

## 2つの平行光の観測による内部カメラパラメータの高精度なキャリブレーション

佐川立昌<sup>†1</sup> 八木康史<sup>†1</sup>

本論文では、透視投影カメラの内部パラメータ推定方法を提案する。透視投影カメラの従来のキャリブレーション法では、内部パラメータと外部パラメータを同時に推定するものであった。そのため、内部パラメータは外部パラメータの推定に依存する。しかしこれは、内部パラメータが外部パラメータから独立したものである、という事実と矛盾したものである。また、両方のパラメータを推定した場合でも、実際には内部パラメータの結果しか利用しない場合も多い。画像処理における誤差は内部、外部両方のパラメータによって吸収されるため、内部パラメータのみしか用いない場合、十分な精度が得られない。それに対し本提案手法は、外部パラメータを推定そのものから取り除くことにより、内部パラメータを安定に求めることができる。本手法は、2つの平行光をどのような位置姿勢で観測しても、その光線間の相対角は不変である、という内部パラメータのみに依存する拘束条件を利用して推定を行う。実験においては相対角誤差の最小化によって内部パラメータが安定に求まることを示し、さらに、本手法を用いると、推定結果の誤差および入力データの縮退度を可視化することが可能であることを示す。

## Accurate Calibration of Intrinsic Camera Parameters by Observing Parallel Light Pairs

RYUSUKE SAGAWA<sup>†1</sup> and YASUSHI YAGI<sup>†1</sup>

This study describes a method to estimate the intrinsic parameters of a perspective camera. In previous calibration methods for perspective cameras, the intrinsic and extrinsic parameters are simultaneously estimated during calibration. Therefore, the intrinsic parameters depend on estimating the extrinsic parameters. This is inconsistent with the fact that the intrinsic parameters are independent of the extrinsic parameters. Moreover, in some situations, only estimation of the intrinsic parameters is necessary as the extrinsic parameters are not used. In these cases, each intrinsic parameter, for example focal length, is not sufficiently robust to combat the image processing noise, which is absorbed by both parameter types, during calibration. Therefore, a new method is proposed that will allow the sole estimation of the intrinsic parameters; namely, it is free from estimating the extrinsic parameters. The proposed method observes parallel light pairs which are projected on different points to calibrate the intrinsic parameters. This is accomplished by applying the constraint that the relative angle of two parallel rays is constant even if they are projected on any points. This method focuses only on the intrinsic parameters and the calibrations are robust as demonstrated in this study. Moreover, our method can visualize the error of the calibrated result and the degeneracy of the input data.

### 1. はじめに

焦点距離や主点位置などの透視投影カメラの内部パラメータは幾何学的な解析には重要なパラメータである。これまで内部、外部パラメータを同時に校正する様々な手法が提案されているが、場合によっては内部パラメータは必要であるが、外部パラメータは必要で

はないことがある。たとえば、カメラを動かしながら撮影する場合、内部パラメータは前もって校正することができるが、外部パラメータは動きによって変化するため、事前に校正するものではない。

従来の校正手法は、3次元空間中の特徴点を観測し、観測した座標とパラメータを用いて再投影した点の誤差を最小化するようなパラメータを求めるものである。特徴点の座標を再投影するためには内部および外部パラメータの両方が必要であるため、外部パラメータを必要としない場合でも、同時に求める必要があった。

<sup>†1</sup> 大阪大学産業科学研究所

The Institute of Scientific and Industrial Research,  
Osaka University

したがって、内部パラメータは外部パラメータの推定に依存することになる。しかしこれは、内部パラメータが外部パラメータに対して独立であるという事実に矛盾するものである。

内部パラメータの推定誤差を最小化する方法が求められるが、内部パラメータの推定結果は校正用マーカの画像に大きく依存する。著者が従来手法を用いて何度か予備実験を繰り返し、丁寧に画像処理を行ったにもかかわらず、得られた結果は大きな分散を持つものであった。これは、従来手法が内部パラメータの誤差を最小化するために、内部、外部パラメータ両方の推定を必要とするからであると考えられる。

カメラの校正には、特徴点の抽出を容易にするためにマーカ物体がよく用いられる。Tsai<sup>24)</sup>は既知の平行移動を行う平面物体を用いた。これは立体的な物体を用いていることと等価である。立体的なマーカを用いたカメラ校正は、再投影誤差を最小化することによって行われる<sup>9),14)</sup>。一方、文献 23), 25) では、回転、平行移動といった相対関係は未知である複数の平面物体を用いた。これらの方法では、まず最初にカメラ画像と平面物体のホモグラフィ行列を計算し、内部パラメータとホモグラフィ行列の間の拘束条件を用いて、内部パラメータを推定した。その後、再投影誤差の非線形最小化によって解の改善を行った<sup>25)</sup>。マーカ物体が立体的か平面的かにかかわらず、カメラから有限な距離においてカメラパラメータの推定を行う場合、マーカが置かれた距離に最適化した解が得られる。そのため、観測したい物体までの距離がマーカまでの距離と異なると、投影誤差が大きくなる。したがって、内部パラメータの推定結果はマーカの配置に影響されたものとなる。

これに対し文献 13), 22) では、マーカ間の関係が回転運動のみで表される場合において、カメラパラメータを求めている。この場合、カメラからマーカまでの平行移動は最小化すべきコスト関数から取り除かれるため、推定すべき外部パラメータの数が削減され、推定結果はマーカまでの距離に依存しないものとなる。しかし、回転移動については推定すべきパラメータとしてコスト関数に含まれている。

本論文で提案する手法は 2 つの平行光線の組を用いる。平行光とは、太陽光のように平行な光線ベクトルの束として表される光である。すなわち、観測位置によらず光線ベクトルが不変な光である。平行光を観測する方法として、遠方の物体の観測する方法、あるいはコリメータを用いる方法があげられる。これまで、複数のコリメータを用いて内部パラメータを校正する

方法<sup>4),5),11),12),15)</sup>が提案されている。これらの方法は多数のコリメータ(たとえば、文献 11)では 41 個、文献 4), 5)では 43 個)を用いた校正方法であるが、提案方法では最低 2 つの平行光が同時に観測可能であればよい。一方、遠方の物体として、夜空の星を観測する方法<sup>16),21)</sup>が提案されている。星からの光は太陽光と同じように平行光であるが、内部および外部パラメータを同時に校正する手法となっている。これらの手法に関する詳しいサーベイは文献 7)を参照いただきたい。また、消失点を用いたカメラ校正手法は、遠方の物体を観測する代わりに、無限遠点である消失点を用いた方法であると見なせる。消失点の相対角が 90 度の場合、内部パラメータのみを線形解法で求めることができ<sup>3),6)</sup>、これは提案手法の特別な場合であると考えられる。文献 8), 10)では消失点をカメラ校正に用いているが、内部および外部パラメータを回転運動のみの場合文献 13)と同様の手法で計算している。

これまで、平行光を用いた反射屈折光学系の校正方法<sup>18),19)</sup>が提案されており、本論文ではこれらの方法を透視投影カメラの校正に応用する。提案手法は、カメラ校正精度を改善するため、外部パラメータをまったく推定することなく内部パラメータを推定するものである。まず 2 章では関連研究について述べ、次に提案手法を 3 章で説明する。また、提案手法において用いるコスト関数に基づいた校正誤差の可視化法について述べる。4 章では、推定した内部パラメータについて、最小化するコスト関数による安定性の評価を行い、最後に 5 章でこの論文をまとめる。

## 2. 内部パラメータ推定に関する関連研究

本章ではカメラ校正に関する関連研究について説明する。まず、内部パラメータを表す行列  $K$  を次のように定義する。

$$K = \begin{pmatrix} f_x & s & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

ここで  $f_x, f_y$  は焦点距離であり、アスペクト比が 1 でない場合には異なる値となる。射影の主点は  $(c_x, c_y)$  である。また、歪み  $s$  は最近のカメラにおいては無視できるものであるため、以下の章では 0 とする。

次に外部パラメータ  $T$  は次のように表される。

$$T = [R \mid t] \quad (2)$$

ここで、 $R$  は  $3 \times 3$  回転行列であり、 $t$  は  $3 \times 1$  平行移動ベクトルである。よって、3次元点  $M = (X, Y, Z)^T$

を射影して得られる画像点  $m = (x, y)^T$  は次のように計算される。

$$s\hat{m} = KT\hat{M} \quad (3)$$

ここで  $\hat{m} = (x, y, 1)^T$  および  $\hat{M} = (X, Y, Z, 1)^T$  は、それぞれ  $m, M$  の同次座標系におけるベクトルである。また、 $s$  は任意のスケールを表す。

### 2.1 立体的なマーカを用いたカメラ校正

立体的なマーカをカメラ校正に用いる場合、パラメータは次のコスト関数を最小化することによって推定される。

$$E_{3D}(P) = \sum_i \left\| \frac{1}{s_i} P \hat{M}_i - \hat{m}_i \right\|^2 \quad (4)$$

ここで  $P = KT$  であり、また  $M_i$  と  $m_i$  は画像処理によって対応付けられた3次元点と画像点である。内部パラメータ  $K$  と外部パラメータ  $T$  は、得られた  $P$  を分解することによって得られる。

最適な  $P$  は  $E_{3D}(P)$  を最小化することによって得られるが、コスト関数は内部パラメータ  $K$  の誤差を最小化するものではないため、最適な  $K$  が得られるとは限らない。また、得られたパラメータは用いたマーカに最適化されるため、マーカと異なる位置にある対象を射影した場合の誤差は大きくなる。

### 2.2 平面マーカを用いたカメラ校正

次の方法は平面的なマーカを複数回観測することによってカメラ校正を行う方法である<sup>23),25)</sup>。平面マーカは複数回の観測の間に、カメラに対して異なる平行移動、回転パラメータを持つ。この方法はまず、マーカ上の点と、その射影された画像点の対応関係を表すホモグラフィ行列を計算する。マーカの平面が  $Z = 0$  で表される場合、ホモグラフィ行列  $H$  は次のようになる。

$$H = [h_1 \ h_2 \ h_3] = K[r_1 \ r_2 \ t] \quad (5)$$

ここで  $h_k$  と  $r_k$  は、 $H$  と  $R$  の  $k$  番目の列である。 $r_1$  と  $r_2$  は正規直交であるので、以下の拘束条件が得られる。

$$\begin{aligned} h_1^T K^{-T} K^{-1} h_2 &= 0 \\ h_1^T K^{-T} K^{-1} h_1 &= h_2^T K^{-T} K^{-1} h_2 \end{aligned} \quad (6)$$

ここで  $K^{-T} = (K^T)^{-1}$  である。 $K^{-T} K^{-1}$  は線形方程式の解として求められ、内部パラメータ  $K$  は  $K^{-T} K^{-1}$  を分解することによって計算される。文献 25) において、次の非線形最適化によって  $K$  を改善する。

$$E_{\text{plane}}(K, T_1, \dots, T_n)$$

$$= \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^n \left\| \frac{1}{s_{ij}} K T_j \hat{M}_i - \hat{m}_{ij} \right\|^2 \quad (7)$$

ここで  $n$  は平面マーカの画像数であり、 $N$  は1つの画像に含まれる特徴点の数である。

立体的なマーカの場合と同様に、式 (7) を最適化することによってパラメータが推定されるため、内部パラメータ  $K$  が最適になるとは限らず、また結果は平面マーカの位置に最適化されたものとなる。

### 2.3 回転のみを行うカメラを用いた校正

3つ目の方法は、カメラを回転させてマーカを観測し、カメラ校正を行う方法である。カメラが回転運動のみを行う場合、カメラからマーカまでの距離は無関係となるため、平行移動については射影の式から取り除かれる。 $j$  番目と  $k$  番目の画像において対応点を見つけた場合、その対応関係はホモグラフィ行列  $H_{jk}$  で表される。このとき、 $j$  番目から  $k$  番目への回転行列は  $R_{jk} = K^{-1} H_{jk} K$  として計算される。ここで  $R_{jk} = R_{jk}^{-T}$  であるため、内部パラメータ  $K$  について次の拘束条件が得られる<sup>13)</sup>。

$$(K K^T) H_{jk}^{-T} = H_{jk} (K K^T) \quad (8)$$

$K$  は  $K K^T$  を分解することによって計算され、その後以下のコスト関数を非線形最小化することによって得られる。

$$\begin{aligned} E_{\text{rot}}(K, R_1, \dots, R_n) \\ = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^n \left\| \frac{1}{s_{ij}} K R_j \hat{M}_i - \hat{m}_{ij} \right\|^2 \end{aligned} \quad (9)$$

文献 22) ではターンテーブルを用いて  $R_j$  は既知であると仮定されている。平行移動を含まない回転のみの運動を得るために、文献 13) では遠方のマーカ物体を用い、文献 22) ではカメラとターンテーブルの回転軸を正確に合わせている。

この方法では外部パラメータの平行移動成分が推定すべきパラメータから取り除かれている。そのため推定結果はマーカの位置と無関係になる。しかし、回転については、まだパラメータとして求める必要が残っている。

## 3. 2つの平行光の観測による内部カメラパラメータの校正

本論文の目的は、コスト関数から外部パラメータを取り除き、最適な内部パラメータ  $K$  を計算することである。 $K$  のみをパラメータとして持つコスト関数を得るために、式 (6)、(8) と類似した拘束条件を用

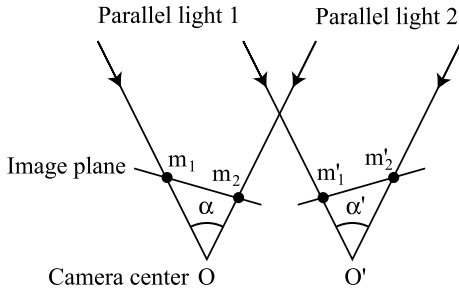


図 1 2 平行光が異なる 2 つの位置  $O$  と  $O'$  から観測された場合でも、平行光間の相対角は不変 ( $\alpha = \alpha'$ ) である

Fig. 1 Two parallel lights are observed from two positions,  $O$  and  $O'$ . Though the cameras are relatively translated and rotated, the relative angles of the two parallel lights are the same, namely  $\alpha = \alpha'$ .

いる。これらの場合、外部パラメータを含むホモグラフィ行列を計算する必要がある。しかし、提案手法ではホモグラフィ行列を計算することなく、2 つの平行光を用いることによって直接的に拘束条件を得る。

### 3.1 2 つの平行光の観測によって得られるコスト関数

式 (6) と (8) は、回転によって距離と角度が変化しない、という拘束条件に基づいている。ここで 2 つの平行光を観測すると、この拘束条件を直接的に用いることができる。図 1 は、位置姿勢を変えたカメラから 2 つの平行光を観測した状況を示している。2 つのカメラ間では外部パラメータ（平行移動、回転）が異なっているが、観測する平行光間の角度は不変 ( $\alpha = \alpha'$ ) である。 $m$  が平行光が射影された画像点であるとすると、光線ベクトルは  $K^{-1}m$  によって得られる。したがって、相対角  $\alpha$  は以下の式によって計算される<sup>14)</sup>。

$$\cos \alpha = \frac{m_1^T K^{-T} K^{-1} m_2}{\|K^{-1} m_1\| \|K^{-1} m_2\|} \quad (10)$$

したがって  $\alpha$  が既知であるとすると、コスト関数は以下ようになる。

$$E_{\text{para1}}(K) = \sum_{i=1}^N d_{1i}^2$$

$$d_{1i} = m_{i1}^T K^{-T} K^{-1} m_{i2} - \cos \alpha \|K^{-1} m_{i1}\| \|K^{-1} m_{i2}\| \quad (11)$$

ここで  $N$  は平行光の組の数である。すなわち、提案手法はコリメータを用いる従来法と異なり、2 つの平行光を観測できればよく、それを  $N$  回観測することによって、内部パラメータ推定に十分な拘束条件を得ることができる。平行光を用いているため平行移動成分はコスト関数から取り除かれる。また、回転行列の拘束条件を直接的に用いているため、回転成分につい

ても推定すべきパラメータから取り除かれる。また、 $\alpha$  が未知の場合にはコスト関数は以下ようになる。

$$E_{\text{para2}}(K) = \sum_{i=1}^N d_{2i}^2$$

$$d_{2i} = m_{i1}^T K^{-T} K^{-1} m_{i2} \|K^{-1} m'_{i1}\|$$

$$\times \|K^{-1} m'_{i2}\| - m_{i1}^T K^{-T} K^{-1} m'_{i2}$$

$$\times \|K^{-1} m_{i1}\| \|K^{-1} m_{i2}\| \quad (12)$$

これらのコスト関数を非線形最小化することによって  $K$  を推定する。これらのコスト関数は画像間のカメラ回転によらず成立するため、外部パラメータには何の拘束条件も与えない。すなわち、外部パラメータから独立した式であるといえる。また、回転運動のみを扱う手法<sup>13)</sup> ではホモグラフィを計算するために各画像 4 点のデータを必要とするが、提案手法では各画像 2 点でよい。

### 3.2 パラメータの初期値推定

$E_{\text{para1}}$  あるいは  $E_{\text{para2}}$  を用いた  $K$  の推定は、非線形最小化によって行われるため、パラメータの初期値が必要である。1 つの画像中に 4 点以上の特徴点が存在する場合には、式 (8) によって  $K$  の初期値を求めることができるが、本論文では簡単化した内部パラメータを仮定することによって初期値を推定する方法を提案する。

初期値推定において、アスペクト比は 1、また主点は画像の中央にあると仮定する。すなわち  $w, h$  を画像の幅と高さとする、 $f_x = f_y, (c_x, c_y) = (w/2, h/2)$  と仮定する。したがって、残るパラメータは  $f_x$  のみであり、 $E_{\text{para1}} = 0$  は以下のように簡単化される。

$$\sum_{i=1}^N A_i f_x^4 + \sum_{i=1}^N B_i f_x^2 + \sum_{i=1}^N C_i = 0 \quad (13)$$

ここで、 $A_i, B_i, C_i$  は  $m_{i1}, m_{i2}, \alpha$  から計算される。式 (13) を解くことによって  $f_x$  の初期値を計算する。射影幾何を考慮すると、式 (13) は正負 2 つの実数解を持つ。そのため、 $f_x^2$  に関する 2 次式として解を計算すると、 $f_x^2 > 0$  となる解は 1 つである。そこでその正の平方根を  $f_x$  の解として採用する。コスト関数として  $E_{\text{para2}}$  を用いる場合でも、類似の方程式を解くことによって  $f_x$  を得る。

### 3.3 誤差と縮退の可視化

$E_{\text{para1}}$  と  $E_{\text{para2}}$  のパラメータは 4 つの変数 ( $f_x, f_y, c_x, c_y$ ) である。したがって、 $d_{1i} = 0$  と  $d_{2i} = 0$  は、4 次元空間の曲面となる。入力画像中で観測された平行光の各組について曲面が得られるので、各々の曲面は  $E_{\text{para1}}$  あるいは  $E_{\text{para2}}$  の最小化によって得

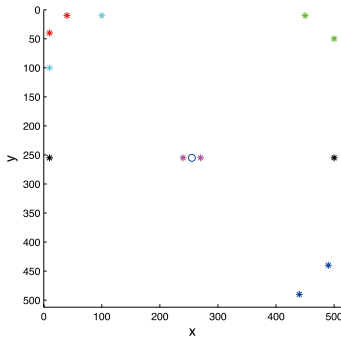


図2 入力データ点は‘\*’で表されており、各組は色で見分けられる．‘o’は主点位置を示している

Fig.2 The sample input points are indicated by ‘\*’. The each pair is represented by the same color. The principal point is depicted by ‘o’.

られた解において互いに交差する．

この曲面を可視化するために、解における4次元曲面の断面となる2次元曲線を用いる．曲線が1点で交わらない場合、ノイズが含まれることを示す．すなわち、推定された解の誤差は曲線間の距離として可視化される．また、交点付近において複数の曲線が平行に近い場合、交点の位置はノイズに大きく依存する．これは入力データが縮退した条件であることを示している．

たとえば  $f_x = f_y = 900$ ,  $c_x = c_y = 255$ , 画像サイズ  $512 \times 512$  画素という状況を考える．図2は6組の入力点の位置を示しており、各組は同じ色で表されている．図3および図4は4次元曲面の2次元断面となる曲線を示している．曲線の色は、図2中の入力点の色と対応している．図3において、すべての曲線は解の位置、すなわち  $f_x = 900$ ,  $c_x = 255$  において交差している．しかし、紫の線と黒の線はほぼ同一であり、解付近において平行である．この2つの組が縮退した条件であることを示している．

これらの曲線を見ると、画像隅の組、たとえば、赤、緑、青の組が正確な解を得るために有効であることが分かる．1つの組から1つの式が得られるため、4組のデータがあれば解を計算することができる．したがって、画像の四隅で入力点の組を取得するとよい．画像の端で立体的、あるいは平面マーカを観測することが現実的に難しいのに対して、平行光の組を画像の端で観測することは簡単である．

### 3.4 平行光の取得

提案手法では平行光線を観測することが必要である．平行光を取得するには以下の2つの方法がある．

- 遠方マーカ物体の特徴点を用いる．
- コリメート光を生成する．

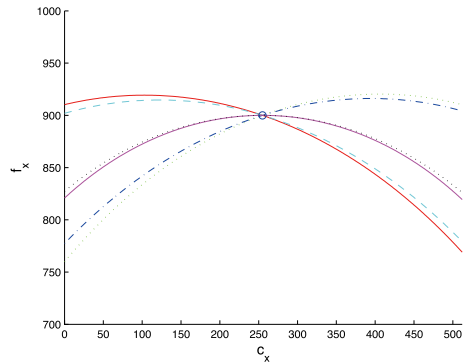


図3 4次元曲面の  $f_y = 900$ ,  $c_y = 255$  における断面．各曲線は  $f_x = 900$ ,  $c_x = 255$  において交差している

Fig.3 Each curve indicates a slice of the 4D surface at  $f_y = 900$  and  $c_y = 255$ . The curves intersect at  $f_x = 900$  and  $c_x = 255$ .

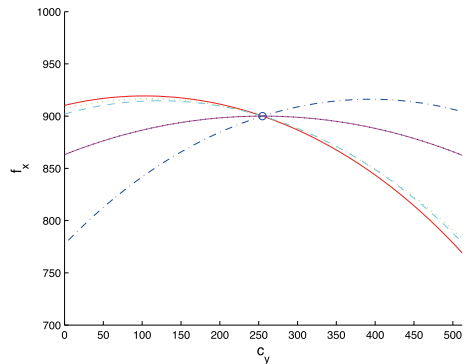


図4 4次元曲面の  $f_y = 900$ ,  $c_x = 255$  における断面．各曲線は  $f_x = 900$ ,  $c_y = 255$  において交差している

Fig.4 Each curve indicates a slice of the 4D surface at  $f_y = 900$  and  $c_x = 255$ . The curves intersect at  $f_x = 900$  and  $c_y = 255$ .

前者の方法では、カメラ運動に多少の平行移動成分が含まれていたとしてもマーカまでの距離よりもずっと小さい場合には、その平行移動を無視できる．したがって、特徴点からの光線ベクトルはカメラが動いた場合でも不変であるため、その光は平行光であると見なせる．この方法にはフォーカスの問題があるが、カメラのフォーカスが無限遠に設定されていない場合には、絞りを最小にして、シャッター時間を長くすることによって、画像がぼけることを防ぐことにより解決できる．

後者の方法は、コリメータによって平行光を生成する方法である．コリメート光を生成する簡単な方法としては、点光源と凹放物面鏡を用いる方法があげられる．図5は、そのシステムの一例である．光源の前にピンホールを設置して点光源とする．ピンホールを放物面鏡の焦点位置に置くことによって、反射光が平行

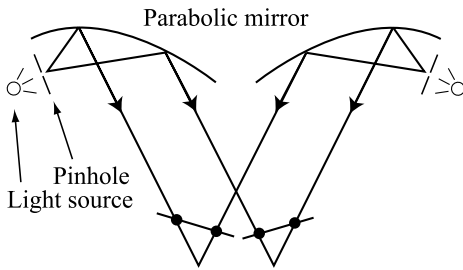


図5 2つのコリメータによってコリメート光が生成される。コリメータは光源、ピンホール、凹放物面鏡によって構成される  
 Fig. 5 Collimated lights are generated by two collimators which consist of concave parabolic mirrors, pinholes and, light sources.

光となる。光学機器が必要であるが、この方法の利点は小さなシステムを作ることができることである。

### 3.5 相対角の計測

コスト関数  $E_{\text{para1}}$  を用いる場合、2つ平行光の相対角を計測する必要がある。平行光の光源として遠方マーカを用いる場合、相対角を求める方法として、1) 地図、2) カメラとターンテーブル、3) セオドライトを用いる方法が考えられる。最初の方法では、建物の角などを特徴点として用いる場合などには地図から角度を計算する方法が簡単であり、誤差が0.2度程度で計測することができる。第2の方法はカメラをターンテーブルに設置し、2つの特徴点が同一の画像点に射影されるようにターンテーブルを回転させ、その回転角から相対角を求める方法である。誤差はターンテーブルの精度によるが、実験では0.01度の誤差で計測できた。第3の方法は角度を計測する機器であるセオドライトを利用する方法である。この場合の誤差は0.001度以下である。一方、コリメート光を用いる場合には、上述したカメラをターンテーブルに設置する方法を用いることができる。

## 4. 実験

本章では、関連研究と提案手法を比較し、提案手法の精度について実験する。まず、シミュレーションによって比較評価を行い、次に実画像を用いてカメラ校正を行う。

### 4.1 シミュレーション実験による精度の評価

シミュレーション実験では  $E_{3D}$ ,  $E_{\text{plane}}$ ,  $E_{\text{rot}}$ ,  $E_{\text{para1}}$ ,  $E_{\text{para2}}$  をコスト関数として内部パラメータを推定し、その精度を比較する。実験においてパラメータの真値は  $f_x = f_y = 900$ ,  $c_x = c_y = 255$  であり、画像サイズは  $512 \times 512$  ピクセルである。

入力として Zhang<sup>25)</sup> によって提供されているデータを使用した。内部パラメータの真値は提供されてい

るデータと異なるため、提供されている外部パラメータと、内部パラメータの真値を用いて射影を再計算し、マーカの特徴点が投影される画像点を用いた。平面マーカには256点の特徴点が配置されている。入力データは3つの平面マーカによって得られるため、 $E_{\text{plane}}$  には外部パラメータをそのまま用い、他の方法には以下のように外部パラメータを変更した。

- $E_{3D}$ : 3枚の平面マーカを単一の立体マーカとして扱う。すなわち、平面マーカどうしの相対的な位置姿勢は既知と仮定する。
- $E_{\text{rot}}$ ,  $E_{\text{para1}}$ ,  $E_{\text{para2}}$ : 回転成分のみを用いる。1つの平面を基準として、残りの2つのマーカに対する相対的な回転を計算する。その回転を基準平面に適用し、特徴点を再投影して入力データとする。

まず、特定のパラメータを真値から変化させ、コスト関数の変化を分析する。 $\partial E / \partial f_x$  のようなコスト関数の偏微分を解析的に計算することが難しいため、実際にパラメータを変化させて評価を行った。図6と図7は、それぞれ  $f_x$  あるいは  $c_x$  を変化させ、コスト関数を最小化した後の誤差を表している。他の内部パラメータは真値に固定している。コスト関数の最小化においては、外部パラメータのみが推定すべきパラメータとして残っている。誤差として、二乗平均平方根誤差 (root-mean-square, RMS) である  $\sqrt{E/N}$  を用いた。ここで  $N$  は拘束条件の数である。 $E_{3D}$ ,  $E_{\text{plane}}$ ,  $E_{\text{rot}}$  ではピクセル誤差が計算されるが、 $E_{\text{para1}}$ ,  $E_{\text{para2}}$  ではコサイン関数の誤差が計算される。ここで比較のため、 $E_{\text{para1}}$  をピクセル誤差を計算するように次のように変更する。

$$d_1 = \min_p \| m_2 - p \| \text{ subject to} \\ \cos \alpha = \frac{m_1^T K^{-T} K^{-1} p}{\| K^{-1} m_1 \| \| K^{-1} p \|} \quad (14)$$

ここで  $p$  は画像点である。 $E_{\text{para2}}$  についても同様に変更する。

図6と図7の結果はパラメータが変化したときのコスト関数の感度を示している。パラメータを真値から変化させた際に、誤差が急激に変化する場合には、コスト関数の極小値を安定に決定できる。すなわち、画像処理の誤差に対して安定であるということである。たとえば、画像点に1ピクセルの誤差があったとすると、 $E_{\text{plane}}$  を用いると  $f_x$  は15ピクセル変化する可能性があることを示している。一方  $E_{\text{para1}}$  を用いると、 $f_x$  は5ピクセルしか変化しない。したがって、 $E_{\text{para1}}$  は  $f_x$  と  $c_x$  の両方に対して安定なコスト関数である

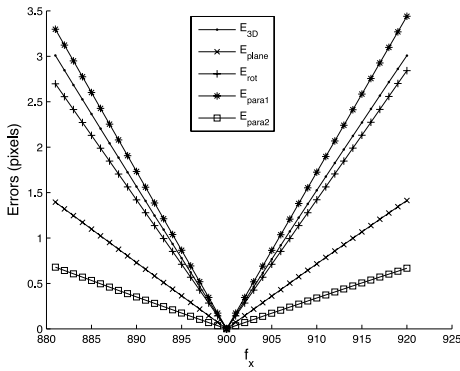


図 6  $f_x$  が真値から変化した際の誤差の増加

Fig. 6 The errors increase when  $f_x$  changes from the ground truth.

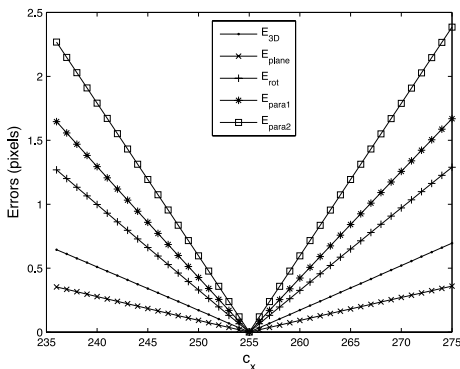


図 7  $c_x$  が真値から変化した際の誤差の増加

Fig. 7 The errors increase when  $c_x$  changes from the ground truth.

といえる．これに対し， $E_{para2}$  は  $f_x$  に対して安定ではない．これは  $f_x$  が変化しても， $\alpha$  と  $\alpha'$  が同じように変化するため，その差がほとんど変化しないためであると考えられる．他のコスト関数  $E_{3D}$ ， $E_{plane}$ ， $E_{rot}$  については，誤差が外部パラメータによって吸収されるため， $f_x$  あるいは  $c_x$  が変化しても大きくならない．

次に，入力画像点にノイズを加えて内部パラメータを推定する実験を行う．加えられたノイズはガウス分布を持ち，その標準偏差は 0，0.1，0.5，1.0 ピクセルの場合について調べた． $E_{para1}$  については平行光の相対角が既知であるため，その相対角  $\alpha$  に標準偏差 0，0.1，0.5 度のガウスノイズを加えて実験した．図 8 および図 9 はそれぞれ推定された  $f_x$ ， $c_x$  の RMS 誤差である． $E_{para1}$  の誤差は  $\alpha$  に加えられた誤差が大きい場合でも，他のコスト関数を用いた場合と比べて，誤差が非常に小さい．したがって，0.1 度の精度で相対角が計測された場合， $E_{para1}$  を用いる提

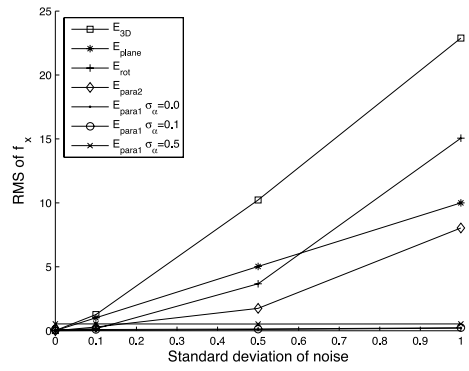


図 8 推定された  $f_x$  の誤差：標準偏差 0，0.1，0.5，1.0 のガウスノイズが入力画像点に加えられている．また， $E_{para1}$  については相対角  $\alpha$  に標準偏差 0，0.1，0.5 度のガウスノイズが加えられる

Fig. 8 The RMS error of the estimated  $f_x$ : the standard deviations of the Gaussian noise added to the position of the input points are 0, 0.1, 0.5, and 1.0 pixels. For  $E_{para1}$ , noise was added to the relative angle  $\alpha$ , of which the standard deviations are 0, 0.1, and 0.5 degrees.

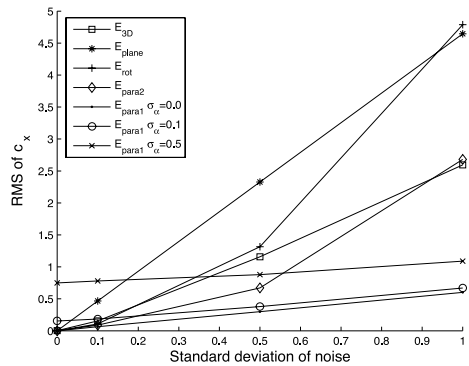


図 9 推定された  $c_x$  の誤差：図 8 と同じノイズが入力画像点と相対角  $\alpha$  に加えられている

Fig. 9 The RMS error of the estimated  $c_x$ : the same noises with Fig. 8 are added to the position of input points and the relative angle  $\alpha$ .

案手法は他の場合と比べて，良好な結果が得られると結論づけることができる．この結論は画像の誤差が小さい場合でもあてはまり，また，十分な数の拘束条件が得られる場合，相対角の計測精度が低い場合（たとえば 0.5 度精度）でも十分正確な結果が得られる．すなわち，地図を用いて相対角を計算するといった簡便な方法でも十分であるといえる．

このシミュレーションにおいては，各画像中に多数の特徴点があり， $E_{para1}$ ， $E_{para2}$  ではその中から任意の 2 点を選ぶため，1 万通り以上の拘束条件が得られた．他手法との比較においては，すべての 2 点の組合せを用いてパラメータを推定したが，特徴点の組合せ

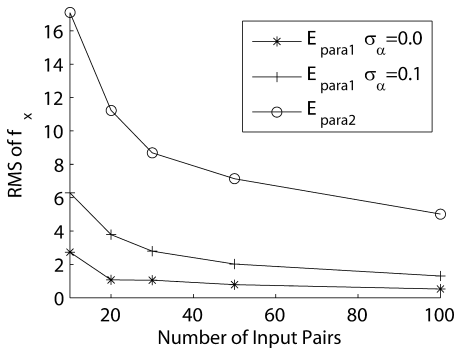


図 10 入力点数を調節した場合の  $f_x$  の RMS 誤差

Fig. 10 RMS errors of  $f_x$  by changing the number of input points.

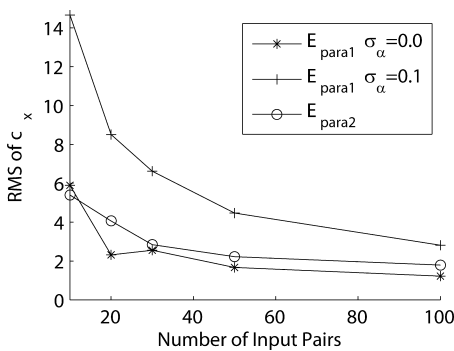


図 11 入力点数を調節した場合の  $c_x$  の RMS 誤差

Fig. 11 RMS errors of  $c_x$  by changing the number of input points.

を減らし、数を調節した場合に、推定精度がどのように変化するか調べた。図 10、図 11 はそれぞれ、全組合せの中からランダムに選び出した場合に、推定された  $f_x$ 、および  $c_x$  の RMS 誤差を示している。横軸は用いた特徴点の組の数を表しており、試行は 100 回行った。 $E_{para1}$  と  $E_{para2}$  について、入力座標に標準偏差 0.5 ピクセルの誤差を加えた場合について調べ、 $E_{para1}$  では相対角誤差 0.0 および 0.1 度の場合について評価した。二乗誤差を最小化する方法であるため、入力点数が増えるほど推定誤差が小さくなり、入力点数が十分少ない場合でも、従来手法と同等の誤差になることが分かる。

さらに、拘束に用いる画像点の組の相対角が与える、推定精度の影響について調べる。前実験では用いる特徴点の組をランダムに選んだが、今回は用いる組の相対角を、0~5 度、5~10 度といったように、5 度刻みに限定して選ぶ。用いた組の数は 100 組に固定した。図 12、図 13 はそれぞれ、推定された  $f_x$ 、および  $c_x$  の RMS 誤差を示している。横軸は限定した相対角の範囲を表している。この結果から、相対角が大きい場

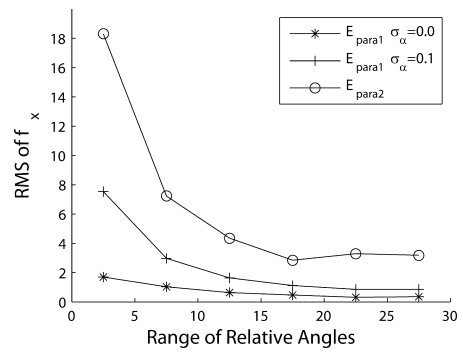


図 12 相対角を調節した場合の  $f_x$  の RMS 誤差

Fig. 12 RMS errors of  $f_x$  by changing the relative angles.

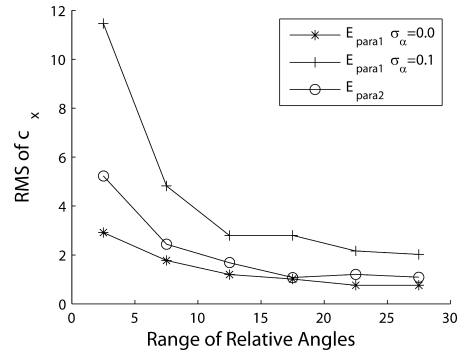


図 13 相対角を調節した場合の  $c_x$  の RMS 誤差

Fig. 13 RMS errors of  $c_x$  by changing the relative angles.

合に推定精度が高くなるということが分かる。これは、相対角が大きい場合に、内部パラメータの誤差が大きく影響されるためであると考えられる。

#### 4.2 実画像を用いた実験

最後に、実際のビデオカメラ SONY DCR-VX2000 を 4 つの方法で校正し比較する。この実験では提案手法が、外部パラメータに依存しない内部パラメータを推定できることを示す。以下では、レンズ歪みについては文献 20)、26) の手法を用いて事前に補正し、カメラ校正に用いる画像には歪みがないという前提条件で比較している。

まず最初の方法は、 $E_{para1}$  に基づいて平行光の組により校正を行う提案手法である。この実験では、図 14 に示した遠方の建物の特徴点を利用した。カメラから建物までの距離は約 65 m であり、カメラの位置姿勢変化にともなう平行移動成分は無視できる。カメラのフォーカスは近距離に固定し、絞り最小、長時間露光の設定で画像を取得した。画像サイズは 640 × 480 ピクセルである。特徴点は建物の窓の中央点として検出した。相対角をセオドライトを用いて計測し、8.92 ~ 21.53 度であった。





図 14 入力画像例：検出された特徴点は 'x' で表されている  
 Fig. 14 Examples of the input images: the detected feature points are indicated by 'x'.

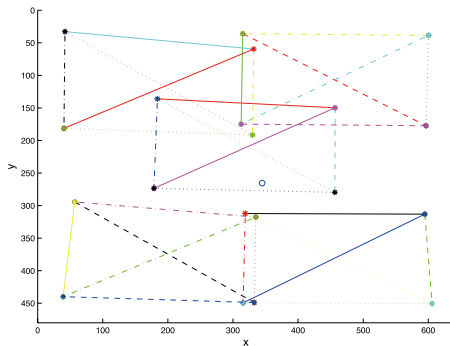


図 15 「\*」で示される入力画像点の組は、色と線で識別される。「o」は推定された主点位置を表す  
 Fig. 15 The input points are indicated by '\*'. 'o' is the estimated principal point position.

画像は5枚取得し、各画像には4つの特徴点が含まれている。すなわち、図15に示した30組の特徴点を用いてカメラ校正を行った。「\*」で示される入力画像点の組は、色と線で識別される。「o」は推定された主点位置を表す。内部パラメータはコスト関数  $E_{\text{para1}}$  を用いて計算した。図16、および図17は平行光の組に対応する曲線を示している。色と線種は図15と対応している。曲線の交点位置にある、推定されたパラメータは「o」で表されている。

第2の方法は、平面マーカを用いた校正方法である。この実験では Bouguet<sup>2)</sup> による実装を用いた。図18に示した格子模様の4枚の画像を取得し、格子点を入力点として用いた。

第3、第4の方法は立体的マーカを用いた校正方法である。それぞれ屋内環境、および屋外環境において校正した。用いた画像の例を図19に示す。屋内環境では、入力点を白い円からなるマーカの重心として検出した。また屋外環境では、OpenCV<sup>17)</sup> で提供されている角検出オペレータを用いた。各入力点の3次元位置はセオドライトを用いて計測し、その誤差は約2mmである。屋内、屋外環境のスケールは、それぞれ約3m四方、100m四方である。第3、第4の方法も第2の手法と同様に、Bouguet<sup>2)</sup> による実装を用いた。

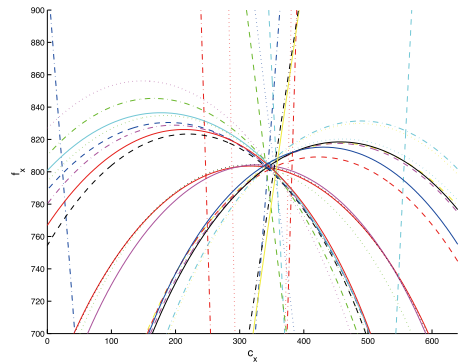


図 16 各曲線は、4次元曲面の  $c_x$ - $f_x$  断面である。色と線種は図15と対応している。推定されたパラメータは「o」で表されている  
 Fig. 16 Each curve is the slice of a 4D surface in the  $c_x$ - $f_x$  plane.

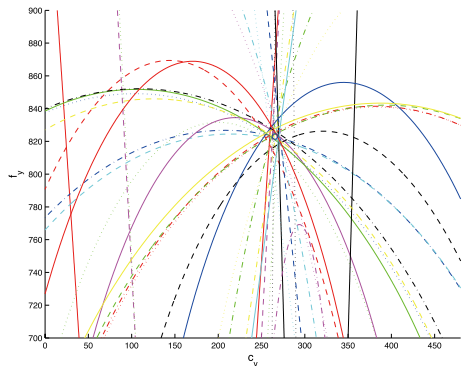


図 17 各曲線は、4次元曲面の  $c_y$ - $f_y$  断面である。色と線種は図15と対応している。推定されたパラメータは「o」で表されている  
 Fig. 17 Each curve is the slice of a 4D surface in the  $c_y$ - $f_y$  plane.

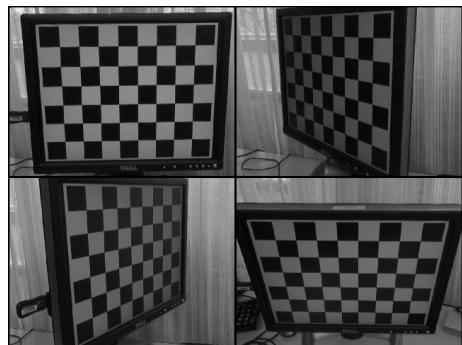


図 18 平面ディスプレイに表示した格子模様を撮影した4枚の画像  
 Fig. 18 Four checker patterns were captured on a planar display.

これら4つの方法で推定された内部パラメータの精度を評価するために、屋内環境と屋外環境において、カメラ校正に用いられていない点を再投影し、その誤

差を計算する．以下では，それぞれの実験を ‘Indoor Test’ および ‘Outdoor Test’ と呼ぶことにする．

Indoor Test では，異なる視点から撮影した 3 つの画像を用い，カメラ位置と入力点の 3 次元座標をバンドル調整 ( bundle adjustment ) によって推定する．図 19 (a) 中の三脚上部に設置されたマークは，カメラ校正，およびバンドル調整には用いず，その 3 次元位置はバンドル調整後の 3 本の視線方向の交点 ( 正確には，線間の距離が最小になる中点<sup>1)</sup> ) として計算した．その中点を各画像に投影し，入力点の座標と比較することによって，再投影誤差を計算した．図 20 は屋内環境の上面図である．‘+’ および ‘\*’ は，推定された入力点およびカメラ位置である．各線は三脚上のマークへの視線を表しており，交点位置は ‘o’ で表されている．

Outdoor Test では，図 19 (b) 中のカメラから近い建物に検出した，7 点の入力点を用いてカメラ位置を計算し，( 画像の右側に位置する ) 遠方の建物に検出した 3 点を評価に用いた．入力点の 3 次元位置は，Outdoor Test ではあらかじめ与えている．遠方の建物の点を各画像に投影し，入力点の位置と比較することによって再投影誤差を計算した．その際，カメラ校正に用いていない 3 枚の画像を使って，評価を行った．



図 19 (a) 第 3 の方法に用いた，12 点の入力点が存在する屋内環境．(b) 第 4 の方法に用いた，10 点の入力点が存在する屋外環境

Fig. 19 (a) An indoor scene has 12 input points. (b) An outdoor scene has 10 input points.

表 1 はカメラ校正と評価の結果を示している．第 1 から第 4 の手法はそれぞれ，Parallel，Planes，Indoor，Outdoor で表されている．カメラ校正の誤差 ( Calibration error ) については，提案手法には式 (14) によって計算される RMS 誤差を用い，他の 3 つの手法には入力点の再投影誤差を用いた．これらの誤差は入力点が各手法の誤差モデルによく合っているかどうかを表している．この誤差が 1 ピクセルよりも小さいので，入力点は十分正確であるといえる．次に，位置合わせ誤差 ( Fitting Error ) は，外部パラメータを推定した際の，入力点の RMS 再投影誤差である．これらの誤差は入力点が投影モデルによく合っているかを表している．Indoor および Outdoor Test の両方において位置合わせ誤差が 1 ピクセルよりも小さいので，入力点に対して外部パラメータは正確に計算されているといえる．

再投影誤差 ( Reprojection Error ) は外部パラメータ推定時に用いられていない点の RMS 誤差である．外部パラメータが正確に計算されているとすると，再

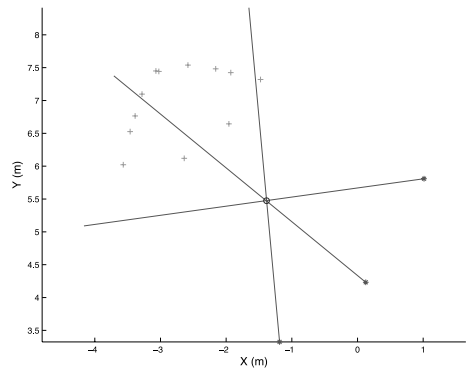


図 20 Indoor Test では，三脚上のマークの位置 ‘o’ は，3 つの視線の交点として計算される

Fig. 20 The 3D position ‘o’ of the marker on a tripod is computed as the crossing point of three viewing rays in Indoor Test.

表 1 4 つの方法によるカメラ校正結果を用いて計算した RMS 誤差の比較：提案手法の誤差は 4 つの手法の中で最も小さい．一方，他の手法の誤差はカメラ校正を行った環境と異なる環境で評価した場合に，大きくなっている

Table 1 The RMS errors are computed by using the calibration results of the four methods. The errors of the proposed method are the smallest among the four methods in the both test. Meanwhile, the errors of the other methods become larger if the test environments are different from the calibrated environments.

Calibration Method	Calibration Error (pixels)	Indoor Test		Outdoor Test	
		Fitting Error (pixels)	Reprojection Error (pixels)	Fitting Error (pixels)	Reprojection Error (pixels)
Parallel	0.366	0.123	0.908	0.401	1.473
Planes	0.394	0.122	1.120	0.390	3.443
Indoor	0.196	0.126	1.068	0.420	1.971
Outdoor	0.400	0.130	1.477	0.715	1.595

投影誤差は内部パラメータの精度に依存する。提案手法の誤差は、両方の評価において4つの方法の中で最小であり、他の3つ手法の誤差と比べて43%–92%に削減できている。一方、他の手法の誤差は、カメラ校正を行った環境と異なる環境で評価した場合に、大きくなっていることが分かる。これは推定された内部パラメータが、カメラ校正を行った環境に依存していることを示している。したがって、提案手法が両方の評価において良い結果となっている理由は、提案手法が外部パラメータの推定を取り除いた手法であるため、と考えられる。

## 5. おわりに

本論文では透視投影カメラの内部パラメータを推定する手法を提案した。従来手法は再投影誤差を最小化することによって内部パラメータを求めていたために、内部パラメータの推定は外部パラメータの推定に依存していた。しかしこれは、内部パラメータが外部パラメータから独立したものである、という事実と矛盾したものである。実験において、カメラ校正環境と使用環境が異なる場合、従来手法の誤差は確かに大きくなることが示された。これに対し、提案手法では2つ平行光を観測することによってコスト関数から外部パラメータを取り除いた。これにより、推定されたパラメータの精度を大きく改善することが可能となった。また、平行光の組によって得られる拘束条件は4次元曲面となるため、校正結果に含まれる誤差および入力データの縮退性を可視化することが可能となった。平行光を生成する光源として、遠方マーカあるいはコリメート光を用いることができる。遠方マーカを用いる場合には、地図を用いて相対角を計算することによって簡便に入力データが得られる。一方コリメート光を用いる場合には小型システムによってデータが得られるという利点がある。今後の課題として、より一般的なカメラモデルについて校正を行うように手法を拡張することが考えられる。

## 参 考 文 献

- 1) Beardsley, P.A., Zisserman, A. and Murray, D.W.: Sequential updating of projective and affine structure from motion, *International Journal of Computer Vision*, Vol.23, No.3, pp.235–259 (1997).
- 2) Bouguet, J.-Y.: Camera Calibration Toolbox for Matlab (2007).  
[http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib\\_doc/](http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc/)

- 3) Caprile, B. and Torre, V.: Using Vanishing Points for Camera Calibration, *International Journal of Computer Vision*, Vol.4, No.2, pp.127–140 (1990).
- 4) Carman, P.: Camera calibration laboratory at N.R.C., *Photogrammetric Engineering*, Vol.35, No.4, pp.372–376 (1969).
- 5) Carman, P. and Brown, H.: The NRC camera calibrator, *Photogrammetria*, Vol.34, No.4, pp.147–165 (1978).
- 6) Cipolla, R., Drummond, T. and Robertson, D.P.: Camera calibration from vanishing points in images of architectural scenes, *Proc. British Machine Vision Conference*, Nottingham, UK, Vol.2, pp.382–391 (1999).
- 7) Clarke, T. and Fryer, J.: The Development of Camera Calibration Methods and Models, *Photogrammetric Record*, Vol.16, No.91, pp.51–66 (1998).
- 8) Daniilidis, K. and Ernst, J.: Active Intrinsic Calibration Using Vanishing Points, *Pattern Recognition Letters*, Vol.17, No.11, pp.1179–1189 (1996).
- 9) Faugeras, O.: *Three-dimensional computer vision: a geometric viewpoint*, MIT Press, Cambridge, MA, USA (1993).
- 10) Guillemaut, J., Aguado, A. and Illingworth, J.: Using Points at Infinity for Parameter Decoupling in Camera Calibration, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.27, No.2, pp.265–270 (2005).
- 11) Hallert, B.: The Method of Least Squares Applied to Multicollimator Camera Calibration, *Photogrammetric Engineering*, Vol.29, No.5, pp.836–840 (1963).
- 12) Hallert, B.: Notes on calibration of cameras and photographs in photogrammetry, *Photogrammetria*, No.23, pp.163–178 (1968).
- 13) Hartley, R.: Self-calibration from multiple views with a rotating camera, *Proc. 3rd European Conference on Computer Vision*, Stockholm, Sweden, Vol.1, pp.471–478 (1994).
- 14) Hartley, R.I. and Zisserman, A.: *Multiple View Geometry in Computer Vision*, 2nd edition, Cambridge University Press, ISBN: 0521540518 (2004).
- 15) Karren, R.: Camera calibration by the multicollimator method, *Photogrammetric Engineering*, Vol.34, No.7, pp.706–719 (1968).
- 16) Klaus, A., Bauer, J., Karner, K., Elbischger, P., Perko, R. and Bischof, H.: Camera calibration from a single night sky image, *Proc. 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Wash-

- ington, DC, USA, Vol.1, pp.151–157 (2004).
- 17) Open Source Computer Vision Library. <http://www.intel.com/technology/computing/opencv/index.htm>
- 18) Sagawa, R., Aoki, N., Mukaigawa, Y., Echigo, T. and Yagi, Y.: Mirror Localization for a Catadioptric Imaging System by Projecting Parallel Lights, *Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Rome, Italy, pp.3957–3962 (2007).
- 19) Sagawa, R., Aoki, N. and Yagi, Y.: Mirror Localization for Catadioptric Imaging System by Observing Parallel Light Pairs, *Proc. 8th Asian Conference on Computer Vision*, Tokyo, Japan (2007). to appear.
- 20) Sagawa, R., Takatsuji, M., Echigo, T. and Yagi, Y.: Calibration of Lens Distortion by Structured-Light Scanning, *Proc. 2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Edmonton, Canada, pp.1349–1354 (2005).
- 21) Schmid, H.: Stellar calibration of the orbigen lens, *Photogrammetric Engineering*, Vol.40, No.1, pp.101–111 (1974).
- 22) Stein, G.: Accurate internal camera calibration using rotation, with analysis of sources of error, *Proc. 5th International Conference on Computer Vision*, Cambridge, Massachusetts, pp.230–236 (1995).
- 23) Sturm, P. and Maybank, S.: On Plane-Based Camera Calibration: A General Algorithm, Singularities, Applications, *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Fort Collins, USA, pp.432–437 (1999).
- 24) Tsai, R.: A Versatile Camera Calibration Technique for High-Accuracy 3D Machine Vision Metrology Using Off-the-Shelf TV Cameras and Lenses, *IEEE Journal of Robotics and Automation*, Vol.3, No.4, pp.323–344 (1987).
- 25) Zhang, Z.: A flexible new technique for camera calibration, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.22, No.11, pp.1330–1334 (2000). <http://research.microsoft.com/>

zhang/Calib/

- 26) 高辻誠也, 佐川立昌, 越後富夫, 八木康史: グレイコードパターンを利用したレンズ歪みの補正手法, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2005), pp.174–180 (2005).

(平成 19 年 5 月 11 日受付)

(平成 19 年 11 月 21 日採録)

(担当編集委員 藤木 淳)



佐川 立昌 (正会員)

1998 年京都大学工学部情報工学科卒業。2000 年東京大学大学院工学系研究科情報工学専攻修士課程修了。2003 年東京大学大学院工学系研究科電子情報工学専攻博士課程修了。大阪大学産業科学研究所助手を経て 2007 年 4 月より同大学助教。実時間視覚処理と物体のモデリングの研究に従事。博士 (工学)。日本ロボット学会, 電子情報通信学会, IEEE 各会員。



八木 康史 (正会員)

1983 年大阪大学基礎工学部制御工学科卒業。1985 年同大学大学院修士課程修了。同年三菱電機 (株) 入社。同社産業システム研究所にてロボットビジョンの研究に従事。1990 年大阪大学基礎工学部情報工学科助手。同学部システム工学科講師, 同大学院助教授を経て, 2003 年より同大学産業科学研究所教授。1995 ~ 1996 年英オックスフォード大学客員研究員, 2002 年仏ピカルディー大学招聘助教授, 全方位視覚センシング, 画像理解, 知能ロボットに関する研究に従事。1996 年度電子情報通信学会論文賞, 2003 年 ACM VRST2003 Honorable Mention Award, IEEE, 電子情報通信学会, 日本ロボット学会各会員。博士 (工学)。