

基底反射特性モデルの線形結合による 双方向テクスチャ関数と物体形状の同時復元の検討

関口 真 右田 剛史 尺長 健

岡山大学 工学部 情報工学科

〒700-8530 岡山市津島中 3-1-1

{sekiguti,migita,shaku}@chino.it.okayama-u.ac.jp

あらまし：物体表面の反射特性の表現法として双方向テクスチャ関数（BTF）が提案されている．厳密なBTFの獲得はパラメータの自由度が高く，困難である．そこで本稿では，パラメータの自由度を減らすために，基底反射モデルの線形結合による表現方法について述べ，これを用いた反射特性と物体形状の同時復元について検討する．基底モデルに Torrance-Sparrow モデルを利用して，反射特性の表現に必要なパラメータ（基底モデル・結合重み・形状・光源位置）の推定を行う．推定するパラメータ数が十万を超える大規模非線形最適化問題であるが，共役勾配法を拡張した BDCG 法によって解くことができる．陶器を対象物体とし実験を行い，手法の有効性を確認した．

Simultaneous recovery of Bidirectional Texture Function and Shape by Linear Combination of Basis Reflectance Models

Shin Sekiguchi, Tsuyoshi Migita and Takeshi Shakunaga

Department of Information Technology, Faculty of Engineering, Okayama University
3-1-1 Tsushima-naka, Okayama, 700-8530, JAPAN

{sekiguti,migita,shaku}@chino.it.okayama-u.ac.jp

Abstract: Synthesizing photo-realistic images requires realistic models for geometry and photometry. We address an acquisition and representation method for a Bidirectional Texture Function which is a 2D array of functions representing appearance changes of a texture with respect to changes in lighting condition. We discuss a method for simultaneous estimation of the model parameters and the object shape from real images of potteries

1 はじめに

写実的な画像生成はコンピュータグラフィックスの中心的な課題の一つである．実世界に存在する物体表面の反射特性やテクスチャは，複雑かつ多様であるため，これを手作業でモデル化することは現実的ではない．そこで，Image-based Modeling と呼ばれる，実画像から学習を行う研究が活発に行われている [1]．

物体表面のある点における観測輝度は，視点位置や光源環境によって多様に変化する．これを表現する

方法として，双方向反射分布関数（Bidirectional Reflectance Distribution Function : BRDF）が知られている．BRDF は，入射光強度と反射光強度の比率を表現するものであり，Phong モデル [2] や Torrance-Sparrow モデル [3] などの，パラメトリック反射関数モデルを用いて表すことができる．これらのモデルは，物体表面で生じる光学現象のうち，拡散反射と鏡面反射が考慮されており，パラメータを変えることによって，様々な材質を表現できる．

実世界に存在する物体は，表面の反射特性が一様ではない．このため，視点や光源による影響だけで

はなく、このような物体表面の模様（テクスチャ）も考慮する必要がある。これらの影響は双方向テクスチャ関数（Bidirectional Texture Function: BTF）[4] によって表現できる。BTF は BRDF を要素に持つ 2 次元配列であり、BTF による写実的な画像生成には、多様な視点位置・光源環境における輝度を観測し、パラメータを学習する必要がある。しかし、BTF のパラメータは自由度が高く、学習は困難である。

Yu ら [5] は、反射特性が一様な物体表面において、拡散反射と鏡面反射が生じるとき、複数視点からの画像列を用いて反射特性と形状を同時に復元する手法を提案している。この手法は視体積交差法によって獲得した初期形状を三角メッシュモデルによって表現し、反射特性と形状を繰り返し処理によって推定している。また幾何情報を考慮することで影が生じる物体にも対応している。しかし、この手法は実物体が持つ様々なテクスチャは考慮されていない。

Lensch ら [6] は、複数の材質からなる物体に対して、材質毎にクラスタリングすることで、反射特性を学習している。この手法は Lafortune モデル [7] のパラメータ空間におけるクラスタリングを繰り返し行い物体表面を分割する。そして、各クラスタ内における微妙な反射特性の違いを表現するために、各クラスタに対して基底となる反射関数を求め、これらの線形結合によって物体表面各点の反射特性を表現している。

本研究では、各点毎に独立な反射特性を持っている物体において、クラスタリングを行わず、汎用的な基底となる関数（本稿ではこれを基底反射特性モデルと呼ぶ）をいくつか定義し、これらの線形結合による BTF の表現法・学習法を提案する。また、この表現法に基づく形状推定の検討も行う。

2 基底反射特性モデルの線形結合による BTF の表現と学習

2.1 基底反射特性モデルの線形結合による BTF の近似表現

一般的な物体の表面は、様々な模様や凹凸を持っている。このような物体に対する BTF を獲得するにあたって、各点毎に、独立な反射特性を推定するには、非常に多くの学習画像が必要となるため、現実的ではない。そこで、本研究では基底となるパラ

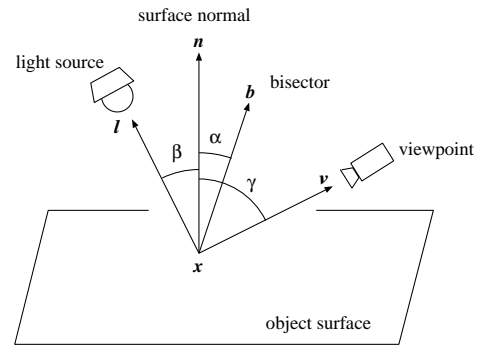


図 1: Torrance-Sparrow モデル

メトリック反射特性関数をいくつか考え、その線形結合による BTF の効率的な表現法を提案する。

BTF を獲得するために、カメラと対象物体を固定し、光源を多様に変化させながら撮影を行う。このとき、撮影された画像上のどの点 p に対しても、物体の 3 次元空間中の位置 x_p 、その点の単位法線ベクトル n_p は、レンジファインダによって計測済みであるとする。さらにカメラ位置 v 、 f 番目の画像撮影時の点光源位置 l_f は、既知であるとする¹。

本稿では、議論を具体化するため、一例として Torrance-Sparrow モデルに基づく基底反射特性モデルを定義する（Phong モデル [2] や Lafortune モデル [7] など、他のモデルを用いた場合でも同様の議論が可能である）。このとき、 f 番目の画像における、点 p の輝度 i_{fp} は、 N 個の基底反射特性モデルを用いて、次式で表される。

$$i_{fp} = \sum_{m=1}^N w_{mp} M_{mfp} \quad (1)$$

ここで、

$$M_{mfp} = d_m \cos \beta_{fp} + s_m \frac{\exp(\rho_m \alpha_{fp}^2)}{\cos \gamma_p} \quad (2)$$

$$\cos \beta_{fp} = n_p^T \mathcal{N}[l_f - x_p]$$

$$\cos \gamma_p = n_p^T \mathcal{N}[v - x_p]$$

$$\cos \alpha_{fp} = n_p^T \mathcal{N}[\mathcal{N}[l_f - x_p] + \mathcal{N}[v - x_p]]$$

である。 m はモデル番号を表し、 w_{mp} は点 p における重み係数を示す。 $\mathcal{N}[\cdot]$ は $[\cdot]$ 内のベクトルのノルムを 1 に正規化する関数である。また、 i_{fp} 、 d_m 、 s_m はそれぞれ観測輝度、拡散反射成分の輝度、鏡面反射成分の輝度を示す RGB 空間の 3 次元ベクトルである。さらに、 β_{fp} は物体表面点における法線方向

¹これらは、後の章で最適化の初期値として用いるので、多少の誤差は修正できる

と光源方向がなす角度, γ_p は物体表面点における法線方向と視線方向がなす角度, α_{fp} は物体表面における光源方向と視線方向の二等分線と法線方向がなす角度, ρ_m は物体表面の粗さ係数を示す (図 1 参照). 本稿では, d_m, s_m, ρ_m を反射パラメータと呼ぶ.

2.2 反射特性の学習

式 (1) を用いて, 観測輝度を表現するためには, 基底反射特性モデルの反射パラメータと全ての点に対する重み係数を推定する必要がある. これらを推定するため, 評価関数を次式のように定義する.

$$E(p) = \sum_{f=1}^F \sum_{p \in \Omega} \mathbf{r}_{fp}^T \mathbf{r}_{fp} \quad (3)$$

ここで,

$$\mathbf{r}_{fp} = \left(\sum_{m=1}^N w_{mp} \mathbf{M}_{mfp} \right) - \mathbf{i}_{fp} \quad (4)$$

である. また, p は推定すべきパラメータベクトルであり, F は入力画像の枚数, Ω は対象画素集合を示している. この評価関数に基づき, 重み係数と反射パラメータを最適化することで, 反射特性の学習を行う.

2.2.1 反射パラメータの初期設定

反射特性を学習するための第 1 段階として, 反射パラメータの初期設定を行う. 特定の対象に限定されるのは好ましくないため, 汎用的に利用可能なモデルについて議論する.

まず, 拡散反射成分の反射特性を表現する. そのため, 次の 3 つの基底モデルを導入する. ここでは, 表記の煩雑さを避けるため, 添字 f と p を省略する.

$$\begin{aligned} \mathbf{M}_1 &= \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \cos \beta, \quad \mathbf{M}_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} \cos \beta, \\ \mathbf{M}_3 &= \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \cos \beta \end{aligned} \quad (5)$$

次に, 鏡面反射成分を表現する基底モデルを考慮する. 鏡面反射は, 光源色と物体表面の粗さ係数が

表現できればよい. このことから, 以下のモデルを追加する.

$$\mathbf{M}_4 = s_4 \frac{\exp(\rho_4 \alpha^2)}{\cos \gamma}, \quad \mathbf{M}_5 = \dots \quad (6)$$

物体を構成する材質毎に, 鏡面反射の強さは異なるが, 数種類の代表パターンで表現できる. この種類に応じて, 鏡面反射モデルを追加すればよい. s_m については, 光源色があらかじめわかっているのであれば RGB の比を鏡面反射成分の強度として用いればよい. 多くの場合は, 白色光源を用いるため, $s_m = (1, 1, 1)^T$ を初期値として選択すればよい.

2.2.2 初期重み係数の算出

基底反射特性モデルが決定されれば, 点 p における重み係数ベクトル $\mathbf{w}_p = (w_{1p}, \dots, w_{Np})^T$ は次式のように線形最小 2 乗法 [8] によって計算することができる.

$$\mathbf{w}_p = \left(\mathbf{M}'_p{}^T \mathbf{M}'_p \right)^{-1} \left(\mathbf{M}'_p{}^T \mathbf{i}'_p \right) \quad (7)$$

ここで,

$$\mathbf{i}'_p = \begin{pmatrix} i_{1p} \\ \vdots \\ i_{Fp} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{M}'_p = \begin{pmatrix} \mathbf{M}_{11p} & \dots & \mathbf{M}_{N1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{M}_{1Fp} & \dots & \mathbf{M}_{NFp} \end{pmatrix}$$

である. この計算を対象の点, 全てに対して行う.

2.2.3 反射パラメータと重み係数の最適化

重み係数が与えられている場合, それに対して最適な反射パラメータを決定できる. また, その反射パラメータに基づいて, 最適な重み係数を計算することができる. これを交互に繰り返すことで, 式 (3) を最小化する方法が考えられる².

反射パラメータの最適化は非線形問題であるため, Levenberg-Marquardt 法 (以下 LM 法) [8] を用いた反復法によって最適化を行う. LM 法は, 非線形最小 2 乗問題の標準的な解法であり, 様々な問題に適用されている. 以下にその解法について述べる.

まず, ある時点 k におけるパラメータベクトルを \mathbf{p}_k とし, 式 (3) の評価関数を用いる.

$$E(\mathbf{p}_k) = \sum_{f=1}^F \sum_{p \in \Omega} \mathbf{r}_{fp}^k{}^T \mathbf{r}_{fp}^k \quad (8)$$

²後の章では同時推定を扱う.

ここで, r_{fp}^k は, ある時点 k における, 式 (4) に基づいた残差ベクトルである. このとき, LM 法によるパラメータの更新は以下のように行われる.

$$\mathbf{p}_{k+1} = \mathbf{p}_k - \left(\mathbf{J}_k^T \mathbf{J}_k + \mu_k \mathbf{I} \right)^{-1} \mathbf{J}_k^T \mathbf{r}_k \quad (9)$$

ここで,

$$\mathbf{J}_k = \frac{\partial \mathbf{r}_k}{\partial \mathbf{p}_k^T}, \quad \mathbf{r}_k = \begin{pmatrix} \vdots \\ r_{fp}^k \\ \vdots \end{pmatrix} \quad (10)$$

である. また, μ_k は発散を防ぐための安定化パラメータであり, \mathbf{I} は単位行列である. これを式 (8) が収束するまで繰り返すことで, 最適化を行う.

3 反射特性と形状の同時推定

3.1 形状推定のための定式化

前章では反射特性のみを扱った. この章では提案する BTF の表現方法に基づく, 反射特性と形状の同時推定について検討する.

まず, 形状推定のための定式化を行う. 本研究では, 対象物体の形状は 3 次元点 x_p の集合で表現し, また, 法線 n_p は近傍点から以下の計算により求める.

$$\mathbf{n}_p = \mathcal{N}[(\mathbf{x}_{p+\delta u} - \mathbf{x}_{p-\delta u}) \times (\mathbf{x}_{p-\delta v} - \mathbf{x}_{p+\delta v})] \quad (11)$$

$p \pm \delta u, p \pm \delta v$ は画像座標系においてそれぞれ横および縦方向の隣接画素を表している.

形状推定の定式化を行うにあたって, 次のように推定すべきパラメータ数を削減させる. 3 次元点 x_p は, カメラの投影中心と画像平面上の射影点 (u_p, v_p) を通る直線上にあるので, カメラの投影中心からの距離によって表現が可能である. カメラの射影行列 P の左 3×3 部分を行列 R , 右 3×1 部分をベクトル t とすると,

$$P = [R \mid t]$$

であり, これより, 空間中の 3 次元点 x_p はある定数 λ_p を用いて次のように画像上の点 (u_p, v_p) に射影される.

$$\lambda_p \begin{pmatrix} u_p \\ v_p \\ 1 \end{pmatrix} = R \mathbf{x}_p + t$$

この式は, 距離変数 λ'_p を用いて, x_p について整理すると, 次のように変形できる.

$$\mathbf{x}_p = \lambda'_p \mathcal{N} \left[\mathbf{R}^{-1} \begin{pmatrix} u_p \\ v_p \\ 1 \end{pmatrix} \right] - \mathcal{R}^{-1} t \quad (12)$$

このようにカメラ位置からの距離 λ'_p を用いて対象の 3 次元座標 x_p を表現する. ある 1 点に注目した場合は, 以下の評価関数を最小化する λ'_p が最適な距離である.

$$E(\lambda'_p) = \sum_{f=1}^F \sum_{q \in \Omega'_p} (\mathbf{r}_{fq}^T \mathbf{r}_{fq}) \quad (13)$$

$$\Omega'_p = \{p, p \pm \delta u, p \pm \delta v\}$$

3.2 反射特性と形状の同時推定

反射特性と形状の同時推定は, 推定すべきパラメータベクトルを

$$\mathbf{p} = \left(\begin{array}{c} \mathbf{d}_1^T, \mathbf{s}_1^T, \rho_1, \dots, \mathbf{d}_N^T, \mathbf{s}_N^T, \rho_N, \\ \mathbf{w}_1^T, \dots, \mathbf{w}_P^T, \\ \lambda'_1, \dots, \lambda'_P \end{array} \right)^T \quad (14)$$

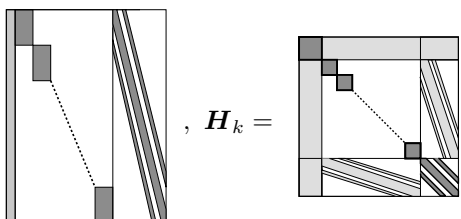
とし, 式 (3) を最小化することにより求めることができる. この問題は非常に多くのパラメータを持つ非線形最適化問題である. 今回, 行なった実験では推定すべきパラメータ数が十万以上であり, このような大規模問題に対しては LM 法は適さない. そこで, 本研究では, 大規模問題に適した解法を用いて, 反射特性と形状の同時推定における非線形最適化を行う.

3.2.1 ヘッセ行列の構造

本手法による反射特性と形状の同時推定問題において, LM 法では, ヘッセ行列は以下の式で近似される.

$$\mathbf{H}_k = \mathbf{J}_k^T \mathbf{J}_k + \mu_k \mathbf{I}$$

ここで, ヤコビ行列 \mathbf{J}_k とヘッセ行列 \mathbf{H}_k は, 以下のような構造を持つ行列である.

$$\mathbf{J}_k = \begin{array}{|c|} \hline \text{---} \\ \hline \end{array}, \quad \mathbf{H}_k = \begin{array}{|c|} \hline \text{---} \\ \hline \end{array} \quad (15)$$


空白部分は要素が0を表す。このヘッセ行列は、 $7N + PN + P$ 次の正方行列であり、LM法で最適化を行う場合、式(9)において、反復毎にこの規模の連立方程式を解く必要があり、計算コストが膨大である ($O(10^{15}) \sim$)。また必要な記憶容量も多く、このような大規模問題は実行不可能である。

3.2.2 ブロック対角行列による前処理つき勾配法

右田ら [9] は形状復元問題においてヘッセ行列が特殊な疎構造であることに基づき、従来の共役勾配法や LM 法よりも計算コストが有利になる BDCG 法 (Block Diagonal matrix preconditioned CG method: ブロック対角行列による前処理つき共役勾配法) を提案している。BDCG 法におけるパラメータの更新法を以下に示す³。

$$\begin{aligned} p_k &= \begin{cases} \text{初期パラメータ} & (k=0) \\ p_{k-1} - \alpha_{k-1} d_{k-1} & (k>0) \end{cases} \quad (16) \\ d_k &= \begin{cases} C_0^{-1} g_0 & (k=0) \\ C_k^{-1} g_k + \beta_k d_k & (k>0) \end{cases} \end{aligned}$$

ここで、

$$\begin{aligned} \alpha_k &= \arg \min_{\alpha_k} E(p_k - \alpha_k d_k) \\ \beta_k &= \frac{g_k^T C_k^{-1} g_k}{g_{k-1}^T C_{k-1}^{-1} g_{k-1}} \\ g_k &= \nabla E(p_k) \end{aligned}$$

であり、 d_k, g_k はそれぞれ、 k 回目の反復時における探索方向ベクトル、勾配ベクトルを示す。また、 C_k は探索方向に前処理を施す前処理行列であり、この C_k を適切に選択する必要がある。

右田らは形状復元問題において、ヘッセ行列のブロック対角部分における絶対値が他よりも大きいことに着目し、この部分以外の要素を0に置き換え、前処理行列として用いている。本問題における、式(15)のヘッセ行列も同様に、ブロック対角部分における絶対値が他よりも大きいので、BDCG法を適用することができる。本研究ではこの手法を利用して、反射特性と形状の同時推定を行う。

³ここで用いる α_k, β_k, d_k は2章で用いられた変数とは異なる。

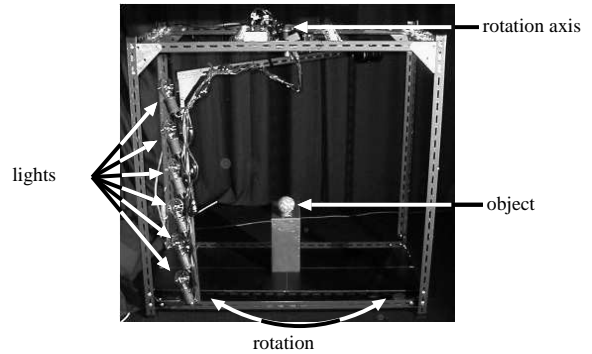


図 2: 可動照明システム

4 実験

4.1 実験環境

本研究では、実物体から BTF を獲得するために、校正済カメラと対象物体を固定し、光源を多様に变化させ撮影を行った。形状はパターン光投影法を利用し、1台のカメラと1台のプロジェクタから構成されるレンジファインダによって獲得した。

光源を多様に变化させるため、図2の可動照明システムを用いた。このシステムは、高さ6段階に電球が設置されており、これらの電球が回転軸を中心に水平回転可能なシステムである。この高さと同様に回転はコンピュータによって制御可能であり、このシステムの座表系における3次元位置を計算することができる。これらの座標系は、数センチ程度の誤差で物体座標系に対して、校正することができるが、光源位置のずれは特に鏡面反射に大きく影響するので正確な位置補正が重要である。また、実光源は距離により物体に届く照度は変化する。そこで、以下のように光源位置の補正と光源照度を考慮する。

光源位置補正

可動照明システムの座標系を、物体座標系に変換するため、光源座標系のスケール、回転・並進を考慮する。すなわち、可動照明システムの座表系における光源位置座標集合 $L = (l_1 \cdots l_F)$ は、4元数 [9] によるスケール回転行列 Q と並進 t を用いて最適な光源位置座標集合 $L' = (l'_1 \cdots l'_F)$ に変換できる。

$$l'_f = Ql_f + t \quad (17)$$

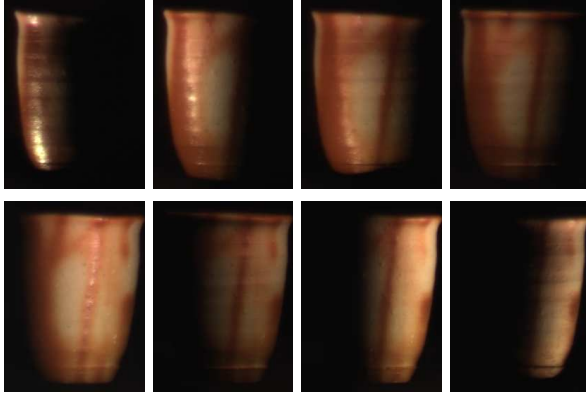


図 3: 入力画像列の例

光源照度

可動照明システムの回転軸上に物体を設置した場合、光源位置から物体までの距離は光源の回転に対してほぼ固定であり、高さの変化にのみ影響を受ける。そこで、光源が高さ h にある光源照度パラメータを η_h ($h = 1, 2, \dots, 6$) とし、式 (2) を以下のように拡張する。

$$M_{mfp} = \eta_h \mathbf{d}_m \cos \beta_{fp} + \eta_h s_m \frac{\exp(\rho_m \alpha_{fp}^2)}{\cos \gamma_p} \quad (18)$$

本研究ではこのように、光源位置補正と光源照度を考慮した、4 元数の要素 (q_0, q_1, q_2, q_3) と $\mathbf{t} = (t_x, t_y, t_z)^T$ 、および $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_6$ を式 (14) に追加し、BDCG 法を用いた同時最適化を行った。

$$\mathbf{p} = \left(\begin{array}{l} \mathbf{d}_1^T, \mathbf{s}_1^T, \rho_1, \dots, \mathbf{d}_N^T, \mathbf{s}_N^T, \rho_N, \\ \mathbf{w}_1^T, \dots, \mathbf{w}_P^T, \\ \lambda_1', \dots, \lambda_P', \\ q_0, q_1, q_2, q_3, t_x, t_y, t_z, \\ \eta_1, \eta_2, \dots, \eta_6 \end{array} \right)^T \quad (19)$$

4.2 緋襷 (ひだすき) の反射特性学習

本実験では、備前焼緋襷を対象とし、反射特性の学習を行った。光源は可動照明システムにより、高さ 3 段階、水平方向 34 段階変化させ、計 102 枚の画像を撮影し、学習のための入力画像として用いた。入力画像の一部を図 3 に、カメラ・光源・対象物体の位置関係を図 4 に示す。光源は水平方向に 5 度ずつ均一に変化させているがカメラと物体間に光源が写り込む位置に関しては省いている。撮影画像サイズは 640×480 であり、このうち物体領域のおよそ 35000 点のみを学習に用いる。また、撮影される画

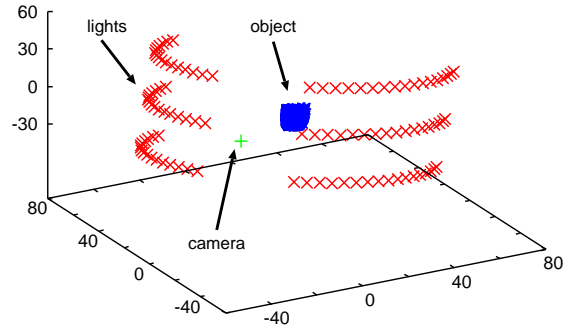


図 4: カメラ・光源・対象物体の位置関係

像は RGB それぞれ 8 ビットのカラー画像で、0 から 255 の値を画素値として持っている。観測輝度が飽和している画素については、学習に用いないものとする。

4.2.1 基底反射特性モデルと重み係数の推定

3 章で述べた BDCG 法により反射特性の学習を行った。基底反射特性モデルは、3 つの拡散反射モデルと 1 つの鏡面反射モデルを用いた。モデルに関する推定すべきパラメータは s_4, ρ_4 の 4 つのみであり、初期値を $s_4 = (1, 1, 1)^T$, $\rho_4 = -10$ とした。このパラメータと重み係数の最適化を行った。なお、推定パラメータ数は 140068 であった。

図 5 に、学習によって推定されたパラメータを用いて、入力画像を復元した結果を示す。図は左から入力画像、復元画像、拡散反射成分のみを表示した画像、鏡面反射画像のみを表示した画像である。目視では、十分自然な画像が生成できていると評価できるが、このときの RMS 誤差は 18.2 であり、小さい。これは、鏡面反射の位置がずれていることが原因である、すなわち、手で計測した光源位置が正確ではないからである。

4.2.2 光源位置と光源照度の推定実験

先ほどの実験では、鏡面反射の位置ずれが生じていた。そこで、二つ目の実験として、先ほどと同じ入力画像に対し、BDCG 法を用いて、基底反射特性モデル、重み係数、形状、光源位置、光源照度パラメータの同時推定を行った。なお、推定パラメータ数は 175097 であった。

図 6 に、学習によって推定されたパラメータを用いて、復元した結果を示す。図は先ほどの実験と同

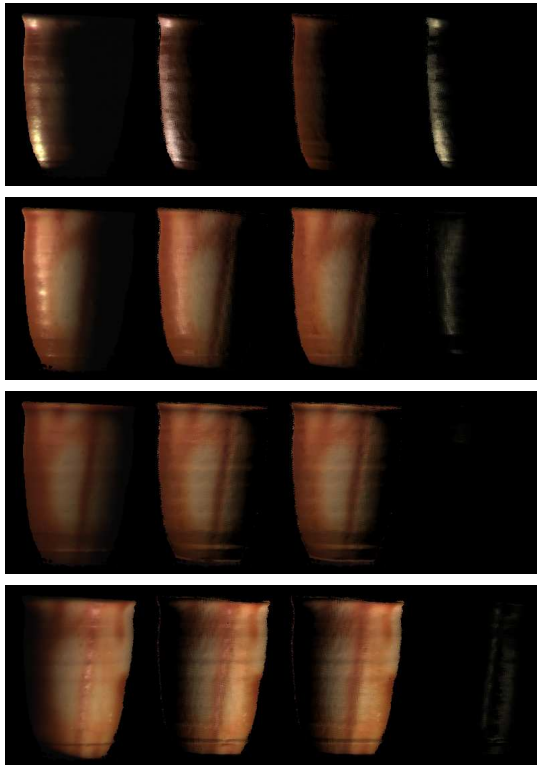


図 5: 反射パラメータと重み係数のみの学習．左から入力，復元，拡散反射，鏡面反射画像．

様に左から入力画像，復元画像，拡散反射成分のみを表示した画像，鏡面反射画像のみを表示した画像である．このときの RMS 誤差は 7.7 であった．図 6 では，鏡面反射のずれが修正されており，図 5 よりも自然な復元画像の生成ができていると評価できる．また，拡散反射成分と鏡面反射成分の分離も良好に行えていることがわかる．

4.3 反射特性と形状の同時推定実験

鏡面反射や物体が持つ色の影響で，レンジファインダでは正しい形状の獲得が困難な物体に対して，反射特性と形状の同時推定実験を行った．今回は対象として図 7 のようなポットを用いた．このポットは滑らかな表面に模様が描かれたものである．この物体に対し，光源を高さ 6 段階，水平方向 54 段階変化させ撮影を行った．推定実験は相互反射や cast shadow が生じない領域を切り出し，基底反射特性モデルは 4.2.1 節と同様の設定で行った．なお，推定パラメータ数は 160737 であった．

図 8 に，入力画像と復元画像を示す．このときの RMS 誤差は 6.6 であった．結果から十分，自然な

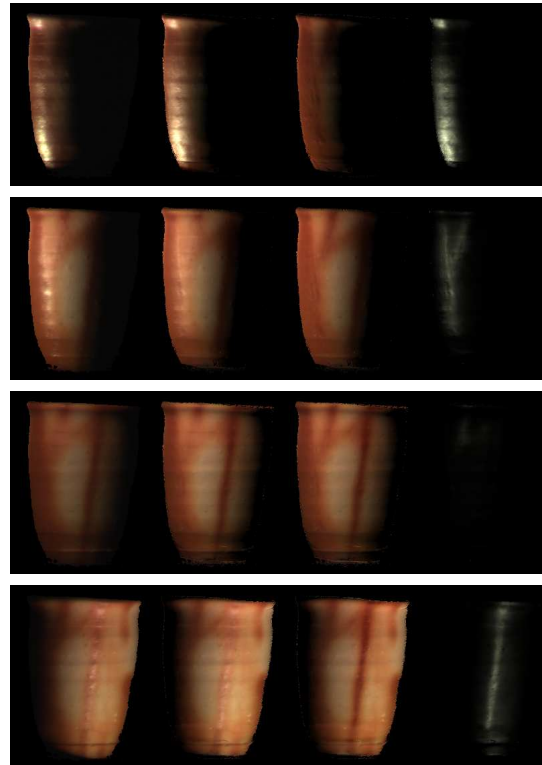


図 6: 反射パラメータ，重み係数，光源位置，光源照度，形状の同時推定．左から入力，復元，拡散反射，鏡面反射画像．

反射特性が復元できていることがわかる．しかし，鏡面反射における観測輝度が低くなっている．これは，入力画像列の鏡面反射が生じている点で画素が飽和しているため，学習のためのサンプリングが十分行えなかったためであると考えられる．また，図 9 に形状推定結果を示す．図 9 は左側は初期の法線マップを示し，右側は推定後の法線マップを示している．初期の法線では，本来は存在しない凹凸が見られたのに対して，推定後では本来の滑らかな法線に補正されていることがわかる．

4.4 画像生成への応用

最後に提案手法の応用として，獲得した緋禪の反射特性を利用して，様々な画像を生成した．図 10 の左はざらざらした「岩肌」(シミュレーションによって生成)に緋禪のテクスチャを与えたものである．右は歪曲した形状に緋禪の赤い領域のみから生成されたテクスチャを合成したものである．このように，任意の形状に対して，その質感を持ったさまざまな画像を生成することができる．



図 7: 形状推定実験に用いるポット

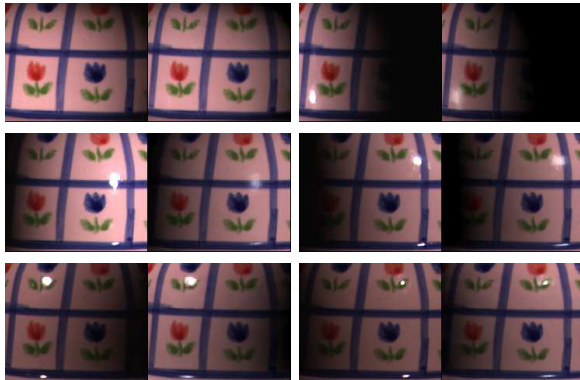


図 8: ポットの反射特性の学習結果



図 9: 法線の修正結果

5 おわりに

本稿では実画像に基づく反射特性と形状の同時推定の検討を行った。本手法では、基底となるパラメトリック反射関数を定義し、その線形結合によってBTFを表現した。この枠組において、汎用的な基底関数を決定し、その最適化を行うことで、クラスタリングを用いないBTFの近似を行った。また、提案する反射特性モデルに基づく、反射特性と形状の同時推定について検討した。大規模な非線形問題に対応するためBDCG法を利用した。形状推定については境界処理に今後の課題を残すが、本手法により、この同時推定が可能であることを確認した。さらに、拡散反射成分と鏡面反射成分の分離が可能であることも確認した。

なお、本研究の一部は科学技術振興事業団CREST

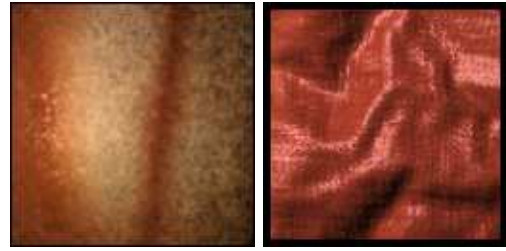


図 10: テクスチャの生成例

池内プロジェクトの補助を受けて行った。また、研究に協力いただいた江角直起氏に感謝します。

参考文献

- [1] 佐藤洋一, “イメージベースドモデリング” 計測自動制御学会誌計測と制御, vol.41, no.9, pp.633-638, 9 2002.
- [2] B.T. Phong, “Illumination for computer generated pictures,” Communications of the ACM archive, vol.18, pp.311-317, 1975.
- [3] K.E. Torrance, and E.M. Sparrow, “Theory for off-specular reflection from roughened surfaces,” Journal of Optical Society of America, vol.57, pp.1105-1114, 1967.
- [4] K.J. Dana, S.K. Nayar, B.V. Ginneken, and J.J. Koenderink, “Reflectance and texture of real-world surfaces authors,” CVPR '97: Proceedings of the 1997 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '97), p.151, 1997.
- [5] T. Yu, N. Xu, and N. Ahuja, “Recovering shape and reflectance model of non-lambertian object from multiple views,” IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR'04), vol.2, pp.226-233, 6 2004.
- [6] H.P.A. Lensch, J. Kautz, M. Goesele, W. Heidrich, and H.P. Seidel, “Image-based reconstruction of spatial appearance and geometric detail,” ACM Transactions on Graphics, vol.22, no.2, pp.234-257, 2003.
- [7] E.P. Lafortune, S.C. Foo, K.E. Torrance, and D.P. Greenberg, “Non-linear approximation of reflectance functions,” SIGGRAPH 97 Conference Proceedings, pp.117-126, 8 1997.
- [8] W.H. Press, B.P. Flannery, S.A. Teukolsky, and W.T. Vetterling, Numerical Recipes in C:The Art of Scientific Computing, Cambridge University Press, 1986.
- [9] 右田剛史, 天野晃, 浅田尚紀, “3次元形状・運動復元のための高速非線形最適化計算法” 情報処理学会論文誌, vol.44, no.11, 11 2003.