

近接照明下における画像の線形化の検討

佐藤 智 高田 和豊 登 一生

松下電器産業株式会社 先端技術研究所
〒619-0237 京都府相楽郡精華町光台 3-4
E-mail: { sato.satoshi, nobori.kunio, takata.kazutoyo }@jp.panasonic.com

あらまし 物体認識・形状計測・顔認識の精度向上のために、影・鏡面反射・拡散反射の分類が有効である。このような目的のために、画像の線形化手法を用いる方法が従来、提案されている。しかし、この手法は無限点光源を仮定しているため、近接照明など一般環境に近い光源環境では利用できないという問題があった。本研究では、処理領域の分割と線形化係数組の補間処理を用いることにより、近接照明下においても利用できる画像の線形化手法を提案する。

Evaluation of Photometric Linearization of images obtained under Point Light Source

Satoshi SATO, Kazutoyo TAKATA and Kunio NOBORI

Advanced Technology Research Laboratories, Matsushita Electric Industrial Co., Ltd.
3-4, Hikari-dai, Seika-cho, Soraku-gun, Kyoto, 619-0237, Japan
E-mail: { sato.satoshi, nobori.kunio, takata.kazutoyo }@jp.panasonic.com

Abstract For the improvement in accuracy of object recognition, 3D measurement, and face recognition, the classification of shadow, specular reflection and diffuse reflection is effective. For this purpose, Photometric Linearization method has been proposed. However, since this method assumed infinite point light source, it has the problem that it cannot use under point light source. In this paper, we propose the Photometric Linearization method under point light source using image partition and interpolation of coefficients of Photometric Linearization.

1. はじめに

物体認識・形状計測・顔認識などにおける性能向上を目的として、影や反射などの光学現象を分類する手法に関する研究が報告されている。これは、光源方向、視線方向などによって光学現象が変化し、画像の見えを大きく変化させ、認識性能の低下を引き起こすためである。

光学現象は、図 1 に示すように、拡散反射、金属などのハイライト部である鏡面反射、物体表面が光源方向を向いていないために生じる影である attached shadow、物体表面が光を遮られるために生じる影である cast shadow の 4 つに分類することができる。

梅山[6]はカメラに設置した偏光フィルタを利用し、拡散反射と鏡面反射相互の確率的独立性を相互情報量を用いて評価することで、鏡面反射領域を分類する手法を提案した。また、Swaminathanら [7] は、カメラを動かし、EPI(Epipolar Plane Image)を利用して鏡面反射領域を分類する手法を提案した。また、Ikeuchi ら[8]は、レンジファインダーで求めた物体の 3 次元形状データを利用して、拡散反射・鏡面反射・影の分類を行う手法を提案した。

石井ら[1]は、画像の線形化手法を用いて、拡散反射・鏡面反射・attached shadow・cast shadow を分類する手法を提案した。画像の線形化手法は向川ら[3]によって提案された手法であり、影や鏡面反射が含まれる実画像から、拡散反射成分のみの画像（線形化画像）を生成する。画像の線形化による光学現象の分類手法は、光源方向を変化させた複数枚の画像を用いるため、分光測定器や偏光フィルタといった複雑な設備が不要であるというメリットがある。また、被写体の 3 次元形状、反射特性、光源情報などを求める必要もない。さらに対応点探索などの処理も不要であり、大きなメリットがある。

しかし、線形化手法には、以下の前提条件が存在する。

【前提条件 1】光源は無遠点光源である。

一般に晴れた屋外では、光源は太陽などであるため無遠点光源と考えられる。一方、家庭内において光源は天井や机など有限距離に置かれた照明となるため、光源は近接点光源の集合と考えられる。そのため、画像の線形化手法は家庭内などの一般環境への適用が困難であった。そこで、本研究では、より一般的な照明環境である近接点光源環境において、画像の線形化手法を適用する手法を提案する。

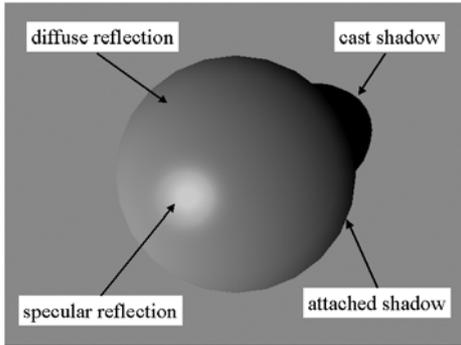


図1 様々な光学現象
Fig.1 Photometric factors.

2. 近接照明下における画像の線形化

本研究では、画像の線形化処理を行う際、まず、画像を処理領域に分割し、基底画像と呼ばれる線形化画像を3枚合成する。次に、こうして得られた基底画像を用いて、各処理領域の線形化係数組を周辺から補間することにより、すべての入力画像を線形化する。さらに、得られた線形化画像と入力画像を式(1)の分類基準によって比較することで、影や鏡面反射が含まれる実画像から、拡散反射、鏡面反射、attached shadow、cast shadow に分類する。

$Region(k, p) =$

$$\begin{cases} D: & \text{if } (i_{(k,p)} - i_{(k,p)}^L) \leq T \cdot i_{(k,p)} \cap (i_{(k,p)} \geq T_s) \\ S: & \text{if } (i_{(k,p)} - i_{(k,p)}^L) > T \cdot i_{(k,p)} \\ & \cap (i_{(k,p)}^L \geq 0) \cap (i_{(k,p)} \geq T_s) \\ A: & \text{if } (i_{(k,p)}^L < 0) \cap (i_{(k,p)} < T_s) \\ C: & \text{if } (i_{(k,p)} - i_{(k,p)}^L) < -T \cdot i_{(k,p)} \cap (i_{(k,p)} < T_s) \\ U: & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

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・未定義領域である。また、 $i_{(k,p)}$ は k 番目の入力画像における画素 p の画素値、 $i_{(k,p)}^L$ は $i_{(k,p)}$ を線形化した画素値を示す。また、 T は、本来の拡散反射成分からどれだけ離れているかを示す閾値である。 T_s は本来、影領域の画素値は 0 になるはずであるが、暗電流特性や感度特性などの影響により、実画像では 0 にならない影響を除去するための閾値である。

2.1 領域分割による画像の線形化の課題

石井ら[1]の画像の線形化手法は、被写体に入射する光源の入射角は、画像内のすべての画素において等しいという無限遠点光源を仮定している。一方、家庭内の照明などは近接点光源の集合として考えられる。無限遠点光源とは、撮像範囲内の被写体に入射する光の広がりが非常に狭い範囲に限定されている光源である。一方、近接点光源は入射角に広がりをもっている光源である。そのため、光源と被写体との距離と撮像範囲によって、無限遠点光源か近接点光源かが変化する。そのため、光源と被写体との距離が短い場合であっても、実際の3次元空間における線形化処理を行う投影面積が十分に小さければ、無限遠点光源が仮定でき、画像の線形化処理が可能だと考えられる。

そこで、近接点光源においても画像の線形化を実現するために、本研究では図2に示したように画像を小領域に分

割し、小領域ごとに線形化処理を行う。また、線形化処理を行うために分割した小領域を処理領域と呼ぶ。

このように画像を領域分割することで、前提条件1を近似的に満たすことができるが、画像の線形化には、さらに以下の2つの前提条件が存在する。

【前提条件2】被写体表面の法線方向が異なり、かつ表面が拡散反射成分である3点以上の画素が処理領域内に存在。

【前提条件3】拡散反射が画像上で支配的である。

画像の線形化手法は、処理領域が前提条件2,3を満たさない場合、解が不定となる。前提条件1が処理領域が小さくなればなるほど満足されるのに対し、前提条件2,3は処理領域が小さくなればなるほど満たされなくなる。

そこで本研究では、主に前提条件2,3を満たすために、以下の2つの手法について検討した。

・領域分割方法の選択：

領域分割方法の設定が最適でない場合、影や鏡面反射、単一平面が支配的となり正確な処理が不可能な領域が発生する。そこで、複数の領域分割方法の中から最適なものを選択する。

・線形化係数組の補間：

領域分割方法の選択を行っても、点光源、影や鏡面反射、単一平面の影響のために正確な処理が不可能な領域が発生する。そこで、近接する処理領域で線形化係数組を補間する。

2.2 領域分割方法の選択

領域分割方法を変更しながら、画像の線形化を複数回行い、求めた基底画像において最も確からしいものを選択し、合成することで基底画像を作成する。ここで、領域分割方法とは、処理領域の位置・大きさが異なる分割方法のことである。

領域分割方法を変更することにより、求まる線形化画像は異なる。これを図3を用いて説明する。

図3(a)は、平面上に球状物体が置かれている様子を撮像したものである。このとき、ある処理領域の部分領域である region A, B を線形化することを考える。

まず、図3(a)の点線に従って画像を分割し、処理領域とする。平面上の領域 region A は平面のみしか存在しない処理領域に属しているため前提条件2を満たさず、正確な線形化画像を求めることができない。一方、平面上の別の領域 region B は、球状物体と同じ処理領域に含まれるため、前提条件2,3ともに満たす。そのため、region A とは異なり、region B は線形化画像が求まる。

次に、図3(b)の点線に従って画像を分割し、処理領域とする。このとき、region A は球状物体と同じ処理領域に含まれるため、前提条件2,3をとともに満たす。一方、region B は平面のみしか存在しない処理領域に属しているため、前提条件2を満たさず、正確な線形化画像を求めることができない。

以上のことから、領域分割方法によって基底画像が生成できる領域が変化するため、領域分割方法が画像の線形化に非常に重要であることがわかる。そこで本研究では、まず、領域分割方法を変更しながら複数の基底画像候補を求め、図3(c)の実線のように、処理領域をさらに再分割した基底領域ごとに基底画像候補から最適なものを選択し、合成することで、正確な基底画像を取得する。

このとき、基底領域ごとにどの基底画像候補の画像を利用するかを決定する評価基準が必要である。このような場合、基底画像候補と対応する入力画像との基底領域の類似

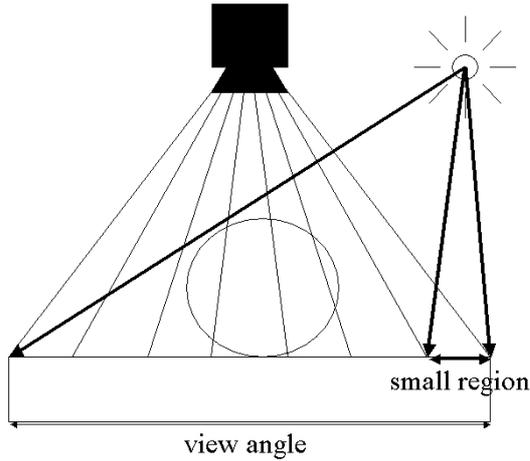


図2 画像の領域分割
Fig.2 Image partition.

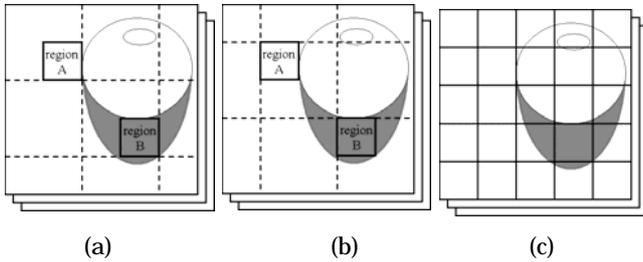


図3 画像の領域分割の変更
Fig.3 Variability due to spirit image.

度を求めることが一般に行われる。しかし、画像の線形化手法は光源位置を変化させた複数の画像を利用しているため、図3(a)のregion Bのように、基底領域が影や鏡面反射に覆われ、見えが大きく変化する場合が存在する。そのため、このような光源移動に基づく輝度変化に対してロバストな評価基準が必要である。そこで、ここでは隣接画素間の画素値差に基づく「定性的3値表現」[5]の類似度を利用した。そこで、本研究では、基底領域ごとに、K枚の入力画像と合成した3枚の基底画像候補を定性的3値表現を用いて比較し、その類似度QTSが最も高くなるものを基底画像として合成した。

2.3 線形化係数組の補間（線形化画像の作成）

次に【2】について考える。ある小領域間の線形化係数組は、近傍の小領域の線形化係数組と相関があると考えられる。これは、線形化係数組が光源位置情報を内在しているパラメータと考えられるからである。そこで、基底画像を用いて、すべての入力画像の線形化画像を作成する際に、前提条件を満たさず、線形化係数組が求まらなかった場合、近傍領域の線形化係数組を利用することで線形化画像を生成する。

ここでは、nearest neighborに基づいた手法を利用する。

2.4 処理の流れ

(1) 基底画像の合成

以下の関係式を満たす基底画像 \mathbf{I}_1^B , \mathbf{I}_2^B , \mathbf{I}_3^B を RAN SAC[2]を利用して合成する。

$$\mathbf{I}_k^L = c_k^1 \mathbf{I}_1^B + c_k^2 \mathbf{I}_2^B + c_k^3 \mathbf{I}_3^B \quad (2)$$

ここで、 \mathbf{I}_k^L は k 番目の入力画像の線形化画像である。

1) K 枚の入力画像から、3 枚の基底元画像 \mathbf{I}_1 , \mathbf{I}_2 , \mathbf{I}_3 を選択する。

2) K 枚の入力画像をある領域分割方法で処理領域に分割する。

3) 処理領域ごとに、基底元画像 \mathbf{I}_1 , \mathbf{I}_2 , \mathbf{I}_3 から、残りの入力画像 \mathbf{I}_k ($k=4, 5, 6, \dots, K$) について、以下の関係式を満足する線形化係数組 $\mathbf{c}_k = [c_k^1, c_k^2, c_k^3]^T$ をそれぞれ算出する。

$$\mathbf{I}_k = c_k^1 \mathbf{I}_1 + c_k^2 \mathbf{I}_2 + c_k^3 \mathbf{I}_3 \quad (3)$$

ランダムに3点(p_1, p_2, p_3)を選択し、この3点における基底元画像と各入力画像の画素値 $i_{(k,p)}$ と式(3)の関係から、以下の方程式を導き、これを解くことで係数組の解候補 $\hat{\mathbf{c}}_k$ を算出する。

$$\begin{cases} i_{(k,p_1)} = c_k^1 i_{(1,p_1)} + c_k^2 i_{(2,p_1)} + c_k^3 i_{(3,p_1)} \\ i_{(k,p_2)} = c_k^1 i_{(1,p_2)} + c_k^2 i_{(2,p_2)} + c_k^3 i_{(3,p_2)} \\ i_{(k,p_3)} = c_k^1 i_{(1,p_3)} + c_k^2 i_{(2,p_3)} + c_k^3 i_{(3,p_3)} \end{cases} \quad (4)$$

4) 係数組の解候補 $\hat{\mathbf{c}}_k$ と \mathbf{I}_1 , \mathbf{I}_2 , \mathbf{I}_3 を利用して、線形化画像 \mathbf{I}_k^L を算出し、以下の評価関数で評価する。

$$Support^c(k) = \sum Classifiable(k, p) \quad (5)$$

$$Classifiable(k, p) = \begin{cases} 1 & \text{if } (Region(k, p) = D \cup A \cup C) \\ 0 & \text{if } (Region(k, p) = S \cup U) \end{cases} \quad (6)$$

得られた解候補が正しければ、式(1)に従って分類した各画素は、拡散反射・鏡面反射・attached shadow・cast shadow のいずれかに必ず分類され、未定義領域になることはない。また画面内において鏡面反射となる割合が少ないため、評価関数(5)によって解候補のもっともらしさを評価することができる。

ここで、入力画像の画素値が閾値 T_s 以下であれば、式(6)は必ず1となる。そのため、評価関数(5)は、拡散反射領域が支配的であるときのみ正確に機能する（前提条件3）。

5) 別の3点を選択し、3)~4)の処理を繰り返す。この処理を十分な回数行った後、式(5)の評価関数を最大にする解候補 $\hat{\mathbf{c}}_k$ を線形化係数組 \mathbf{c}_k とする。

6) 4~K 枚目の入力画像からランダムに3枚(k_1, k_2, k_3)を選択し、選択した3枚の入力画像の画素 p の画素値 $i_{(k,p)}$ と、5)によって得られた線形化係数組 \mathbf{c}_k から方程式(7)を導き、これを解くことにより、基底画素値の解候補 $\hat{\mathbf{i}}_p^B = [\hat{i}_{(1,p)}^B, \hat{i}_{(2,p)}^B, \hat{i}_{(3,p)}^B]$ を求める。

$$\begin{cases} i_{(k_1,p)} = c_{k_1}^1 i_{(1,p)}^B + c_{k_1}^2 i_{(2,p)}^B + c_{k_1}^3 i_{(3,p)}^B \\ i_{(k_2,p)} = c_{k_2}^1 i_{(1,p)}^B + c_{k_2}^2 i_{(2,p)}^B + c_{k_2}^3 i_{(3,p)}^B \\ i_{(k_3,p)} = c_{k_3}^1 i_{(1,p)}^B + c_{k_3}^2 i_{(2,p)}^B + c_{k_3}^3 i_{(3,p)}^B \end{cases} \quad (7)$$

前提条件2を満たさない場合、この方程式は不定となる。

7) 求めた解候補 $\hat{\mathbf{i}}_p^B$ と線形化係数組 \mathbf{c}_k との線形結合により、全入力画像に対応する線形化画像の画素値 $i_{(k,p)}^B$ を算出し、以下の評価関数で評価する。

$$Support^B(p) = \sum_k Classifiable(k, p) \quad (8)$$

8) 別の 3 枚を選択し, 6) ~ 7) の処理を繰り返す. この処理を十分な回数行った後, 式(10)の評価関数を最大にする解候補 $\hat{\mathbf{i}}_p^B$ を基底画素値 \mathbf{i}_p^B とする.

9) 処理を行う画素 p を変更し, 処理領域内すべての画素の基底画素値 \mathbf{i}_p^B が求まるまで 6) ~ 8) を繰り返す

10) すべての処理領域に対し, 以上の処理を行う.

11) 処理領域の領域分割方法を変更しながら 1) ~ 10) の処理を複数回行い, 複数の基底画像を作成する. ここで, 切り出し位置 S で得られた基底画像を $[\mathbf{I}_{S1}^B \ \mathbf{I}_{S2}^B \ \mathbf{I}_{S3}^B]$ とする.

12) こうして得られた複数の基底画像を基底領域に分割し, 基底領域ごとに定性的 3 値表現を求め, 入力画像との類似度を以下の評価関数を用いて計算する.

$$\tilde{S} = \sum_{j=1}^K \sum_{i=1}^3 \sum_{x,y \in m} QTS(\mathbf{I}_{Si}^B(x,y), \mathbf{I}_j(x,y)) \quad (9)$$

すべての基底画像で評価関数を計算し, 領域ごとに評価関数を最小にする基底画像をその領域の基底画像とし, 各領域を合成することで基底画像を求める.

(2) 入力画像の線形化

式(2)に従って, 各入力画像の線形化係数組 \mathbf{c}_k と基底画像 $\mathbf{I}_1^B, \mathbf{I}_2^B, \mathbf{I}_3^B$ の線形結合によって, すべての入力画像 \mathbf{I}_k の線形化画像 \mathbf{I}_k^L を作成する.

1) K 枚の入力画像と 3 枚の基底画像をある領域分割方法で処理領域に分割する.

2) k 番目の入力画像において, ランダムに 3 点 $(p1, p2, p3)$ を選択し, この 3 点における基底画像 $i_{(1,p1)}^B, i_{(2,p1)}^B, i_{(3,p1)}^B$ と各入力画像の画素値 $i_{(k,p)}$ と式(3)の関係から, 以下の方程式を導き, これを解くことで係数組の解候補 $\hat{\mathbf{c}}_k$ を算出する.

$$\begin{cases} i_{(k,p1)} = c_k^1 i_{(1,p1)}^B + c_k^2 i_{(2,p1)}^B + c_k^3 i_{(3,p1)}^B \\ i_{(k,p2)} = c_k^1 i_{(1,p2)}^B + c_k^2 i_{(2,p2)}^B + c_k^3 i_{(3,p2)}^B \\ i_{(k,p3)} = c_k^1 i_{(1,p3)}^B + c_k^2 i_{(2,p3)}^B + c_k^3 i_{(3,p3)}^B \end{cases} \quad (10)$$

ここで, 以下の行列 \mathbf{C} の条件数を評価することで, 前提条件 2, 3 を評価することができる. そこで, \mathbf{C} の条件数が閾値より小さい場合, 求めた解候補 $\hat{\mathbf{c}}_k$ を廃棄し, 別の 3 点を選択し, 再度処理を行う.

$$\mathbf{C} = \begin{pmatrix} i_{(1,p1)}^B & i_{(2,p1)}^B & i_{(3,p1)}^B \\ i_{(1,p2)}^B & i_{(2,p2)}^B & i_{(3,p2)}^B \\ i_{(1,p3)}^B & i_{(2,p3)}^B & i_{(3,p3)}^B \end{pmatrix} \quad (11)$$

3) 係数組の解候補 $\hat{\mathbf{c}}_k$ が得られた場合, 式(2)に従って線形化画像 \mathbf{I}_k^L を算出し, 評価関数式(5)で評価する.

4) 別の 3 点を選択し, 2) ~ 3) の処理を繰り返す. この処理を十分な回数行った後, 評価関数式(5)を最大にする解候補 $\hat{\mathbf{i}}_p^B$ を基底画素値 \mathbf{i}_p^B とする.

5) 十分な回数処理を行った後, 行列 \mathbf{C} の条件数の評価によって線形化係数組が得られなかった場合, 処理領域 (X, Y) (図 4 における黒色実線の領域) の 8 近傍領域 (図 4 における白色実線の領域) の線形化係数組のいずれかを, 係数組の解候補 $\hat{\mathbf{c}}_k$ とする.

6) 係数組の解候補 $\hat{\mathbf{c}}_k$ と基底画像を利用して, 線形化画像 \mathbf{I}_k^L を算出し, 以下の評価関数で評価する.

$$\text{Func}(i_{(k,X,Y)}^L) = g_{(X-1,Y)} \left(\sum_{y=1}^n |i_{(k,X,Y-1,y)}^L - i_{(k,X-1,Y,m,y)}^L| \right) + g_{(X,Y-1)} \left(\sum_{x=1}^m |i_{(k,X,Y,x-1)}^L - i_{(k,X,Y-1,x-1)}^L| \right)$$

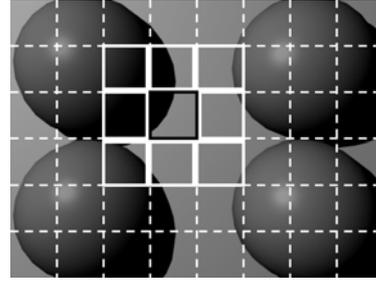


図 4 近傍領域

Fig.4 Neighbor region.

$$+ g_{(X+1,Y)} \left(\sum_{y=1}^n |i_{(k,X,Y,m,y)}^L - i_{(k,X+1,Y,1,y)}^L| \right) + g_{(X,Y+1)} \left(\sum_{x=1}^m |i_{(k,X,Y,x,n)}^L - i_{(k,X,Y+1,x,1)}^L| \right) \quad (12)$$

ただし,

$$g_{(X,Y)}(f) = \begin{cases} f & : \text{領域 } (X,Y) \text{ の線形化係数組が求まっている} \\ 0 & : \text{領域 } (X,Y) \text{ の線形化係数組が求まっていない} \end{cases}$$

ここで, 処理領域の画素数はすべて $(m \times n)$ 画素, $i_{(k,X,Y,x,y)}^L$ は入力画像 k の処理領域 (X, Y) の画素 (x, y) の線形化画素値を示している. この評価関数は, 処理領域の最外位置の画素値は, その画素に隣り合った近傍領域の画素値と等しいと仮定し, この連続性を数値化したものである.

7) 別の 8 近傍領域を選択し, その線形化係数組を処理領域の解候補 $\hat{\mathbf{c}}_k$ とし, 5) の処理を繰り返す.

8) 8 近傍領域すべての線形化係数組で処理を行った後, 式(12)の評価関数を最大にする解候補 $\hat{\mathbf{c}}_k$ を処理領域 (X, Y) の線形化係数組 \mathbf{c}_k とする.

9) すべての領域に対し, 以上の処理を行い, k 番目の入力画像における線形化画像 \mathbf{I}_k^L を生成する.

10) K 枚すべての入力画像において 2) ~ 9) の処理を繰り返し, すべての入力画像の線形化画像 \mathbf{I}_k^L を生成する.

(3) 入力画像の光学的分類

こうして得られた線形化画像と入力画像を式(1)の分類基準によって比較することで, 光学的分類を行う.

3. 実験結果と考察

本提案法の有効性を示すために, 近接点光源を配置した CG 画像によってシミュレーションを行った. 鏡面反射成分を持たない平面上に, 鏡面反射成分を有する半径 100mm の半球を 4 個配置し, 水平画角 56° , 640x480 画素のカメラを上方 500mm の位置に設置した. また, 処理領域の大きさは 80x80 画素とした. つまり, 処理領域の面積における視野は約 5° である. また, 光源位置を撮像対象物中心から 600mm ~ 1200mm の距離において変化させた 24 枚の画像 (図 5 ~ 11(a)はその一例) を撮影し. この画像を入力画像として線形化画像を作成し, 光学現象の分類を以下の 3 つの手法で行った.

従来法.

固定の領域分割方法によって分割した領域ごとに処理を行い, 線形化係数組の補間処理を行った「線形化係数組補間法」.

提案法.

図 6~8 は従来法[1], 線形化係数組補間法, 提案法によって作成された基底画像を, また, 図 9~11 はそれぞれの手法において作成された線形化画像と分類された各光学成分と分類失敗領域を示す. 図 8(d)からわかるように, 従来法では広い領域で拡散反射成分を鏡面反射成分として分類しているが, 図 10 の提案法では鏡面反射と拡散反射, attached shadow, cast shadow の境界領域を除いて分類にほぼ成功している.

また, 線形化係数組補間法では, 図 5~7(c)からわかるように, 鏡面反射成分が基底画像に残ってしまっていることがわかる. これは, この処理領域において鏡面反射成分が支配的になってしまったためである. 一方, 提案法ではこのような問題は生じていない. このことから, 本手法は処理領域の取り方に影響を受けにくい手法であるといえる.

一方, 提案手法では, 入力画像の多くが影領域となっている左下の球における右上の領域において, 誤差が生じていることがわかる(図 7(d), 図 10(h)). このように, 複数の入力画像において, 影が支配的となる領域が存在する場合や, 広い領域において前提条件 2, 3 を満たさない場合, 本手法の精度は劣化する.

処理領域の大きさをどのように決定するかは課題である. 今回は, 処理領域の面積における視野が 5° になるように選択したが, 本来は撮像対象物によって最適な値を選択すべきである. そこで, 領域分割方法として, その位置だけでなく大きさも変更するようにすることで, 撮像対象物の情報がない場合であっても, 最適な大きさの処理領域を選択することも可能である.

図 11 は別の入力画像に対して処理を行った結果である. この結果より, より複雑な対象物においても本手法が効果的であることがわかる.

表 1 はこの処理を 24 枚の入力画像すべてに対して行った際の鏡面反射成分と拡散反射成分の分類精度を示したものである. 分類精度は, 入力画像中の拡散反射と鏡面反射の画素数のうち, 正確に分類された割合を示している. この結果から, 近接照明下において, 本提案手法は従来法より優れていることがわかる.

4. まとめ

本稿では, 近接照明下においても利用できる画像の線形化手法を提案した. 画像を処理領域に分割し, 領域間で線形化係数組に強い相関があることを利用した. さらに, 領域分割のための領域分割方法を変更しながら基底画像を合成した. また, CG 画像を利用して, 近接照明下において, 本手法が効果的であることを定量的に示した. 今後は, 実画像において本手法を適用し, その有効性の検討を行う予定である.

表 1. 実験結果

Table 1 Classification Result of Photometric factors.

	従来法[1]	提案手法
分類精度	80%	95%

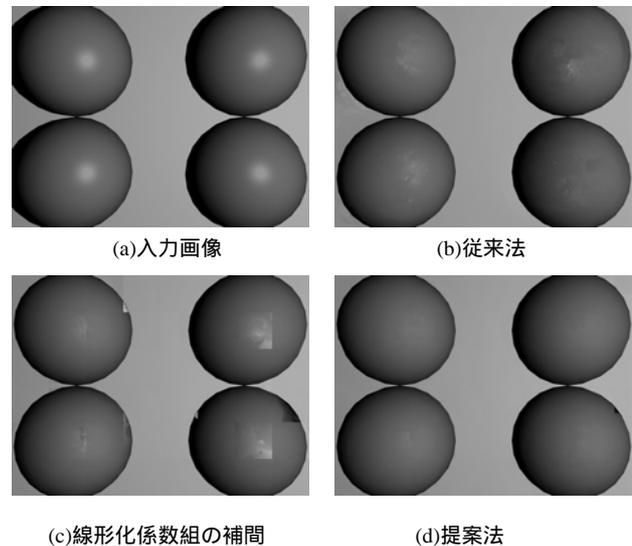


図 5 基底画像 1

Fig.5 Base Image No.1

参考文献

- [1] 石井育規, 福井孝太郎, 向川康博, 尺長健, "光学現象の分類に基づく画像の線形化," 情報処理学会論文誌: コンピュータビジョンとイメージメディア, vol.44, No.SIG5(CVIM6), pp. 11-21, 2003.
- [2] 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, Volume 24, Issue 6, pp. 381-395, 1981.
- [3] 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," 情報処理学会論文誌: コンピュータビジョンとイメージメディア, vol.41, No.SIG10(CVIM1), pp. 19-30, 2000.
- [4] Shashua, A., "Geometry and Photometry in 3D Visual Recognition," Ph.D. thesis, Dept. Brain and Cognitive Science, NIT, 1992.
- [5] 山口修, 福井和広, "定性的 3 値表現に基づく画像マッチング," 電子情報通信学会技術報告: パターン認識・メディア理解, vol.2002-34, pp. 23-30, 2002.
- [6] 梅山伸二, "物体の見えからの拡散/鏡面反射成分の分離 -- 偏光フィルタを介した多重観測と確率的独立性を用いて --", 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2002) 論文集, Vol.1, pp.469-476, 2002.
- [7] R. Swaminathan1, S. B. Kang, R. Szeliski, A. Criminisi, and S. K. Nayar1, "On the Motion and Appearance of Specularities in Image Sequende Sequences", Proc. Of ECCV, vol.1, pp.508-523, 2002
- [8] K. Ikeuchi, and K. Sato, "Determining Reflectance Properties of an Object Using Range and Brightness Images", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.13, no.11, pp.1139-1153, 1991

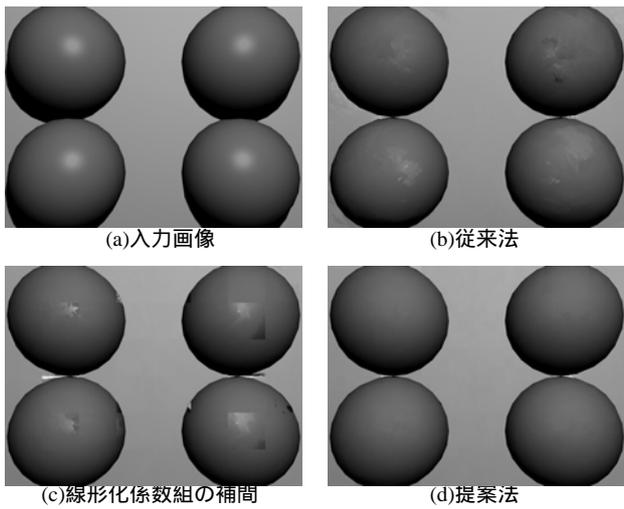


図6 基底画像2
Fig.6 Base Image No.2

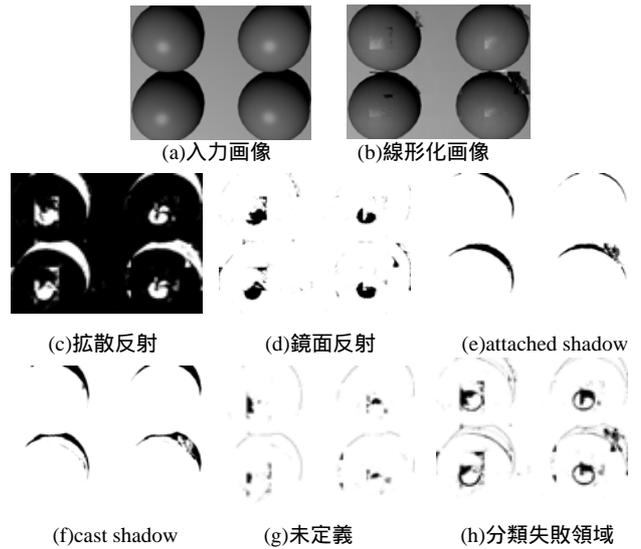


図9 線形化係数組補間法による光学現象の分類結果
Fig.9 Classification results by interpolate method.

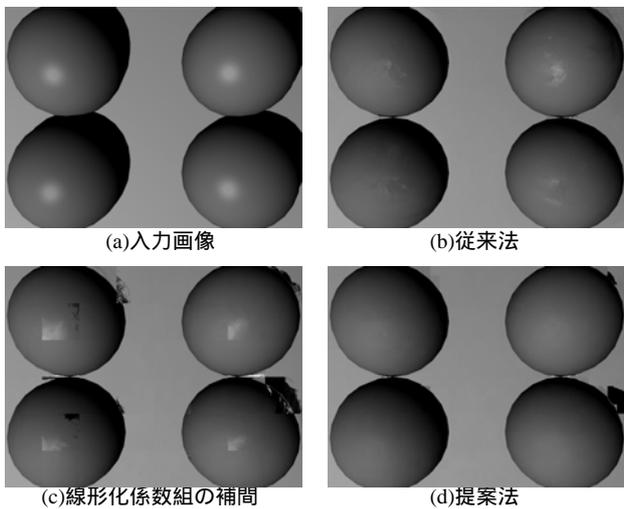


図7 基底画像2
Fig.7 Base Image No.2

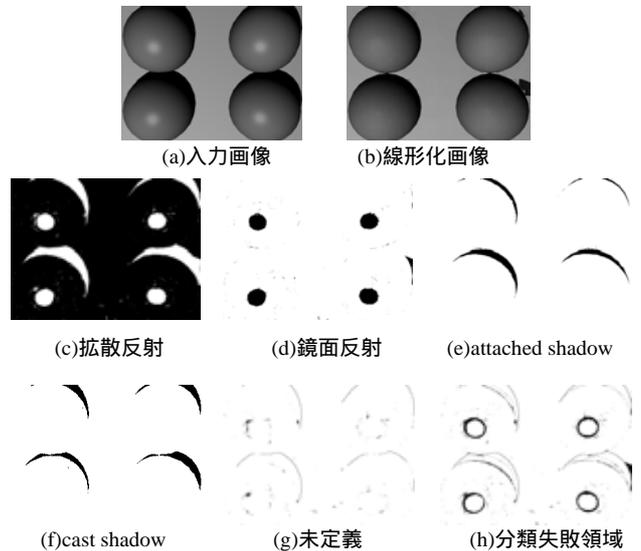


図10 提案法による光学現象の分類結果
Fig.10 Classification results by proposed method.

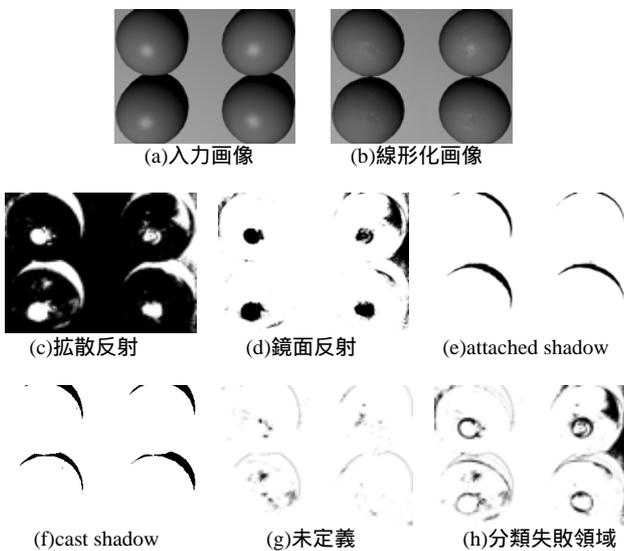


図8 従来法による光学現象の分類結果
Fig.8 Classification results by conventional method.

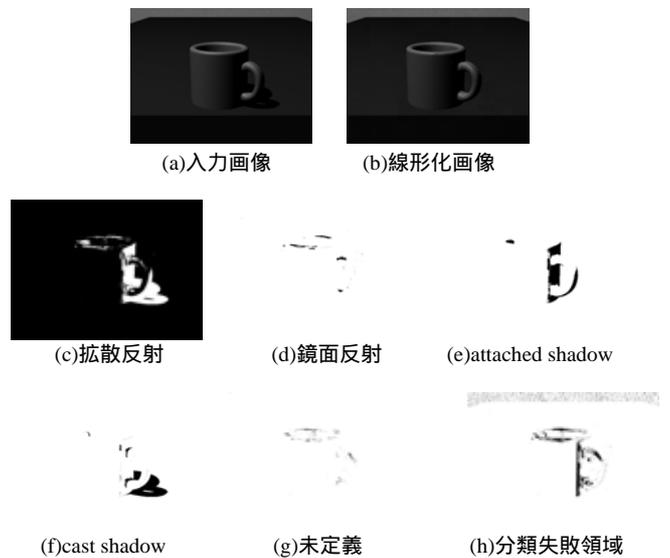


図11 提案法による光学現象の分類結果 (カップ)
Fig.11 Classification results by proposed method (cup).