

多波長・多方向光源下の単一偏光画像からの表面素材識別

倉知 美帆 川原 僚 岡部 孝弘
九州工業大学情報工学部

1 はじめに

物体表面の素材や状態の識別は、外観検査の自動化や質感の認識において重要である。画像に基づくアプローチでは、非破壊かつ非接触で画素ごとの識別を実現することができる。

画像における各画素の輝度値は、被写体の素材に固有な性質である表面粗さや分光反射率に依存する。表面粗さの異なる素材では、特定の光源方向から照明したときに観察される明るさが異なることがある。また、分光反射率の異なる素材では、特定の波長の光源で照明したときに観察される明るさが異なることがある。Wang ら [1] は、表面粗さや分光反射率の違いを捉えて素材を識別するために、多波長・多方向光源の明るさを最適化する手法を提案している。

また、光の振動方向の偏り、つまり、偏光を利用することで、素材の性質を捉えられる。一般に物体表面からの反射光は偏光しており、その偏光状態は、鏡面／拡散反射率や屈折率など、素材に固有な性質に依存する。Wolff ら [2] は、偏光を手掛かりに抽出した鏡面反射成分の強度に着目して、金属と誘電体を識別している。反射成分分離では、直線偏光板を透過した反射光に含まれる拡散反射成分と鏡面反射成分の混合比が、偏光板の向きに依存して変化することを利用している。

そこで本稿では、照明環境の工夫に加え偏光情報を活用することで、素材識別を行う手法を提案する。様々な光源色、光源方向における被写体の偏光画像を学習することで、素材の分光反射率や表面粗さに加え、鏡面／拡散反射率や屈折率を捉える。これにより、分光反射率と表面粗さの類似した素材や鏡面／拡散反射率と屈折率の類似した素材の識別においても精度を向上させる。さらに、本手法では、光源の明るさに非負制約を課すことで、ワンショットの識別を実現する。そのため、提案手法はベルトコンベア上の動物体などにも適用可能である。

2 提案手法

本研究では、学習・識別に、ライトステージの下でモノクロ偏光カメラを用いて撮影した画像を使用する。具体的には図1のように撮影する。図1の右に示す、多波長・多方向光源(ライトステージ)は、多波長のLEDクラスタが多方向に配置されており、各光源を制御することで、中心にある被写体を様々な方向から様々な色で照らすことができる。また、反射光の偏光状態を画像として取得するため、ライトステージ上方に設置したモノクロ偏光カメラを用いて被写体を

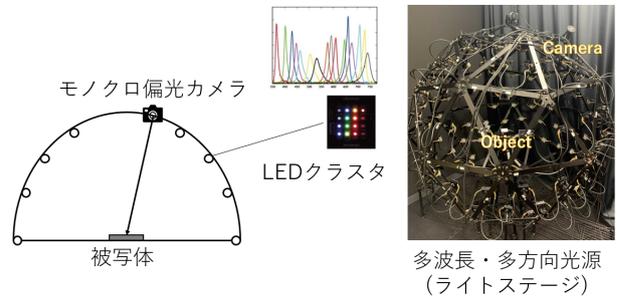


図1: 撮影環境

撮影する。物体表面上のある点をモノクロ偏光カメラで撮影すると、1つの画素について、水平面に対して、 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ の4偏光成分の輝度値が得られる。

ある点において、 L 個 ($L = C$ 色 $\times D$ 方向) の光源を、明るさを1として、順に点灯したときに i 番目の角度の偏光成分を並べた $L \times 1$ のベクトルを \mathbf{x}_i とする。4偏光成分を結合した $4L$ 次元のベクトル ($\mathbf{x}_1^T, \mathbf{x}_2^T, \mathbf{x}_3^T, \mathbf{x}_4^T$) を特徴とし、この $4L$ 次元の空間を特徴空間という。本手法では、この特徴空間を線形な識別面により分けることで、素材識別を実現する。

L 個の光源の明るさが $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_L)^T$ であるとき、 i 番目の角度の偏光成分の輝度値 I_i は重ね合わせの原理により、

$$I_i = \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i \quad (1)$$

のように表される。さらに、偏光成分の重み w'_i により I_i を線形結合すると、

$$I' = \sum_{i=1}^4 w'_i I_i = \sum_{i=1}^4 w'_i \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i \quad (2)$$

が得られる。バイアス項 b を付加して全体をゼロとしたもの

$$I' + b = \sum_{i=1}^4 w'_i \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b = 0 \quad (3)$$

は $4L$ 次元特徴空間における超平面であり、この超平面を線形識別面とみなす。

式(3)より、線形識別面を表す結合係数が、光源強度 \mathbf{w} と偏光成分の重み w'_i で記述されることから、これらをマージン最大化に基づいて求める。具体的には式(4)によって定式化される最適化問題を解く。ここで、 y_n, ξ_n, N, α は正解ラベル、スラック変数、学習サンプルの数、ペナルティ項の重みである。式(7)により光源強度に非負制約を課すことで、ワンショットからの材質識別を実現する。

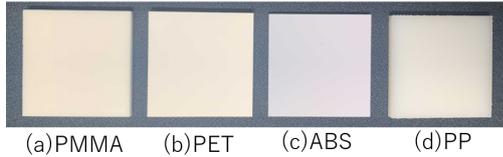


図 2: 識別対象となる 4 種類のプラスチック

$$\min_{\mathbf{w}, w'_i, b, \xi_n} \left[\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \left(\sum_{i=1}^4 w'_i{}^2 \right) + \alpha \sum_{n=1}^N \xi_n \right] \quad (4)$$

subject to

$$y_n \left[\mathbf{w}^T \left(\sum_{i=1}^4 w'_i \mathbf{x}_i \right) + b \right] \geq 1 - \xi_n, \quad (5)$$

$$\xi_n \geq 0 (n = 1, 2, 3, \dots, N), \quad (6)$$

$$w_l \geq 0 (l = 1, 2, 3, \dots, L) \quad (7)$$

一般の線形識別面の係数が独立であるのに対して、 \mathbf{x}_i の係数は互いに独立でないため、通常のソフトマージン SVM では解くことができない。そこで \mathbf{w} と w'_i の一方を固定し、二次計画法を用いて交互に繰り返し最適化する。導出される光源強度 \mathbf{w} で、各光源を点灯することで、識別する素材に適した照明環境となる。最終的には、この照明環境下において撮影される単一モノクロ偏光画像データを、最適化により得られた線形識別面に当てはめることで、素材識別を行う。

3 実験

図 2 に示す、4 種類のプラスチック、(a) アクリル (PMMA)、(b) ペット (PET)、(c) ABS 樹脂 (ABS)、(d) ポリプロピレン (PP) を対象に実験を行った。照明には、4 色 × 5 方向 の計 20 種類の光源を利用した。

まず、図 1 に示す撮影環境において、20 種類の光源下で被写体を撮影する。撮影画像は $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ の 4 偏光成分の輝度値を含み、各成分ごとの偏光画像を取得できる。各成分の偏光画像から得られる、 10×10 の 4 領域、合計 400 画素を学習に、学習領域とは異なる 20×20 、合計 400 画素をテスト領域として用いる。

次に、光源強度 \mathbf{w} と偏光成分の重み w'_i を最適化する。このとき偏光成分の重みとバイアス項の初期値を、それぞれ $w'_i = (1, 1, 1, 1)^T$ 、 $b = 1$ として光源強度 \mathbf{w} から最適化を行う。その後、得られた \mathbf{w} を、式 (4) において固定し、 w'_i と b を最適化する。今度は w'_i を固定し、 \mathbf{w} を再び最適化する。このようにして、交互に繰り返し最適化する。表 1 に、提案手法、(i) 光源強度のみを最適化したとき、および、(ii) 偏光成分成分の重みのみを最適化したときの識別率を示す。また、アクリルとペット、ABS 樹脂とポリプロピレンの識別において、得られた光源強度を図 3 に示す。

表 1 より、全ての素材において良好な結果が得られた。照明環境のみ、あるいは偏光情報のみの最適化では、識別に限界がある素材、アクリルとペット、ABS

表 1: 識別率 [%]

		提案手法	(i)	(ii)
PET	PMMA	100.0	98.7	69.8
PMMA	ABS	100.0	100.0	100.0
PMMA	PP	100.0	100.0	100.0
PET	ABS	100.0	100.0	100.0
PET	PP	100.0	100.0	100.0
PP	ABS	100.0	99.7	66.8

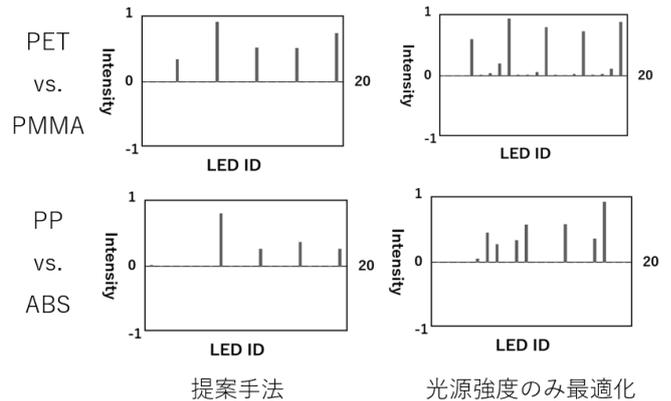


図 3: 最適化された光源強度

樹脂とポリプロピレンの識別において、これらを組み合わせることで、識別精度が向上することが分かる。特に、アクリルとペットなど目視では識別が難しい、つまり分光反射率などの性質が類似している素材の識別においても高精度な結果となっており、本手法の有効性が確認できる。また、図 3 より、提案手法では、光源強度のみを最適化する場合に比べ、少数の光源で識別が行える。

4 まとめ

本稿では、照明環境の工夫と偏光情報の活用により、素材識別を行う手法を提案した。具体的には、多波長・多方向光源下における偏光画像を用いて学習を行い、識別する素材に応じて、多波長・多方向の光源強度と識別に用いる線形識別面を最適化する。これにより、ワンショットでの識別精度を向上させることが確認できる。今後は、対象とする素材を増やし、多クラス識別に取り組みたい。

謝辞 本研究の一部は、JSPS 科研費 JP20H00612 の助成を受けた。

参考文献

- [1] C. Wang and T. Okabe, “Joint optimization of coded illumination and grayscale conversion for one-shot raw material classification,” In Proc, BMVC2017, 2017.
- [2] L. B. Wolff, “Polarization-based material classification from specular reflection,” IEEE TPAMI, Vol.12, No.11, pp.1059–1071, 1990.