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 舩冨 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るわけではない.

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

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 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 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.これを複数回繰り替えし、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、

$$s(t) = (g * I)(t) + b$$
 (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].

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

ここで, $\eta \in (0,1], b_d, \Delta$ 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.

$$\overline{h}_k = \frac{h_k}{\sum_k h_k} \tag{3}$$

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.パルスレーザ光源は半値全幅が 74.2ps である珠電子社 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 130ns/13ps=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 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



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で POM PE PP

図 7:3種類のプラスチック





図 8: POM, PE, PP の観測結果の比較

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,前処

情報処理学会研究報告

IPSJ SIG Technical Report

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.石膏や石鹸,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,石鹸,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、石鹸、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.	沂俸	100	占のげらつき	-
1X	1:	大口方	100	思りはり ノさ	

A 1. 近方 100 点のに	
材質	推定数
コルク	14
木	33
中密度繊維板	50
石膏	3
石鹸	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

- 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, *IPSJ 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 Timeof-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).