

コニックを利用した多視点カメラのキャリブレーション

Conic-based Multiple View Camera Calibration

○前田匡哉 *, 岡谷貴之 *, 出口光一郎 *

○Masaya Maeda*, Takayuki Okatani*, Koichiro Deguchi*

*東北大学情報科学研究所

*Tohoku University

キーワード : 多視点カメラ (Multiple cameras), 非線形最小二乗直交距離フィッティング (Non-linear least-squares orthogonal distances fitting), 楕円 (Ellipse), ホモグラフィー (Homography), カメラキャリブレーション (Camera calibration)

連絡先 : 〒980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉01東北大学大学院 情報科学研究科 システム情報科学専攻
出口研究室

前田匡哉, Tel.: (022)217-7017, E-mail: masa@fractal.is.tohoku.ac.jp

1. はじめに

空間に設置した複数台のカメラからなるマルチカメラシステムを用いて、共通のシーンを撮影し、得られる複数の画像系列を元に、これまでなかった新しいタスクを実現する研究が盛んに行われている。具体的には、防犯・福祉などのセキュリティ応用や、ゲームなどのエンターテインメント分野での利用、さらには仮想的な画像の合成といった映像製作での利用（例：スポーツ中継）¹⁾など、多くの応用がある。

それぞれのカメラから得られる画像の間には幾何学的な関係が成立し、これを用いることで多くのタスクが実現される。この画像間の幾何学的関係を有効に利用するためには、カメラのキャリブレーションが肝要となる²⁾。ここでカメラのキャリブレーションとは、カメラの内

部パラメータと外部パラメータを求めるということをいう。カメラの内部パラメータとは焦点距離などの結像系のパラメータを指し、外部パラメータとは空間におけるカメラの位置・姿勢パラメータを指す。

本稿では、複数の楕円が描かれた平面パターンを用いるマルチカメラシステムの新しいキャリブレーション方法について述べる。特に、従来の方法では解決不可能だったオンラインのキャリブレーションの実現を目指している。

冒頭に述べたようなアプリケーションを考えるとき、カメラを能動的に制御することができれば、ずっと高度なタスクが可能になる。例えば、カメラのパン・チルト角を制御し向きを変化させることができ（またズームを変化させることができる）できれば、空間で注目する人物を追跡し仔細に観察することが可能となる。サーバイラン

スカメラとして市販されている製品には、そのような機能（パン・チルト・ズームが可変）を持つものが数多くある。

しかしながら、このような能動的なマルチカメラシステムに適用可能なキャリブレーションのための方法はこれまでになかった。マルチカメラシステムに対する既存のキャリブレーション手法は、基本的に全パラメータが固定された静的なカメラを対象としオフラインで実施することを想定したものであったためである。本稿では、カメラパラメータが時々刻々変化する状況下で、オンラインでシステムを校正する方法を考える。

カメラのキャリブレーションを行うための方法は長年にわたって研究されており、多くの方法が知られている。幾つかの方法を以下に述べる。

まず、最もオーソドックスな方法は、3次元的な形状が完全に既知な参照物体を用意し、それを各カメラで撮影した画像を元に、空間と画像の座標系間の対応を計算するものである。この方法は、パラメータの推定精度は最も高くなるが、形状が正確に分かった物体を用意しなければならない不便さがある。特に球技場などの大規模な空間では、この方法は現実的でない。

このため、画像間の点対応からカメラのパラメータを求める方法が開発された。この方法では、空間の点をそれぞれのカメラで捉えた画像上の位置を元にパラメータが計算され、元の空間の点についてはその位置は未知で構わない。空間の同一点が画像上で観測されさえすれば良く、例えばマーカー点をつけた棒を空間で振り回すだけでキャリブレーションに必要な情報が取得できる。この方法では、カメラの全内部パラメータを同時に決定することは不可能であり、精度は上述の参照物体を用いる方法よりも劣る

とされているが、カメラを用いるモーションキャプチャシステムのキャリブレーションの方法として実用化されている。

これら2つの中間的な方法として、既知の平面パタンを用いる方法がある³⁾。一台のカメラに対し、平面パタンを3度向きを変えて画像を撮影することで、パラメータを推定する。元来この方法は、一台のカメラの内部パラメータを求める方法であるが、複数台のカメラでも、独立に考えればもちろん利用できる。ただし平面パタンの向きを3度変える必要がある。

以上述べた方法がキャリブレーションの方法として知られている。上述のように、これらはいずれも事前に行なうことが前提となっていた。つまり、カメラを空間に設置し、内部パラメータまで含めて全パラメータを完全に固定したあと、キャリブレーションを行うというものであった。一度キャリブレーションを行った後では、カメラのピントやズームを調整することはもちろん、その向きを変えることも許されなかった。

これに対し、カメラパラメータが時々刻々変化する状況下でのオンラインのキャリブレーションには次のような難しさがある。

まず、平面パタンを床面などに配置したとしても、その上を人が動き回るなど、オクルージョンが生じることを想定する必要がある。つまりパタンの完全な画像はいつも撮影できるわけではない。

さらに、各カメラ間で視野の重なりが少なくなることも想定する必要がある。モーションキャプチャなどの用途では、全カメラが大きく共通する空間を見ており、視野の積空間は最大になるように配置されることが普通である。用途によっては、このような配置は必然ではなく、各カメラが様々な方向を向いていて、視野の大部分が重ならない場合がある。それぞれのカメラ

の画像上に捉えられた共通の空間特徴を用いてパラメータを推定するのが原理であるから、視野の重なりが少ないと全くなければ、キャリブレーションはそれだけ難しくなる。例えば点の対応関係を用いたキャリブレーションはその場合不可能である。

ここでは、以上の問題を、複数の橢円が描かれた平面パターンを用いることで解決する。具体的には、まず、3つの同心橢円をプリントしたパターンを用意し、3方向のカメラから得た画像(Fig.1)に対して、それぞれの橢円の点データを画素単位で検出する。次に、その離散的な点データの集合に対して、橢円をフィッティングする⁴⁾。そして、フィッティングされた橢円パラメータから、同一平面上のホモグラフィーの関係を利用して複数カメラ間のキャリブレーションを行い、位置を推定する。

以下、第2章では、各カメラから画素単位で検出された橢円の点データに対する、繰り返し計算を用いた幾何学的橢円フィッティング法について述べる。この手法では、与えられた点データが偏っている状況、つまりオクルージョンが発生しているような状況に対しても、円フィッティングの結果を直接橢円フィッティングの繰り返し計算の初期値に設定できるため、収束しやすく反復計算の回数も少なく済むアルゴリズムとなっている。第3章では、橢円フィッティングで得られたパラメータを基に、平面のホモグラフィー⁵⁾の関係から多視点カメラのキャリブレーション及び位置を推定する手法について述べる。第4章では、実験結果と考察を、第5章では、結論を述べる。

2. 最小二乗直交距離フィッティング

この章では、画素単位で検出されたそれぞれの橢円の離散的な点データに対して、その点か

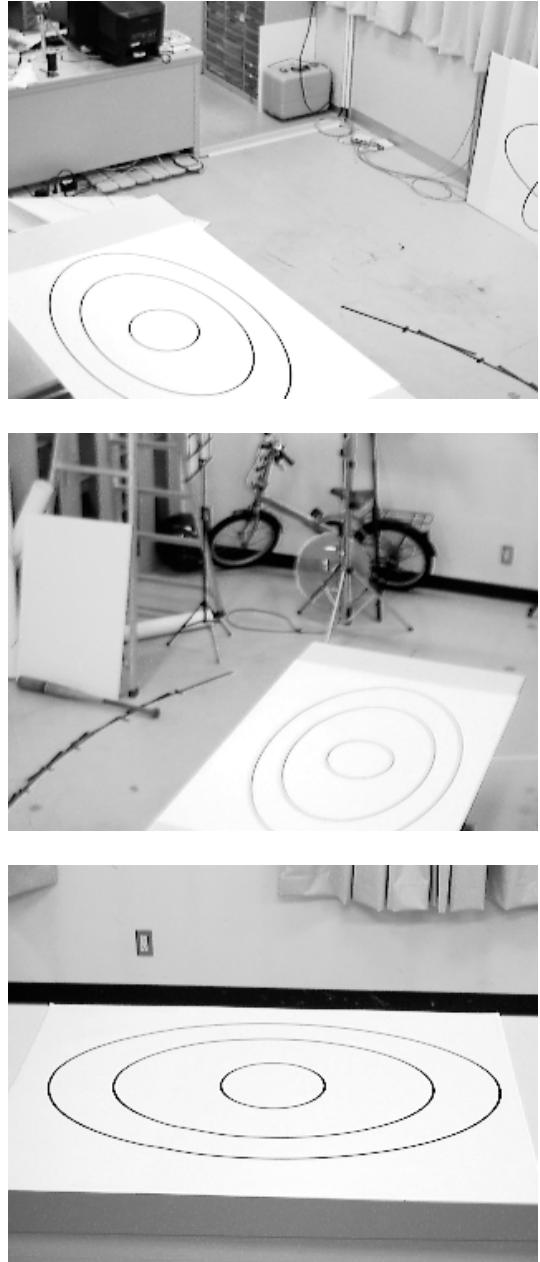


Fig. 1 多視点カメラから得られた同心橢円パターンの画像

らフィッティングする橙円までの直交距離の二乗和が最小になるように橙円フィッティングする方法について述べる。橙円フィッティングは非線形問題で、繰り返し計算を用いて解かなければならないが、適切な初期値の設定を行わないとフィッティング結果が発散してしまう。2.1では、非線形最小二乗フィッティングの概要について、2.2では、橙円フィッティングを行う際に繰り返し計算において適切な初期値となり得る円フィッティングについて述べ、その結果を示す。また、2.3では、橙円フィッティングについて述べ、同様に結果を示す。ただし、橙円の点データに関しては、入力画像としてFig.2を用いていて、橙円上の点を、375点検出して結果を算出した。



Fig. 2 入力画像として用いる抽出された橙円の点データ

2.1 非線形最小二乗フィッティングの概要

q 個のパラメータ \mathbf{a} が次式で表されるような $p (>= q)$ 個の測定点 \mathbf{X} との関係があると仮定する。

$$\mathbf{X} = \mathbf{F}(\mathbf{a}) + \mathbf{e} \quad (1)$$

ここで \mathbf{F} は非線形の微分可能な \mathbf{a} の観測関数を表していて、 \mathbf{e} はゼロ平均での誤差を表している。 \mathbf{X} が与えられたときの \mathbf{a} の非線形最小二乗推定は次式を最小にしなければならない。

$$\sigma_0^2 = [\mathbf{X} - \mathbf{F}(\hat{\mathbf{a}})]^T [\mathbf{X} - \mathbf{F}(\hat{\mathbf{a}})] \quad (2)$$

上記の非線形推定問題の数学的解法に対しては様々な方法があるが、この論文では、我々は初期パラメータベクトル \mathbf{a}_0 と刻み幅パラメータ λ でのガウスニュートン繰り返し計算法を選んだ。

$$\frac{\partial \mathbf{F}}{\partial \mathbf{a}} \Big|_{\mathbf{a}_k} \Delta \mathbf{a} = \mathbf{X} - \mathbf{F}(\mathbf{a}_k) \quad (3)$$

$$\mathbf{a}_{k+1} = \mathbf{a}_k + \lambda \Delta \mathbf{a} \quad (4)$$

式(3)に現れている偏導関数の行列はヤコビアン行列 \mathbf{J} である。

$$J_{ij} \equiv \frac{\partial \mathbf{F}_i}{\partial \mathbf{a}_j} \quad (5)$$

2.2 幾何学的円フィッティング

中心 X_c 半径 R の円は次のように記述することができる。

$$\|\mathbf{X} - \mathbf{X}_c\|^2 = R^2 \quad (6)$$

与えられた点 \mathbf{X}_i (\mathbf{X}_c ではない点)に対して、円上の直交接触点 \mathbf{X}'_i は、

$$\mathbf{X}'_i = \mathbf{X}_c + R \frac{\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_c}{\|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_c\|}, i = 1, \dots, m \quad (7)$$

となり、直交距離誤差ベクトル \mathbf{X}''_i を用いると次式のようになる。

$$\begin{aligned} \mathbf{X}''_i &= \mathbf{X}_i - \mathbf{X}'_i \\ &= [\|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_c\| - R] \frac{\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_c}{\|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_c\|} \end{aligned} \quad (8)$$

式(7)からガウスニュートン繰り返し計算に対するヤコビアン行列 \mathbf{J} は直接導き出され得る。

$$\mathbf{J}_{\mathbf{X}'_i, \mathbf{a}} = \frac{\partial}{\partial \mathbf{a}} \left[\mathbf{X}_c + R \frac{\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_c}{\|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_c\|} \right] \quad (9)$$

円フィッティングの場合には、線形方程式(3)は具体的には次のように表すことができる。

$$\begin{pmatrix} J_{X'_1, R} & J_{X'_1, X_c} & J_{X'_1, Y_c} \\ J_{Y'_1, R} & J_{Y'_1, X_c} & J_{Y'_1, Y_c} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ J_{X'_m, R} & J_{X'_m, X_c} & J_{X'_m, Y_c} \\ J_{Y'_m, R} & J_{Y'_m, X_c} & J_{Y'_m, Y_c} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta R \\ \Delta X_c \\ \Delta Y_c \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X''_1 \\ Y''_1 \\ \vdots \\ X''_m \\ Y''_m \end{pmatrix} \quad (10)$$

ガウスニュートン繰り返し計算を始めるときの，初期パラメータベクトル a_0 は，上記のアルゴリズムがとてもロバストである故，重心やRMS(平均自乗根)中心距離もとることができる。

$$\mathbf{X}_c = \bar{\mathbf{X}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{X}_i, R = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |\mathbf{X}_i - \bar{\mathbf{X}}|} \quad (11)$$

Fig.2の入力画像の点データを用いて，ステップサイズを $\lambda = 1.2$ とすると，幾何学的円フィッティングの結果は， $\|\Delta a\| = 2.0 \times 10^{-8}$ となるまでに 13 回の反復計算を行った後，Table1のように求まる。

Table 1 入力画像に対する円フィッティングの結果

Parameters	R [pixel]	X_c [pixel]	Y_c [pixel]
a_0	60.812	85.192	194.547
\hat{a}	61.748	97.051	205.006

2.3 幾何学的楕円フィッティング

平面での楕円は，中心座標 X_c, Y_c ，軸の長さ $a, b(a \geq b)$ ，そして姿勢角度 $\theta(-\pi/2 < \theta < \pi/2)$ によって，一意に 5 個のパラメータで記述され得る。セクション 2.1 で記述されたアルゴリズムを用いた楕円の最小二乗直交距離フィッティングに対して，我々は与えられた点 \mathbf{X}_i に対する楕円上の直交接觸点 \mathbf{X}'_i をつきとめなければならない。そしてその点 \mathbf{X}'_i でのヤコビアン行列を評価しなければならない。そこで， (X_c, Y_c) で位置付けられ，角度 θ で回転されたFig.3のような一時的な座標系 xy 座標系を導入して，楕円上の直交接觸点 \mathbf{X}'_i 及びヤコビアン行列を求める。

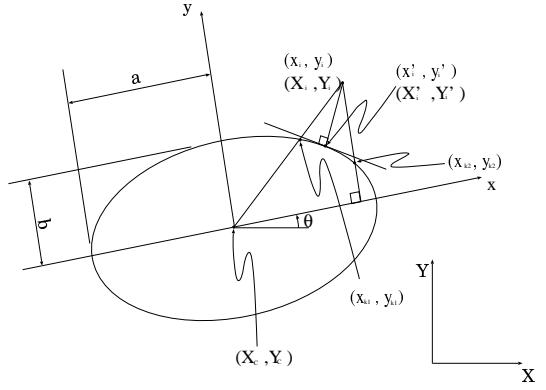


Fig. 3 XY 座標系から xy 座標系に変換された楕円

xy 座標系では，5 個のうち 3 個のパラメータ (X_c, Y_c, θ) が隠れていて，楕円は次のように軸の長さ a, b を用いてのみ記述される。

$$\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} = 1 \quad (12)$$

xy 座標系で与えられた点 (x_i, y_i) に対して，楕円上の直交接觸点 (x, y) でのタンジェントラインと 2 点を結ぶ線は互いに垂直をなすので，

$$\frac{dy}{dx} \frac{y_i - y}{x_i - x} = \frac{-b^2 x}{a^2 y} \frac{y_i - y}{x_i - x} = -1 \quad (13)$$

式(12)と式(13)を書き換えると次のようになる。

$$f_1(x, y) = \frac{1}{2}(a^2 y^2 + b^2 x^2 - a^2 b^2) = 0 \quad (14)$$

$$f_2(x, y) = b^2 x(y_i - y) - a^2 y(x_i - x) = 0 \quad (15)$$

楕円上の直交接觸点 (x, y) は同時に式(14)と式(15)を満たさなければならない。我々は次に示すような一般化ニュートン法を使ってこれらの方程式を同時に解いた。

$$\mathbf{Q} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x} & \frac{\partial f_1}{\partial y} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x} & \frac{\partial f_2}{\partial y} \end{pmatrix} \quad (16)$$

$$\mathbf{Q}_k \Delta \mathbf{x} = -\mathbf{f}(\mathbf{x}_k) \quad (17)$$

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \Delta \mathbf{x} \quad (18)$$

繰り返し計算をする際には，適切な初期値の設定が必要となるが，我々は次の式(19)に示す

ように初期値 \mathbf{x}_0 を与える。これは与えられた点と橙円上の直交接觸点が標準位置(つまり xy 座標系)において同象限内にあるという事実があるからである。

$$\mathbf{x}_0 = \frac{1}{2}(\mathbf{x}_{k1} + \mathbf{x}_{k2}) \quad (19)$$

$$\mathbf{x}_{k1} = \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \end{pmatrix} ab / \sqrt{b^2 x_i^2 + a^2 y_i^2}$$

$$\mathbf{x}_{k2} = \begin{cases} \begin{pmatrix} x_i \\ sign(y_i) \frac{b}{a} \sqrt{a^2 - x_i^2} \end{pmatrix} & if |x_i| < a \\ \begin{pmatrix} sign(x_i)a \\ 0 \end{pmatrix} & if |x_i| \geq a \end{cases}$$

式(19)からの初期値 \mathbf{x}_0 を用いた式(17)と式(18)の繰り返し計算は、直交接觸点に対して適当に正確な座標を与えてやることで 3 ~ 4 サイクルで終わる。最終的に、式(19)を使って XY 座標系への \mathbf{x}'_i の逆変換を通して点 \mathbf{X}'_i を得る。そして直交距離誤差ベクトルは次のようになる。

$$\mathbf{X}''_i = \mathbf{X}_i - \mathbf{X}'_i \quad (20)$$

また、直交接觸点でのヤコビアン行列は xy 座標系から XY 座標系への回転行列 \mathbf{R}^{-1} 、及び橙円パラメータベクトル \mathbf{a} を用いて以下のように表される。

$$\begin{aligned} \mathbf{J}_{\mathbf{X}'_i, \mathbf{a}} &= \left. \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial \mathbf{a}} \right|_{\mathbf{X}=\mathbf{X}'_i} \quad (21) \\ &= \left. \left(\mathbf{R}^{-1} \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{a}} + \frac{\partial \mathbf{R}^{-1}}{\partial \mathbf{a}} \mathbf{x} + \frac{\partial \mathbf{X}_c}{\partial \mathbf{a}} \right) \right|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}'_i} \end{aligned}$$

ガウスニュートン繰り返し計算を行うときに、我々は幾何学的円フィッティングの結果(Table1)から、初期値として $x_0 = x_{c,circle}$, $y_0 = y_{c,circle}$, $a = b = R_{circle}$, $\theta = 0$ を使用した。ただし、ステップサイズ λ は 1.0 とした。 $\|\Delta \mathbf{a}\| = 1.8 \times 10^{-8}$ となるまでに 7 回の反復計算を行った後、橙円フィッティング結果は Table2 および Fig.4 のように求まる。

Table 2 入力画像に対する橙円フィッティングの結果

	a [pixel]	b [pixel]	X_c [pixel]	Y_c [pixel]	θ [rad]
\mathbf{a}_0	61.748	61.748	97.051	205.006	0.000
$\hat{\mathbf{a}}$	77.851	43.899	97.435	203.570	0.439

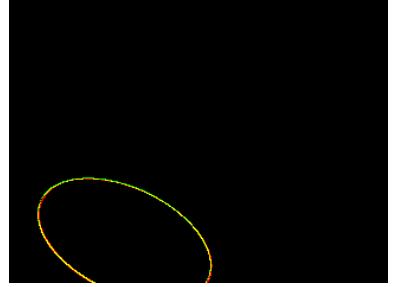


Fig. 4 橙円がフィッティングしている様子。(赤: 与えられた点データ、緑: 橙円のフィッティング結果、黄: 点データとフィッティング結果がピクセル単位で重なっている点)

3. 平面のホモグラフィーからのカメラキャリブレーション

この章では、平面のホモグラフィーを利用したカメラキャリブレーション法について述べる。以下、3.1 では画像上でフィッティングした橙円パラメータと、空間中での橙円平面パターンのパラメータとの関係からホモグラフィー行列を推定する手法について、3.2 ではホモグラフィー行列を利用してカメラの内部パラメータ、及び外部パラメータを求める手法について述べる。

3.1 橙円パラメータを用いたホモグラフィー行列の推定

画像座標系(uv 座標系)で表した画像上の点の座標を $\mathbf{m} = [u, v]^T$ とし、空間座標系(XYZ 座標系)で表した空間中の点の座標を $\mathbf{M} = [X, Y, Z]^T$ とする。また、それぞれの齊次表現を $\tilde{\mathbf{m}} = [u, v, 1]^T$,

$\tilde{\mathbf{M}} = [X, Y, Z, 1]^T$ とする。このとき、 $\tilde{\mathbf{m}}$ と $\tilde{\mathbf{M}}$ の関係は次式で表すことができる。

$$s\tilde{\mathbf{m}} = \mathbf{K}[\mathbf{R} \quad \mathbf{t}], \quad \mathbf{K} = \begin{bmatrix} k_u & k_s & u_0 \\ 0 & k_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (22)$$

s は任意のスケール因子で、 \mathbf{K} はカメラの内部パラメータより求まるマトリクスで、 $[\mathbf{R}, \mathbf{t}]$ は空間座標系からカメラ座標系への回転と並進を表す外部マトリクスである。

空間座標中の楕円平面が $Z = 0$ 上にあると仮定すると、式(22)中の \mathbf{R} の 3 列目の列ベクトル \mathbf{r}_3 の影響を無視できるため、次式のように書き換えることができる。

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{K}[\mathbf{r}_1 \quad \mathbf{r}_2 \quad \mathbf{t}] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (23)$$

式(23)中の $\mathbf{K}[\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \mathbf{t}]$ の部分を \mathbf{H} とおくと、

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (24)$$

となる。以下、 $\tilde{\mathbf{M}}_{new} = [X, Y, 1]^T$ と定義して説明する。

空間座標系での平面上の楕円は、楕円のパラメータから求まるマトリクス \mathbf{C} を用いて次のように書ける。

$$\tilde{\mathbf{M}}_{new}^T \mathbf{C} \tilde{\mathbf{M}}_{new} = 0 \quad (25)$$

同様に、前章で求めた楕円フィッティングパラメータから求まるマトリクス \mathbf{Q} を用いて、画像平面上の楕円は次式のように記述することができる。

$$\tilde{\mathbf{m}}^T \mathbf{Q} \tilde{\mathbf{m}} = 0 \quad (26)$$

式(26)に式(24)を代入して、

$$\tilde{\mathbf{M}}_{new}^T \mathbf{H}^T \mathbf{Q} \mathbf{H} \tilde{\mathbf{M}}_{new} = 0 \quad (27)$$

さらに、式(25)と式(27)より、次式を得る。

$$s' \mathbf{C} = \mathbf{H}^T \mathbf{Q} \mathbf{H} \quad (28)$$

ここで、 s' はスケール因子である。そこで、 $\det \mathbf{C} = \det \mathbf{Q}$ とし、 $\det \mathbf{H} = 1$ と仮定すると、

$$\mathbf{C} = \mathbf{H}^T \mathbf{Q} \mathbf{H} \quad (29)$$

となる。

軸方向が一致している同心楕円では、空間座標系の原点を楕円中心に、また座標軸を軸方向にとることで、 \mathbf{C} において楕円パラメータの X_c, Y_c, θ を 0 に設定できるので、 \mathbf{C} は一般性を失うことなく次のように書ける。

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} \frac{1}{a^2} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{b^2} & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (30)$$

また、式(29)から、

$$\mathbf{Q}^{-1} = \mathbf{H} \mathbf{C}^{-1} \mathbf{H}^T \quad (31)$$

さらに、 $\mathbf{H} = [\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \mathbf{h}_3]$ として式(31)に代入すると、

$$\mathbf{Q}^{-1} = a^2 \mathbf{H}_{x1} + b^2 \mathbf{H}_{x2} - \mathbf{H}_{x3} \quad (32)$$

ここで、 $\mathbf{H}_{x1} = \mathbf{h}_1 \mathbf{h}_1^T, \mathbf{H}_{x2} = \mathbf{h}_2 \mathbf{h}_2^T, \mathbf{H}_{x3} = \mathbf{h}_3 \mathbf{h}_3^T$ である。式(32)から $\mathbf{H}_{x1}, \mathbf{H}_{x2}, \mathbf{H}_{x3}$ を線形解法で解くために、少なくとも 3 つの同心楕円が必要となる。式(32)に出てくるマトリクスは対称行列であり、意味のある式は楕円 1 つにつき 6 つ求まる。

線形方程式(32)を解いて \mathbf{H}_{x1} を求めた後、 \mathbf{h}_1 を求める。ただし、ノイズに敏感であることを考慮に入れると、 $\mathbf{H}_{x1} = \mathbf{h}_1 \mathbf{h}_1^T$ から直接求めることは危険である。そこで、 \mathbf{H}_{x1} は rank 1 で対称行列であるという性質を利用した特異値分解を行う。つまり、

$$\mathbf{H}_{x1} = \mathbf{U} \Sigma \mathbf{V}^T \quad (33)$$

において、rank1 であることから、

$$\boldsymbol{\Sigma} = \begin{bmatrix} \hat{\sigma}_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (34)$$

となるはずである。また、対称行列であることから、

$$\begin{aligned} \mathbf{H}_{x1} &= \hat{\mathbf{h}}_1 \hat{\mathbf{h}}_1^T \\ &= \mathbf{U} \begin{bmatrix} \sqrt{\hat{\sigma}_1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{\hat{\sigma}_1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{V}^T \end{aligned} \quad (35)$$

と書くことができる。よって、

$$\mathbf{G} = \mathbf{U} \begin{bmatrix} \sqrt{\hat{\sigma}_1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_{11} & 0 & 0 \\ g_{21} & 0 & 0 \\ g_{31} & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (36)$$

となるので、 \mathbf{h}_1 の推定値 $\hat{\mathbf{h}}_1$ は以下のようになる。

$$\hat{\mathbf{h}}_1 = \begin{bmatrix} g_{11} \\ g_{21} \\ g_{31} \end{bmatrix} \quad (37)$$

同様にして、 \mathbf{h}_2 および \mathbf{h}_3 も求まる。

3.2 ホモグラフィー行列からのカメラキャリブレーション法

ここでは、前章で求まったホモグラフィー行列 \mathbf{H} を用いて、多視点カメラのキャリブレーションを行う方法について述べる。

式(23)において、 \mathbf{r}_1 と \mathbf{r}_2 が直交する単位ベクトルであることから、

$$\mathbf{h}_1^T \mathbf{A}^{-T} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{h}_2 = 0 \quad (38)$$

$$\mathbf{h}_1^T \mathbf{A}^{-T} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{h}_1 = \mathbf{h}_2^T \mathbf{A}^{-T} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{h}_2 \quad (39)$$

の 2 式を得る。つまり、1 枚の画像からは式(38)と式(39)のカメラ内部パラメータに関する 2 つの拘束式が得られる。5 つのカメラ内部変数を解く場合には、少なくとも異なった方向からの 3 枚の画像が必要となる。

そこで、行列 $\mathbf{B} = \mathbf{A}^{-T} \mathbf{A}^{-1}$ を定義し、その要素を並べたベクトルを、 \mathbf{B} が対称行列であることより、 $\mathbf{b} = [B_{11}, B_{12}, B_{22}, B_{13}, B_{23}, B_{33}]^T$ として定義すると、

$$\mathbf{h}_i^T \mathbf{B} \mathbf{h}_j = \mathbf{v}_{ij}^T \mathbf{b} \quad (40)$$

と表現できる。ただし、 $\mathbf{h}_i = [h_{i1}, h_{i2}, h_{i3}]^T$ 、 $\mathbf{v}_{ij} = [h_{i1}h_{j1}, h_{i1}h_{j2} + h_{i2}h_{j1}, h_{i2}h_{j2}, h_{i1}h_{j3} + h_{i3}h_{j1}, h_{i2}h_{j3} + h_{i3}h_{j2}h_{i3}h_{j3}]$ とする。すると、式(38)と式(39)は以下のように書くことができる。

$$\begin{bmatrix} \mathbf{v}_{12}^T \\ (\mathbf{v}_{11} - \mathbf{v}_{22})^T \end{bmatrix} = \mathbf{0} \quad (41)$$

各々のカメラに対して上式を求めてやることで、 $\mathbf{V}\mathbf{b} = \mathbf{0}$ が得られ、 \mathbf{b} は $\mathbf{V}^T \mathbf{V}$ の最小固有値に対応する固有ベクトルとして求められる。

\mathbf{B} が求まれば、カメラ内部パラメータ、およびスケール因子 λ は最終的に次のように計算される。

$$\begin{aligned} v_0 &= (B_{12}B_{13} - B_{11}B_{23})/(B_{11}B_{22} - B_{12}^2) \\ \lambda &= B_{33} - [B_{13}^2 + v_0(B_{12}B_{13} - B_{11}B_{23})]/B_{11} \\ k_u &= \sqrt{\lambda/B_{11}} \\ k_v &= \sqrt{\lambda B_{11}/(B_{11}B_{22} - B_{12}^2)} \\ k_s &= -B_{12}k_u^2 k_v / \lambda \\ u_0 &= k_s v_0 / k_u - B_{13}k_u^2 / \lambda \end{aligned} \quad (42)$$

また、外部パラメータ $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2 (\mathbf{r}_3 = \mathbf{r}_1 \times \mathbf{r}_1)$ 、および t も射影式(23)より計算することができる。

4. 実験

本研究はオンラインでのカメラキャリブレーションを目的としていて、前述したように、現実での適応を考えた際にオクルージョン等の問題が発生してしまう。実験では、オクルージョ

ンの起こっている状況を実画像で設定し、オクルージョンのない状況との比較を行う(Fig.5).

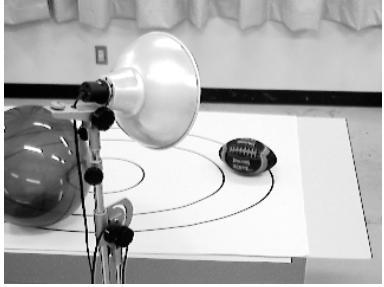


Fig. 5 障害物によって楕円の一部が隠れている状況

その画像から楕円の見えている部分を抽出したもののがFig.6であり、この点データに対して、フィッティングを行った。オクルージョンのない場合の結果と合わせて、Fig.7及びTable3に示す。ただし、オクルージョンのない方のフィッティング結果を a 、オクルージョンのある方の結果を a_{occ} としてある。

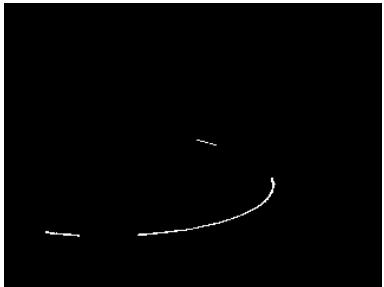


Fig. 6 オクルージョンが発生した際の入力画像

この実験結果を見てみると、オクルージョンが発生した場合にも幾何学的楕円フィッティングアルゴリズムを使用することにより、収束しているのが分かる。しかし、オクルージョンが発生した場合にはある程度の誤差が見受けられる。これは、入力画像として楕円の見えている部分を抽出する際に、楕円上の点ではないデータを取り込んでしまったために出てきた誤差であろうと推測できる。実際にオクルージョンの

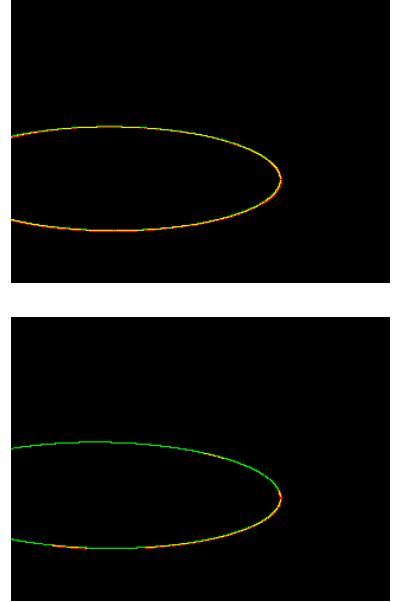


Fig. 7 楕円フィッティングの結果(上:オクルージョンのない場合、下：オクルージョンのある場合、また赤、緑、黄はそれぞれFig.4と同じ定義である)

発生している状況から、楕円を自動で抽出しようとすると、どうしてもこの位の誤差は発生してしまうのではないかと考えられる。

Table 3 オクルージョンの発生に対する楕円フィッティングの結果

	a [pixel]	b [pixel]	X_c [pixel]	Y_c [pixel]	θ [rad]
a	142.067	43.878	85.318	151.756	0.006
a_{occ}	149.496	44.769	78.041	150.647	0.016

5. おわりに

本論文では、コニックを利用した多視点カメラのオンラインキャリブレーションの新しい手法について提案した。従来手法では、オクルージョンの問題や、カメラ間の共通の視野が狭い場合に起る問題のために、カメラの内部パラメータ、及び外部パラメータが時々刻々と変化

する状況には対応できなかったが、本手法では、複数橍円平面パターンを使用することにより、そのような問題点を克服できる。実際に、実験ではオクルージョンの発生している状況を設定し、橍円の見えている部分だけからフィッティングが可能であることを示した。

また、オンラインでの使用を考え、収束までの反復計算の回数が少ない幾何学的橍円フィッティングのアルゴリズムを導入して、計算の迅速化を図った。さらに、同心同軸橍円とカメラの関係を数式的に解明し、そこからホモグラフィー行列 H を求めることにより、カメラキャリブレーションを行えることを示した。

今後の課題としては、オンラインカメラキャリブレーション法として実装するために、橍円の自動抽出を精度良くできるようにすることが1つとして挙げられる。

参考文献

- 1) 矢口悟志, 木村誠, 斎藤英雄, 金出武雄: 未校正多視点カメラシステムを用いた任意視点画像生成,
情報処理学会 CVIM 研究会論文誌, 42, 9/21
(2001)
- 2) Hartley, R. and Zisserman, A.: Multi-View Geometry in Computer Vision, Cambridge University Press (2000)
- 3) Zhengyou Zhang: A flexible new technique for camera calibration,
IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22(11), 1330/1334 (2000)
- 4) Sung Joon Ahn, Wolfgang Rauh, Hans-Jürgen Warnecke: Least-squares orthogonal distances fitting of circle, sphere, ellipse, hyperbola, and parabola,
Pattern Recognition, 34, 2283/2303 (2001)
- 5) 出口 光一郎: ロボットビジョンの基礎, 44/50,
コロナ社 (2000)