

平面パターンを用いた複数カメラシステムのキャリブレーション

植 芝 俊 夫[†] 富 田 文 明[†]

平面パターンを用いて複数のカメラを同時に校正する新しいアルゴリズムを提案する。これは Sturm-Maybank-Zhang による単一カメラのためのキャリブレーション法の拡張であり、2次元位置が既知の参照点を描いたモデル平面を3カ所以上に置いてカメラに提示するだけで、個々のカメラの内部パラメータのみならずカメラ間の位置関係をも推定することができる。モデル平面の動きを知る必要がないという元のアルゴリズムの長所が保存されるので、本手法はステレオビジョンなど複数のカメラから成るシステムを校正する簡便な手段を与える。シミュレーションと実データを用いた実験により提案手法の有効性を示す。

A Calibration Method for Multi-camera Systems Using Planar Patterns

TOSHIO UESHIBA[†] and FUMIAKI TOMITA[†]

A new calibration algorithm for multi-camera systems using a planar reference pattern is proposed. The algorithm is an extension of Sturm-Maybank-Zhang style plane-based calibration technique for use with multiple cameras. Rigid displacements between the cameras are recovered as well as the intrinsic parameters only by capturing with the cameras a model plane with known reference points placed at three or more locations. Thus the algorithm yields a simple calibration means for stereo vision systems with an arbitrary number of cameras while maintaining the handiness and flexibility of the original method. The validity of the proposed technique was verified through simulation and experiments with real data.

1. はじめに

画像の取得に用いるカメラの種々の特性やパラメータを求めるカメラキャリブレーションは、シーンの3次元復元や物体認識など、コンピュータビジョンの多くの応用で必要となる基礎的な技術である。カメラキャリブレーションには、レンズによって生じる輝度特性歪みを推定する光学的キャリブレーションと、焦点距離や画像中心などのカメラ固有の内部パラメータおよびカメラの位置・姿勢を表す外部パラメータを求める幾何学的キャリブレーションがある¹⁷⁾が、本稿では後者を扱い、特にステレオビジョンに代表される複数カメラシステムのキャリブレーションについて論じる。

幾何学的キャリブレーションの古典的なアプローチは、3次元位置が既知の参照点を多数観測し、その3次元座標と投影像の2次元座標との対応関係からカメラパラメータを計算する方法である¹³⁾。参照点の3次元座標を正確に設定できる場合、この手法はカメラパラメータを高精度かつ安定に推定できる。また、カ

メラの外部パラメータは参照点の位置を記述した座標系上で得られるので、カメラが複数ある場合でも、それらに同一の参照点を見せて個別にキャリブレーションを行うことにより、全カメラの位置と姿勢を共通の座標系上で求めることができる。よって、この手法はカメラ間の相対的な位置関係が重要となるステレオビジョンなどの複数カメラシステムにも適用できる。しかし、参照点を3次元空間中で高精度に設定することは、特別な設備を要する手間のかかる作業である。特に、カメラの視野が大きくなると参照点を広範囲に配置しなければならず、急激にその困難さが増す。

このような問題を解決する汎用的な手法として、既知の参照点や参照物体をいっさい用いないセルフキャリブレーションと呼ばれるテクニックがここ10年ほどさかんに研究されてきた。これは、未知物体上の特徴点を複数の視点から撮像し、その投影像のみからカメラの内部パラメータと外部パラメータの両方を求めるものである。研究の初期には、すべての視点において内部パラメータは不変との制約が課されていた^{5),12)}ため複数カメラシステムには適用できなかったが、その後この制約をはずしてもキャリブレーションが可能であることが示され^{4),6)}、応用範囲が広がった。

[†] 産業技術総合研究所
National Institute of Advanced Industrial Science and Technology

セルフキャリブレーションはきわめて制約の少ない柔軟な手法であるが、カメラ間の相対的位置関係にスケールの不定性が残されるため、3次元復元を行う際にも絶対的なスケールが決まらない問題がある。また、利用できる制約に比べて推定すべきパラメータが多いためパラメータ間の独立性が十分でなく、しばしば数値的な安定性に欠け、特に画像中心の推定は困難であることが指摘されている¹⁸⁾。

Sturm-Maybank¹⁰⁾とZhang¹⁶⁾は、上述の古典的キャリブレーションとセルフキャリブレーションの中間に位置する簡便で安定なカメラキャリブレーション法をほぼ同時かつ独立に提案した。これは、参照物体として3次元的広がりを持つ立体でなく、2次元位置が既知の参照点を描いた平面(モデル平面)を用いるものである。ユーザは、モデル平面もしくはカメラを複数の異なる位置に動かして参照点を撮影し、平面と画像面との射影変換を計算してカメラパラメータを抽出する。モデル平面(またはカメラ)は自由に動かすことができ、その運動を知る必要はない。すなわち参照点の位置を2次元平面上のみで指定すればよいので、3次元位置を与えなければならない古典的キャリブレーション法に比べてユーザの負担は大幅に軽減される。

この手法はきわめて実用的であるが、複数カメラシステムに適用する場合に問題が生じる。例として、2台のカメラを2枚のモデル平面で較正する場合を考えよう(図1)。カメラ1のキャリブレーションを行うと、その内部パラメータに加えて、平面1, 2から見たカメラの姿勢がそれぞれ剛体変換 D_1^1, D_1^2 として求まる。同様に、カメラ2についても剛体変換 D_2^1, D_2^2 が計算される。すると、2つのカメラ間の相対的な位置関係は、平面1または平面2を介して計算した剛体変換 $D_2^1(D_1^1)^{-1}$ もしくは $D_2^2(D_1^2)^{-1}$ として求められるが、ノイズの存在下では両者は必ずしも一致せず、矛盾が生じる。

この矛盾は、Sturm-Maybank-Zhangの定式化をそのまま複数カメラシステムに適用すると、カメラやモデル平面の位置・姿勢を表すパラメータが冗長となることに起因する。彼らの手法は、線形演算によってパラメータの初期値を求める部分と非線形最適化によってそれを微調整する部分の2段階から成るが、系全体を最小限のパラメータで表してこの冗長性を解消するのは後段においてのみである。そのため、初期値を求める段階では複数のカメラとモデル平面の間に成立する拘束が利用できず、モデル平面が互いに平行となる特異配置に近い状況において計算が不安定になるこ

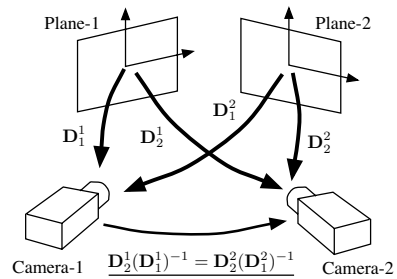


図1 カメラ間の相対的位置関係に関する拘束

Fig. 1 Consistency constraint in relative displacements between cameras.

とがある。

本稿では、このような冗長性をもたらすことなく Sturm-Maybank-Zhang による単一カメラキャリブレーション法を複数カメラシステムへ拡張する。提案する手法も線形演算による初期値推定とその非線形最適化の2段階から構成されるが、特に前者における精度向上を主眼とし、冗長性を生じない定式化を行う。これによって、カメラやモデル平面の間の強力な拘束が利用でき、線形解の精度や特異配置近辺での計算の安定性を大幅に高めることができる。

提案法の概要と本稿の構成は次のとおりである。まず、モデル平面とカメラ画像面との間の射影変換が、カメラの投影行列と平面の位置と姿勢を表す行列の積となることを示す(2章)。これにより、射影変換行列を並べた計測行列に structure-from-motion における因子分解法¹¹⁾を適用して、カメラと平面を表す行列を取り出すことができる。その際に、射影変換行列の定数倍の不定性を補償して計測行列を分解可能にするため、平面射影変換(plane homography)の固有値に関する性質¹⁵⁾を利用する。次に、モデル平面上で2次元ユークリッド座標系が既知であることを用いて、カメラと平面を表す行列を射影座標系からユークリッド座標系における表現に変換する。最後に、非線形最適化により全パラメータの微調整を行い、最尤推定値を求めて最終解とする(以上、3章)。シミュレーションおよび実データを用いた実験によって提案手法の有効性を検証した結果についても述べる(4章)。

2. モデル平面と画像平面の間の射影変換

I 台の透視投影カメラをキャリブレーションするものとして、ワールド座標系から見た i 番目 ($i = 1, \dots, I$) のカメラの位置と姿勢を、それぞれ3次元ベクトル t_i と 3×3 直交行列 R_i で表す。また、カメラの画像平面を \mathcal{I}_i とする。すると3次元座標 $X \in \mathcal{R}^3$ を持つシーンの点は、 \mathcal{I}_i 上の

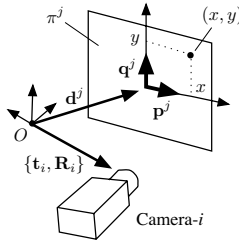


図 2 カメラとモデル平面

Fig. 2 Geometrical configuration of cameras and model planes.

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} \simeq \underbrace{\mathbf{K}_i \mathbf{R}_i^\top}_{\mathbf{P}_i} \begin{bmatrix} \mathbf{I} & -\mathbf{t}_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{X} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

なる位置に投影される。ただし、 \mathbf{K}_i はカメラの内部パラメータを表す 3×3 上半三角行列であり、焦点距離 k_i 、画像中心 (u_{0i}, v_{0i}) 、アスペクト比 a_i および軸の非直交性歪み s_i を用いて

$$\mathbf{K}_i = \begin{bmatrix} a_i k_i & s_i k_i & u_{0i} \\ 0 & k_i & v_{0i} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

と表される¹⁾。カメラの投影を表現する式 (1) の 3×4 行列 \mathbf{P}_i を、カメラ行列と呼ぶ。

次に、既知の参照点を描いた J 枚のモデル平面 π^j ($j = 1, \dots, J$) を考え、これらを用いてキャリブレーションを行うものとしよう。 π^j に固定した 2 次元直交座標系について、ワールド座標系から見たその横軸と縦軸の方向および原点の位置を、それぞれを 3 次元単位ベクトル \mathbf{p}^j , \mathbf{q}^j および 3 次元ベクトル \mathbf{d}^j で表す (図 2)。 \mathbf{p}^j , \mathbf{q}^j の正規直交性より

$$\mathbf{p}^{j\top} \mathbf{p}^j = \mathbf{q}^{j\top} \mathbf{q}^j = 1, \quad \mathbf{p}^{j\top} \mathbf{q}^j = 0 \quad (3)$$

が成り立つ。すると、2 次元位置 (x, y) を持つ π^j 上の参照点は、ワールド座標系から見た場合

$$\begin{bmatrix} \mathbf{X} \\ 1 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{p}^j & \mathbf{q}^j & \mathbf{d}^j \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{\mathbf{Q}^j} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

なる座標に位置する。式 (4) の 4×3 行列 \mathbf{Q}^j をモデル平面行列と呼ぶ。

以上式 (1), (4) より、 π^j 上の特徴点の位置 (x, y) と、その \mathcal{I}_i への投影位置 (u, v) は

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} \simeq \underbrace{\mathbf{P}_i \mathbf{Q}^j}_{\mathbf{H}_i^j} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

なる 2 次元射影変換で結ばれ、変換を表す 3×3 行列 \mathbf{H}_i^j は 3×4 カメラ行列 \mathbf{P}_i と 4×3 モデル平面行列 \mathbf{Q}^j の積となることが分かる。個々の射影変換行列 \mathbf{H}_i^j は、 π^j 上の参照点とその \mathcal{I}_i への投影との対応 $(x, y) \leftrightarrow (u, v)$ が 4 組以上得られれば、定数倍の不定性を除いて求めることができる²⁾。

3. キャリブレーションアルゴリズム

3.1 射影変換行列のスケーリングと因子分解

式 (5) をすべてのカメラとモデル平面について連立すれば、

$$\begin{bmatrix} \mathbf{H}_1^1 & \dots & \mathbf{H}_1^J \\ \vdots & & \vdots \\ \mathbf{H}_I^1 & \dots & \mathbf{H}_I^J \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{P}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{P}_I \end{bmatrix}}_{\mathbf{P}} \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{Q}^1 & \dots & \mathbf{Q}^J \end{bmatrix}}_{\mathbf{Q}} \quad (6)$$

を得る。左辺の $3I \times 3J$ 行列 \mathbf{W} は計測行列と呼ばれる。式 (6) は、この行列が I 台のカメラを表す $3I \times 4$ 行列 \mathbf{P} と J 枚のモデル平面を表す $4 \times 3J$ 行列 \mathbf{Q} に分解でき、したがって $\text{rank } \mathbf{W} = 4$ であることを示している。よって、すべての射影変換行列 \mathbf{H}_i^j がその絶対的スケールも含めて既知ならば、structure-from-motion 問題における因子分解法¹¹⁾と同様、特異値分解 (SVD) を用いて (4×4 正則行列の不定性を除いて) カメラ行列とモデル平面行列を復元することができる。

しかし、点対応から求めた射影変換行列 \mathbf{H}_i^j には定数倍の不定性が残るので、実際に得られるのは \mathbf{H}_i^j に未知定数 λ_i^j を乗じた $\tilde{\mathbf{H}}_i^j = \lambda_i^j \mathbf{H}_i^j$ である。一般に、この $\tilde{\mathbf{H}}_i^j$ を並べて構成した計測行列 $\tilde{\mathbf{W}}$ はランク 4 にならず、したがって $\tilde{\mathbf{W}}$ をカメラ行列とモデル平面行列に分解することはできない。

同様の困難は、structure-from-motion 問題において透視投影画像に因子分解法を適用する場合^{3), 8), 14)}にも生じ、2 通りの解決策が提案されている。1 つは、計測行列ができる限りランク 4 に近くなるようなスケーリング定数 λ_i^j を非線形最適化によって逐次的に

記号 \simeq は、非零の定数倍の違いを除いて等しいことを表す。

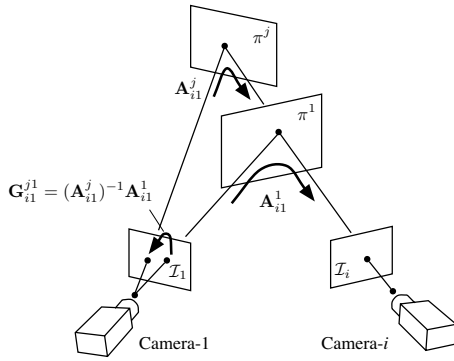


図3 2台のカメラと2枚のモデル平面により定義される射影変換
Fig. 3 Relative homography defined by two views and two planes.

求めることである^{3),14)}。しかし、非線形最適化は計算量が多く、また真値に十分近い初期値を必要とする問題がある。そこで、我々は複数のスケーリング定数の間に成立する拘束を利用する第2のアプローチ⁸⁾に類似した以下の方法をとる。

j 番目のモデル平面 π^j によって、1 番目と i 番目の画像平面 \mathcal{I}_1 と \mathcal{I}_i の間に射影変換 $A_{i1}^j = H_i^j (H_1^j)^{-1}$ が定義される。そこで、2 つのモデル平面 π^1, π^j を考えることにより、 \mathcal{I}_1 からそれ自身への射影変換 $G_{i1}^{j1} = (A_{i1}^j)^{-1} A_{i1}^1$ を定義する。この変換は、 \mathcal{I}_1 上の点を π^1 を介して \mathcal{I}_i に写像し、さらにその点を π^j を介して \mathcal{I}_1 に戻す (図3)。最近、Zelnik-Manor ら¹⁵⁾ は G_{i1}^{j1} は単位行列 \mathbf{I} と2つの3次元ベクトル \mathbf{e}, \mathbf{f} によって $G_{i1}^{j1} = \mathbf{I} + \mathbf{e}\mathbf{f}^T$ という形に表され、1を2重固有値として持つことを示した (付録A.1)。このことから、スケールの不定性を残した \tilde{H}_i^j から計算した $\tilde{G}_{i1}^{j1} = \tilde{H}_1^j (\tilde{H}_i^j)^{-1} \tilde{H}_i^1 (\tilde{H}_1^1)^{-1} = (\lambda_i^1 \lambda_1^j) / (\lambda_i^j \lambda_1^1) G_{i1}^{j1}$ は、2重固有値 $\mu_i^j = (\lambda_i^1 \lambda_1^j) / (\lambda_i^j \lambda_1^1)$ を持つことが分かる。 μ_i^j は \tilde{G}_{i1}^{j1} から直接計算できるので、これを用いて \tilde{H}_i^j を

$$\tilde{H}_i^j \leftarrow \mu_i^j \tilde{H}_i^j \quad (i = 2, \dots, I; j = 2, \dots, J) \quad (7)$$

とスケーリングする。すると、 $\tilde{H}_i^j = \mu_i^j \lambda_i^j H_i^j = (\lambda_i^1 \lambda_1^j / \lambda_1^1) H_i^j$ となるので、 \tilde{H}_i^j から構成した計測行列 \tilde{W} は

$$\tilde{W} = \begin{bmatrix} \tilde{H}_1^1 & \dots & \tilde{H}_1^J \\ \vdots & & \vdots \\ \tilde{H}_I^1 & \dots & \tilde{H}_I^J \end{bmatrix} \simeq \begin{bmatrix} \lambda_1^1 \mathbf{P}_1 \\ \vdots \\ \lambda_I^1 \mathbf{P}_I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1^1 \mathbf{Q}^1 & \dots & \lambda_1^J \mathbf{Q}^J \end{bmatrix} \quad (8)$$

と分解することができる。

注 意

実際には、 \tilde{G}_{i1}^{j1} はノイズの影響を受けるため、その固有値の1つが厳密に2重根となるとは限らない。ノイズの存在下でできるだけ2重固有値に近い μ_i^j を準最適に計算する方法を、付録A.2に示した。

3.2 ユークリッド空間における表現への変換

上述のスケーリングを適用することによって、SVDを用いて計測行列 \tilde{W} が

$$\tilde{W} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}'_1 \\ \vdots \\ \mathbf{P}'_I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{Q}^{1'} & \dots & \mathbf{Q}^{J'} \end{bmatrix} \quad (9)$$

と分解されたとしよう。任意の 4×4 正則行列 \mathbf{T} を用いて式(8)を

$$\tilde{W} \simeq \begin{bmatrix} \lambda_1^1 \mathbf{P}_1 \\ \vdots \\ \lambda_I^1 \mathbf{P}_I \end{bmatrix} \mathbf{T} \mathbf{T}^{-1} \begin{bmatrix} \lambda_1^1 \mathbf{Q}^1 & \dots & \lambda_1^J \mathbf{Q}^J \end{bmatrix}$$

と書けることに注意し、これと式(9)を比べれば、 \mathbf{P}'_i と $\mathbf{Q}^{j'}$ はユークリッド空間における真のカメラ行列 \mathbf{P}_i およびモデル平面行列 \mathbf{Q}^j と

$$\mathbf{P}'_i \simeq \mathbf{P}_i \mathbf{T}, \quad \mathbf{Q}^{j'} \simeq \mathbf{T}^{-1} \mathbf{Q}^j \quad (10)$$

なる射影変換で結ばれることが分かる。我々はこの行列 \mathbf{T} を決定して、カメラとモデル平面の射影空間における表現をユークリッド空間における表現に変換しなければならない。

一般性を失うことなく、 $\mathbf{P}'_1 = [\mathbf{I} \ 0]$ と仮定できる (これが満たされていないならば、 \mathbf{P}'_1 とその零点 \mathbf{t}'_1 から構成した 4×4 行列 $\mathbf{S} = [\mathbf{P}'_1{}^T (\mathbf{P}'_1 \mathbf{P}'_1{}^T)^{-1} \ \mathbf{t}'_1]$ によって $\mathbf{P}'_i \leftarrow \mathbf{P}'_i \mathbf{S}$, $\mathbf{Q}^{j'} \leftarrow \mathbf{S}^{-1} \mathbf{Q}^{j'}$ なる変換を行えばよい)。さらに、ユークリッド空間におけるワールド座標系を第1カメラに固定すれば、 $\mathbf{R}_1 = \mathbf{I}$, $\mathbf{t}_1 = 0$ となってそのカメラ行列は $\mathbf{P}_1 = [\mathbf{K}_1 \ 0]$ となる。これらより、求めるべき変換行列 \mathbf{T} は

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} \mathbf{K}_1^{-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{h}^T & h \end{bmatrix} \quad (11)$$

という形になることが分かる。ここで $[\mathbf{h}^T \ h]$ は無限遠平面を表す。

未知定数 β^j を導入して式(10)の第2式を書き直せば

$$\mathbf{T} \mathbf{Q}^{j'} = \beta^j \mathbf{Q}^j \quad (12)$$

を得る。 $\mathbf{Q}^{j'}$ の左上 3×2 部分行列を $[\mathbf{p}^{j'} \ \mathbf{q}^{j'}]$ と書けば、式(3), (11), (12)より、absolute conic の \mathcal{I}_1 への投影像 $\omega_1 = \mathbf{K}_1^{-T} \mathbf{K}_1^{-1}$ に関して

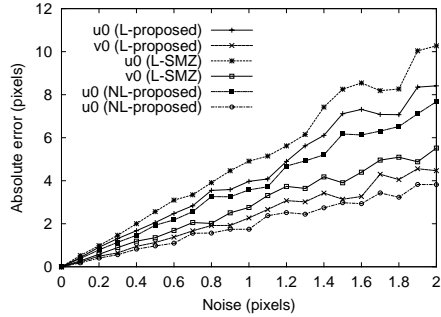
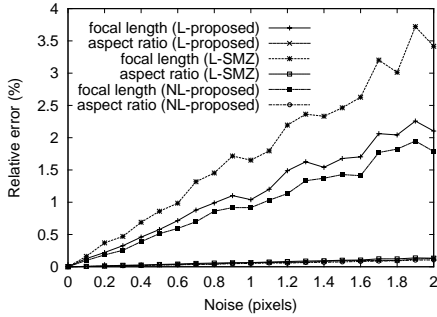


図5 ノイズに対する第1カメラの内部パラメータの推定誤差：[左] 焦点距離およびアスペクト比，[右] 画像中心 ($d = 50 \text{ mm}$ ， $\theta = 15^\circ$)

Fig. 5 Errors in focal length, aspect ratio (left) and principal point (right) vs. the noise level ($d = 50 \text{ mm}$ ， $\theta = 15^\circ$).

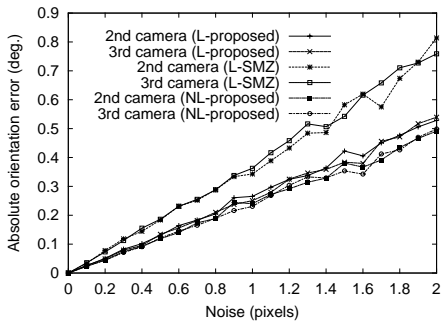
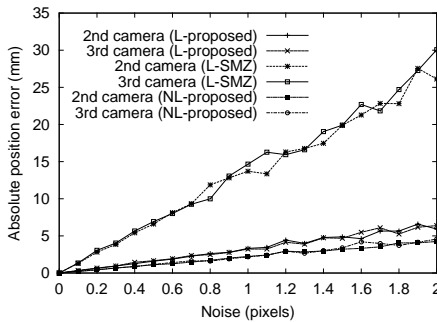


図6 ノイズに対する第2, 3カメラの外部パラメータの推定誤差：[左] 位置，[右] 姿勢 ($d = 50 \text{ mm}$ ， $\theta = 15^\circ$)

Fig. 6 Errors in position (left) and orientation (right) vs. the noise level ($d = 50 \text{ mm}$ ， $\theta = 15^\circ$).

用いて3台のカメラを較正するシミュレーション実験を行った。カメラは直線上に50 mm 間隔で並べられ、500 mm 離れた注視点に向けられている。カメラの内部パラメータは、3台とも $k_i = 900$ ， $u_{0i} = v_{0i} = 255$ ， $a_i = 1.3888$ ， $s_i = 0.001212$ と設定した。各モデル平面には、18 mm の間隔で $10 \times 14 = 140$ 個の参照点が描かれている。平面の間隔 d と傾き θ は可変である。様々なレベルの等方かつ一様な Gaussian ノイズを特徴点の観測位置に加え、各レベルにつき500回の試行を行ってその誤差の平均値を評価した。比較のため、提案アルゴリズムのほか、Sturm-Maybank-Zhangの単一カメラキャリブレーションアルゴリズム(以下、SMZ法と称する)^{10,16)}も実装し、まったく同一のデータセットに対して実験を行った。なお、本シミュレーションではレンズの歪みは考慮せず、非線形最適化を行う際には、式(18)において e_{1i} ， e_{2i} ($i = 1, 2, 3$)を0に固定した。

4.1.1 線形解の精度評価

提案手法とSMZ法の両者とも、まず線形演算によってカメラパラメータの初期値を求めた後、非線形最適

化によって精度の向上を図る。両者の初期値推定部の性能を調べるため、それらによって得られる線形解(それぞれL-proposed, L-SMZと称する)と非線形最適化まで含めた提案手法による最終解(NL-proposedと称する)の3者を比較した。

図5に $d = 50 \text{ mm}$ ， $\theta = 15^\circ$ の下での第1カメラの内部パラメータの推定誤差を示す。どのパラメータについても、L-proposedはL-SMZに比べて精度が向上しており、NL-proposedに近い値を得ていることが分かる。これは、提案手法では序論で述べたカメラ間の相対的位置関係に関するパラメータの冗長性が排除され、カメラや平面の間に成り立つ拘束(式(8))が働いているため、ノイズへの過適合(overfitting)が生じにくいと考えられる。画像中心の v 座標よりも u 座標の推定精度が悪いのは、モデル平面が縦長であるためである。

また、外部パラメータの評価として、第1カメラから見た第2, 3カメラの位置と姿勢の誤差を図6に示す。L-SMZについては、図4のPlane-1を介してカメラ間の相対的位置・姿勢を計算した。姿勢の誤差は、

表 1 500 回の試行に対し最適解を得られなかった回数
($d = 50 \text{ mm}$, $\theta = 5^\circ$)

Table 1 The number of failures in the optimal estimation for 500 trials ($d = 50 \text{ mm}$, $\theta = 5^\circ$).

noise level (pixel)	proposed	SMZ	
		init. failure	conv. failure
1.3	0	0	0
1.4	0	2	0
1.5	0	1	0
1.6	0	7	0
1.7	0	5	0
1.8	0	15	1
1.9	0	11	1
2.0	0	17	0

真の回転行列 R_i とその推定値 \hat{R}_i に対して誤差行列 $\Delta R_i = R_i \hat{R}_i^T$ を考え、その回転角度として定義した。L-proposed では L-SMZ と比べて位置誤差と姿勢誤差がそれぞれ 20%, 60%程度に減少し, NL-proposed にきわめて近い値が得られていることが分かる。

4.1.2 計算の安定性

次に、提案手法と SMZ 法の計算の安定性を調べるため、L-proposed と L-SMZ によってそれぞれ線形解を求め、それらを 3.3 節に示した手順により最適化することを試みた。当然ながら、局所解に陥ることなく収束すれば両者はまったく同一の解を与える。

モデル平面の間隔と傾きをそれぞれ $d = 50 \text{ mm}$, $\theta = 5^\circ$ に設定し、様々なノイズレベルに対してそれぞれ 500 回の試行を行って正しい解が得られなかった回数を表 1 に示す。L-proposed ではすべての試行に対して正しく初期値が得られ、それらはすべて正解に収束した。L-SMZ については、初期値が得られた場合にはごくわずかなケース (conv. failure) を除いて正解に収束したが、初期値を求めること自体に失敗することがあった (init. failure)。この原因は、L-SMZ にも L-proposed と同様に absolute conic の像を表す 3×3 行列 ω を Cholesky 分解して内部パラメータを求める部分 (3.2 節に相当) があり、この ω が正定値にならず分解できないためであった。

Zhang が指摘するように¹⁶⁾, θ が小さくモデル平面が互いに平行に近い場合は異なるモデル平面に対する式 (13) の独立性が失われるため、提案法と SMZ 法の両者とも推定精度が落ちてこのような困難が生じやすくなる。しかし、前者の方が後者よりもこのような特異的状况に対してより頑健であり、冗長性を排除してカメラとモデル平面の間に存在する拘束 (式 (8)) を利用したことによる安定性の向上が認められる。

なお、 $\theta = 10^\circ$ の場合は、L-proposed, L-SMZ の両者ともすべて初期値が得られて正解に収束した。

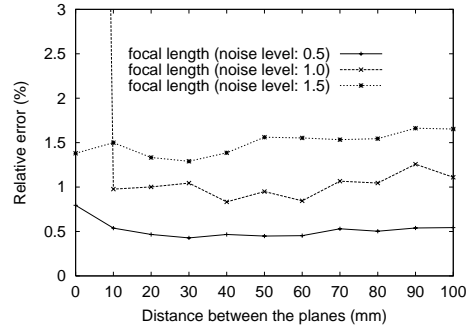


図 7 モデル平面の間隔に対する第 1 カメラの焦点距離の推定誤差 ($\theta = 15^\circ$)

Fig. 7 Errors in focal length vs. the distance between the planes ($\theta = 15^\circ$).

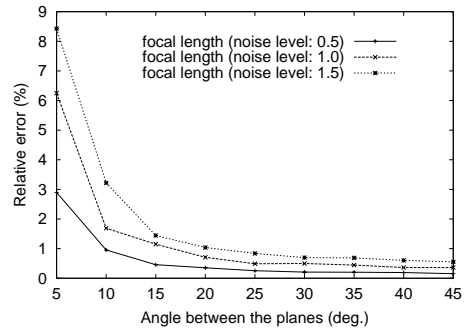


図 8 モデル平面の傾きに対する第 1 カメラの焦点距離の推定誤差 ($d = 50 \text{ mm}$)

Fig. 8 Errors in focal length vs. the angle between the planes ($d = 50 \text{ mm}$).

4.1.3 モデル平面の配置による影響

さらに、非線形最適化まで含めた提案手法による推定精度が、モデル平面の配置によってどのように変化するかを調べた。図 7 に、0 mm から 100 mm まで変化する平面間隔 d に対する第 1 カメラの焦点距離の推定精度を示す。おおむね推定精度は d に無関係であることが分かる。しかし、 $d = 0$ の近傍ではノイズが小さいにもかかわらず (7) のスケーリングを行っても計測行列 \tilde{W} が十分ランク 4 に近くならず、非線形最適化過程が正しい解に収束しないことがしばしば生じた。これが何らかの特異的配置によるものか解明することは今後の課題である。

モデル平面の傾きと第 1 カメラの焦点距離の推定精度との関係を図 8 に示す。傾きが小さくなるほど推定精度が悪化することが分かり、Zhang の指摘¹⁶⁾ を裏付けている。

4.2 実データによる実験

実データを用いて、3 台の IEEE1394 デジタルカメ

表 2 6 平面からのカメラパラメータの推定値 (レンズ焦点距離: 8 mm)
Table 2 Estimated camera parameters from 6 planes (with lens of $f=8$ mm).

parameters	first camera		second camera		third camera	
	initial	final	initial	final	initial	final
k	1092.42	1085.84±0.98	1099.75	1093.27±0.94	1114.19	1110.85±0.95
(u_0, v_0)	(321.06 218.16)	(318.18±0.85 217.03±0.88)	(352.36 236.03)	(354.02±0.87 235.49±0.87)	(376.67 227.68)	(373.85±0.82 226.00±0.89)
a	1.00962	1.00829±0.00334	1.00803	1.00809±0.00321	1.00907	1.00600±0.00337
s	-0.00192	-0.00122±0.000592	0.003798	-0.001075±0.000582	0.001506	-0.001251±0.000603
t (mm)	(0 0 0)	(0±0 0±0 0±0)	(154.12 0.89 22.66)	(154.30±0.32 0.93±0.18 22.37±1.30)	(72.36 -74.33 19.88)	(72.42±0.20 -74.11±0.20 19.62±1.14)
θ (deg.)	(0 0 0)	(0±0 0±0 0±0)	(-0.27 -12.55 0.55)	(-0.31±0.06 -12.40±0.06 0.57±0.01)	(-7.56 -3.73 -1.18)	(-7.56±0.06 -3.75±0.06 -1.12±0.01)

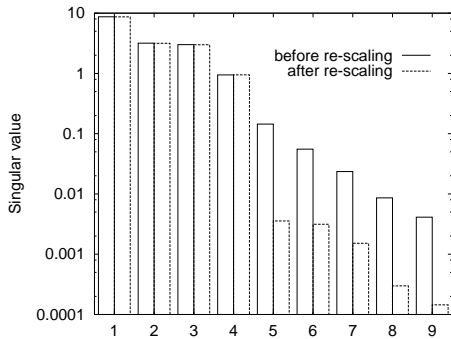


図 9 スケーリング前後における計測行列の特異値
Fig. 9 Singular values of measurement matrix before/after rescaling.

ラを較正する 2 つの実験を行った。

第 1 の実験では、20 mm の間隔で $13 \times 9 = 117$ 個の参照点を描いたモデル平面を 6 カ所に置き、それを焦点距離 8 mm のレンズを装着した 3 台のカメラから観測した。本実験の目的は、比較的焦点距離の長いレンズを用いることによって、透視投影カメラを前提にして得られる解の有効性を検証することである。そこで、シミュレーションの場合と同じく、式 (18) の非線形最適化においてレンズ歪みパラメータ e_{1i}, e_{2i} を 0 に固定した。

図 9 に、式 (7) のスケーリングを行う前後の計測行列 \tilde{W} の特異値を示す。スケーリング後は、4 番目の特異値に比べ 5 番目の特異値が 2 桁以上小さくなっており、 \tilde{W} のランクが十分 4 に近くなっていることが分かる。

表 2 に、全パラメータの推定結果を示す。各カメラについて、第 1 列は非線形最適化の初期値となる線形演算による推定値を、第 2 列は最終的な推定値とその標準偏差をそれぞれ表している。線形解が最終解に十分近く、提案アルゴリズムの主要部分が有効に機能していることが分かる。

第 2 の実験では、透視投影に従わないレンズ歪みを



(a) Before distortion correction (b) After distortion correction

図 10 レンズ歪み補正前後のモデル平面の画像
Fig. 10 Two images of the model plane before/after correcting radial distortion.

考慮してキャリブレーションを行った。40 mm の間隔で $6 \times 5 = 30$ 個の参照点を描いたモデル平面を 6 カ所に置き、それを焦点距離 4 mm のレンズを装着した 3 台のカメラから観測した。図 10 (a) に第 1 カメラからの観測画像の一例を示す。レンズの焦点距離が短いため、顕著な樽型歪みが認められる。式 (18) の非線形最適化では、レンズ歪み e_{1i}, e_{2i} を含めた全パラメータを推定した。推定値とその標準偏差を表 3 に示す。また、推定されたレンズ歪みを用いて図 10 (a) の画像の歪みを補正した結果を同図 (b) に示す。

さらに、キャリブレーションされたカメラを用いて、3 眼ステレオ画像からの 3 次元復元を行った。玩具の家を撮影した画像 (図 11 (a)) から歪みを除去し、さらにセグメントベースステレオビジョンアルゴリズムを適用した。得られた復元結果を異なる 3 方向から見たものを図 11 (b) に示す。直角であるべき箇所がそのように復元されており、ユークリッド空間における 3 次元構造が正しく得られていることが分かる。

5. おわりに

2 次元位置が既知の参照点を描いたモデル平面を用いて複数のカメラを同時に較正するキャリブレーションアルゴリズムを提案した。これは、Sturm-Maybank-Zhang による単一カメラのためのキャリブレーション法^{10),16)}を複数カメラシステムに適用できるように拡張

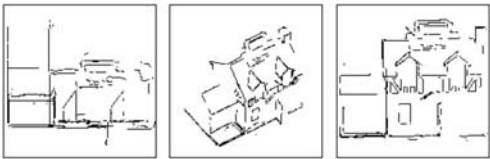
表 3 6 平面からのカメラパラメータの推定値 (レンズ焦点距離 : 4 mm)

Table 3 Estimated camera parameters from 6 planes (with lens of $f=4$ mm).

parameters	first camera	second camera	third camera
k	524.11±1.91	523.24±1.75	524.10±1.90
(u_0, v_0)	(325.30±2.67, 259.21±2.52)	(324.58±2.75, 231.58±2.32)	(370.11±2.84, 242.47±2.46)
a	1.00232±0.00660	1.00064±0.00755	1.00033±0.00633
s	0.000478±0.001547	0.002663±0.001982	0.000412±0.001336
e_1	-0.44198±0.01201	-0.42998±0.00916	-0.41196±0.01891
e_2	0.26600±0.04076	0.23063±0.02404	0.192589±0.08473
t (mm)	(0±0, 0±0, 0±0)	(132.06±0.60, 0.05±0.57, 11.82±2.63)	(1.25±0.74, -133.55±0.93, 17.7319±3.55)
θ (deg.)	(0±0, 0±0, 0±0)	(0.92±0.36, -8.51±0.41, 0.34±0.07)	(-8.25±0.37, 4.93±0.40, -1.00±0.06)



(a) Input image triplet



(b) Reconstructed 3D structure: top, upper-side and front views

図 11 較正されたカメラによって撮像された 3 画像からの 3 次元復元結果

Fig. 11 3D reconstruction from three images captured by calibrated cameras.

したものである。本手法は、モデル平面を自由に動かすことができその運動を知る必要がないというもとのアルゴリズムの性質を引き継いでいるので、ステレオビジョンに代表される複数カメラシステムの簡便なキャリブレーションの手段を与える。

アルゴリズムとしての特徴は、複数のモデル平面を用いて複数のカメラを同時に較正するために structure-from-motion における因子分解法を適用したことと、その際に問題となる射影変換行列の定数倍の不定性を、2 枚の画像と 2 枚のモデル平面によって定義される平面射影変換が 2 重固有値を持つという性質を用いて解決したことの 2 点にある。Sturm の相対位置関係推定アルゴリズム⁹⁾ も射影変換行列に因子分解法を適用しているが、カメラの内部パラメータが既知と仮定することにより不定性の問題を回避している。また、因子分解法は運動の回転成分のみを抽出するために使われており、並進成分はその結果を用いて計算するという 2 段階のアルゴリズムになっている。それに対し、提案手法は、すべての内部・外部パラメータを含んだカメラ行列全体を因子分解法によって一度に抽出しており、アルゴリズムとしての見通しが良い。

シミュレーションの結果、最終解を求める非線形最適化の初期値を線形演算によって求める部分の推定精

度が、内部・外部パラメータとともに従来法よりも大幅に向上し、最終解に近い精度の線形解が得られることが確認された。また、モデル平面が互いに平行に近いような特異配置の付近における計算の安定性が向上した。実データを用いた実験でも、レンズ歪みが少なくカメラが透視投影に忠実に従う場合は、提案した因子分解法によって、線形演算だけでも非線形最適化による最終解に十分近い推定値が得られた。さらに、顕著なレンズ歪みが存在する場合でも収束の困難を生じることなく、ステレオによる 3 次元復元を行うために十分な精度の推定結果を得た。

本手法が適用できるためには、各カメラからすべてのモデル平面が見えていなければならない。これは、カメラが広範囲に配置されていたり、シーンを取り囲むように置かれたりしている場合に問題となる。この制約を取り除くことが今後の課題である。

謝辞 日頃から討論いただく知能システム研究部門 3 次元視覚システム研究グループの諸氏に感謝する。

参考文献

- 1) Faugeras, O.D.: *Three-Dimensional Computer Vision*, MIT Press (1993).
- 2) Hartley, R. and Zisserman, A.: *Multiple View Geometry in Computer Vision*, Cambridge University Press (2000).
- 3) Heyden, A.: Projective Structure and Motion from Image Sequences Using Subspace Methods, *Proc. 10th Scandinavian Conference on Image Analysis* (1997).
- 4) Heyden, A. and Åström, K.: Euclidean Reconstruction from Image Sequences with Varying and Unknown Focal Length and Principal Point, *Proc. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.438-443 (1997).
- 5) Maybank, S.J. and Faugeras, O.D.: A theory of self-calibration of a moving camera, *International Journal of Computer Vision*, Vol.8, No.2, pp.123-151 (1992).
- 6) Pollefeys, M., Koch, R. and Van Gool, L.: Self-Calibration and Metric Reconstruction In spite of Varying and Unknown Intrinsic Camera Pa-

rameters, *International Journal of Computer Vision*, Vol.32, No.1, pp.7–25 (1999).

- 7) Press, W.H., Flannery, B.P., Teukolsky, S.A. and Vetterling, W.T.: *Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computing*, Cambridge University Press (1988).
- 8) Sturm, P. and Triggs, B.: A Factorization Based Algorithm for Multi-Image Projective Structure and Motion, *Proc. 4th European Conference on Computer Vision*, Vol.2, pp.709–720 (1996).
- 9) Sturm, P.: Algorithms for Plane-Based Pose Estimation, *Proc. Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.1, pp.706–711 (2000).
- 10) Sturm, P.F. and Maybank, S.J.: On Plane-Based Camera Calibration: A General Algorithm, Singularities, Applications, *Proc. Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.1, pp.432–437 (1999).
- 11) Tomasi, C. and Kanade, T.: Shape and Motion from Image Streams under Orthography: a Factorization Method, *International Journal of Computer Vision*, Vol.9, No.2, pp.137–154 (1992).
- 12) Triggs, B.: Autocalibration and the Absolute Quadric, *Proc. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.609–614 (1997).
- 13) Tsai, R.Y.: 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).
- 14) Ueshiba, T. and Tomita, F.: A Factorization Method for Projective and Euclidean Reconstruction from Multiple Perspective Views via Iterative Depth Estimation, *Proc. 5th European Conference on Computer Vision*, Vol.1, pp.296–310 (1998).
- 15) Zelnik-Manor, L. and Irani, M.: Multiview Constraints on Homographies, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.24, No.2, pp.214–223 (2002).
- 16) Zhang, Z.: Flexible Camera Calibration by Viewing a Plane from Unknown Orientations, *Proc. 7th International Conference on Computer Vision*, Vol.1, pp.666–673 (1999).
- 17) 浅田尚紀: CVCV-WG 特別報告: コンピュータビジョンにおける技術評論と将来展望 (XI) — カメラモデルとキャリブレーション手法, 情報処理学会研究報告, No.96–CVIM–102, pp.65–74 (1996).
- 18) 岡谷貴之, 久保田俊作, 出口光一郎: カメラモデルの段階的切換えによる多視点カメラシステムのセルフキャリブレーション, 情報処理学会論

文誌: コンピュータビジョンとイメージメディア, Vol.43, No.SIG 11(CVIM 5), pp.33–42 (2002).

付 録

A.1 射影変換行列 G_{i1}^{j1} の性質¹⁵⁾

式 (5) における射影変換行列 H_i^j を

$$\begin{aligned} H_i^j &= K_i R_i^T \begin{bmatrix} \mathbf{I} & -\mathbf{t}_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{p}^j & \mathbf{q}^j & \mathbf{d}^j \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ &= K_i R_i^T \left(\begin{bmatrix} \mathbf{p}^j & \mathbf{q}^j & \mathbf{d}^j \end{bmatrix} - \mathbf{t}_i \mathbf{k}^T \right) \end{aligned}$$

と書き換える。ただし, $\mathbf{k}^T = [0 \ 0 \ 1]$ である。ワールド座標系の原点を第 1 カメラに固定して $\mathbf{R}_1 = \mathbf{I}$, $\mathbf{t}_1 = \mathbf{0}$ とすれば, モデル平面 π^j によって 2 枚の画像平面 $\mathcal{I}_1, \mathcal{I}_i$ の間に定義される射影変換は, 次式で表される。

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_{i1}^j &= \mathbf{H}_i^j (\mathbf{H}_1^j)^{-1} \\ &= K_i R_i^T \left(\begin{bmatrix} \mathbf{p}^j & \mathbf{q}^j & \mathbf{d}^j \end{bmatrix} - \mathbf{t}_i \mathbf{k}^T \right) \begin{bmatrix} \mathbf{p}^j & \mathbf{q}^j & \mathbf{d}^j \end{bmatrix}^{-1} K_1^{-1} \\ &= K_i R_i^T \left(\mathbf{I} - \mathbf{t}_i \frac{(\mathbf{p}^j \times \mathbf{q}^j)^T}{(\mathbf{p}^j \times \mathbf{q}^j)^T \mathbf{d}^j} \right) K_1^{-1} \\ &= \mathbf{A}_{i1}^\infty (\mathbf{I} - \mathbf{e}_i \mathbf{n}^{jT}) \end{aligned}$$

ここで, $\mathbf{A}_{i1}^\infty = K_i R_i^T K_1^{-1}$ は無限遠平面によって定義される \mathcal{I}_1 と \mathcal{I}_i の間の射影変換行列, $\mathbf{e}_i = K_i \mathbf{t}_i$ は第 i カメラの投影中心の \mathcal{I}_1 への投影像, $\mathbf{n}^{jT} = (\mathbf{p}^j \times \mathbf{q}^j)^T K_1^{-1} / (\mathbf{p}^j \times \mathbf{q}^j)^T \mathbf{d}^j$ は, モデル平面 π^j を表す。上式より, π^1 と π^j によって定義される \mathcal{I}_1 からそれ自身への射影変換行列 G_{i1}^{j1} は,

$$\begin{aligned} G_{i1}^{j1} &= (\mathbf{A}_{i1}^j)^{-1} \mathbf{A}_{i1}^1 \\ &= (\mathbf{I} - \mathbf{e}_i \mathbf{n}^{jT})^{-1} (\mathbf{I} - \mathbf{e}_i \mathbf{n}^{1T}) \\ &= \left(\mathbf{I} + \mathbf{e}_i \frac{\mathbf{n}^{jT}}{1 - \mathbf{n}^{jT} \mathbf{e}_i} \right) (\mathbf{I} - \mathbf{e}_i \mathbf{n}^{1T}) \\ &= \mathbf{I} + \mathbf{e}_i \frac{\mathbf{n}^{jT} - \mathbf{n}^{1T}}{1 - \mathbf{n}^{jT} \mathbf{e}_i} \end{aligned}$$

となり, $G_{i1}^{j1} = \mathbf{I} + \mathbf{e} \mathbf{f}^T$ の形を持つ。容易に確かめられるように, \mathbf{f}^T に直交する任意のベクトルは G_{i1}^{j1} の固有値 1 に対応する固有ベクトルである。 \mathbf{f}^T の直交補空間は 2 次元であるから, 固有値 1 は 2 重根である。

G_{i1}^{j1} が 2 重固有値を持つことは, 次のように幾何学的にも解釈できる。 π^1 と π^j の交線 L とその \mathcal{I}_1 への投影像 l を考える。 l 上の任意の点 \mathbf{u} に G_{i1}^{j1} を適用すると, L を経由して \mathcal{I}_i に写像され, さらに同じ経路

このような解釈の可能性を指摘された匿名の査読者に感謝する。

を逆方向にたどって再び \mathcal{L}_1 に戻される (図 3 参照). 戻された点はもとの \mathbf{u} に一致するので $\mathbf{u} \simeq \mathbf{G}_{i1}^{j1} \mathbf{u}$, すなわち \mathbf{u} は \mathbf{G}_{i1}^{j1} の固有ベクトルである. \mathbf{u} は直線 l 上を自由に動けるので, 独立なものが 2 点とれる. したがって, 対応する固有空間は 2 次元であり, その固有値は 2 重根となる.

A.2 rank($\mathbf{G} - \mu \mathbf{I}$) = 1 とする μ の求め方

$\mathbf{G} = \mu \mathbf{I} + \mathbf{e} \mathbf{f}^T$ なる形を持つ 3×3 行列 \mathbf{G} が与えられたとしよう. ここで, μ はスカラー, \mathbf{e} と \mathbf{f} は 3 次元ベクトルであり, いずれも未知とする. 目的は, この μ を求めることである.

$\mathbf{G} - \mu \mathbf{I}$ の各列は \mathbf{e} の定数倍であり, $\mathbf{G} = [\mathbf{a} \ \mathbf{b} \ \mathbf{c}]$, $\mathbf{I} = [\mathbf{i} \ \mathbf{j} \ \mathbf{k}]$ と書いた場合

$$\mathbf{a} - \mu \mathbf{i} \simeq \mathbf{b} - \mu \mathbf{j} \simeq \mathbf{c} - \mu \mathbf{k}$$

が成り立つ. よって, これら 3 つの列ベクトルからどの 2 つを選んでも, それらのベクトル積は 0 になる. たとえば, 最初の 2 つをとれば

$(\mathbf{a} - \mu \mathbf{i}) \times (\mathbf{b} - \mu \mathbf{j}) = \mathbf{a} \times \mathbf{b} + \mu (\mathbf{j} \times \mathbf{a} - \mathbf{i} \times \mathbf{b}) + \mu^2 \mathbf{k} = 0$ となる. 上式は μ に関して 3 つの拘束を与えるが, そのうち 2 つのみが独立である. そこで, 上式と \mathbf{i} および \mathbf{j} との内積をとって,

$$\mathbf{i}^T (\mathbf{a} \times \mathbf{b}) + \mu \mathbf{k}^T \mathbf{a} = 0, \quad \mathbf{j}^T (\mathbf{a} \times \mathbf{b}) + \mu \mathbf{k}^T \mathbf{b} = 0$$

なる μ に関して線形な 2 つの拘束を取り出す.

同様にして, 他の 2 組の列ベクトルの組合せから μ に関する 4 つの拘束が取り出せるので, 合計 6 つの拘束を得る. \mathbf{G} にノイズが含まれなければ μ はこれらの共通根となるが, そうでない場合もこれらの最小自乗解として μ を求めることができる.

(平成 15 年 3 月 24 日受付)

(平成 15 年 9 月 9 日採録)

(担当編集委員 佐藤 淳)



植芝 俊夫 (正会員)

昭和 59 年東京大学工学部電気工学科卒業. 昭和 61 年同大学大学院工学系研究科修士課程修了. 同年通産省電子技術総合研究所入所. 現在, 産業技術総合研究所知能システム研究部門主任研究員. 平成 9 年~10 年カナダ国立研究評議会情報工学研究所客員研究員. 平成 10 年情報処理学会全国大会大会優秀賞, 平成 15 年情報処理学会山下記念研究賞受賞. コンピュータビジョンの研究に従事. 日本ロボット学会, 計測自動制御学会各会員.



富田 文明 (正会員)

昭和 53 年大阪大学大学院基礎工学研究科物理系博士課程修了. 工学博士. 同年通産省電子技術総合研究所入所. 現在, 産業技術総合研究所知能システム研究部門 3 次元視覚システム研究グループ長. 筑波大学大学院システム情報工学研究科機能工学系教授 (併任). 東京理科大学基礎工学研究科電子応用工学専攻連携大学院客員教授. 昭和 58 年~59 年カーネギーメロン大学計算機科学科客員研究員. 画像処理, コンピュータビジョン, 知能ロボットの研究に従事. 平成 2 年情報処理学会創立 30 周年記念論文賞受賞. ICRA2003 Best Video Award. 共著「Computer Analysis of Visual Textures」(Kluwer Academic Publishers) 等. 電子情報通信学会, 日本ロボット学会各会員.