

# 混合球面上分布に基づく複数光源と反射特性の推定

原 健 二<sup>†</sup> 西 野 恒<sup>††</sup> 池 内 克 史<sup>†††</sup>

本論文では、複数の平行光源からなる照明環境と形状が既知の対象物体を仮定し、単一視点画像から光源状況と物体の表面反射特性を推定する手法を提案する。従来の複数光源推定手法と異なり、各光源の方向と輝度だけでなく、光源数と表面反射特性を未知としてこれらを同時に推定する。まず、球面表現に基づく鏡面反射モデルを導出し、単位球面上の光源状況を von Mises-Fisher 分布の混合分布として表現する。そして、この混合分布と混合数を推定する。最後に、これらの推定値を初期値とし、元の反射モデルを用いて補正を行う。このようにして得られた結果を用いて、新たな光源状況における仮想物体画像を生成することが可能になる。

## Multiple Light Sources and Reflectance Property Estimation Based on a Mixture of Spherical Distributions

KENJI HARA,<sup>†</sup> KO NISHINO<sup>††</sup> and KATSUSHI IKEUCHI<sup>†††</sup>

In this paper, we propose a new method for simultaneously estimating the illumination of the scene and the reflectance property of the object from a single view image. We assume that the illumination consists of multiple point sources and the shape of the object is known. Unlike previous methods, we will recover not only the direction and intensity of the light sources, but also the number of light sources and the specular reflection parameter of the object. First, we represent the illumination on the surface of a unit sphere as a finite mixture of von Mises-Fisher distributions by deriving a spherical specular reflection model. Next, we estimate this mixture and the number of distributions. Finally, using this result as initial estimates, we refine the estimates using the original reflection model. We can use the results to render the object under novel lighting conditions.

### 1. はじめに

実画像から画像内の物体の表面反射特性や光源状況を推定する問題はインバースレンダリングと呼ばれ、コンピュータビジョンやコンピュータグラフィックスの分野で活発に研究が行われている<sup>1)</sup>。インバースレンダリングで得られた結果を用いて、新たな任意の光源環境下や表面反射特性の仮想物体画像を合成することができる。特に、入力画像から光源状況に関してより多くの情報が抽出できれば、それだけ入力画像に対して多様な新規光源下画像を生成できることになる。

鏡面反射を含むシーンの単一視点画像から光源状況を推定するインバースレンダリングの問題に対し、光源状況のみを推定する手法<sup>10),14),18),26),27)</sup>と、未知の表

面反射特性と光源状況を同時に推定する手法<sup>9),11),22)</sup>が提案されている。前者の中には、対象物体の表面反射特性が既知であることを仮定して現実の複雑な光源環境を推定することが可能な手法<sup>14),18)</sup>も存在するが、実在する物体の表面反射特性があらかじめ分かっていることはあまりない。表面反射特性が未知の状況に対応できる手法<sup>10),26),27)</sup>においても、表面反射特性の値は未知のままなので、新たな光源状況下における画像を生成することは困難である。これらに対し、後者の問題設定では、光源状況の複雑さのある程度制限せざるをえないものの、推定された表面反射特性と光源状況を用いて、シーンはそのまま計測時の光源状況のみを変更した仮想物体画像を合成することができる。

このような逆問題を解くためのアプローチとして、通常の空間領域における解析と周波数領域における解析<sup>14),16),17)</sup>の2つがあげられる。特に、周波数解析に基づくアプローチには信号処理の理論が利用できることで逆問題の取扱いが容易になるという利点がある。そのうち、球面調和関数を基底として用いた光源推定手法には、高周波成分を含む光源分布の推定が困

<sup>†</sup> 九州大学  
Kyushu University

<sup>††</sup> ドレクセル大学  
Drexel University

<sup>†††</sup> 東京大学  
The University of Tokyo

難あるいは非効率になるという問題があったが、近年、Wavelet 基底関数を用いた効率的手法<sup>14)</sup>が提案され、この問題も解決されつつある。しかしながら、複数光源の各点光源の方向や輝度、色といった属性を個別に変更したときの仮想画像合成を目的とする場合、基底関数展開による光源分布表現は扱いにくく、空間領域において問題を直接解くアプローチの方が適しているといえる。

本論文では、単一視点の画像のみからの新規光源下画像合成を目的とし、空間領域における解析に基づいて複数光源と表面反射特性の同時推定を試みる。この問題に関し、従来の手法はいずれも、1) 複数光源を構成する光源がすべて平行光源である（無限遠方に位置する点光源）、2) 対象物体の形状が既知である、3) 複数光源を構成する平行光源の個数が既知である — の3つを仮定している。本論文では、3) の制約を取り除き、光源数を含めた光源状況を未知として、これと表面反射特性と同時に推定する手法を提案する。過去や遠隔地の映像では光源の方向や輝度だけでなく光源数も未知であることが多く、そのような場合には光源数が既知であることを条件とする従来の方法で表面反射特性を正しく推定することは難しかった。本手法では、確率分布に基づく反射モデルである Torrance-Sparrow モデルを用いて 光源数を同時に推定することが可能となっている。

まず、入力画像から分離した鏡面反射成分を用いて、球面表現に基づく鏡面反射モデルに基づき、単位球面上の光源状況を von Mises-Fisher 分布の混合分布として表現する。次に、EM アルゴリズムの枠組みを用いて、混合分布推定問題と最適混合数決定問題を解く。最後に、この結果を初期推定値として、本来のデカルト座標系の鏡面反射モデルに基づき、これらの推定値を補正する。この結果を用いて、新たな光源状況下における仮想物体画像を生成することが可能になる。

本論文の構成は以下のとおりである。まず、2章では、球面上で定義される確率分布の最も標準的なものの1つである von Mises-Fisher 分布を紹介する。この確率分布に着目して、Torrance-Sparrow 反射モデルに基づく球面型の鏡面反射モデルを導出する。3章では、鏡面反射を混合球面上分布として表現し、光源推定問題を混合分布推定問題として定式化する方法について述べる。そして、混合分布における各分布のバ

ラメータと混合数を推定する方法を説明する。4章では、前章で得られた結果を初期値とし、推定値を補正する方法について述べる。5章で実験結果を紹介し、6章で結論をまとめる。

## 2. 球面上分布に基づく反射モデル

一般に、物体表面における光の反射は鏡面反射成分と拡散反射成分の線形和として表される<sup>19)</sup>。Torrance と Sparrow は、微小な完全鏡面（以下、microfacet）からなる V 字型のペアが物体表面上に多数分布しているモデルを考え、鏡面反射の数値モデル化を行った。この Torrance-Sparrow モデルでは、物体表面上の点における鏡面反射光の画像輝度の 3 次元色ベクトル  $I_S$  を

$$I_S = \int_{\Omega} \frac{K_S F G}{\cos \theta_r} L_i(\theta_i, \phi_i) \exp\left[-\frac{\alpha^2}{2\sigma^2}\right] d\omega_i \quad (1)$$

のように表す<sup>13), 23)</sup>。ここで、 $K_S$  は鏡面反射光の色ベクトルを表し、指数部の正規化定数、鏡面反射強度、反射光輝度と画像輝度間の比例定数を含んでいる。 $F$  はフレネル反射率、 $G$  は微小面どうしの遮蔽を考慮した幾何的減衰定数、 $\theta_r$  は物体表面上の点における法線方向と視線方向がなす角度、 $L_i(\theta_i, \phi_i)$  は物体表面上の注目している点を中心とする極座標値  $(\theta_i, \phi_i)$  の方向からの単位立体角あたりの光源放射輝度、 $\alpha$  は光源方向と視線方向の 2 等分方向と法線方向とがなす角度、 $\omega_i$  は光源の占める立体角、 $d\omega_i$  は光源の占める微小立体角 ( $d\omega_i = \sin \theta_i d\theta_i d\phi_i$ )、 $\sigma$  は物体表面の粗さを表す定数である。

式 (1) より、Torrance-Sparrow モデルは microfacet の法線方向とグローバルな表面法線方向のなす角にガウス分布  $N(0, \sigma)$  を仮定しており、確率分布に基づく反射モデルであることが分かる。本章では、microfacet の法線方向が vMF 分布に従うような反射モデルを導出し、これが Torrance-Sparrow モデルをよく近似していることを示す。

### 2.1 von Mises-Fisher 分布

方向データの確率分布モデルとして標準的に利用されている von Mises-Fisher 分布<sup>7)</sup>（以下、vMF 分布）を紹介する。 $d$  次元単位球面  $S^d$  上の点は原点を中心とする方向と見なせるので、方向データを統計的に処理する際、 $S^d$  を標本空間とする確率分布モデルが広く利用されている。3 次元空間中の単位球面  $S^2 = \{\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3)^T \mid \|\mathbf{x}\| = 1\}$  上における vMF 分布の確率密度関数は

$$f(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \kappa) = \frac{\kappa}{4\pi \sinh \kappa} \exp[\kappa \mathbf{x}^T \boldsymbol{\mu}] \quad (2)$$

等間隔なサンプリング方向における光源輝度を推定するアプローチもこれに含まれる。

本研究では統計的学習アプローチを採用しており、Phong モデルなどの確率分布に基づかない反射モデルは利用されない。

のように定義される。ここで、定数ベクトル  $\mu$  ( $\|\mu\| = 1$ ) は平均方向 (mean direction) と呼ばれ、分布のピークの方角を表す。確率密度関数の値は、 $x = \mu$  のときに最大、 $x = -\mu$  のときに最小となる。また、 $\kappa \geq 0$  は集中度 (concentration parameter) と呼ばれ、平均方向を中心とする分布の集中度合いを表す定数である。 $\kappa$  が大きいほどデータ点は平均方向を中心とする狭い範囲に集中して分布する傾向になる。 $N$  個の方向データを  $\{x_1, \dots, x_N\}$  ( $\|x_i\| = 1$ )、これらのベクトル和を  $R$  とするとき、 $\mu$  の統計学的な点推定量  $\mu_{ML}$  は  $R$  を長さ 1 に正規化したベクトルとなり、 $\kappa$  の点推定量  $\kappa_{ML}$  は

$$\kappa_{ML} = \frac{N-1}{N-R} \quad (3)$$

のように表される。ここで、 $R = \|R\| = \sum_{i=1}^N x_i^T \mu_{ML}$  である。

また、式 (2) から、vMF 分布の確率密度関数を極座標系で表示すると

$$f'(\theta, \phi | \mu, \kappa) = \frac{\kappa}{4\pi \sinh \kappa} \exp[\kappa \cos \theta] \quad (4)$$

のように表すことができる。ここで、 $\theta \in [0, \pi]$  は平均方向  $\mu$  からの天頂角、 $\phi \in [0, 2\pi]$  は方位角である。

### 2.2 球面 Torrance-Sparrow モデル

microfacet の法線方向  $H$  について、物体表面のグローバルな法線方向  $N$  と対称な方向を  $S$  とする (図 1 左)。いま、 $S$  の分布が  $N$  を平均方向とする vMF 分布に従うと仮定する (図 1 右)。すなわち、 $N$  を北極の方向とすると、microfacet の方向  $S$  が方向  $(\theta, \phi)$  における微小立体角の中にある確率は式 (4) により与えられることになる。この  $\theta \in [0, \pi]$  は、 $N$  と  $H$  のなす角  $\alpha$  (この  $\alpha$  は式 (1) で用いられている  $\alpha$  と同一) の 2 倍となり、 $\exp[\kappa \cos 2\alpha] = \exp[\kappa] \exp[-2\kappa \sin^2 \alpha]$  であることから、この確率は  $\exp[-2\kappa \sin^2 \alpha]$  に比例することが分かる。そこで、Torrance-Sparrow モデルとの類推により、式 (1) 右辺の指数部を  $\exp[-2\kappa \sin^2 \alpha]$  で置き換え

$$\int_{\Omega} \frac{K_S FG}{\cos \theta_r} L_i(\theta_i, \phi_i) \exp[-2\kappa \sin^2 \alpha] d\omega_i \quad (5)$$

のように修正する。このとき、集中度パラメータ  $\kappa$  は表面粗さパラメータ  $\sigma$  と逆の意味になる。ここでは、 $\alpha$  の値が非常に小さいとき (したがって  $\sin \alpha \approx \alpha$ )、式 (5) と式 (1) が等しくなるように、パラメータ  $\kappa$  と  $\sigma$  の間に

$$\kappa = \frac{1}{4\sigma^2} \quad (6)$$

なる関係を定める。ところで、入射方向と視線方向と

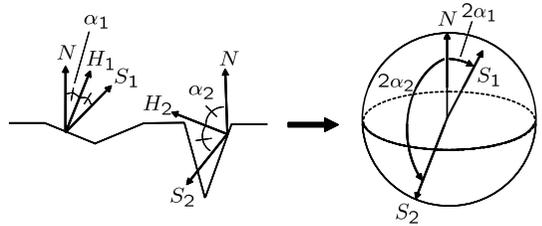


図 1 von Mises-Fisher 分布に基づく反射モデル  
Fig. 1 Reflection model based on von Mises-Fisher distribution.

のなす角度が約 60 度以下という条件つきではあるが、Torrance-Sparrow モデルはその幾何的減衰定数  $G$  を 1.0、フレネル反射率  $F$  を一定と置いて簡略化できることが知られている<sup>20)</sup>。ここでも、式 (5) を

$$I_S = \int_{\Omega} \frac{K_S}{\cos \theta_r} L_i(\theta_i, \phi_i) \exp[-2\kappa \sin^2 \alpha] d\omega_i \quad (7)$$

のように簡略化する。ただし、式 (5) における  $K_S FG$  を定数ベクトルとし、これを改めて  $K_S$  としている。本論文では、式 (7) のように記述された鏡面反射モデルを球面 Torrance-Sparrow モデルと呼ぶことにする。式 (7) と式 (1) の形式的な比較により、球面 Torrance-Sparrow モデルは元の Torrance-Sparrow モデルにおいて  $\alpha$  を  $\sin \alpha$  に非線形変換したものと見える。

そこで、このような非線形変換が元の Torrance-Sparrow モデルの振舞いにどのような影響を及ぼしているかについて調べた。図 2 は、球面 Torrance-Sparrow (実線)、元の Torrance-Sparrow (破線) のそれぞれの反射モデルにおける  $\alpha$  と反射光輝度との関係を示す。ここで、Torrance-Sparrow モデルにおける表面粗さパラメータ  $\sigma$  が現実の物体のほとんどで 0.1 近辺の値をとるという事実に基づき、各グラフは 0.01 から 0.2 までの 6 種類の値の  $\sigma$  について調べたものである。また、反射モデルの簡略化条件により、横軸  $\alpha$  の範囲は  $0 \leq \alpha \leq 60$  (deg) としている。図 2 では球面 Torrance-Sparrow モデルと Torrance-Sparrow モデルの両者の曲線が非常によく一致しており、球面 Torrance-Sparrow モデルが Torrance-Sparrow モデルの近似モデルとなっていることが分かる。

### 3. 光源状況と反射特性の推定

本章では、入力画像が鏡面反射成分と拡散反射成分に成分分離されていることを前提とし、球面 Torrance-Sparrow モデルに基づき、光源状況を単位球面上の

物体表面の材質は非金属の不均質誘電体であると仮定する。

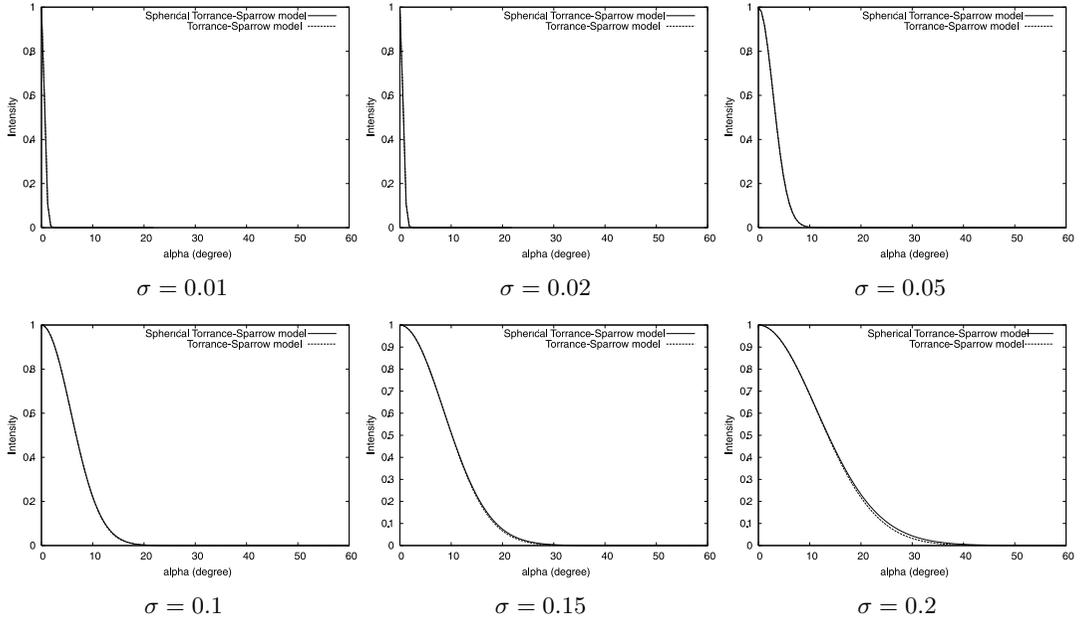


図 2 球面 Torrance-Sparrow モデルと Torrance-Sparrow モデルの比較

Fig. 2 Comparison between spherical Torrance-Sparrow model and Torrance-Sparrow model.

vMF 分布の混合分布として定式化する．そして，EM アルゴリズムを用いて混合 vMF 分布推定問題を解くことにより光源状況と物体の表面反射特性を同時に推定する方法について述べる．

### 3.1 光源状況の混合分布表現

いま，照明環境は有限個のすべて同じ色の平行光源の集合で近似できると仮定する．また，対象物体の鏡面反射特性はその表面上で一様であると仮定する．実際，拡散反射と異なり，鏡面反射は物体表面上でのみ生じるため，テクスチャ物体においてもこの仮定が成り立つ場合が多い．これらの仮定に基づき，geodesic dome の頂点を用いて<sup>13),18)</sup>，式 (7) を離散的に近似すると

$$\mathbf{I}_S \approx I_S \mathbf{L} \tag{8}$$

$$I_S = \frac{2\pi}{N_L} \frac{K_S}{\cos \theta_r} \sum_{l=1}^{M_L} L_l \exp[-2\kappa \sin^2 \alpha_l] \tag{9}$$

のように表すことができる<sup>13)</sup>．ここで， $\mathbf{L}$  は，複数光源を構成する光源はすべて同一の色ベクトルを持つと仮定したときのその色ベクトルを正規化したもの， $N_L$  は geodesic dome の頂点数， $M_L$  は複数光源を構成する光源の個数， $L_l$  ( $l = 1, \dots, M_L$ ) は  $l$  番目の光源の放射輝度， $\alpha_l$  は  $l$  番目の光源の方向と視線方向の二等分方向が物体表面の法線方向に対してなす角度である．

次に，ある光源を視点位置に仮想的に配置することを考える．このとき，その光源から全方位に放射される光線群の一部は画像平面を通して対象物体に当たるが，この物体表面の各点について，その完全鏡面反射方向に  $\tilde{I}_S = I_S \cos \theta_r = \sqrt{I_R^2 + I_G^2 + I_B^2} \cos \theta_r$  の値を対応づける．本研究ではカメラの外部パラメータや対象物体の形状を既知としているので，物体表面の各点において  $\cos \theta_r$  を計算することが可能である．以下，このようにして得られる単位球面上のスカラ場を光源球面と呼ぶことにする．

上記の完全鏡面反射方向と  $l$  番目の光源を対象とした光源方向のなす角  $\psi_l$  は

$$\psi_l = \arccos(\cos(2\alpha_l) + 2 \sin^2 \alpha_l \sin^2 \theta_r \sin^2 \phi_l) \tag{10}$$

のように表すことができる． $\phi_l$  は，物体表面の法線方向を北極としたときの，視点方向と  $l$  番目の光源の方向の二等分方向の方位角である ( $\alpha_l$  はそのときの天頂角に相当する)．一般に  $\alpha_l$  が小さいときのみ鏡面反射が観測されるので，式 (10) において第 2 項を無視することにより，式 (10) を  $\psi_l \approx \arccos(\cos(2\alpha_l)) = 2\alpha_l$  のように近似する．この関係と式 (9) とにより，光源球面上のある点  $\mathbf{x}$  における値  $\tilde{I}_S(\mathbf{x} | \Theta)$  は次式のように表される．

$$\begin{aligned}
\tilde{I}_S(\mathbf{x}|\Theta) &= \frac{2\pi K_S}{N_L} \sum_{l=1}^{M_L} L_l \exp \\
&\quad \left[ -2\kappa \sin^2 \left( \frac{1}{2} \arccos(\mathbf{x}^T \boldsymbol{\mu}_l) \right) \right] \\
&= \frac{2\pi K_S \exp[-\kappa]}{N_L} \sum_{l=1}^{M_L} L_l \exp \\
&\quad \left[ \kappa \cos \left( \arccos(\mathbf{x}^T \boldsymbol{\mu}_l) \right) \right] \\
&= \frac{2\pi K_S \exp[-\kappa]}{N_L} \sum_{l=1}^{M_L} L_l \exp[\kappa \mathbf{x}^T \boldsymbol{\mu}_l] \quad (11)
\end{aligned}$$

ここで、 $\Theta = \{L_1, \dots, L_{M_L}, \boldsymbol{\mu}_1, \dots, \boldsymbol{\mu}_{M_L}, \kappa\}$  である。 $\boldsymbol{\mu}_l$  ( $\|\boldsymbol{\mu}_l\| = 1$ ) は  $l$  番目の光源の方向を表すベクトルである。式 (11) から

$$\tilde{I}_S(\mathbf{x}|\Theta) \propto \sum_{l=1}^{M_L} L_l f(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}_l, \kappa) \quad (12)$$

となるので、光源球面上のスカラ場の分布は vMF 分布の混合分布と等価になる。ここで、 $L_l$  は  $\sum_{l=1}^{M_L} L_l = 1$  となるように  $l$  番目の光源の放射輝度を正規化したもので、相対的な放射輝度として再定義されている。 $f(\cdot|\boldsymbol{\mu}_l, \kappa)$  は平均方向  $\boldsymbol{\mu}_l$ 、集中度  $\kappa$  の vMF 分布の確率密度関数である。このとき、混合 vMF 分布の混合比  $L_l$  は  $l$  番目の光源の放射輝度、混合数  $M_L$  は光源の個数、平均方向  $\boldsymbol{\mu}_l$  は  $l$  番目の光源の方向、集中度  $\kappa$  は修正 Torrance-Sparrow モデルの反射パラメータに対応する。このように、鏡面反射成分から光源と鏡面反射のパラメータを推定する問題は混合 vMF 分布推定問題として定式化できることが分かる。

ただし、この混合分布は、通常と異なり、すべての要素分布に共通のパラメータ  $\kappa$  となっていることに注意を要する。これは、集中度パラメータが要素分布ごとに存在すると、対象物体の表面が各光源ごとに異なる反射特性を持つことになり、物理的に意味をなさなくなるためである。また、球面 Torrance-Sparrow モデルではなく Torrance-Sparrow モデルを用いた場合、単位球面上のスカラ場は平面上分布である 2 次元ガウス分布の確率密度関数の線形結合として表され、この光源推定問題を混合分布推定問題として取り扱うことはできなくなる。

### 3.2 光源球面に対する EM アルゴリズム

これまで、混合ガウス分布のパラメータを推定するための数値解法として EM アルゴリズム<sup>5)</sup> が広く利用されてきた。これに対し、最近、Banerjee らにより、混合 vMF 分布のための EM アルゴリズムが 2 種類 (hard-

assignment scheme, soft-assignment scheme) 提案された<sup>3)</sup>。本研究では、この Banerjee らの EM アルゴリズムの枠組みを用いて、前節において定式化された混合 vMF 分布推定問題を解く。ただし、前述したように、この混合分布では集中度パラメータがすべての要素分布に対して共通化されており、Banerjee らの手法をそのまま用いることはできない。本手法における集中度パラメータの推定では、期待値操作 (E-step) の段階では Banerjee らの hard-assignment scheme、最大化操作 (M-step) の段階では集中度パラメータの点推定量を求める式 (3) をそれぞれ用いる。他のパラメータの期待値操作では、Banerjee らの soft-assignment scheme を適用する。

本手法の EM アルゴリズムでは、 $f(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}_l, \kappa)$ , ( $l = 1, \dots, M_L$ ) を混合 vMF 分布における  $l$  番目の要素分布、 $\mathcal{X} = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N\}$ , ( $\|\mathbf{x}_i\| = 1$ ) を学習データとして、以下の (1) と (2) を収束するまで交互に繰り返し実行する。

#### (1) E-step

現在得られているパラメータの値のもとで、 $i$  番目のデータ  $\mathbf{x}_i$  が  $l$  番目の vMF 分布から発生した 2 種類の事後確率  $p(l|\mathbf{x}_i, \Theta)$  (soft-assignment scheme),  $q(l|\mathbf{x}_i, \Theta)$  (hard-assignment scheme) の値を  $i = 1, \dots, N$  と  $l = 1, \dots, M_L$  のすべての組合せについて

$$p(l|\mathbf{x}_i, \Theta) \leftarrow \frac{L_l f(\mathbf{x}_i|\boldsymbol{\mu}_l, \kappa)}{\sum_{h=1}^{M_L} L_h f(\mathbf{x}_i|\boldsymbol{\mu}_h, \kappa)} \quad (13)$$

$$q(l|\mathbf{x}_i, \Theta) \leftarrow \begin{cases} 1 & l = \operatorname{argmax}_{1 \leq h \leq M_L} L_h f(\mathbf{x}_i|\boldsymbol{\mu}_h, \kappa) \\ 0 & \text{それ以外} \end{cases} \quad (14)$$

のように更新する。

#### (2) M-step

現在得られている事後確率のもとで、各パラメータの値を  $l = 1, \dots, M_L$  について

$$L_l \leftarrow \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p(l|\mathbf{x}_i, \Theta) \quad (15)$$

$$\boldsymbol{\mu}_l \leftarrow \frac{\sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i p(l|\mathbf{x}_i, \Theta)}{\left\| \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i p(l|\mathbf{x}_i, \Theta) \right\|} \quad (16)$$

$$\kappa \leftarrow \frac{N-1}{N - \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^{M_L} q(l|\mathbf{x}_i, \Theta) \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\mu}_l} \quad (17)$$

のように更新する．

一般に，EM アルゴリズムは混合数（ここでは  $M_L$ ）を既知とすることが多い．それにもかかわらず，このインパースレンダリングの問題を EM アルゴリズムの枠組みの中で解く利点の 1 つは，次節に述べるように最適混合数（光源数）も同時に決定できることである．

### 3.3 光源数の推定

光源状況と表面反射特性を推定する問題を混合分布推定の問題に帰着させることで，光源数の自動決定も可能になる．これまで，混合分布の最適混合数を決定する問題は，主に混合ガウス分布を対象として精力的に研究が進められてきた<sup>(6),(24),(25)</sup>．そのうち，任意の要素分布からなる混合分布に適応できる手法の 1 つとして，Cang らは Kullback-Leibler 距離と Williams の多重比較検定を用いて混合数を推定する手法を提案している<sup>(4)</sup>．Williams 多重比較検定は群間に順位が想定できるときの多群比較法であり，薬品投与試験などに多用されることで知られている．以下，Cang らの文献の表記を一部そのまま用いて，彼らの最適混合数決定アルゴリズムを説明する．

ある確率密度関数  $p(X)$  を混合数が  $k$  ( $1 \leq k \leq K$ ) の混合分布  $p_k(X)$  で近似するとき， $p_k(X)$  と  $p(X)$  の間の Kullback-Leibler 距離  $D(p, p_k)$  は

$$D(p, p_k) = \int_{-\infty}^{\infty} p(X) \log \frac{p(X)}{p_k(X)} dX \quad (18)$$

のように定義される．混合数  $k$  をその上限値  $K$  から 1 ずつ降下させていったとき， $D(p, p_k)$  の値が他の場合と比較して大幅に増大するような  $k$  を求め，これを最適混合数とする． $D(p, p_k)$  は

$$D(p, p_k) = - \int_{-\infty}^{\infty} p(X) \log p_k(X) dX + \int_{-\infty}^{\infty} p(X) \log p(X) dX \quad (19)$$

のように表すことができるので， $k$  に依存する第 1 項  $\Phi$  を大きく増大させる  $k$  の値を求めればよい．この  $\Phi$  は

$$\Phi = E_p(-\log p_k(X)) \approx -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \log p_k(X_n) \quad (20)$$

のように近似できる．ただし， $E_p(\cdot)$  は期待値を計算する演算子， $\{X_1, \dots, X_N\}$  は学習データである．し

たがって，ある混合数  $k$  に対し， $N$  個のデータからなる群  $Y_k = \{-\log p_k(X_1), \dots, -\log p_k(X_N)\}$  を定めると， $Y_k$  の平均値  $\bar{Y}_k$  は式 (20) より  $\Phi \approx \bar{Y}_k$  のように見なすことができる．そこで， $k$  について隣り合う群間の平均値の差について統計有意差検定を行う．Williams 検定では

$$\bar{t}_k = (\hat{M}_{K+1-k} - \hat{M}_K) \left( \frac{2s^2}{N} \right)^{-\frac{1}{2}} \quad (21)$$

のように定めた  $\bar{t}_k$  に対し， $k$  を上限値  $K$  から 1 ずつ減らしながら Student t-検定を行う．すなわち， $\bar{t}_k < \bar{t}_{k,\alpha}$  と  $\bar{t}_{k+1} > \bar{t}_{k+1,\alpha}$  を同時に満たす  $k$  を検出し，これを最適混合数とする．ここで， $\bar{t}_{k,\alpha}$  は自由度  $k$  の  $t$  分布の  $100\alpha\%$  有意点である．また

$$\hat{M}_k = \dots = \hat{M}_j = \max_{j \in [k, K]} \sum_{l=k}^j \frac{\bar{Y}_l}{j-k+1} \quad (22)$$

$$s^2 = \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \frac{(Y_{kn} - \bar{Y}_k)^2}{\nu} \quad (23)$$

である．ここで， $Y_{kn}$  は  $k$  番目のデータ群における  $n$  番目の要素， $\nu$  は自由度であり， $\nu = K(N-1)$  である．

本論文で提案する手法では，混合数を上限の値から 1 ずつ降下させながら各混合数下における混合 vMF 分布のパラメータを前節で述べた方法で推定していき，上記の方法で最適混合数（光源数） $M_L^*$  を決定する．この  $M_L^*$  のもとで得られている混合比  $L_l^*$  が  $l$  番目の光源の輝度，平均方向  $\boldsymbol{\mu}_l^*$  が  $l$  番目の光源の方向，集中度  $\kappa^*$  が反射パラメータの推定値になる．

## 4. 推定値の補正

前章におけるアルゴリズムの導出では，球面 Torrance-Sparrow のモデル化や光源球面の解析に近似が用いられており，これだけでは必ずしも正確な推定結果が得られない．そこで，本手法では前章のアルゴリズムで得られた結果を本来の Torrance-Sparrow モデルに基づく最適化により修正する．ただし，光源数と光源方向に関するパラメータに関しては，1) 前章のアルゴリズムを実行した段階ですでに十分正しい推定値が得られていることが多い，2) 非線形最適化の枠組みでこれらも同時に再推定しようとする探索空間があまりにも大きく不安定になる—などのことが予備的な実験により確認されたため，前章のアルゴリズムで得られた結果を最終的な推定値として固定する．以下，前章のアルゴリズムで得られた光源数  $M_L^*$  を

$M_L$ ,  $l$  番目の光源の方向  $\mu_l^*$  を  $\mu_l$  と表記しなおす．本来の (簡略化) Torrance-Sparrow モデルに基づく鏡面反射の式 (9) は

$$I_S \approx I_S L \quad (24)$$

$$I_S = \frac{1}{\cos \theta_r} \sum_{l=1}^{M_L} \tilde{L}_l \exp\left[-\frac{\alpha_l^2}{2\sigma^2}\right] \quad (25)$$

のように表すことができる．ここで,  $\tilde{L}_l = 2\pi K_S L_l / N_L$  であり,  $K_S$  と  $L_l$  を個々に推定することはできないことが分かる．ここでは, 前章と同様,  $\sum_{l=1}^{M_L} \tilde{L}_l = 1$  となるように  $\tilde{L}_l$  を正規化した相対的な光源輝度を推定する．

まず, 次式の最小二乗問題<sup>13)</sup> を解くことにより, 複数光源の  $l$  番目の光源の輝度  $\tilde{L}_l$  と対象物体の表面粗さ  $\sigma$  を推定する．

$$\operatorname{argmin}_{\tilde{\Theta}} \sum_{(s,t)=(0,0)}^{N_S, N_T} |I(s,t) - I_S(s,t)|^2 \quad (26)$$

$\tilde{\Theta}$  はパラメータの集合で  $\tilde{\Theta} = \{\tilde{L}_1, \dots, \tilde{L}_{M_L}, \sigma\}$ ,  $I(s,t)$  は鏡面反射成分画像の座標  $(s,t)$  における画素値,  $(N_S, N_T)$  は鏡面反射成分画像の幅と高さである<sup>13)</sup>．

式 (26) は非線形最適化問題の解であり, ここでは反復計算のアプローチを用いる．式 (6) の関係から,  $\sigma$  の初期値  $\sigma^0$  と  $\tilde{L}_l$  ( $l = 1, \dots, M_L$ ) の初期値  $\tilde{L}_l^0$  を

$$\sigma^0 = \frac{1}{2\sqrt{\kappa^*}} \quad (27)$$

$$\tilde{L}_l^0 = \gamma^* L_l^* \quad (28)$$

のように設定する．ここで,  $\kappa^*$  は前章のアルゴリズムで得られた反射パラメータ,  $L_l^*$  ( $l = 1, \dots, M_L$ ) は前章のアルゴリズムで得られた各光源の輝度,  $\gamma^*$  は

$$\gamma^* = \operatorname{argmin}_{\gamma} \sum_{(s,t)=(0,0)}^{N_S, N_T} |I(s,t) - \gamma I_S^*(s,t)|^2 \quad (29)$$

のように線形な最小二乗問題の解である．ここで,  $I_S^*$  は, 前章のアルゴリズムで得られた結果を用いて生成された鏡面反射成分画像である．

以上のような初期設定を行ったうえで,  $\tilde{L}_l$  ( $l = 1, \dots, M_L$ ) と  $\sigma$  に関して, 式 (26) の目的関数の局所最小化を収束するまで交互に繰り返すことにより,  $\tilde{L}_l$  と  $\sigma$  の最終的な推定値を求める．本研究では, 各パラメータに関する局所最小化に最急降下法を用いた<sup>8)</sup>．

また, 式 (24) のように, 二色性反射モデルでは鏡面反射色は光源色と等しく, 本手法では, 鏡面反射成

分画像における各画素の正規化した色ベクトルの平均をとることにより光源色ベクトルを推定する．

Nishino の方法<sup>13)</sup> により, 推定された光源状況と表面反射特性を用いて任意光源状況下の仮想物体画像を合成することも可能となる．まず, 拡散反射成分画像を合成するため, Lambertian 反射モデルを仮定すると, 物体表面上のある点における拡散反射光の画像輝度の 3 次元色ベクトル  $I_D$  は

$$I_D = K_D \sum_{l=1}^{M_l} S_l L_l \cos \theta_l \quad (30)$$

のように表される．ここで,  $K_D$  は拡散反射係数と光源色の両方を含む色ベクトル,  $S_l$  は物体表面の点から  $l$  番目の光源が見えるとき 1, そうでないとき 0 を出力する影マップ,  $L_l$  ( $l = 1, \dots, M_L$ ) は  $l$  番目の光源の放射輝度,  $\theta_l$  は物体表面の点における法線方向と  $l$  番目の光源の方向の間の角度である．したがって,  $K_D$  と  $L_l$  を個々に推定することはできないが, すでに推定されている各  $L_l$  の間の比を用いることにより, 以下のように新規光源状況下での拡散反射成分画像を合成することができる．いま, 新たな拡散反射成分画像を

$$I'_D = K_D \sum_{l=1}^{M'_l} S'_l L'_l \cos \theta'_l \quad (31)$$

と表し, 式 (30) と式 (31) の比をとると

$$\frac{I_D}{I'_D} = \frac{\sum_{l=1}^{M_l} S_l L_l \cos \theta_l}{\sum_{l=1}^{M'_l} S'_l L'_l \cos \theta'_l} = \frac{\sum_{l=1}^{M_l} S_l \tilde{L}_l \cos \theta_l}{\sum_{l=1}^{M'_l} S'_l \tilde{L}'_l \cos \theta'_l} \quad (32)$$

となる．ここで,  $\tilde{L}_l$  は本手法を用いて推定された  $l$  番目の光源の相対的な輝度,  $\tilde{L}'_l$  は新たな光源状況下における  $l'$  番目の光源の相対的な輝度である．式 (32) における左辺分子, 右辺分子と分母が計算できるので,  $K_D$  を知ることができなくても拡散反射成分  $I'_D$  を生成することができる．式 (24) と式 (25) から新規光源状況下での鏡面反射成分  $I'_S$  も求まるので,  $I'_D$  と  $I'_S$  の和をとることにより仮想物体画像を合成する．

## 5. 実験結果

本手法を合成画像と実画像に適用した結果を紹介する．今回の実験では, 約 41,000 個の頂点からなる測地ドームを用いた．光源数の推定では,  $t$  分布の有意点を定めるパラメータを  $\alpha = 1$  とし, 1 から 5 までの範囲で探索を行った．また, 棄却法を用いて, 光源

球面上の輝度分布に従う乱数列を生成し、これらを学習データ(1,000個)とした。乱数列を変えて実験を複数回行ったところ、いずれの実験においても推定結果に差異は見られなかった。

5.1 合成画像

本手法の適用範囲を検証するため、Torrance-Sparrow モデル以外の反射モデルで合成した画像を入力として実験を行った。入力画像の合成に利用したレンダラは Radiance<sup>15)</sup> であり、このソフトウェアでは反射モデルとして Ward モデル<sup>28)</sup> が採用されている。入力画像を図3左、推定値を用いて再合成した画像を図3右に示す。本実験における光源数は正しい推定がなされた(4個)。また、本手法で得られた推定値と真値の比較を表1にまとめている。表面粗さパラメータ  $\sigma$  の推定値は 0.185 であった。反射モデルが異なるので、反射パラメータの推定結果を検証することは難しいが、光源状況の推定については妥当な結果が得られていることが分かる。

5.2 実画像

本手法を実物体に適用した結果を2例紹介する。これらの実験では、複数光源を構成する点光源を個々に点灯した光源状況下における合成画像を生成し、実際の画像と比較を行った。最初の実験における距離画像の取得はパターン光投光式、2番目の実験では拡散反射がほとんどない物体を対象としたため、レーザ光投光式により行った。また、カメラパラメータと視点位置の算出は基準立方体の利用により行った。

まず、対象物体の画像を図4上に示す。材質はFRPである。この実験では、入力画像を取得するため、1

つの点光源とカメラの手前に1枚ずつ偏光フィルタを設置し、光源側の偏光フィルタを回しながら輝度値の変化を観察する。このときの輝度の最大値を  $I_{max}$ 、最小値を  $I_{min}$  とすると、この点光源からの入射光に対する鏡面反射成分は  $I_{max} - I_{min}$  により与えられる<sup>2)</sup>。ここで、一般にカメラセンサには偏光依存性や感度特性が存在するため、偏光フィルタを回しながら基準となる白色拡散板も同時に撮影しておき、各画素ごとに算出した補正係数を用いて正規化した  $I_{max}$  と  $I_{min}$  を用いている。以上の手続きをすべての光源について行って得られる  $I_{max} - I_{min}$  の総和をとることにより、図4上に示すような鏡面反射成分画像が得られる。なお、本実験では入射光の偏光状態が鏡面反射光と拡散反射光の輝度比率に及ぼす影響は無視できると仮定する。このように特殊なデバイスを用いることなく色情報のみを利用して反射成分分離を行う手法<sup>21)</sup>も提案されているが、ここでは白色の物体にも適応でき、かつ精度の点でも優れていると思われる偏光フィルタのアプローチを採用した。

以上の反射成分分離により得られた鏡面反射成分画像を図4左、拡散反射成分画像を図4右に示す。本手法で得られた推定値を用いて合成した画像を図5左、合成画像と入力画像の差分画像を図5右に示す。鏡面反射成分画像と幾何モデルから直接作成した初期光源球面を図6左、本手法で得られた推定値により再

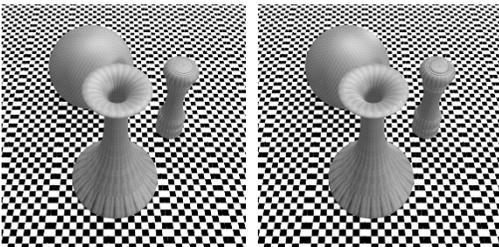


図3 左: 入力画像, 右: 合成結果  
Fig.3 Left: input image, right: synthesized image.

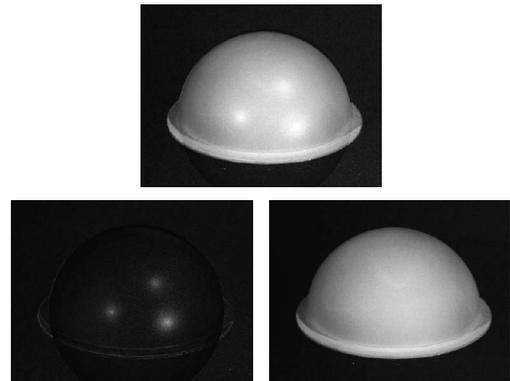


図4 上: 入力画像, 左: 鏡面反射成分画像, 右: 拡散反射成分画像  
Fig.4 Top: input image, left: specular image, right: diffuse image.

表1 推定結果

Table 1 Estimation results.

	光源 1	光源 2	光源 3	光源 4
光源方向の推定値	(0.490, 0.075, -0.868)	(0.551, 0.833, -0.045)	(0.880, 0.168, 0.445)	(0.0373, 0.942, -0.333)
真値	(0.497, 0.109, -0.861)	(0.531, 0.822, -0.204)	(0.861, 0.274, 0.429)	(0.0208, 0.943, -0.333)
光源輝度の推定値	0.204	0.294	0.141	0.361
真値	0.2	0.3	0.15	0.35

構成された光源球面を図 6 右に示す．図 7 に，初期推定において光源数を上限値から降下させながら光源数を推定している過程を示す．横軸は光源の個数，縦軸は Student t-分布の値，グラフの各節点の上にある図は各光源数下において推定された光源球面を表す．

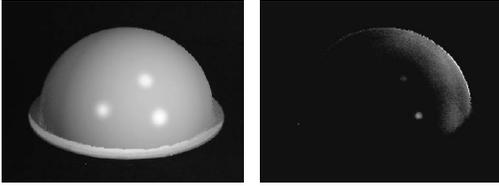


図 5 左：合成画像，右：差分画像（より見やすくするために輝度値をスケールしている）  
Fig. 5 Left: synthesized image, right: difference image (the intensity values are scaled for better visualization).

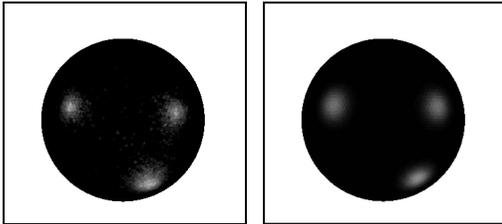


図 6 左：初期光源球面，右：推定された光源球面  
Fig. 6 Left: initial illumination sphere, right: estimated illumination sphere.

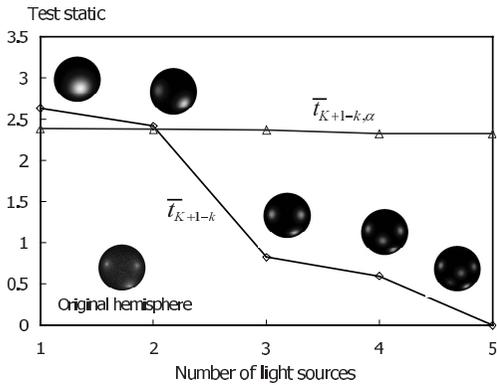


図 7 光源数の推定  
Fig. 7 Light source number estimation.

図 7 において，光源数が真値 3 と等しくなったとき， $\bar{t}_i < \bar{t}_{i,\alpha}$  と  $\bar{t}_{i+1} > \bar{t}_{i+1,\alpha}$  が同時に成立し，光源数は  $M_L = 3$  と正しく推定された．各光源の方向と輝度について推定値と真値を表 1 にまとめている．表 2 における各光源の方向と（相対）輝度の真値は，各光源を個々に点灯させながら鏡面反射成分画像  $I_S$  を計測し， $I_S \cos \theta_r$  のピーク画素に対応する物体の表面点における完全鏡面反射方向およびその画素値から求めたものである．表面粗さ  $\sigma$  の推定値は 0.0749，光源色ベクトルの推定値は (0.546, 0.591, 0.594) であった．点光源を個々に点灯したときの実画像を図 8 左，各実画像に対応する合成画像を図 8 右に示す．

2 番目の実験における入力画像を図 9 に示す．この物体の材質は黒色のポリ塩化ビニルで，反射光はほとんど鏡面反射のみと仮定することができる．本手法における推定値を用いて合成した画像を図 10 左，合成画像と入力画像の差分画像を図 10 右に示す．このときの初期光源球面を図 11 左，光源球面の再構成結果を図 11 右に示す．図 12 に，本手法における光

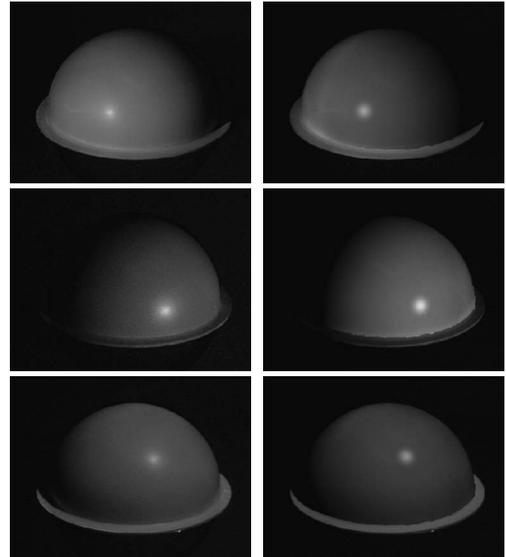


図 8 各光源下における画像（左：元画像，右：合成画像）  
Fig. 8 Images under each point light source (left: original photographs, right: synthesized images).

表 2 推定結果  
Table 2 Estimation results.

	光源 1	光源 2	光源 3
光源方向の推定値	(-0.873, -0.134, 0.470)	(-0.012, -0.962, 0.272)	(0.084, -0.442, 0.893)
真値	(-0.898, -0.119, 0.423)	(-0.0469, -0.978, 0.2)	(0.0379, -0.517, 0.855)
光源輝度の推定値	0.291	0.432	0.276
真値	0.276	0.444	0.280

光源数の推定過程を示す．この図において，光源数は 3 と正しく推定されていることが分かる．各光源の方向と輝度について推定値と真値を表 3 にまとめている．表面粗さ  $\sigma$  は 0.0576，光源色ベクトルの推定値は (0.601, 0.588, 0.541) であった．点光源を個々に点灯したときの実画像を図 13 左，各実画像に対応する合成画像を図 13 右に示す．

6. おわりに

本論文では，複数光源下の単一視点画像と物体の形状モデルを入力とし，光源数を含む光源状況と物体の

鏡面反射特性を同時に推定する手法を提案した．単位球面上で表現した光源状況を混合分布として定式化し，EM アルゴリズムの枠組みで混合分布と混合数を推定することにより，各光源の方向・輝度に加えて光源数と鏡面反射特性の推定が可能となることを示した．



図 9 入力画像  
Fig. 9 Input image.

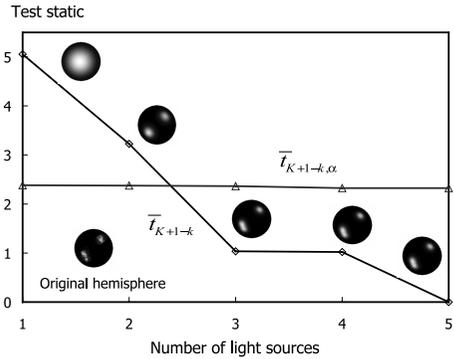


図 12 光源数の推定  
Fig. 12 Light source number estimation.



図 10 左：合成画像，右：差分画像  
Fig. 10 Left: synthesized image, right: difference image.

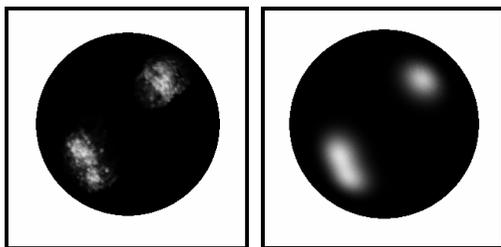


図 11 左：初期光源球面，右：推定された光源球面  
Fig. 11 Left: initial illumination sphere, right: estimated illumination sphere.

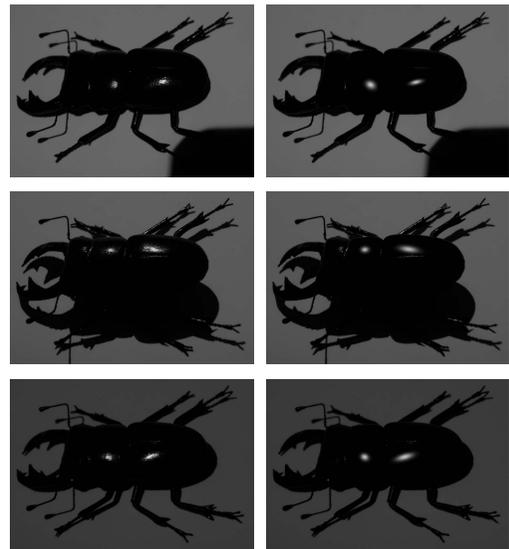


図 13 各光源下における画像（左：元画像，右：合成画像）  
Fig. 13 Images under each point light source (left: original photographs, right: synthesized images).

表 3 推定結果  
Table 3 Estimation results.

	光源 1	光源 2	光源 3
光源方向の推定値	(-0.223, -0.106, 0.969)	(0.813, 0.039, 0.580)	(-0.106, 0.109, 0.988)
真値	(-0.220, -0.139, 0.966)	(0.772, -0.025, 0.635)	(-0.204, 0.048, 0.978)
光源輝度の推定値	0.345	0.314	0.341
真値	0.350	0.308	0.342

## 参 考 文 献

- 1) 佐藤洋一, 向川康博: インパースレンダリング, 情報処理学会研究報告 CVIM 2004-145-9, pp.65-76 (2004).
- 2) 高橋 徹, 佐藤洋一, 池内克史: 偏光による反射成分の分離および反射パラメータの決定, 情報処理学会研究報告 CVIM 2000-124-3, pp.17-24 (2000).
- 3) Banerjee, A., Dhillon, I., Ghosh, J. and Sra, S.: Generative model-based clustering of directional data, *Proc. 9th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp.19-28 (2003).
- 4) Cang, S. and Partridge, D.: Determining the number of components in mixture models using Williams' statistical test, *Proc. 8th International Conference on Neural Information Processing*, pp.14-18 (2003).
- 5) Dempster, A.P., Laird, N.M. and Rubin, D.B.: Maximum-likelihood from incomplete data via the EM algorithm, *Journal of the Royal Statistical Society*, Vol.39, No.1, pp.1-38 (1977).
- 6) Figueiredo, M. and Jain, A.K.: Unsupervised learning of finite mixture models, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.24, No.3, pp.381-396 (2002).
- 7) Fisher, R.A.: Dispersion on a sphere, *Proc. Royal Society of London Series A 217*, pp.295-305 (1953).
- 8) Hara, K., Nishino, K. and Ikeuchi, K.: Determining reflectance and light position from a single image without distant illumination assumption, *Proc. International Conference on Computer Vision*, Vol.II, pp.560-567 (2003).
- 9) Ikeuchi, K. and Sato, K.: Determining reflectance properties of an object using range and brightness images, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.13, No.11, pp.1139-1153 (1991).
- 10) Li, Y., Lin, S., Lu, H. and Shum, H.: Multiple-cue illumination estimation in textured scenes, *Proc. IEEE International Conference on Computer Vision*, pp.1366-1373 (2003).
- 11) Miyazaki, D., Tan, R.T., Hara, K. and Ikeuchi, K.: Polarization-based inverse rendering from a single view, *Proc. IEEE International Conference on Computer Vision*, Vol.II, pp.982-987 (2003).
- 12) Nayar, S.K., Ikeuchi, K. and Kanade, T.: Surface reflection: physical and geometrical perspectives, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.13, No.7, pp.661-634 (1994).
- 13) Nishino, K.: Photometric Object Modeling—Rendering from a Dense/Sparse Set of Images, Ph.D. Thesis, Graduate School of Science, The University of Tokyo (2002).
- 14) Okabe, T., Sato, I. and Sato, Y.: Spherical harmonics vs. Haar wavelets: Basis for recovering illumination from cast shadows, *Proc. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.I, pp.50-57 (2004).
- 15) <http://radsite.lbl.gov/radiance/HOME.html> (1997).
- 16) Ramamoorthi, R. and Hanrahan, P.: On the relationship between radiance and irradiance: determining the illumination from images of a convex Lambertian object, *Journal of Optical Society of America*, Vol.18, No.10, pp.2448-2459 (2001).
- 17) Ramamoorthi, R. and Hanrahan, P.: A signal processing framework for inverse rendering, *Computer Graphics Proceedings, ACM SIGGRAPH 01*, pp.117-128 (2001).
- 18) Sato, I., Sato, Y. and Ikeuchi, K.: Illumination from shadows, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.25, No.3, pp.290-300 (2003).
- 19) Shafer, S.A.: Using color to separate reflection components, *Color Research and Application*, Vol.10, No.4, pp.210-218 (1985).
- 20) Solomon, F. and Ikeuchi, K.: Extracting the shape and roughness of specular lobe objects using four light photometric stereo, *Intl. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.466-471 (1992).
- 21) Tan, R.T. and Ikeuchi, K.: Separating reflection components of textured surfaces using a single image, *Proc. International Conference on Computer Vision*, Vol.II, pp.870-877 (2003).
- 22) Tominaga, S. and Tanaka, N.: Estimating reflection parameters from a single color image, *IEEE Computer Graphics and Applications*, Vol.20, No.5, pp.58-66 (2000).
- 23) Torrance, K.E. and Sparrow, E.M.: Theory of off-specular reflection from roughened surfaces, *Journal of Optical Society of America*, Vol.57, pp.1105-1114 (1967).
- 24) Ueda, N., Nakano, R., Ghahramani, Y. and Hilton, G.: SMEM algorithm for mixture models, *Neural Computation*, Vol.12, No.10, pp.2109-2128 (2000).
- 25) Verbeek, J., Vlassis, N. and Krose, B.: Efficient greedy learning of gaussian mixture models, *Neural Computation*, Vol.15, No.2, pp.469-485 (2003).
- 26) Wang, Y. and Samarasinghe, D.: Estimation of mul-

multiple illuminants from a single image of arbitrary known geometry, *Proc. European Conference on Computer Vision*, pp.272–288 (2002).

27) Wang, Y. and Samaras, D.: Estimation of multiple directional light sources for synthesis of augmented reality images, *Graphical Models*, Vol.65, No.7, pp.185–205 (2003).

28) Ward, G.J.: Measuring and modeling anisotropic reflection, *Proc. SIGGRAPH2000*, pp.265–272 (1992).

(平成 17 年 5 月 9 日受付)

(平成 17 年 12 月 28 日採録)

(担当編集委員 眞鍋 佳嗣)



原 健二 (正会員)

1988 年京都大学工学部数理工学科卒業．1990 年同大学院工学研究科数理工学専攻修士課程修了．1999 年九州大学大学院システム情報科学研究科知能システム学専攻博士課程修了．工学博士．武田薬品工業(株)，福岡県工業技術センターを経て 2004 年より九州大学大学院芸術工学研究院助教授．コンピュータビジョン，コンピュータグラフィックスの研究に従事．電子情報通信学会，IEEE 会員．



西野 恒 (正会員)

1997 年東京大学工学部電子情報工学科卒業．1999 年同大学院工学系研究科電子情報工学専攻修士課程修了．2002 年同大学院理学系研究科情報科学専攻博士課程修了．理学博士．2002 年 4 月から 8 月まで科学技術振興事業団研究員，東京大学生産技術研究所博士研究員．2002 年 9 月から 2005 年 7 月までコロンビア大学コンピュータサイエンス科ポストドクトラルリサーチサイエンティスト．2005 年 8 月からドレクセル大学コンピュータサイエンス科助教授．コンピュータビジョン，コンピュータグラフィックスの分野において見えの解析ならびに合成に関する研究を行っている．最優秀論文賞(日本バーチャルリアリティ学会：1999)，最優秀論文賞(VSMM：2000)等を受賞．IEEE，ACM 会員．



池内 克史 (正会員)

1973 年京都大学工学部機械工学科卒業．1978 年東京大学大学院情報工学専攻博士課程修了．博士(工学)．MIT 人工知能研究所，電総研，CMU 計算機科学部を経て，1996 年より東京大学教授(生産技術研究所，大学院情報学環)．論文賞(ICCV-90，CVPR-91，AIJ-92，日本ロボット学会誌-97，IEEE R&A 誌-98，日本 VR 学会誌-00)受賞．電子情報通信学会，人工知能学会，OSA，IEEE (Fellow) 各会員．