

単一カラー画像からの液体の吸収係数の推定とその応用

片平 淳也^{1,a)} 陰山 賢太^{1,b)} 川原 僚^{1,c)} 岡部 孝弘^{1,d)}

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。吸収による減衰は光路長と液体の吸収係数に依存し、ランバート・ベールの法則により記述される。吸収係数は液体の種類・成分に依存するため、実シーンにおいてはしばしば未知である。そこで本稿では、液体中のシーンを液体外から撮影した単一カラー画像に基づいて、液体の吸収係数を推定する手法を提案する。提案手法では、液体中のシーンにおいて物体色の等しい2点の輝度の比に着目することで、行列の因子分解により吸収係数を推定する。また、行列の因子分解に起因する推定の不定性についても議論する。実画像を用いた実験を行い、提案手法の有効性、および、その深度推定への有用性を示す。

1. はじめに

光が液体を透過するとき、そのエネルギーは液体の吸収によって減衰する。吸収による減衰は光路長と液体の吸収係数に依存し、ランバート・ベールの法則により記述される [1]。吸収係数は液体の種類や成分によって異なり、実シーンにおいてはしばしば未知であるため、計測・推定する必要がある。

液体の吸収係数は分光光度計などを用いて計測することができる。吸収により減衰して観測される透過後の輝度は、透過前の輝度、光路長、液体の吸収係数を用いて表される。そこで、分光光度計を用いた計測では透過前・透過後の輝度から吸収係数を求める。しかし、一般に、透過前の輝度が既知である場合は限られている。また、較正用物体を用いて、センサから較正用物体までの距離を変化させたときの輝度と光路長の関係から吸収係数を求めることができる。しかし、較正用物体や光路長の計測・推定が必要となる。

そこで本稿では、液体中のシーンを液体外から撮影した単一カラー画像に基づいて、較正用物体を用いることなく液体の吸収係数を推定する手法を提案する。具体的には、液体中のシーンにおいて物体色の等しい2点の輝度の比に着目することで、行列の因子分解により吸収係数を推定できることを明らかにする。また、推定された吸収係数に行列の因子分解に起因する不定性があることも示す。さらに

実画像を用いた実験を行い、提案手法の有効性を確認するとともに、推定した吸収係数が液体中シーンの形状復元 [3] に有用であることを示す。

2. 関連研究

2.1 吸収係数の計測・推定

液体の吸収係数を計測する従来手法として、光源と試料室を用いる吸光光度法 [4], [5] がある。この手法では吸収による透過前後の輝度や光路長が既知として、ランバート・ベールの法則により吸収係数を算出する。具体的には、液体透過前後の輝度の比の対数をとることで吸収係数を求める。これらの手法は試料室を透過した光の輝度を観測器で観測する能動的な接触計測となる。

また、較正用物体を用いて吸収係数を計測・推定する手法も提案されている。例えば、較正用物体を液体中に沈めてその輝度を計測したとき、較正用物体と観測器の間の距離を変化させることで、輝度と光路長の関係から吸収係数を推定することができる。しかし、較正用物体や光路長の計測・推定が必要となる。

これらの手法に対して、Kageyama ら [2] 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受動的な手法を提案している。この手法では、液体中シーンのある点を2視点から観察したときに光路長が異なることを手掛かりに、分光吸収係数の推定を行っている。しかし、推定には分光画像が必要となる。

一方で、本手法は、較正用物体が不要であるのに加えて、分光画像よりも撮影コストがかからない単一カラー画像のみを用いることで、受動的かつ非接触な吸収係数の推定を

¹ 九州工業大学

Kyushu Institute of Technology

a) katahira.junya667@mail.kyutech.jp

b) kenta.kageyama406@mail.kyutech.jp

c) rkawahara@ai.kyutech.ac.jp

d) okabe@ai.kyutech.ac.jp

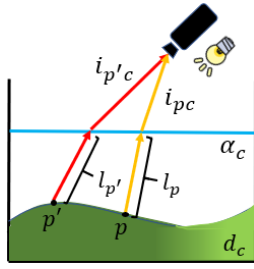


図 1 観測光のモデル

実現する。

2.2 吸収に基づく応用

これまでに液体による光の吸収を手掛かりにして、液体中の物体形状を復元したり液体を検出する研究が行われてきた。液体中の物体形状を復元する研究として 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ことを手掛かりに水中物体の形状を復元する手法を提案している。また、Murai ら [6] 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。

液体の検出を行う研究として、Wang ら [7] は水による光の吸収を手掛かりに、反射率が未知の物体表面において画素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 [8] 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として手法を拡張している。

これらの研究が提案する手法は撮影対象となる液体の吸収を手掛かりとした手法であり、吸収係数が既知であることを仮定している。しかし、実シーンにおいて液体の吸収係数はほとんどの場合未知であり、計測・推定の必要がある。本手法により、受動的かつ非接触に吸収係数を推定することは、これらの応用において重要である。

3. 提案手法

3.1 基本原理

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。液体中の物体を単一視点から撮影した $c = R, G, B$ の 3 チャンネルのカラー画像において、液体中の物体表面上のある位置 \mathbf{x} の観測輝度を i 、物体表面の放射輝度を i_0 、液体の吸収係数を α 、光路長を l としたとき、これらの関係は

$$i(\mathbf{x}, c) = i_0(\mathbf{x}, c)e^{-\alpha(c)l(\mathbf{x})} \quad (1)$$

のように表すことができる。

3.2 吸収係数の推定

図 1 に観測光のモデルを示す。物体色の同じ画素

p ($p = 1, 2, \dots, P$) を考える。カメラと光源が同じ位置にあるとき、画素値 i_{pc} を液体の吸収係数 α_c 、光路長 l_p 、および、陰影 s_p と共通の物体色 d_c を用いて表すと、

$$i_{pc} = s_p d_c e^{-2\alpha_c l_p} \quad (2)$$

となる。式 (2) に対して、ある 2 つの画素 p, p' の比の対数をとって変形すると、物体色 d_c が相殺され、

$$\log \frac{i_{p'c}}{i_{pc}} = \log \frac{s_{p'}}{s_p} + 2\alpha_c(l_p - l_{p'}) \quad (3)$$

のように表すことができる。単一カラー画像から、式 (3) で表されるような画素の組が Q 個分、チャンネル数 3 個分得られたとすると、式 (3) は $3 \times Q$ の観測行列 \mathbf{I} 、チャンネルに依存する 3×2 の行列 \mathbf{A} 、画素に依存する $2 \times Q$ の行列 \mathbf{B} を用いて、

$$\mathbf{I} = \mathbf{A}\mathbf{B} \quad (4)$$

となる。行列 \mathbf{I} には $i_{cq} = \ln(i_{p'c}/i_{pc})$ が並び、行列 \mathbf{A} には 1 と α_c がそれぞれ縦に並び、行列 \mathbf{B} には $2l_q = 2(l_p - l_{p'})$ と $d_q = \ln(s_{p'}/s_p)$ が横に並んでいる。提案手法では、行列の因子分解に基づく最適化で、行列 \mathbf{I} を行列 \mathbf{A} と行列 \mathbf{B} に分解することで、吸収係数 α_c の推定を行う。

具体的には、目的関数

$$\sum_{c,q} (i_{cq} - 2\alpha_c l_q - d_q)^2 \quad (5)$$

が最小になるように最適化を行う。本手法では吸収係数 α_c に関して非負制約を課し、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吸収係数の推定を行う。

3.3 行列分解の不定性

提案手法には、行列の因子分解に起因する不定性が存在する。 $3 \times Q$ の観測行列 \mathbf{I} を 3×2 の行列 \mathbf{A} と $2 \times Q$ の行列 \mathbf{B} に分解することから、それらの間に 2×2 の正則な行列 \mathbf{C} とその逆行列を挟んでも、 $\mathbf{I} = (\mathbf{A}\mathbf{C})(\mathbf{C}^{-1}\mathbf{B})$ のように同一の \mathbf{I} が得られる。したがって、本手法により推定される吸収係数 $\hat{\alpha}_c$ と吸収係数の真値 α_c の間には

$$\begin{pmatrix} 1 & \hat{\alpha}_R \\ 1 & \hat{\alpha}_G \\ 1 & \hat{\alpha}_B \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & \alpha_R \\ 1 & \alpha_G \\ 1 & \alpha_B \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} \\ c_{21} & c_{22} \end{pmatrix} \quad (6)$$

のような関係が成り立つ。

一般に、吸収係数はチャンネルについて一定ではないことから、 $1 = c_{11} + c_{21}\alpha_c$ より、 $c_{11} = 1$ かつ $c_{21} = 0$ となる。つまり、不定性行列 \mathbf{C} は

$$\mathbf{C} = \begin{pmatrix} 1 & c_{12} \\ 0 & c_{22} \end{pmatrix} \quad (7)$$

となる。したがって、提案手法により推定される吸収係数の不定性はスケール c_{22} とバイアス c_{12} の 2 自由度に帰着することから $\hat{\alpha}_c = c_{12} + c_{22}\alpha_c$ となる。

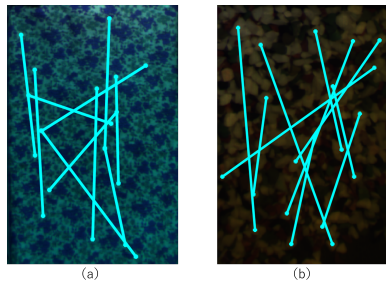


図 2 対応点の取得例

表 1 吸収係数の推定結果

	シーン (a)			シーン (b)		
	不定性			不定性		
	真値	あり	なし	真値	あり	なし
α_R	0.888	0.389	0.889	0.085	0.156	0.079
α_G	0.030	0.305	0.051	0.246	0.278	0.255
α_B	0.082	0.306	0.060	0.670	0.566	0.666

4. 実験

4.1 吸収係数の推定

提案手法の有効性を確認するために、実画像を用いた実験を行った。液体中のシーンを液体外の単一視点から撮影した画像から吸収係数の推定を行い、その結果と真値の比較を行った。撮影にはハロゲン光源とカラーカメラを用いた。真値は、既知の被写体を液体中の深さを変化させながら撮影することで算出した。3節で述べたとおり、提案手法では物体色の同じ点の組み合わせが必要である。今回は物体色の同じ点を手動で抽出し、その組み合わせを手動で指定することにより与えた。図 2 に撮影画像で対応点を取得した例を示す。また、式 (5) に示す最適化は吸収係数の初期値 100 組をランダムに設定し、その中から目的関数を最も最小化した値を推定値とした。

表 1 に吸収係数の推定結果を示す。実験に用いた液体と液体中のシーンの組み合わせは (a) メチレンブルーの希釈液と模様のあるボード、(b) 醤油の希釈液と砂利の 2 つのシーンである。なお、提案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不定性を除去した結果も示す。表 1 より、スケールとバイアスを合わせた推定結果は真値に近い値であることがわかる。また、吸収係数の RMS (Root Mean Square) 誤差は (a), (b) でそれぞれ 0.021, 0.010 であった。これらのことから、提案手法による吸収係数の推定が有効であることがわかる。

4.2 形状復元

推定した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確認するために実画像実験を行った。物体色の

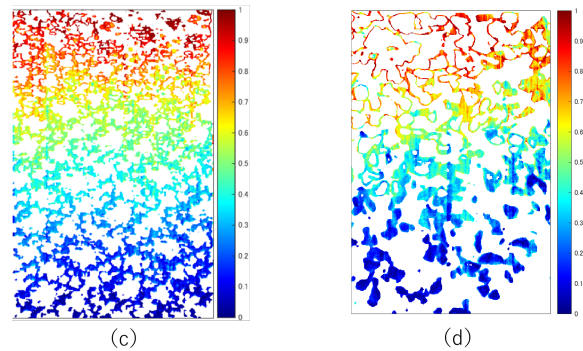
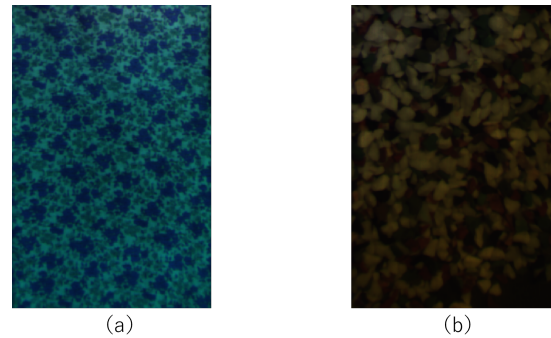


図 3 形状復元結果

同じ画素 p の深度 l_p は、Asano ら [3] の手法を用いて、

$$l_p = \frac{1}{2(\alpha_R - \alpha_G)} \log \frac{i_{pG}}{i_{pR}} \quad (8)$$

により推定することができる。但し、吸収係数の不定性および R と G の反射率が異なることから、深度にもスケールの不定性がある。図 3(a),(b) に液体中に存在する物体として模様のあるボード、砂利を撮影した実画像、(c),(d) にそれぞれの画像に対して推定した、相対的な深度マップを示す。今回は物体色が白色の画素の深度を推定した。深度マップにおいて、深度が浅い画素を赤色、深い画素を青色に表示している。白く空いている画素は物体色が白色でない画素を表している。(c) に関して、実際の深度は上から下にかけて深くなっており、また (d) に関して、左上から右下にかけて深くなっており、実際の深度は推定した深度マップから液体中のシーンを復元できることがわかる。

5. まとめ

本稿では、液体中のシーンを液体外から撮影した単一カラー画像から液体の吸収係数を推定する手法を提案した。液体中のシーンにおいて物体色の等しい 2 点の輝度の比に着目することで、行列の因子分解に基づく最適化により液体の吸収係数を推定した。また、実画像を用いた実験により提案手法の有効性と推定した吸収係数が液体中のシーンの形状復元に有用であることを確認した。単一カラー画像における物体色の等しい点の自動抽出や提案手法の散乱媒体への拡張は今後の課題である。

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

- [1] Reinhard, E., Khan, E. A., Akyuz, A. O., and Johnson, G. “Color Imaging: Fundamentals and Applications”, AK Peters/CRC Press, 2008.
- [2] Kageyama, K., Kawahara, R., and Okabe, T., “Spectral Absorption from Two-view Hyperspectral Images”, In Proc. VISAPP2022, 2022.
- [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] Kao, K. C., and Davies, T. W., “Spectrophotometric studies of ultra low optical glasses I: single beam method”, Journal of Physics E: Scientific Instruments, Volume 1, pp.1063–1068, 1968.
- [5] 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.
- [6] Murai, S., Kuo, M. J., Kawahara, R., Nobuhara, S., and Nishino, K., “Surface Normals and Shape From Water”, In Proc. IEEE/CVF ICCV2019, pp.7830–7838, 2019.
- [7] 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.
- [8] Wang, C. and Okabe, T. “Per-pixel water and oil detection on surfaces with unknown reflectance”, In Proc. EUSIPCO2021, pp.601–605, 2021.