

多波長画像を用いた照度差ステレオ法の精度向上

高谷 剛志^{† 1,a)} 松下 康之^{2,b)} Stephen Lin^{2,c)} 向川 康博^{1,d)} 八木 康史^{1,e)}

概要：本研究では、ランバート拡散反射モデルに基づく照度差ステレオ法の精度を向上するために、多波長画像を用いた新しい手法を提案する。多くの照度差ステレオ法はランバート拡散反射モデルを仮定しているが、この理想的な仮定と実際の観測とのずれが形状復元における誤差となる。この問題を軽減するために、本研究では反射率の波長依存特性を利用する。提案手法はある波長における観測が他の波長における観測よりもランバート拡散反射モデルに適合することに基づき、行列の階数解析によりその波長を特定し、照度差ステレオ法の精度を向上する。最適な波長は物体表面に沿って変化するため、様々な波長で推定した法線マップを組み合わせることで、高精度な法線マップを得ることができる。実験結果として、合成画像および実画像を用いて、一般的な濃淡画像を用いた照度差ステレオ法よりも高い精度を得られることを示す。

1. 序論

Woodham [25] と Silver [20] により提案された照度差ステレオ法は、様々な光源条件下で記録された複数の画像から表面の向きを推定する。この推定の鍵となる要素は、表面反射率、つまり表面各点の陰影がその法線と光源方向に応じてどのように変化するかということである。光源方向を変化させることで、表面の陰影が変化し、反射モデルに従った表面法線を推定できる。

一般的に、表面反射率はランバートの法則に従うと仮定される。ランバートの法則によると、反射光の強度 I は、光源ベクトル $\mathbf{l}$ と表面法線ベクトル $\mathbf{n}$ の内積に比例する：

$$I(x) = \rho(x)\mathbf{n}^T\mathbf{l} \quad (1)$$

ここで、 $\rho(x)$ はある表面上の点 x におけるアルベド（内部色）を意味する。このランバートモデルは、単純でありながらも利便性が高く、反射率の妥当な近似を行えるため、照度差ステレオ法において頻繁に用いられる。しかしながら、多くの材質での現象とランバートモデルとの微小なずれが形状復元における誤差となる。

本稿では、多波長画像を用いることにより、ランバート

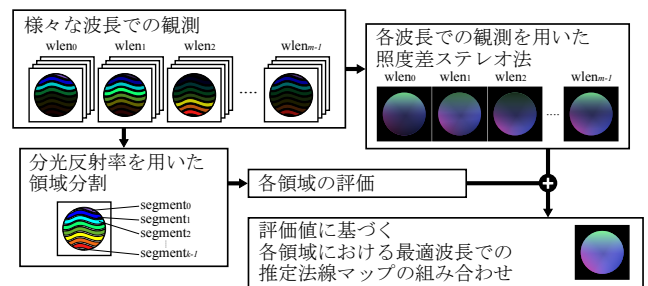


図 1 多波長画像を用いた照度差ステレオ法の精度向上のためのアルゴリズムの概要。

照度差ステレオ法の精度向上のための手法を提案する。用いる多波長画像は、ピクセル単位の詳細な色計測により得られる。表面反射率はしばしば光源の波長に応じた変動を示すが、これは内部での散乱、吸収、散乱位相関数 [11] などの材質の光学特性が波長依存性を持つためである。我々は幅広い材質において、特定の波長における反射率が他の波長における反射率よりもランバートモデルに近づくことを実験的に発見した。この発見に基づき、ある物体におけるそのような波長を特定する方法を提案し、特定した波長帯での画像強度を用いることでランバート照度差ステレオの精度を向上する。

提案手法の概要を図 1 に示す。本手法は、入力として、様々な波長と光源方向で観測された画像セットを用いる。波長ごとに様々な光源下の画像を用いて、ランバート照度差ステレオ法を適用する。また、光源方向ごとに多波長画像を用いて、波長特性に基づく領域分割を行う。分割された各領域において、階数解析に基づき、各波長での照度差ステレオ法の結果を評価する。階数解析では、どの波長で

¹ 大阪大学 産業科学研究所

² Microsoft Research Asia

a) takatani@am.sanken.osaka-u.ac.jp

b) yasumat@microsoft.com

c) stevelin@microsoft.com

d) mukaigaw@am.sanken.osaka-u.ac.jp

e) yagi@am.sanken.osaka-u.ac.jp

[†] 本研究は、第一著者が Microsoft Research Asia のインターン生であったときの成果である。

の結果がランバートモデルに最も一致するのかを評価する。その後、最終的な法線マップを生成するために、各領域についてその最適な波長で計算された法線マップを統合する。このアプローチを検証するために、既知の形状と計測された反射率データを用いた合成画像実験を行う。加えて、実画像実験により、多波長画像を用いた手法の効果として、濃淡画像による通常の照度差ステレオ法に比べ法線マップの推定結果が改善していることを視覚的に示す。

2. 関連研究

照度差ステレオ法において、非ランバート反射率に対応するために様々な研究が行われてきた。ある研究では、大部分はランバートであるが、一部のみが非ランバートであるハイライトを含むような反射率を仮定している。そのような場合、ハイライトはランバート照度差ステレオ法の枠組みでの外れ値として扱われたり [4], [7], [21], あるいは画像から除去され、ランバート反射のみが残るようにする [16], [18], [19]。

ランバートモデルではなく、特殊なパラメトリック反射モデルに対して定式化された照度差ステレオ法も存在する。例えば、トランス-スパロウモデル [9] や等方的ワードモデルの組み合わせ [10], さらに複数ローブ反射率マップ [22] などを扱うために設計された手法がある。これらの手法で使用されている反射モデルは、ランバートモデル以上の描写柔軟性を持つが、実世界における実際の反射率を完全に記述していないため、それらの性能もまた十分ではない。そのようなモデルに対してもランバートモデルと同様に多波長画像による改善を行うことができる。

任意形式の反射率による照度差ステレオ法についても研究が行われている。そのようなアプローチの一つとして、シーン中に置いた同じ材質の参照物体を利用することで、対象物体の反射率情報を得る手法がある [13]。別の手法では、単調増加性、相互依存性、そして等方性のような反射率における共通の物理特性を活用している [1], [2], [14], [23]。

色解析による照度差ステレオ法もあるが、主な目的は異なる色の照明光を用いた画像取得回数の最小化 [3], [12] や追加計測を組み込むことによる頑健性の向上 [6], ハイライトや相互反射のような非ランバート反射率成分の除去 [15], [16], [19] である。[15] では、相互反射による光源色の変化をモデル化し、均一なアルベド表面下のランバート反射率成分を分離した。一方で、提案手法は色のスペクトラムを分析し、ランバート反射率に従うような波長を特定するため、アルベドの変動に対しても効果的な手法である。

3. 多波長画像を用いた照度差ステレオ法

3.1 反射率の波長依存性

提案手法の詳細を説明する前に、まず、反射率の波長依存性と照度差ステレオ法におけるその影響について調べ

る。連続波長領域を対象としたとき、式 (1) に示したランバート反射モデルは次のように表すことができる：

$$I(\lambda, x) = \sigma(\lambda)\rho(\lambda, x)e(\lambda)\mathbf{n}(x)^T\mathbf{l} \quad (2)$$

ここで、 λ はセンサーが計測可能な波長領域で変動し、 σ はカメラの分光感度、 ρ は表面分光反射率、さらに e は光源の波長特性を意味する。

照度差ステレオ法において一般的に用いられる拡散反射は、光が物体表面を通過し、材質内部に侵入することでその材質を構成する粒子と様々な散乱作用を起こし、再度空気と材質の境界を通過して物体内部から出てくるという物理現象により発生する。ランバートモデルによると出射光は全ての視点方向に対し、式 (2) による強度で均一に拡散する。

出射光の拡散が持つ方向性は、内部で光がどのように散乱するかに影響される。この表面下散乱は、材質の光学特性により物理的に決まるが、実際のところその特性は光の波長に応じて変化する。内部での散乱を例に取り、材質の粒子による光の散乱について説明する。散乱の度合は、光の波長に対する粒子の相対的な大きさで決まる。すなわち、波長は材質内部での散乱の回数に影響し得る。同様に波長は反射光の均一性の度合を決定し得る。この均一性の度合は相互作用の回数が多いほど高くなる傾向にある。吸収、散乱位相関数、屈折率などの光学特性の波長依存性についての詳細は、[5] を参考にした。

光学特性の波長依存性により、表面反射率が光の波長領域の変化に対して変わり、照度差ステレオ法による復元精度の分散が大きくなることが考えられる。これを確かめるために、我々は実際の反射率データを用いてレンダリングした球を用いて実験を行った。その結果を図 2 に示す。ここで反射率データとして、MERL BRDF データセット [17] における red-plastic の BRDF を用いた。また、様々な光源方向でレンダリングした 40 枚の合成画像はデータセットの都合上、赤、緑、青の 3 チャネルで構成されている。復元結果の角度誤差マップから、異なるカラーチャネル画像を用いて得られる法線マップの精度の違いが確認できる。

様々な色の多くの材質を用いた実験を通して、照度差ステレオ法において、ある物体に対しどの波長が最も適切であるのか事前に予測することは困難であるとわかった。さらに、最適な波長は材質や色の変化の境目など一つの表面上でも変化し得る。次の節では、これらの問題にどのように対処するのか説明する。

3.2 領域に基づく最適波長の特定

様々な光源方向下で撮影した多波長画像セットが与えられたとき、提案手法は、各波長でのランバート照度差ステレオ法の実行、領域分割、さらに各領域における最適な波長の特定という順で処理を行う。後半の 2 ステップの詳細

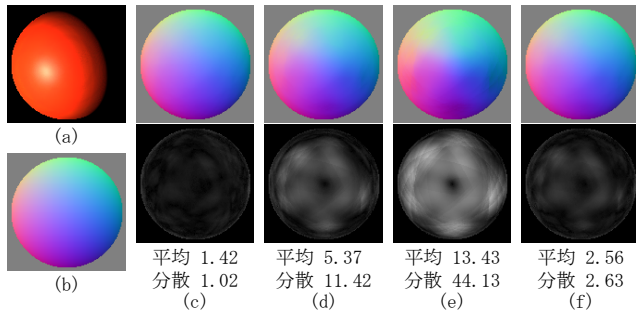


図 2 照度差ステレオ法における波長の影響. (a) 様々な光源方向で合成された 40 枚の画像のうちの 1 枚, (b) 法線マップの真値, (c) 赤, (d) 緑, (e) 青チャネルを用いて推定した法線マップおよびその角度誤差マップ, (f) 濃淡画像による結果.

について説明する.

領域分割 すでに述べた通り, BRDF の変化により, ランバート照度差ステレオ法における最適な波長は画像全体を通して変化する. 特に, 我々の調査では, 異なる色の領域に対しては異なる波長が最適となることが多い. したがって, 復元精度を高めるために, 多波長の強度比率を正規化することによりシーンを分割し, 各領域について最適な波長を決定する. この領域分割のために物体が全体的に照明されている画像を用いて k-means クラスタリングを行う.

各領域に対する最適波長の特定 分割された各領域における最適な波長を見つけるために, 領域の評価を行う. ある領域が N ピクセルを持ち, M 個の光源条件があるとき, 式 (2) は行列を用いて次のように表せる:

$$\mathbf{I} = g(\lambda)\mathbf{N}\mathbf{L} \quad (3)$$

ここで, $g(\lambda) = \sigma(\lambda)\rho(\lambda)e(\lambda)$ であり, $\mathbf{I} \in \mathbb{R}^{N \times M}$ は画像強度の行列, $\mathbf{N} \in \mathbb{R}^{N \times 3}$ は法線ベクトルの行列, そして $\mathbf{L} \in \mathbb{R}^{3 \times M}$ は光源方向ベクトルの行列を意味する.

式 (3) が示すように, ランバートモデルでは, 光源方向が同一平面上にない ($\text{rank}(\mathbf{L}) = 3$) と, 観測行列 $\mathbf{I}$ の階数は法線ベクトル行列 $\mathbf{N}$ の階数と等しくなることがわかる. $\text{rank}(\mathbf{I})$ が $\text{rank}(\mathbf{N})$ から大きく外れるとき, 観測データはランバートモデルに適合せず, [26] で議論されているようにランバート照度差ステレオ法は精度の低い結果となる.

この特性に基づき, 観測行列の階数がどれだけ $\text{rank}(\mathbf{N})$ に近くなるかにより各波長を評価する. この際に用いられる評価関数は以下の通りである:

$$E = \frac{\sigma_{k+1}}{\sigma_k} \quad (4)$$

ここで, $k = \text{rank}(\mathbf{N})$ であり, σ_i は $\mathbf{I}$ の第 i 固有値を意味する. この関数は $\mathbf{I}$ の階数が k を下回ったとき (σ_k が 0 に近いとき) や上回ったとき (σ_{k+1} が大きくなる) に大きくなる. したがって, E は $\mathbf{I}$ の階数が最も $\text{rank}(\mathbf{N})$ に近くなる波長で最小となる. 0 による除算の可能性も考えら

れるが, 実際の計測では σ_k が 0 になることはないため問題は無い.

$\mathbf{N}$ の階数を 3 と仮定すると, 式 (4) は $k = 3$ として評価される. $\mathbf{N}$ の階数が縮退した場合は, 対応する k の値を使用する. 分割された各領域について, E を最小化するような波長が最適波長として決まる. その後, 各領域に対し最適波長で計算された法線マップを組み合わせることで最終的な法線マップを推定する.

3.3 全波長と最適波長

多波長画像を用いた波長依存性の活用は法線推定における頑健なアプローチである. $\mathbf{I}_{\lambda i} \in \mathbb{R}^{N \times M}$ を波長 λ の狭帯域による観測行列とする. 濃淡画像に基づく通常の照度差ステレオ法では, 観測を統合した形で用いる:

$$\mathbf{I} = \sum_i \mathbf{I}_{\lambda i} = g\mathbf{N}\mathbf{L} \quad (5)$$

この場合, 全波長に渡って総和した観測を用いるため, ある波長における非ランバートの影響による外れ値に弱い. それに対し, 多波長計測による照度差ステレオ法は拡張された観測行列 $[\mathbf{I}_{\lambda 1} \mid \mathbf{I}_{\lambda 2} \mid \cdots \mid \mathbf{I}_{\lambda K}] \in \mathbb{R}^{N \times MK}$ を形成する. ここで K は用いる波長の数である. 本手法では, 各行から有効な列成分を自動的に選択することで非ランバートな観測の影響を避けている.

4. 実験結果

4.1 合成画像

まず, 法線の真値が既知である合成シーンにおいて提案手法を検証する. MERL BRDF データセット [17] から 7 つの異なる材質の反射率を用いて卵型の物体を合成した. 様々な光源下で生成した 40 枚の画像のうち 1 枚を図 3(a) に示す. また, 図 3(b) に真値を示す. 注意すべき点として, MERL BRDF データセットは, 赤, 緑, 青の 3 チャネルの反射率データのみしか持っていない. そこで今回は, 3 チャネルのみを用いて実験を行った.

まず, それぞれのカラーチャネル画像, さらに 3 チャネルを合計した濃淡画像について照度差ステレオ法を行う. 推定された法線マップ, 角度誤差マップ, 誤差統計値を図 3(c-f) に示す. 全体的に見て, 濃淡画像による結果は個々のカラーチャネル画像のみを用いた場合より良い結果となる. これは 3 チャネルを合計したことにより, S/N 比が向上したためと考えられる. しかし, 図 3 の赤い四角に示すように, 一部の領域では濃淡画像を用いるよりも個々のカラーチャネル画像を用いた方が良い推定結果となっている.

異なるカラーチャネルにより推定された法線マップの各領域を組み合わせるという提案手法の結果を図 3(g) に示す. 3 チャネル画像を用いて得られた各領域を式 (4) によ

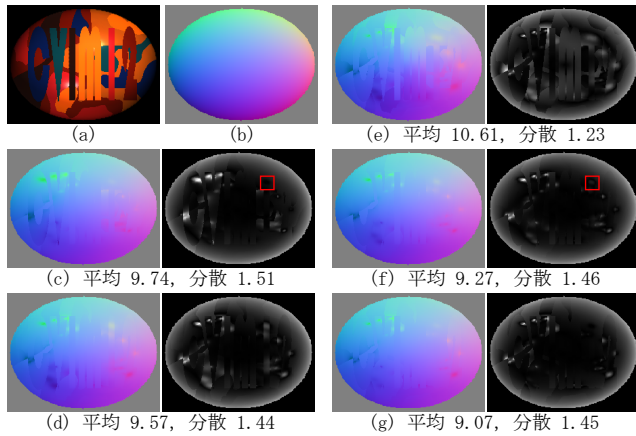


図 3 合成画像による法線マップ推定. (a) 様々な光源方向で生成した 40 枚の画像のうちの 1 枚, (b) 法線マップの真値, (c) 赤, (d) 緑, (e) 青チャネルを用いて推定した法線マップと角度誤差マップ, (f) 濃淡画像による結果, (g) 提案手法による結果.

表 1 各領域ごとの評価関数の値.

材質名	赤チャネル	緑チャネル	青チャネル
blue-acrylic	0.610	0.289	0.237
green-plastic	0.768	0.297	0.291
light-brown-fabric	0.392	0.437	0.463
orange-paint	0.337	0.879	0.705
purple-paint	0.459	0.563	0.614
red-phenolic	0.561	0.449	0.762
yellow-matte-plastic	0.250	0.423	0.674

り評価し, その評価関数の値を表 1 に示す. 閾値処理により検出された強いハイライトを含む画素は, 観測行列から行ごと削除することで評価から外す. S/N 比改善のために計測の足し合わせを行っていないにも関わらず, 提案手法により濃淡画像による復元結果を上回る結果を得ることができる.

4.2 実画像

固定カメラ (Point Grey Research Grasshopper), ハロゲンランプ (OSRAM), さらに, 450, 488, 580, 650, 694, 730, 780, 880, 940 [nm] の 9 枚の狭帯域フィルタ (Edmond Optics) を用いて実画像実験を行った. 狭帯域フィルタを自動的に取り換えるためにトランスレーションステージ (Sigma) を用いた. また, 12 ヶ所の異なる光源条件下で撮影を行った. さらに, 表面法線推定のために透視投影下における照度差ステレオ法 [24] を用いた.

画像取得は次のように行う: 1) ランダムに光源を設置し, 2) ステージを移動することで狭帯域フィルタを設置し, 3) 異なる露光時間で固定カメラによりシーンを撮影し, 4) [8] を用いて HDR 画像を合成し, 5) ステップ 2) から 4) を 9 枚のフィルタで繰り返し, 6) ステップ 1) から 5) を 12 ヶ所の光源方向で繰り返す.

実画像実験における対象物体は, めいぐるみ, バスケッ

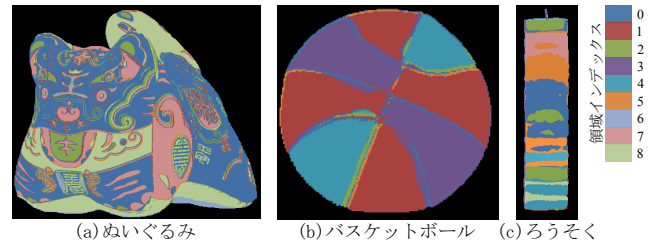


図 7 k-means クラスタリングによる物体の領域分割. (a) めいぐるみは 9 領域, (b) バasketボールは 6 領域, (c) ろうそくは 9 領域に分割された.

トボール, ろうそくであり, それぞれ図 4, 図 5, 図 6 に示す. めいぐるみは様々な色の布, バasketボールは 3 色に塗られたラバーで構成されており, ろうそくは 13 色のろうでできている.

各波長画像を用いた法線推定 異なる波長を用いて推定しためいぐるみ, バasketボール, ろうそくの法線マップをそれぞれ図 4, 図 5, 図 6 に示す. 波長ごとの推定結果において, 微小ではあるが明らかな違いが見て取れる. 注目すべき点は, ラバーでできたBasketボールやろうそくなどの半透明な材質では, 長波長による結果は平滑された復元結果となる傾向があることである. これは, 表面下への光の侵入が深いことと散乱特性が異なることによるものだと考えられる. 一方で, 短波長の結果でははっきりとした細かな表面を観測できる. しかし, その波長での反射率がランバートモデルに一致しないならば, その詳細な表面の法線が正確であるとは限らない. さらに, ある波長 (例えば, めいぐるみでの 650 [nm] など) においては, 表面色の急な変化に応じて表面法線の不連続が起こっている. これらはその波長での計測データにランバートモデルを適用する際の問題を示している.

異なる波長での表面法線復元の次に, 領域分割と評価を用いて, どの部分が最もランバートモデルと一致するのか決定する.

領域分割と領域評価 多波長画像の 9 チャネルを用いて領域分割を行う. 各対象物体の分割結果を図 7 に示す. めいぐるみ, バasketボール, ろうそくはそれぞれ 9, 6, 9 個の異なる領域に分けられる. 繋がっていない領域であっても同じ領域インデックスであれば, 同じ領域として扱われる.

領域分割後, 式 (4) を用いて各領域の最適波長を決定する. 各領域について, 波長に対する評価関数の値を図 8 に示す. バasketボールとろうそくに比べ, めいぐるみの評価値は波長による変動が小さくなる傾向があり, 複数の領域で最適波長が一致している. これは布の透過性が低い故に, 異なる波長であっても各領域表面への光の侵入の度合いが同じ程度になるためと考えられる.

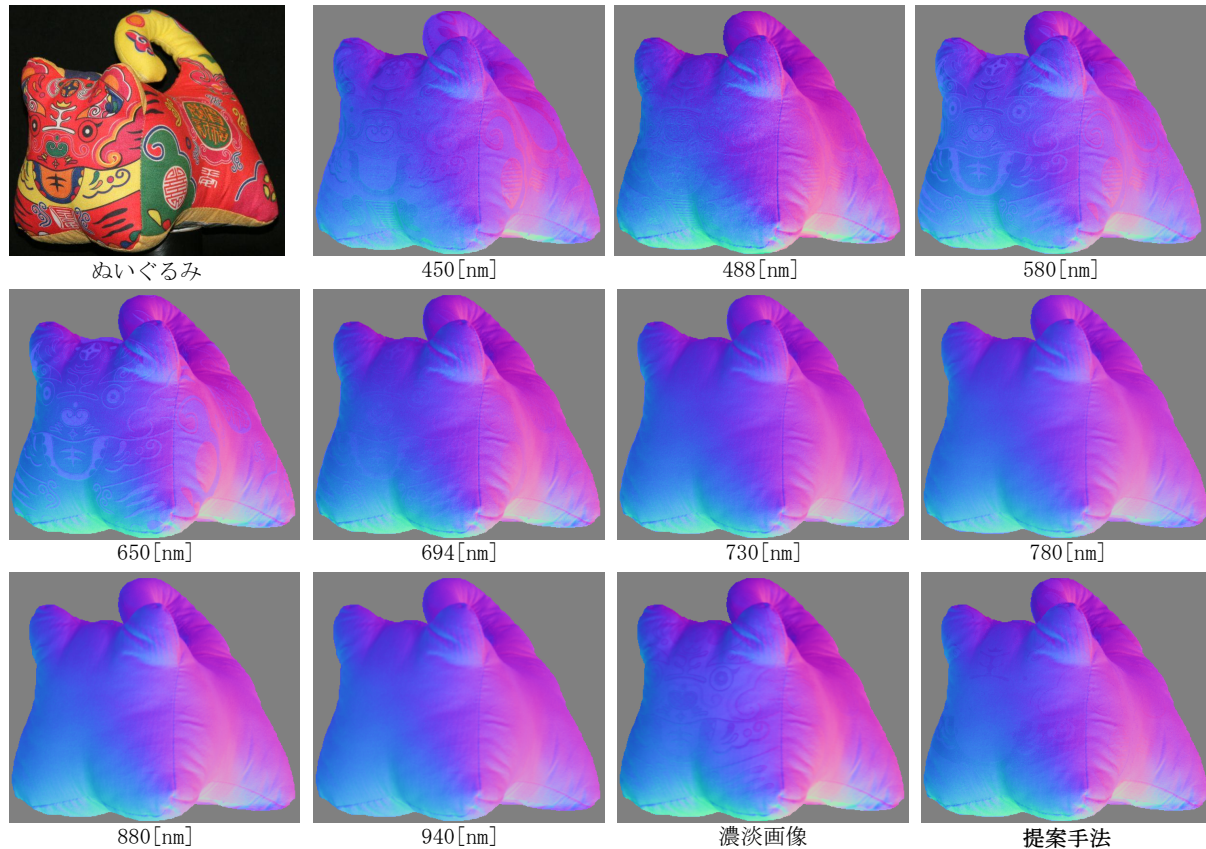


図 4 ぬいぐるみ. 写真と異なる波長画像, 濃淡画像, 提案手法で推定された法線マップ.

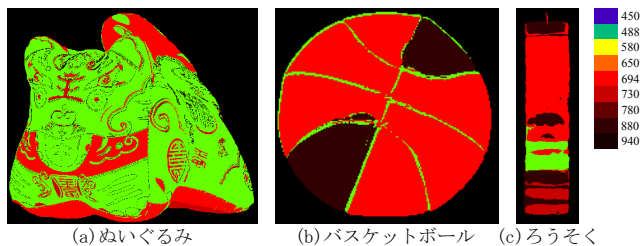


図 9 ラベルマップ. (a) ぬいぐるみ, (b) バスケットボール, (c) ろうそくの各領域における最適波長.

評価関数を用いた法線マップの組み合わせ 図 8 の最小評価値に基づき, 各領域における最適波長が見つかる. これらの波長を図 9 のラベルマップに示す. 今回の対象物体については可視光の長波長がよく選択されている.

最適波長は, 一般的に表面領域の色に対応するようと思われる. なぜなら, その波長による観測はその領域において最も明るくなると考えられ, 高い S/N 比を持つと予想されるからである. しかし, 実験結果よりこの考えとは異なる場合を発見した. 例えば, ぬいぐるみの表面のうち緑色の領域はわずかであるにもかかわらず, ほとんどの領域は緑色の波長領域が最適であると決定された. 同様のことがバスケットボールとろうそくでも見受けられる.

様々な波長での法線マップとラベルマップを用いて本手法で計算した最終の法線マップを図 4, 図 5, 図 6 に示す. これらの物体に対する真値形状は得ることができないが,

濃淡画像による法線マップよりも提案手法による法線マップの方が定量的に正しいと思われる. 提案手法による結果を見ると, ぬいぐるみの場合はテクスチャの影響をほとんど受けておらず, バスケットボールの場合はよりはっきりとした表面の細部を示している. ろうそくの場合はより円筒状の形状となっている.

4.3 定量的誤差比較

様々な球物体のある実シーンにおいて, 定量的誤差比較を行った結果を図 10 に示す. 球は既知の形状であるから表面法線の真値を得ることができる. 10ヶ所の光源方向において, RGB カメラ (Point Grey Chameleon) を用いて, 典型的な照度差ステレオ法の条件で画像を取得した. 誤差は推定法線マップと真値との間における角度差として報告する. ハイライト領域は本来調査したい誤差統計に極めて大きな影響を与えるため除去する. 今回のシーンでは, 閾値処理のみではハイライトを完全に除去できないため, 手動でハイライト領域をマスク除去した結果も加えて報告する. 図 10 に示す通り, 本手法による結果は個々のカラーチャネル画像による結果や濃淡画像による結果よりも小さい誤差となった.

5. 結論

本論文において, ランバート照度差ステレオを改善する

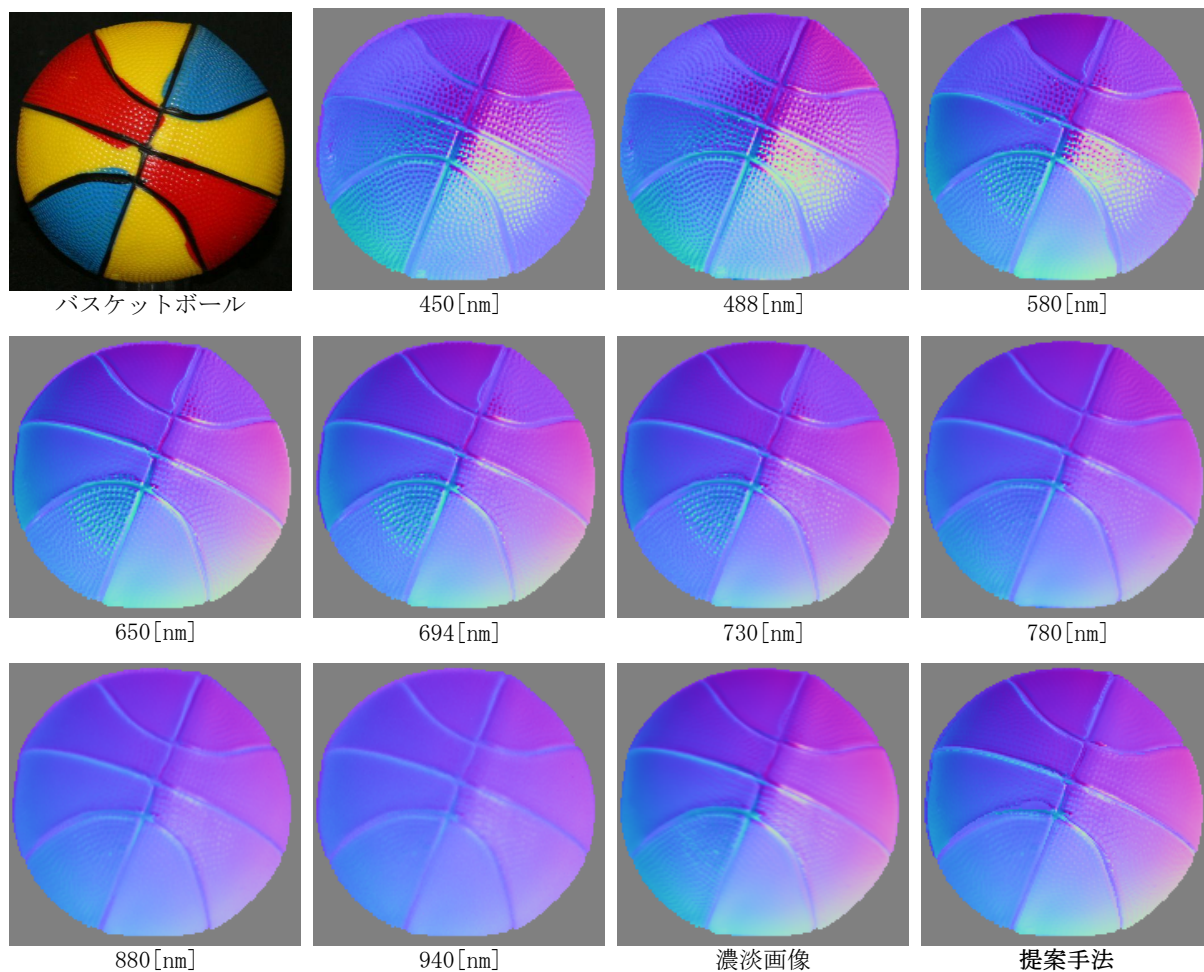


図 5 バスケットボール. 写真と異なる波長画像, 濃淡画像, 提案手法で推定された法線マップ.

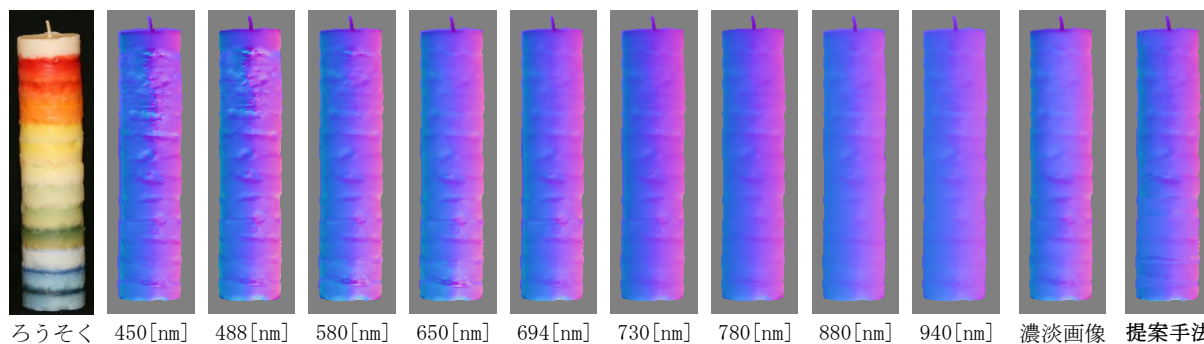


図 6 ろうそく. 写真と異なる波長画像, 濃淡画像, 提案手法で推定された法線マップ.

ために, 多波長画像に基づく新しい手法を提案した. 本手法は次の四つのステップで構成される: 1) 各波長による照度差ステレオ法, 2) 領域分割, 3) 各領域に対する波長の評価, 4) 最適波長に応じた領域の組み合わせ. 最適波長は真値形状を必要とせずに行列の階数解析に基づく推定により決定される. 実験により, 照度差ステレオ法による形状復元において, 様々な材質の重要な波長依存性を確認した. また, 本手法により, 通常濃淡画像を用いた照度差ステレオ法に勝る結果を取得できることを示した.

このアプローチは多波長画像を対象としており, RGB カメラに比べ一般性と利便性の低いイメージングデバイスを

必要とする. しかし, 多少の効果の減少が考えられるが, 実験により RGB 画像を用いた場合であっても提案手法には利便性があることを示した. ただし, 波長に応じた反射率の変化が小さい材質では本手法の本質的な利点が制限され得る.

どのような波長に対してもランバートモデルとは大きく異なるような反射率特性を持つ材質も存在する. 本手法の適用性を高めるために, 今後の予定として, 照度差ステレオ法で用いられる他のパラメトリックな反射モデルへの拡張を計画している. さらに, 材質認識のために, 様々な物体の波長依存性を持つ反射率について調査を行う予定で

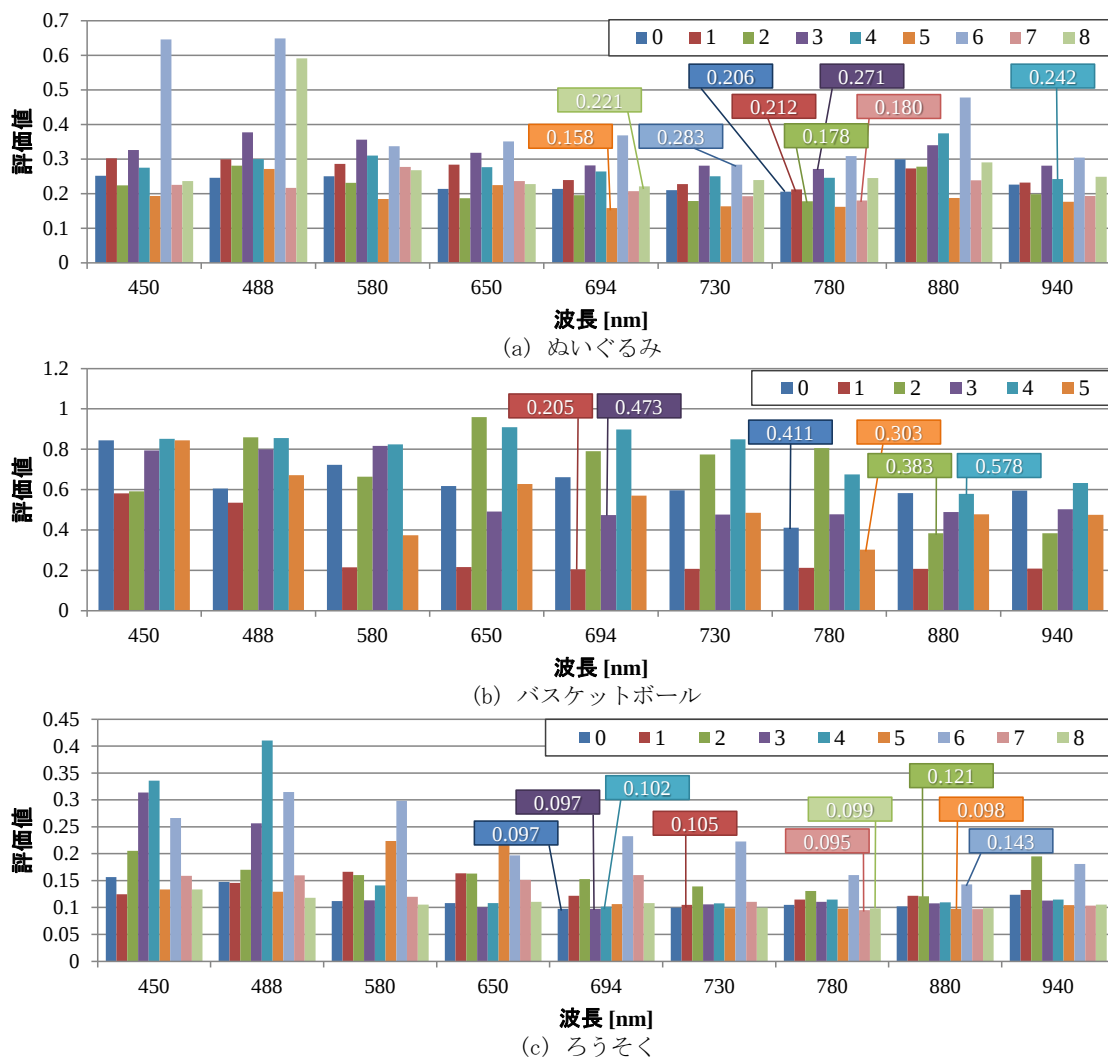


図 8 評価関数の値. (a) ぬいぐるみ, (b) バスケットボール, (c) ろうそくの各領域における波長に対する評価関数の値を示す. 多波長画像を用いた領域分割により, ぬいぐるみとろうそくは 9 領域, バスケットボールは 6 領域に分割されている. 図中の凡例は, 領域インデックスを意味する.

ある.

参考文献

- [1] N. Alldrin and D. Kriegman. Toward reconstructing surfaces with arbitrary isotropic reflectance: A stratified photometric stereo approach. In *Proc. of International Conference on Computer Vision (ICCV)*. IEEE, 2007.
- [2] N. Alldrin and D. Kriegman. Photometric stereo with non-parametric and spatially-varying reflectance. In *Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. IEEE, 2008.
- [3] Robert Anderson, Bjorn Stenger, and Roberto Cipolla. Color photometric stereo for multicolored surfaces. In *Proc. of International Conference on Computer Vision (ICCV)*. IEEE, 2011.
- [4] S. Barsky and M. Petrou. The 4-source photometric stereo technique for three-dimensional surfaces in the presence of highlights and shadows. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 25(10):1239–1252, 2003.
- [5] Michael Bass, editor. *Handbook of Optics: Optical properties of materials, nonlinear optics, quantum optics*. Optical Society of America, 2009.
- [6] Per H. Christensen and Linda G. Shapiro. Three-dimensional shape from color photometric stereo. *International Journal of Computer Vision*, 13(2):213–227, 1994.
- [7] E. Coleman and R. Jain. Obtaining 3-dimensional shape of textured and specular surfaces using four-source photometry. *Computer Graphics and Image Processing Journal*, 18(4):309–328, 1982.
- [8] Paul E. Debevec and Jitendra Malik. Recovering high dynamic range radiance maps from photographs. In *SIGGRAPH 2008 courses*, pages 1–10. ACM, 2008.
- [9] A. Georgiades. Incorporating the torrance and sparrow model of reflectance in uncalibrated photometric stereo. In *Proc. of International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pages 816–823. IEEE, 2003.
- [10] Dan B. Goldman, Brian Curless, and Aaron Hertzmann. Shape and spatially-varying brdfs from photometric stereo. In *Proc. of International Conference on Computer Vision (ICCV)*, volume 1, pages 341–348. IEEE, 2005.

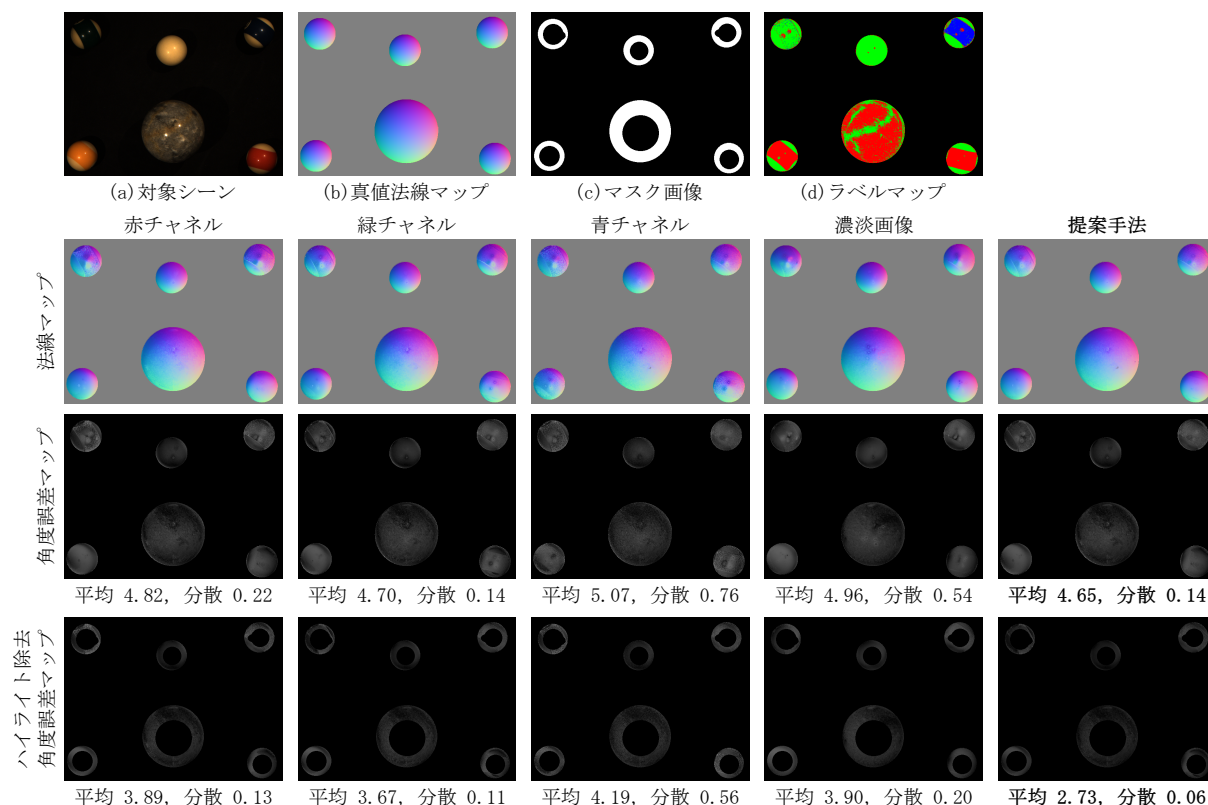


図 10 定量的誤差比較. RGB カメラで撮影された複数の球がある実シーンにおいて, ハイライトを除去した場合, および, 除去しなかった場合の角度誤差比較.

- [11] Pat Hanrahan and Wolfgang Krueger. Reflection from layered surfaces due to subsurface scattering. In *Proc. of ACM SIGGRAPH*, pages 165–174. ACM, 1993.
- [12] Carlos Hernández, George Vogiatzis, Gabriel J. Brostow, Bjorn Stenger, and Roberto Cipolla. Non-rigid photometric stereo with colored lights. In *Proc. of International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pages 1–8. IEEE, 2007.
- [13] A. Hertzmann and S. M. Seitz. Example-based photometric stereo: Shape reconstruction with general, varying brdfs. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 27(8):1254–1264, 2005.
- [14] Tomoaki Higo, Yasuyuki Matsushita, and Katsushi Ikeuchi. Consensus photometric stereo. In *Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 1157–1164. IEEE, 2010.
- [15] Miao Liao, Xinyu Huang, and Ruigang Yang. Interreflection removal for photometric stereo by using spectrum-dependent albedo. In *Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 689–696. IEEE, 2011.
- [16] Satya P. Mallick, Todd E. Zickler, David J. Kriegman, and Peter N. Belhumeur. Beyond lambert: Reconstructing specular surfaces using color. In *Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, volume 2, pages 619–626. IEEE, 2005.
- [17] Wojciech Matusik, Hanspeter Pfister, Matt Brand, and Leonard McMillan. A data-driven reflectance model. *ACM Trans. on Graph.*, 22(3):759–769, 2003.
- [18] Y. Mukaigawa, Y. Ishii, and T. Shakunaga. Analysis of photometric factors based on photometric linearization. *Journal of the Optical Society of America*, 24(10):3326–3334, 2007.
- [19] Y. Sato and K. Ikeuchi. Temporal-color space analysis of reflection. *Journal of the Optical Society of America*, 11(11):2990–3002, 1994.
- [20] W. Silver. Determining shape and reflectance using multiple images. Technical report, Master thesis, MIT, 1980.
- [21] F. Solomon and K. Ikeuchi. Extracting the shape and roughness of specular lobe objects using four light photometric stereo. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 18(4):449–454, 1996.
- [22] H. Tagare and R. de Figueiredo. A theory of photometric stereo for a class of diffuse non-lambertian surfaces. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 13(2):133–152, 1991.
- [23] Ping Tan, Satya P. Mallick, Long Quan, David Kriegman, and Todd Zickler. Isotropy, reciprocity and the generalized bas-relief ambiguity. In *Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. IEEE, 2007.
- [24] Ariel Tankus and Nahum Kiryati. Photometric stereo under perspective projection. In *Proc. of International Conference on Computer Vision (ICCV)*, volume 1, pages 611–616. IEEE, 2005.
- [25] Robert J. Woodham. Photometric method for determining surface orientation from multiple images. *Optical Engineering*, 19(1):139–144, 1980.
- [26] Lun Wu, Arvind Ganesh, Boxin Shi, Yasuyuki Matsushita, Yongtian Wang, and Yi Ma. Robust photometric stereo via low-rank matrix completion and recovery. In *Proc. of Asian Conference on Computer Vision (ACCV)*, 2010.