

# 多重高周波照明による半透明物体内部のスライス可視化

田中 賢一郎<sup>1,2,a)</sup> 向川 康博<sup>2</sup> 久保 尋之<sup>2</sup> 松下 康之<sup>3</sup> 八木 康史<sup>1</sup>

**概要:** 本稿では、半透明物体内部の特定の深さのスライスを可視化する手法について述べる。半透明物体の外観はすべての深さのスライスの見えの和として表現される。それぞれの深さのスライスは、深さ依存の点広がり関数 (PSF) によりぼけた見えとなっている。我々は、深さ依存 PSF の周波数特性の違いを利用し、プロジェクタカメラシステムに基づくスライス可視化手法「多重高周波照明法」を提案する。本手法では、空間的周波数の異なる複数の市松模様を投影しながら計測し、線型な式を解くことで、半透明物体内部のスライスを可視化できる。シミュレーションによって定量的評価を行い、実環境実験によって定性的評価を行うことで、本手法の有用性を示す。

## 1. はじめに

半透明物体を撮影すると、物体内部のすべての深さからの光が、表面下散乱によってぼけながら足しあわさるため、その見えは複雑となる。物体内部を可視化することは、医療や芸術調査、産業界など、幅広い分野で重要であるため、様々な可視化技術が開発されてきた。特に、近赤外光の領域では多くの物体が高い透過性を持つため、近赤外光を用いた撮影は物体内部可視化の一手法として知られている。例えば、絵画を近赤外撮影することで、著明な画家の描画技術や歴史、真贋などを知ることができる。

半透明物体内部を観測する際に取り組みべき点として、散乱の影響を考慮して内部のスライスの見えを分離することがあげられる。我々は多重高周波照明法と呼ぶ、任意の深さに存在するスライスの見えを散乱の影響を除去しつつ鮮明に復元する手法を開発した。従来から存在する手法と比較すると、我々の手法は X 線蛍光技術 [5] よりも速く、安全に測定することができ、近赤外リフレクトグラフィ [8] よりも鮮明な結果を得ることができる。

我々の手法は、散乱による光の広がり、光が到達する深さに依存することを利用して、光の広がりを深さ依存点広がり関数 (PSF) でモデル化し、それらの深さ依存の周波数特性を用いる。我々の手法は高周波照明法 [25] の一種であり、撮影した複数枚の画像から内部の層の見えを復元する手法である。とくに、我々は、投影するパターンの空間的周波数を変えながら撮影するため、多重高周波

照明法と呼ぶ。多重高周波照明法では、[25] と同じように、直接 (高周波) 成分と大域 (低周波) 成分に分離できるが、パターンの周波数を変えながら撮影するため、複数の周波数で高周波成分と低周波成分に分離する。分離される高周波成分は、深さ依存の PSF に関連しているため、複数の高周波成分を用いることで、任意の深さのスライスの見えを復元できる。

提案手法の主な寄与は次の 2 つである。一つは、物理的な散乱モデルに基づいて、半透明物体内部の深さと PSF の関係を明らかにしたことである。次に、この関係を用いて、複数の細かさのパターンを投影することで内部のスライスの見えを復元する手法を開発したことである。我々は、同軸プロジェクタ・カメラシステムを用いて実実験を行い、油絵や壁画、重ねた紙の内部を可視化した。

## 2. 関連研究

足しあわされた観測からもとのレイヤを復元するという点で、我々の手法はレイヤ分離手法 [18], [26], [28] と関連している。これらの手法は、多重散乱の影響を含まない半透明なレイヤが足しあわされたシーンを想定しているため、簡単なアルファブレンディングを用いてモデル化されている。それに対して、我々の手法は多重散乱の影響を考慮に入れたシーンを想定している。

我々の手法は散乱体内部を鮮明に可視化するという点で、コンピューテーショナルフォトグラフィ分野の散乱光除去技術と関連している。Narasimhan ら [24] や Gu ら [9] は単一散乱をモデル化することで、濁った液体中のシーンを鮮明化した。彼らの手法は、多重散乱を含まないシーンに対して鮮明化の効果がある。Fuchs ら [7] は複数のカメ

<sup>1</sup> 大阪大学

<sup>2</sup> 奈良先端科学技術大学院大学

<sup>3</sup> Microsoft Research Asia

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

ラ・プロジェクタを用い、共焦点撮影の技術と組み合わせることで、散乱媒体中の物体を鮮明に撮影した。我々の手法は、散乱光除去だけでなく、半透明物体内部のスライスを可視化することを目的としている。

我々の手法は、高周波パターンを投影するアクティブセンシングのクラスに属する。Nayar ら [25] の手法や、その拡張手法 [1], [2], [17], [20], [21], [29] では、高周波パターンを投影することで、直接成分と大域成分に分離することができる。Gupta ら [10] は、プロジェクタの焦点ボケと大域照明の伝搬をモデル化することで、直接・大域成分分解とシーンの深さ推定を同時に行った。我々もパターン投影を用いており、散乱の影響を除くだけでなく、物体表面や内部のスライスを復元することも目的としている。

煙の計測など、透明や半透明の媒体を計測する手法も我々の手法に関連している。Morris ら [19] は複数の視点から屈折した光線を計測・解析することで、透明な物体の形状を復元した。Hawkins ら [12] は多重散乱を含まない光学的に薄い媒体に対してレーザーを走査することで、濃度の分布を推定した。Ihrke と Magnor [14] は視体積交差法を用いて動的な半透明媒体の形状を復元した。これらの手法は関連しているものの、我々の目的は3次元の形状を求めるのではなく、半透明物体内部を可視化することである。

他分野でも、物体内部の構造を可視化するための様々な技術が開発されてきた。芸術作品の分析では、隠された絵を可視化するための様々な技術がある。赤外リフレクトグラフィ [8] や X 線透過ラジオグラフィ [5] は内部のレイヤを可視化することができるが、表面のテクスチャを分離することはできない。X 線蛍光技術 [5] は、数日間かけてスペクトル情報を計測し、金属原子の分布を推定することで、内部のレイヤの色をマッピングする手法である。他にも、テラヘルツ波を用いた可視化技術 [3] も研究されている。医療分野や関連する分野では、とくに網膜の可視化などに、光コヒーレンストモグラフィ [6], [13] が広く使われている。この手法は、コヒーレント光の干渉を利用して半透明物体内部の可視化を行うため、高価な波長レベルの光学・駆動系が必要である。我々の手法では、一般的なカメラとプロジェクタを用いて半透明物体内部の可視化を行うため、そのような高価な装置は不要である。顕微鏡の分野では、たんぱく質の構造のような微細な物体の内部を観測するために、パターン投影を利用する手法 [11], [16], [30] がある。微小なスケールでは、散乱の影響は無視できるほど小さいため、これらの手法は散乱の影響を考慮していない。それに対して、我々の手法は、多重散乱の影響が強く発生するような、通常のスケールに適用できる。

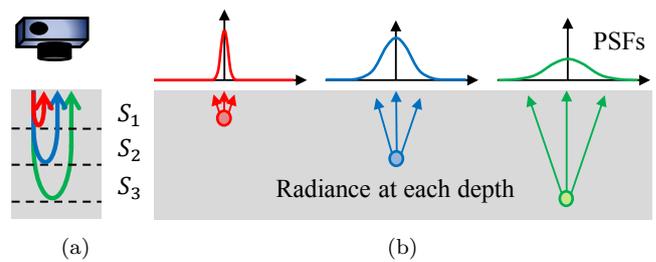


図 1 半透明物体の見え. (a) すべての深さからの成分が足しあわさって観測される. (b) 光の広がり深さに依存する.

### 3. 半透明物体の見え

半透明物体を撮影した画像は、図 1 (a) に示すように、すべての深さから到達する見えの和として表現される。 $S_d$  を深さ  $d$  にあるスライスの見えとすると、カメラの画素  $c$  で観測される輝度値  $L_o(c)$  は

$$L_o(c) = \sum_d S_d(c) \quad (1)$$

のように表される。

物体内部で光は散乱するため、スライス見え  $S_d$  はボケている。また、物体内部の点がどれだけ広がって見えるかは、物体表面からの深さに依存して変化する [27]。一般的に光の空間的な広がり方は PSF を用いて表現される。ここで、半透明物体内部の特定の深さから出射（反射）してくる光線について考える。図 1 (b) に示すように、もし、浅い深さであれば、PSF は鋭い形となる。反対に、深くなればなるほど、PSF はなだらかとなる。このように、深さと PSF には密接な関係がある。深さ  $d$  の PSF を  $h_d$  とすると、深さ  $d$  におけるスライス見え  $S_d$  は、

$$S_d(c) = (R_d * h_d)(c) \quad (2)$$

のように表される。ここで、 $R_d$  は～ボケていない～スライス（復元したいスライス）であり、 $*$  は畳み込み演算子である。

従って、式 (1) は次のように書き直される。

$$L_o(c) = \sum_d (R_d * h_d)(c). \quad (3)$$

我々の目的は、重ねあわされた観測  $L_o$  から元のスライス  $R_d$  を復元することである。ここで、提案手法を述べる前に、まず、我々が用いた深さ依存の PSF モデルについて説明する。

**深さ依存 PSF モデル** 我々は、深さ依存の PSF  $h_d$  を、物理現象に基づく散乱モデル放射輸送方程式 (RTE) [4], [15] に基づきモデル化した。RTE モデルでは、均一な散乱媒体中の任意の光線の強度は次のような繰り返し計算で求めることができる [22].

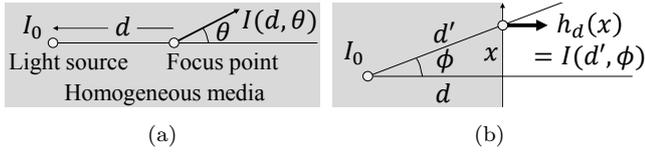


図 2 RTE モデルの図示. (a) [22] で説明されている RTE モデルのパラメータ.  $d$  は光源までの深さであり,  $\theta$  は放射方向とのなす角である. (b) RTE モデルと, 我々が用いる深さ依存 PSF  $h_d$ .

$$I(d, \theta) = \sum_{k=0}^{\infty} (g_k(T) + g_{k+1}(T)) L_k(\cos \theta), \quad (4)$$

ただし,  $L_k$  は  $k$  次のラグランジュ多項式であり,  $g_k$  は  $g_0 = 0$  かつ

$$g_k(T) = I_0 \exp\left(-\frac{2k+1}{k}(1-q^{k-1})T - (k+1)\log T\right)$$

である. パラメータ  $T(= \sigma d)$  は光学的距離であり, 散乱媒体の消滅係数  $\sigma$  と点光源から散乱点までの距離  $d$  の積である. 前方散乱係数  $q$  は光がどの方向に散乱しやすいかを表すパラメータであり,  $q = 0$  は等方散乱, 負・正の値はそれぞれ後方散乱, 前方散乱を表す.  $\theta$  は点光源からの放射方向と, 求めたい光線の方向のなす角である.  $k$  は光の散乱回数,  $I_0$  は点光源の強度である. いくつかのパラメータを図 2(a) に示す.

半透明物体計測においては, カメラは物体の外側に配置されている. 図 2(b) のように,  $x$  軸を物体表面上に設定すると, 深さ依存 PSF  $h_d$  は,

$$h_d(x) = I(d', \phi) \quad (5)$$

のように表される. ここで,  $d' = \sqrt{x^2 + d^2}$  であり,  $\phi = \tan^{-1}\left(\frac{x}{d}\right)$  である. ただし, カメラと物体の距離は  $d$  や  $x$  に比べ, 十分離れていると仮定している. そのため, 光線の出射方向は, 深さ方向に対して平行とみなす. また, 簡単化のために, 物体表面での屈折の影響は考慮していない.

#### 4. 提案手法

我々の目的は, 重ねあわされた観測  $L_o$  から, 元のスライス  $R_d$  を復元することである. この目的を達成するために, 我々は, Nayar ら [25] の高周波照明法を発展させた計測手法, 多重高周波照明法を開発した. まず初めに, 基礎となる高周波照明法について簡単に述べる.

**高周波照明法 [25]** 高周波照明法は, 細かい市松模様を投影することで, 直接成分と大域成分に分離する手法である. 投影パターンの位相がわずかに変化したとき, 直接成分  $D(c)$  はそれに合わせて変化するのに対して, 大域成分  $G(c)$  は変化しない. この観測に基づき, 各成分は, パターンをシフトして観測した時の最大輝度値  $L_{\max}(c)$  と最小輝度値  $L_{\min}(c)$  を用いて

$$\begin{cases} D(c) = L_{\max}(c) - L_{\min}(c), \\ G(c) = 2L_{\min}(c) \end{cases} \quad (6)$$

のように計算できる. 直接成分は高周波成分を含んでいるが, 大域成分は投影しているパターンの周波数より低い低周波成分しか含んでいない. そのため, 高周波照明法は, 高周波成分と低周波成分の分離法として見ることもできる.

**投影パターンの細かさ** 半透明物体をパターンの格子サイズ  $p$  の高周波照明法で計測すると, 直接成分  $D(p, c)$  と大域成分  $G(p, c)$  は

$$\begin{cases} D(p, c) = \sum_d D_d(p, c) \\ G(p, c) = \sum_d G_d(p, c) \\ S_d(c) = D_d(p, c) + G_d(p, c) \end{cases} \quad (7)$$

のように分離される. ただし,  $D_d(p, c)$  と  $G_d(p, c)$  はそれぞれ, 深さ  $d$  のスライスでの直接・大域成分である.

パターンの格子サイズ  $p$  がわずかに変化すると, 直接・大域成分の強度も変化する. 実際, 格子サイズと, 直接成分の強度には重要な関係がある. 2つの格子サイズ  $p_i$  と  $p_j$  ( $p_i < p_j$ ) それぞれについて観測する場合を考える. パターンサイズが大きくなると, より広がった光が直接成分として観測されるようになるので, 2つの直接成分は

$$D_d(p_i, c) < D_d(p_j, c), \quad p_i < p_j \quad (8)$$

のような関係を持つ. この関係は, 分離される周波数がパターンの格子サイズによって決まることを表している. つまり, 格子サイズが大きくなるにつれて, より広い周波数帯が直接成分として扱われる. ここで, PSF の周波数特性は深さ依存であるので, 直接成分の変化量  $D_d(p_j, c) - D_d(p_i, c)$  は深さ  $d$  によって変わってくる. 我々の手法は, この違いを利用し, パターンの格子サイズを変えることで各深さのスライスを復元する.

#### 4.1 多重高周波照明

複数の細かさのパターンを投影して計測することで, それぞれの格子サイズについて異なる直接成分を得ることができる. しかしながら, 解くべき未知数の数が増えるだけとなるため, 計測数を増やしても問題が解きやすくなるわけではない. そのため, この問題を解きやすくするために, パターンが十分細かく, パターンの格子サイズの変化  $\Delta_p (= p_j - p_i)$  が十分小さいとき, 直接成分は劇的に変化しないと仮定する. つまり, 格子サイズをわずかに変えたとき, 直接成分画像の変化は線形であると仮定する.

$$D_d(p_i, c) \approx \alpha_{\Delta_p} D_d(p_j, c), \quad (9)$$

ただし,  $\alpha_{\Delta_p}$  は 2 枚の直接成分画像の平均の明るさの比である. 同時に, 各深さの直接成分画像  $D_d$  は, 復元したいスライスと同じようなテクスチャである. そのため, 次式

が成り立つ。

$$D_d(p, c) \approx \alpha(h_d, p) R_d(c), \quad (10)$$

ただし、 $\alpha(h_d, p)$  は  $D_d(p, c)$  の  $R_d(c)$  に対する相対的な明るさを表す。 $\alpha(h_d, p)$  は、直接成分の平均の明るさと復元したいスライス  $R_d(c)$  の平均の明るさの比であり、直接成分の比と呼ぶ。よって、式 (7) は

$$D(p, c) = \sum_d \alpha(h_d, p) R_d(c) \quad (11)$$

のように書き直される。

この仮定の下では、 $m$  種類の格子サイズ ( $p = p_0, p_1, \dots, p_{m-1}$ ) を用いて計測した複数の直接成分は、行列の形式で次のように表される。

$$\mathbf{D}(c) = \mathbf{A}\mathbf{R}(c) \quad (12)$$

ただし、

$$\mathbf{D}(c) = \begin{bmatrix} D(p_0, c) & D(p_1, c) & \cdots & D(p_{m-1}, c) \end{bmatrix}^T,$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \alpha(h_{d_0}, p_0) & \cdots & \alpha(h_{d_{n-1}}, p_0) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha(h_{d_0}, p_{m-1}) & \cdots & \alpha(h_{d_{n-1}}, p_{m-1}) \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{R}(c) = \begin{bmatrix} R_{d_0}(c) & R_{d_1}(c) & \cdots & R_{d_{n-1}}(c) \end{bmatrix}^T.$$

ここで、 $\mathbf{D}$  はピクセル  $c$  における  $m$  種類の直接成分のベクトルであり、 $\mathbf{R}$  は、 $n$  層の復元したいスライスであり、 $\mathbf{A}$  は、格子サイズと深さ依存 PSF から計算される、直接成分の比を格納する行列である。

パターンの種類  $m$  が、復元したいスライス数  $n$  以上 ( $m \geq n$ ) かつ、 $\text{rank}(\mathbf{A}) = n$  のとき、復元したいスライス  $\mathbf{R}$  は、最小二乗の枠組みで、疑似逆行列  $\mathbf{A}^+$  を用いて

$$\mathbf{R}(c) = \mathbf{A}^+ \mathbf{D}(c). \quad (13)$$

として得られる。

**直接成分の比の計算** 直接成分の比  $\alpha(h_d, p)$  は、深さ依存 PSF  $h_d$  と、パターンの格子サイズ  $p$  を用いて計算することができる。半透明物体にパターンを投影すると、パターンはボケながら深さ  $d$  に到達し、反射した後、再度ボケながら表面へ到達する。直接成分の比を求めるためには、シンプルな条件下 (反射率が一定で、照明を正規化した場合) での最大・最小輝度値の差を求めればよい。直接成分の比は

$$\alpha(h_d, p) = \max((l_p * h_d) * h_d) - \min((l_p * h_d) * h_d), \quad (14)$$

のように求められる。ただし、 $l_p$  は格子サイズ  $p$  の正規化された照明である。正規化された照明とは、1 が白を表し、0 が黒を表す。関数  $\max$  と  $\min$  は、それぞれ、最大の輝度と最小の輝度を返す関数である。

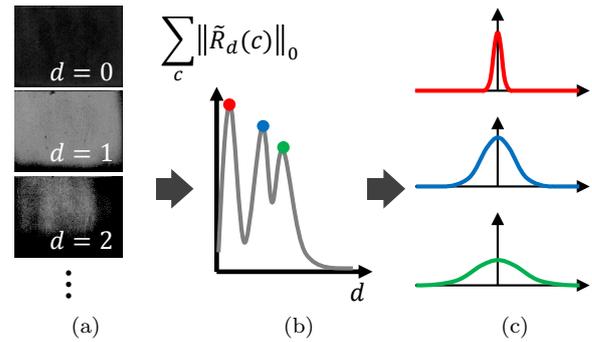


図 3 重要な PSF (深さ) の選択の流れ. 多数の PSF の候補から有用な PSF を選択する. (a) 式 (15) に示す最適化の結果. 0 でない値を持つピクセルが重要な深さであることを示す. (b) 0 でないピクセルの数が極大となる点を深さ方向に探索する. (c) 選択された PSF.

#### 4.2 重要なスライスの推定

復元したい深さ (または PSF) を決めると、式 (14) より行列  $\mathbf{A}$  が決まり、そして式 (13) により、PSF に対応するスライスを復元することができる。ここで、良い PSF の組み合わせを選ぶことが、重要なスライスを復元するために重要である。例えば、もし適当な深さが選ばれると、対応するスライスが中途半端な深さの層になってしまうかもしれない。重要なスライスを復元するために、我々は行列  $\mathbf{A}$  を生成するためのアルゴリズムを用いる。このアルゴリズムは 2 ステップからなっており、最初のステップでは、重要なスライスが存在する深さを推定するための最適化を行う。これは、少数の有用な PSF を多数の PSF の形から選択することに等しい。2 段目のステップでは、ステップ 1 によって推定された深さのスライスを復元する。重要なスライスを選択する流れを図 3 に示す。ここから、各ステップの詳細について述べる。

**ステップ 1: 重要な深さの推定** 行列  $\mathbf{A}$  の要素は深さ依存 PSF に依存する。そのため、重要な深さを推定することは、有用な PSF の形を推定することと同じである。深さ依存 PSF は実際の深さではなく、光学的な深さ  $T$  によって決まるため、推定する深さは光学的な深さである。パラメータ  $T$  は、1.01 から 10.01 まで 0.05 刻みとして設定する。0.01 のオフセットを付けた理由は式 (4) が  $T \leq 1.00$  において収束しないためである。まず初めに、行列  $\mathbf{A}$  をすべてのパラメータを用いて生成し (そのため  $m < n$  である)、その中から重要なスライスを推定していく。

半透明物体内部には重要なスライスは少ししか存在しないことが多い。そのため、復元したいスライスは深さ方向に対して疎に存在するとみなせる。我々はこの疎な性質を重要な深さの推定に利用する。そのために、次式の lasso [31] として知られる  $l_1$  正則化問題に  $\mathbf{R}$  についての非負拘束条件を付けて解く。

$$\tilde{\mathbf{R}}(c) = \underset{\mathbf{R}(c)}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{A}\mathbf{R}(c) - \mathbf{D}(c)\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{R}(c)\|_1 \quad (15)$$

subject to  $\mathbf{R} \succeq 0$ .

この問題は2次計画問題(QP)に変形できるため、多項式時間で解くことができる。我々は、この問題をピクセルごとに解いた。画像全体に対して一気に解く方法も有用な手段ではある。しかし、両者の結果は後述のステップ2を考えると大きな違いはない。そのため、並列化のしやすさから、ピクセルごとの実装を採用した。

**ステップ2：重要なスライスの復元**  $\tilde{R}_d(c)$ のうち、ゼロでないピクセルは、その深さ  $d (= \frac{T}{\sigma})$  が重要であるとみなせ、ゼロであれば、重要な深さではないとみなせる。このステップでは、画像全体に対してピクセルごとの計算結果を統合し、重要な深さを決定する。重要な深さ  $\tilde{\mathbf{d}}$  はすべてのピクセルに対して  $\tilde{R}_d(c)$  の  $l_0$  ノルムの和のすべての極大点である。評価関数  $f(d)$  を

$$f(d) = \sum_c \left\| \tilde{R}_d(c) \right\|_0, \quad (16)$$

と定義すると、図3に示すように、 $d$ 方向に0から200まで、 $f(d)$ が極大となる点を探す。選択された深さのみを用いると、小さなサイズの行列  $\tilde{\mathbf{A}}$  が生成できる。最後に、選択された重要と思われるスライスを、行列  $\tilde{\mathbf{A}}$  を用いて式(13)と同じように解く。

$$\mathbf{R}(c) = \tilde{\mathbf{A}}^+ \mathbf{D}(c) \quad (17)$$

## 5. 実験

シミュレーションによって数値評価を行い、また、実実験において手法の有用性を示す。

### 5.1 シミュレーションによる数値評価

まず初めに、式(10)に示す近似の正当性を示し、次に、スライス復元の正確性を示す。

**式(10)の近似の正当性** このシミュレーションでは、パターンの格子サイズ  $p$  を3から20ピクセルまで、深さ  $d$  を4から18 [mm]まで変化させ(光学的深さ  $T$  では  $4\sigma$  から  $18\sigma$  に対応する)、15種類の異なるテクスチャに対して実験を行った。近似の正確性を示すため、シーンは1レイヤーとした。消滅係数  $\sigma$  は  $0.001 [\text{mm}^{-1}]$  とし、前方散乱パラメータ  $q$  は  $0.9$  とした。これらのパラメータは[23]から選択した。市松模様  $l_p^\varphi$  を投影した時のボケたスライス  $S_{d,p}^\varphi$  の見えは

$$S_{d,p}^\varphi = ((l_p^\varphi * h_d) \circ R_d) * h_d. \quad (18)$$

のように計算される。 $p$  と  $\varphi$  はパターンの格子サイズと位相であり、 $\circ$  はアダマール積(要素ごとの積)である。パターンの位相  $\varphi$  を変化させながら合成した画像群から直接

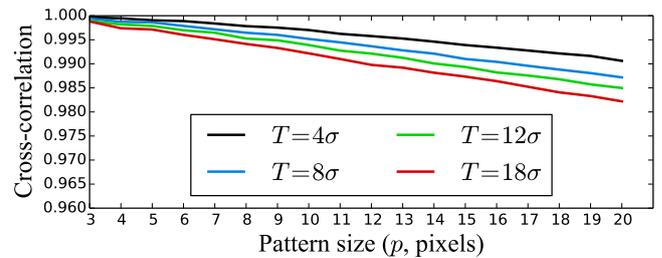


図4 式(10)の近似の評価。合成された直接成分  $D_d(p)$  と真値  $R_d$  との相互相関を計算した。相関値は最も悪い場合でも高い値を示している。

表1 20組の2レイヤーのシーンに対するシミュレーション結果。復元されたスライスと真値のスライスをZNCCを用いて比較した。高い値は正確な復元結果を示している。

Layers	ZNCC values		
	Max.	Mean	Min.
Top layer	0.99	0.93	0.89
Bottom layer	0.92	0.84	0.67

成分画像  $D_d(p)$  を計算した。

生成した直接成分  $D_d(p)$  と真値  $R_d$  とは正規化相互相関(ZNCC)を用いて評価した。ZNCCは-1から1の間を取り、ゼロは無相関、1に近づくほど高い相関を示す。評価結果を図4に示す。プロットはすべてのテクスチャの平均値を表している。ZNCCの値は深さが深く( $T$ が大きくなるほど)、また、パターンの格子サイズが大きくなるほど低下している。しかし、一貫して高い値を示しており(最小値0.982かつ平均値0.992)、近似の正確性が示されている。

**スライス復元の精度** スライス復元の精度についてもシミュレーションで検証した。パターン投影下での観測画像  $L_p^\varphi$  は

$$L_p^\varphi = \sum_d ((l_p^\varphi * h_d) \circ R_d) * h_d. \quad (19)$$

のように生成される。ここでは、20組の2レイヤーのシーンに対して実験を行った。テクスチャは  $5 \leq d < 15$  まではテクスチャ  $R_5$ 、 $15 \leq d$  はテクスチャ  $R_{15}$  とした。それぞれのテクスチャは前述の実験で用いたものからランダムに選択した。パターンの格子サイズ  $p$  と位相  $\varphi$  を変えながら合成した画像から、直接成分  $D(p, c)$  を計算し、深さ  $d = 5$  と  $15$  のスライスを復元した。

ここでも、ZNCCを用いて、復元したスライスと真値のスライスを比較した。実験結果を表1に示す。すべての組において、ZNCCの値は上( $d = 5$ )のスライスのほうが高い値を示した。シミュレーション結果は高い相関を示しており、我々の手法が様々なテクスチャのシーンに対して有効であることが示された。

図5は3レイヤーの合成シーンでの実験結果である。 $d = 1, 5, 15$ でのスライスを復元した。真値との相互相関値はそれぞれ0.98, 0.83, 0.51であった。復元結果は真値と

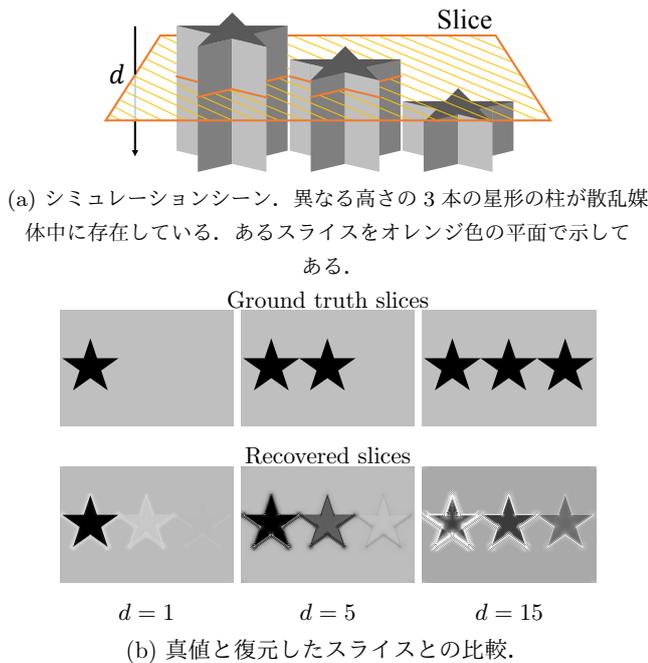


図 5 (a) 対象シーン. (b)3 レイヤでのスライス復元. 上段は真値のスライスで, 下段は復元したスライスである. ZNCC の値はそれぞれ, 0.98, 0.83, 0.51 である.

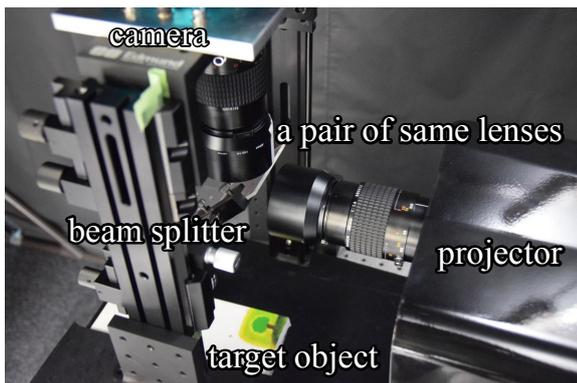
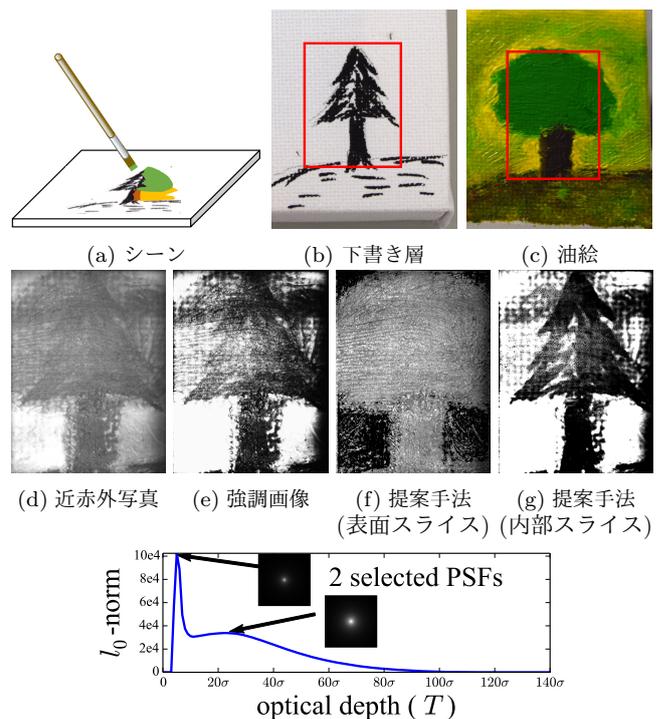


図 6 実験装置. 同軸系のシステムによってプロジェクタとカメラの対応関係が保たれている.

の高い一貫性が得られているが, 離散的なパターン投影や畳み込み演算によって, 負の強度やリングングなどのアーティファクトがみられる.

## 5.2 実物体での実験

我々は, 図 6 に示すような, 同軸プロジェクタ・カメラシステムを実装した. 同軸系はプロジェクタのピクセルとカメラのピクセルの対応関係が深さによって変化しないという重要な性質を持っている. プロジェクタの光線がカメラの画像上で直線となるような非同軸系の場合と異なり [29], 同軸系では簡単に直接成分を分離することができる. 我々は光源に近赤外光を利用できる Texas Instruments 製の “LightCommander” プロジェクタ開発キットを用いた. アライメントの簡略化のために, カメラとプロジェクタには同じレンズ (Ai Micro-Nikkor 105mm f/2.8S) を装着した.



(h) 極大値に対応する, 選択された PSF

図 7 油絵に対する実験結果. (a) 対象シーン. とがった木の下書きの上に丸い木を絵の具で描いた. (b) 内部のレイヤ (下書き). (c) 絵の具で描いたシーン. 赤い矩形領域を計測した. (d) 近赤外光を用いて撮影. (e) (d) の明るさとコントラストを手動で調節した比較対象. (f, g) スライス復元結果. 表面のテクスチャと隠された絵が復元されている. (h) 選択された PSF. 式 (16) のプロットには極大点 that 2 つあるため, 対応する 2 つの PSF が選択された.

実験では, 3 ピクセルから 20 ピクセルまでの 18 種類の市松模様を使用し, 各パターンにおいて格子サイズの 3 分の 1 のシフト量とした.

**実験結果** まず, 図 7(a) に示すような油絵に対して実験を行った. このシーンは図 7(b) に示す下書きのレイヤの上に図 7(c) のように顔料によって絵を描いたものである. 近赤外光を用いて撮影することで (芸術調査の分野で赤外リフレクトグラフィとして行われるように), 図 7(d) に示すように, 下書きの層がぼんやりと確認することができる. しかしながら, この観測は表面の顔料の層との足し合わせであるので, ボケた画像となってしまふ. そのため, 手動で明るさやコントラストを調節しても, 図 7(e) に示すように, 下書きの木の形を鮮明にみることはできない. このシーンに対して, 我々の手法を適用すると, 図 7(h) に示すような 2 つの PSF が選択され, 図 7(f) と 7(g) の 2 つのスライスが復元される. 表面のスライスに対応するのは絵の具の層である. 黄色の顔料は近赤外領域ではほとんど透明であったため, その領域は表面スライスでは暗くなっている. 内部のスライスは下書きの層に対応しており, 木の形が鮮明に観測できる.

次に, 重ね合わせた紙のシーンに対して実験を行った.

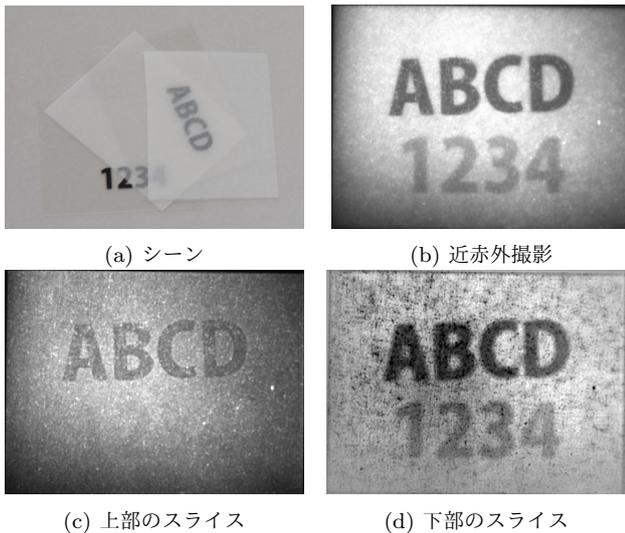
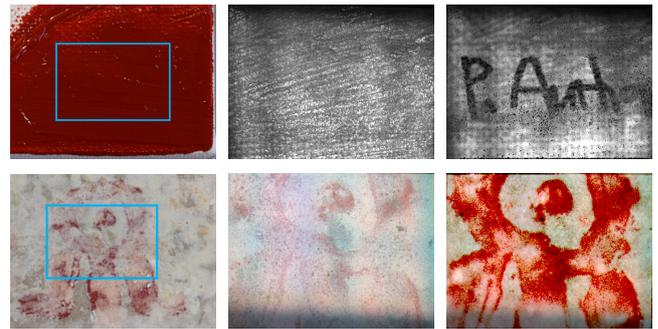


図 8 層構造物体に対する実験結果 (a) シーンは半透明なトレーシングペーパーと文字が印刷されたシートを重ね合わせたものである。(b) 近赤外撮影した画像。内部のテクスチャがボケながら観測されている。(c) 復元された上部のスライス。(d) 復元された下部のスライス。サブミリスケールの違いが区別された。

このシーンは、図 8(a) に示すような半透明な紙と文字を印刷したシートを重ね合わせた。近赤外を用いて撮影すると、図 8(b) に示すように、それぞれのテクスチャがボケながら重ねあわされた観測となる。我々の手法を適用すると、図 8(c)(d) に示すように正しく重要なスライスを選択し、復元する。上部のスライスは‘ABCD’のテクスチャのみが見えており、‘1234’のテクスチャは下部のスライスに表れている。上部の層に不透光な物体が存在するときは影となるため、下部のスライスには‘ABCD’のテクスチャが観測されない領域として表れている。

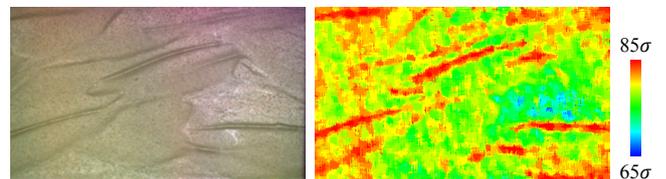
他の物体に対する実験結果を図 9 に示す。上段は、絵画の一部であり、画家のサインが顔料によって隠されている。我々の手法は表面のテクスチャと内部のサインを鮮明に復元している。下段は薄膜に覆われてしまった壁画を模したシーンに対する実験結果である。このサンプルでは、近赤外光の代わりに可視光を使用しており、各カラーチャンネルで個別に復元しカラー画像とした。我々の手法は、内部のスライスにおいて、壁画の元の絵を鮮明に復元している。

**深さ推定** 我々の手法は、式 (16) を画像全体ではなくパッチベースで行うことによって、深さ推定に用いることもできる。散乱媒体の消滅係数は未知であるので、推定される深さは相対的な値である。図 10(a) は計測したシーンであり、白い紙の上に茶色の絵の具が塗布してある。相対的な深さの推定には、各ピクセルの周りの  $9 \times 9$  のパッチを用いた。推定された相対的な深さは、図 10(b) であり、疑似カラーによって相対的な深さを表している。



(a) 対象物体 (b) 表面のスライス (c) 内部のスライス

図 9 絵画と壁画に対する実験結果。(a) 対象物体。上段：画家のサインが赤色の絵の具で隠されている。下段：壁画が薄膜でおおわれている。矩形領域を計測した。(b) 復元された表面のスライス (c) 復元された内部のスライス。サインと元の壁画が復元された。



(a) 不均一に塗られた絵の具 (b) 相対的な深さ

図 10 顔料の厚さ推定。深さ依存 PSF をパッチベースで推定することで、顔料の相対的な暑さが推定できる。 $\sigma$  は未知の消滅係数であり、スケールファクタとして働く。

## 6. おわりに

本稿では、多重高周波照明によって半透明物体内部のスライスが可視化する手法について述べた。投影するパターン格子サイズを変化させながら撮影することで、内部のボケていないスライスが復元できることを示した。また、疎な性質を用いることによって、自動的に重要なスライスを選択する手法についても述べた。提案手法の有効性は、シミュレーションと実世界の実験によって確かめられた。

今後の課題としては以下のようなものがあげられる。まず、上部のレイヤに不透明な物体が存在するとき、下部のレイヤが影となる問題がある。影となる部分は、その場所からの反射光がゼロとなるため、上部のテクスチャが下部のスライスに表れる。この問題は直接解決することは難しいが、上部と下部のテクスチャの相関関係などを利用して、少なくとも影となっている領域を特定するなどして解決していきたい。また、本手法はパターン格子サイズを変えながら多数の撮影を行うため、実験では約 10 分ほどの撮影時間がかかっている。我々は、波長と空間の多重化を利用するなど、さらに効果的な計測方法を開発していきたいと考えている。

参考文献

- [1] Supreeth Achar and Srinivasa G Narasimhan. Multi Focus Structured Light for Recovering Scene Shape and Global Illumination. In *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2014.
- [2] Supreeth Achar, Stephen T. Nuske, and Srinivasa G. Narasimhan. Compensating for Motion during Direct-Global Separation. In *The IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2013.
- [3] Aurèle J. L. Adam, Paul C. M. Planken, Sabrina Meloni, and Joris Dik. TeraHertz imaging of hidden paint layers on canvas. *Optics Express*, 17(5):3407, February 2009.
- [4] S. Chandrasekhar. *Radiative Transfer*. Dover Publications, Inc., 1960.
- [5] Joris Dik, Koen Janssens, Geert Van der Snickt, Luuk van der Loeff, Karen Rickers, and Marine Cotte. Visualization of a lost painting by Vincent van Gogh using synchrotron radiation based X-ray fluorescence elemental mapping. *Analytical chemistry*, 80(16):6436–42, August 2008.
- [6] Adolf F. Fercher. Optical coherence tomography. *Journal of Biomedical Optics*, 1(2):157–173, 1996.
- [7] Christian Fuchs, Michael Heinz, Marc Levoy, Hans-Peter Seidel, and Hendrik P. A. Lensch. Combining confocal imaging and descattering. *Computer Graphics Forum, Special Issue for the Eurographics Symposium on Rendering 2008*, 27(4):1245–1253, 6 2008.
- [8] D Gavrilov, E Maeva, O Grube, X Maldague, and R Maev. Infrared Methods in Noninvasive Inspection of Artwork. In *International Conference on NDT of Art*, number May, pages 1–5, 2008.
- [9] Jinwei Gu, Shree K. Nayar, Eitan Grinspun, Peter Belhumeur, and Ravi Ramamoorthi. Compressive Structured Light for Recovering Inhomogeneous Participating Media. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI)*, 35(3):555–567, 2013.
- [10] Mohit Gupta, Yuandong Tian, Srinivasa G. Narasimhan, and Li Zhang. A Combined Theory of Defocused Illumination and Global Light Transport. *International Journal of Computer Vision*, 98(2):146–167, October 2011.
- [11] Mats G L Gustafsson, Lin Shao, Peter M Carlton, C J Rachel Wang, Inna N Golubovskaya, W Zacheus Cande, David A Agard, and John W Sedat. Three-dimensional resolution doubling in wide-field fluorescence microscopy by structured illumination. *Biophysical journal*, 94(12):4957–70, June 2008.
- [12] Tim Hawkins, Per Einarsson, and Paul Debevec. Acquisition of time-varying participating media. *ACM Transaction on Graphics*, 24(3):812–815, July 2005.
- [13] D Huang, E. Swanson, C. Lin, J. Schuman, W. Stinson, W Chang, M. Hee, T Flotte, K Gregory, C. Puliafito, and A. Et. Optical coherence tomography. *Science*, 254(5035):1178–1181, November 1991.
- [14] Ivo Ihrke and Marcus Magnor. Adaptive grid optical tomography. *Graphical Models*, 68(5):484 – 495, 2006. Special Issue on the Vision, Video and Graphics Conference 2005.
- [15] A. Ishimaru. *Wave Propagation and Scattering in Random Media*. IEEE Press, 1997.
- [16] Peter Kner, Bryant B Chhun, Eric R Griffis, Lukman Winoto, and Mats G L Gustafsson. Super-resolution video microscopy of live cells by structured illumination. *Nature methods*, 6(5):339–42, May 2009.
- [17] Bruce Lamond, Pieter Peers, and Paul Debevec. Fast image-based separation of diffuse and specular reflections. In *ACM SIGGRAPH sketches*, 2007.
- [18] Yu Li and Michael S Brown. Single Image Layer Separation using Relative Smoothness. In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2014.
- [19] Nigel J. W. Morris and Kiriakos N. Kutulakos. Reconstructing the Surface of Inhomogeneous Transparent Scenes by Scatter Trace Photography. In *International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2007.
- [20] Yasuhiro Mukaigawa, Ramesh Raskar, and Yasushi Yagi. Analysis of light transport in scattering media. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 153–160, 2010.
- [21] Yasuhiro Mukaigawa, Ramesh Raskar, and Yasushi Yagi. Analysis of scattering light transport in translucent media. *IPSS Transactions on Computer Vision and Applications (CVA)*, 3:122–133, 2011.
- [22] S.G. Narasimhan and S.K. Nayar. Shedding light on the weather. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 665–672, 2003.
- [23] Srinivasa G. Narasimhan, Mohit Gupta, Craig Donner, Ravi Ramamoorthi, Shree K. Nayar, and Henrik Wann Jensen. Acquiring scattering properties of participating media by dilution. *ACM Transactions on Graphics*, 25, 2006.
- [24] Srinivasa G Narasimhan, Shree K Nayar, Bo Sun, and Sanjeev J Koppal. Structured light in scattering media. In *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pages 420–427, 2005.
- [25] Shree K Nayar, Gurunandan Krishnan, Micheal D Grossberg, and Ramesh Raskar. Fast separation of direct and global components of a scene using high frequency illumination. In *Proceeding ACM SIGGRAPH*, pages 935–944, 2006.
- [26] Bernard Sarel and Michal Irani. Separating transparent layers through layer information exchange. In *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2004.
- [27] Koichi Shimizu, Koji Tochio, and Yuji Kato. Improvement of transcutaneous fluorescent images with a depth-dependent point-spread function. *Applied Optics*, 44(11):2154–2161, 2005.
- [28] R. Szeliski, S. Avidan, and P. Anandan. Layer extraction from multiple images containing reflections and transparency. In *Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, volume 1, pages 246–253, 2000.
- [29] Kenichiro Tanaka, Yasuhiro Mukaigawa, Yasuyuki Matsushita, and Yasushi Yagi. Descattering of transmissive observation using Parallel High-Frequency Illumination. In *IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP)*, 2013.
- [30] O D Therrien, B Aubé, S Pagès, P De Koninck, and D Côté. Wide-field multiphoton imaging of cellular dynamics in thick tissue by temporal focusing and patterned illumination. *Biomedical optics express*, 2(3):696–704, January 2011.
- [31] Robert Tibshirani. Regression shrinkage and selection via the lasso. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 58:267–288, 1994.