2つの平行光の観測による内部カメラパラメータの安定なキャリブレーション

佐川立昌† 八木康史†

† 大阪大学産業科学研究所
〒 567-0047 大阪府茨木市美穂ヶ丘 8-1
E-mail: †{sagawa,yagi}@am.sanken.osaka-u.ac.jp

あらまし 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が，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．しかし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．また，内部パラメータは外部パラメータの変化に対して不変であるにもかかわらず，内部パラメータの校正結果が外部パラメータに依存し，影響されるという不合理な結果が生じる．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．

キーワード 内部パラメータ，平行光，キャリブレーション

Robust Calibration of Intrinsic Camera Parameters by Observing Parallel Light Pairs

Ryusuke SAGAWA† and Yasushi YAGI†

† The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University
8-1 Mihogaoka, Ibaraki-shi, Osaka, 567-0047, JAPAN
E-mail: †{sagawa,yagi}@am.sanken.osaka-u.ac.jp

Abstract 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. However, 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. Moreover, although the intrinsic parameters are invariant with respect to the extrinsic parameters, the calibration result of intrinsic parameters are affected by the extrinsic parameters, which is an unreasonable result. Therefore, a new method is proposed that will allow the sole estimation of the intrinsic 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.

Key words Intrinsic parameters, parallel lights, calibration

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．例えば，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．したがって，内部パラメータは外部パラメータの変化に対して不変であるにもかかわらず，内部パラメータの校正結果が外部パラメータに依存し，毎回異なるということが生じる．これは極めて不合理である．

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．著者らが従来手法を用いて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良く用いられる．Tsai [7] 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 [1]．一方，[6], [8] 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，まず最小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 [8]．マーカ物体が立体的か平面的かに関わらず，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 [2], [5] 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手法を提案する．まず 2. では関連研究について述べ，次に提案手法を 3. 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. 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. 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．

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

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．

$$T = [R \mid \boldsymbol{t}] \tag{2}$$

ここで，R は 3×3 回転行列であり，$\boldsymbol{t}$ は 3×1 平行移動ベクトルである．よって，3 次元点 $\boldsymbol{M} = (X, Y, Z)^T$ を射影して得られる画像点 $\boldsymbol{m} = (x, y)^T$ は次のように計算される．

$$s\hat{\boldsymbol{m}} = KT\hat{\boldsymbol{M}} \tag{3}$$

ここで $\hat{\boldsymbol{m}} = (x, y, 1)^T$ および $\hat{\boldsymbol{M}} = (X, Y, Z, 1)^T$ は，それぞれ $\boldsymbol{m}$，$\boldsymbol{M}$ 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．

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

ここで $P = KT$ であり，また $\boldsymbol{M}_i$ と $\boldsymbol{m}_i$ は画像処理によって得られる対応点である．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 $E_{\mathrm{3D}}(P)$ 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 [6], [8]．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を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．

$$H = [\boldsymbol{h}_1\ \boldsymbol{h}_2\ \boldsymbol{h}_3] = K[\boldsymbol{r}_1\ \boldsymbol{r}_2\ \boldsymbol{t}] \tag{5}$$

ここで $\boldsymbol{h}_k$ と $\boldsymbol{r}_k$ は，H と R の k 番目の列である．$\boldsymbol{r}_1$ と $\boldsymbol{r}_2$ は正規直交であるので，以下の拘束条件が得られる．

$$\begin{aligned} \boldsymbol{h}_1^T K^{-T} K^{-1} \boldsymbol{h}_2 = 0 \\ \boldsymbol{h}_1^T K^{-T} K^{-1} \boldsymbol{h}_1 = \boldsymbol{h}_2^T K^{-T} K^{-1} \boldsymbol{h}_2 \end{aligned} \tag{6}$$

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．[8] において，次の非線形最適化によって K を改善する．

$$E_{\mathrm{plane}}(K, T_1, \ldots, T_n) = \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{n} \| \frac{1}{s_{ij}} K T_j \hat{\boldsymbol{M}}_i - \hat{\boldsymbol{m}}_{ij} \|^2 \tag{7}$$

ここで n は平面マーカの画像数であり，N は一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 [2]．

$$(KK^T) H_{jk}^{-T} = H_{jk} (KK^T) \tag{8}$$

K は KK^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．

$$E_{\mathrm{rot}}(K, R_1, \ldots, R_n) = \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{n} \| \frac{1}{s_{ij}} K R_j \hat{\boldsymbol{M}}_i - \hat{\boldsymbol{m}}_{ij} \|^2 \tag{9}$$

[5] 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，[2] では遠方のマーカ物体を用い，[5] 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)，式 (8) と類似した拘束条件を用いる．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．

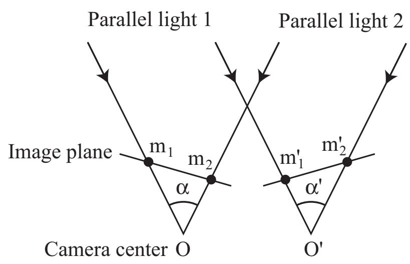


図１　２つ平行光が異なる２つの位置 O と O' から観測された場合でも，平行光間の相対角は不変（$\alpha = \alpha'$）である．

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) と式 (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．$\boldsymbol{m}$ 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 $K^{-1}\boldsymbol{m}$ によって得られる．したがって，相対角 α は以下の式によって計算される．

$$\cos\alpha = \frac{\boldsymbol{m}_1^T K^{-T} K^{-1} \boldsymbol{m}_2}{\| K^{-1}\boldsymbol{m}_1 \| \| K^{-1}\boldsymbol{m}_2 \|} \tag{10}$$

したがって α が既知であるとすると，コスト関数は以下のようになる．

$$\begin{aligned} E_{\mathrm{para1}}(K) &= \sum_{i=1}^{N} d_{1i}^2 \\ d_{1i} &= \boldsymbol{m}_{i1}^T K^{-T} K^{-1} \boldsymbol{m}_{i2} \\ &\quad - \cos\alpha \| K^{-1}\boldsymbol{m}_{i1} \| \| K^{-1}\boldsymbol{m}_{i2} \| \end{aligned} \tag{11}$$

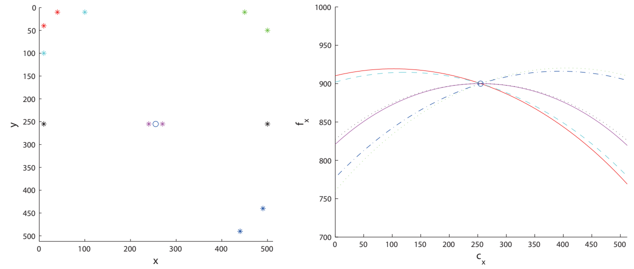
ここで N は平行光の組の数である．平行光を用いているため平行移動成分はコスト関数から取り除かれる．また，回転行列の拘束条件を直接的に用いているため，回転成分についても推定すべきパラメータから取り除かれる．また，α が未知の場合にはコスト関数は以下のようになる．

$$\begin{aligned} E_{\mathrm{para2}}(K) &= \sum_{i=1}^{N} d_{2i}^2 \\ d_{2i} &= \boldsymbol{m}_{i1}^T K^{-T} K^{-1} \boldsymbol{m}_{i2} \| K^{-1}\boldsymbol{m}'_{i1} \| \| K^{-1}\boldsymbol{m}'_{i2} \| - \\ &\quad \boldsymbol{m}'^T_{i1} K^{-T} K^{-1} \boldsymbol{m}'_{i2} \| K^{-1}\boldsymbol{m}_{i1} \| \| K^{-1}\boldsymbol{m}_{i2} \| \end{aligned} \tag{12}$$

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．また，回転運動のみを扱う手法 [2] 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 点で良い．

3.2　パラメータの初期値推定

E_{para1} あるいは E_{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．一つの画像中に４点以上の特徴点が存在する場合には，式 (8)



(a)　　　　　　　　　(b)

図 2　(a) 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．(b) 4次元曲面の $f_y = 900$, $c_y = 255$ における断面.

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と，$f_x = f_y$，$(c_x, c_y) = (w/2, h/2)$ 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，$E_{\mathrm{para1}} = 0$ は以下のように簡単化される.

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

ここで，A_i，B_i，C_i は $\boldsymbol{m}_{i1}$，$\boldsymbol{m}_{i2}$，α 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．コスト関数として E_{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_{para1} と E_{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_{para1} あるいは E_{para2} の最小化によって得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.

縮退を調べるためには，偏微分によってコスト関数の増加の度合いを調べる方法も考えられる．しかし，可視化によって縮退の様子を直感的に捉えることができるため，縮退を解消するために新たなデータを追加することを考えた場合，どのようなデータを追加するべきか容易に判断が可能である.

例えば $f_x = f_y = 900, c_x = c_y = 255$，画像サイズ 512×512 画素という状況を考える．**図 2**(a) 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 2**(b) 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**(a) 中の入力点の色と対応している．**図 2**(b) において，全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，例えば，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良い．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.

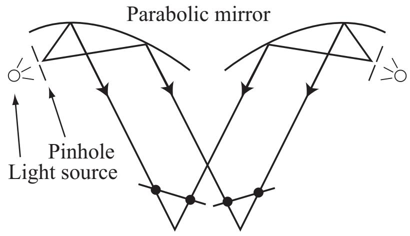


図 3　2つのコリメータによってコリメート光が生成される．コリメータは光源，ピンホール，凹放物面鏡によって構成される.

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いかの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.

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取ることによって，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挙げられる．**図 3** 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_{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，提案手法の安定性について実験する．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安定性の評価

シミュレーション実験では $E_{\rm 3D}$，$E_{\rm plane}$，$E_{\rm rot}$，$E_{\rm para1}$，$E_{\rm para2}$ 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 512×512 ピクセルである．

入力として Zhang [8] 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６４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，$E_{\rm plane}$ 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．

- $E_{\rm 3D}$: 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，マーカ同士の相対的な位置姿勢は既知と仮定する．
- $E_{\rm rot}, E_{\rm para1}, E_{\rm para2}$: 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 4**(a) と**図 4**(b) 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．$E_{\rm 3D}, E_{\rm plane}, E_{\rm rot}$ ではピクセル誤差が計算されるが，$E_{\rm para1}$，$E_{\rm para2}$ 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，$E_{\rm para1}$ をピクセル誤差を計算するように次のように変更する．

$$d_1 = \min_{\boldsymbol{p}} \| \boldsymbol{m}_2 - \boldsymbol{p} \| \text{ subject to}$$
$$\cos\alpha = \frac{\boldsymbol{m}_1^T K^{-T} K^{-1} \boldsymbol{p}}{\| K^{-1}\boldsymbol{m}_1 \| \| K^{-1}\boldsymbol{p} \|} \quad (14)$$

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

図 4(a) と**図 4**(b) 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．例えば，画像点に１ピクセルの誤差があったとすると，$E_{\rm plane}$ 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 $E_{\rm para1}$ 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，$E_{\rm para1}$ は f_x と c_x の両方に対して安定なコスト関数であると言える．これに対し，$E_{\rm para2}$ は f_x に対して安定では無い．これは f_x が変化しても，α と α' 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 $E_{\rm 3D}$，$E_{\rm plane}$，$E_{\rm rot}$ 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．

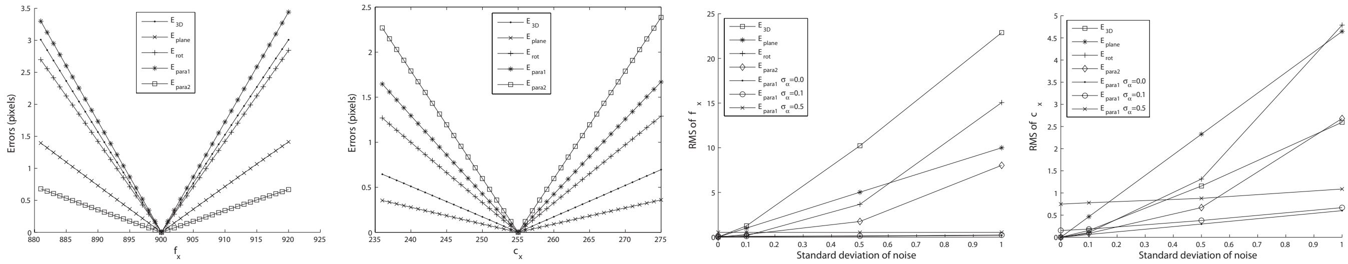
次に，入力画像点にノイズを加えて内部パラメータを推定する実験を行う．加えられたノイズはガウス分布を持ち，その標準偏差は 0, 0.1, 0.5, 1.0 ピクセルの場合について調べた．$E_{\rm para1}$ については平行光の相対角が既知であるため，その相対角 α に標準偏差 0, 0.1,0.5 度のガウシアンノイズを加えて実験した．$E_{\rm 3D}, E_{\rm plane}, E_{\rm rot}$ に用いたマーカの３次元座標の誤差は０，すなわちマーカの形状は完璧であるとする．**図 4**(c) および**図 4**(d) はそれぞれ推定された f_x，c_x の RMS 誤差（単位はピクセル）である．$E_{\rm para1}$ の誤差は α 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，$E_{\rm para1}$ を用いる提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当てはまり，また，相対角の計測精度が低い場合（例えば 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．一方，他のコスト関数では，画像誤差に比べて f_x，c_x の推定誤差は非常に大きくなる．すなわち，マーカの形状に全く誤差がない場合でも，推定精度を上げることが困難であることを示している．

図 5　入力画像の例：検出された特徴点は'+' で示されている．

4.2 実画像を用いた実験

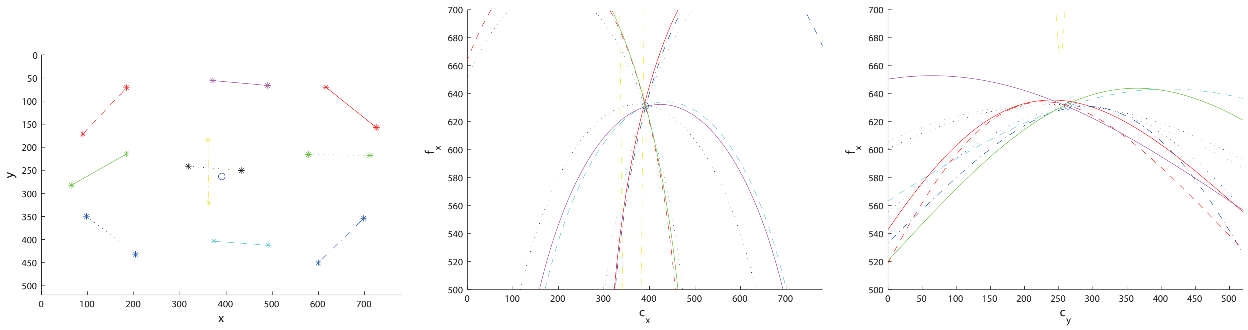
最後に実際のカメラを用いて実験を行う．カメラにはビデオカメラ（SONY HDR-FX1）を用い，特徴点として**図 5** に示す遠方のビルの角を用いた．ビルまでの距離は約 300m であり，カメラの位置姿勢変化に伴う平行移動成分は無視できる．カメラのフォーカスは近距離に固定し，絞り最小，長時間露光の設定で画像を取得した．レンズ歪みについては [4], [9] の手法を用いて事前に補正した．補正後の画像サイズは 780×520 である．ビルの角の検出には OpenCV [3] で提供されている角検出オペレータを用いた．カメラをターンテーブルに設置して２つの特徴点の相対角を計測し，10.38 度であった．

図 6(a) に示した 10 組の特徴点を用い，$E_{\rm para1}$ をコスト



(a) (b) (c) (d)

図 4 (a) f_x が真値から変化した際の誤差の増加．(b) c_x が真値から変化した際の誤差の増加．(c) 推定された f_x の誤差：標準偏差 0, 0.1, 0.5, 1.0 のガウシアン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 α に標準偏差 0, 0.1,0.5 度のガウシアンノイズが加えられる．(d) 推定された c_x の誤差：(c) と同じノイズが入力画像点と相対角 α に加えられている．



(a) (b) (c)

図 6 (a) '*' 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．(b) 各曲線は，4 次元曲面の c_x-f_x 断面である．(c) 各曲線は，4 次元曲面の c_y-f_x 断面である．色と線種は (a) 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．

関数としてパラメータを推定した．推定されたパラメータは $f_x = 631.33$, $f_y = 747.67$,$c_x = 390.64$, $c_y = 263.45$ である．式 (14) を用いてピクセル誤差を計算すると 0.14 ピクセルであった．**図 6**(b) および**図 6**(c) は平行光の組に対応する曲線を示している．**図 6**(b) において，これらの曲線はほぼ 1 点で交わっているため f_x，c_x が正確に推定できているといえる．一方，**図 6**(c) において曲線の多くは水平に近いため，c_y の精度は c_x と比べて低い．精度を上げるためには他の曲線と直交するような入力点を加えるべきであるとわかる．

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が，外部パラメータによって誤差が吸収されてしまうために，画像のノイズに対して十分に安定ではなかった．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．すなわち，内部パラメータ推定には，再投影誤差ではなく，相対角誤差を用いるべきであるといえる．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．

文　献

[1] Olivier Faugeras. *Three-dimensional computer vision: a geometric viewpoint*. MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1993.

[2] R. Hartley. Self-calibration from multiple views with a rotating camera. In *Proc. the 3rd European Conference on Computer Vision*, Vol. 1, pp. 471–478, Stocklholm, Sweden, May 1994.

[3] Open Source Computer Vision Library. http://www.intel.com/technology/computing/opencv/index.htm.

[4] Ryusuke Sagawa, Masaya Takatsuji, Tomio Echigo, and Yasushi Yagi. Calibration of lens distortion by structured-light scanning. In *Proc. 2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1349–1354, Edmonton, Canada, August 2005.

[5] G. Stein. Accurate internal camera calibration using rotation, with analysis of sources of error. In *Proc. Fifth International Conference on Computer Vision*, pp. 230–236, Cambridge, Massachusetts, June 1995.

[6] P. Sturm and S. Maybank. On plane-based camera calibration: A general algorithm, singularities, applications. In *Proc. the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 432–437, Fort Collins, USA, June 1999.

[7] R.Y. Tsai. 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.

[8] Z. Zhang. A flexible new technique for camera calibration. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 22, No. 11, pp. 1330–1334, 2000. http://research.microsoft.com/ zhang/Calib/.

[9] 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, 7 月 2005.