

物体表面の法線と分光反射率の同時推定

北原 雅啓¹ 岡部 孝弘²

概要: 物体表面の明るさは物体表面の法線と光源の方向に、物体表面の色は物体表面の分光反射率と光源の分光強度に依存することから、任意の光源環境における物体の見えを正確に生成するためには、物体表面の法線と分光反射率の両方を推定する必要がある。そこで本稿では、従来、照度差ステレオと分光イメージングの枠組みで、それぞれ独立に推定されていた物体表面の法線と分光反射率の両方を、同時に推定する手法を提案する。提案手法では、様々な方向・様々な色の光源下において撮影された画像を入力として、Lambert モデル、および、分光反射率の低次元線形モデルを仮定して、法線と分光反射率を画素ごとに密に推定する。また、実画像を用いた実験を行い、提案手法の有効性を確認する。

1. はじめに

物体表面の明るさは物体表面の法線と光源の方向に、物体表面の色は物体表面の分光反射率と光源の分光強度に依存して大きく変化する。したがって、任意の光源環境における物体の見えを正確に生成するためには、物体表面の法線と分光反射率の両方を推定する必要がある。

物体を異なる方向の光源で照らしたときの明るさの変化を手掛かりにして物体表面の法線を推定する技術は、照度差ステレオと呼ばれる。例えば、Woodham の古典的照度差ステレオ [7] では、物体表面の反射特性が Lambert モデルに従い、かつ、光源の方向と明るさが既知と仮定して、最少で 3 枚の画像から物体表面の法線と拡散反射率を推定している。しかしながら、照度差ステレオでは、一般に、カラーカメラの RGB の各帯域における拡散反射率しか求めることができない。したがって、光源の分光強度が変化したときの物体の見えを生成するときに、その精度に限界がある。

一方、物体を異なる分光強度を持つ光源で照らして画像を撮影したり、カラーカメラの 3 つの帯域だけでなく多数の狭帯域で画像を撮影したりする技術は、分光イメージングと呼ばれる。例えば、Park ら [4] や Han ら [6] は、物体を異なる分光強度を持つ光源で照らしたときの色の変化を手掛かりにして、物体表面の分光反射率を推定している。しかしながら、これらの手法では、光源方向が固定されているために、物体表面の法線を求めることができない。したがって、光源の方向が変化したときの物体の見えを生成することができない。

そこで本稿では、従来、照度差ステレオと分光イメージングの枠組みで、それぞれ独立に推定されていた物体表面の法線と分光反射率の両方を、同時に推定する手法を提案する。具体的には、様々な方向・様々な分光強度の光源下で撮影されたカラー画像を入力として、Lambert モデルと分光反射率の低次元線形モデルを仮定して、物体表面の法線と分光反射率の結合係数を画素ごとに密に推定する。また、提案手法の有効性を確認するために、実画像を用いた実験を行う。

本稿の構成は以下のとおりである。第 2 節では、物体表面で観察される明るさ・色と物体表面の法線・分光反射率および光源の方向・分光強度との関係を述べたあとで、提案手法を説明する。第 3 節では、実験方法および実験結果を報告し、第 4 節でむすぶ。

2. 提案手法

平行光線（無限遠方点光源）に照らされた物体表面のある点の明るさ（放射輝度） i は、Lambert モデルを仮定すると、

$$i = \int l(\lambda)\rho(\lambda)c(\lambda)d\lambda \mathbf{s}^T \mathbf{n} \quad (1)$$

のように表現される。ここで、 λ は光の波長、 $l(\lambda)$ は光源の分光強度、 $\rho(\lambda)$ は物体表面の分光反射率、 $c(\lambda)$ はカメラの分光感度、 \mathbf{s} は光源方向を表すベクトル、 \mathbf{n} は物体表面の法線ベクトルである。本研究では、光源の方向と分光強度、および、カメラの分光感度が既知であると仮定して、物体表面の法線と分光反射率の両方を同時に推定する。

分光反射率は、物体表面の反射率が入射光の波長に依存して変化する様子を記述したものである。一般に、分光反射率の推定は、未知数（例えば可視光帯域における分光反

¹ 九州工業大学大学院情報工学府先端情報工学専攻
² 九州工業大学大学院情報工学府知能情報工学研究室

射率を 5[nm] の分解能で推定しようとするならば 80 個程度) が多いために, 不良設定問題・不良条件問題に陥りやすい. そこで提案手法では, 分光反射率の統計的性質に基づいて解空間を制限することで, 分光反射率を安定に推定する. 具体的には, Parkkinen ら [5] による分光反射率の低次元線形モデルを利用する. 彼らは, 分光反射率の実データに主成分分析を適用して, 任意の分光反射率が基底関数の線形結合

$$\rho(\lambda) = \sum_{k=1}^K \alpha_k b_k(\lambda) \quad (2)$$

で近似的に表現できることを示した. ここで K は基底の数, α_k は線形結合係数, $b_k(\lambda)$ は基底関数である. なお, 本研究では, Parkkinen ら [5] に従って $K = 8$ とした.

式 (2) を式 (1) に代入すると,

$$i = \sum_{k=1}^8 \alpha_k \int l(\lambda) b_k(\lambda) c_q(\lambda) d\lambda \mathbf{s}_p^\top \mathbf{n} \quad (3)$$

が得られる. したがって, 法線と分光反射率の同時推定の問題は, 法線 \mathbf{n} と分光反射率の結合係数 α_k ($k = 1, 2, 3, \dots, 8$) の同時推定の問題に帰着する. なお, 各画素あたりの未知数は, 法線の 3 個^{*1} と結合係数の 8 個の合わせて 11 個である.

式 (3) は, 法線と結合係数の一方を固定すると, 他方について線形になる. そこで提案手法では, 以下のような交互最適化により, 法線と結合係数を推定する. なお, 様々な方向・様々な分光強度の光源下で撮影されたカラー画像を入力として, p 番目 ($p = 1, 2, 3, \dots, P$) の光源の分光強度を $l_p(\lambda)$, 方向を \mathbf{s}_p , カラーカメラの q 番目の帯域 ($q = 1, 2, 3$) の画素値を i_{pq} とする.

式 (3) を法線に着目して整理すると,

$$\begin{pmatrix} \vdots \\ i_{pq} \\ \vdots \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \vdots \\ \sum_{k=1}^8 \alpha_k \int l_p(\lambda) b_k(\lambda) c_q(\lambda) d\lambda \mathbf{s}_p^\top \\ \vdots \end{pmatrix} \begin{pmatrix} n_x \\ n_y \\ n_z \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$\mathbf{i} = \mathbf{A} \mathbf{n}$$

が得られる. ここで $\mathbf{n} = (n_x, n_y, n_z)^\top$ である. 分光反射率の結合係数が既知で, 法線が未知であると仮定すると,

$$\mathbf{n} = (\mathbf{A}^\top \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^\top \mathbf{i} \quad (5)$$

により法線を推定することができる^{*2}.

一方, 式 (3) を分光反射率の結合係数に着目して整理すると,

^{*1} 単位ベクトルなので実質 2 個である.

^{*2} 法線は単位ベクトルなので, 推定された \mathbf{n} を正規化したものを法線とみなす.

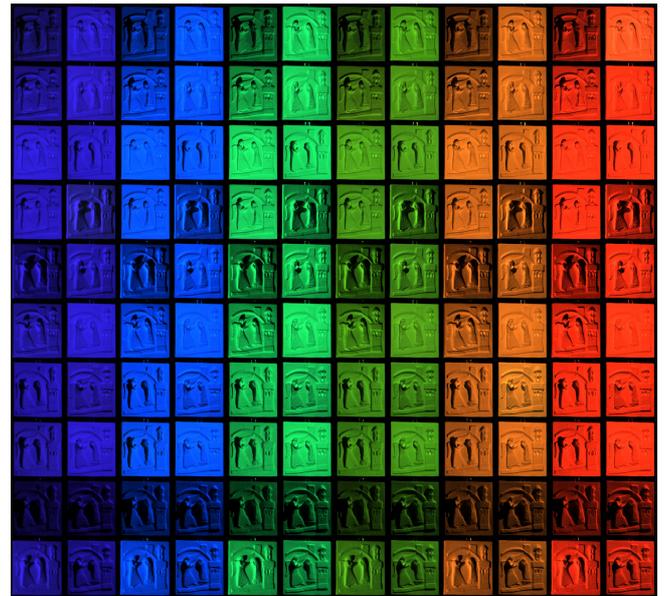


図 1 様々な光源下で撮影されたオブジェクト (レリーフ)

$$\begin{pmatrix} \vdots \\ i_{pq} \\ \vdots \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \vdots \\ \dots \int l_p(\lambda) b_k(\lambda) c_q(\lambda) d\lambda \mathbf{s}_p^\top \mathbf{n} \dots \\ \vdots \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_8 \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$\mathbf{i} = \mathbf{B} \boldsymbol{\alpha}$$

が得られる. 上述と同様にして, 法線が既知で, 分光反射率の結合係数が未知であると仮定すると,

$$\boldsymbol{\alpha} = (\mathbf{B}^\top \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^\top \mathbf{i} \quad (7)$$

により結合係数を推定することができる^{*3}.

提案手法では, 分光反射率の結合係数の初期値を $\alpha_1 = 1, \alpha_k = 0$ ($k = 2, 3, 4, \dots, 8$) とし, 式 (4) と式 (6) を交互に解くことで, 法線と分光反射率の結合係数を推定する. 実験では, 数回程度の反復で収束することを確認した.

3. 実験

3.1 実験条件

実験では, 関連研究 [1], [2], [3] と同様の光源装置を作成して, 20 方向・6 色の光源下で撮影された合計 120 枚の画像を用いた. 図 1 と図 2 に, 石膏製のレリーフとカラーチェッカーの各々 120 枚の入力画像を示す. 最初の 2 列が紫色の光源で照らしたときの 20 枚の画像, 以下, 青色, 緑色, 黄緑色, オレンジ色, 赤色の光源で照らした各々 20 枚の画像であり, 物体表面で観察される色が光源色に依存して変化する様子がわかる. また, 同じ色の光源に照らされた 20 枚の画像に着目すると, 物体表面で観察される濃淡が光源方向に依存して変化する様子もわかる. 提案手法で

^{*3} 分光反射率は非負なので, 実際には分光反射率が非負であるという制約を課す.

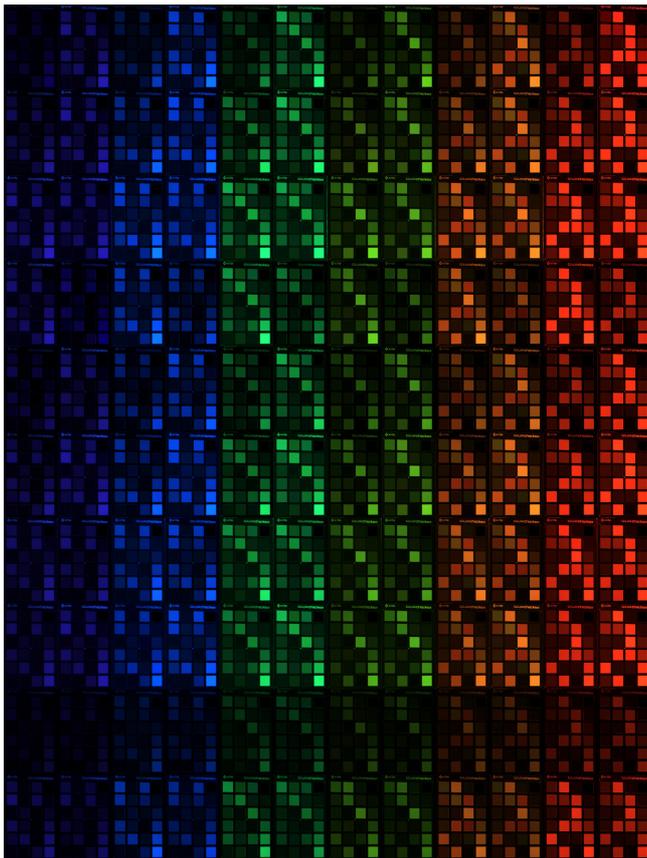


図 2 様々な光源下で撮影されたオブジェクト (カラーチェッカー)

は、様々な方向・様々な色の光源で物体を照らしたときに、物体表面で観察される濃淡と色の変化を手掛かりにして、物体表面の法線と分光反射率を推定する。

一枚のカラー画像につき、RGB それぞれの帯域で一つの方程式が得られるため、法線と分光反射率を拘束する方程式の数は最大で 360 個となる。これらのうち、入力画像で陰になっている画素は式 (3) を満たさないため、推定には用いない。陰になっている画素と背景の画素は、閾値を用いて除去した。

3.2 実験結果

図 3 に、レリーフの自然光下の画像 (左) と推定された法線 (中央) を示す。本稿では、法線を可視化するために、法線ベクトルの xyz 成分を画像の RGB 値に 256 階調で変換して表示している。右の球の画像は、球の法線を可視化したものである。推定された法線と球の法線を比較すると、法線が視線方向を向いていると考えられる点は水色、下方向を向いている点は桃色といったように、定性的には正しい結果が得られていることがわかる。

図 4 に、カラーチェッカーの自然光下の画像 (左) と推定された法線 (右) を示す。カラーチェッカーは平面で、法線は概ね視線方向を向いている。推定された法線と球の法線を比較すると、パネルの色が異なっても視線方向を向いたほぼ同じ法線が得られており、定性的には正しく推定

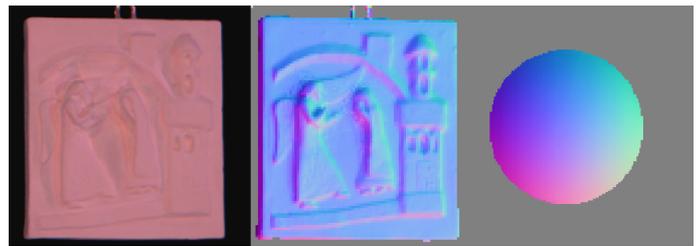


図 3 自然光下のレリーフとその推定された法線



図 4 自然光下のカラーチェッカーとその推定された法線

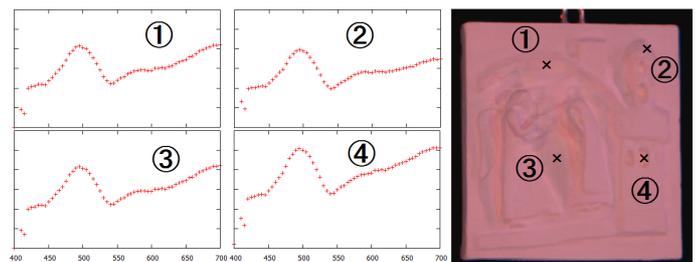


図 5 レリーフの推定された分光反射率

できていると言える。なお、一部のパネルや周囲の黒枠は、反射率が小さいために陰や背景であると判定され、法線を推定することができなかった。

図 5 に、レリーフの分光反射率を推定した結果を示す。左の 4 つの分光反射率は、右の自然光下の画像の各番号の点におけるものである。石膏製のレリーフは一様な分光反射率を持つと考えられるが、異なる点で推定された分光反射率がほぼ等しいことから、定性的には提案手法がうまく働いていることがわかる。なお、4 番目の点の分光反射率の値が大きいのは、相互反射の影響であると考えられる。

図 6 に、カラーチェッカーの分光反射率を推定した結果を示す。左の 4 つの分光反射率は、右の自然光下の画像において白枠で囲った各パネルのものである。推定された分光反射率は青色のパネルでは短い波長に、赤色のパネルでは長い波長にピークを持つなどのことから、定性的には正しい結果が得られていると考えられる。

4. むすび

本稿では、従来、照度差ステレオと分光イメージングの

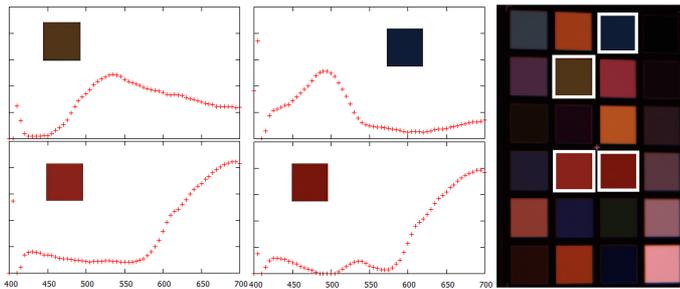


図 6 カラーチェッカーの推定された分光反射率

neering, Vol. 19, No. 1, pp.139–144, 1980.

枠組みで、それぞれ独立に推定されていた物体表面の法線と分光反射率の両方を同時に推定する手法を提案した。具体的には、様々な方向・様々な色の光源下において撮影された画像を入力として、Lambert モデル、および、分光反射率の低次元線形モデルを仮定して、法線と分光反射率を画素ごとに密に推定した。実画像を用いた実験を行い、定性的には提案手法がうまく働くことを確認した。

提案手法の定量的な評価は今後の課題である。また、鏡面反射や相互反射の影響を考慮した手法についても検討したい。

謝辞 本研究の一部は、JSPS 科研費（課題番号：25280057）の助成を受けた。

参考文献

- [1] B. Ajdin, M. Finckh, C. Fuchs, J. Hanika, and H. Lensch, “Compressive higher-order sparse and low-rank acquisition with a hyperspectral light stage,” *Technical Report WSI-2012-01*, Eberhard Karls Universität Tübingen, 2012.
- [2] J. Gu and C. Liu, “Discriminative illumination: per-pixel classification of raw materials based on optimal projections of spectral BRDF,” In *Proc. IEEE Conf. CVPR2012*, pp.797–804, 2012.
- [3] C. Liu, G. Yang, and J. Gu, “Learning discriminative illumination and filters for raw material classification with optimal projections of bidirectional texture functions,” In *Proc. IEEE Conf. CVPR2013*, pp.1430–1437, 2013.
- [4] J.-I. Park, M.-H. Lee, M. Grossberg, and S. Nayar, “Multispectral imaging using multiplexed illumination,” In *Proc. IEEE ICCV2007*, pp.1–8, 2007.
- [5] J. Parkkinen, J. Hallikainen, and T. Jaaskelainen, “Characteristic spectra of Munsell colors,” *JOSA A*, Vol. 6, No. 2, pp.318–322, 1989.
- [6] S. Han, I. Sato, T. Okabe, and Y. Sato, “Fast spectral reflectance recovery using DLP projector,” In *Proc. ACCV2010*, pp.323–335, 2010.
- [7] R. Woodham, “Photometric method for determining surface orientation from multiple images,” *Optical Engi-*