Vol.2014-CG-157 No.21
Vol.2014-CVIM-194 No.21
2014/11/21

同一光線拘束を用いたRaxelカメラキャリブレーション

西村 真衣[1]　延原 章平[1]　松山 隆司[1]　志水 信哉[2]　藤井 憲作[2]

概要：本稿では，raxel カメラの新たなキャリブレーション法として同一光線拘束を用いた手法を提案する．Raxel(ray-pixel) カメラとは，各画素と 3 次元空間の光線が直接対応づけられた柔軟なカメラモデルであるが，画素対応の光線を獲得する一般的な方法は確立されていない．そこで同一光線拘束を用いて撮影画像から光線空間を復元する新たな手法を提案し，具体例として任意形状の水槽内における光線空間の獲得とその精度評価を行う．

1. はじめに

画像を用いた水中物体の 3 次元形状及び運動計測には, 受精卵の発達過程の理解や, 魚の運動解析など生命情報学や産業分野での様々な応用が考えられるが, 水中環境における屈折や減衰といった複雑な光学現象を伴う撮影過程のモデル化手法は確立されていない．本研究では, このような水中環境にも適用可能なコンピュータビジョン技術の確立を目指して, 特に屈折を伴う撮影環境における多視点カメラキャリブレーションに取り組む．

従来のカメラキャリブレーションでは, オブジェクト-画像平面間の写像を, 透視投影カメラモデルを用いて表現していた．しかし, 透視投影カメラモデルはオブジェクトから光が直進し, カメラの投影中心に集まることを前提としているため, カメラ-オブジェクト間に任意の屈折層がある場合には適用できない．屈折層の屈折率及び位置・形状が既知である場合は, スネルの法則を用いた光路のモデル化が可能であるが, 屈折境界の形状が複雑化するほど, 屈折層が増加するほど計算過程が複雑化するという問題がある．

そこで, 複雑な屈折環境下においても適用可能なカメラモデルとして, raxel(ray-pixel) カメラモデル [2] を用いる．Raxel カメラモデルでは画像平面上の各画素と 3 次元空間の光線を直接対応づけるため, 屈折層における光線の屈折をモデル化する必要がないが, 画素と光線を対応付ける一般的な手法は確率されていない．

以上を踏まえて本稿では, 同一光線拘束を用いた raxel カメラの ray-pixel マッピング（キャリブレーション）手法を提案し, 具体例として任意形状の水槽内における光線空間の復元と精度評価を行う．

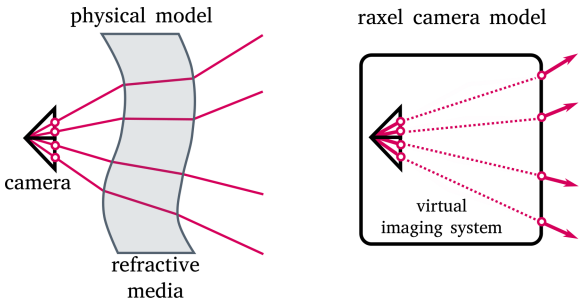


図 1　Raxel カメラモデル

2. 関連研究

ある媒質中の対象物体を屈折層を介して撮影する系では, 屈折層の情報を利用して投影過程をモデル化する方法と, 屈折層の情報を未知のままとし, 屈折層からカメラまでの光線をモデル化せずに直接画素と対象媒質中の光線を対応づける方法がある．前者では, 屈折面の法線ベクトルと屈折光線が満たす拘束条件を利用して屈折層の位置を推定する手法 [1] が提案されている．この手法では屈折面が法線ベクトルを共有する平行な平面である必要があり, 複雑な屈折面の場合には適用できない．また, 光線が互いに平行に直進する正射影カメラモデルを用いた手法 [5] では, 屈折層がない状態と屈折像の差分から屈折光の情報を得るため, 屈折層を取り払った状態で撮影を行う必要がある．

後者の raxel カメラ [2] モデルでは, 画素と対象媒質中の光線を直接対応づけるため, 屈折層での屈折をモデル化する必要がない．しかし, 既存の平面較正物体を利用する方法 [6] では, 較正に用いる平面の対象媒質中での 3 次元位置を知り得る必要があり, 別途対象媒質外で追加の較正物体を用いてキャリブレーションを行う必要があった．

そこで本研究では対象媒質外の較正物体を用いることなく任意形状の屈折層が存在する環境下においても適用可能

[1] 京都大学大学院情報学研究科
[2] NTT メディアインテリジェンス研究所

© 2014 Information Processing Society of Japan

Vol.2014-CG-157 No.21
Vol.2014-CVIM-194 No.21
2014/11/21

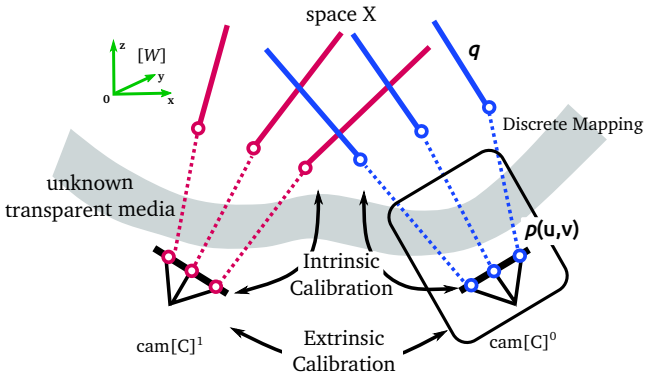


図 2　Raxel カメラの内外キャリブレーション

な, raxel カメラの新たなキャリブレーション手法を提案する.

3. カメラモデル

任意の画素 $\boldsymbol{I}_n$ について, ある 3 次元座標系における光線 $\boldsymbol{q}_n = \boldsymbol{q}_{\mathrm{o},n} + \tau \boldsymbol{q}_{\mathrm{v},n}$ ($\boldsymbol{q}_{\mathrm{o},n}$: 通過点, $\boldsymbol{q}_{\mathrm{v},n}$: 方向ベクトル, τ : 媒介変数) が対応付けられているカメラモデルを raxel(ray-pixel) カメラモデルと呼ぶ. Raxel カメラモデルでは任意の画素に対応する光線を離散的に観測し, 空間を画素対応の光線で構成される光線空間で表現する.

図 1 に示すように, 観測対象とカメラの間に任意の屈折層がある場合は, 屈折層を含めた観測系全体をカメラと捉え, 対象が存在する空間で直進する光線のみをモデル化する. 各 raxel は, 画素毎に対応する光線を観測し, 共通の 3 次元座標系で記述することによって求められる.

また, 画素に対応付けられた光線群 $\boldsymbol{Q} = \{\boldsymbol{q}_1, \boldsymbol{q}_2, \ldots \boldsymbol{q}_n\}$ を光線空間と定義する. このとき, 異なるカメラで撮影された光線群 $\boldsymbol{Q}^c$ を記述する座標系から $\boldsymbol{Q}^{c+1}$ 座標系への変換は ${R_{\mathrm{exc}}}^{c+1}$, ${\boldsymbol{t}_{\mathrm{exc}}}^{c+1}$ で表現することができる.

3.1 Raxel カメラキャリブレーション

Raxel カメラのキャリブレーションを本研究では以下の 2 つの部分から構成されるとする.

(1) カメラ c において, 各画素 $\boldsymbol{I}_n^c$ に投影される光線 $\boldsymbol{q}_n^c$ の観測・対応付けを行い, 光線空間 $\boldsymbol{Q}^c$ を獲得する
(2) 異なるカメラで得られた光線空間 $\boldsymbol{Q}^c, \boldsymbol{Q}^{c+1}$ の座標系 $[\mathcal{W}]^c$, $[\mathcal{W}]^{c+1}$ 間の変換 ${R_{\mathrm{exc}}}^{c+1}$, ${\boldsymbol{t}_{\mathrm{exc}}}^{c+1}$ を求め, 共通の世界座標系 $[\mathcal{W}]$ で記述する

Raxel カメラでは, (1) の ray-pixel マッピングを内部キャリブレーション, (2) の複数視点における光線空間の統合を外部キャリブレーションと定義する (図 2).

4. 内部キャリブレーション

Raxel カメラの ray-pixel マッピング（内部キャリブレーション）を行うには, 画素に対応する光線を観測する必要がある. 本手法ではその手段として, 平面ディスプレイを用いる. 具体的には, 対象媒質中でグレイコード [7] を表示するディスプレイを相異なる姿勢で撮影することによって, 光線のサンプリングを行う. 以下では, あるカメラ c で撮影された画像から, 空間 $\mathcal{X}$ の 3 次元光線を得る方法について述べる.

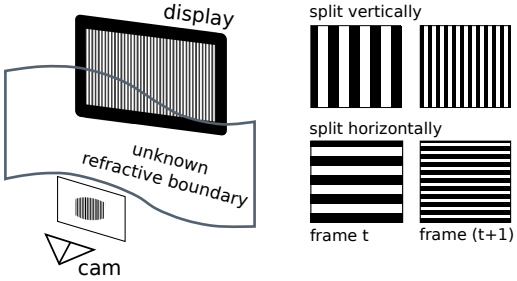


図 3　グレイコードパターン

4.1 較正物体としての平面ディスプレイ

本研究ではディスプレイの画素とその投影先であるカメラ画素との対応関係をキャリブレーションの手がかりとして用いる. このような, ディスプレイ画素の 2 次元スクリーン座標 $\boldsymbol{p}(u, v)$ とカメラ画素 $\boldsymbol{I}(I_x, I_y)$ の対応関係を正確に得るために, グレイコードを用いる. すなわち, ディスプレイを空間 $\mathcal{X}$ 中に固定し, 図 3 のようにグレイコードパターンを表示させ, カメラの各画素でデコードすることで, ディスプレイ画素とカメラ画素の密な対応を取得する.

4.2 対象媒質中における光線サンプリング

上述のようにディスプレイ画素とカメラ画素の対応が得られるとすると, 対象媒質中でディスプレイを移動させた際に, 同一カメラ画素へと投影されるディスプレイ画素の集合を各画素について得ることができる. ここで, このように同一カメラ画素へと投影されるディスプレイ画素は $\mathcal{X}$ 中では同一直線上に存在し, この直線が raxel カメラでの光線となる.

すなわち, ディスプレイを姿勢 k に固定して撮影することは, カメラ画素に投影される光線を平面 Φ_k でサンプリングすることに相当する. 仮に 3 通りの姿勢で撮影を行えば, 画素 $\boldsymbol{I}$ に対応する平面 Φ_0, Φ_1 Φ_2 上の点 $\boldsymbol{P}_0, \boldsymbol{P}_1, \boldsymbol{P}_2$ の座標 $\boldsymbol{p}_0^{[0]}$, $\boldsymbol{p}_1^{[1]}$, $\boldsymbol{p}_2^{[2]}$ がそれぞれのディスプレイ座標系で手に入ることになる.

4.3 同一光線拘束

ある同一の画素 $\boldsymbol{I}(I_x, I_y)$ に投影される $\mathcal{X}$ 中の点群は, 同一光線上に存在する. これを同一光線拘束と呼ぶこととし, 画素 $\boldsymbol{I}$ に投影される光線 $\boldsymbol{q}$ を復元するために用いる.

Φ_0 のディスプレイ座標系原点を基準とした 3 次元座標系 $[\mathcal{W}_0]$ における Φ_1 , Φ_2 上の点 $\boldsymbol{p}_1^{[1]}, \boldsymbol{p}_2^{[2]}$ は, Φ_k から Φ_0 への変換 $({R_{\mathrm{in}}}_{\mathrm{k}}^{0}, {\boldsymbol{t}_{\mathrm{in}}}_{\mathrm{k}}^{0})$ を用いて

© 2014 Information Processing Society of Japan

$$\boldsymbol{p}_k^{[0]} = R_{\mathrm{in_k}}{}^0 \boldsymbol{p}_k^{[\mathrm{k}]} + \boldsymbol{t}_{\mathrm{in_k}}{}^0, \tag{1}$$

と記述することができる. $[\mathcal{W}_0]$ 座標系で表現された点群と同一直線拘束式を用いて $(R_{\mathrm{in_k}}{}^0, \boldsymbol{t}_{\mathrm{in_k}}{}^0)$ を推定することが出来れば, $[\mathcal{W}_0]$ 座標系における Φ_k の姿勢が求まり, カメラの画素 $\boldsymbol{I}$ に対応する空間 $\mathcal{X}$ の光線 $\boldsymbol{q}$ が得られることになる.

以下では, 空間 $\mathcal{X}$ 中において $[\mathcal{W}_0]$ 座標系で表現された点群が一直線上に並ぶという拘束条件から, $(R_{\mathrm{in_k}}{}^0, \boldsymbol{t}_{\mathrm{in_k}}{}^0)$ を推定する 2 通りの方法について述べる.

4.4 方法 1: 同一光線拘束式の解空間における最適化問題を解く方法

4.4.1 外積表現による定式化

$[\mathcal{W}_0]$ 座標系において, 線分 $\overline{P_0P_1}$, $\overline{P_0P_2}$ は以下のように表現できる.

$$\overline{P_0P_1} = R_{\mathrm{in}1}{}^0 \boldsymbol{P}_1^{[1]} + \boldsymbol{t}_{\mathrm{in}1}{}^0 - \boldsymbol{P}_0^{[0]}, \tag{2}$$

$$\overline{P_0P_2} = R_{\mathrm{in}2}{}^0 \boldsymbol{P}_2^{[2]} + \boldsymbol{t}_{\mathrm{in}2}{}^0 - \boldsymbol{P}_0^{[0]}. \tag{3}$$

ただし, 回転行列 $R_{\mathrm{in_k}}{}^0$, 並進ベクトル $\boldsymbol{t}_{\mathrm{in_k}}{}^0$ は

$$R_{\mathrm{in_k}}{}^0 = \begin{pmatrix} r_{k1} & r_{k2} & r_{k3} \\ r_{k4} & r_{k5} & r_{k6} \\ r_{k7} & r_{k8} & r_{k9} \end{pmatrix}, \boldsymbol{t}_{\mathrm{in_k}}{}^0 = \begin{pmatrix} t_{k1} \\ t_{k2} \\ t_{k3} \end{pmatrix}, \tag{4}$$

とする.

3 点が一直線上にある条件は, この 2 つのベクトルの外積が 0 となる場合なので

$$\overline{P_0P_1} \times \overline{P_0P_2} = \mathbf{0}_{3\times1}, \tag{5}$$

と表現できる. ここで,

$$\boldsymbol{h}_1 = (r_{11}, r_{12}, r_{14}, r_{15}, r_{17}, r_{18}, t_{11}, t_{12}, t_{13})^\top, \tag{6}$$

$$\boldsymbol{h}_2 = (r_{21}, r_{22}, r_{24}, r_{25}, r_{27}, r_{28}, t_{21}, t_{22}, t_{23})^\top, \tag{7}$$

とおくと, 式 (5) より 1 組の対応点 $\{\boldsymbol{p}^{[0]}(u_0, v_0), \boldsymbol{p}^{[1]}(u_1, v_1), \boldsymbol{p}^{[2]}(u_2, v_2)\}$ から 3 本の拘束式が得られ, これを整理すると,

$$M_i \boldsymbol{h}_{12} = \begin{pmatrix} u_1u_2 & 0 & 0 \\ 0 & u_1u_2 & 0 \\ 0 & 0 & u_1u_2 \\ u_1v_2 & 0 & 0 \\ 0 & u_1v_2 & 0 \\ 0 & 0 & u_1v_2 \\ u_2v_1 & 0 & 0 \\ 0 & u_2v_1 & 0 \\ 0 & 0 & u_2v_1 \\ v_1v_2 & 0 & 0 \\ 0 & v_1v_2 & 0 \\ 0 & 0 & v_1v_2 \\ u_1 & 0 & 0 \\ 0 & u_1 & 0 \\ 0 & 0 & u_1 \\ v_1 & 0 & 0 \\ 0 & v_1 & 0 \\ 0 & 0 & v_1 \\ u_2 & 0 & 0 \\ 0 & u_2 & 0 \\ 0 & 0 & u_2 \\ v_2 & 0 & 0 \\ 0 & v_2 & 0 \\ 0 & 0 & v_2 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & u_0 & 0 \\ 0 & 0 & u_0 \\ v_0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & v_0 \\ 0 & 0 & -u_1v_0 \\ 0 & 0 & -v_0v_1 \\ 0 & 0 & u_0u_1 \\ 0 & 0 & u_0v_1 \\ u_1v_0 & -u_0u_1 & 0 \\ v_0v_1 & -u_0v_1 & 0 \\ 0 & 0 & u_2v_0 \\ 0 & 0 & v_0v_2 \\ 0 & 0 & -u_0u_2 \\ 0 & 0 & -u_0v_2 \\ -u_2v_0 & u_0u_2 & 0 \\ -v_0v_2 & u_0v_2 & 0 \end{pmatrix}^\top \begin{pmatrix} r_{14}r_{27}-r_{17}r_{24} \\ r_{17}r_{21}-r_{11}r_{27} \\ r_{11}r_{24}-r_{14}r_{21} \\ r_{14}r_{28}-r_{17}r_{25} \\ r_{17}r_{22}-r_{11}r_{28} \\ r_{11}r_{25}-r_{14}r_{22} \\ r_{15}r_{27}-r_{18}r_{24} \\ r_{18}r_{21}-r_{12}r_{27} \\ r_{12}r_{24}-r_{15}r_{21} \\ r_{15}r_{28}-r_{18}r_{25} \\ r_{18}r_{22}-r_{12}r_{28} \\ r_{12}r_{25}-r_{15}r_{22} \\ r_{14}t_{23}-r_{17}t_{22} \\ r_{17}t_{21}-r_{11}t_{23} \\ r_{11}t_{22}-r_{14}t_{21} \\ r_{15}t_{23}-r_{18}t_{22} \\ r_{18}t_{21}-r_{12}t_{23} \\ r_{12}t_{22}-r_{15}t_{21} \\ r_{27}t_{12}-r_{24}t_{13} \\ r_{21}t_{13}-r_{27}t_{11} \\ r_{24}t_{11}-r_{21}t_{12} \\ r_{28}t_{12}-r_{25}t_{13} \\ r_{22}t_{13}-r_{28}t_{11} \\ r_{25}t_{11}-r_{22}t_{12} \\ t_{12}t_{23}-t_{13}t_{22} \\ t_{13}t_{21}-t_{11}t_{23} \\ t_{11}t_{22}-t_{12}t_{21} \\ t_{23}-t_{13} \\ t_{12}-t_{22} \\ t_{13}-t_{23} \\ t_{21}-t_{11} \\ r_{11} \\ r_{12} \\ r_{14} \\ r_{15} \\ r_{17} \\ r_{18} \\ r_{21} \\ r_{22} \\ r_{24} \\ r_{25} \\ r_{27} \\ r_{28} \end{pmatrix}, \\ = \mathbf{0}_{3\times1}, \tag{8}$$

となる. 更に, n 組の対応点から得られる $M_i (i = 1, \ldots, n)$ を行連結すると

$$M\boldsymbol{h}_{12} = \begin{pmatrix} M_1^\top & \ldots & M_n^\top \end{pmatrix}^\top \boldsymbol{h}_{12} = \mathbf{0}_{3n\times1}, \tag{9}$$

となる. このとき, 1 組の対応点毎に 3 本の拘束式が得られるので, M は $3n \times 43$ の行列となり, 15 組以上の対応点があれば線形に解くことができる. しかし $\boldsymbol{h}_{12}$ に含まれる R の成分には回転行列であることの拘束が含まれていないため自由度を許し, M の rank は 42 未満となる. よって, この形のまま一意に解くことはできない.

4.4.2 $\boldsymbol{h_{12}}$ の推定

M の特異値分解を

$$M = U_M \Sigma_M V_M^\top, \tag{10}$$

とし, M の rank を κ とすると, 式 (9) の解空間は M の零空間となり, $\boldsymbol{h}_{12}$ は特異値が零の部分に対応する V_M の列ベクトル $\boldsymbol{v}_j$ の線形結合

$$\boldsymbol{h}_{12} = w_{\kappa+1}\boldsymbol{v}_{\kappa+1} + w_{\kappa+2}\boldsymbol{v}_{\kappa+2} + \ldots w_{43}\boldsymbol{v}_{43} \tag{11}$$

$$= \begin{pmatrix} \boldsymbol{v}_{\kappa+1} & \cdots & \boldsymbol{v}_{43} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w_{\kappa+1} \\ \vdots \\ w_{43} \end{pmatrix}, \tag{12}$$

で表される. ただし, $w_{\kappa+1}, \ldots, w_{43}$ は任意の結合係数である. V_M から R 成分の単独項を構成する部分空間を抽出すると

© 2014 Information Processing Society of Japan

$$\begin{pmatrix} v_{32,\kappa+1} & \cdots & v_{32,43} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{43,\kappa+1} & \cdots & v_{43,43} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w_{\kappa+1} \\ \vdots \\ w_{43} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{11} \\ r_{12} \\ r_{14} \\ r_{15} \\ r_{17} \\ r_{18} \\ r_{21} \\ r_{22} \\ r_{24} \\ r_{25} \\ r_{27} \\ r_{28} \end{pmatrix}, \tag{13}$$

となる. ただし, $v_{i,j}$ は列ベクトル $\boldsymbol{v}_j$ の i 行目の要素である. 一方, 回転行列 R をその列ベクトルを用いて $R = (\boldsymbol{r}_1\ \boldsymbol{r}_2\ \boldsymbol{r}_3)$ とすると, R_1, R_2 それぞれについて回転行列の拘束式

$$\boldsymbol{r}_1^\top \boldsymbol{r}_2 = 0,\ |\boldsymbol{r}_1| = 1,\ |\boldsymbol{r}_2| = 1, \tag{14}$$

を満たす必要がある. また, 解空間から R に関係するすべての部分空間を抽出すると

$$V_{\mathrm{sub}}\boldsymbol{w} = \begin{pmatrix} r_{14}r_{27}-r_{17}r_{24} \\ r_{17}r_{21}-r_{11}r_{27} \\ r_{11}r_{24}-r_{14}r_{21} \\ r_{14}r_{28}-r_{17}r_{25} \\ r_{17}r_{22}-r_{11}r_{28} \\ r_{11}r_{25}-r_{14}r_{22} \\ r_{15}r_{27}-r_{18}r_{24} \\ r_{18}r_{21}-r_{12}r_{27} \\ r_{12}r_{24}-r_{15}r_{21} \\ r_{15}r_{28}-r_{18}r_{25} \\ r_{18}r_{22}-r_{12}r_{28} \\ r_{12}r_{25}-r_{15}r_{22} \\ r_{11} \\ r_{12} \\ r_{14} \\ r_{15} \\ r_{17} \\ r_{18} \\ r_{21} \\ r_{22} \\ r_{24} \\ r_{25} \\ r_{27} \\ r_{28} \end{pmatrix} = \left(\begin{array}{c} \boldsymbol{h}_{rr}(w) \\ \hline \boldsymbol{h}_{r}(w) \end{array}\right), \tag{15}$$

となる. ここで, $\boldsymbol{h}_r(w)$ を, 式 (14) に代入することで, w に関する 6 本の拘束式 $f_{r1}\ldots, f_{r6}$ が得られる. また,$\boldsymbol{h}_r(w)$ と $\boldsymbol{h}_{rr}(w)$ の関係から 12 本の拘束式 $f_{rr1}, \ldots f_{rr12}$ が得られるので, w に関して計 18 本の拘束式 $\boldsymbol{F}(\boldsymbol{w})$ が

$$\boldsymbol{F}(\boldsymbol{w}) = \begin{pmatrix} f_{r1}(\boldsymbol{w}) \\ \vdots \\ f_{r6}(\boldsymbol{w}) \\ f_{rr1}(\boldsymbol{w}) \\ \vdots \\ f_{rr12}(\boldsymbol{w}) \end{pmatrix} = \boldsymbol{0}_{18\times 1}, \tag{16}$$

として得られる. よって, $\|\boldsymbol{F}(\boldsymbol{w})\|$ を最小化する最適化問題

$$\hat{\boldsymbol{w}} = \underset{\boldsymbol{w}}{\mathrm{argmin}} \|\boldsymbol{F}(\boldsymbol{w})\|, \tag{17}$$

を解くことで式 (16) を満たす $\hat{w}$ を推定することができ, $\boldsymbol{h}_{12} = V_{\mathrm{sub}}\hat{w}$ より h_{12} が得られる.

4.4.3 $\boldsymbol{R}$ の復元

R に関しては単独項があるので, 式 (13) より, $r_{11}\ldots r_{28}$ を直接求めることができる. また, 回転行列が満たす制約

$$\boldsymbol{r}_3 = \boldsymbol{r}_2 \times \boldsymbol{r}_1, \tag{18}$$

から ${R_{\mathrm{in}1}}^0$ および ${R_{\mathrm{in}2}}^0$ が復元できる.

4.4.4 $\boldsymbol{t}$ の復元

また, V_M から $\boldsymbol{t}$ に関係する部分を抜き出すと

$$\boldsymbol{h}_{12\mathrm{sub}} = \begin{pmatrix} r_{14}t_{23}-r_{17}t_{22} \\ r_{17}t_{21}-r_{11}t_{23} \\ r_{11}t_{22}-r_{14}t_{21} \\ r_{15}t_{23}-r_{18}t_{22} \\ r_{18}t_{21}-r_{12}t_{23} \\ r_{12}t_{22}-r_{15}t_{21} \\ r_{27}t_{12}-r_{24}t_{13} \\ r_{21}t_{13}-r_{27}t_{11} \\ r_{24}t_{11}-r_{21}t_{12} \\ r_{28}t_{12}-r_{25}t_{13} \\ r_{22}t_{13}-r_{28}t_{11} \\ r_{25}t_{11}-r_{22}t_{12} \\ t_{23}-t_{13} \\ t_{12}-t_{22} \\ t_{13}-t_{23} \\ t_{21}-t_{11} \end{pmatrix}, \tag{19}$$

$$= \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & -r_{17} & r_{14} \\ 0 & 0 & 0 & r_{17} & 0 & -r_{11} \\ 0 & 0 & 0 & -r_{14} & r_{11} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -r_{18} & r_{15} \\ 0 & 0 & 0 & r_{18} & 0 & -r_{12} \\ 0 & 0 & 0 & -r_{15} & r_{12} & 0 \\ 0 & r_{27} & -r_{24} & 0 & 0 & 0 \\ -r_{27} & 0 & r_{21} & 0 & 0 & 0 \\ r_{24} & -r_{21} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & r_{28} & -r_{25} & 0 & 0 & 0 \\ -r_{28} & 0 & r_{22} & 0 & 0 & 0 \\ r_{25} & -r_{22} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & -1 \\ -1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} t_{11} \\ t_{12} \\ t_{13} \\ t_{21} \\ t_{22} \\ t_{23} \end{pmatrix}, \tag{20}$$

となるため, $\boldsymbol{t}_1, \boldsymbol{t}_2$ を線形に求めることが出来る.

4.5 方法 2: 同一光線拘束を直接最適化する方法

同一光線拘束を目的関数とする最適化問題を直接解いて $({R_{\mathrm{in}2}}^0, {\boldsymbol{t}_{\mathrm{in}2}}^0)$ を推定することも可能である. 回転行列をロドリゲスの公式により 3 変数で表現すると, 未知のパラメータは

$$\boldsymbol{h} = \left(\ \hat{r}_{11}\ \hat{r}_{12}\ \hat{r}_{13}\ t_{11}\ t_{12}\ t_{13}\ \hat{r}_{21}\ \hat{r}_{22}\ \hat{r}_{23}\ t_{21}\ t_{22}\ t_{23}\ \right)^\top, \tag{21}$$

と表現できる.

4.5.1 方法 2a: 外積関数による最適化

式 (5) を $\boldsymbol{h}$ を用いて表現したものを

$$g(\boldsymbol{h}) = \boldsymbol{0}_{3\times 1}, \tag{22}$$

とする. これを n 本の光線についてまとめると

$$G(\boldsymbol{h}) = \begin{pmatrix} g_1(\boldsymbol{h}) \\ \vdots \\ g_n(\boldsymbol{h}) \end{pmatrix} = \boldsymbol{0}_{3n\times 1}, \tag{23}$$

と書ける. 従って, $\|G(\boldsymbol{h})\|$ を最小化する最適化問題

$$\hat{\boldsymbol{h}} = \underset{\boldsymbol{h}}{\mathrm{argmin}} \|G(\boldsymbol{h})\|, \tag{24}$$

を解くことで, キャリブレーションパラメータを得ることができる.

4.5.2 方法 2b: 方向ベクトルによる最適化

また, 同一光線拘束は同一直線上の 3 点を結ぶ方向ベクトルが一致するとも表現できるため, 式 (2), (3) より $\boldsymbol{h}$ の関数として

$$g'(\boldsymbol{h}) = \frac{\overline{P_0P_1}}{|\overline{P_0P_1}|} - \frac{\overline{P_0P_2}}{|\overline{P_0P_2}|} = \boldsymbol{0}_{3\times 1}, \tag{25}$$

と表現できる. したがって, これを n 本の光線についてまとめると

$$G'(\boldsymbol{h}) = \begin{pmatrix} g'_1(\boldsymbol{h}) \\ \vdots \\ g'_n(\boldsymbol{h}) \end{pmatrix} = \boldsymbol{0}_{3n\times 1}, \tag{26}$$

と書ける. 従って, $\|G'(\boldsymbol{h})\|$ を最小化する最適化問題

$$\hat{\boldsymbol{h}} = \underset{\boldsymbol{h}}{\operatorname{argmin}} \|G'(\boldsymbol{h})\|, \tag{27}$$

を解くことで, キャリブレーションパラメータを得ることができる.

4.5.3 方法 2c: 1 次元部分空間における分散最大化に基づく定式化

外積関数や方向ベクトルの差による定式化に加えて, 3 次元空間における点分布の分散から, 同一光線拘束を定式化することもできる. 式 (2), (3) よりある同一光線上の 3 次元点を $\boldsymbol{P}_k(\boldsymbol{h}) = (x_k(\boldsymbol{h}), y_k(\boldsymbol{h}), z_k(\boldsymbol{h}))^\top (k = 1, \ldots, m)$ とすると, $\boldsymbol{p}_k$ は光線方向の分散が最大となり, それに直交する方向での分散は 0 になるといえる. すなわち, $\boldsymbol{p}_k$ が一直線上に並ぶとき, $(\bar{x}, \bar{y}, \bar{z})$ を点群の重心として

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{h}) &= \frac{\sum_{k=1}^{m} \begin{pmatrix} (x_k-\bar{x})^2 & (x_k-\bar{x})(y_k-\bar{y}) & (x_k-\bar{x})(z_k-\bar{z}) \\ (y_k-\bar{y})(x_k-\bar{x}) & (y_k-\bar{y})^2 & (y_k-\bar{y})(z_k-\bar{z}) \\ (z_k-\bar{z})(x_k-\bar{x}) & (z_k-\bar{z})(y_k-\bar{y}) & (z_k-\bar{z})^2 \end{pmatrix}}{n}, \\ &= \begin{pmatrix} s_{11}(\boldsymbol{h}) & s_{12}(\boldsymbol{h}) & s_{13}(\boldsymbol{h}) \\ s_{12}(\boldsymbol{h}) & s_{22}(\boldsymbol{h}) & s_{23}(\boldsymbol{h}) \\ s_{13}(\boldsymbol{h}) & s_{23}(\boldsymbol{h}) & s_{33}(\boldsymbol{h}) \end{pmatrix}, \end{aligned} \tag{28}$$

と表現でき, Σ を固有値分解すると, 第 1 固有値のみ値 λ をもち, 第 2, 第 3 固有値は 0 となるはずである. したがって, 固有方程式 $|\lambda I - \Sigma| = 0$ は

$$\begin{aligned} D(\lambda) =& \det \begin{vmatrix} \lambda - s_{11} & -s_{12} & -s_{13} \\ -s_{12} & \lambda - s_{22} & -s_{23} \\ -s_{13} & -s_{23} & \lambda - s_{33} \end{vmatrix}, \\ =& \lambda^3 - s_{11}\lambda^2 - s_{22}\lambda^2 - s_{33}\lambda^2, \\ &+ s_{11}s_{22}\lambda + s_{22}s_{33}\lambda + s_{33}s_{11}\lambda, \\ &- s_{12}^2\lambda - s_{23}^2\lambda - s_{13}^2\lambda, \\ &+ s_{11}s_{23}^2 + s_{22}s_{13}^2 + s_{33}s_{12}^2, \\ &- 2s_{12}s_{23}s_{13} - s_{11}s_{22}s_{33}, \\ =& \lambda^2(\lambda - g_3''(\boldsymbol{h})) + \lambda g_2''(\boldsymbol{h}) + g_1''(\boldsymbol{h}) \\ =& 0, \end{aligned} \tag{29}$$

と書ける. ただし, $g_1''(\boldsymbol{h}), g_2''(\boldsymbol{h}), g_3''(\boldsymbol{h})$ は λ を含まず, Σ の各要素で構成される項であり, 結果として $\boldsymbol{h}$ の関数である.

一方, 第 2, 第 3 固有値は 0 であるので, 式 (29) は $\lambda = 0$ の重解を持つ. つまり, 式 (29) は

$$D(\lambda) = \lambda^2(\lambda - \alpha) = 0, \tag{30}$$

と書ける. したがって,

$$\begin{aligned} g_1''(\boldsymbol{h}) &= 0, \\ g_2''(\boldsymbol{h}) &= 0, \end{aligned} \tag{31}$$

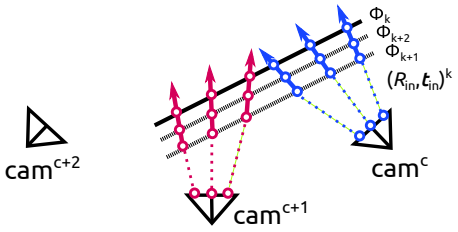


図 4 Φ_k を共有する方法

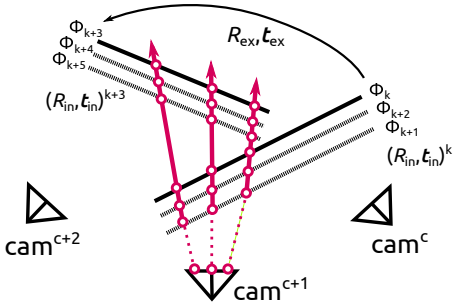


図 5 Line-set Matching を用いた方法

である. これを目的関数とすると, 各同一光線上の n 点の組から 2 本の拘束式が得られるので, これを満たすような最適化問題を解くことによってキャリブレーションパラメータが得られる.

5. 外部キャリブレーション

複数台のカメラで観測された光線空間を共通の座標系で記述する方法として, カメラ間で Φ_k を共有する方法と, 2 種類の座標系で記述された光線群の変換行列を求める方法がある.

5.1 $\boldsymbol{\Phi_k}$ を共有する方法

同一光線拘束を利用して画素 $\boldsymbol{I}$ に対応する光線 $\boldsymbol{q}$ を得る際, ディスプレイ Φ_i を共有することによって, 異なるカメラで観測された光線空間を直接共通の座標系 $[\mathcal{W}_\mathrm{k}]$ で記述することができる (図 4).

このとき, $[\mathcal{W}]^\mathrm{c} = [\mathcal{W}]^{\mathrm{c+1}}$ であるので, ${R_\mathrm{exc}}^{\mathrm{c+1}} = I$, ${\boldsymbol{t}_\mathrm{exc}}^{\mathrm{c+1}} = \boldsymbol{0}$ であり, 外部キャリブレーションは暗に完了していることになる.

5.2 Line-set Matching を用いた方法

Φ_k を共有しない場合, つまり $[\mathcal{W}]^\mathrm{c} \neq [\mathcal{W}]^{\mathrm{c+1}}$ である場合には, 異なる 2 つの座標系で記述される光線を同一のカメラで観測することにより, ${R_\mathrm{exc}}^{\mathrm{c+1}}$, ${\boldsymbol{t}_\mathrm{exc}}^{\mathrm{c+1}}$ を求めることができる (図 5). Line-set matching では, 線群の重心を用いた点群マッチング問題に変換して解く手法 [3] が存在するが, 本研究では同一光線拘束を line-set matching に適用し, 次章で述べるバンドル調整に利用する.

あるカメラ c で撮影した画像において, 画素 $\boldsymbol{I}^c$ に対応する Φ_k 座標系で記述された 3 次元光線を $\boldsymbol{q}^c_{k,p}$ とすると,

© 2014 Information Processing Society of Japan

Φ_{k+1} 座標系で記述され同様に画素 $\boldsymbol{p}$ に対応する 3 次元光線は $\boldsymbol{q}^{c}_{k+1,p}$ と表される．このとき，カメラ c，画素 $\boldsymbol{I}$ が共通であるので，この 2 つの光線は記述する座標系は異なるが，同一の光線である．ここで，光線群 $\boldsymbol{Q}^{c}_{k}$, $\boldsymbol{Q}^{c+1}_{k+1}$ のマッチング問題に前節の同一光線拘束を適用することによって，${R_{\mathrm{ex}}}_{\mathrm{k}}^{\mathrm{k+1}}$, ${\boldsymbol{t}_{\mathrm{ex}}}_{\mathrm{k}}^{\mathrm{k+1}}$ を推定することができる．

6. バンドル調整

Raxel カメラにおける内部キャリブレーション，外部キャリブレーションの結果，Φ_k を基準とした座標系で記述される光線群が手に入る．

また光線は，3 次元空間で通過する 3 点を指定することによって方向が決定されるので，3 枚以上の通過平面の姿勢がその光線の方向を決定するパラメータとなる．本節では，光線パラメータに相当する ${R_{\mathrm{in}}}_{\mathrm{k}}^{\mathrm{k+\alpha}}$, ${\boldsymbol{t}_{\mathrm{in}}}_{\mathrm{k}}^{\mathrm{k+\alpha}}$, ${R_{\mathrm{ex}}}_{\mathrm{k}}^{\mathrm{k+\beta}}$, ${\boldsymbol{t}_{\mathrm{ex}}}_{\mathrm{k}}^{\mathrm{k+\beta}}$ の最適化について述べる．

6.1 内部パラメータの最適化

直接同一光線拘束を目的関数とする方法では，得られた解ベクトルがそのまま最終的な推定値となる．これ以外の解法の場合は，同一光線拘束を目的関数とした最適化が可能である．

本手法では，ある光線が通過する 3 次元空間上の点は Φ_i の姿勢の組み合わせ数だけ得ることができる．Φ_0 Φ_1 Φ_2 から同一光線拘束によって得られた推定パラメータ $\boldsymbol{h}_{12}$ と，Φ_0, Φ_j, Φ_k $(j,k=1,\ldots,m)$ を用いて交差検定を行うことによっても精度の向上が期待できる．

6.2 全体最適化

内部パラメータと外部パラメータは同一光線拘束を用いて同時に最適化することができる．

Φ_k, Φ_{k+3} それぞれの座標系 (図 5) で独立に推定された内部パラメータ $\{{R_{\mathrm{in}}}_{\mathrm{k+1}}^{\mathrm{k}}, {\boldsymbol{t}_{\mathrm{in}}}_{\mathrm{k+1}}^{\mathrm{k}}, {R_{\mathrm{in}}}_{\mathrm{k+2}}^{\mathrm{k}}, {\boldsymbol{t}_{\mathrm{in}}}_{\mathrm{k+2}}^{\mathrm{k}}\}$, $\{{R_{\mathrm{in}}}_{\mathrm{k+4}}^{\mathrm{k+3}}, {\boldsymbol{t}_{\mathrm{in}}}_{\mathrm{k+5}}^{\mathrm{k+3}}, {R_{\mathrm{in}}}_{\mathrm{k+5}}^{\mathrm{k+3}}, {\boldsymbol{t}_{\mathrm{in}}}_{\mathrm{k+5}}^{\mathrm{k+3}}\}$ を $\boldsymbol{h}^{\mathrm{k}}_{\mathrm{in}}, \boldsymbol{h}^{\mathrm{k+3}}_{\mathrm{in}}$ とし，外部パラメータ ${R_{\mathrm{ex}}}_{\mathrm{k}}^{\mathrm{k+3}}$, ${\boldsymbol{t}_{\mathrm{ex}}}_{\mathrm{k}}^{\mathrm{k+3}}$ を $\boldsymbol{h}^{\mathrm{k(k+3)}}_{\mathrm{ex}}$ とする．5.2 節と同様に，同一直線上にある点群の同一光線拘束式をを目的関数とし，これを最小化する最適化問題を解くことによって全体最適なキャレイブレーションパラメータを得ることができる．

7. 評価実験

以上の内容について，シミュレーションと実環境によって評価を行った．

7.1 評価指標

推定された光線空間 $\boldsymbol{Q}$ の評価は以下の基準を用いた．

7.1.1 内部パラメータの評価

提案手法で得られた内部パラメータは，平面ディスプレイの姿勢パラメータ $R, \boldsymbol{t}$ として表現できるので，姿勢パラメータの比較によって光線空間 $\boldsymbol{Q}$ の評価を行う．R の評価には Riemmanian distance[4] を用いる．R の真値を R_g とすると，$\theta = \cos^{-1}(\frac{\mathrm{tr}R'^{-1}}{2})$ として，回転行列の誤差 E_R は

$$E_R = \frac{1}{\sqrt{2}}||\log(R^{\top}R_g)||_F, \tag{32}$$

$$\log R' = \begin{cases} 0 & (\theta = 0), \\ \frac{\theta}{2\sin\theta}(R - R'^{\top}) & (\theta \neq 0), \end{cases} \tag{33}$$

として定義する．ここで，$||\cdot||_F$ はフロベニウスノルムである．

また，$\boldsymbol{t}$ の誤差 E_T は，真値 T_g を用いて RMSE

$$E_T = \sqrt{||T - T_g||^2/3}, \tag{34}$$

で定義する．

7.1.2 光線 $\boldsymbol{q}$ の評価

提案手法では，カメラと屈折層の先の空間 $\mathcal{X}$ の間の関係を直接記述しないため，従来のキャリブレーション手法のように再投影誤差を評価指標とすることができない．

そこで，同一光線上の点群の回帰直線を

$$\boldsymbol{q} = \overline{\boldsymbol{P}} + \tau\boldsymbol{u}_1, \tag{35}$$

として求める．ここで，$\overline{\boldsymbol{P}} = \frac{1}{n}\Sigma_{i=1}^{n}\boldsymbol{P}_i$, τ は媒介変数である．このとき，光線ベクトル $\boldsymbol{q}$ は，この回帰直線 $\boldsymbol{q}$ と平面 Φ_i との交点を $\hat{\boldsymbol{p}}_i(\hat{u}_i, \hat{v}_i)$，画素 $\boldsymbol{I}$ に対応する Φ_i でのデコード結果 $\boldsymbol{p}_i$ をすると，ある光線 $\boldsymbol{q}$ に対するディスプレイ座標上の誤差は

$$E_p = \frac{1}{N}\Sigma_{i=1}^{N}(\hat{\boldsymbol{p}}_i - \boldsymbol{p}_i)^2 \tag{36}$$

と定義できる．これを，すべての光線 $\boldsymbol{q}$ に対して評価することにより，ディスプレイ検出座標との誤差を評価する (図 6)．

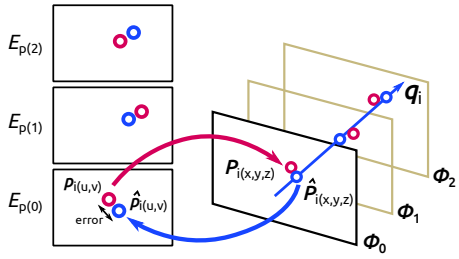


図 6 光線空間の評価指標

7.2 シミュレーション

カメラの前に円柱水槽があり，水槽内に設置した平面ディスプレイを撮影する環境を想定したシミュレーションを行い，内部キャリブレーション結果の評価を行った．水槽内の屈折率 $n_{\mathrm{w}} = 1.3$ とし，円柱水槽の屈折層は 1 層であるとした．また，カメラ解像度は 1280×960 とし，ディスプレイサイズを $x \times y = 2048 \times 1024$ ピクセルとした．また，

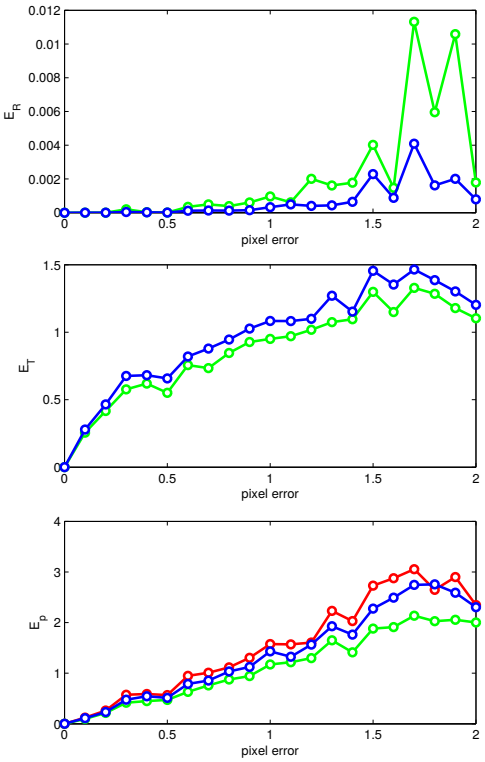


図 7　シミュレーションにおける E_R, E_T, E_p の評価

水槽の大きさはディスプレイピクセルを単位として, 半径 $r_{\mathrm{w}} = 2048$, 高さ $r_{\mathrm{h}} = 1024$ とするとともに, カメラから中心までの距離が $r_{\mathrm{c}} = 2662.4$ の位置に配置した.

カメラで観測される水槽内の光線を 3 通りの姿勢の平面でサンプリングし, 4.4 節の方法で内部キャリブレーションを行った. ただし, ディスプレイ Φ_k の姿勢は各試行毎にランダムとし, 最適化の初期値として $R_{\mathrm{in_k}}^0 = I, \boldsymbol{t}_{\mathrm{in_k}}^0 (k = 1, 2) = \mathbf{0}_{3\times 1}$ を与える. ノイズモデルは, グレイコードパターンのデコードエラーを模擬するものとし, ディスプレイ座標上の各ピクセルにおいて x, y 方向それぞれに $-\epsilon$〜ϵ ピクセルの一様にランダムなデコードエラーが生じるとした.

7.2.1　内部キャリブレーション結果

ノイズレベル ϵ を 0.0〜2.0 ピクセルと変化させながら各ノイズレベルにおいて 100 回の試行を行い, $R_g, \boldsymbol{t}_g$ に対する誤差 E_R, E_T, E_p を評価した結果を**図 7** に示す. マーカ赤, 青, 緑は姿勢 Φ_0, Φ_1, Φ_2 における誤差を表している. ただし, Φ_0 は基準座標系である. この結果から, 0.0〜2.0 ピクセルの範囲におけるデコードエラーに対して, 各パラメータが妥当な範囲の誤差に収まっていることが確認できた.

7.3　実験

シミュレーションと同様に円柱水槽を設置して平面ディスプレイを水槽の全周囲から 5 台のカメラで撮影し, 各カメラの内部キャリブレーションと外部キャリブレーション

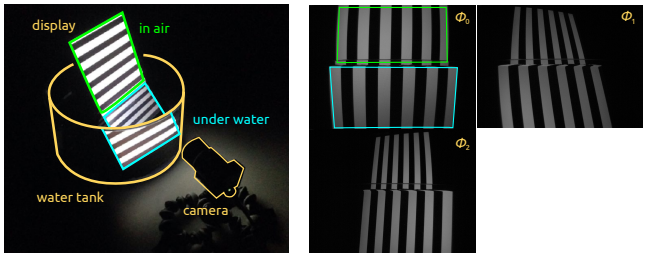


図 8　実験環境

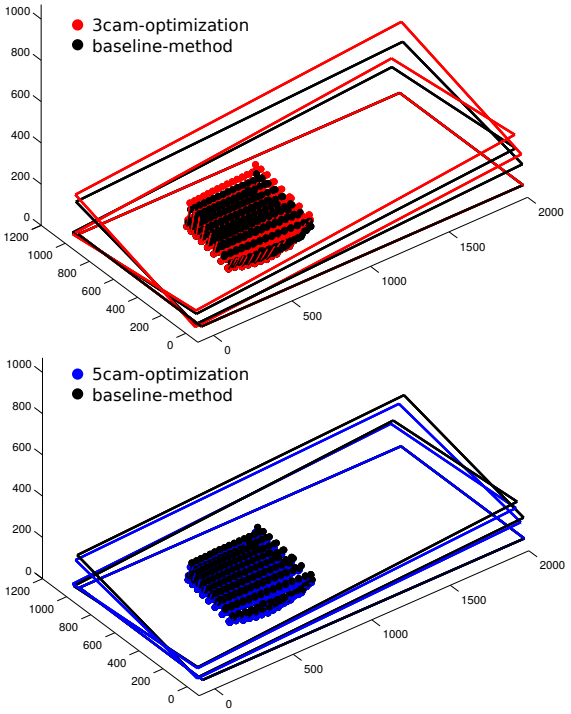


図 9　Base line method(黒) と提案手法の最適化結果 (赤, 青) の比較

について評価を行った. 平面ディスプレイとして, 防水タブレット Fujitsu 製 QH55/m を使用し, グレイコードの解像度は 2048 × 1024 とした. カメラは Pointgray 製 Flea3(解像度 4028 × 2196) を使用した. また, 水中ディスプレイのパターン光とともにディスプレイの一部を空気中に露出させて同時に撮影する (**図 8** 左) ことにより, 透視投影カメラモデルにおけるキャリブレーション [8] 結果を比較対象として用いることとした (図 8 右).

4.4 節の方法で 5 台のカメラの内部キャリブレーションを行い, 4.5.3 節の方法で外部キャリブレーションと 5 つの raxel カメラの全パラメータ最適化を行った. マーカ黒が透視投影カメラモデルにおけるキャリブレーション, マーカ赤は 3 つの raxel カメラにおけるキャリブレーションと最適化, マーカ青は全周囲で 5 つの raxel カメラでパラメータ最適化を行った結果である (**図 9**). また, あるディスプレイ上のある座標を通過する光線の評価 (7.1.2 節) を**図 10**, **図 11** に示す. 5 台全体の最適化後では, 点群の同一光線性は弱まるが, 空気中の較正物体を用いたキャリブレーショ

© 2014 Information Processing Society of Japan

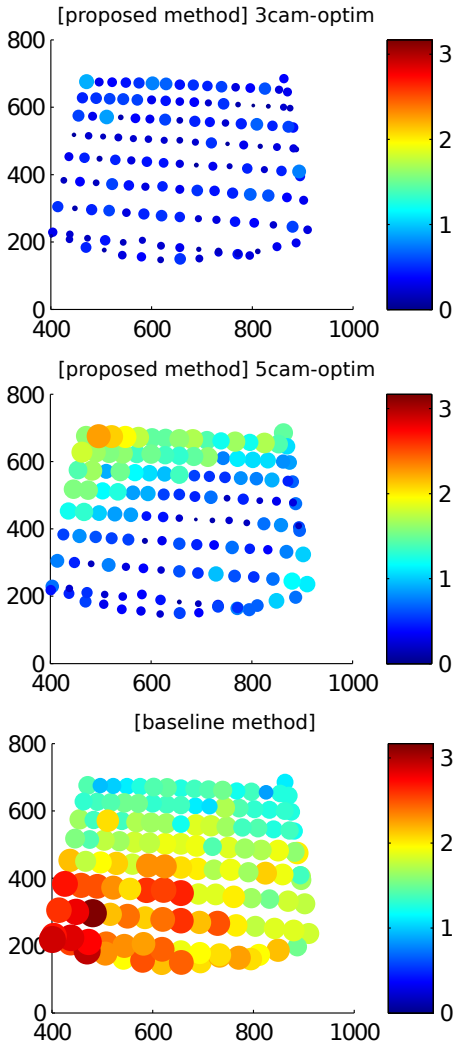


図 10　ディスプレイ Φ_k 上の点における誤差分布

ンと同等の光線空間が獲得できた．以上によって，本手法では水中の較正物体のみを用いて水中光線空間の獲得が可能であることが確認できた．

8. まとめ

本稿では，透視投影カメラモデルに基づいた光線のモデル化が困難な状況下においても適用できる raxel カメラのキャリブレーション手法を提案し，その評価を行った．

本手法では平面ディスプレイに映し出したパターン光がデコードできる範囲での光線空間のみ観測可能であるため，今後は観測された光線空間の空間的な補間なども検討する必要がある．またディスプレイ座標から画像平面への対応付けは，本手法ではパターン光のデコード結果を用いて各画素独立行っているが，屈折面の連続性を仮定して何らかのモデル化を行うといった展開も考えられる．

9. 謝辞

本研究は，NTT メディアインテリジェンス研究所との共同研究で行った．

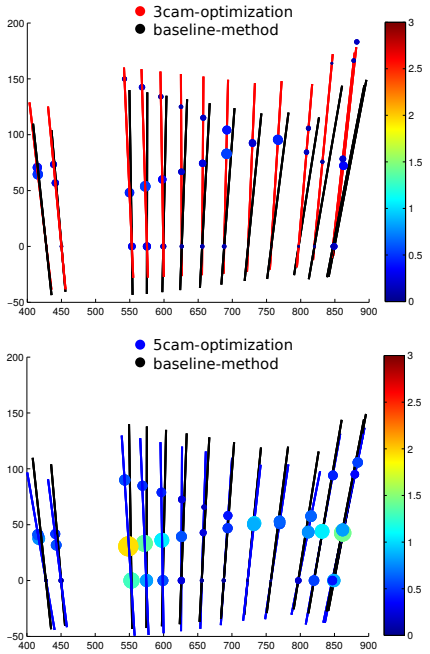


図 11　光線空間の比較

参考文献

[1] Amit Agrawal, Srikumar Ramalingam, Yuichi Taguchi, and Visesh Chari. A theory of multi-layer flat refractive geometry. In *CVPR*, pp. 3346–3353. IEEE, 2012.

[2] Michael D. Grossberg and Shree K. Nayar. The raxel imaging model and ray-based calibration, 2005.

[3] Behzad Kamgar-Parsi and Behrooz Kamgar-Parsi. Algorithms for matching 3d line sets. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol. 26, No. 5, pp. 582–593, 2004.

[4] Maher Moakher. Means and averaging in the group of rotations, 2002.

[5] Qi Shan, Sameer Agarwal, and Brian Curless. Refractive height fields from single and multiple images. In *2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Providence, RI, USA, June 16-21, 2012*, pp. 286–293, 2012.

[6] Tomohiko Yano, Shohei Nobuhara, and Takashi Matsuyama. 3d shape from silhouettes in water for online novel-view synthesis. IPSJ Transactions on Computer Vision and Applications CVA, Vol. 5, pp. 65–69, jul 2013.

[7] C. Yi. Gray code sequences, March 9 2004. US Patent 6,703,950.

[8] Zhengyou Zhang. A flexible new technique for camera calibration. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 22, pp. 1330–1334, 1998.

© 2014 Information Processing Society of Japan