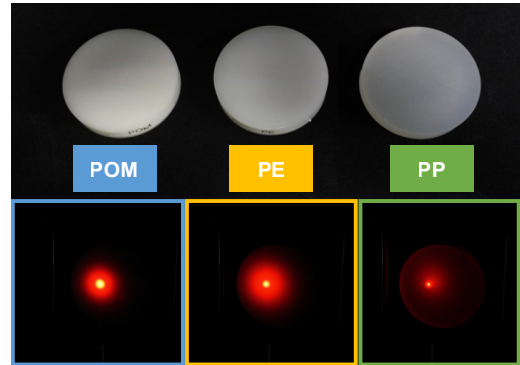
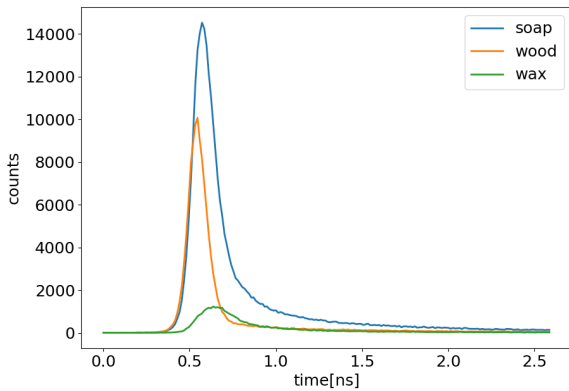
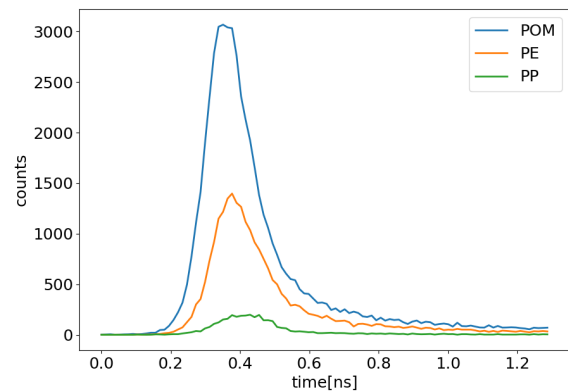


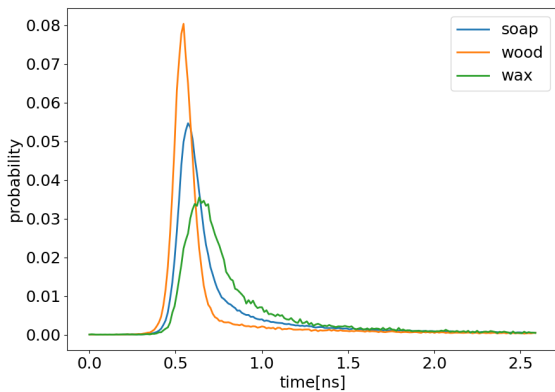
図 7: 3 種類のプラスチック



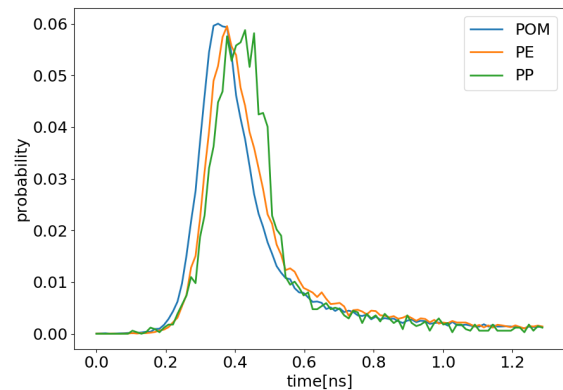
(a) 観測データ



(a) 観測データ



(b) 正規化した観測データ



(b) 正規化した観測データ

図 6: 石鹸, ロウ, 木材の観測結果の比較

図 8: POM, PE, PP の観測結果の比較

結果, 表面下散乱の影響が一番小さい木材において, ピークの立ち上がりから立ち下がりまでの時間幅が最小となった. また, 石鹸, ロウと表面下散乱の影響が増加するに連れて時間軸方向に尾を引くような結果が得られた.

次に外観が類似した透明度の異なる 3 種類のプラスチック, ポリオキシメチレン (POM), ポリエチレン (PE), ポリプロピレン (PP) を用いて計測を行った. 各材質の観測データと総光子数で正規化した結果を図 8 に示す. SPAD での観測データは表面下散乱の様子の違いから異なるヒストグラムが確認できた. また, 正規化した結果では僅か

あるが表面下散乱による時間遅れの差異を取得することができた.

次に, 様々な材質を用いて K 近傍分類器による材質分類を行った. 学習データセットの収集には各材質で板状の物体を用いた. 4 章で示した計測システムを用いて, 各材質にて学習用に 9,000 点のデータをサンプルした. また, モデルの分類精度の評価には学習データセットには含まれていない 1,000 点のデータを用いた. 予測結果は距離が近い学習データの近傍 100 点のうち最も高い割合を占めるクラスに分類を行う. 観測データのみで分類を行うため, 前

理として SPAD での観測波形を正規化したデータで分類器の学習と評価を行った。テストデータによる材質分類モデルの評価結果を図 9 に示す。石膏や石鹼、プラスチック類など推定精度が高い材質は特徴ベクトルのばらつきが小さく、クラス間の距離も離れていると考えられる。一方、コルク、木材、中密度繊維板は材質がほぼ同類であるため、表面下散乱の影響も類似しており推定結果にばらつきが確認された。全体としての分類精度は 87.3% であり、ある程度の識別性能があることが示された。

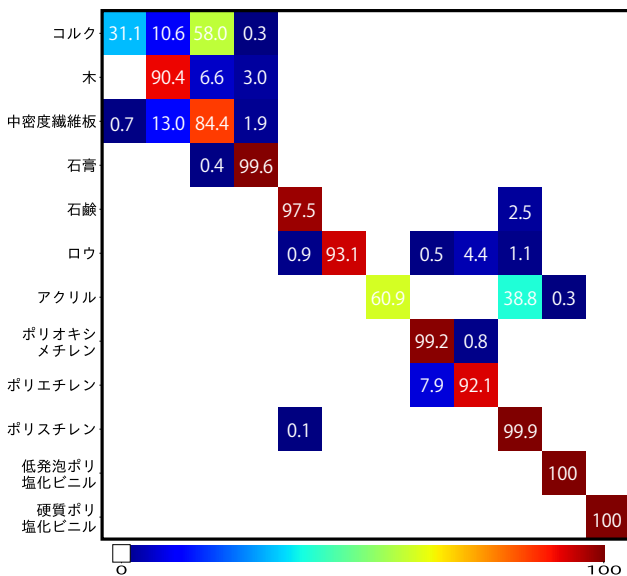


図 9: 混同行列

5.2 材質ごとのセグメンテーション

最後に、学習した分類モデルを用いてシーン中の複数の物体に対して材質のセグメンテーションを行った。撮影シーンとセグメンテーション結果を図 10 に示す。シーン中にはポリスチレン、石膏、ロウ、木材、石鹼、コルクの 6 種類の材質を用いた。配置する物体は形状が平面だけでなく球体や表面に凹凸があり法線方向が不均一な物体を用いた。材質ごとにセグメンテーションを行った結果では、ポリスチレン、石鹼、石膏は概ね材質の推定に成功していることが確認された。一方、ロウは表面の凹凸が大きい部分に誤推定が多く確認された。さらに混同行列でも推定結果にばらつきが多く確認された木材とコルクは領域内に誤推定を多く含む結果となった。真のクラスが木材であるが中密度繊維板と誤推定されたピクセルの予測結果の近傍 100 点の割合を表 1 に示す。予測結果が真のクラスである木材以外に材質が類似しているコルクや中密度繊維板、さらに表面下散乱の影響が小さい石膏などのクラスに予測されている。本研究では、各材質ごとに平面状の物体を用いて学習データを収集したため、球体など形状が大きく異なる

表 1: 近傍 100 点のばらつき

| 材質 | 推定数 |
|------------|-----|
| コルク | 14 |
| 木 | 33 |
| 中密度繊維板 | 50 |
| 石膏 | 3 |
| 石鹼 | 0 |
| ロウ | 0 |
| アクリル | 0 |
| ポリオキシメチレン | 0 |
| ポリエチレン | 0 |
| ポリスチレン | 0 |
| 低発泡ポリ塩化ビニル | 0 |
| 硬質ポリ塩化ビニル | 0 |

物体や凹凸が大きい部分では観測データが変化し、複数の近傍を用いても異なるクラスに多く誤推定されたと考えられる。

6. まとめ

本研究では SPAD によって計測できる材質固有の Temporal PSF の影響を含んだ観測データを基に、材質の分類を行った。まず、材質固有の Temporal PSF の影響を含んだ異なる観測データを SPAD で取得できることを実環境での 1 点計測の実験により確認した。また、それらの観測データを基に K 近傍法による材質の分類を行い、ある程度の分類性能があることを示した。さらに、ガルバノスキャナによって得られたシーン画像に対して材質ごとのセグメンテーションを行った。

今後は、法線方向によって生じる観測データの変化に対して、反射光の過渡現象をモデル化し解析することで、球体やより複雑な形状に対して高精度な分類を目指す。また、本研究では SPAD で得られた観測データを基に分類を行っており Temporal PSF そのものは取得できていない。そのため SPAD によって得られた観測データから計算処理によって材質ごとの Temporal PSF を復元し、その応答を利用することで高精度な材質分類を行う。

謝辞 本研究の一部は JST CREST (JPMJCR1764)、科研費 18H03265、17K19979、19H04138 の助成を受けた。

参考文献

- [1] Caputo, B., Hayman, E. and Mallikarjuna, P.: Class-Specific Material Categorisation, *Proc. International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Vol. 9, No. 1, p. 1597–1604 (2005).
- [2] Kadambi, A., Whyte, R., Bhandari, A., Streeter, L., Barsi, C., Dorrington, A. and Raskar, R.: Coded time of flight cameras: sparse deconvolution to address multipath interference and recover time profiles, *ACM Transactions on Graphics (ToG)*, Vol. 32, No. 6, p. 167 (2013).
- [3] Kitano, K., Okamoto, T., Tanaka, K., Aoto, T., Kubo, H., Funatomi, T., and Mukaigawa, Y.: Recovering tem-

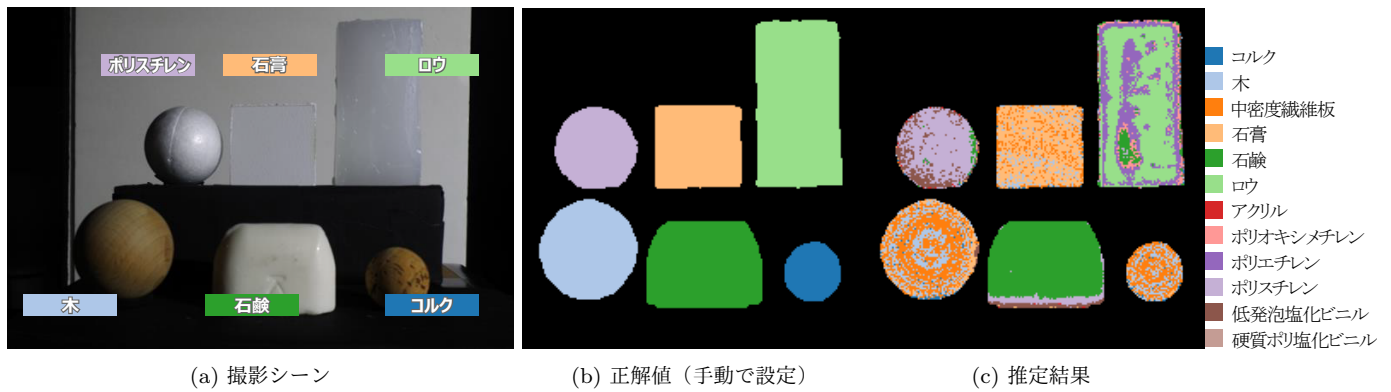


図 10: セグメンテーション結果

poral PSF using ToF camera with delayed lightemission, *IPSSJ Transaction on Computer Vision and Application (CVA)*, Vol. 9, No. 1, p. 15 (2017).

[4] Liu, C. and Gu, J.: Discriminative Illumination: Per-Pixel Classification of Raw Materials Based on Optimal Projections of Spectral BRDF, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI)*, Vol. 36, No. 1, pp. 86–98 (2014).

[5] Liu, C., Sharan, L., Adelson, E. H. and Rosenholtz, R.: Exploring Features in a Bayesian Framework for Material Recognition, *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, p. 239–246 (2010).

[6] Mannan, M. A., Das, D., Kobayashi, Y. and Kuno, Y.: Object Material Classification by Surface Reflection Analysis with a Time-of-Flight Range Sensor, *Advances in Visual Computing*, Springer Berlin Heidelberg.

[7] Sato, M., Yoshida, S., Olwal, A., Shi, B., Hiyama, A., Tanikawa, T., Hirose, M. and Raskar, R.: Spectrans: Versatile Material Classification for Interaction with Textureless, Specular and Transparent Surfaces, p. 2191–2200 (2015).

[8] Schwartz, G. and Nishino, K.: Automatically Discovering Local Visual Material Attribute, *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, p. 3565–3573 (2015).

[9] Shin, D., Kirmani, A., Goyal, V. K. and Shapiro, J. H.: Photon-Efficient Computational 3-D and Reflectivity Imaging With Single-Photon Detectors, *IEEE Transactions on Computational Imaging*, Vol. 1, No. 2, pp. 112–125 (2015).

[10] Su, S., Heide, F., Swanson, R., Klein, J., Callenberg, C., Hullin, M., and Heidrich, W.: Material Classification using Raw Time-of-Flight Measurements, *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, p. 3503–3511 (2016).

[11] Tanaka, K., Mukaigawa, Y., Funatomi, T., Kubo, H., Matsushita, Y. and Yasushi, Y.: Material Classification from Time-of-Flight Distortions, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI)*, (online), DOI: 10.1109/TPAMI.2018.2869885 (2018).

[12] Varma, M. and Zisserman, A.: A Statistical Approach to Material Classification using Image Patch Exemplars, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI)*, Vol. 31, No. 11, p. 2032–2047 (2009).

[13] Zhang, H., Dana, K. and Nishino, K.: Reflectance Hashing for Material Recognition, *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, p.

3071–3080 (2015).