

既知背景の屈折像を用いた透明多面体の3次元形状復元

西村 真衣^{1,a)} 延原 章平^{1,b)} 松山 隆司^{1,c)}

概要：本研究は曲面形状をもつ水槽を外部から撮影し、屈折を経て撮影された画像から水中の3次元情報を復元することを目的とし、屈折境界を介して較正用物体を撮影した画像を入力として屈折境界の位置・姿勢を推定し、水中からの屈折過程のモデル化を行った。具体的には屈折境界を多面体と仮定したうえで、多面体を構成する各面を画像上で同定する領域分割問題と、各面の位置姿勢を推定する問題を同時に解くアルゴリズムを考案した。

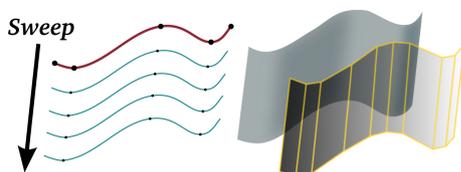


図 1 Swept Surface 形状

1. はじめに

1.1 背景

水中物体を計測する際には、境界での屈折の影響が無視できない。屈折率を既知とした場合、屈折境界の3次元形状と位置姿勢が得られれば、屈折境界を介して水中の物体位置を計測することが可能となる。本研究では曲面ガラスを通して水中世界をカメラで観察する状況を想定し、屈折を経て撮影された画像を用いて曲面状境界の3次元形状解析に取り組む。

複数媒質層での屈折によって生じる光線経路の複雑化を避けるため、対象の屈折層を2層に限定し、また、曲面境界形状として、水族館の水槽の形状に見られるような Swept Surface を設定する。Swept Surface 境界面における屈折光線のモデル化のためには、屈折境界の情報を知り得なければならない。そこで、まず曲面物体の表面が多数の接平面から成るとみなし、これを複数の平面で近似することを考える(図1)。これにより各近似平面のそれぞれについて、屈折率が既知であれば屈折光線をモデル化することができ、各近似平面に対して位置・姿勢推定の問題を考えることができる。ここで考えるべき問題は次の2つである。

- (1) 撮影画像における多面体各面のセグメンテーション
- (2) 各面の位置・姿勢推定問題

撮影画像において透明多面体の各面が正しくセグメンテーションされ、全ての面に対して位置姿勢を推定することができれば、それは3次元空間上で透明多面体の幾何情報が復元されることに等しい。しかし、(1)のセグメンテーションのためには(2)境界の3次元情報が必要であり、(2)の位置推定問題のためには(1)各面のセグメンテーションが必要である。したがって以下ではこの2つの問題を同時に解くアプローチをとり、その評価とアルゴリズムについて述べる。

1.2 関連研究

屈折性媒質を通してカメラキャリブレーションを行う方法としては、屈折境界面の法線ベクトルを用いた共平面条件^{*1}によってキャリブレーションパラメータの一部をまず求め、推定済みのパラメータを用いてスネルの法則を適用する手法[1]が提案されている。この手法においては複数の平行屈折平面を通して較正物体を撮影し、撮影された屈折像と元の3次元形状との対応関係から、層境界における屈折情報を得る。共平面条件は較正物体の屈折像とその既知3次元座標のみを用いるため、中間屈折層が何層であっても適用することができる。

また、透明物体を対象とした3次元形状復元手法については、既知背景を用いた透明物体の表面高度復元[2]が提案されており、これは透明物体を取り払った状態と透明物体を通した状態で撮影した画像の差分から屈折光の情報を得る。また、光線が互いに平行に直進する直交カメラモデルを用いて、差分情報から背景パターンの各画素毎に奥行き

¹ 京都大学
Kyoto University

a) nisimura@vision.kuee.kyoto-u.ac.jp
b) nob@vision.kuee.kyoto-u.ac.jp
c) tm@vision.kuee.kyoto-u.ac.jp

^{*1} オブジェクトの点と各屈折点、屈折面に対する法線ベクトルが同一平面を構成するという拘束条件

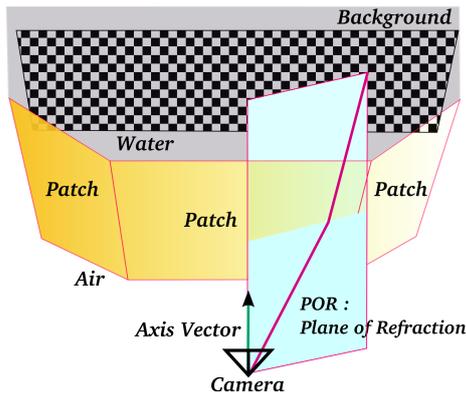


図 2 既知背景, パッチ, 軸ベクトル, POR 平面の定義

計算を行っている. この他に, 透明物体を通過した時に生じる光の偏光情報を用いた 3 次元形状復元手法 [6] も提案されている. これら 2 つの手法はいずれも屈折が無い場合の光線情報が得られることを前提としている. 屈折がない場合の画像を用意することは水槽を取り除くことを意味しており, また平行投影カメラモデルを使用することは現実的ではない. したがって本論文では透視投影のカメラモデル [4] を使用し, 屈折層を取り払った背景の撮影を要しない屈折境界の幾何位置推定について述べる.

1.3 アプローチ

1.3.1 パッチ及び POR 平面の定義

図 2 に示すように以下 4 つの用語を定義する.

- 既知背景 [Background]
3 次元形状が既知の背景物体
- パッチ [Patch]
多面体の各面を, パッチと定義する
- 軸ベクトル [Axis Vector]
パッチにおける法線ベクトル. カメラの視線と同じ方向を正とする.
- POR 平面 [Plane of Refraction]
屈折光線と軸ベクトルが張る平面

1.3.2 既知の背景の利用

屈折光線の情報を得る手段として, 既知の背景物体を透明物体の背後に設置し, 前面から撮影する方法をとる. これは, 画像座標上での既知背景の屈折像と, 世界座標上での既知背景との対応情報から, 屈折光線の情報を得ることを期待するものである. 本研究では, カメラと既知背景の間に 3 つの層 (空気, ガラス, 水) がある状況 (図 2) を扱い, 空気層, 水層に対してガラス層の厚みは十分薄いと, ガラス層境界での屈折は無視するものとする. 水中の既知背景において反射された光は水層を通り, ガラス層・水層境界での屈折, 空気層での透視投影という過程を経て撮像される. カメラの内部パラメータ行列は予め与えられている

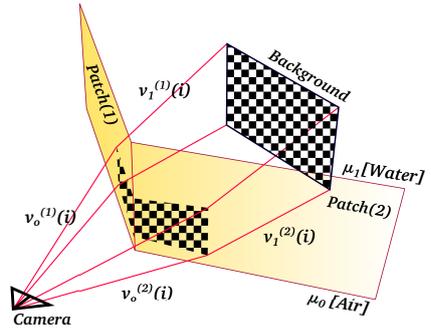


図 3 パラメータの定義

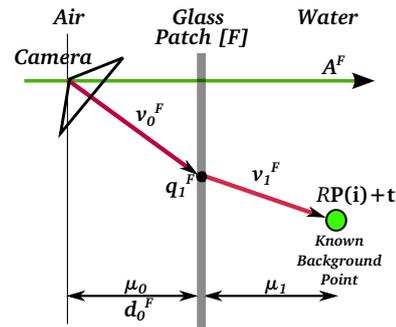


図 4 POR 平面上における屈折モデル

ものとし, 1 枚の撮影画像から, 各パッチの世界座標系における位置, 姿勢を推定することを目標とする. 透明多面体の各パッチにおいては平行屈折平面に対するキャリブレーション手法 [1] を適用することができ, 既知背景の屈折像の情報から, それぞれのパッチについて軸ベクトル, カメラ焦点への距離を推定することが可能である.

2. 既知背景の投影モデル

屈折光情報を得ることを目的とした既知背景の利用 (第 1.3.2 節) について考えるために, まず既知背景で反射された光が屈折層境界で屈折し, 画像平面上へ投影される過程について述べる.

2.1 各パラメータの定義

パラメータが属する座標系と付加情報

[W]: 世界座標系 [W_x, W_y, W_z]

[C]: カメラ座標系 [C_x, C_y, C_z]

[POR]: POR 平面座標系 [U_x, U_y]

[I]: 画像座標系 [u, v]

[W2C]: 世界座標系からカメラ座標系への変換

i : 既知背景の特徴点番号 ($i = 1, 2, \dots$)

n : 屈折層番号 ($n = 0, 1$)

F : パッチ記号 ($F = 1, 2, \dots$)

パラメータ

P : 既知背景の特徴点座標

p^F : パッチ F を通り画像平面上へ写像された P の対応点

- $v_0^{\mathcal{F}}$: カメラ焦点から $p^{\mathcal{F}}$ へのカメラ光線ベクトル (単位ベクトル)
 $v_n^{\mathcal{F}}$: パッチ \mathcal{F} を通る, 第 n 層の光線ベクトル (単位ベクトル)
 μ_n : 第 n 層の屈折率
 R, t : カメラ外部パラメータ
 $d_0^{\mathcal{F}}$: カメラ焦点からパッチへの距離
 $d_n^{\mathcal{F}}$: 第 n 層の厚み
 $A^{\mathcal{F}}$: パッチ \mathcal{F} の軸ベクトル (単位ベクトル)
 $q_n^{\mathcal{F}}$: カメラ焦点から第 n 層・第 $n-1$ 層境界パッチ上の投影点へのベクトル
 θ_n : n 層において軸ベクトルと光線ベクトルがなす角

2.2 屈折光線が満たす制約

このモデルにおいて, 層境界で屈折する光線は POR 平面上で以下の 3 つの制約を満たす.

(1) スネルの法則

2 つの媒質間を通過する波の入射角, 屈折角, 各層屈折率の関係は, スネルの法則を用いて表現することができる. n 層, $n-1$ 層において θ_n, μ_n の間には式 (1) が成り立つ.

$$\frac{\sin \theta_{n-1}}{\sin \theta_n} = \frac{\mu_n}{\mu_{n-1}} \quad (1)$$

よって, 0 層, 1 層において $^{[\text{POR}]}v_0 = [\cos \theta_0, \sin \theta_0]$ が与えられているとき, $^{[\text{POR}]}v_1$ は μ_0, μ_1 を用いて $^{[\text{POR}]}v_1 = [\sqrt{1 - (\frac{\mu_0}{\mu_1} \sin \theta_0)^2}, \frac{\mu_0}{\mu_1} \sin \theta_0]$ として導くことができる.

(2) FR 拘束 - Flat Refraction Constraint[1]

パッチ \mathcal{F} を通る屈折光は, 既知背景が存在する屈折層 n において, 光線ベクトル $^{[C]}v_n^{\mathcal{F}}$ がパッチ上の屈折点 $^{[C]}q_n^{\mathcal{F}}$ から既知背景特徴点 $^{[C]}P$ へのベクトルと平行にあるという式 (3), Flat Refraction Constraint (FR 拘束) を満たす.

$$^{[C]}P - ^{[C]}q_n^{\mathcal{F}} \times ^{[C]}v_n^{\mathcal{F}} = 0 \quad (2)$$

$$^{[W]}P + t - ^{[C]}q_n^{\mathcal{F}} \times ^{[C]}v_n^{\mathcal{F}} = 0 \quad (3)$$

(3) 共平面条件 - Coplanarity Constraint

パッチ \mathcal{F} を通るカメラ光線ベクトル $^{[C]}v_0^{\mathcal{F}}$, カメラ焦点 $^{[C]}(0, 0, 0)^T$ から $^{[W]}P$ のカメラ座標への写像 $^{[C]}P = (R^{[W]}P + t)$ へのベクトルは, 共通の軸ベクトル $A^{\mathcal{F}}$, と同一平面を張ることから, 式 (4) が成り立つ.

$$^{[C]}(RP + t) \cdot (^{[C]}A^{\mathcal{F}} \times ^{[C]}v_0^{\mathcal{F}}) = 0 \quad (4)$$

3. セグメンテーション済の既知背景の投影像を用いた, パッチの位置・姿勢推定

本節ではセグメンテーション済のパッチの対応点の組が与えられた場合の, パッチ位置・姿勢推定について述べる.

3.1 パラメータの定義

以下指定がない限り, 各パラメータはここで定義する座標系に属するとする.

既知のパラメータ

$^{[W]}P(i)$: 既知背景の特徴点座標

$^{[1]}p^{\mathcal{F}}(i)$: パッチ \mathcal{F} を通り, 画像平面上に投影された $P(i)$

$^{[C]}v_0^{\mathcal{F}}(i)$: カメラ焦点 $^{[C]}(0, 0, 0)^T$ から $^{[C]}p(i)$ へのカメラ光線ベクトル (単位ベクトル)

K : 内部パラメータ行列

μ_n : 第 n 層の屈折率

求めるべきパラメータ

$^{[C]}v_n^{\mathcal{F}}(i)$: 第 n 層中での光線ベクトル

R, t : 外部パラメータ

$d_0^{\mathcal{F}}$: 屈折パッチ \mathcal{F} からカメラ焦点への距離

$^{[C]}A^{\mathcal{F}}$: 屈折パッチ \mathcal{F} の軸ベクトル

3.2 計算手法

$[A^{\mathcal{F}}]_{\times}$ を, 軸ベクトル $A^{\mathcal{F}}$ から得られる 3×3 の歪対称行列とし, $E = [A^{\mathcal{F}}]_{\times} R, s = A^{\mathcal{F}} \times t$ とすると, 式 (4) は式 (5) のように書きなおすことができる.

$$(v_0^{\mathcal{F}})^T (A^{\mathcal{F}} \times (RP + t)) = (v_0^{\mathcal{F}})^T EP + (v_0^{\mathcal{F}})^T s = 0 \quad (5)$$

\otimes をクロネッカー積を表すものとし, $E(\cdot)$ を行列 E の列成分を並べたベクトルであるとする, k 個の対応点の組 $(P(i), v_0^{\mathcal{F}}(i))$ について, 式 (5) が成り立つので, 式 (6) を得る. 対応点の組によって生成される左辺行列を, 観測行列 B と定義する.

$$\underbrace{\begin{bmatrix} (P(1)^T \otimes v_0^{\mathcal{F}}(1)^T) & v_0^{\mathcal{F}}(1)^T \\ \vdots & \vdots \\ (P(k)^T \otimes v_0^{\mathcal{F}}(k)^T) & v_0^{\mathcal{F}}(k)^T \end{bmatrix}}_B \begin{bmatrix} E(\cdot) \\ s \end{bmatrix} = 0 \quad (6)$$

線形方程式 (6) を 8 点法ないし 11 点法で解くことによって, $A^{\mathcal{F}}, R, t$ を部分的に含む E, s をまず求め, その E, s から軸ベクトル A を復元し, 回転行列 R , 平行移動ベクトル t の部分ベクトルの候補を得る. 推定済みの A 方向へのパッチに対してスネルの法則を用いた幾何計算を行なうことにより, t, d_0 を求めることができる [1]. キャリブレーション過程におけるパラメータ推定のフローチャートを (図 5) に示す.

4. パッチのセグメンテーションと位置・姿勢の同時推定

前節ではパッチ \mathcal{F} に対する軸ベクトル $A^{\mathcal{F}}$, カメラ焦点からの距離 $d_0^{\mathcal{F}}$ の推定方法を述べた. しかし各パッチについて計算を行なうためには, 画像平面上の離散特徴点集合を, 共通のパッチを通過したグループにセグメンテーションしなければならない. そこで本節では, 第 3 章で述べた

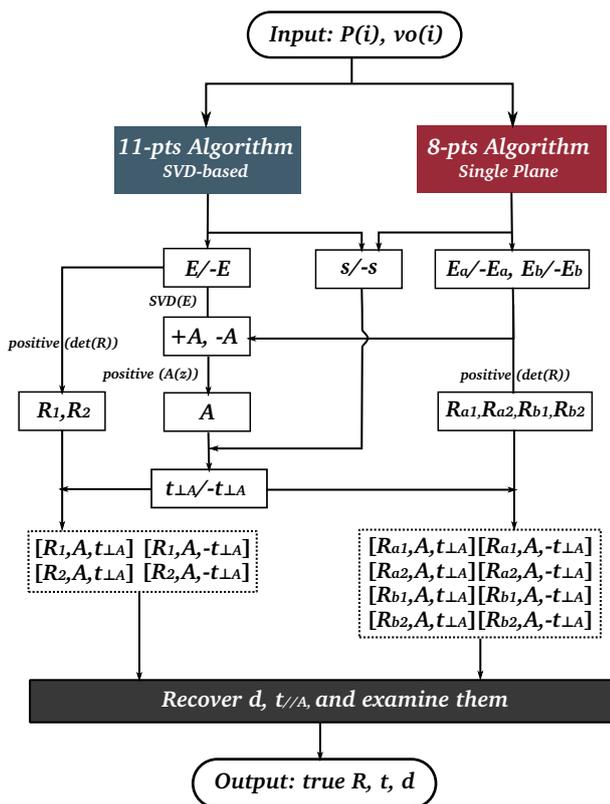


図5 キャリブレーション過程

軸ベクトル A^F の導出過程で用いる共平面条件を、パッチのセグメンテーションに利用し、軸ベクトル A^F を同時推定する方法について述べる。

4.1 共平面条件を利用したパッチセグメンテーション

カメラ焦点から p へのベクトル $v_0(1), v_0(2), \dots, v_0(k)$ が同一パッチ \mathcal{F} を通るということは、全ての対応点の組 $(P(i), v_0(i))$ が、同一のパッチ \mathcal{F} に対して、軸ベクトル A^F 、回転行列 R 、平行移動ベクトル t を用いての共平面条件を満たしていることと同義である。すなわち、 $i = 1 \dots k$ の全ての対応点の組 $(P(i), v_0(i))$ が式(4)を満たし、式(6)において $E(:, s)$ が正しく求まることが、 $v_0(1), v_0(2), \dots, v_0(k)$ が同一のパッチ \mathcal{F} を通って撮像されている条件となる。式(6)を解くためには、8点法ないし11点法[1]が適用できる。よって、 $E(:, s)$ が適切に推定できる対応点の組を探索することにより、同一のパッチ \mathcal{F} を通る $v_0^F(1), v_0^F(2), \dots, v_0^F(k)$ を見つけることができる。また、同時にその組を用いて得られた E, s からパッチ \mathcal{F} の軸ベクトル A^F を推定することが可能である。

ここで「 $E(:, s)$ が適切に推定できる」とは、全て同一のパッチ \mathcal{F} を通る対応点の組 $(P(i), v_0^F(i))$ から生成した観測行列 B を用いて式(6)を解く場合に相当する。この場合、8点法の場合9点以上、11点法の場合12点以上の対応点を渡しても行列 B の階数は落ち、それぞれ(解ベクトルの次元数-1)の $\text{rank} = 8$ (8点法), $\text{rank} = 11$ (11点法)

となる。一方、異なるパッチを通る対応点の組が混ざった $(P(i), v_0(i))$ によって生成された行列 B は式(6)を満たす解ベクトル $[E(:, s)]$ を持たないため、9点以上(8点法)、あるいは12点以上(11点法)の対応点を用いても行列の階数は落ちず、それぞれ $\text{rank} = 9$ (8点法), $\text{rank} = 12$ (11点法)となる。このことを利用すると、選ばれた対応点の組 $(P(i), v_0^F(i))$ によって生成された行列 B の階数を評価することで、その対応点の組が同一のパッチを通過しているかを判断することができるといえる。

4.2 Coplanarity Error

前節で述べた行列 B の階数をチェックする方法として、特異値分解があげられる。特異値分解によって、行列 B は式(7)のように、行列 U, S, V の積によって表される。

$$B = \begin{bmatrix} U \\ \underbrace{\begin{bmatrix} w_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & w_2 & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \dots & w_n \end{bmatrix}}_S \begin{bmatrix} V^T \end{bmatrix} \quad (7)$$

$m \times n$ 行列 B を $B = USV^T$ として特異値分解した時、 S は行列 B の特異値 w_i を対角成分に持ち、 $S = \text{diag}(w_1, w_2, w_3 \dots w_n)$ となる。ここで、0でない特異値の数は行列 B の階数に相当するので、階数が落ちて行列の階数が $(n-1)$ となる時、 w_n は0に近い値となる。よって、最小特異値 w_{\min} (8点法の場合は第9列目、11点法の場合は第12列目)の大きさを行列 B の階数評価の指標とすることが考えられる。 w_{\min} が全体の特異値に占める割合を、Coplanarity Error (以下、 C_{err}) と定義し、式(8)に示す。

$$C_{\text{err}} = \frac{w_{\min}}{\sum_i w_i} = \frac{w_{\min}}{\text{Tr}(S)} \quad (8)$$

したがって、8点法の場合9点以上、11点法の場合12点以上の対応点の組を用いて行列 B を生成し、 w_{\min} の値を評価することによって、それらの組が共通の軸ベクトル A を用いての共平面条件を満たしているかを知ることができる。選ばれた $(P(i), v_0(i))$ が全て同一のパッチを通過していれば C_{err} の値は0に近くなり、異なるパッチを通る対応点の混合があれば C_{err} の値は大きくなることが予想される。

5. Coplanarity Error に関する評価実験

実際の測定においては、対応点の組 $(P(i), v_0(i))$ が一部異なるパッチを通る組を含む場合以外に、画像上で検出された特徴点座標 ${}^{[C]}p(i)$ に測定ノイズが加わる場合にも、行列 B の C_{err} は変動する。 C_{err} をパッチセグメンテーションの指標とするには、パッチ混合による C_{err} が、ノイズ影響による C_{err} と明らかに区別できる必要がある。そこで本節においては、両者を実験評価により比較することで、 C_{err} をセグメンテーションに利用するための条件について論じる。

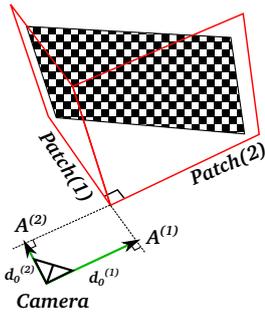


図 6 二面角が 90 度の場合

5.1 シミュレーション評価

屈折パッチは (1)(2) の 2 面であり、また屈折層は中間層であるガラス境界の厚みを無視し、[カメラ-空気層-水層-背景物体] の屈折層が 2 層であるケース ($n = 0, 1$) と設定した。また、パッチの二面角は 90 度であるとした (図 6)。パッチ (1) を通る組とパッチ (2) を通る組を含む対応点集合 (測定ノイズ無) から算出される C_{err} を $C_{\text{err}}^{(M)}$ 、全て同一のパッチを通る対応点集合 (測定ノイズ有) によって算出される C_{err} を $C_{\text{err}}^{(N)}$ とする。ただし、ここでは平面の既知背景特徴点を用いる 8 点法 [1] を用い、行列 B の 9 行 9 列目を w_{\min} として、 C_{err} を算出するものとする。以上を指標として用い、シミュレーションで与えられる対応点集合 ($P(i), v_0(i)$) に対して、(I) パッチ混合による $C_{\text{err}}^{(M)}$ 、(II) ノイズ影響による $C_{\text{err}}^{(N)}$ を評価するシミュレーションを行った。

5.1.1 与えるパラメータ

以下のパラメータを既知のものとして与える。

- ${}^{[W]}P(i)$: 平面の既知背景点集合 (直交格子点 $7 \times 9 = 63$ 点)
- ${}^{[W2C]}R$: 回転行列。回転角を $\theta_x = 0.02\text{rad}$, $\theta_y = -\pi + 0.1\text{rad}$, $\theta_z = \pi + 0.01\text{rad}$ とする。
- ${}^{[W2C]}t$: 平行移動ベクトル
- $d_0^{(1)}, d_0^{(2)}$: カメラ焦点からパッチ (1), (2) への距離
- K : 内部パラメータ行列 (解像度 1280×960 , 画角 90 度)
- ${}^{[C]}A^{(1)}, {}^{[C]}A^{(2)}$: パッチ (1), (2) の法線ベクトル、二面角によって与えられる。

μ_0 : 1.0 / 屈折率 (空気層)

μ_1 : 1.3 / 屈折率 (水層)

5.1.2 シミュレーション手順

異なるパッチを通過した点集合を用いることによる C_{err} の変化の評価手順を以下に述べる。

- (1) 既知背景の点集合 ${}^{[W]}P(i)$ から、パッチ (1), (2) を透過する Forward Projection [1] によって、画像平面上に投影される屈折像の点集合 ${}^{[1]}p^{(1)}(i) = (u(i), v(i))^T$, ${}^{[1]}p^{(2)}(i) = (u(i), v(i))^T$ を得る。
- (2) ${}^{[1]}p^{(1)}(i), {}^{[1]}p^{(2)}(i)$ から、内部パラメータ行列 K を用いて ${}^{[C]}v_0^{(1)}(i), {}^{[C]}v_0^{(2)}(i)$ を得る。
- (3) 対応点の組 (${}^{[W]}P(i), {}^{[C]}v_0^{(1)}(i)$) (${}^{[W]}P(i), {}^{[C]}v_0^{(2)}(i)$) からランダムに \mathcal{X} 点抽出する。 (ただし、 $\mathcal{X} > 8$)

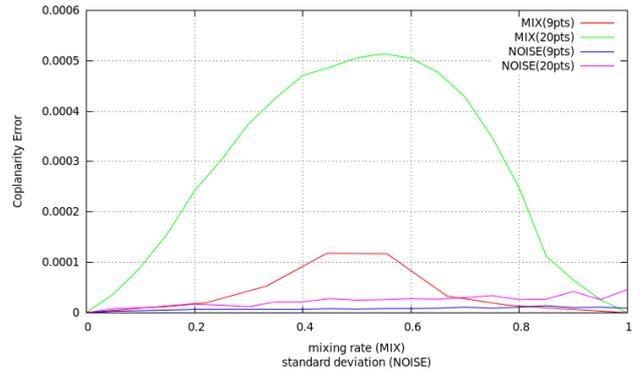


図 7 $C_{\text{err}}^{(M)}, C_{\text{err}}^{(N)}$ のシミュレーション結果

(4) \mathcal{X} 組の (${}^{[W]}P(i), {}^{[C]}v_0(i)$) から観測行列 B を作成し、式 (8) により、8 点法の場合の C_{err} を計算する。

(5) 3-4 を各ノイズレベルにおいて 500 回試し、 C_{err} の平均を記録する。

5.1.3 ノイズレベルの設定と評価

前節シミュレーション過程 3. において評価 (I)(II) で設定するノイズレベルについて以下に述べる。

(I) $C_{\text{err}}^{(M)}$ の評価

過程 3. で $\mathcal{X}=9, 20$ の場合について、パッチ (2) を通過する対応点の混合率を 0.0~1.0 の範囲で変化させ、過程 3-4 の試行を 500 回行う。混合率 0.0 は全ての組を ($P(i), v_0^{(1)}(i)$) から、混合率 1.0 は全ての組を ($P(i), v_0^{(2)}(i)$) から選出することに相当する。各混合率における $C_{\text{err}}^{(M)}$ の 500 回平均を記録する。

(II) $C_{\text{err}}^{(N)}$ の評価

仮想屈折像特徴点 ${}^{[1]}p(i) = (u, v)$ に対して、ノイズを加えた後の特徴点を、 ${}^{[1]}p(i)_{\text{noised}} = (u + du, v + dv)$ とする。 δ を分散 σ^2 のガウシアンノイズ、 ψ を $0 \sim 2\pi$ の一様乱数として、 $[du, dv] = [\delta \cos \psi, \delta \sin \psi]$ とする。また、対応点の組は全て (${}^{[W]}P(i), {}^{[1]}p^{(1)}(i)_{\text{noised}}$) から選出するものとする。過程 3. で $\mathcal{X}=9, 20$ の場合について、 σ を 0.0~1.0 で変化させ、過程 3-4 の試行を 500 回行う。各 σ における $C_{\text{err}}^{(N)}$ の 500 回平均を記録する。

5.1.4 シミュレーション結果

パッチ混合率 (mixing rate) を 0.0~1.0 で変化させた場合の $C_{\text{err}}^{(M)}$ [MIX] と、ノイズ標準偏差 σ (standard deviation) を 0.0~1.0 で変化させた場合の $C_{\text{err}}^{(N)}$ [NOISE] をプロット結果を図 7 に示す。 $C_{\text{err}}^{(M)}$ は、混合率が 0.5 の時に最大値を示し、混合率が 0 のとき最小値を示す。また、 $C_{\text{err}}^{(N)}$ は分散 σ^2 が増加するにつれ大きくなることが示された。

5.2 実画像を用いた実験評価

第 5.1 節の結果をうけて、屈折層として水槽を利用した評価実験を行った。水槽の 2 面をパッチ (1)(2) とし、パッチ



図 8 実験の設定

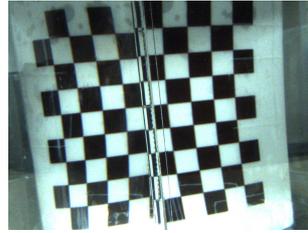


図 9 撮影画像

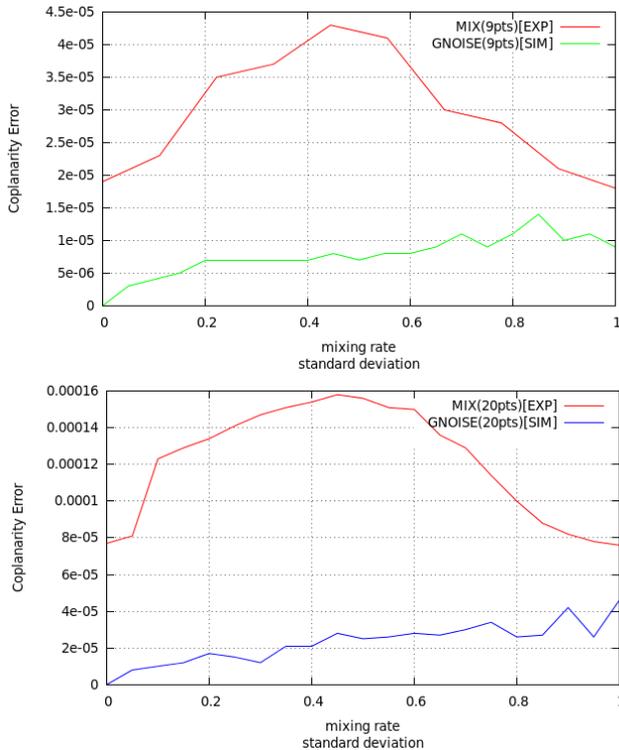


図 10 $C_{\text{err}}^{(M)}$ 実験結果と、 $C_{\text{err}}^{(N)}$ のシミュレーション結果

に近接した場所にカメラを設置した。既知背景として格子点間の距離が 35mm でパターンが 5×8 のチェスボードを使用し、画像の解像度は 640×480 で撮影した。実験状況と撮影画像を図 9 に示す。実験において、画像平面上の点集合 $p^{\mathcal{F}}(i)$ のパッチセグメンテーション (\mathcal{F} の決定) と $P(i)$ との対応付けは手動で行った。対応点個数 $\mathcal{N}=9$ 点、20 点の場合について、シミュレーションでの評価 (I) と同様に、対応点集合における $(P(i), p^{(1)}(i))$, $(P(i), p^{(2)}(i))$ の割合を変化させながら、 C_{err} の評価を行った。シミュレーション上での $C_{\text{err}}^{(N)}$ の評価とともに、プロット結果を図 10 に示す。

対応点個数 $\mathcal{N}=9$ の場合 (図 10 上), $\mathcal{N}=20$ の場合 (図 10 下) のいずれにおいても、 C_{err} 傾向はシミュレーション上での $C_{\text{err}}^{(M)}$ (図 7) と同様な傾向が得られた。

5.3 Coplanarity Error についての考察

第 5.1 節, 第 5.2 節の結果を整理すると、パッチセグメンテーションの指標としての C_{err} については、以下のことが

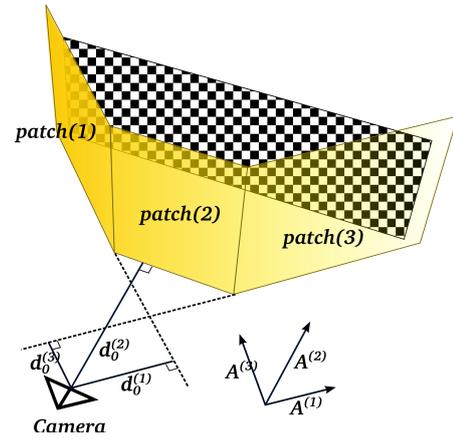


図 11 三面の場合のパッチセグメンテーション

いえる。

- ノイズが無い理想的な状況においては、 C_{err} の大きさによって、同一パッチを通る点の選別が可能である。
- ノイズが加わる状況下でのセグメンテーションにおいては、 C_{err} の変化が顕著にあらわれ、ノイズによる誤差影響が小さい設定を選ぶ必要がある。
- 対応点個数を増やすことは、外れ値の影響を小さくすることができる、ノイズを含む点数が増える、(対応点にノイズが加わっているか、他パッチを通る点を混ぜる場合) 行列 B の rank の増加によって C_{err} は増加することを意味する。
- 対応点個数を減らすことは、外れ値の影響が大きくなる、ノイズを含む点数は減る、軸推定には不利となることを意味する。

6. パッチ連結性を考慮した撮影画像の走査によるパッチセグメンテーション

二面の場合における C_{err} 評価の結果を踏まえ、 J 面の場合についてのパッチセグメンテーションを考える。ここでは Swept Surface の近似対象として八角柱の三面体部分 (図 11) を扱い、撮影画像上の離散特徴点が、3 次元空間で同一のパッチを通過しているための条件として

- (1) 同じパッチを通過している点群は画像平面上で隣接している
- (2) セグメンテーション済の対応点を用いて位置姿勢を推定した各パッチは、境界で連続である (ねじれることがない)

の 2 点を考慮した手法について述べる。

6.1 J 面の場合における C_{err} の定義

パッチ $\pi(j)$ ($j = 1, 2, \dots, J$) を通過して、特徴点 $P(i)$ が画像平面上に離散点 ${}^{\text{[1]}}p(i)(u, v)$ として投影されるとする。この時、図 1 のように、屈折面は Swept Surface であることを想定しているため離散点集合 ${}^{\text{[1]}}p(i)$ のセグメンテーションは平行な直線群によってなされると仮定する。さら

に本論文では、そのような平行直線群の方向は特徴点の分布から直接推定できるものと仮定し、さらに、その方向が画像の y 方向であるとする。言い換えると、Swept Surface の Sweep 方向を推定する問題については扱わない。以上により、セグメンテーション境界は画像平面上の直線 $u = x_1, x_2 \dots x_{J-1}$ (ただし、 $x_j < x_{j+1}$) とする。さらに、これによって分割される点群を $p^{(j)}(p(i) | x_j < u < x_{j+1})$ とする。以上を用いてこの系全体での共平面誤差 C_{err} を \hat{C}_{err} で定義する。

ここで各点群 $p^{(j)}$ での共平面誤差 $C_{err}^{(j)}$ は式 (8) を点群内の特徴点数で平均し、 $C_{err}^{(j)} = C_{err} / N$ で定義する。これを用いて、 \hat{C}_{err} を式 (9) として定義する。

$$\hat{C}_{err} = \sum_{j=1}^J C_{err}^{(j)} \quad (9)$$

6.1.1 $J = 3$ の場合の例

$J = 3$ の場合の例を以下に示す。 x_{min} を $p^{(1)}(i)(u, v)$ ($i = 1, 2, \dots, N$) の u の最小値、 x_{max} を $p^{(3)}(i)(u, v)$ ($i = 1, 2, \dots, N$) の u の最大値として、 x_1, x_2 を $x_{min} < x_1 < x_2 < x_{max}$ の範囲で変化させ、横軸を x_1 、縦軸を x_2 にとり、 \hat{C}_{err} をカラーグラフで記録した結果を図 12, 図 13 に示す。この例では $(x_1, x_2) = (-310, 300)$ が正解値であり、カラーグラフにおいてもその点で最小値となっている。また、グラフから正解値を中心として縦横に評価値は谷状の分布を示しており、このことは x_1 もしくは x_2 一方の正解値が得られた時、それを固定して他方を最適化することが可能であることを示している。

具体的には、以下の手順で画像平面上の離散点群のセグメンテーションを行う。

- (1) 画像平面上で適当な初期値 x_{1init}, x_{2init} を与える
 - (2) x_{2init} を固定し、 x_1 を $x_{1init} < x_1 < x_{2init}$ の範囲で変化させながら、各 x_1 での \hat{C}_{err} を記録 (図 14)
 - (3) \hat{C}_{err} が最小の x_1 を固定 (x_{1fixed}) し、 $x_{1fixed} < x_2$ の範囲で x_2 を変化させながら、各 x_2 における \hat{C}_{err} を記録 (図 15)
 - (4) \hat{C}_{err} が最小の x_2 を固定し、セグメンテーション終了 (図 16)
 - (5) $p^{(1)}(i), p^{(2)}(i), p^{(3)}(i)$ の候補を得る
- こうして $p^{(1)}(i), p^{(2)}(i), p^{(3)}(i)$ を得る過程で各平面のパラメータも推定されるが、そのパラメータはパッチ同士の連結性を考慮したものではない。そこで次に、パッチ同士の連結性を明示的に導入した非線形最適化を行う。

6.2 Forward Projection による非線形最適化

前節のアルゴリズムによって $p^{(1)}(i), p^{(2)}(i), p^{(3)}(i)$ のセグメンテーションがなされ、それらから独立に各パッチのパラメータが推定された。またその過程で、カメラの姿勢も独立に値が推定された。この結果、パッチ間の交線がセ

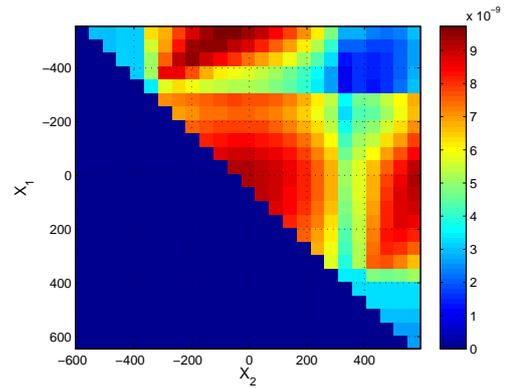


図 12 $\sigma = 0$ での \hat{C}_{err}

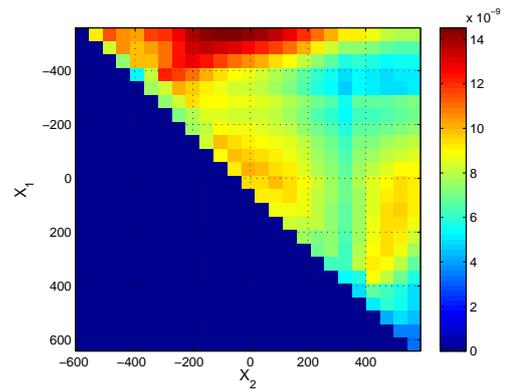


図 13 $\sigma = 0.5$ での \hat{C}_{err}

グメンテーション境界と一致する保証はなく、また、カメラの姿勢も統一されていない。

この問題を解決するために、本節では、セグメンテーション結果を固定した上で、パッチ間の交線がセグメンテーション境界と一致するように明示的な拘束を加え、かつ、共通のカメラ姿勢パラメータを用いて、非線形最適化を行う。

具体的には、パッチの中から最も推定の信頼性が高かった \hat{j} を選び、この姿勢パラメータをセグメンテーション境界 $u = x_j$ 上の相異なる 2 点 $b_j(1), b_j(2)$ 及び、 $u = x_{j+1}$ 上の 1 点 $b_{j+1}(1)$ の奥行きで表現する。続いて、 \hat{j} に隣接する $\hat{j} + 1$ の姿勢は、 $u = x_{j+2}$ 上の 1 点 $b_{j+2}(1)$ の奥行きで表現する。こうして、 J 個のパッチの姿勢を $J + 2$ 個の奥行きパラメータで表現することで、パッチの姿勢によらず、パッチ間の交線とセグメンテーション境界を常に一致させることができる。なお、 \hat{j} の選択には、前節で求めたパラメータから計算した再投影誤差を用いた。 $J = 3, \hat{j} = 2$ の場合の例を図 17 に示す。

この奥行きパラメータの初期値を前節の線形解法によって求めた値から計算し、また、カメラの姿勢は \hat{j} より求めたものを初期値として非線形最適化によって再投影誤差の最小化を行うことで、上記の制約を満たしたパラメータを得ることができる。 $J = 3, \hat{j} = 2$ の場合の結果を図 18 および図 19 に示す。

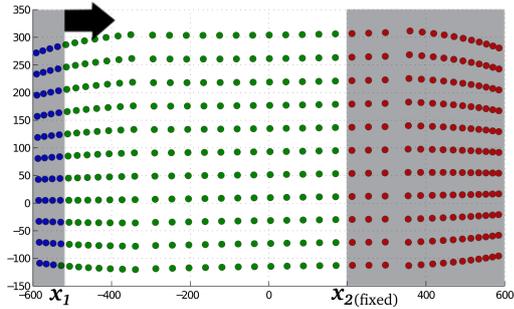


図 14 x_2 を固定して, x_1 を変化

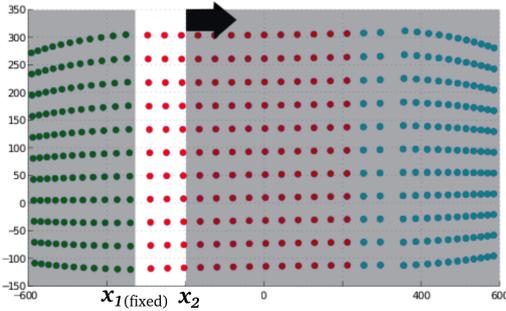


図 15 x_1 決定後, x_2 を変化

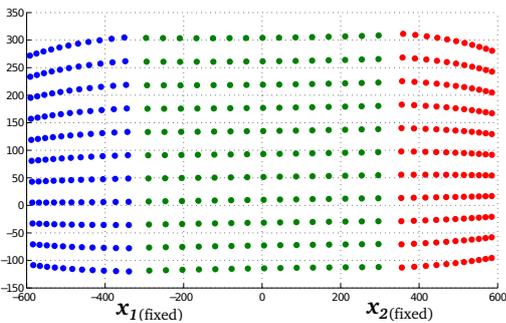


図 16 セグメンテーション後の画像

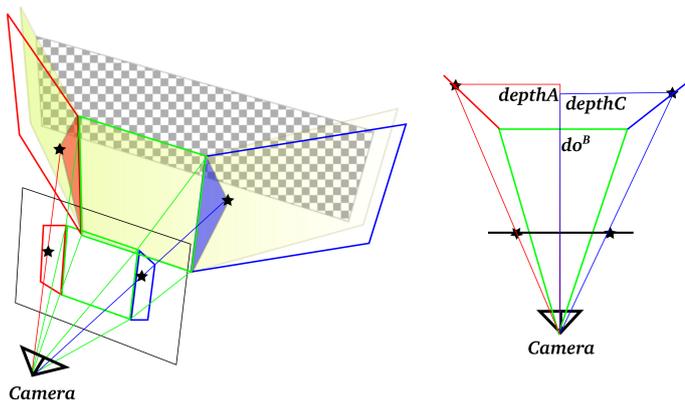


図 17 $J = 3, \hat{j} = 2$ の場合の非線形最適化

7. おわりに

本論文では, 1 枚の撮影画像から, 屈折層を通して撮影された透明多面体の表面形状 (屈折境界) の形状が復元可能であることを示した.

今後は, 冒頭に述べた水中物体計測への実際の応用を考

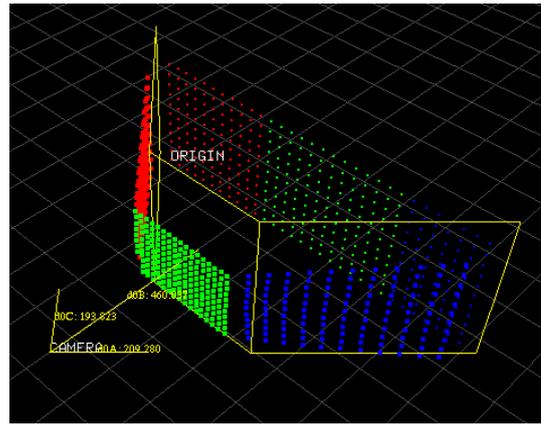


図 18 最適化後の投影関係 (俯瞰図)

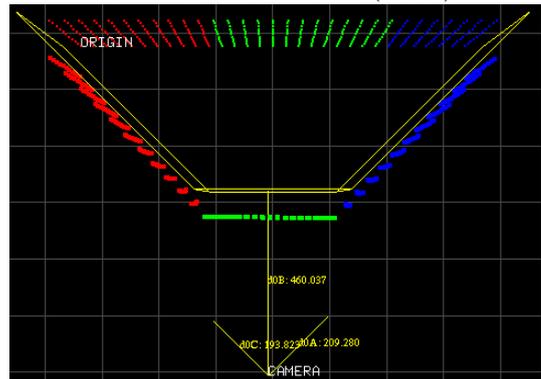


図 19 最適化後の投影関係 (上面図)

えると,

- Swept Surface の Sweep 方向の推定
- より一般的なクラスの Swept Surface への拡張の点に関して更に検討が必要である.

謝辞

本研究は JSPS 科研費 25540068 の助成を受けたものです.

参考文献

- [1] Amit Agrawal, Srikumar Ramalingam, Yuichi Taguchi: *A Theory of Multi-Layer Flat Refractive Geometry*, CVPR (2012).
- [2] Qi Shan, Sameer Agarwal, Brian Curless: *Refractive Height Fields from Single and Multiple Images*, CVPR (2012).
- [3] Demazure, M.: *Sur deux problèmes de reconstruction*, Technical Report882 (1988).
- [4] R.I.Hartley and A. Zisserman.: *Multiple View Geometry in Computer Vision.*, Cambridge University Press, second edition(2004).
- [5] Nister, D.: *An efficient solution to the five-point relative pose problem*, PAMI(2004).
- [6] Diasuke Miyazaki, Katsushi Ikeuchi: *Shape Estimation of Transparent Objects by Using Inverse Polarization Raytracing*, PAMI(2007).