

平成 30 年 5 月 14 日現在

機関番号：15401

研究種目：基盤研究(B) (一般)

研究期間：2014～2017

課題番号：26280061

研究課題名(和文)多重散乱光トモグラフィのコンピュータビジョン的アプローチ

研究課題名(英文)Computer vision approach to scattering tomography

研究代表者

玉木 徹 (Tamaki, Toru)

広島大学・工学研究科・准教授

研究者番号：10333494

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 12,100,000円

研究成果の概要(和文)：本研究は、等方散乱や単散乱ではなく、より現実に近い多重散乱をモデル化することができる新しい光トモグラフィの手法を開発するものである。本研究は、物体内部で赤外線が散乱する様子をコンピュータグラフィックスで用いられている手法を用いて解析すること、そしてコンピュータビジョンのアプローチにより逆問題を解き、物体内部の様子を推定することである。本研究では、物体の上部1点から光を入射し、物体の下部から出射する光を観測することで、物体の内部構造(つまり各点における光の消散係数)を推定する。この問題を、近似レイヤ多重散乱モデルを用いた制約条件付き最適化問題として定式化し、効率的な計算方法を考案した。

研究成果の概要(英文)：In this research, we develop a novel optical tomography method that can model multiple scattering that is closer to reality than isotropic scattering or simple scattering. The purpose of this research is to analyze the scattering of infrared light inside the object using the method used in computer graphics, and to solve the inverse problem by computer vision approach and estimate the inside of the object. In this study, the internal structure of the object (that is, the extinction coefficient of light at each point) is estimated by observing the light emitted from the upper part of the object and observing the light emitted from the lower side of the object. This problem was formulated as a constrained optimization problem using an approximate layer multiple scattering model, and an efficient calculation method was devised.

研究分野：コンピュータビジョン

キーワード：散乱トモグラフィ 多重散乱 光トモグラフィ 主双対内点法 制約付き最適化問題 ヘッセ行列

1. 研究開始当初の背景

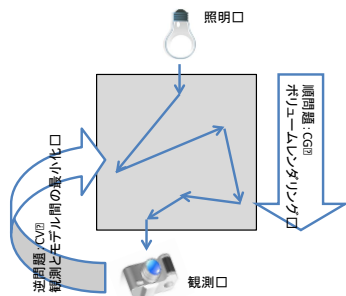
トモグラフィとは対象物体を破壊せずその内部構造を推定する手法の総称であり、医療分野や非破壊検査などで現在広く使われている。

現在広く普及しているトモグラフィには、X線を用いるCT、放射性物質を用いるPET、磁気を用いるMRIなどがある。これらは普及している一方で、CTやPETには人体への被曝の問題があり、MRIにはペースメーカーなどの医療機器への影響がある。そのため、安全な赤外線を用いた光トモグラフィの研究開発が進められている。

赤外線を用いる場合の最大の研究課題は、物体内部での光の散乱である。観測がインパルスではなくなるため、裾野の広い観測光分布から内部構造を推定しなければならない。この散乱のモデル化によって、従来手法は大きく2種類に分けることができる。1つは光が非常に散乱されて等方的に拡散すると仮定し、有限要素法を用いて時空間拡散方程式を解く光拡散トモグラフィである。もう一つは、光は物体内で1回しか散乱されないという仮定を用いる単散乱トモグラフィである。いずれのアプローチも近似や制約が強く、正確に内部を推定することは困難である。

2. 研究の目的

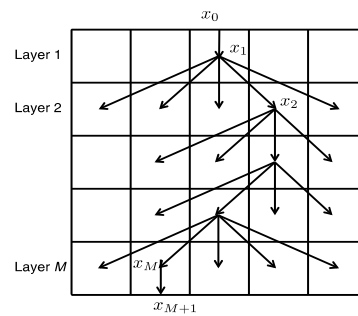
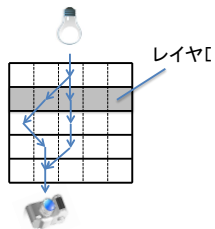
本研究は、等方散乱や単散乱ではなく、より現実に近い多重散乱をモデル化することのできる新しい光トモグラフィの手法を開発するものである。本研究は、人体内部で赤外線が散乱する様子をコンピュータグラフィックスで用いられている手法を用いて解析すること、そしてコンピュータビジョンのアプローチにより逆問題を解き、人体内部の様子を推定することである。



3. 研究の方法

本研究の問題設定は次のようなものである。物体の上部1点から光を入射し、物体の下部1点から出射する光を観測する。入射と出射の位置を変えて得られる多数の観測から、物体の内部構造(つまり各点における光の消散係数)を推定する。

本研究の基礎となる近似レイヤ多重散乱モデルでは、矩形形状の2次元物体を格子状に区切り、横1列の格子の集まりをレイヤとみなす。そして、あるレイヤの格子から次のレイヤの格子へと光が散乱すると仮定する。このとき、次のレイヤの格子までの距離と、格子自体の吸収係数に応じて、光は減衰する。このモデルを次の図に



示す。

光の入射点と出射点を固定しても、光が通る経路は無数に存在するため、ある出射点で観測される光は、すべての経路を通過した光の総和である。このモデルでは、光は各格子の中心を通過すると仮定しているため、経路の個数は有限である。ただし計算時間を短縮するため、寄与が小さい経路を打ち切る。

このアプローチの特徴は、物体を格子状に離散化して、各格子の吸収係数をベクトルで表現することである。この独自の定式化により、最適化問題として定式化することが可能になる。

4. 研究成果

本研究の成果は、まず経路積分の離散定式化を実現したことである。光源を L_e , transmittance を T , 位相関数を f_f とし、光源の位置を x_0 , 入射点以降の散乱点を x_i , 出射点を x_{M+1} とする。ここで M はレイヤ格子モデルのレイヤ数である。このとき、観測される光 I は以下の式で表される。

$$I = \sum_{M=2}^{\infty} \sum_{k \in \omega_M} L_e(x_0, x_1) T(x_0, x_1) dA(x_0) \times \left[\prod_{m=1}^M f_f(x_{m-1}, x_m, x_{m+1}) T(x_m, x_{m+1}) d\omega(x_m) \right] d\omega(x_{M+1}).$$

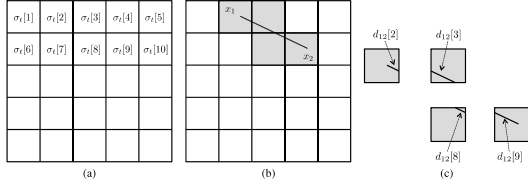
ここで k は経路空間 ω_M 中のある経路、 M は経路の長さ(散乱回数)を表す。 T は次式で表される通り、経路上での指数関数的な減衰を表す。

$$T(x_m, x_{m+1}) = \begin{cases} e^{-\tau(x_m, x_{m+1})}, & \{x_m, x_{m+1}\} \subset \nu_0 \cup \partial\nu \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

ここで τ は散乱点 x_m と x_{m+1} の間の光学的深度であり、次式で表現されるように、光が吸収されるほど値が大きくなる。

$$\tau(x_m, x_{m+1}) = \int_0^1 \sigma_t [(1-s)x_m + sx_{m+1}] ds$$

ここでの問題は、積分中の消散係数 σ_t を求めることである。そのために、レイヤモデルの離散化を利用し、積分を総和で近似する。このとき、下図に示すようにレイヤモデル中の各領域では値が定数であることを仮定すると、積分が総和で書けるだけでなく、次式のようにベクトル行列積で書くことができる。



$$\begin{aligned} \tau(x_m, x_{m+1}) &= \int_0^1 \sigma_t [(1-s)x_m + sx_{m+1}] ds \\ &= \sum_{b \in \mathcal{B}_{x_m, x_{m+1}}} \sigma_t [b] d_{x_m, x_{m+1}} [b] = \sigma_t^T d_{x_m, x_{m+1}}. \end{aligned}$$

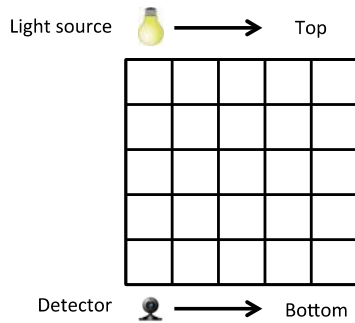
ここで σ_t はレイヤモデル中の各領域の消散係数を表すベクトル、 $d_{x_m, x_{m+1}}$ は、散乱点 x_m と x_{m+1} の間の経路が各領域に含まれている長さである。この定式化により、積分方程式がベクトルを用いた最適化問題へと帰着することになる。このベクトル表現の利点は、部分経路の和により物体中の経路を表すことができる点である。つまり

$$D_k = \sum_{m=0}^M d_{x_m, x_{m+1}},$$

が物体の上から下までの経路 k を表すことができる。これを用いると、光源位置 i と観測位置 j の組で表される光 I_{ij} は以下のように書くことができる。

$$I_{ij} = I_0 \sum_{k=1}^{N_{ij}} H_{ijk} e^{-\sigma_t^T D_{ijk}},$$

ここで I_0 は光源、 D_{ijk} は光源位置 i と観測位置 j を結ぶ経路 k がレイヤモデル中の各領域に含まれる長さである。 H_{ijk} はそれ以外の定数を表す。光源位置は、物体上面のレイヤの各領域を移動し、観測位置は底面を移動することができる。こうすることで、多数の計測値が得られることになる。



このモデルにより、消散係数の推定は次の制約条件付き最適化問題として定式化できる。

$$\min_{\sigma_t} f_0, \quad f_0 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \left| I_{ij} - I_0 \sum_{k=1}^{N_{ij}} H_{ijk} e^{-\sigma_t^T D_{ijk}} \right|^2,$$

ここで I_{ij} は観測光であり、モデルと観測との差を最小化するパラメータを求めればよい。ただし消散係数は正の値を取るため、

$$0 \leq \sigma_t \leq u,$$

という制約条件が必要となる。

制約条件付き最適化問題の解法にはいくつかあるが、本研究では対数障壁法と主双対内点法を用いた。対数障壁法は制約条件を対数関数で表現するものであり、収束が比較的遅いが、実装が容易であるというメリットがある。主双対内点法は主問題と双対問題の解を同時に求める方法であり、そのため収束が比較的早い。計算量が大きくなり、またメモリ使用量も増えるという問題点がある。それぞれの手法は内部ループとしてニュートン法や準ニュートン法を利用することになる。ニュートン法はヘッセ行列を用いるので、収束が早い。計算コストが大きくなるという問題点があり、準ニュートン法はヘッセ行列を近似するために計算量は小さいものの収束が遅いという問題点がある。いずれの手法も性能は問題に依存するため、本研究ではこれらの手法を比較検討する。

最適化問題の汎用ソルバは問題に依存した工夫を取り入れることができない。そこで本研究では効率的な勾配ベクトルとヘッセ行列の計算方法を考案した。最適化問題の目的関数を f 、変数を σ_t とすると、単純に計算すると勾配ベクトルは以下のように表される。

$$\begin{aligned} \frac{\partial f}{\partial \sigma_t} &= \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (2I_{ij} I_0 \text{sum}[(\mathbf{E}_{ij} \odot \mathbf{H}_{ij}) \otimes D_{ij}] \\ &\quad - I_0^2 \text{sum}\{[(\mathbf{E}_{ij} \odot \mathbf{H}_{ij})(\mathbf{E}_{ij} \odot \mathbf{H}_{ij})^T] \otimes \widetilde{D}_{ij}\}), \end{aligned}$$

経路数の期待値を $\sim N$ 、レイヤモデルを $N \times M$ とすると、この式の計算コストは $O(\sim N^2, 2N^2)$ である。つまり経路数の数の2乗に比例した計算量がかかるため、計算精度を上げるために経路数を増やすということが難しくなる。そこで本研究では、次式の勾配ベクトルを導出した。

$$\frac{\partial f}{\partial \sigma_t} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N 2I_0 (I_{ij} - I_0 \mathbf{E}_{ij}^T \mathbf{H}_{ij}) D_{ij} (\mathbf{E}_{ij} \odot \mathbf{H}_{ij}).$$

数学的には等価であるものの、計算量は $O(\sim N, N^2)$ であり、経路数に線形に比例するだけである。これにより計算量が格段に削減される。

同様に、計算量を削減したヘッセ行列を導出した。従来の式は以下の示すヘッセ行列の要素の計算を要素数分行うものである。

$$\begin{aligned} h_{xy} &= - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N I_{ij} I_0 \text{sum}(\mathbf{E}_{ij} \odot \mathbf{H}_{ij} \odot \beta_{ijx} \odot \beta_{ijy}) \\ &\quad + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N I_0^2 \text{sum}[(\mathbf{E}_{ij} \odot \mathbf{H}_{ij})(\mathbf{E}_{ij} \odot \mathbf{H}_{ij})^T \odot \gamma_{ijx} \odot \gamma_{ijy}]. \end{aligned}$$

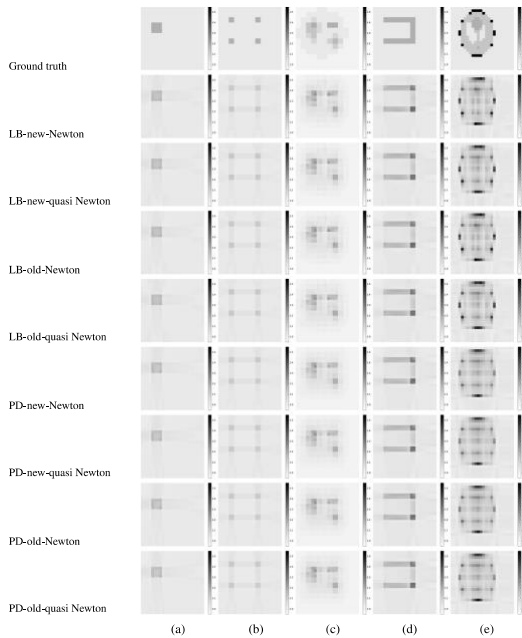
この計算量は $O(\sim N^2, N^4, M^2)$ である。これに対して新しく導出した式を以下に示す。

$$\frac{\partial^2 f}{\partial \sigma_i^2} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N 2I_0^2 D_{ij}(\mathbf{E}_{ij} \odot \mathbf{H}_{ij}) [D_{ij}(\mathbf{E}_{ij} \odot \mathbf{H}_{ij})]^T - 2I_0(I_{ij} - I_0 \mathbf{E}_{ij}^T \mathbf{H}_{ij}) D_{ij} \text{diag}(\mathbf{E}_{ij} \odot \mathbf{H}_{ij}) D_{ij}^T.$$

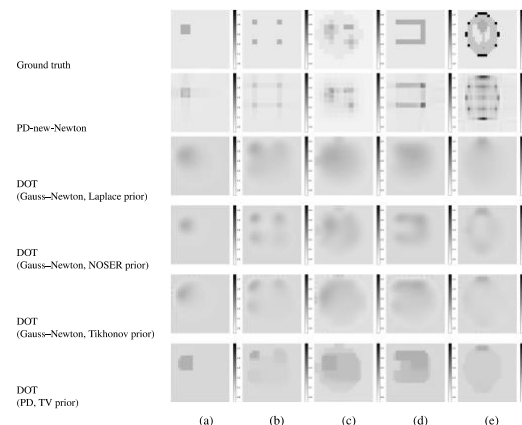
これはヘッセ行列を一度に計算する式であり、計算量は $O(\sim N^2, N^4, M^2)$ である。これも経路数に線形に比例する公式であり、格段に計算量を削減することができる。

実験結果を下図に示す。最上段は真値、各列は異なるレイヤモデルを表す。明るいほど光が直進し、暗いほど光は吸収される。左端には用いた手法が記してあり、LB は対数障壁法、PD は主双対内点法、new は新しい勾配ベクトルとヘッセ行列の公式を用いたもの、old は以前の式を用いたもの、Newton と quasi-Newton はそれぞれ内部ループにニュートン法と準ニュートン法をソルバとして用いたものである。

この図から分かるように、いずれの組み合わせでも良好にレイヤモデル中の消散係数を推定できていることが確認できる。



次に示す図は、従来手法である DOT(光拡散トモグラフィ)の推定結果と提案手法の結果を比較したものである。



DOT は拡散近似を用いているため、推定された結果は非常にぼやけたものになっている一方で、提案手法の推定結果はより鮮明なものになっている事がわかる。

次に定量的な評価結果を表で示す。以下の表は、真値との誤差 (RMSE) と計算時間を、提案手法と従来手法の様々な組み合わせで比較したものである。これにより、それぞれの利点が明らかになった。まずいずれの組み合わせにおいても、効率的なヘッセ行列計算方法を用いることで計算速度が向上することがわかった。もっとも高速化されたのは、対数障壁法とニュートン法の組み合わせ (LB-*Newton) であり、従来の計算方法では 1 万秒程度の計算時間がかかるが、提案する計算方法では 60 秒程度にまで減少することが確認された。主双対内点法 (PD-*)を用いた場合、ほとんどの場合に対数障壁法よりも計算時間が短縮された。しかし準ニュートン法を用いる場合 (*-quasi-Newton)、対数障壁法のほうが計算時間が短い場合があることが確認された。これは準ニュートン法による勾配ベクトル計算の近似精度が主双対内点法の収束性能に悪影響を及ぼしていると考えられるためである。したがって主双対内点法を用いる場合には準ニュートン法ではなくニュートン法を採用したほうが良いことがわかった。

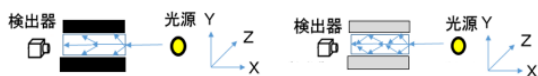
	a	b	c	d	e
RMSE					
LB-new-Newton	0.008422	0.012643	0.014584	0.021246	0.052511
LB-new-quasi-Newton	0.008646	0.012478	0.014444	0.020375	0.049811
LB-old-Newton	0.008422	0.012643	0.014584	0.021246	0.052420
LB-old-quasi-Newton	0.008646	0.012478	0.014444	0.020375	0.049818
PD-new-Newton	0.009776	0.013190	0.014490	0.021251	0.055912
PD-new-quasi-Newton	0.009754	0.013184	0.014502	0.021201	0.056065
PD-old-Newton	0.009776	0.013190	0.014490	0.021251	0.055912
PD-old-quasi-Newton	0.009754	0.013184	0.014502	0.021201	0.056084
DOT (GN, Laplace prior)	0.059539	0.062984	0.078100	0.068001	0.087094
DOT (GN, NOSER prior)	0.052053	0.057515	0.075478	0.059156	0.086397
DOT (GN, Tikhonov prior)	0.054729	0.056196	0.073146	0.059284	0.087659
DOT (PD, TV prior)	0.055047	0.059219	0.081811	0.070263	0.086107
Computation time (s)					
LB-new-Newton	60.00 ± 4.60	57.63 ± 1.41	61.90 ± 2.88	62.32 ± 1.22	93.10 ± 2.46
LB-new-quasi-Newton	18.64 ± 0.90	17.22 ± 1.03	25.32 ± 1.21	20.73 ± 1.10	32.57 ± 0.58
LB-old-Newton	126100	12848	13383	14037	21577
LB-old-quasi-Newton	44.86 ± 1.33	42.58 ± 1.19	63.75 ± 1.76	54.05 ± 2.04	91.17 ± 1.48
PD-new-Newton	18.73 ± 2.18	16.52 ± 0.67	17.40 ± 0.93	18.28 ± 1.30	23.14 ± 1.32
PD-new-quasi-Newton	14.44 ± 0.78	13.07 ± 0.61	40.25 ± 1.01	30.77 ± 0.86	48.26 ± 1.59
PD-old-Newton	5673	5418	5824	5663	7547
PD-old-quasi-Newton	75.67 ± 1.34	67.18 ± 1.38	203.42 ± 3.42	155.69 ± 2.67	248.05 ± 4.86
DOT (GN, Laplace prior)	0.34 ± 0.04	0.41 ± 0.04	0.40 ± 0.03	0.40 ± 0.04	0.40 ± 0.03
DOT (GN, NOSER prior)	0.52 ± 0.04	0.52 ± 0.05	0.53 ± 0.05	0.50 ± 0.01	0.52 ± 0.03
DOT (GN, Tikhonov prior)	0.29 ± 0.01	0.29 ± 0.02	0.30 ± 0.03	0.29 ± 0.01	0.29 ± 0.02
DOT (PD, TV prior)	2.67 ± 0.07	2.68 ± 0.06	2.67 ± 0.07	2.64 ± 0.05	2.66 ± 0.07

最も計算時間が短い組み合わせは主双対内点法とニュートン法である (PD-new-Newton) が、それでも十数秒かかっている。これに対して従来手法の DOT は、精度 (RMSE) では劣るものの、計算時間が非常に短くほとんどの場合に 1 秒以下である。したがって提案手法のさらなる計算量の削減が望まれる。

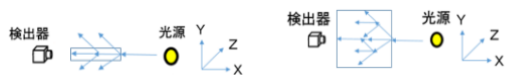
今回の実験ではレイヤモデルのサイズは 20×20 であったが、今後はさらに細かいサイズの実験が必要になる。この場合の課題も計算量である。主双対内点法とニュートン法の組み合わせ (PD-new-Newton) は計算時間が短い、計算次のメモリ使用量がレイヤモデルのサイズにかなり影響される。そのため、大きなサイズに対してはメモリ使用量の少ない対数障壁法と準ニュートン法 (LD-new-quasi-Newton) が有効であると思われる。

本研究の提案手法は、上述した 2 次元レイヤモデルだけでなく、3 次元のレイヤモデルへと数式を修正することなく拡張することが可能である。実際に 10x10x10 程度の小さいサイズでの実験を行い、問題なく推定できることが確認できている。課題は 2 次元モデルと同様に計算量であり、3 次元モデルは推定するパラメータが格段に増える。計算量を抑える工夫が必要であり、これは 2 次元でも 3 次元でも共通した課題である。

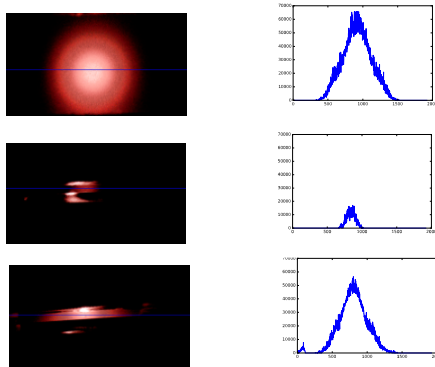
また 3D プリンタを用いて様々な形状の物体を作成し、2 次元と 3 次元での散乱の違いを実物体での計測を行った。2 次元と 3 次元では数式上は同じモデルで定式化することができるが、実際には以下の図で示すように、散乱特性が異なる。



そのため、2 次元モデルを用いた数式が実際の 3 次元物体での計測と同じ特性を持つかどうかを確認する必要がある。そこで、上下方向に出射してしまう光を、以下のように物体で包み込むことで吸収または反射するようにして計測を行った。



以下に 3 次元形状の散乱、2 次元形状で上下方向の光を吸収したもの、および反射したものの光の計測結果を示す。



この結果、2 次元で散乱の特性を測定する場合に、3 次元となるべく近いようにするためには、アルミのように光を反射するもので挟み込むことで、3 次元の散乱特性と近いものが得られることが確認できた。また、厚さが大きくなればなるほど、2 次元の散乱特性は 3 次元の散乱特性に近づいていくことが確認できた。

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計 2 件)

1. Bingzhi Yuan, Toru Tamaki, Bisser Raytchev, Kazufumi Kaneda, "Primal-dual approach to optical tomography with discretized path integral with efficient formulations", Journal of Medical Imaging, Vol. 4, No. 3, pp. 033501-1--033501-10, 2017. doi:10.1117/1.JMI.4.3.033501.
2. Bingzhi Yuan, Toru Tamaki, Takahiro Kushida, Yasuhiro Mukaigawa, Hiroyuki Kubo, Bisser Raytchev, Kazufumi Kaneda, "Optical tomography with discretized path integral", Journal of Medical Imaging, Vol. 2, No. 3, pp. 033501, 2015. doi:10.1117/1.JMI.2.3.033501

[学会発表] (計 7 件)

1. 兼森 光平, 玉木 徹, Bisser Raytchev, 金田 和文, 散乱トモグラフィにおける 2 次元レイヤと 3 次元レイヤの散乱の影響, 第 20 回画像の認識・理解シンポジウム(MIRU2017), 2017/8/7--10, 広島国際会議場, 広島 (2017)
2. Toru Tamaki, Bingzhi Yuan, Bisser Raytchev, Kazufumi Kaneda, Efficient Formulations of Optical Tomography with Discretized Path Integral, in Proc of The International Workshop on Frontiers of Computer Vision (FCV2017), Chung Mong-Koo Automotive Research Center, Hanyang University, Seoul, Korea, Feb. 1-3, 2017.
3. Bingzhi Yuan, Toru Tamaki, Takio Kurita, Bisser Raytchev and Kazufumi Kaneda, "Optical tomography with discretized path integrals: a comparison with log-barrier and primal-dual methods," The Korea-Japan joint workshop on Frontiers of Computer Vision (FCV2016), pp. 378-382, 2016. Hida Hotel Plaza, Gifu, Japan, Feb. 17-19, 2016.
4. Bingzhi Yuan, Toru Tamaki, Takahiro Kushida, Bisser Raytchev, Kazufumi Kaneda, Yasuhiro Mukaigawa and Hiroyuki Kubo, "Layered optical tomography of multiple scattering media with combined constraint optimization", in Proc. of FCV 2015 : 21st Korea-Japan joint Workshop on Frontiers of Computer Vision, January 28--30, 2015, Shinan Beach Hotel, Mokpo, KOREA.
5. 櫛田 貴弘, Bingzhi Yuan, 玉木 徹, 向川 康博, 久保 尋之, Bisser Raytchev, 金田 和文, 「パスサンプリングを用いた散乱トモグラフィ」, 情報処理学会 研究報告コンピュータビジョンとイメージメディア (CVIM), Vol.2015-CVIM-195, No. 51, pp. 1-4, 2015.
6. Bingzhi Yuan, Toru Tamaki, Bisser Raytchev, Kazufumi Kaneda, Yasuhiro Mukaigawa, 「Layered optical tomography of multiple scattering media with combined constraint optimization」, 第 17 回画像の認識・理解シンポジウム MIRU2014, 岡山コンベンションセンター, 岡山 (2014 07).
7. 櫛田 貴弘, Bingzhi Yuan, 玉木 徹, 向川 康博, Bisser Raytchev, 金田 和文, 「光散乱トモグラフィの拡張」, 第 14 回ビジュアル情報処理研究合宿

VIP2014 予稿集, 埼玉県県民活動センター, 埼玉 (2014 9).

〔図書〕 (計 0 件)

〔産業財産権〕

○出願状況 (計 0 件)

○取得状況 (計 0 件)

〔その他〕

1. 玉木徹, 「経路積分の離散化による光散乱トモグラフィ」, 名古屋工業大学フロンティア研究院招聘研究者講演, 名古屋工業大学 情報科学フロンティア研究院・グローバル共生情報研究センター, 名古屋工業大学, 愛知, 2016/7/15.
2. Toru Tamaki, Scattering tomography with path integral, Séminaire A3SI (Algorithmes, architectures, analyse et synthèse d'images), Laboratoire d'Informatique Gaspard-Monge (LIGM), ESIEE Paris, Université Paris-Est, 11-June-2015.
3. Toru Tamaki, Scattering optical tomography with discretized path integral, Fachbereich Computerwissenschaften, Universität Salzburg, Austria, 03-December-2015.
4. Toru Tamaki, Scattering optical tomography with discretized path integral, Departamento de Ciências da Informação e da Decisão em Saúde Faculdade de Medicina, Universidade do Porto, Porto, Portugal, 11-December-2015.
5. Toru Tamaki, "Computer vision + Computer graphics = Tomography", KYOTO UNIVERSITY INFORMATICS SEMINAR, November 6 2014, Kyoto University, Kyoto, Japan (2014 11).

6. 研究組織

(1) 研究代表者

玉木 徹 (TAMAKI, Toru)
広島大学・大学院工学研究科・准教授
研究者番号: 10333494

(2) 研究分担者

(3) 連携研究者

向川 康博 (MUKAIGAWA, Yasuhiro)
奈良先端科学技術大学院大学・先端科学技術研究科・教授
研究者番号: 60294435

金田 和文 (KANEDA, Kazufumi)
広島大学・大学院工学研究科・教授
研究者番号: 30185946

檜垣 徹 (HIGAKI, Toru)
広島大学・大学院医歯薬保健学研究科・特任准教授
研究者番号: 80611334

(4) 研究協力者

Bisser Raytchev
Yuan Bingzhi
櫛田 貴弘 (KUSHIDA, Tomohiro)