「画像の認識・理解シンポジウム (MIRU 2002)」 平成 14 年 7 月

光学現象の分類基準を利用した画像の線形化

石井 育規　　福井 孝太郎　　向川 康博　　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
{ishii,fukui,mukaigaw,shaku}@chino.it.okayama-u.ac.jp

あらまし: 我々は，影や鏡面反射などの光学現象を含む実画像を，拡散反射成分のみの画像に変換する画像の線形化手法を提案している．しかし，従来の線形化手法では，多数の入力画像中で影となる画素については，正しく拡散反射成分を推定できなかった．そこで，本稿では，光学現象の分類基準を利用することで，より安定に拡散反射成分を推定できる新しい線形化手法を提案する．まず，実画像とその線形化画像を比較することで，各画素を拡散反射・鏡面反射・attached shadow・cast shadow の 4 種類に分類するための基準を示す．さらに，この分類基準を線形化処理に導入することで，従来法より安定に線形化できることを示す．実画像を用いた実験により，多数の入力画像中で影が生じる場合でも，安定に線形化ができ，各光学現象を正しく分類できることを確認した．

Photometric Linearization based on Classification of Photometric Factors

Yasunori ISHII　　Kohtaro FUKUI
Yasuhiro MUKAIGAWA　　Takeshi SHAKUNAGA
Department of Information Technology, Faculty of Engineering,
Okayama University
Tsushima-naka 3-1-1, Okayama, 700-8530, Japan
{ishii,fukui,mukaigaw,shaku}@chino.it.okayama-u.ac.jp

Abstract: We have proposed a photometric linearization method which converts input images including various photometric factors to ones including only diffuse factor. The previous method, however, cannot stably work when a lot of pixels are not illuminated in most input images. This paper proposes a new method based on classification of the photometric factors. First, we show that each pixel can be classified into diffuse reflection, specular reflection, attached shadow and cast shadow by comparing input images with the correctly linearized images. Next, we show that the photometric linearization becomes more stable by introducing a classification criteria to the linearization process. Experimental results show that the proposed method can work effectively even if a lot of pixels are not illuminated in most input images, and that the method also correctly classifies the photometric factors.

1　まえがき

物体の見えは，光源方向，物体形状，反射率によって様々に変化する．実画像は，反射や影などの様々な光学現象を含み，それらが混在するため，照度差ステレオ法 [1] など，多くのコンピュータビジョン手法の妨げとなる．そのため，実画像に含まれる各光学現象を解析することは重要である．

Shashua[2] によると，平行光源と完全拡散反射面を仮定することで，光源方向の異なる 3 枚の画像の線形結合により任意光源方向の画像を表現できる．このとき，任意光源方向の画像は，3 次元の部分空間で表

現できる．Belhumeur ら [3] は，拡散反射と attached shadow の存在するシーンでは，照明錐モデルにより任意光源方向の画像が表現できることを示している．このモデルでは，境界画像と呼ばれる複数枚の画像の線形結合により，画像を表現する．また，物体形状を復元 [4] することで，照明錐モデルを cast shadow の存在するシーンに拡張する研究 [5] も行なわれている．照明錐モデルにより，原理的には，あらゆる光学現象を多次元の部分空間で表現できる．しかし，その空間を表現するためのデータ量が多くなり，実用上の観点からは検討課題が残されている．

一方，物体表面上で生じる光学現象を各成分に分類することで，光学現象を解析する方法も提案されている．拡散反射と鏡面反射の色の違いを利用する 2 色性反射モデルに基づく方法 [6, 7, 8, 9]，鏡面反射の偏光性を利用する方法 [10, 11, 12] などがある．しかし，これらは，鏡面反射の分離が主目的であるため，影の解析はできない．

我々は，任意光源画像を生成する Photometric Image-Based Rendering (PIBR)[13, 14] の中で，影や鏡面反射を含む入力画像を，拡散反射成分のみの画像に変換する画像の線形化手法を提案している．画像の線形化により，様々な光学現象を含む画像を 3 次元の部分空間で表現できる．しかし，従来手法では，基本的に多数決の原理に基づいているため，多数の入力画像中で影となる画素については，正しく線形化できないという問題があった．

そこで，本研究では，線形化された画像と入力画像の画素値を比較することで，拡散反射・鏡面反射・attached shadow・cast shadow の 4 種類を分類する手法を提案する．さらに，この分類基準を利用した新しい線形化手法を提案する．これにより，多数の入力画像中で cast shadow となる画素も，安定に線形化できる．

2 光学現象の分類

2.1 光学現象に含まれる成分

光源方向の変化によって，物体表面で観測される光学現象は変化する．図 1 に示すように，光学現象は主に反射と影に分けられる．さらに，反射光は拡散反射と鏡面反射に分けられる．Lambert モデルによれば，拡散反射成分の輝度 i は式 (1) で表される．

$$i = \boldsymbol{n} \cdot \boldsymbol{s} \qquad (1)$$

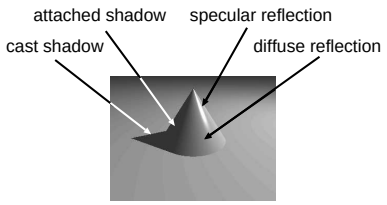


図 1: 画像に含まれる光学現象

ただし，$\boldsymbol{n}$ は物体表面の法線方向単位ベクトルと拡散反射率 (albedo) の積を表す面特性ベクトルとし，$\boldsymbol{s}$ は光源方向単位ベクトルと光源照度の積を表す光源特性ベクトルとする．また，2 色性反射モデルを仮定すると，鏡面反射成分は，拡散反射成分に付加されたものとして表される．

影は，物体表面の法線が光源方向を向いていないために生じる attached shadow と，他の物体により光が遮られることで生じる cast shadow の二つに分けられる．環境光・相互反射の影響を受けないと仮定すれば，両者とも輝度は 0 となる．しかし，式 (1) では，attached shadow は負の値となり，cast shadow は正の値となる．

2.2 画像の線形化に基づく光学現象の分類

我々は，任意光源画像を生成する PIBR の中で，影や鏡面反射が含まれる実画像を，式 (1) を完全に満たす拡散反射成分のみの画像に変換する画像の線形化手法を提案している [13, 14]．

本研究では，入力画像とそれを線形化した画像を比較することで，各画素を拡散反射・鏡面反射・attached shadow・cast shadow の 4 種類に分類する方法を提案する．拡散反射領域は，線形化の前後で画素値に変化はない．鏡面反射領域では，線形化すると鏡面反射成分が除去される．attached shadow 領域は，線形化することにより式 (1) を満たす負の値となる．cast shadow 領域は，入力画像では暗いが，線形化することで，本来の拡散反射成分の画素値となる．

このような性質を利用した，各光学現象への分類

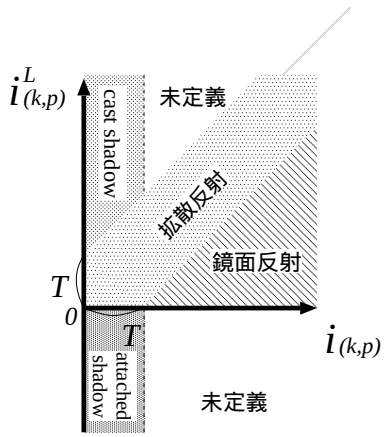


図 2: 光学現象の分類基準

基準を式 (2) に示す．

$$
\begin{aligned}
&Class(k,p) = \\
&\begin{cases}
D : |i_{(k,p)} - i^L_{(k,p)}| < T \ \cap \ i^L_{(k,p)} > 0 \\
S : i_{(k,p)} - i^L_{(k,p)} > T \ \cap \ i^L_{(k,p)} > 0 \\
A : i^L_{(k,p)} < 0 \ \cap \ i_{(k,p)} < T \\
C : i_{(k,p)} - i^L_{(k,p)} < -T \ \cap \ i_{(k,p)} < T \\
U : otherwise
\end{cases}
\end{aligned} \tag{2}
$$

ここで，D, S, A, C, U は，それぞれ拡散反射・鏡面反射・attached shadow・cast shadow・未定義であることを示し，k 番目の入力画像における，画素 p の画素値を $i_{(k,p)}$，それを線形化した画素値を $i^L_{(k,p)}$ とする．カメラの暗電流特性などの影響により，実画像において，影領域の画素値は 0 にならない．そこで，閾値 T より暗い画素を影領域と判断する．暗電流特性は，全撮影画像でほぼ一定の値として観測される．そのため，あらかじめ画像中の影領域から画素値をサンプリングし，閾値 T の値を設定する．

式 (2) の関係を，$i_{(k,p)}$ と $i^L_{(k,p)}$ で張られる 2 次元平面として考えると図 2 のような関係になる．ここで，入力画像だけでは区別のつかない attached shadow と cast shadow が，線形化された画像を用いることで容易に区別できることが大きな特徴である．

以上のように画像の線形化さえできれば，光学現象の分類は容易に行なえる．

3 画像の線形化

3.1 線形化の流れ

画像の線形化では，カメラと対象物体を固定とし，光源方向を変えて撮影した複数枚の画像を入力とする．ここで，対象とするシーンの光源方向，3 次元形状，反射率は未知とする．

Shashua[2] によれば，平行光源，完全拡散反射面を仮定することで，光源方向の異なる 3 枚の画像の線形結合により任意光源方向の画像を表現できる．3 枚の画像をベクトルで表現したものを $\boldsymbol{I}_1, \boldsymbol{I}_2, \boldsymbol{I}_3$ とするとき，任意光源方向の画像 $\boldsymbol{I}_k$ は，式 (3) のように線形結合で表現できる．

$$
\boldsymbol{I}_k = c^1_k \boldsymbol{I}_1 + c^2_k \boldsymbol{I}_2 + c^3_k \boldsymbol{I}_3 \tag{3}
$$

ここで，$\boldsymbol{c}_k = [\ c^1_k \ c^2_k \ c^3_k \ ]^T$ を画像 $\boldsymbol{I}_k$ に対する線形結合の係数組とする．しかし，実画像は，影や鏡面反射を含むため，式 (3) を満たさない．そこで，式 (3) を満たすように，拡散反射のみの画像に変換する．この変換処理を画像の線形化と呼ぶ．

画像の線形化は，図 3 に示すように，3 段階の導出過程に分けて行なわれる．

1. 係数組の算出
   まず，入力画像から 3 枚の基底画像 $\boldsymbol{I}_1, \boldsymbol{I}_2, \boldsymbol{I}_3$ を選択する．この基底画像により，k 番目の入力画像 $\boldsymbol{I}_k$ を表現するための係数組 $\boldsymbol{c}_k$ を算出する．$\boldsymbol{c}_k$ は，入力画像 $\boldsymbol{I}_k$ と基底画像 $\boldsymbol{I}_1, \boldsymbol{I}_2, \boldsymbol{I}_3$ の画素値から求める．

2. 基底画像の線形化
   次に，各入力画像 $\boldsymbol{I}_k$ と，その係数組 $\boldsymbol{c}_k$ を用いて，画素毎に基底画像を線形化する．ここで，画素 p において，線形化された 3 枚の基底画像の画素値を $\boldsymbol{i}^L_p = [\ i^L_{(1,p)} \ i^L_{(2,p)} \ i^L_{(3,p)}]^T$ とし，基底画素値と呼ぶ．全画素を線形化することで，線形化された基底画像 $\boldsymbol{I}^L_1, \boldsymbol{I}^L_2, \boldsymbol{I}^L_3$ を算出する．

3. 入力画像の線形化
   残り全ての入力画像を線形化する．各入力画像の係数組 $\boldsymbol{c}_k$ と線形化された基底画像 $\boldsymbol{I}^L_1, \boldsymbol{I}^L_2, \boldsymbol{I}^L_3$ の線形結合により全ての入力画像を線形化できる．以下，線形化された画像を $\boldsymbol{I}^L_k$ で表し，これを線形化画像と呼ぶ．

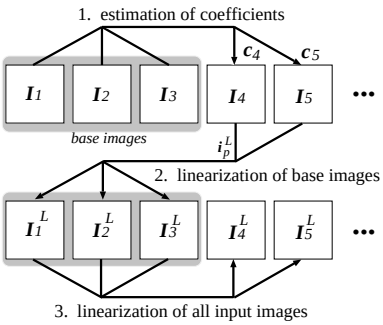


図 3: 線形化の流れ

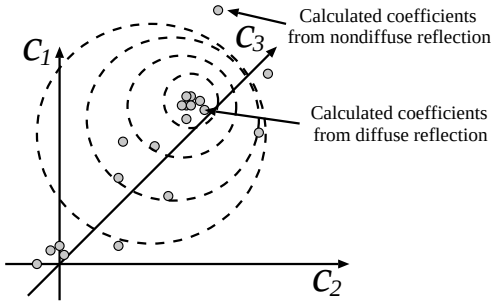


図 4: 解候補の分布

3.2 ランダムサンプリングによる解候補の算出

実画像は影や鏡面反射を含むため，式 (3) を満たさない．ここで，二乗誤差を最小化するように係数組と基底画素値を算出すると，得られる線形化画像は拡散反射成分のみにはならず，影や鏡面反射の影響を強く受ける．したがって，最小二乗法で得られる線形化画像では，光学現象を正しく分類できない．

そこで，ランダムサンプリングによって，解候補を算出する．サンプリングした全ての画素が拡散反射のときのみ正解が得られる．以下，係数組の算出と基底画像の線形化について解候補の算出方法を説明する．

まず，係数組の解候補を算出する方法について述べる．基底画像 $\boldsymbol{I}_1, \boldsymbol{I}_2, \boldsymbol{I}_3$ と各入力画像 $\boldsymbol{I}_k$ から，ランダムに 3 点を選択する．その点における基底画像と各入力画像の画素値の関係から 1 つの解候補 $\hat{\boldsymbol{c}}_k$ を算出する．これを繰り返すことで解候補集合を得る．

次に，基底画像の線形化における解候補の算出について述べる．各画像の係数組 $\boldsymbol{c}_k$ は，既に得られているものとする．入力画像からランダムに 3 枚の画像を選択する．このとき，入力画像と係数組の関係から，画素 p における基底画素値の解候補 $\hat{\boldsymbol{i}}_p^L$ を算出する．これを繰り返すことで解候補集合を得る．図 4 に示すように，選択した全画素が拡散反射の場合，得られる解候補は正解値であり，その分布は，密集する．一方，選択した画素に，影や鏡面反射を含む場合，画素値が拡散反射成分に比べ大きく異なるため，正解から外れた孤立点となる．この分布は，係数組の算出と基底画像の線形化においてほぼ同様となる．

画像の線形化は，以上により得られる多数の解候補から，拡散反射成分のみを用いて算出された正解を推定する問題に帰着できる．以下，3.3 節では，従来法による正解の推定法について概説し，問題点を明らかにする．3.4 節では，式 (2) の分類基準を線形化処理に導入することで，従来法の問題点が解決できることを述べる．

3.3 従来法による正解の推定法

従来の線形化手法 [13, 14] では，ランダムサンプリングによって得られる解候補の分布から正解を推定するために，重心推定と外れ値除去の反復を行なっている．解候補の分布は，図 4 に示すように，選択した 3 点の画素全てが拡散反射の場合，得られる解候補は正解であり，その分布は密集する．一方，選択した画素に，影や鏡面反射が含まれる場合，画素値が拡散反射成分とは異なるため，正解から外れた孤立点となる．この性質を利用することで，3 枚の基底画像の係数組を各軸とする空間において，解候補の密集性を基準として，正解を推定する．解候補の分布から重心を推定し，図 4 の破線に示すように，重心から離れている解候補を外れ値として除去する．この操作の反復により，外れ値が存在する集合から正解を推定する．

しかし，安定に正解を推定するためには，正解付近に多数の解候補が密集していなければならない．それには，サンプリング回数を増加させる必要があり，計算量が多くなる．また，重心推定は大きな外れ値の影響を受けることがある．そのため，反復回数や，除去する外れ値の割合などのパラメータ設定が容易ではなく，不安定な結果になりやすい．また，多数の入力画像中で影となる画素では，この空間の原点付近に解候補が密集する場合もあるため，安定に正解を推定できない．

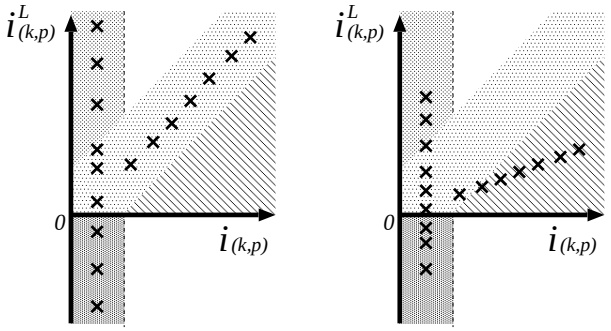


図 5: 誤った解候補による評価

3.4 光学現象の分類基準を利用した正解の推定法

3.4.1 光学現象に対する分類基準の導入

従来法で安定に正解を推定できない理由として，どのような光学現象のときに外れ値となるかを考慮せず，解候補集合から多数決の原理だけを用いて正解を推定していたことが挙げられる．そこで，本研究では，式 (2) に示した光学現象の分類基準を正解の推定時にも利用することで，安定に正解を推定できる新しい線形化手法を提案する．

得られた解候補が正解であれば，入力画像と線形化画像を比較すると，式 (2) によって，拡散反射・鏡面反射・attached shadow・cast shadow のいずれかに必ず分類でき，未定義の組合せになることはない．そこで，入力画像と線形化画像を比較し，いずれかの光学現象に分類された画素数で各解候補を評価する．この画素数が最大となる解候補を正解とする．

ただし，4 種類の光学現象のうち，鏡面反射だけは例外として評価を行なわない．例えば，正解の場合に図 5(a) のように正しく分類される画素があるとする．しかし，正解に比べて一律に小さな値となる解候補が存在する場合，図 5(b) のように本来は拡散反射に分類されるべき画素が鏡面反射として誤って分類される．ここで，各画素に注目したとき，全入力画像中で鏡面反射の存在する割合は少ないため，鏡面反射を評価しなくとも，解推定には大きな影響を与えないと考えられる．そこで，本研究では，鏡面反射を評価せず，式 (4) に示すように，拡散反射・attached shadow・cast shadow と分類された画素のみを評価する．

$$Classifiable(k,p) = \begin{cases} 1 : Class(k,p) = D \cup A \cup C \\ 0 : Class(k,p) = S \cup U \end{cases} \quad (4)$$

$Classifiable(k,p)$ は，k 番目の画像の画素 p が拡散反射・attached shadow・cast shadow のいずれかに分類できる場合に 1 となり，鏡面反射もしくは未定義となる場合に 0 となる．

この方法では，解候補に 1 つでも正解が存在すればよいため，無駄な反復を必要としない．また，影を多く含む画像集合からでも，安定に正解を推定できる．以下，具体的なアルゴリズムを順に述べる．

3.4.2 係数組算出における正解の推定

まず，提案手法による係数組の推定方法について述べる．k 番目の入力画像 $\boldsymbol{I}_k$ に対して，ランダムサンプリングにより算出した係数組の解候補 $\hat{\boldsymbol{c}}_k$ ごとに，3 枚の基底画像 $\boldsymbol{I}_1, \boldsymbol{I}_2, \boldsymbol{I}_3$ の線形結合によって線形化画像 $\boldsymbol{I}^L_k$ を算出する．$\hat{\boldsymbol{c}}_k$ が正解であれば，入力画像 $\boldsymbol{I}_k$ と線形化画像 $\boldsymbol{I}^L_k$ を式 (4) で評価すると，評価値が 1 となる画素が大多数を占める．そこで，入力画像 $\boldsymbol{I}_k$ における解候補 $\hat{\boldsymbol{c}}_k$ の評価値を，式 (5) によって定義する．

$$Support(k) = \sum_p Classifiable(k,p) \quad (5)$$

$Support(k)$ は，画像 $\boldsymbol{I}_k$ において，拡散反射・attached shadow・cast shadow に分類できる画素数を表す．したがって，$Support(k)$ が最大となる解候補 $\hat{\boldsymbol{c}}_k$ を，正解の係数組 $\boldsymbol{c}_k$ とする．

3.4.3 基底画像の線形化における正解の推定

次に，提案手法による基底画像の線形化手法について述べる．画素 p に関して，ランダムサンプリングより得られる基底画素値の解候補 $\hat{\boldsymbol{i}}^L_p$ ごとに，係数組 $\boldsymbol{c}_k$ との線形結合によって，全入力画像に対応する線形化画像の画素値 $i^L_{(k,p)}$ を算出する．

$\hat{\boldsymbol{i}}^L_p$ が正解であれば，入力画像の画素値 $i_{(k,p)}$ と線形化画像の画素値 $i^L_{(k,p)}$ を式 (4) で評価すると，評価値が 1 となる入力画像が大多数を占める．そこで，画素 p における解候補 $\hat{\boldsymbol{i}}^L_p$ の評価値を，式 (6) によって定義する．

$$Support(p) = \sum_k Classifiable(k,p) \quad (6)$$

図 6: 光源方向を変化させ撮影した入力画像 (湯飲み：24 枚)

図 7: 選択した基底画像

$Support(p)$ は，画素 p において，全入力画像のうち，拡散反射・attached shadow・cast shadow に分類できる画像枚数を表す．したがって，$Support(p)$ が最大となる解候補 $\hat{\boldsymbol{i}}_p^L$ を正解の基底画素値 $\boldsymbol{i}_p^L$ とする．

(a) 従来法 (重心推定と外れ値除去の反復)

(b) 提案手法 (光学現象の分類を利用)

図 8: 線形化された基底画像

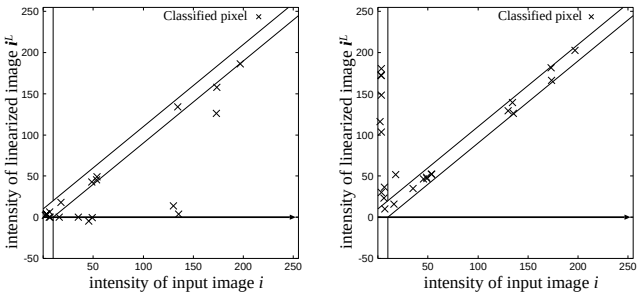
4 実験結果

4.1 画像の線形化と光学現象の分類実験

カメラと物体を固定とし，光源方向を変化させながら撮影した画像を入力として，画像の線形化を行なった．外部からの環境光，壁や天井で生じる相互反射の影響を取り除くために，暗室で撮影を行なった．光源を高さ方向に 3 段階，水平方向に 8 段階動かして撮影した合計 24 枚の画像を入力とした．対象物体は，図 6 に示す湯飲みを用いた．非凸形状であるため，湯飲みの内側は，多数の入力画像中で cast shadow となっている．

入力画像から選択した 3 枚の基底画像を図 7 に，これらを線形化した結果を図 8 に示す．線形化画像は負の値を含むため，この画像では 0 を灰色で表し，負の方向に大きい方が黒く，正の方向に大きい方が白くなるように表現している．図 8(a) は従来法による結果であり，cast shadow の影響を受け，誤って 0 付近の値を推定している．一方，図 8(b) は提案手法である光学現象の分類基準を利用した結果である．多数の入力画像で cast shadow を生じる画素においても，影の影響を受けることなく安定に本来の拡散反射成分を推定できていることが確認できる．

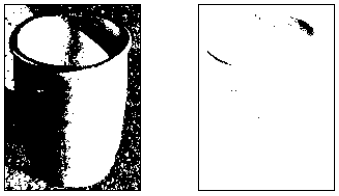
ここで，入力画像の大部分で影となる湯飲みの内側付近の画素について，入力画像と線形化画像の画



(a) 従来法　　(b) 提案手法

図 9: 入力画像と線形化画像の画素値の関係

(a) 入力画像　(b) 線形化画像



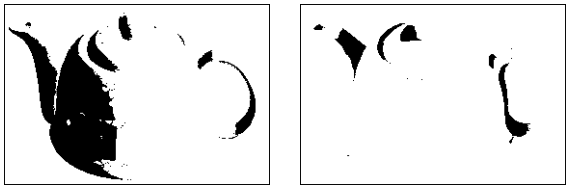
(c) 拡散反射　(d) 鏡面反射

(e) attached shadow　(f) cast shadow

図 10: 光学現象の分類結果 (湯飲み)

(a) 入力画像　(b) 線形化画像

(c) 拡散反射　(d) 鏡面反射



(e) attached shadow　(f) cast shadow

図 11: 光学現象の分類結果 (ポット)

素値の関係を調べた結果を図 9 に示す．図 9(a) に示す従来法では，多くの入力画像中で暗い拡散反射と解釈されている．一方，図 9(b) に示す提案手法では，ほぼ全ての入力画像において未定義領域ではなく，いずれかの光学現象として解釈されていることが確認できる．

また，図 10(a) に示す入力画像を線形化した結果を図 10(b) に示す．図 10(a) を拡散反射・鏡面反射・attached shadow・cast shadow に分類した結果をそれぞれ図 10(c),(d),(e),(f) に示す．これらの画像では，各光学現象を生じている画素を黒で表現している．単なる閾値処理のみでは分類できない attached shadow と cast shadow や，輝度のみからでは分類が容易でない鏡面反射も正確に分類できていることが確認できる．

次に，図 11(a) のような，形状が複雑で，強い鏡面反射を生じる陶器製のポットを撮影した画像に対して線形化を行ない，各光学現象の生じている領域を分類した．図 11(b) は，(a) を線形化した結果である．

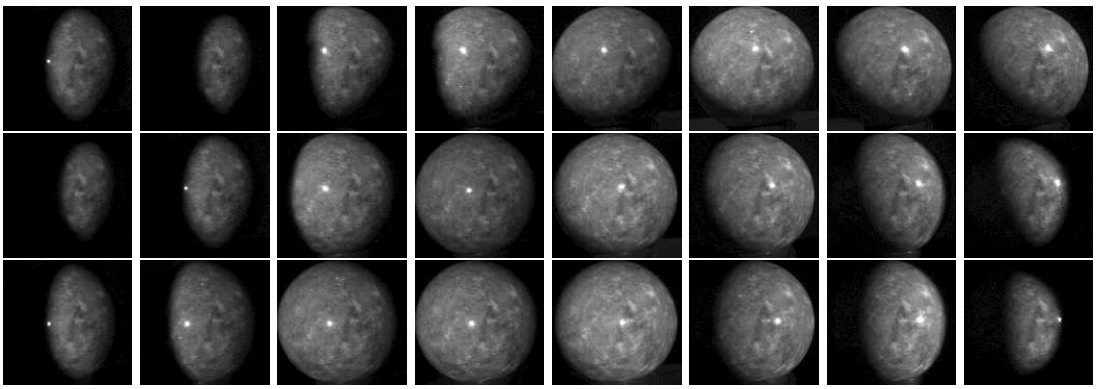


図 13: 光源方向を変化させ撮影した入力画像 (球：24 枚)

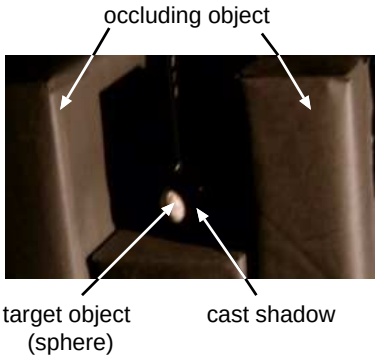


図 12: 撮影シーン

図 11(c),(d),(e),(f) にそれぞれ，拡散反射・鏡面反射・attached shadow・cast shadow の各領域の分類結果を示す．このように，物体形状が複雑であり，強い鏡面反射が観測される場合においても，安定に線形化でき，各光学現象に分類できることが確認できる．

4.2 線形化画像を用いた形状復元

前節までで，画像の線形化によって影や鏡面反射を分類できることを示した．本節では，この分類結果を用いたコンピュータビジョン技術への応用例として，照度差ステレオ法の前処理に画像の線形化を用い，その効果を検証する．

大理石の球を対象とし，図 12 に示すような遮蔽物体が存在するシーンで，光源を高さ方向に 3 段階，水平方向に 8 段階変化させた合計 24 枚の画像を撮影した．図 13 に示す入力画像より，球の表面には attached shadow のみならず cast shadow も存在していることがわかる．この球の反射特性は均一でなく，鏡面反射も存在する．

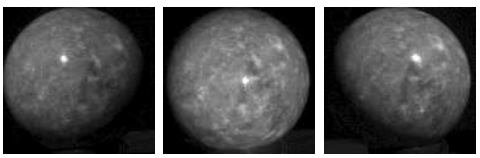
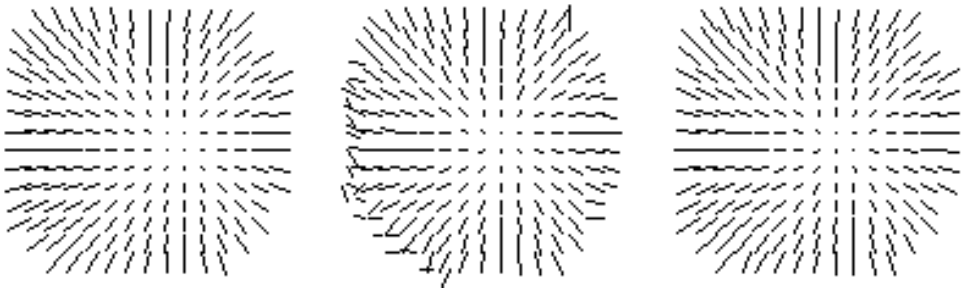


図 14: 選択した基底画像

まず，入力画像に対して，画像の線形化を行なった．選択した基底画像を図 14 に，これらを線形化した結果を図 15 に示す．線形化画像は負の値を含むため，この画像では 0 を灰色で表し，負の方向に大きい方が黒く，正の方向に大きい方が白くなるように表現している．図 15(a) は従来法による線形化結果であり，図 15(b) は提案手法による線形化結果である．従来法では，球の左右の端付近が正しく線形化できていない．これは，attached shadow のみならず，遮蔽物体による cast shadow も存在するため，その画素が大部分の入力画像で影となるからである．一方，提案手法では，このようなシーンにおいても，球全体を正しく線形化できていることが確認できる．

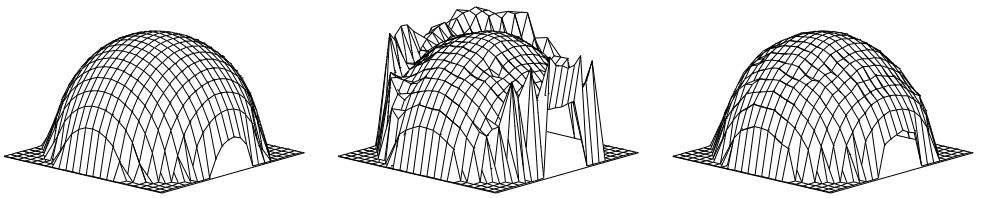
以上で得られる拡散反射成分のみの画像を用いて照度差ステレオ法により復元した法線を図 16 に，形状を図 17 に示す．それぞれ (a) があらかじめ実測した正解値であり，(b)(c) がそれぞれ従来法，提案手法により得られる線形化画像を用いて復元した結果である．従来法では，球の端付近では，影の影響により線形化に失敗しているため，正しく形状復元できていないことが確認できる．

次に，各手法により復元した物体形状の断面を比較した結果を図 18 に示す．復元した法線方向の誤差



(a) 正解値　(b) 従来法　(c) 提案手法

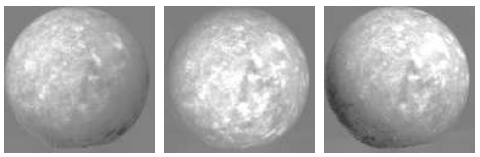
図 16: 復元した法線



(a) 正解値　(b) 従来法　(c) 提案手法

図 17: 復元した物体形状

(a) 従来法 (重心推定と外れ値除去の反復)



(b) 提案手法 (光学現象の分類を利用)

図 15: 線形化された基底画像

を表 1 に , 復元した形状の誤差を表 2 に示す . 入力画像の大部分で照らされている画素は , 両手法ともほぼ正解に近い復元結果が得られているが , 正しく線形化できていない領域で誤差が大きくなることが確認できる .

このように , 画像の線形化によって得られる拡散反射成分を用いることで , 画像の線形化が陰影情報からの形状復元においても有効であることを確認できる .

5　結び

本稿では , 影や鏡面反射を含む画像を , 拡散反射のみを含む画像に変換する新しい線形化手法を提案した . 光学現象の分類を行ない , それを利用することで , 影の多く含まれる画像に対しても , より安定に画像を線形化できることを実験により確認した . また , 照度差ステレオ法の前処理に画像の線形化を用いることで , 安定に形状が復元できることを示した .

元来 , 画像の線形化は任意光源画像の生成法の中で提案された技術である . しかし , 本稿では , 物体表面で観測される光学現象の分類に対しても有効であることを示した . 線形化手法は , 反射モデルのパラメータ推定 , 陰影情報からの形状復元 , 物体認識 [15] , 顔認識 [16, 17] などの多くのコンピュータビジョン手法の基礎技術として大きな役割を果たすと考えられる .

なお , 本研究の一部は科学技術振興事業団 CREST 池内プロジェクト , 及び科学研究費補助金 (課題番号 14780290) の補助を受けて行なった .

参考文献

[1] R.J.Woodham: “Photometric Stereo”, MIT AI Memo, (1978).

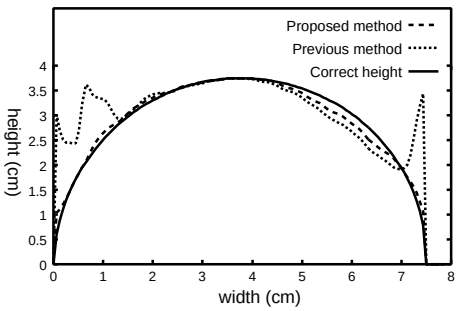


図 18: 復元した形状の比較

表 1: 法線方向の誤差 (°)

	最小値	最大値	平均値
従来法	0.0	128.5	15.1
提案手法	0.0	24.6	3.7

表 2: 形状の誤差 (cm)

	最小値	最大値	平均値
従来法	0.0	3.0	0.4
提案手法	0.0	0.6	0.1

[2] A.Shashua: "Geometry and Photometry in 3D Visual Recognition", Ph.D thesis, Dept. Brain and Cognitive Science, MIT, (1992).

[3] P.N.Belhumeur and D.J.Kriegman: "What is the Set of Images of an Object Under All Possible Lighting Conditions?", Proc. CVPR'96, pp.270-277, (1996).

[4] P.N. Belhumeur, D.J.Kriegman and A. L. Yuille: "The bas-relief ambiguity", Proc. CVPR'97, pp.1060-1066, (1997).

[5] A.S.Georghiades, D.J.Kriegman and P.N. Belhumeur: "From Few to Many: Illumination Cone Models for Face Recognition Under Variable Lighting and Pose", IEEE Trans. PAMI, Vol.23, No.6, pp.643-660, (2001).

[6] S.Shafer: "Using color to separate reflection components", Color Research and Applications, Vol.10, pp.210-218, (1985).

[7] G.J.Klinker, S.A.Shafer and T.Kanade: "The measurement of highlights in color images", IJCV, Vol.2, No.1, pp.7-32, (1988).

[8] Y.Sato and K.Ikeuchi: "Temporal-color space analysis of reflection" JOSA A,Vol.11, No.7, pp.2990-3002, (1994).

[9] Y.Sato, M.Wheeler and K.Ikeuchi: "Object Shape and Reflectance Modeling from Observation", Proc. SIGGRAPH'97, pp.379-387, (1997).

[10] S.K. Nayar, X. Fang and T.E. Boult: "Removal of specularities using color and polarization", Proc. CVPR'93, pp.583-590, (1993).

[11] 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 124-3, pp.17-24, (2000).

[12] 梅山伸二: "確率的独立性を手がかりとした物体の見えからの拡散 / 鏡面反射成分の分離", 信学技報 PRMU 2000-40, pp.41-48, (2000).

[13] 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", 情処学論 CVIM, vol. 41, no.SIG10(CVIM1) , pp.19-30, (2000).

[14] Y. Mukaigawa, H. Miyaki, S. Mihashi and T. Shakunaga, "Photometric Image-Based Rendering for Image Generation in Arbitrary Illumination," Proc. ICCV2001, pp.652-659, (2001).

[15] 岡部孝弘, 佐藤洋一 : "画像の線形化に基づく物体認識手法", 情処研報 CVIM 133-26, pp.193-200, (2002).

[16] T. Shakunaga and K. Shigenari, "Decomposed eigenface for face recognition under various lighting conditions", Proc. CVPR2001, pp.864-871, (2001).

[17] T. Shakunaga and F. Sakaue, "Natural Image Correction by Iterative Projections to Eigenspace Constructed in Normalized Image Space", to appear in Proc. ICPR2002, (2002).