

層状表面におけるスパイダーモデルを用いた複雑反射の要素分解

Use of Spider Model to Decompose Complex Reflection Components

森本 哲郎[†], Robby T Tan^{††}, 川上 玲[†], 正会員 池内 克史[†]

Tetsuro Morimoto[†], Robby T Tan^{††}, Rei Kawakami[†] and Katsushi Ikeuchi[†]

Abstract Many object surfaces are composed of layers of different physical substances, and these are known as layered surfaces. Such surfaces have more complex optical properties than diffuse surfaces and are generally incapable of being segmented. This is because their colors change with the mixture of the optical properties of the layers, which leads to the colors changing gradually instead of sharply. To tackle these problems, we focused on surfaces with two layers, and propose a novel physical model, the Spider model. Given a single input image, our goal is to segment the colors of the image on the basis of the physical model of layered surfaces and to extract the optical properties of the two layers. The end results provide us with the approximated top layer's opacities, as well as the reflection of the top and bottom layers. The latter two are equivalent to the segmented colors of both layers. We show the results of comparison with general segmentation and digital matting. Moreover, experiments with real images show that our method is effective.

キーワード：層状表面, スパイダーモデル, Lambert-Beer モデル, 非線形カラーライン, 吸収係数

1. ま え が き

自然界における多くの物体表面は異なる物理特性を持つ層により構成されている。例えば、人間の皮膚は少なくとも表皮と真皮の2層で構成されている。これら各層の吸収、散乱、透過、そして反射のような光学特性は著しく異なっている。このような物体表面は層状表面として知られており、その見えは層の数とその光学特性によって決められる。自然界にある層状表面の例としては、葉、緑青、生物組織、果物の表皮（例：ブドウ、イチゴ、トマト）などがある。

層状表面は光学的に不透明な媒体として分類され、多くのモデル^{1)~6)}が提案されている。これらのモデルは主に放射伝達理^h論⁵⁾に基づいている。高精度なモデルの一つとしてはMudgettにより提案されたマルチフラックス散乱モデルがある。そして、実用的なものとしてはKubelka-Munk (KM) モデル⁷⁾がよく使われている。しかし、これらのモデルは式が複雑で扱いにくい。一方、Lambert-Beer(LB)モ

デルは半透明物体の光の透過を再現するために光学や色彩光学の分野で一般的に使われている。LBモデルは散乱を考慮していないが、式がKMモデルより単純で画像ベースの解析には扱いやすい。このため、対象物体において散乱の影響が無視できるほど小さい場合の多くの手法^{8)~12)}で利用されている。

しかし、コンピュータビジョンの分野では、このようなモデルがあるにも関わらず、ほとんどの手法が層状表面に単一層のLambertianモデル¹³⁾のみを仮定している。層状表面を持つ物体に対してこのような仮定を用いた場合、精度の悪い結果を引き起こす。このことが顕著な例として色領域分割がある。

色領域分割のほとんどの手法は異なる色素が異なる領域に分かれることを仮定している。このため、物体表面の色が色素の厚みの違いなどにより段階的に変わる場合、失敗することが多い。

例えば、図1(a)の入力画像では水彩絵の具（上層）により塗られた領域が水彩絵の具の光学特性の違いにより変化していることがわかる。図1(b)の結果はPedroらによるグラフベースの領域分割法¹⁴⁾による結果である。この結果からは上記のことが原因で領域分割に失敗していることがわかる。そして、物理法則に基づいたコンピュータビジョンの分野でも、Lambertianモデルの仮定により不正確な結果を引き起こす手法は多く存在する。例えば、表面反射パラメータ推定^{15)~17)}や色解析¹⁸⁾¹⁹⁾²⁸⁾の手法は非常に優れた手法

2009年6月12日受付, 2009年11月25日再受付, 2010年2月12日採録

[†]東京大学生産技術研究所

(〒153-8505 目黒区駒場 4-6-1 駒場 II キャンパス E 棟, TEL 03-5452-6242)

^{††}ユトレヒト大学 情報工学科

(Centrumgebouw Noord, office A209 Padualaan 14, De Uithof 3584CH Utrecht, Netherland)

[†]Institute of Industrial Science, The University of Tokyo

(4-6-1 Komaba, Meguro, Tokyo, 153-8505, JAPAN)

^{††}Department of Information and Computing Sciences, Utrecht University

(Centrumgebouw Noord, office A209 Padualaan 14, De Uithof 3584CH Utrecht, Netherland)

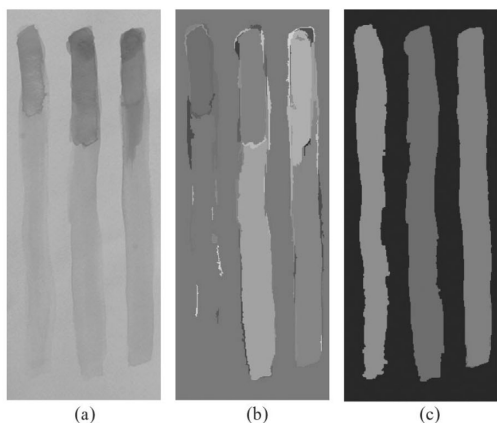


図1 (a) 入力画像. (b) グラフベースの領域分割法による結果¹⁴⁾
(c) 提案手法による結果
(a) Input image. (b) Segmentation result by using a graph-based segmentation method¹⁴⁾. (c) Segmentation result by using the proposed method.

であるが層状表面を対象とした場合、正確な結果を得ることはできない。

本稿の目的は、層状表面の非線形な色の変化をスパイダーモデルとして提案し、さらにこれを利用した色領域分割と光学パラメータ推定のための枠組みを提案することにある。この枠組みにより、層状表面各層の反射要素を分離することを本稿ではレイヤ分解と呼ぶ。提案する枠組みを利用して画素のラベルを推定した結果(図1(c))はPedroらの手法による結果(図1(b))と比べて、より正確に推定できている。また、レイヤ分解により得られる光学特性から、層の厚みを変化させた色の見えをシミュレーションすることもできる。このことは、コンピュータグラフィックスなど多くのアプリケーションにおいて有効である。

本稿の構成は以下のようなものである。まず、2章で関連研究について述べる。次に3章ではLB則に基づく層状表面モデルについて述べる。さらに4章では層状表面モデルを用いたスパイダーモデルの導出について述べ、5章ではスパイダーモデルを利用したレイヤ分解手法について述べる。6では本手法により生成された画像を用いて任意の層の厚みにおける色の見えをシミュレーションする方法について述べる。そして、7章では提案手法の評価と他の手法との比較を示し、最後に8章でまとめる。

2. 関連研究

半透明物体の解析に関して、向川らはダイポールモデルを用いた表面下拡散パラメータの推定法²⁰⁾を提案している。しかしながら、本稿では吸収のみの層状表面を対象としているため、LB則に基づく層状表面モデルを使用する。大気画像^{8)~11)}や海中画像¹²⁾の可視性強調ではLB則に基づくモデルを利用した手法がいくつか提案されている。

LB則に基づくモデルは、デジタルマッティングで使用される α マッティングの式と類似している。デジタルマッティングの目的は前景物体の不透明度 α 値を抽出することであり、多くの手法が提案されている。Poisson-matting法²¹⁾では α 値の勾配を利用し、局所的に異なる式を解くこ

とでこの問題を解いている。Robust-matting法²²⁾は十分な色サンプルを発生させるために、局所的なサンプリングを補うような大域サンプリング法を提案している。Closed-form matting法²³⁾とSpectral matting法²⁴⁾は前景と背景の色が画像中のウィンドウ内で線形カラーラインに乗ることを仮定して、2次のコスト関数が最小になるような α 値を求めている。しかし、これらデジタルマッティングの α 値は線形に変わることを仮定しているのに対して、我々の提案するLB則に基づく層状表面モデルは非線形に変わることを前提としている。つまり、波長に依存する。この違いについて3章で詳しく述べる。

3. 層状表面モデル

3.1 LB則に基づくモデル

Lambert-Beer則²⁵⁾に従うと半透明物体を通る光の透過度は減衰因子と物質内を通る光路長を掛け合わせたものを指数とする指数関数によって表され、数式としては次のように書ける。

$$T(\lambda) = \frac{I_o(\lambda)}{I_i(\lambda)} = e^{-\mu(\lambda)d} \quad (1)$$

ここで T は光の透過度、 λ は波長、 I_o は出射光の強度、 I_i は入射光の強度、 μ は物体の減衰係数、 d は光が物体内を通る光路長である。本稿では光の方向にかかわらず、光路は物体表面を垂直に通ることを仮定しているため、 d は物体の厚さとして表現することができる。図2(a)はLB則の概念図である。本稿では、対象物体の層状表面の散乱は無視できるほど小さいと仮定すると、LB則に基づく層状表面モデルを適用できる。

LB則では、光の減衰は媒体中の粒子集合の光の吸収に起因するものとし、光は一方向から来るものと仮定している。ここで光が二つの方向から同時に来ると考える。つまり、一つは粒子集合の後ろから、もう一つは粒子集合の前からとすると、式(1)は次のような式に書き換えることができる。

$$I(\lambda) = B(\lambda)e^{-\mu(\lambda)d} + F(\lambda)(1 - e^{-\mu(\lambda)d}) \quad (2)$$

このとき、 I は粒子集合の後ろから来る透過光 B と粒子集

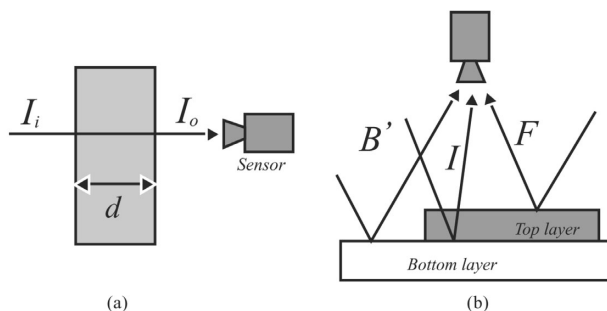


図2 (a)LB則の光学モデル
(b)LB則に基づく層状表面光学モデル
(a).The optical model of the Lambert-beer model. (b).The optical model based on the Lambert-Beer model of layered surface objects.

合の前から来て反射する光 F の強度の組合せである。ここで I は混合層からの光強度と呼ぶ。式 (2) の右辺の第一項は LB 則と同じものであり、さらに第 2 項は前と後の方向から別々に来る光を仮定した場合の結果である。これはもし物体または粒子集合による減衰が $e^{-\mu(\lambda)d}$ であった場合、残りの反射光が不透明度 $\phi = (1 - e^{-\mu(\lambda)d})$ になることを表している。物理法則に基づくコンピュータビジョンの分野における多くの研究者 (e.g.,^{8)~12)} がこのモデルを利用して手法を提案している。ここで本稿ではこのモデルを LB 則に基づくモデルと呼ぶ。

ここで、LB 則に基づくモデルがデジタルマッピング式に似て非なるものであることを次に示す。デジタルマッピングの式は次のように表される。

$$I = \alpha F + (1 - \alpha)B \quad (3)$$

このとき、 α は画素の不透明度である。もし $\alpha = (1 - e^{-\mu d})$ と定義したとき、式 (2) はこのデジタルマッピングの式と同じになる。しかしながら、我々が知る限りのデジタルマッピングの論文では α はスカラー量として仮定している。これは $e^{-\mu d}$ の μ が波長に依存しないことを示している。よって、 α がスカラー量である場合はデジタルマッピング式は LB 則に基づくモデルの式と同じではない。

3.2 LB 則に基づくモデルの層状表面への適用

RGB カラー画像のデータを使用する場合、スペクトルに基づく式 2 を RGB の式に変換する必要がある。LB 則に基づくモデルを RGB データとして表すと次式のようにになる。

$$I_c(x) = B_c(x)e^{-\mu_c(x)d(x)} + F_c(x)\left(1 - e^{-\mu_c(x)d(x)}\right) \quad (4)$$

インデックス c は三つのカラーチャネル $\{r, g, b\}$ 、 x は画像中の位置座標を表している。このモデルを層状表面に適用して考えれば、 B_c は上層を通った後、下層で反射する光の強度である。 F_c は上層の厚さが無限大の時の反射光（下層の影響が充分になくなるくらい厚い場合の上層の反射光）である。この反射は、光源から出た光が上層で直接跳ね返ってきた光に相当する。ここで式 (4) では、カメラの分光感度がディラックのデルタ関数に従うものと仮定する。また簡単のために本稿では x は省略して説明する。これは KM モデルのように対象とする物体の表面は平らであることを仮定しているからである。さらに上層と下層は拡散物体からできているものとする。

図 1(a) の画像が与えられたとき、下層のタイプは 2 種類ある。一つは上層によって覆われていない領域であり、この領域の下層は光源からの光 B'_c を直接返してくる。これは次式のように表せる。

$$B'_c = L_c \rho_c \quad (5)$$

ここで L_c は下層に入射する光の強度、 ρ_c は下層のアルベドである。もう一つは下層が上層に覆われてる領域であり、

このときの B_c は次のような式で表せる。

$$B_c = L_c e^{-\mu d} \rho_c, \quad (6)$$

この式は上層の透過光 ($L_c e^{-\mu d}$) の影響を受けているといところで式 (5) と異なっている。本稿では、下層と上層の境界で累積された反射光を考慮しないことを仮定する。つまり、図 2(b) のように下層の反射 B'_c を扱う。

4. スパイダーモデル

本章では層状表面を含む 1 枚の画像 I_c が与えられたとき、LB 則に基づく層状表面モデルを利用した RGB 空間中における各画素間を導き出す。この関係は図 3 からわかるように、各上層の色素と下層をつなぐ複数の非線形カラーラインとして表せる。これは本稿では、この関係は下層が頭、上層を足先とした蜘蛛が足を下ろした姿に似ていることから、スパイダーモデルと呼ぶ。この足は上層の色の数だけ増えていく、さらに下層の色が複数ある場合は、複数の蜘蛛が足先を共有しているような形状になる。また、これは上層が一つで下層が複数の場合でも蜘蛛が上下逆になった形になる。このことは図 3(b) のような CG シミュレーションからも証明できる。このスパイダーモデルの導出と利用は本稿の核心となるものである。本章では二つの場合について、スパイダーモデルを構成する各非線形カラーラインの導出を行う。一つは、上層の色 F_c が既知であるとき、もう一つは下層の色 B_c のみが既知であるときである。つまり、カラーラインのどちらかの端点がわかっているならばカラーラインの推定が可能となる。次にそれぞれの場合について詳しく述べる。

(a) 上層の色 F_c が既知であるとき

例えば、対象となる層状表面に 1 画素でも下層の影響を受けない上層が存在するとき、以下に述べる手法により、各色素の非線形カラーラインを導出できる。赤と緑のチャンネルの強度について考えると式 (4) は次のような式で書ける。

$$I_r = B_r e^{-\mu_r d} + F_r (1 - e^{-\mu_r d}) \quad (7)$$

$$I_g = B_g e^{-\mu_g d} + F_g (1 - e^{-\mu_g d}) \quad (8)$$

この二つの式は d を除いたすべての変数が独立である。そこで、 $\epsilon_c = e^{-\mu_c d}$ とすると

$$-d = \frac{\log \epsilon_c}{\mu_c} \quad (9)$$

$$\frac{\log \epsilon_r}{\mu_r} = \frac{\log \epsilon_g}{\mu_g} \quad (10)$$

$$\epsilon_r = \epsilon_g^{\mu_r / \mu_g} \quad (11)$$

そして、式 (8) から次のように書ける。

$$\epsilon_g = \frac{I_g - F_g}{B_g - F_g} \quad (12)$$

この式を式 (11) に代入すると

$$\epsilon_r = \left(\frac{I_g - F_g}{B_g - F_g} \right)^{\mu_r / \mu_g} \quad (13)$$

さらに、この式を式 (7) に当てはめると画像中の赤のチャネルの画素強度は次の式で表せる。

$$I_r = F_r + \psi_r(I_g - F_g)^{\gamma_r} \quad (14)$$

ここで $\gamma_r = \mu_r/\mu_g$, $\psi_r = (B_r - F_r)/(B_g - F_g)^{\gamma_r}$ である。同様にして、青チャネルについても次のような式を導出することができる。

$$I_b = F_b + \psi_b(I_g - F_g)^{\gamma_b} \quad (15)$$

ここで、 $\psi_b = (B_b - F_b)/(B_g - F_g)^{\gamma_b}$, $\gamma_b = \mu_b/\mu_g$ である。ここで注目すべきは式 (14) と (15) は異なる色チャネル間での画素強度の関係が線形でないことである。

(b) 下層の色 B_c のみが既知であるとき

なんらかの方法により B_c が推定できる場合、または $B_c = B'_c$ として近似できる場合、前述に従って、式 (16) と (17) は、式 (14) と (15) と同じように変換することができる。 $\alpha'_c = 1 - e^{-\mu_c d}$ とおくと、式 (7) と (8) は次のように書ける。

$$I_r = B_r(1 - \alpha'_r) + F_r\alpha'_r \quad (16)$$

$$I_g = B_g(1 - \alpha'_g) + F_g\alpha'_g, \quad (17)$$

そして、さらに次のような式が導出できる。

$$I_r = B_r + \psi'_r(I_g - B_g)^{\gamma'_r} \quad (18)$$

$$I_b = B_b + \psi'_b(I_g - B_g)^{\gamma'_b} \quad (19)$$

ここで $\psi'_r = (F_r - B_r)/(F_g - B_g)^{\gamma'_r}$, $\psi'_b = (F_b - B_b)/(F_g - B_g)^{\gamma'_b}$, $\gamma'_r = \mu_r/\mu_g$, そして $\gamma'_b = \mu_b/\mu_g$ である。これらの式に基づいて、 $\{\psi'_c, \gamma'_c\}$ を推定する。

本論文では、これら二つのケースにおいて入力サンプル I_c と既知の F_c または B_c から、Levenberg-Marquardt 法を用いてパラメータを推定することができる。

5. レイヤ分解法

レイヤ分解法は、はじめに4章で述べた式からスパイダーモデルを推定し、次にこれを用いて入力画像を上層と下層の領域に色領域分割する。そして、それぞれの領域画素に上層の色 F_c と下層の色 B'_c を使ってラベリング処理を行い、最後に各画素の吸収 $e^{-\mu_c d}$ を求めることで実現できる。

5.1 スパイダーモデルの推定

まず、図 4.(b) ユーザによって混合層の領域 I_c と下層の領域がマークされる。このマークされた画素を RGB 空間中にプロットし、サンプル I_c と下層のサンプルの平均値を B'_c として、各非線形なカラーラインのパラメータ $\{\psi'_c, \gamma'_c\}$ を推定することができる。

つぎに、3章で述べた理由から $B_c = B'_c$ と仮定し、二つのケースにおいて上層の色 F_c を推定することでスパイダーモデルを推定することができる。 F_c は上層が下層の影響を受けないくらい十分に厚いときの反射光である。はじめのケースでは入力画像に各上層すべての F_c が含まれる

とき、次のケースでは入力画像に F_c の値が含まれないが、少なくとも二つの下層が含まれるときである。以下にこれらのケースにおける推定手法について詳しく述べる。

(a) 入力画像中に F_c が含まれる場合

このケースでは、ユーザによってマークされた混合層の領域内に F_c が存在すると仮定する。つまり、図 4(a) のような入力画像と図 4(b) のようなマーキング画像を考えた場合、RGB 空間中で B_c から一番遠い I_c が実際の F_c となることである。なぜなら、非線形カラーラインは F_c と B_c の間の色の段階的な変化を表しており、 F_c と B_c がその端点になるからである。つまり、ライン上でこの点より遠い I_c は存在しないはずである。そこで、各ラインを推定し、その後ラインに近く B_c から一番遠い I_c を F_c として推定することができる。また、入力画像中には存在するがマークされた混合層に F_c が含まれていなかった場合はラインを推定し、色領域分割を行った後再度ライン推定することで見つけることができる。

(b) 入力画像中に F_c の値が含まれないが、二つ以上の下層が含まれる場合

前述のケースとは違い、入力画像に F_c が含まれない場合を想定する。この場合、各上層のカラーラインが推定できても、 F_c 側の端点がわからない。そのかわりに画像中に少なくとも二つの下層がある時、つまり、図 5(a) のように入力画像が二つの下層を持っていると考える。このとき、各下層に色素を重ねていくと RGB 空間中で2本の非線形カラーラインは下層の影響がなくなる点で交わりこれが上層の色になる。このことは式 4 を使って層の光路長 d を変化させたシミュレーション結果 (図 5(e),(f)) からも証明できる。

このことを利用して、次のような方法で F_c を推定する。まず、入力画像が与えられ、図 5(b) のようにマーキングを行う。そして、RGB 空間中に同じ上層で2種類の下層を持つ混合層の色をプロットする。このとき、どちらの下層に属するかはユーザーによるマーキングで事前にわかっているものとする。次に Levenberg-Marquardt 法を用いて式 (18) と (19) のカーブラインをそれぞれフィッティングする。すると、二つの混合層からフィッティングされたカーブラインは1点で交差し、この点が F_c となる。この結果を図 5(c) に示す。ここで留意すべきは、二つの下層を使って上層の特性を推定するのと同じように、下層の色が未知で二つ以上の上層の色が既知のときも、2色の上層からなる混合層の色から同じやり方を使って二つのカーブラインの交点を下層の色 B_c として推定することができるということである。これは下層全体が上層に隠れているときに有効である。

5.2 色領域分割

本論文における層状表面の色領域分割は図 1(a) のような画像が与えられたとき各画素が下層、または赤、緑、青とのどの上層に属する混合層かを解くラベリング問題である。これは4章で述べた RGB 空間上のスパイダーモデルを利

用することによって解くことができる。推定されたスパイダーモデルは、各上層領域の段階的な色の変化を表す極めて重要な情報である。これにより、対象画素の RGB 値と各非線形カラーラインとの距離に基づいたラベルの確率を計算することができる。つまり、あるカラーラインに距離が近い場合は、そのカラーラインのラベルに対して高い確率を持ち、遠い場合は低い確率を持つ。

次に色領域分割の手順を示す。まず、4章で述べた方法でスパイダーモデルを推定する。つぎに対象画素の RGB 値が下層の RGB 値、またはスパイダーモデルの各ラインとの間で計算されるコスト関数は次のように定義できる。

$$D(x = l | B_c, w_l, I_x) = \begin{cases} 0 & \text{if } d(I_x, B_c) < th \\ 1 - e^{-d(I_x, w_l)} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (20)$$

ここで $Q = [1, \dots, i, \dots, N + 1]$ 、 Q は上層と下層のためのラベルのセットである。 $N + 1$ は上層の色素数と下層の色素の総数である。さらに I_x は注目画素 l のラベルを表す変数、 B_c は式 (5) と同じ下層の RGB 値である。 w_l はパラメータ ψ_c^l と γ_c^l によって生成される非線形カラーラインを表している。下付文字 x は画素の空間的な座標である。 d は RGB 空間中のユークリッド距離の関数である。この関数は式 (18) と (19) の I_g を変えていって計算される (I_r, I_g, I_b) と注目画素の RGB 値とのユークリッド距離により求めることができる。このとき、注目画素と各ラインの最小距離をとる最適な I_g は一般的な最小 2 乗法により求まる。

閾値 th は下層の色とカメラのノイズレベルやシェーディングによる影響によって設定される値である。これは下層の色はスパイダーモデルのすべてのラインでつながっているため、まず下層の色をラインと切り離すためのコストが計算される。このとき、我々の実験では th を 10~20 の値 (標準的な RGB 値として 0 から 255 の間) に設定した。さらに全ての i と x で $D(x = l | B_c, w_l, I_x) = 1$ に初期化している。

また、滑らか拘束は、多くの最適化手法と同じように MRFs に基づく空間的なモデルを使用した。

$$E(\{x\}, \{B_c\}, \{w_l\}, \{I_x\}) = \sum_p D(x = l | B_c, w_l, I_x) + \sum_{p,q} S(x_p, x_q) \quad (21)$$

これは、もし $x_p = x_q$ のときは $S(x_p, x_q)$ はゼロになり、そうでない場合は 1 をとる。そして、本稿ではこのコスト関数を最小化するためにマルチラベルのグラフカット法²⁶⁾を用いた。

次に上層の不透明度 ϕ の値を推定する。この値は各画素の B_c と F_c がわかることで、式 (4) から閉形式として推定できる。図 4(d) と図 5(f) は入力画像のすべての画素において推定された上層画像と上層の不透明度画像の結果である。

6. シミュレーション

不透明度 ϕ の値を得ることは、壁画の復元シミュレーションや解析など多くのアプリケーションにとって有効である。これを用いることで、上層の厚みを変化させた画像を生成することができる。もし、推定された不透明度画像を $\phi = 1 - e^{-ud}$ とすると $e^{-ud} = 1 - \phi$ と書ける。ここでオリジナルの厚さ d の n 倍の厚さにおける吸収は $e^{-und} = (1 - \phi)^n$ で表せる。よって、オリジナルの厚さ d の n 倍の厚さを持った不透明度画像 ϕ' は次の式で表せる。

$$\phi' = 1 - (1 - \phi)^n \quad (22)$$

このとき、 n は厚さを変化させるための正の実数である。図 6 は上記の計算により厚みを変化させたときの不透明度画像 (図 6(g)-(j)) とシミュレーション画像 (図 6(b)-(e)) である。

7. 実験

7.1 セットアップ

本実験では、入力画像を撮影するためにデジタルスチルカメラ (NIKON D1X) を使用した。このカメラは、ガンマ設定をオフにすることで入力光と画素値の関係を線形にすることができる。また、光源は対象物体から充分離れた位置に設置した。さらに、できるかぎり対象に影や陰影、周囲光の影響が起こらないように留意した。

7.2 結果

図 7(a) は入力画像である。この入力画像は職業画家によって描かれた水彩画であり、白いキャンパスの上に水彩絵の具を使って描かれている。また、図 7(b) のマーキング画像は緑のラインがキャンパスによる下層、それ以外のラインが上層の各色素としている。7(c) は提案手法により推定された上層 F_c の画像である。次に図 7(d) と図 7(e) は提案手法により推定された下層 B_c と上層の不透明度 ϕ の結果である。また、図 7(f) と (g) は層の厚みをオリジナルの 10% にしたシミュレーション画像と不透明度画像、図 7(h) と (i) は層の厚みをオリジナルの 9 倍にしたシミュレーション画像と不透明度画像である。これらの結果から、レイヤ分解、シミュレーションともに良好な結果が得られていることがわかる。

図 8 は実物体を用いた実験の結果である。一番上の行にある図は岩絵の具により石に書かれた絵である。図 8(c) の結果では薄くなった絵の具の部分も正確に抽出することができていることがわかる。

中央の行にある図は古墳の壁画に本手法を適応した結果である。この対象では顔料の劣化により見えにくくなった馬の模様がきれいに抽出できていることがわかる。

一番下の行は古代の寺院のレリーフに本手法を適応した結果である。このレリーフは着生生物の付着により劣化しており、この着生生物の分布を知ることを試みた。推定された上層 (図 8(c)) からは異なる二つの着生生物の分布 (暗い紫、暗い緑) を確認できる。(この図では見やすくするた

めに明度を実際の結果より明るくして表示している。) しながら, レリーフの表面は平らではないため, これらの上層の不透明度 ϕ の結果 (図 8(e)) は陰影も含むものであり, 正確ではない。

さらに図 9 は図 8(a) の画像を他の手法に適用した結果である。図 9(a) はマッピング手法²⁴⁾, 図 9(b) は LazySnapping 法²⁷⁾, 図 9(c) は CIE LAB 空間の a^*b^* 空間上で KMeans 法を適用した結果, 図 9(d) は提案手法による結果である。マッピング法と LazySnapping 法は上層が薄い部分について特に抽出精度が悪い。KMeans 法については比較的抽出精度がよいが, 特徴空間上で決定境界が直線で切られるため, 上層と下層が混ざり合った部分はちょうど中間で分割される。このため, 抽出された上層領域は穴が細かい穴が開いた結果になる。これは上層の色が非常に薄い部分は下地として分類されるためである。これは我々の目的において上層の領域を正確に抽出できているとは言えない。提案手法の結果はこれらの手法と比較しても正確で頑健な結果を得ている。また, 当然ではあるが LazySnapping 法や KMeans 法は, 各層の光学パラメータを推定することはできない。マッピング法は上層と下層の混ざり合いによる色の変化を含んだパラメータを推定することはできない。

8. むすび

本稿では層状表面のためのレイヤ分解法を提案した。従来の色領域分割法と違い, 提案手法は層状表面の吸収による段階的な色の変化があるとき, 特に正確に色領域分割を行うことができる。また色領域分割に加えて, 提案手法では層状表面の光学特性の推定する手法を提案した。提案手法によるこれらの効果は主に層状表面の各色チャネル間の変化がスパイダーモデルで表せることに起因している。さらに, レイヤ分解された画像を用いて色素の厚みのシミュレーションができることも示した。このスパイダーモデルの利用や提案手法による推定値はコンピュータビジョンやグラフィックスの分野で多くの応用ができるものと考え。今後の展望として, 現在の我々の拘束条件では拡散反射面などの平らな表面を仮定しているが, 凹凸のある表面に対しても適用できる手法を考えている。

最後に, 本研究の一部は, 凸版印刷 (株) との共同研究, 又他の一部は, 科学技術振興機構戦略的基礎研究事業 (CREST) 「デジタルメディア作品の製作を支援する基盤技術」の支援を受けて行われました。ここに記して感謝申し上げます。

【文 献】

- 1) M. Born and E. Wolf: "Principles of Optics", Cambridge, seventh edition (1999)
- 2) G. Kortoum: "Reflectance Spectroscopy", Springer-Verlag, New York (1969)
- 3) G. Wyszecki and W. Stiles: "Color Science: Concept and Methods, Quantitative Data and Formulae", Wiley Inter-Science, second edition (1982)
- 4) D. Judd, D. MacAdam and G. Wyszecki: "Spectral distribution of typical daylight as a function of correlated color temperature", Journal of Optics Society of America, **54**, 8, pp. 1031-1040 (1964)
- 5) S. Chandrasekhar: "Radiative Transfer", Dover, New York (1960)
- 6) S. Prahl: "Light transport in tissue", PhD Thesis, University of Texas at Austin (1988)
- 7) P. Kubelka and F. Munk: "Ein Beitrag zur optik der farbanstriche", Z. Tech. Phys, **12**, pp. 593-601 (1931)

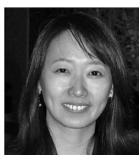
- 8) S. K. Nayar and S. G. Narasimhan: "Vision in bad weather", in proceeding of IEEE ICCV, pp. 820-827 (1999)
- 9) S. Narasimhan and S. Nayar: "Interactive deweathering of an image using physical models", IEEE Workshop on Color and Photometric Method in Computer Vision (2003)
- 10) R.T.Tan: "Visibility in bad weather from a single image", in proceeding of IEEE CVPR (2008)
- 11) R. Fattal: "Single image dehazing", to appear in SIGGRAPH (2008)
- 12) Y. Schechner and N. Karpel: "Clear underwater vision", in proceeding of IEEE CVPR (2004)
- 13) J. Lambert: "Photometria sive de mensura de gratibus luminis, colorum et umbrae", Eberhard Klett: Augsburg, Germany (1760)
- 14) P. F. Felzenszwalb and D. P. Huttenlocher: "Efficient graph-based image segmentation", IJCV, **59**, 2 (2004)
- 15) Y. Sato, M. Wheeler and K. Ikeuchi: "Object shape and reflectance modeling from observation", in proceeding of SIGGRAPH, pp. 379-387 (1997)
- 16) K. Nishino, S. Zhang and K. Ikeuchi: "Determining reflectance parameters and illumination distribution from a sparse set of images for view-dependent image synthesis", in proceeding of IEEE ICCV, pp. 599-606 (2001)
- 17) D. Miyazaki, R. Tan, K. Hara and K. Ikeuchi: "Polarization-based inverse rendering from a single view", in proceeding of IEEE ICCV (2003)
- 18) G. Klinker: "A Physical Approach to Color Image Understanding", PhD thesis, Carnegie Mellon University (1988)
- 19) G. Klinker, S. Shafer and T. Kanade: "The measurement of highlights in color images", IJCV, **2**, pp. 7-32 (1990)
- 20) 向川, 鈴木, 八木: "一般照明下での表面下散乱の解析", MIRU, pp. 63-70 (July 2008)
- 21) J. Sun, J. Jia, C. Tang and H. Shum: "Poisson matting", in proceeding of SIGGRAPH (2004)
- 22) J. Wang and M. Cohen: "Optimized color sampling for robust matting", in proceeding of IEEE CVPR, pp. 1-8 (2007)
- 23) A. Levin, D. Lischinski and Y. Weiss: "A closed form solution to natural image matting", in proceeding of IEEE CVPR (2006)
- 24) A. Levin, A. Rav-Acha and D. Lischinski: "Spectral matting", in proceeding of IEEE CVPR (2007)
- 25) A. Beer: "Bestimmung der absorption des rothen lichts in farbigen flussigkeiten", Ann. Phys. Chem, **86**, 2, pp. 78-90 (1852)
- 26) R. Szeliski, R. Zabih, D. Scharstein, O. Veksler, V. Kolmogorov, A. Agarwala, M. Tappen, and C. Rother: "A comparative study of energy minimization methods for markov random fields", in proceeding of ECCV (2006)
- 27) Y. Li, J. Sun, C. Tang and H. Shum, "Lazy snapping", ACM Transactions on Graphics, **23**, pp. 303-308 (2004)
- 28) I. Omer and M. Werman, "Color Lines: Image Specific color representation", in proceeding of IEEE CVPR (2004)



もりもと てつろう
森本 哲郎 1999年, 千葉大学自然科学研究科博士前期課程修了。1999年, 凸版印刷 (株) に入社。2009年, 東京大学大学院情報理工学系研究科電子情報学専攻博士課程修了。現在, 凸版印刷研究員。主としてコンピュータグラフィックス, VR システム, スペクトル解析に関する研究に従事。



Robby T Tan 2001年, 東京大学大学院理学系研究科情報科学専攻修士課程修了。2004年, 東京大学大学院情報理工学系研究科コンピュータ科学専攻博士課程修了。2005年, 東京大学研究員, 2007年, オーストラリア国立 ICT 研究所研究員, 2009年, ロンドン大インペリアルカレッジ助手を経て, 現在, ユトレヒト大学准教授。色恒常性, スペクトル解析, コンピュータビジョンにおける光学的解析と応用に関する研究に従事。



かわかみ れい
川上 玲 2003年, 東京大学工学部電子情報工学科卒。2008年, 東京大学大学院情報理工学系研究科電子情報学専攻博士課程修了。現在, 東京大学生産技術研究所特任助教。色恒常性, スペクトル解析, コンピュータビジョンにおける光学的解析と応用に関する研究に従事。



いけうち かつし
池内 克史 1973年, 京都大学工学部機械工学科卒業。1978年, 東京大学大学院工学系研究科情報工学専攻博士課程修了。MIT 人工知能研究所, 電総研, CMU 計算機科学科を経て, 1996年より, 東京大学生産技術研究所教授。2000年より, 東京大学大学院情報学環教授兼任。人間の視覚機能, 明るさ解析, 物体認識, 人間による組立作業の自動認識などの研究に従事。正会員。

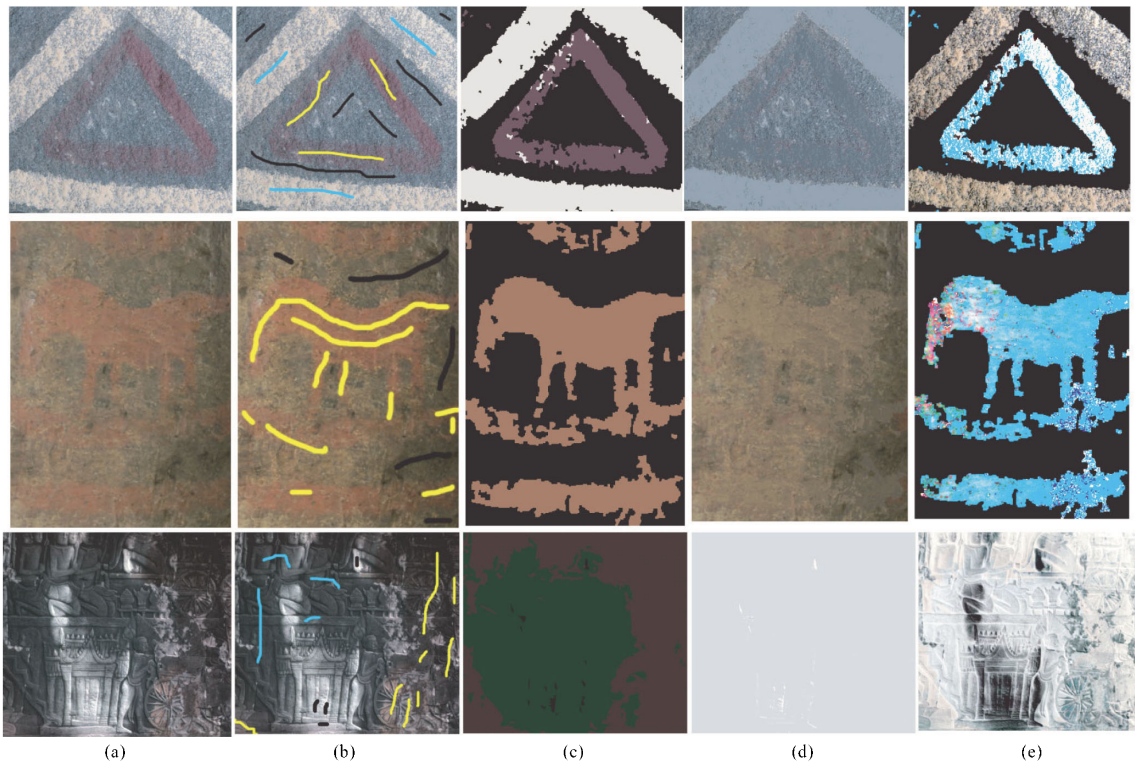


図 8 実物体を用いたレイヤ分解結果 (a) 入力画像. (b) マーキング画像: 黒ラインは下層, その他のラインは上層の各色素を表す. (c) 抽出された上層画像. (d) 抽出された下層画像. (e) 抽出された上層の不透明度 ϕ 画像.
Decomposition results for real layered surface objects: (a) Input images, (b) Input images with user-specified top and bottom strokes. Black lines are bottom layer markings, the others are mixed layers samples. (c) Top layer images, (d) Bottom layer images, and (e).

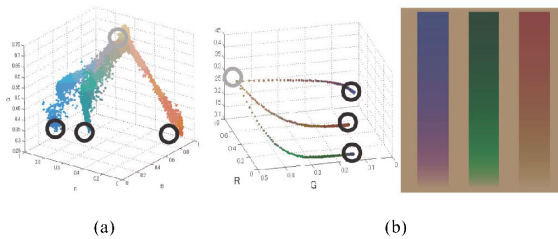


図 3 (a) 図 1.(a) の RGB 色空間プロット (b) LB 則に基づくモデルによるスパイダーモデルのシミュレーション (左) プロット, (右) 生成画像: それぞれのグラフ中の灰色の円は下層の色 B_c , 黒の円は上層の色 F_c を表している.
(a) The plot of Fig. 1.a in normalized RGB space. (b) Simulation of spider model using LB-based model. (left) plot (right) CG image: The gray circle represents the bottom layer's color. Black circles represent the top layer's colors.

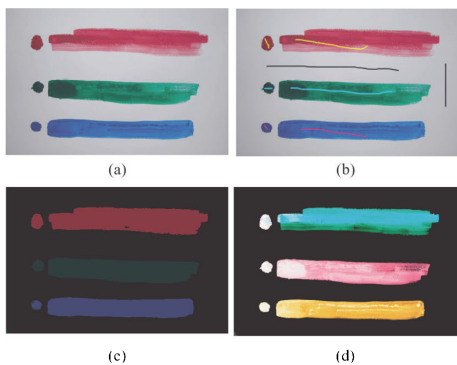


図 4 入力画像に F_c が含まれる場合のレイヤ分解結果 (a) 入力画像. 左の各点は各色素で下層が観測できないように絵の具を厚くしている. (b) マーキング画像. (c) 抽出された上層画像. (d) 抽出された上層の不透明度画像.
Decomposition result, when top layer's thickness is sufficiently thick.
(a) Input image, (b) Marked regions, (c) F_c , (d) ϕ .

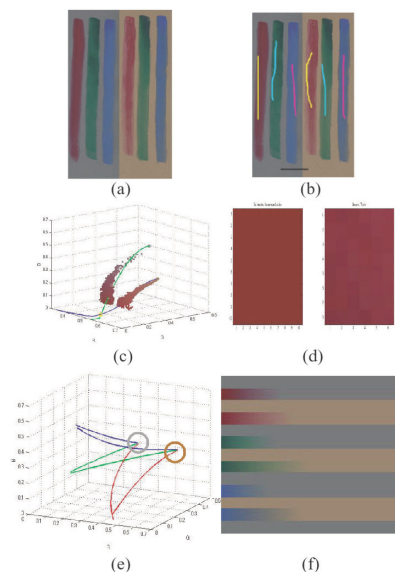


図 5 カラーラインの交差点を使った F_c の推定とレイヤ分解結果 (a) 入力画像. (b) マーキング画像. (c) 上層のサンプルと推定されたカラーライン: 黄色の点は推定された上層の色 (F_c). (d) 左: 推定された上層の色 (F_c). 右: 真値. (e) (a) のパラメータから LB 則に基づくモデルを用いてシミュレーションした層状表面のカラーライン. (f) (e) のカラーラインから生成された CG 画像.
Estimation using the intersection of color lines: (a) Input image, (b) Marked regions, (c) Estimated color lines and top layer's color of each colorant in the RGB space. In plot graph, the yellow point is the estimated top layer's color. (d) Left: Estimated top layer's color. Right: Ground truth (e) Synthesized color lines using the parameters of (a). (f) Synthesized CG image from (e).

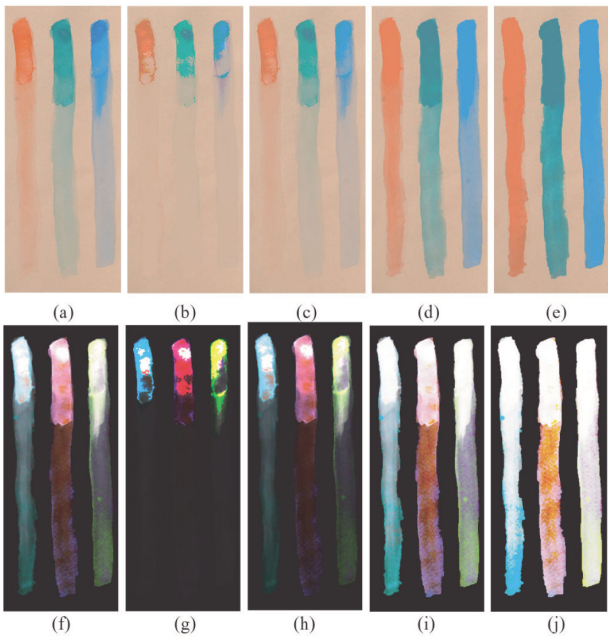


図6 水彩絵の具による層の厚みを変化させたシミュレーション: (a) 入力画像.(b) 層の厚みをオリジナルの 10%,50%,3 倍,9 倍にしたシミュレーション結果. (f) 推定された不透明度画像. (g),(h),(i),(j) 層の厚みをオリジナルの 10%,50%,3 倍,9 倍にした不透明度画像.

The simulated results of water colors: (a) Real input image. (b),(c),(d),(e) Simulation by reducing the thickness of the original 10%,50%,3 times, and 9 times, (f) Estimated opacity, (g),(h),(i),(j) Estimated opacity by reducing the thickness of the original 10%, 50%,3 times, and 9 times.

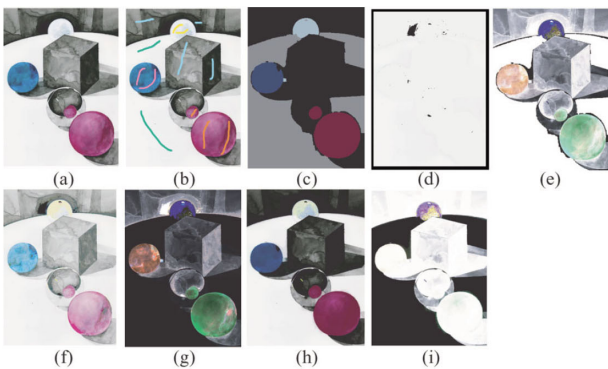


図7 (a) 入力画像. (b) マーキング画像: 緑ラインは下層, その他のラインは上層の各色素. (c) 抽出された上層画像. 灰色は下層のラベル. (d) 抽出された下層画像. (e) 抽出された不透明度 ϕ 画像. (f),(g) 層の厚みをオリジナルの 10%にしたシミュレーション画像と不透明度画像. (h),(i) 層の厚みをオリジナルの 9 倍にしたシミュレーション画像と不透明度画像.

(a) Input image: a water color painting painted by a professional artist. (b) Input image with user specified top and bottom strokes. (c) Extracted top layers. (d) Extracted bottom layer. (e) Extracted opacity. (f),(g) Simulation and opacity images by reducing the thickness of the original 10%. (h),(i) Simulation and opacity images by increasing the thickness of the original 9 times.

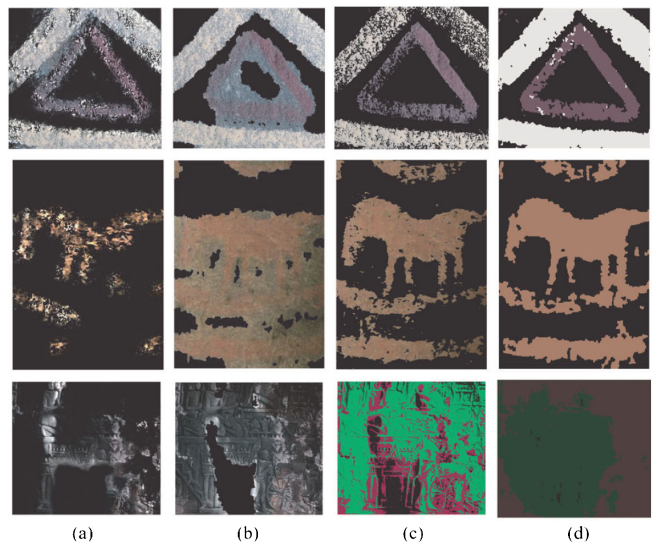


図9 従来手法との比較結果: (a) Closed-form matting²³⁾. (b) Lazy Snapping²⁷⁾. (c) KMeans. (d) 提案手法.

Comparison with conventional methods: (a) Closed-form matting²³⁾, (b) Lazy Snapping²⁷⁾, (c)KMeans. (d) Proposed method.