

# 双方向反射分布関数の周波数特性に基づく反射成分の分離

岡部孝弘 佐藤洋一

東京大学生産技術研究所

〒153-8505 東京都目黒区駒場4-6-1

E-mail: {takahiro, ysato}@iis.u-tokyo.ac.jp

あらまし：反射成分の分離は、形状復元、反射モデルパラメータの推定、物体認識などにおける基礎技術として重要である。本報告では、任意照明下の拡散反射成分と attached shadow が、Lambertian BRDF の周波数特性から少数の基底画像の線形結合で表現されることに基づいた、反射成分の分離手法を提案する。提案手法では、RANSAC (RANdom SAmple Consensus) を利用して画像に含まれる鏡面反射成分などの外れ値を適切に除去したうえで、SVDMD (Singular Value Decomposition with Missig Data) を利用して重みつき最小自乗法の枠組で最適な基底画像を求め、それらの線形結合で表現される画像と実画像を比較して鏡面反射成分を分離する。また、合成画像を用いた予備実験および実画像を用いた実験から、提案手法の有効性を検証する。

キーワード：BRDF, 球面調和関数, 照明錐, RANSAC, SVDMD

## Separation of Reflection Components Based on Frequency Characteristics of Bidirectional Reflectance Distribution Functions

Takahiro OKABE Yoichi SATO

Institute of Industrial Science, The University of Tokyo

Komaba 4-6-1, Meguro-ku, Tokyo, 153-8505 Japan

E-mail: {takahiro, ysato}@iis.u-tokyo.ac.jp

**Abstract** : In this paper, we propose a method for separating reflection components under arbitrary illumination. It has been shown recently that images of a convex Lambertian object under arbitrary illumination can be represented as linear combinations of small number of base images. Based on this observation, we find the set of base images which is optimal in the weighted least-squares sense by using SVDMD (Singular Value Decomposition with Missing Data). Especially, we identify “missing data” appropriately which correspond to outliers such as specular components by using RANSAC (RANdom SAmple Consensus). In addition, we report the results of experiments using both synthesized and real images that we have conducted for demonstrating the effectiveness of the proposed method.

**Keywords** : BRDF, Spherical harmonics, Illumination cone, RANSAC, SVDMD

# 1 はじめに

画像を構成する要素は反射と陰影に分類される。反射は、2色性反射モデル [17] を仮定すると、拡散反射成分と鏡面反射成分から構成される。一方陰影は、物体表面の法線方向が光源方向を向いていないために生じる陰 (attached shadow) と、法線方向が光源方向を向いているにも関わらず光源が物体に遮蔽されることによって生じる影 (cast shadow) に分類される。画像に含まれるこれらの成分の分離は、照度差ステレオによる形状復元 [23][3]、反射モデルパラメータの推定 [16]、照明変化を伴う物体認識 [6][18][11] などにおける基礎技術として重要である。

反射成分の分離手法としては、拡散反射成分と鏡面反射成分の色の違いを利用する手法 [17][16]、偏光を利用する手法 [22][21]、および拡散反射成分の自由度に基づく手法 [7][6][24][9][3][8] が提案されている。本報告では、これらの手法のうち、自由度に基づく手法について議論する。この手法は、色の違いを利用する手法と比較して、光源色を制限しないという特長がある。また、偏光を利用する手法と比較して、特殊な観測装置を必要としないという特長がある。

まず、単光源下の画像に対する反射成分の分離について述べる。Lambert モデルを仮定すると、画像が拡散反射成分のみで構成される場合には、3枚の画像の線形結合で任意照明下の画像を表現できることが知られている [19]。したがって、拡散反射成分を表現する3枚の基底画像を推定し、それらの線形結合で表現される画像と実画像を比較することで、実画像を拡散反射成分とそれ以外の3成分に分離することができる。

しかしながら、実画像は拡散反射以外の成分も含むために、実画像から基底画像を推定することは容易ではない。Georghiadisらは、saturationと陰影を画素値の閾値処理により除去してSVDMD (Singular Value Decomposition with Missing Data)[20]を適用することで、重みつき最小自乗法の枠組で最適な基底画像を求めているが [7][6]、単純な閾値処理では、鏡面反射成分などの外れ値を十分に除去できない可能性がある。これに対して向川らは、実画像を3枚の基底画像で表現した時の結合定数が任意の3画素の組から決定されることに着目して、投票と多数決に基づく、画像の線形化と呼ばれる手法により基底画像を推定している [9]。さらに石井らは、RANSAC (RANdom SAmple Consensus)[5]の枠組を利用し、サポートに基づいた、安定かつ効率的な線形化手法を提案している [8]。また、Yuilleらは、単光源だけでなく一様な環境光も考慮し、attached shadowを閾値処理により除去してSVDMDを適用することで、4枚の基

底画像を推定している [24]。

次に、任意照明下の画像に対する反射成分の分離について述べる。Yuilleらは、鏡面反射成分が光源位置に依存して大きく変化することから、特異値分解で得られる低次元部分空間に実画像を射影したときの残差として鏡面反射成分が得られることを実験的に示している [24]。また、鏡面反射成分などを外れ値とみなすことで、それらの影響を受けない基底画像が得られることを指摘している。

一方、理論的には、凸物体かつLambertモデルを仮定した場合、つまり、画像が拡散反射成分とattached shadowのみで構成される場合の任意照明下の画像は、境界画像 (extreme image) と呼ばれる仮想照明画像の凸結合で表現されることが知られており、これは照明錐 (illumination cone) と呼ばれている [4]。一般に、照明錐は独立な法線ベクトルの数と等しい次元を持つことが知られているが、球面調和関数を用いた周波数空間での理論的な解析から、4次元から9次元程度の低次元部分空間で照明錐を近似できることが示されている [2][15]。

これを受けてBasriらは、単光源の場合のGeorghiadisら [7][6]の手法と同様に、saturationを画素値の閾値処理により除去してSVDMDを適用することで、4枚または9枚の基底画像を推定している [3]。また、最近になって、特異値分解により得られる基底画像と照明錐を近似する基底画像 (球面調和関数) の関係についての理論的な解析が行なわれている [13]。

本報告では、照明錐の低次元近似に基づいた、任意照明下の画像に対する反射成分の分離について議論する。まず、鏡面反射成分の周波数解析を行ない、実画像から拡散反射成分とattached shadowを表現する基底画像を推定する際には、鏡面反射成分などの外れ値を適切に除去する必要があることを指摘する。次に、RANSACとSVDMDに基づく分離手法を提案する。具体的には、RANSACによる鏡面反射成分などの外れ値の除去とSVDMDを繰返し適用することで基底画像を推定し、それらの線形結合で表現される画像と実画像を比較して鏡面反射成分の分離を行なう。拡散反射成分の自由度に基づく他の分離手法と比較して、任意照明下の画像を対象とする点、RANSACを利用して鏡面反射成分などの外れ値を適切に除去する点、SVDMDを利用して重みつき最小自乗法の枠組で最適な基底画像を推定する点が、提案手法の特徴である (表 1)。また、合成画像を用いた予備実験および実画像を用いた実験から、提案手法の有効性を検証する。

本報告の構成は以下の通りである。まず第2節で、照明錐の低次元近似について述べる。特に、Lambertian BRDFの周波数特性および特異値分解により得られる

	Method	Illumination	Dimension	Outlier
Georghades et al.[7][6]	SVDMD	point	3	saturation, shadow
Mukaigawa et al.[9]	voting	point	3	specular, shadow
Ishii et al.[8]	RANSAC	point	3	specular, shadow
Yuille et al.[24]	SVDMD	point + ambient	4	attached shadow
Yuille et al.[24]	SVD	arbitrary	5	—
Basri and Jacobs[3]	SVDMD	arbitrary	4,9	saturation
<b>proposed method</b>	RANSAC + SVDMD	arbitrary	4~9	specular

表 1: 提案手法と関連研究の比較

基底と球面調和関数との関係について紹介する。また、Phong モデルについても同様に議論できることを示す。第 3 節では、RANSAC と SVDMD に基づいた提案手法について述べる。第 4 節では、合成画像を用いた予備実験および実画像を用いた実験について述べ、第 5 節で結ぶ。

## 2 BRDF の周波数特性

本節では、Lambertian BRDF の周波数特性 [2][15] および特異値分解により得られる基底と球面調和関数との関係 [13] について紹介する。また、Phong BRDF の周波数特性 [14] についても紹介し、Lambertian BRDF の場合と同様の議論から、特異値分解により得られる基底と球面調和関数を関連づけられることを示す。

### 2.1 Lambert モデル

凸物体、Lambert モデル、かつ平行光線を仮定する。視線方向を基準として<sup>1</sup>、法線方向を  $(\theta, \phi)$ 、光源方向を  $(\theta', \phi')$  とすると、表面輝度分布  $E_{Lam}$  は法線方向の関数として、

$$E_{Lam}(\theta, \phi) = \int_0^{2\pi} \int_0^\pi \max(\cos \gamma, 0) L(\theta', \phi') \times \sin \theta' d\theta' d\phi' \quad (1)$$

で与えられる。ここで  $\gamma$  は法線方向と光源方向のなす角度であり、 $\max(\cos \gamma, 0)$  を Lambertian BRDF と呼ぶことにする<sup>2</sup>。また、 $L(\theta', \phi')$  は光源輝度分布である。Lambertian BRDF および光源輝度分布は単位球上で定義された関数として扱うことができるため、球面上で完備直交系をなす球面調和関数  $Y_{n,m}(\theta, \phi)$  [1] を用いてこ

れらの関数を展開して議論することができる。Lambertian BRDF および光源輝度分布を各々、

$$\max(\cos \gamma, 0) = \sum_{n=0}^{\infty} \sum_{m=-n}^n R_{Lam}^{(n)} Y_{n,0}(\gamma, 0), \quad (2)$$

$$L(\theta', \phi') = \sum_{n'=0}^{\infty} \sum_{m'=-n'}^{n'} L^{(n',m')} Y_{n',m'}(\theta', \phi'), \quad (3)$$

と展開して式 (1) に代入すると、Legendre 陪関数の加法定理および球面調和関数の直交性から、

$$E_{Lam}(\theta, \phi) = \sum_{n=0}^{\infty} \sum_{m=-n}^n \sqrt{\frac{4\pi}{2n+1}} R_{Lam}^{(n)} L^{(n,m)} \times Y_{n,m}(\theta, \phi) \quad (4)$$

が得られる。Lambertian BRDF の展開係数は解析的に求めることができ、相対エネルギー

$$\rho_n = \frac{[R_{Lam}^{(n)}]^2}{\sum_{n'=0}^{\infty} [R_{Lam}^{(n')}]^2} \quad (5)$$

の 99.2% が  $n \leq 2$  の低周波に集中していることが知られている (図 1)[2][15]。したがって、式 (4) より、光源輝度分布の高周波成分は表面輝度分布にほとんど寄与しないことがわかる。ゆえに、ある  $n$  に対して  $(2n+1)$  個のモードが存在することから、表面輝度分布は  $n \leq 2$  の低次の 9 項で十分に近似できると考えられる。但し、近似の精度は、光源輝度分布の周波数特性にも依存する。

任意照明下の画像は、式 (4) のように、球面調和関数を基底とする部分空間で近似的に表現することができる一方で、複数枚の画像が与えられた場合には、特異値分解によりそれらを近似する少数の基底画像を求めることができる。物体を覆って一様に分布する点光源を仮定した場合の自己相関行列の解析から、特異値分解により得られる基底と球面調和関数との関係が調べられている [13]。自己相関行列の固有ベクトルおよび固有値は物体の形状に依存するが、法線ベクトルの向きが球面上で一様に分布する場合には、固有ベクトル

<sup>1</sup> Lambert モデルについては、基準の取り方は本質的ではない。

<sup>2</sup> これは BRDF に  $\cos \gamma$  をかけたものであり、BRDF と厳密に区別して、輸送関数 [14] または Lambertian kernel [2] と呼ばれる場合もある。

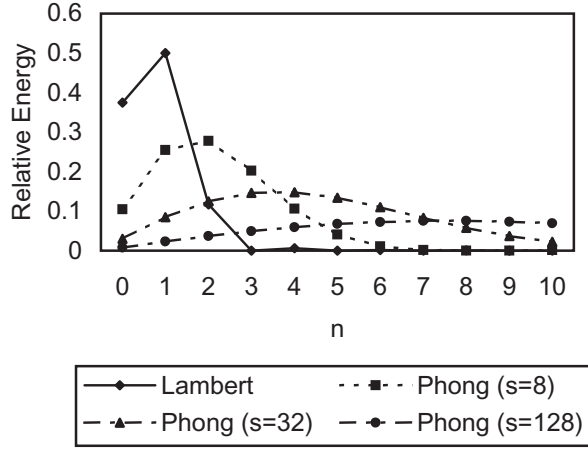


図 1: 相対エネルギー分布

は球面調和関数  $Y_{n,m}(\theta, \phi)$  そのものになり, 固有値は  $4\pi[R_{Lam}^{(n)}]^2/(2n+1)$  で与えられることが示されている. これは, 球面調和関数の直交性が固有ベクトルの直交性に対応し, かつ, 表面輝度分布が式 (4) のように展開されることから, 直観的に明らかである.

## 2.2 Phong モデル

ここでは議論を簡単にするために, Phong モデル [12]

$$R_{Phong}(\delta) = \begin{cases} \frac{s+1}{2\pi} (\cos \delta)^s & (0 \leq \delta \leq \frac{\pi}{2}) \\ 0 & (\frac{\pi}{2} < \delta \leq \pi) \end{cases} \quad (6)$$

を例に, 鏡面反射成分の性質について述べる<sup>3</sup>. ここで  $\delta$  は視線方向と正反射方向のなす角度である.

鏡面反射成分は法線方向だけでなく視線方向にも依存するが, グローバルな座標系において視線方向が固定されている場合には, その表面輝度分布は法線方向の関数として与えられる. 前節と同様に変数を定義すると, 表面輝度分布は,

$$E_{Phong}(\theta, \phi) = \sum_{n=0}^{\infty} \sum_{m=-n}^n \sqrt{\frac{4\pi}{2n+1}} R_{Phong}^{(n)} L^{(n,m)} \times Y_{n,m}(2\theta, \phi) \quad (7)$$

のように表現できる. Phong モデルの展開係数  $R_{Phong}^{(n)}$  は解析的に計算できることが知られている [14]. 相対エネルギー分布はパラメータ  $s$  に依存して異なるが, 一般に, 高周波までなだらかに分布することから (図 1), 拡散反射成分とは異なり, 鏡面反射成分を低次元部分空間で近似するのは困難であることがわかる.  $s$  が大きい

<sup>3</sup> 視線方向が法線方向と逆向きになる場合にも 0 とすべきであるが, ここでは議論を簡単にするため無視する.

ほど高周波成分が存在することからわかるように, この周波数特性は, Phong モデルに固有ではなく, 鏡面反射の強い指向性が本質であると考えられる. したがって, 低次元部分空間への実画像の射影による反射成分の分離 [24] は, 拡散反射成分と鏡面反射成分の周波数特性の違いをうまく利用したものであると言える. ところが, 周波数特性が異なるということは, 逆に, 実画像から特異値分解により求めた基底画像には, 拡散反射成分の低周波モードに加えて鏡面反射成分の様々なモードが混入していることを意味する. つまり, 特異値分解では, 拡散反射成分と attached shadow を表現する理想的な基底画像は得られない. したがって, 実画像に含まれる鏡面反射成分を十分に考慮したうえで, 基底画像を推定する必要がある.

なお, 式 (7) の表面輝度分布を表現する基底  $Y_{n,m}(2\theta, \phi)$  が視線方向の半球上 ( $0 \leq \theta \leq \pi/2, 0 \leq \phi \leq 2\pi$ ) で直交することから, 法線方向が半球上で一様に分布する場合の自己相関行列の固有ベクトルは  $Y_{n,m}(2\theta, \phi)$  で与えられ, 固有値は  $4\pi[R_{Phong}^{(n)}]^2/(2n+1)$  で与えられることがわかる.

## 3 提案手法

本節では, SVDMD を利用した基底画像の推定法と RANSAC を利用した外れ値の除去について述べたのち, これらを組み合わせた手法を提案する.

### 3.1 SVDMD による基底画像の推定

入力画像中に鏡面反射成分などの外れ値が存在しない場合には, 特異値分解により基底画像を推定することができる. 一方, 外れ値が存在する場合には, 特異値分解を一般化した, SVDMD [20] を用いて基底画像を推定できることが知られている [7][24][6][3].

SVDMD は重みつき最小自乗法であり, その評価関数は,

$$\min \frac{1}{2} \sum_{f=1}^F \sum_{p=1}^P w_{f,p} \left( I_{f,p} - \sum_{d=1}^D U_{f,d} V_{p,d} \right)^2 \quad (8)$$

で与えられる. ここで  $I_{f,p}$  は  $f$  枚目の入力画像の  $p$  番目の画素値,  $U_{f,d}$  は  $f$  枚目の入力画像の  $d$  枚目の基底画像に対する結合定数,  $V_{p,d}$  は  $d$  枚目の基底画像の  $p$  番目の画素値,  $w_{f,p}$  は重み係数である. なお,  $F, P, D$  はそれぞれ入力画像の枚数, 画素数, 部分空間の次元である. 式 (8) は  $U, V$  に関して非線形であるが,  $U, V$  の一方を固定すると他方に関して線形問題に帰着することから,

特異値分解により得られる基底画像を初期値として、反復により解を求めることができる。

なお、SVDMD に基づく分離手法 [7][24][6][3] では、入力画像の画素値を閾値処理することで、saturation や陰影にあたる画素の重み係数を 0 とし、他の画素の重み係数を 1 としている。

### 3.2 RANSAC による外れ値の除去

入力画像中に鏡面反射成分などの外れ値が存在しない場合には、ある入力画像を基底画像の線形結合で表現したときの結合定数 ( $U$  の列ベクトル) は、 $D$  個以上の画素から最小自乗法により求めることができる。一方、外れ値が存在する場合には、RANSAC を用いて、安定かつ効率的に結合定数を推定できることが知られている [8]。

拡散反射成分と attached shadow を近似するモデルと、入力画像との誤差を、各画素ごとに

$$\epsilon_{f,p} = |I_{f,p} - \sum_{d=1}^D U_{f,d} V_{p,d}| \quad (9)$$

と定義する。誤差の要因を鏡面反射成分などの外れ値とモデルの近似精度や計測誤差などのノイズに分類できると仮定して、各画素にラベル

$$\xi_{f,p} = \begin{cases} 1 & (\epsilon_{f,p} < t : \text{inlier}) \\ 0 & (\epsilon_{f,p} \geq t : \text{outlier}) \end{cases} \quad (10)$$

をつけ、入力画像ごとの inlier の数を

$$\text{support}(f) = \sum_{p=1}^P \xi_{f,p} \quad (11)$$

と定義する。ランダムに選択した  $D$  個の画素から求めた結合定数に対して、 $\text{support}(f)$  を求めることを繰り返し、 $\text{support}(f)$  を最大にする結合定数を正解とみなす。さらに、inlier に対する最小自乗法による結合定数の推定を、 $\xi_{f,p}$  が収束するまで繰り返すことで、結合定数を安定に推定できる。

### 3.3 提案手法

これまでの議論をふまえて、任意照明下の画像に対する反射成分の分離手法を提案する。まず、複数枚の入力画像に対して特異値分解を行ない、特異値の大きい  $D$  個の固有ベクトルを基底画像の初期値とする。次に、3.2 節で述べた RANSAC に基づく手法で、入力画像を基底画像で表現したときの結合定数を計算し、inlier の重みを 1、outlier の重みを 0 とする。得られた重み係数をも

とに、3.1 節で述べた SVDMD に基づく手法で基底画像を更新する。以上を収束するまで繰り返す。基底画像の推定は以下のようにまとめることができる。

1. initialize  $V$  (SVD)
2. update  $w$  (RANSAC)
3. update  $V$  (SVDMD)
4. stop if  $V$  converges, or go back 2.

最後に、得られた基底画像をもとに 3.2 節で述べた方法で結合定数を計算して拡散反射成分と attached shadow を表現し、実画像との差分を鏡面反射成分とみなす。

提案手法は、SVDMD に基づく手法 [7][6][24][3] と RANSAC に基づく手法 [8] を組み合わせたものであり、これらの手法と比較して以下の特長がある。まず、従来の SVDMD に基づく基底画像の推定が、画素値の閾値処理により saturation と陰影を除去していたのに対して、提案手法では、RANSAC を用いて鏡面反射成分などの外れ値をより適切に除去している。また、RANSAC の枠組を利用したサポートに基づく画像の線形化 [8] とは異なり、SVDMD により、重みつき最小自乗法の枠組で最適な基底画像を推定している。

## 4 実験結果

提案手法の有効性を検証するために、合成画像を用いた予備実験および実画像を用いた実験を行なった。

### 4.1 予備実験

予備実験では、理論を満たすような理想的な画像を入力とするために、各画素の中心点に対応する物体上の点での輝度値を、Lambert モデル、Phong モデルおよび平行光線を仮定して計算し、画素値とみなした。物体形状は球とした。照明は、4 個の点光源と一様な環境光とし、点光源の位置と明るさ、環境光の明るさをランダムに変えた。また、100 通りの照明条件ごとに、拡散反射成分のみの画像、鏡面反射成分のみの画像、およびそれらの和で表現される入力画像の 3 枚を作成した。

図 4 は、入力画像から特異値分解で求めた 9 枚の基底画像 (上段)、上段の画像を初期値として提案手法を適用して得られた基底画像 (中段)、拡散反射成分のみの画像から特異値分解により求めた正しい基底画像 (下段) である。なお、上段、下段では、特異値の大きい順に並べてある。入力画像の特異値分解で得られた基底画像に高周波成分が含まれているのに対して、提案手法では、

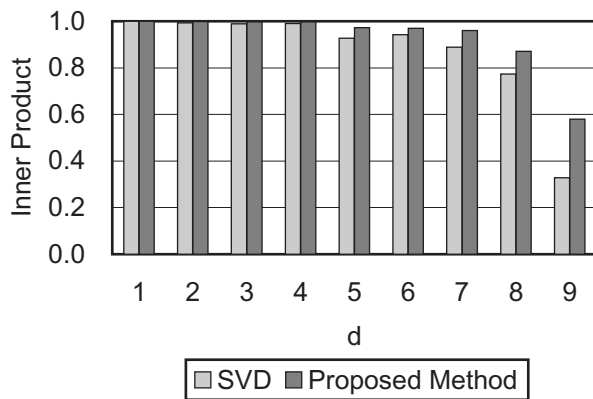


図 2: 正解画像との内積

正解の基底画像に近い画像が得られているのを確認することができる。

次に、提案手法の有効性を定量的に評価するための一つの指標として、基底画像の初期値 (図 4 上段) と推定結果 (図 4 中段) 各々について、正解画像 (図 4 下段) との内積を、各基底 ( $d = 1, 2, \dots, 9$ ) ごとに図 2 に示した。ここでは各基底画像のノルムは 1 としているため、正解と一致している場合の内積は 1 となる。図 2 から、提案手法を適用することで、いずれの基底画像についても、正解に対する誤差が小さくなっているのを確認することができる。しかしながら、初期値が正解から大きく外れている場合 ( $d = 8, 9$ ) には、提案手法による基底画像の推定は十分機能しているとは言えない。異なる反射パラメータに対する他の予備実験においても同様の傾向が見られたことから、提案手法には検討の余地が残されていると思われる。

図 5 に、入力画像 (上段) に対する反射成分の分離結果を示した。中段は、特異値分解で得られた画像を基底として、3.2 節の手法で結合定数を求めて分離した結果で、下段は提案手法を適用した結果である。いずれも左が拡散反射成分、右が鏡面反射成分である。なお、入力画像と推定した拡散反射成分との差分として表現される鏡面反射成分が負になる可能性があるために、画素値 0 を灰色で表現している。提案手法で得られる基底画像には、十分に推定できているとは言えない基底 ( $d = 8, 9$ ) が含まれているものの、安定に反射成分を分離できていることを確認することができる。この原因としては、 $d = 8, 9$  にあたる基底画像の特異値が小さいことからわかるように、十分に推定できているとは言えない基底画像が、実際の見えにあまり寄与していないことが考えられる。これは逆に、入力画像からこれらの基底画像を推定するのが困難であることを意味している。したがっ

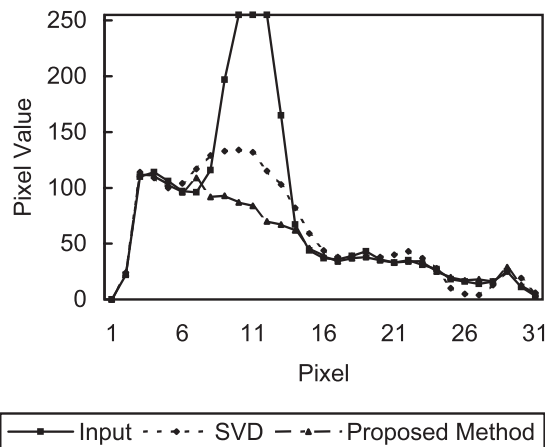


図 3: 図 6 に示した行の画素値

て、 $d = 8, 9$  にあたる基底画像の推定がうまくできていないのは、提案手法の問題ではなく、原理的な限界である可能性もある。

なお、式 (8) は  $M$  推定に一般化できる。代表的なくつかの推定関数を試したが、良好な結果は得られなかった。

## 4.2 実画像への適用

Yale 大学のデータベースを利用し、実画像に対する提案手法の有効性を検証した。このデータベースは、異なる方向の単光源に照らされた 64 枚の画像からなる。ここでも予備実験と同様に  $D = 9$  とし、RANSAC における誤差の分類には、予備実験で決定した閾値  $t$  を用いた。

まず、64 枚の単光源下の画像を入力とした結果を図 6 に示す。予備実験の場合と同様に、特異値分解により得られた基底画像を用いた分離結果と比較して、提案手法では安定に分離できていることを確認することができる。図 3 に、図 6 の矢印で示した位置の行の画素値を示した。特異値分解により得られた基底画像を用いた分離では、入力画像の鏡面反射成分を十分に除去できていないのに対して、提案手法では鏡面反射成分を除去できているのを確認することができる。

次に、64 枚の画像からランダムに選択した 2 枚の画像の和を 64 枚作成して入力とした結果を図 7 に示す。複数光源下の画像に対しても、提案手法により、比較的安定に反射成分を分離できているのを確認することができる。



## 5 結び

本報告では、任意照明下の画像に対する反射成分の分離手法を提案した。提案手法は、任意照明下の拡散反射成分および attached shadow が、少数の基底画像で表現できることに基づいている。本手法は、従来手法と比較して、RANSAC を利用して鏡面反射成分などの外れ値を適切に除去する点、SVDMD を利用して重みつき最小自乗法の枠組で最適な基底画像を推定する点が特長である。また、合成画像を用いた予備実験や実画像を用いた実験では、比較的良好な結果が得られた。

今後の課題としては、以下の3つが挙げられる。まず、提案手法は偏りのない均一な照明条件と多数の入力画像を仮定しているため、これらの仮定をどの程度緩和できるのかを、理論と実験の両面から明らかにしたい。また、提案手法では凸物体を仮定しているが、キャストシャドウを含む場合にも拡張したい [10]。さらに、提案手法の、形状復元、反射モデルパラメータの推定、物体認識などへの応用についても考えたい。

謝辞 本研究の一部は、文部科学省科学研究費補助金特定領域研究 (C)(2)「人間の意図・行動理解に基づく柔軟なヒューマン・マシン・インタラクションの実現」(課題番号:13224051)の助成により行われた。また、Yale大学のデータベースを提供して頂いた Athinodoros Georghiadis 氏に感謝致します。

## 参考文献

- [1] G. B. Arfken, and H. J. Weber, *Mathematical methods for physicists*, Harcourt/Academic Press, 2001.
- [2] R. Basri and D. Jacobs, “Lambertian reflectance and linear subspaces”, In *Proc. IEEE ICCV 2001*, pp.383–390, 2001.
- [3] R. Basri and D. Jacobs, “Photometric stereo with general, unknown lighting”, In *Proc. IEEE CVPR 2001*, pp.II-374–381, 2001.
- [4] P. N. Belhumeur and D. J. Kriegman, “What is the set of images of an object under all possible lighting conditions?”, *Int. J. Computer Vision*, 28(3), pp.245–260, 1998.
- [5] M. A. Fischler and R. C. Bolles, “Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography”, *Communications of the ACM*, 24(6), pp.381–395, 1981.
- [6] A. S. Georghiadis, P. N. Belhumeur, and D. J. Kriegman, “From few to many: illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose”, *IEEE Trans. PAMI*, 23(6), pp.643–660, 2001.
- [7] A. S. Georghiadis, D. J. Kriegman, and P. N. Belhumeur, “Illumination cones for recognition under variable lighting: faces”, In *Proc. IEEE CVPR '98*, pp.52–58, 1998.

- [8] 石井育規, 福井孝太郎, 向川康博, 尺長健, “光学現象の分類基準を利用した画像の線形化”, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2002), pp.II-167–176, 2002.
- [9] 向川康博, 宮木一, 三橋貞彦, 尺長健, “Photometric Image-Based Rendering による仮想照明画像の生成”, 情報処理学会 CVIM 論文誌, 41(SIG 10), pp.19–30, 2000.
- [10] 岡部孝弘, 佐藤いまり, 佐藤洋一, 池内克史, “キャストシャドウを用いた光源分布推定: 球面調和関数展開に基づく解析”, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2002), pp.I-461–468, 2002.
- [11] 岡部孝弘, 佐藤洋一, “画像の線形化に基づく物体認識”, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2002), pp.I-453–460, 2002.
- [12] B. T. Phong, “Illumination for computer generated pictures”, *Communications of the ACM*, 18(6), pp.311–317, 1975.
- [13] R. Ramamoorthi, “Analytic PCA construction for theoretical analysis of lighting variability, including attached shadows, in a single image of a convex Lambertian object”, In *Proc. CVPR Workshop on Identifying Objects Accross Variations in Lighting*, 2001.
- [14] R. Ramamoorthi, and P. Hanrahan, “A signal-processing framework for inverse rendering”, In *Proc. ACM SIGGRAPH 2001*, pp.117–128, 2001.
- [15] R. Ramamoorthi, and P. Hanrahan, “On the relationship between radiance and irradiance: determining the illumination from images of a convex Lambertian object”, *J. Opt. Soc. Am. A*, 18(10), pp.2448–2459, 2001.
- [16] Y. Sato, M. D. Wheeler, and K. Ikeuchi, “Object shape and reflectance modeling from observation”, In *Proc. ACM SIGGRAPH 97*, pp.379–387, 1997.
- [17] S. A. Shafer, “Using color to separate reflection components”, *COLOR Research and Application*, 10(4), pp.210–218, 1985.
- [18] T. Shakunaga, and K. Shigenari, “Decomposed eigenface for face recognition under various lighting conditions”, In *Proc. IEEE CVPR 2001*, pp.I-864–871, 2001.
- [19] A. Shashua, “On photometric issues in 3D visual recognition from a single 2D image”, *Int. J. Computer Vision*, 21(1/2), pp.99–122, 1997.
- [20] H.-Y. Shum, K. Ikeuchi, and R. Reddy, “Principal component analysis with missing data and its application to polyhedral object modeling”, *IEEE Trans. PAMI*, 17(9), pp.854–867, 1995.
- [21] 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”, 情処研報, CVIM 2000-124-3, pp.17–24, 2000.
- [22] L. B. Wolff and T. E. Boult, “Constraining object features using a polarization reflectance model”, *IEEE Trans. PAMI*, 13(7), pp.635–657, 1991.
- [23] R. J. Woodham, “Photometric method for determining surface orientation from multiple images”, *Optical Engineering*, 19(1), pp.139–144, 1980.
- [24] A. L. Yuille, D. Snow, R. Epstein, and P. N. Belhumeur, “Determining generative models of objects under varying illumination: shape and albedo from multiple images using SVD and integrability”, *Int. J. Computer Vision*, 35(3), pp.203–222, 1999.

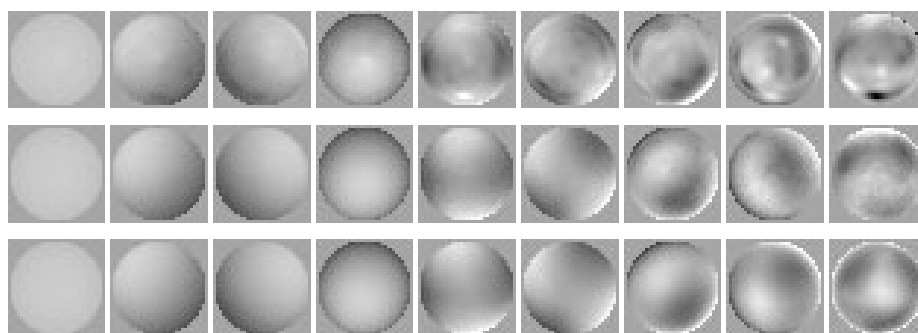


図 4: 基底画像: 特異値分解 (上段), 提案手法 (中段), 正解 (下段)

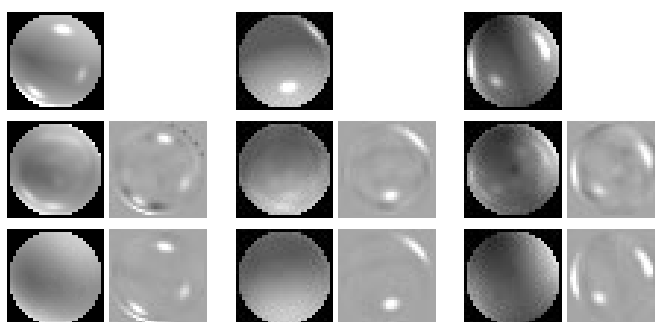


図 5: 分離結果 (球の合成画像): 入力 (上段), 特異値分解 (中段), 提案手法 (下段)



図 6: 分離結果 (ワインボトル): 入力 (上段), 特異値分解 (中段), 提案手法 (下段)

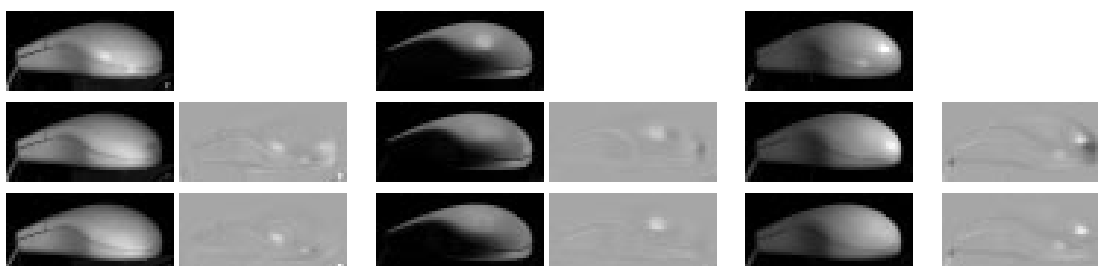


図 7: 分離結果 (マウス): 入力 (上段), 特異値分解 (中段), 提案手法 (下段)