# 2視点の分光画像からの液体の分光吸収係数の推定: 不定性の解析と応用

陰山 賢太<sup>1,a)</sup> 川原 僚<sup>1,b)</sup> 岡部 孝弘<sup>1,c)</sup>

概要:液体を透過する光は,液体による光の吸収のためにそのエネルギーが減衰する.吸収による光のエ ネルギーの減衰は光路長と液体の分光吸収係数に依存し,ランバート・ベールの法則により記述される. 分光吸収係数は液体の種類・成分に依存するため,実シーンにおいてしばしば未知である.そこで本稿で は、液体中に存在する物体を液体外の2視点から撮影した分光画像から,液体の分光吸収係数を推定する 手法を提案する.具体的には,観測される分光輝度,分光吸収係数,光路長,および,フレネル項で表さ れる目的変数・説明変数が非負値であることから,非負値行列因子分解に基づいて分光吸収係数を推定す る.非負値行列因子分解による推定の不定性を解析するとともに,提案手法が液体中のシーンの形状と色 の復元に有効であることを示す.

# 1. はじめに

液体を透過する光は、液体による光の吸収によりそのエ ネルギーが減衰する.吸収による光のエネルギーの減衰は 光路長と液体の分光吸収係数に依存し、ランバート・ベー ルの法則により記述される [15].コンピュータビジョン分 野において、液体中における光の吸収は様々な問題解決の 手掛かりとされてきた.例えば、水による光の吸収を手掛 かりとして、物体表面上の水の検出 [19]、[20] や水中物体の 形状復元 [3]、[13]、[17] を行うことができる.しかし、分光 吸収係数は液体の種類・成分に依存するため、実シーンに おいてしばしば未知である.したがって、分光吸収係数の 計測や推定が必要となる.

液体の分光吸収係数は吸光光度法により計測することが できる [8], [11]. ランバート・ベールの法則より,吸収によ る減衰前後の分光強度と光路長から分光吸収係数を算出す ることができる.そこで,吸光光度法を用いた計測では, 入射光と透過光の分光強度の比の対数をとることで分光吸 収係数を求める.また,同様の原理で,液体中にある物体 からの放射輝度が既知である場合には分光画像から非接触 による推定も可能である.しかし,一般に液体中にある物 体の放射輝度が既知である場合は少なく,入射光の光路長 や液体中にある物体の放射輝度を必要としない非接触によ

- Kyushu Institute of Technology
- <sup>a)</sup> kenta.kageyama406@mail.kyutech.jp

 $^{\rm c)} \quad okabe@ai.kyutech.jp$ 

#### る推定手法が求められる.

そこで本稿では、受動的かつ非接触に液体の分光吸収係 数を推定する手法を提案する.本手法では、液体中に存在 する物体を液体外の2視点から撮影した分光画像のみを用 いて分光吸収係数を推定する.2視点から撮影した分光画 像において、液体中の光路長が異なることと、波長ごとに 減衰の仕方が異なることを手掛かりに分光吸収係数を推定 する.具体的には、分光強度、分光吸収係数、光路長、お よび、フレネル項で表される目的変数・説明変数が非負値 となることから、非負値行列因子分解 [4] に基づく最適化 により分光吸収係数を推定する.

また、本稿では提案手法による推定結果の不定性につい ても解析する.2視点の分光画像のみを用いた推定におい て、推定される分光吸収係数にスケールとバイアスの不定 性が残ることを示す.一方で、不定性があるものの、本手 法により推定される分光吸収係数が液体中物体の形状復元 や反射率推定に有効であることを示す.

本研究の主な貢献は以下の通りである.第一に,2視点 から撮影した分光画像のみを用いた受動的で非接触な手法 を実現する.第二に,分光吸収係数の推定が非負値行列因 子分解に帰着することを示すとともに,実画像を用いた実 験によりその動作を確認する.第三に,非負値行列因子分 解による推定結果の不定性がスケールとオフセットの2自 由度に帰着することを示すとともに,推定された相対的な 分光吸収係数が液体にある物体の形状復元や反射率推定に 有効であることを示す.

<sup>1</sup> 九州工業大学

<sup>&</sup>lt;sup>b)</sup> rkawahara@ai.kyutech.jp

## 2. 関連研究

## 2.1 分光吸収係数の計測

分光吸収係数を計測する従来手法として吸光光度法があ る [8], [11].吸収による減衰前後の分光強度や光路長が既 知である場合,ランバート・ベールの法則から分光吸収係 数を算出することができる.そこで,吸光光度法を用いる 計測では,入射光と透過光の分光強度の比の対数をとるこ とで分光吸収係数を求める.計測器では試料室を透過する 光の分光強度を観測することで,試料室内にある液体の分 光吸収係数を計測する.したがって,これらの手法は能動 的な接触計測となる.同様の原理で,液体中の物体の放射 輝度が既知の場合には分光画像から非接触に分光吸収係数 を求めることも可能である.しかし,実シーンにおいて液 体中の物体表面の放射輝度が既知であることは少ない.そ こで,本手法では2視点の分光画像を用いることで,受動 的かつ非接触に液体の分光吸収係数を推定する.

コンピュータビジョン分野においては、液体の吸収係数 と散乱係数をまとめた減衰係数を計測・推定する手法が存 在する. 例えば, 光路長が既知であるキャリブレーション ターゲットを撮影した画像から液体の減衰係数を推定でき ることが知られている [1], [14], [18]. また, 同じ被写体を 距離を変えながら撮影した複数枚の画像から液体の減衰 係数や吸収係数を推定する手法も存在する.これらの手法 には、予め被写体までの距離が既知であることを仮定する 手法 [21] や、ソナーを利用して距離を計測する手法 [10], structure-from-motion を利用して形状を復元することで 推定を行う手法 [5], [9] がある. しかし, これらの手法はい ずれもキャリブレーションターゲットや距離の計測・推定 が必要となる.一方で、本手法は既知のキャリブレーショ ンターゲットや幾何学的なキャリブレーションを必要と せず,2枚の分光画像のみから液体の分光吸収係数を推定 する.

### 2.2 コンピュータビジョンにおける応用

液体による光の吸収を手掛かりに,撮影画像から液体中 物体の形状を復元できる. Asanoら [3] は水が近赤外光を 強く吸収するという特徴を持つ [7] ことから,2 波長の近 赤外画像から水中物体の形状を復元する手法を提案してい る.また,Takataniら [17] は近赤外波長2 波長の変調光源 で照らされた水中物体をイベントベースカメラで撮影する ことで水中物体の形状を復元する手法を提案している.さ らに,Muraiら [13] は多方向近赤外光源を利用することで 水中物体の法線と深度の両方を同時に推定する手法を提案 している.

吸収係数を手掛かりに液体の検出を行うこともできる. Wang ら [20] は水による光の吸収が物体表面の見かけの反 射率を低下させることを手掛かりに,可視域から近赤外域 までの分光反射率の線形近似を用いて,反射率が未知の物 体表面においてピクセルごとに水の検出を行う手法を提案 している.さらに,WangとOkabe[19]は,液体の種類と 光路長を同時に推定することで,未知の表面における水や 油の検出に手法を拡張している.

これらの手法は、対象となる液体の分光吸収係数が既知 であることを前提としている.しかし、実シーンにおいて 液体の分光吸収係数は未知である場合が多く、事前に測定・ 推定する必要がある.本手法により、受動的かつ非接触に 分光吸収係数を推定することは、これらのコンピュータビ ジョンの分野において重要である.

## 3. 提案手法

本稿では,液体の分光吸収係数を受動的かつ非接触に推 定する手法を提案する.図1に示すように,提案手法では 液体中のシーンを液体外の2視点から撮影した分光画像を 利用する.ここで,液体の濃度が空間的に均一であり,散 乱が無視できることを仮定する.

散乱を無視できるような液体中において,吸収による光 のエネルギーの減衰はランバート・ベールの法則により記 述される [15].液体中のシーンのある位置  $x \in v(v = 1, 2)$ 番目の視点で撮影したとき,ある波長  $\lambda$  で観測される分光 強度  $i_v(x, \lambda)$  は

$$i_v(\boldsymbol{x}, \lambda) = f_v(\boldsymbol{x}) r_v(\boldsymbol{x}, \lambda) e^{-\alpha(\lambda) l_v(\boldsymbol{x})}$$
(1)

のように表される.ここで、 $f_v(\boldsymbol{x})$ 、 $r_v(\boldsymbol{x},\lambda)$ 、 $\alpha(\lambda)$ 、 $l_v(\boldsymbol{x})$ はそれぞれ、フレネル反射による透過率、液体透過前の物体表面の分光強度、分光吸収係数、液体中の光路長である.

式 (1) により, それぞれの視点の分光強度  $i_1(\boldsymbol{x}, \lambda), i_2(\boldsymbol{x}, \lambda)$ について比の対数をとると

$$\ln \frac{i_1(\boldsymbol{x},\lambda)}{i_2(\boldsymbol{x},\lambda)} = \ln \frac{f_1(\boldsymbol{x})r_1(\boldsymbol{x},\lambda)e^{-\alpha(\lambda)l_1(\boldsymbol{x})}}{f_2(\boldsymbol{x})r_2(\boldsymbol{x},\lambda)e^{-\alpha(\lambda)l_2(\boldsymbol{x})}}$$

$$= \alpha(\lambda)[l_2(\boldsymbol{x}) - l_1(\boldsymbol{x})] + \ln \frac{f_1(\boldsymbol{x})}{f_2(\boldsymbol{x})}$$
(2)

となる.ここで、液体中のシーンの物体表面の反射特性は ランバートモデルに従うと仮定する  $(r_1(\boldsymbol{x}, \lambda) \simeq r_2(\boldsymbol{x}, \lambda))$ .

2 視点の分光画像から,式(2)で表されるような画素の 組が画素数 P 個分,バンド数 W 個分得られたとすると, 式(2) は W × P の観測行列 S, W × 2 の波長に依存する 行列 A, 2 × P の位置に依存する行列 B を用いて

$$\boldsymbol{S} = \boldsymbol{A}\boldsymbol{B} \tag{3}$$

となる. ここで,  $s_{wp} = \ln \{i_1(\boldsymbol{x}_p, \lambda_w)/i_2(\boldsymbol{x}_p, \lambda_w)\}, \alpha_w = \alpha(\lambda_w), l'_p = l_2(\boldsymbol{x}_p) - l_1(\boldsymbol{x}_p), f'_p = \ln \{f_1(\boldsymbol{x}_p)/f_2(\boldsymbol{x}_p)\}$ と置くと,式(3)の行列はそれぞれ



図 1:2 視点の観測光のモデル

$$\boldsymbol{S} = \begin{pmatrix} s_{11} & s_{12} & \cdots & s_{1P} \\ s_{21} & s_{22} & \cdots & s_{2P} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{W1} & s_{W2} & \cdots & s_{WP} \end{pmatrix}, \quad (4)$$

$$\boldsymbol{A} = \begin{pmatrix} \alpha_1 & 1\\ \alpha_2 & 1\\ \vdots & \vdots\\ \alpha_W & 1 \end{pmatrix}, \qquad (5)$$

$$\boldsymbol{B} = \begin{pmatrix} l'_1 & l'_2 & \cdots & l'_P \\ f'_1 & f'_2 & \cdots & f'_P \end{pmatrix}, \quad (6)$$

のようになる. ここで,図1のように $l_1(x_p) \leq l_2(x_p)$ であ ると仮定すると, $i_1(x_p, \lambda_w) \geq i_1(x_p, \lambda_w)$ , $f_1(x_p) \geq f_2(x_p)$ となる. つまり,式(3)の行列*S*,*A*,*B*の全ての要素が 非負値となる. したがって,本手法では非負値行列因子分 解[4]に基づく最適化により行列*S*を行列*A*と行列*B*に 分解することで,分光吸収係数 $\alpha(\lambda)$ の推定を行う.

本手法では,交互最小二乗法を用いて行列の分解を行う. 具体的には,目的関数

$$\sum_{w,p} (s_{wp} - \alpha_w l'_p - f'_p)^2 \tag{7}$$

が最小になるような非負の値  $\alpha_w$ ,  $l'_p$ ,  $f'_p$  を求める.本手 法では,  $\alpha_w$  と  $(l'_p, f'_p)$  に非負制約を課しながら,目的関数 が収束するまで交互に最適化を繰り返すことで分光吸収係 数の推定を行う.

## 4. 不定性の解析

## 4.1 行列分解の不定性

一般に、非負値行列因子分解の結果には不定性が存在する.
 提案手法では W×Pの観測行列 SをW×2の行列 A
 と2×Pの行列 B に分解することから、その行列間には

2×2の正則な行列 C とその逆行列を考えることができる.

$$S = AB = ACC^{-1}B = (AC)(C^{-1}B).$$
 (8)

ここで、本手法により推定される分光吸収係数  $\hat{\alpha}_w = \hat{\alpha}(\lambda_w)$ と本来の分光吸収係数  $\alpha_w = \alpha(\lambda_w)$ の間には

$$\begin{pmatrix} \hat{\alpha}_{1} & 1\\ \hat{\alpha}_{2} & 1\\ \vdots & \vdots\\ \hat{\alpha}_{W} & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha_{1} & 1\\ \alpha_{2} & 1\\ \vdots & \vdots\\ \alpha_{W} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12}\\ c_{21} & c_{22} \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} c_{11}\alpha_{1} + c_{21} & c_{12}\alpha_{1} + c_{22}\\ c_{11}\alpha_{2} + c_{21} & c_{12}\alpha_{2} + c_{22}\\ \vdots & \vdots\\ c_{11}\alpha_{W} + c_{21} & c_{12}\alpha_{W} + c_{22} \end{pmatrix}$$

$$(9)$$

のような関係が成り立つ.一般に,分光吸収係数は波長に ついて一定ではないことから,式(9)について, $c_{12} = 0$ か つ $c_{22} = 1$ となる.つまり,不定性行列*C*は

$$\boldsymbol{C} = \begin{pmatrix} c_{11} & 0\\ c_{21} & 1 \end{pmatrix} \tag{10}$$

となる.したがって,提案手法により推定される分光吸収 係数の不定性はスケール *c*<sub>11</sub> とバイアス *c*<sub>21</sub> の 2 自由度に 帰着する.

$$\hat{\alpha}(\lambda) = c_{11}\alpha(\lambda) + c_{21}.$$
(11)

### 4.2 形状復元への応用

本節では、本手法により推定した分光吸収係数が液体中のシーンの形状復元に有効であることを示す. Asanoら [3] は、単視点で撮影した 2 波長の近赤外画像から液体中のシーンの形状を復元する手法を提案している. 物体表面上のある点 x の深度 l(x) は

$$l(\boldsymbol{x}) = \frac{1}{2\{\alpha(\lambda_2) - \alpha(\lambda_1)\}} \ln \frac{i(\boldsymbol{x}, \lambda_1)}{i(\boldsymbol{x}, \lambda_2)}$$
(12)

のようにして求めることができる.したがって,液体の分 光吸収係数が既知の場合には,液体中のシーンの形状を復 元することができる.

提案手法で推定した分光吸収係数にはスケールとバイア スの不定性がある.そこで,式 (12)の分光吸収係数  $\alpha$  を 式 (11)の推定値に置き換えると,

$$\hat{l}(\boldsymbol{x}) = \frac{1}{2\{\hat{\alpha}(\lambda_2) - \hat{\alpha}(\lambda_1)\}} \ln \frac{i(\boldsymbol{x}, \lambda_1)}{i(\boldsymbol{x}, \lambda_2)}$$
$$= \frac{1}{c_{11}} \frac{1}{2\{\alpha(\lambda_2) - \alpha(\lambda_1)\}} \ln \frac{i(\boldsymbol{x}, \lambda_1)}{i(\boldsymbol{x}, \lambda_2)} \qquad (13)$$
$$= \frac{1}{c_{11}} l(\boldsymbol{x})$$

となる.したがって,推定される深度  $\hat{l}(\boldsymbol{x})$  について,ス

IPSJ SIG Technical Report

ケール 1/c<sub>11</sub> の不定性が残ることが分かる.一方で, c<sub>11</sub> は 全画素について一定の値を持つことから,深度にスケール の不定性はあるものの,液体中のシーンの形状を復元する ことができる.

提案手法で推定した分光吸収係数には近赤外波長が2 バンド以上含まれることから、本手法では重み付き最小 二乗法によりノイズに頑健な深度推定を行う.式(12)よ り、観測される輝度 $i(x, \lambda_n), i(x, \lambda_m)$ にそれぞれノイズ  $\Delta i(x, \lambda_n), \Delta i(x, \lambda_m)$ が含まれることを仮定すると、

$$\hat{l}(\boldsymbol{x}) = \frac{1}{2\{\hat{\alpha}(\lambda_m) - \hat{\alpha}(\lambda_n)\}} \ln \frac{i(\boldsymbol{x}, \lambda_n)}{i(\boldsymbol{x}, \lambda_m)} + \frac{1}{2\{\hat{\alpha}(\lambda_m) - \hat{\alpha}(\lambda_n)\}} \left\{ \frac{\Delta i(\boldsymbol{x}, \lambda_n)}{i(\boldsymbol{x}, \lambda_n)} + \frac{\Delta i(\boldsymbol{x}, \lambda_m)}{i(\boldsymbol{x}, \lambda_m)} \right\}$$
(14)

となる.ここで、ノイズ  $\Delta i(\boldsymbol{x}, \lambda_n)$ 、 $\Delta i(\boldsymbol{x}, \lambda_m)$ が、平均が 0、分散が  $\sigma^2$  のガウス分布であるとすると、深度  $\hat{l}(\boldsymbol{x})$  に加 わるノイズの分散は

$$\sigma^{2}(\lambda_{n},\lambda_{m}) = \frac{i(\boldsymbol{x},\lambda_{n})^{2} + i(\boldsymbol{x},\lambda_{m})^{2}}{4\{\alpha(\lambda_{m}-\lambda_{n})\}^{2}i(\boldsymbol{x},\lambda_{n})^{2}i(\boldsymbol{x},\lambda_{m})^{2}}$$
(15)

となる.本手法では,最尤推定が重み付き最小二乗法に帰 着することから,任意の近赤外波長について

$$\sum_{n,m} w_{nm} \left[ \hat{l}(\boldsymbol{x}) - \frac{1}{2\{\hat{\alpha}(\lambda_m) - \hat{\alpha}(\lambda_n)\}} \ln \frac{i(\boldsymbol{x}, \lambda_n)}{i(\boldsymbol{x}, \lambda_m)} \right]^2$$
(16)

を最小化することで,深度 $\hat{l}(x)$ を推定する.ここで,

$$w_{nm} = \frac{1}{\sigma^2(\lambda_n, \lambda_m)} \tag{17}$$

である.

### 4.3 反射率推定への応用

液体中シーンの反射率を推定する場合,吸収による光の 減衰を考慮する必要がある.光源とカメラがほぼ同じ位置 にあることを仮定し,吸収の影響を除去した際の物体表面 の放射輝度  $r(x, \lambda)$  は

$$r(\boldsymbol{x}, \lambda) = \frac{i(\boldsymbol{x}, \lambda)}{f(\boldsymbol{x})} e^{2\alpha(\lambda)l(\boldsymbol{x})}$$
(18)

となる.ここで,推定される分光吸収係数  $\hat{\alpha}(\lambda)$  と光路長  $\hat{l}(\boldsymbol{x})$  にスケールとバイアスの不定性があることを仮定す ると,

$$\hat{r}(\boldsymbol{x},\lambda) = \frac{i(\boldsymbol{x},\lambda)}{\hat{f}(\boldsymbol{x})} e^{2\hat{\alpha}(\lambda)\hat{l}(\boldsymbol{x})}$$

$$= \frac{e^{-2c_{21}l(\boldsymbol{x})}}{f(\boldsymbol{x}) - \frac{c_{21}}{c_{11}}l(\boldsymbol{x})} i(\boldsymbol{x},\lambda) e^{2\alpha(\lambda)l(\boldsymbol{x})}$$

$$= d(\boldsymbol{x})i(\boldsymbol{x},\lambda) e^{2\alpha(\lambda)l(\boldsymbol{x})}$$
(19)

となる.ここで、d(x)は未知の不定項である.このとき、



図 2: 実験のセットアップ

不定項  $d(\mathbf{x})$  は画素  $\mathbf{x}$  の関数であり,波長に対しては一定 の値を持つ.したがって,復元した物体表面の放射輝度  $\hat{r}(\mathbf{x},\lambda)$  を正規化 (シェーディング除去) することで,吸収 の影響を除去した液体中物体の正規化した反射率を復元す ることができる.

## 5. 実験

### 5.1 セットアップ

提案手法の有効性を確認するために実画像を用いて実験 を行った.実験は3つのシーンを用いた.また,図2に示 すように,水槽内のシーンを液体外の2視点から撮影した. 撮影にはハロゲン光源と EBA JAPAN 製のラインスキャ ン型ハイパースペクトルカメラを用いた.実験で使用した ハイパースペクトルカメラは,近紫外域(380nm)から近赤 外域(1000nm)までの波長域を5nm ずつ,125 バンドに分 光して撮影することができる.

#### 5.2 分光吸収係数

提案手法の有効性を確認するために,分光吸収係数の推 定結果と真値の比較を行った.それぞれの液体の分光吸収 係数の真値は,既知の被写体を水深を変化させながら撮影 することで算出した.また,分光吸収係数の真値は最大値 が1となるように正規化している.

3節より,本手法では2枚の分光画像間で対応点をとる必要がある.そこで今回は,MATLABのMSER(Maximally Stable Extremal Regions)特徴 [12] を利用して対応点を求めた.図3に入力画像について対応点を取得した例を示す.また,式(7)に示す最適化は初期値をランダムに設定する.そこで,今回はランダムな初期値100組について,目的関数を最も最小化した値を推定値とした.

図4にそれぞれのシーンにおける分光吸収係数を示す. 実験に用いた液体と液体中物体の組み合わせは(a)メチレ



図 3: 入力画像 (530nm) と対応点

ンブルーの希釈液と砂利,(b)メチレンブルーの希釈液と テクスチャのあるボード,(c)醤油の希釈液と砂利の3つ のシーンである<sup>\*1</sup>.なお、本手法では推定結果にスケール とバイアスの不定性が残るため、比較のために真値を既知 として最小二乗法で最適なスケールとバイアスを算出して いる.分光吸収係数を推定する波長の範囲は、メチレンブ ルーの希釈液では405nmから940nm、醤油の希釈液では 450nmから940nmとした.これは、光源が弱い、または 吸収が強いために、観測される分光強度の値が小さすぎる 波長では、分光吸収係数を推定できなかったためである.

図4より,推定された分光吸収係数について,メチレン ブルーの希釈液は赤と緑の波長を吸収して青く見え,醤油 の希釈液は青と緑の波長を吸収して赤く見え,それぞれの 液体の特徴をとらえていることが分かる.いずれの液体に ついても水で希釈しているため,近赤外の波長で水による 吸収がみられていることも分かる.さらに,スケールとバ イアスを合わせた推定結果は真値とほぼ同じ値になってい ることが分かる.また,分光吸収係数のRMS (Root Mean Square) 誤差は, (a), (b), (c) でそれぞれ 0.108, 0.108, 0.070 であった.これらのことから,提案手法による分光 吸収係数の推定が有効であることが分かる.

### 5.3 形状復元

推定した分光吸収係数が液体中のシーンの形状復元に有 効であることを実画像実験により確認した.撮影の際に は、Asanoら[3]の手法と同様に、ハイパースペクトルカ メラと光源をほぼ同じ位置に配置した.また、形状復元に 用いる波長について、分光反射率はほぼ同じだが、分光吸 収係数は大きく異なることを仮定している.ほとんどの物 体の分光反射率は近赤外波長ではほぼ一定となる[6]こと から、実験では分光吸収係数が大きく変化する 825nm から 900nmの波長域を利用した.また、比較のために、ノイズ の影響を強く受ける2波長のみを利用した推定も行った. 推定には分光強度が小さく、分光吸収係数が近い 890nm と 900nm を用いた.

図5は撮影した分光画像から再構成した疑似 RGB 画像 とその相対的な深度マップである.深度マップでは,浅い 画素を黄色に,深い画素を青色に表示している.深度マッ プの白い画素は,反射率が低いために,深度を推定するに

\*1 (a) と (b) は液体の濃度が異なるため真値が異なる.



図 4: 分光吸収係数の推定結果

は放射強度が小さすぎる画素を示している. (a), (b) は深 度が上から下へかけて深くなり, (c), (d) は深度が左上か ら右下へかけて深くなっていく. 深度マップから, 液体中 のシーンの形状特徴が復元できていることが分かる. ま た, (a) と (b), (c) と (d) をそれぞれ比較すると, 重み付 き最小二乗法により推定することでノイズに頑健に液体中 のシーンを復元できることが分かる.

#### 5.4 反射率推定

推定した分光吸収係数が液体中シーンの物体表面の反射 率推定に有効であることを確認した.比較として,吸収に よる影響を考慮する/しない場合に推定される反射率と無 色透明な液体中(水)のシーンから復元した反射率画像を



(d) ボード (ノイズの影響の強い 2 波長から推定)図 5: 形状復元の結果

比較した.図6は(d)吸収の影響を除去したデータと(e) 補正前のデータにおけるメチレンブルーの希釈液の疑似 RGBと反射率画像,(f)無色透明の液体(水)における疑似 RGBと反射率画像である.吸収による影響を考慮するこ とで本来の物体色に近い反射率が得られていることが分か る.また,(d)補正後の画像と(f)水画像,および,(e)補 正前の画像と(f)水画像のPSNRはそれぞれ 26.21,22.39 であった.これらのことから,推定した分光吸収係数が液



体中物体の反射率推定に有効であることが分かる.

# 6. まとめと今後の展望

本稿では、液体の外側から受動的かつ非接触に撮影した 2 視点の分光画像から、液体の分光吸収係数を推定する手 法を提案した.具体的には、分光吸収係数の推定が非負値 行列因子分解に帰着することを示し、行列分解の不定性を 解析した.また、実画像実験により提案手法の有効性を確 認し、推定された分光吸収係数が液体中シーンの形状復元 や反射率推定に有効であることを確認した.推定精度の向 上や不定性の解消は今後の課題である.また、散乱を含む 液体への拡張や分光画像と偏光画像の併用 [16]、および、 減衰/吸収係数に関する事前知識の利用 [2] などは今後の 検討課題である.

謝辞 本研究の一部は, JSPS 科研費 JP20H00612 の助 成を受けた.

## 参考文献

- Akkaynak, D. and Treibitz, T.: Sea-thru: A method for removing water from underwater images, In Proc. IEEE/CVF CVPR2019, pp.1682–1691 (2019).
- [2] Akkaynak, D., Treibitz, T., Shlesinger, T., Loya, Y., Tamir, R., and Iluz, D.: What is the space of attenuation coefficients in underwater computer vision?, In Proc. IEEE CVPR2017, pp.568–577 (2017).
- [3] Asano, Y., Zheng, Y., Nishino, K., and Sato, I.: Shape from water: Bispectral light absorption for depth recovery, In Proc. ECCV2016, pp.635–649 (2016).
- [4] Berry, M., Browne, M., Langville, A., Pauca, V., and Plemmons, R.: Algorithms and applications for approximate nonnegative matrix factorization, Computational Statistics & Data Analysis, 52(1), pp.155–173 (2007).
- [5] Bryson, M., Johnson-Roberson, M., Pizarro, O., and Williams, S. B.: *True color correction of autonomous underwater vehicle imagery*, Journal of Field Robotics, 33(6), pp.853–874 (2016).
- [6] Choe, G., Narasimhan, S. G., and Kweon, I. S.: Simultaneous estimation of near IR BRDF and finescale surface geometry, In Proc. IEEE CVPR2016, pp.2452–2460 (2016).
- [7] Curcio, J. A. and Petty, C. C.: The near infrared absorp-

*tion spectrum of liquid water*, JOSA A, 41(5), pp.302–304 (1951).

- [8] Jones, M. W. and Kao, K. C.: Spectrophotometric studies of ultra low loss optical glasses II: double beam method, Journal of Physics E: Scientific Instruments, 2(4), pp.331–335 (1969).
- Jordt-Sedlazeck, A. and Koch, R.: Refractive structurefrom-motion on underwater images, In Proc. IEEE ICCV2013, pp.57–64 (2013).
- [10] Kaeli, J. W., Singh, H., Murphy, C., and Kunz, C.: Improving color correction for underwater image surveys, In Proc. MTS/IEEE OCEANS2011, pp.1–6 (2011).
- [11] Kao, K. C. and Davies, T. W.: Spectrophotometric studies of ultra low less optical glasses I: single beam method, Jornal of Physics E: Scientific Instruments, 1(11), pp.1063–1068 (1968).
- [12] Matas, J., Chum, O., Urban, M., and Pajdla, T.: Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions, Image and Vision Computing, 22(10), pp.761–767 (2004).
- [13] Murai, S., Kuo, M., Kawahara, R., Nobuhara, S., and Nishino, K.: Surface normals and shape from water, In Proc. IEEE/CVF ICCV2019, pp.7829–7837 (2019).
- [14] Murez, Z., Treibitz, T., Ramamoorthi, R., and Kriegman, D.: *Photometric stereo in a scattering medium*, pp.3415–3423 (2015).
- [15] Reinhard, E., Khan, E. A., Akyuz, A. O., and Johnson, G.: Color Imaging: Fundamentals and Applications, A K Peters/CRC Press (2008).
- [16] Schechner, Y. Y. and Karpel, N.: Clear underwater vision, In Proc. IEEE CVPR2004, pp.536–543 (2004).
- [17] Takatani, T., Ito, Y., Ebisu, A., Zheng, Y., and Aoto, T.: Event-based bispectral photometry using temporally modulated illumination, In Proc. IEEE/CVF CVPR2021, pp.15638–15647 (2021).
- [18] Tsiotsios, C., Angelopoulou, M. E., Kim,T.-K., and Davison, A. J.: Backscatter compensated photometric stereo with 3 sources, In Proc. IEEE ICCV2014, pp.2259–2266 (2014).
- [19] Wang, C. and Okabe, T.: Per-pixel water and oil detection on surfaces with unkown reflectance, In Proc. EUSIPCO2021, pp.601–605 (2021).
- [20] Wang, C., Okuyama, M., Matsuoka, R., and Okabe, T.: Per-pixel water detection on surfaces with unknown reflectance, IEICE Trans. Information and Systems, E104-D(10), pp.1555–1562 (2021).
- [21] Yamashita, A., Fujii, M., and Kaneko, T.: Color registration of underwater images for underwater sensing with consideration of light attenuation, In Proc. IEEE ICRA2007, pp.4570–4575 (2007).