

校正済みステレオカメラのパラメータの自動補正

中野 裕介 金澤 靖

豊橋技術科学大学 知識情報工学系

あらかじめ校正されたステレオカメラのパラメータが衝撃や経年劣化などによって変化してしまった場合に、そのパラメータを自動的に補正する方法を提案する。本手法では、カメラで撮影した画像から得られる特徴点間の対応と初期校正結果のみを用いる。まず、それらから幾何学的 AIC によって変化したパラメータを判定し、次にそのパラメータに関する最適化を行うことで変化量を補正する。さらに、変化前後で静止している物体の特徴点対応を利用した補正も行うことで、エビ極線拘束条件のみでは補正できないパラメータについても補正が可能となる。シミュレーション実験および実画像による実験により、本手法の有効性を示す。

An automatic self-recalibration for a calibrated stereo camera

Yusuke Nakano Yasushi Kanazawa

Department of Knowledge-based Information Engineering
Toyohashi University of Technology, Toyohashi, Aichi 441-8580 Japan

We propose a method for correcting parameters of a calibrated stereo camera system automatically. The parameters of a calibrated stereo camera are easily varied by a physical shock or aged parts of the system. If it happens, we need a calibration of the parameters again using a special object or equipment for the calibration. In this paper, we propose a method using only images and the initially calibrated parameters. We first find the changed parameter among the all parameters by model selection, and then correct the parameter by an optimization in that parameter space. In order to show the effectiveness of our method, we show the results of simulations and real image experiments.

1. はじめに

2 眼ステレオカメラによって画像からシーンの奥行きを求める場合、カメラが距離測定専用のセンサに比べて安価であること、通常のカメラを用いることで奥行き以外の情報も得られるといった利点があり、研究が進められている。このような距離計測を目的として使用するステレオカメラは、あらかじめ人間が参照用の物体を用いて校正しておくことが多い。しかし経年劣化もしくは外部からの衝撃によってカメラの配置が変化してしまうこともあり、その場合再度校正し直さなければならない。このようなメンテナンスの必要ないステレオカメラシステムを構築するためには、カメラパラメータの変化などに対し、特殊な装置を用いることなく、自動的に補正が行えることが望ましい。

本研究では、最初にステレオカメラの校正を行っておくこととし、以降は、撮影された画像から自動的にカメラパラメータの変化の検出および補正を行うことを考える。一般に、未校正なステレオカメラにおいては、毎回基礎行列を計算し、それをカメラパラメータに分解すればよいが、校正済みステレオ

カメラの場合、多くは分解可能条件 [8] を満足しないため、校正できない。そこで本研究では、基礎行列は計算するものの、初期校正のデータを利用して計算された基礎行列から変化したパラメータのみを推定し、それを補正することで、基礎行列の分解を必要としない自動校正法を提案する。ここでは、最適化を精度良く行うために、モデル選択と組合せた最適化法を用いる。提案法の有効性をシミュレーションおよび実画像実験により示す。

2. カメラパラメータの自動的な校正

初期校正した際のカメラのパラメータから成るベクトルを p_0 としたとき、時刻 t で取得した 2 枚の画像 I_t, I'_t におけるパラメータの変化量 Δp を推定する問題は次のように書ける。

$$\Delta p = \arg \min_{\Delta p} F(\Delta p, p_0, I_t, I'_t) \quad (1)$$

ここで関数 $F(\cdot)$ は、エビ極線拘束条件のような、正しい画像間の対応と正しいカメラパラメータが与えられれば 0 を返す関数とする。

レンズ系に関する歪みパラメータを除くと、ステレオカメラにおけるパラメータは 2 台のカメラの焦点距離で 2 自由度、カメラ間の回転で 3 自由度、カメラ間の並進が 3 自由度の計 9 自由度であるが、画

[†]441-8580 豊橋市天伯町雲雀ヶ丘 1-1
Tel: (0532)44-6888, Fax: (0532)44-6873
E-mail: y-nakano@img.tutkie.tut.ac.jp,
kanazawa@tutkie.tut.ac.jp

像からパラメータを求める場合、並進の大きさに不定性を持つため並進の自由度が一つ減り、8自由度となる。したがって、これら8自由度のパラメータ空間内で(非線形な)最適化を行えばよい。しかし、その場合、実際には変化していないパラメータも誤差の影響で変化してしまい、正しく補正ができない。

そこで本研究では、直接8自由度の最小化問題を解かずに、初期校正時のカメラパラメータと入力画像組(厳密には特徴点の対応)を用いて、変化したパラメータを判定し、そのパラメータのみに関する最適化を行う。

まず変化したパラメータの判定には、幾何学的AIC [5, 6] によるモデル選択を用いる [1, 13]。ここでは、モデルとして第1および第2カメラ焦点距離変化モデル(各1自由度)、並進変化モデル(2自由度)、各軸周りの回転変化モデル(ロール・ピッチ・ヨーの各1自由度)、一般回転変化モデル(3自由度)を用いる。

3. モデル選択による変化パラメータの判定

本研究では、2台のカメラ間の運動モデルとして以下に示す8個のモデルを考える。

- 静止モデル(0自由度)
- 第1・第2カメラ焦点距離モデル(各1自由度)
- 並進モデル(2自由度)
- ヨー・ピッチ・ロール回転モデル(各1自由度)
- 一般回転モデル(3自由度)

ここで、並進モデルの自由度を2としているのは、並進の定数倍の不定性があるためである。

空間点Pのステレオカメラでの投影像 (x, y) 、 (x', y') を同次ベクトル $\mathbf{x} = (x/f_0, y/f_0, 1)^\top$ 、 $\mathbf{x}' = (x'/f_0, y'/f_0, 1)^\top$ で表すとき、それらの間には良く知られたエピ極線方程式

$$(\mathbf{x}, \mathbf{F}\mathbf{x}') = 0 \quad (2)$$

の関係がある [3]。ここで (\mathbf{a}, \mathbf{b}) はベクトル \mathbf{a} 、 \mathbf{b} の内積を表す、今、二つのカメラの内部パラメータ行列をそれぞれ \mathbf{A}_1 、 \mathbf{A}_2 とすると、基礎行列 \mathbf{F} は次のように表せる [3]。

$$\mathbf{F} = \mathbf{A}_1^{-\top} \mathbf{t} \times \mathbf{R} \mathbf{A}_2^{-1} \quad (3)$$

ここで $\mathbf{a} \times \mathbf{A}$ は、ベクトル \mathbf{a} と行列 \mathbf{A} の各列ベクトルの外積を列ベクトルとする行列を表す。もし、レンズの光軸が画像中心を通り¹、画素のアスペクト比が1:1であり、焦点距離が f_1, f_2 であれば、内部パラメータ行列はそれぞれ

$$\mathbf{A}_1 = \text{diag}(f_1, f_1, 1), \quad \mathbf{A}_2 = \text{diag}(f_2, f_2, 1) \quad (4)$$

と書ける。ここで、 $\text{diag}(a, b, c)$ は、 a, b, c を対角要素に持つ対角行列を表す。

¹光軸が画像の中心を通らなくとも既知であればよい。

本研究では、各時刻で観測された画像間対応から求めた基礎行列 \mathbf{F}' を計算し、モデル S に対応する基礎行列 \mathbf{F}_S の計算式から、パラメータの変化量を求める。以下、 \mathbf{F}' を観測基礎行列、 \mathbf{F}_S をモデル基礎行列と呼び、また一つ前の時刻における基礎行列(これは校正済みとする)を \mathbf{F}_0 で表す。

各モデルにおける基礎行列の導出について、以下に説明する。

3.1 静止モデル

静止モデルとは、カメラパラメータが全く変化していない場合であり、観測基礎行列は \mathbf{F}' は元の基礎行列 \mathbf{F}_0 と等しい。すなわちモデル基礎行列 \mathbf{F}_s は次式となる。

$$\mathbf{F}_s = \mathbf{A}_1^{-\top} [\mathbf{t}]_x \mathbf{R} \mathbf{A}_2^{-1} \quad (5)$$

3.2 第1および第2カメラ焦点距離モデル

第1のカメラの焦点距離が f_1 から $1/\Delta f_1$ 倍変化した場合、観測基礎行列 \mathbf{F}' と、変化前の基礎行列 \mathbf{F}_0 の間には次の関係が成り立つ。

$$\mathbf{F}' = S_1 \text{diag}(\Delta f_1, \Delta f_1, 1) \mathbf{F}_0 \quad (6)$$

そこで、最小二乗法を用いると、上式の解 $\Delta \hat{f}_1, \hat{S}_1$ は

$$\begin{aligned} \hat{S}_1 &= (\mathbf{f}'_3, \mathbf{f}_3^0) / \|\mathbf{f}_3^0\|^2 \\ \Delta \hat{f}_1 &= \frac{(\mathbf{f}'_1, \mathbf{f}_1^0) + (\mathbf{f}'_2, \mathbf{f}_2^0)}{\hat{S}_1 (\|\mathbf{f}_1^0\|^2 + \|\mathbf{f}_2^0\|^2)} \end{aligned} \quad (7)$$

となる。ただし、 $\mathbf{f}'_i, \mathbf{f}_i^0$ はそれぞれ $\mathbf{F}', \mathbf{F}_0$ の i 行を抜き出した行ベクトルである。

これらを式(6)に代入すれば、第1カメラ焦点距離モデルにおけるモデル基礎行列 \mathbf{F}_1 が次のように求まる。

$$\mathbf{F}_1 = \hat{S}_1 \text{diag}(\Delta \hat{f}_1, \Delta \hat{f}_1, 1) \mathbf{F}_0 \quad (9)$$

第2カメラの焦点距離が $1/\Delta f_2$ 倍変化した場合も同様に、モデル基礎行列 \mathbf{F}_2 は次のように求めることができる。

$$\mathbf{F}_2 = \hat{S}_2 \mathbf{F}_0 \text{diag}(\Delta \hat{f}_2, \Delta \hat{f}_2, 1) \quad (10)$$

$$\hat{S}_2 = (\mathbf{u}'_3, \mathbf{u}_3^0) / \|\mathbf{u}_3^0\|^2 \quad (11)$$

$$\Delta \hat{f}_2 = \frac{(\mathbf{u}'_1, \mathbf{u}_1^0) + (\mathbf{u}'_2, \mathbf{u}_2^0)}{\hat{S}_2 (\|\mathbf{u}_1^0\|^2 + \|\mathbf{u}_2^0\|^2)} \quad (12)$$

ただし、 $\mathbf{u}'_j, \mathbf{u}_j^0$ はそれぞれ $\mathbf{F}_0, \mathbf{F}'$ の j 列を抜き出した列ベクトルである。

3.3 並進モデル

カメラ間の並進が Δt 変化した場合、変化前の基礎行列 \mathbf{F}_0 と観測基礎行列 \mathbf{F}' の間には次の関係が成り立つ。

$$S_t \mathbf{A}_1^{-\top} \mathbf{F}' \mathbf{A}_2 = \mathbf{A}_1^{-\top} \mathbf{F}_0 \mathbf{A}_2 + [\Delta t]_x \mathbf{R} \quad (13)$$

この右辺の第2項の性質より、式(13)は、次のように書き直せる。

$$\begin{pmatrix} (S_t v'_1 - v_1)^\top r_1 \\ (S_t v'_2 - v_2)^\top r_2 \\ (S_t v'_3 - v_3)^\top r_3 \end{pmatrix} = 0 \quad (14)$$

$$\begin{pmatrix} (S_t v'_3 - v_3)^\top r_1 \\ (S_t v'_1 - v_1)^\top r_2 \\ (S_t v'_2 - v_2)^\top r_3 \end{pmatrix} = \Delta t \quad (15)$$

ここで、 v_i^\top 、 v_i^\top はそれぞれ $A_1^\top F' A_2$ 、 $A_1^\top F_0 A_2$ の i 行目を抜き出した行ベクトル、 r_j^\top は R の j 行目を抜き出した行ベクトルとする。式(14)から最小二乗法により S_t を求めると

$$\hat{S}_t = \frac{\|r_1\|^2(v'_1, v_1) + \|r_2\|^2(v'_2, v_2) + \|r_3\|^2(v'_3, v_3)}{\|r_1\|^2\|v'_1\|^2 + \|r_2\|^2\|v'_2\|^2 + \|r_3\|^2\|v'_3\|^2} \quad (16)$$

となるから、これを式(15)に代入することにより、並進の変化量 Δt を求めることができる。このときのモデル基礎行列 F_t は次のようになる。

$$F_t = A_1^{-\top}(t + \Delta t) \times R A_2^{-1} \quad (17)$$

3.4 各軸回転モデル

ヨー回転、すなわち x 軸周りの回転が変化した場合を考える。その変化量 Δr_x が微小であれば、2次の項を無視することによって、回転行列の変化 ΔR_x を次のように表すことができる [4]。

$$\Delta R_x = \Delta r_x \times R_x \quad (18)$$

ただし、 $\Delta r_x = (\Delta r_x, 0, 0)^\top$ とする。この変化後の行列 $(R_x + \Delta R_x)$ もほぼ回転行列と見なすことができるので、変化前のパラメータと観測基礎行列 F' の間に以下の関係が成り立つ。

$$A_1^\top F' A_2 = t \times (R_x + \Delta R_x) R_y R_z \quad (19)$$

ただし、 R_x 、 R_y 、 R_z はそれぞれ変化前の x 、 y 、 z 軸周りの回転を表す回転行列とする²。これより、次の最小二乗法を解いて、 Δr_x を求める。

$$\|A_1^\top F' A_2 - t \times (R_x + \Delta R_x) R_y R_z\|^2 \rightarrow \min \quad (20)$$

したがって、ヨー回転モデルにおける回転の推定値 R'_x は

$$R'_x = R_x + \Delta R_x \quad (21)$$

として得られる。しかし、得られた R'_x は厳密な回転行列ではないため、 $R'_x = V \Lambda U^\top$ と特異値分解を行い、次式により、厳密な回転行列となるように補正する [4]。

$$R''_x = V \text{diag}(1, 1, \det(VU^\top)) U^\top \quad (22)$$

² $R = R_x R_y R_z$ である。

表 1: 各モデルの次元, 余次元, 自由度.

| | 静止 | 焦点1 | 焦点2 | 並進 |
|----------|----|-----|-----|------|
| 次元 p | 3 | 3 | 3 | 3 |
| 余次元 r | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 自由度 n' | 0 | 1 | 1 | 2 |
| | ヨー | ピッチ | ロール | 一般回転 |
| 次元 p | 3 | 3 | 3 | 3 |
| 余次元 r | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 自由度 n' | 1 | 1 | 1 | 3 |

よって、得られた R''_x により、モデル基礎行列の推定値 F_x は次式として得られる。

$$F_x = A_1^{-\top} t \times R''_x R_y R_z A_2^{-1} \quad (23)$$

ピッチ回転およびロール回転においても、ヨー回転モデルの場合と同様に求めることができる。変化量をそれぞれ Δr_y 、 Δr_z とすると、

$$\Delta R_y = \Delta r_y \times R_y \quad (24)$$

$$\Delta R_z = \Delta r_z \times R_z \quad (25)$$

となるから、同様に R''_y 、 R''_z を求めることにより、モデル基礎行列はそれぞれ次のようになる。

$$F_y = A_1^{-\top} t \times R_x R''_y R_z A_2^{-1} \quad (26)$$

$$F_z = A_1^{-\top} t \times R_x R_y R''_z A_2^{-1} \quad (27)$$

3.5 一般回転モデル

一般回転モデルにおける変化後の回転 R' は、観測基礎行列 F' を分解して求める [9]。

- (1) EE^\top の最小固有値に対応するノルム1の固有ベクトル t' を求める。ただし、 $E = A_1^\top F' A_2$ とする。
- (2) $-t' \times E = V \Lambda U^\top$ と特異値分解する。
- (3) 次式によって変化後の回転 R' を求める。

$$R' = V \text{diag}(1, 1, \det(VU^\top)) U^\top \quad (28)$$

得られた回転行列 R' から、一般回転モデルにおけるモデル基礎行列 F_r は次のように求まる。

$$F_r = A_1^{-\top} [t] \times R' A_2^{-1} \quad (29)$$

3.6 モデル選択と問題点

以上のモデルに対する幾何学的 AIC は

$$g_{\text{AIC}}(S) = J_S + 2(pN + n')\epsilon^2 \quad (30)$$

で計算できる [5]。ここで、 ϵ^2 は二乗ノイズレベルであり、 $J_S/(rN - n')$ で与えられる。また p はモデルの次元、 n' は自由度、 N はデータの個数、 r は余次元である [5]。各モデルの次元, 余次元, 自由度を表1に示す。

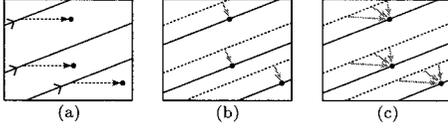


図 1: (a) ヨー角度変化後の特徴点と変化前のパラメータによるエビ極線 (実線). (b) 一般回転モデルでの補正. (c) アパーチャ問題.

N 組の対応 $\{x_i, x'_i\}$ があるとき、モデル S に対する合はめの残差は、モデル基礎行列 F_S を用いて、

$$J_S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(x_i, F_S x'_i)^2}{(x_i, F_S V[x_i] F_S^T x_i) + (x'_i, F_S^T V[x'_i] F_S x'_i)} \quad (31)$$

として計算できる [4]。ただし、行列 $V[x_i], V[x'_i]$ は特徴点 x_i, x'_i の共分散行列とする。

変化パラメータの判定には、観測基礎行列 F' を用いて各変化パラメータを計算し、それらからモデル基礎行列 F_S を計算し、式 (30) の最も小さいモデルを選べば良いが、

- エビ極線が平行なカメラ配置の場合、ヨー回転と一般回転のいずれを仮定してもエビ極線拘束条件の残差は小さくなるが、一般回転の自由度により、残差がヨー回転モデルより必ず小さくなってしまふ (図 1)。
- 変化後のカメラ配置が基礎行列の分解可能条件を満足していない場合、第 1 カメラの焦点距離の変化と、第 2 カメラの焦点距離の変化が区別できない。

といった問題が生じる。前者に対しては変化前後での物体の 3 次元復元の平均奥行きがほぼ等しいモデルを選び、後者に対しては、第 2 カメラの変化前後で得られる 2 画像の特徴点対応を与えることにより、これらの問題を解決する。

4. 変化パラメータの推定手順

以上のモデル選択に基づく変化パラメータの推定手順の詳細を以下に示す。

- (1) 変化前の基礎行列 F_0 に対して、観測した特徴点対応の残差 (31) が δ を下回るとき³、静止モデルと判定し、補正を行わない。
- (2) くりこみ法などを用いてフロベニウスノルム⁴が 1 の基礎行列 F' を推定する。ただし、次式を満足する場合は F' の符号を反転する。

$$\|N[F] - F'\| > \sqrt{2} \quad (32)$$

ここで、 F は変化前のパラメータから求めたノルムが 1 ではない基礎行列とし、 $N[\cdot]$ は行列のフロベニウスノルムを 1 にする作用素を表す。

- (3) 観測基礎行列 F' を用いて、各モデルに対するモデル各基礎行列 F_S を求める。

³実験では $\delta=1.28$ とした。

⁴行列の各要素の二乗和の平方根。

- (4) 各モデル基礎行列 F_S と点の対応から、各モデルにおける残差 J_S を求め、各モデルに対する幾何学的 AIC ($g_{AIC}(S)$) を求める。
- (5) 幾何学的 AIC で選ばれたモデルが、ヨー・ピッチ・一般回転モデル、第 1 あるいは第 2 カメラの焦点距離モデルでなければ、該当するパラメータが変化したとみなし、補正処理に移る。
- (6) 選ばれたモデルがヨー・ピッチ・一般回転モデルであれば、パラメータ変化前の 3 次元形状から求めた復元点の z 座標の平均値 z_p と、各回転モデルの変化後のパラメータから仮の 3 次元復元を行った際の z 座標の平均 z_x, z_y, z_r をそれぞれ求め、その平均が元の平均 z_p に最も近いモデルを選択する。
- (7) 選ばれたモデルが第 1 もしくは第 2 カメラ焦点距離モデルであれば、各カメラの変化前後の M, N 個の対応 $\{x_i, x'_i\}, \{x''_j, x'''_j\}, i = 1, \dots, M, j = 1, \dots, N$ から、各カメラのズームを表す次の値 χ_1, χ_2

$$\chi_1 = \sum_{i=1}^M \frac{(x_i, x'_i)}{\|x'_i\|^2} - 1, \quad (33)$$

$$\chi_2 = \sum_{j=1}^N \frac{(x''_j, x'''_j)}{\|x'''_j\|^2} - 1 \quad (34)$$

を求め、その値の大きなモデルを選択する。

5. カメラパラメータの補正

前述のモデル選択の際に変化したパラメータも推定しているが、その際に求めた変化量は厳密なものではない。そこで、判定されたモデルに対し、その変化パラメータに特化した最小化を行う。その際、最小化に用いる式は、エビ極線方程式に関する残差 (31) であるが、これは基礎行列を定数倍しても残差は変わらない。これは並進のスケールの不定性に繋がる。そこで、本研究では、並進モデルのスケールに関しては、別の処理を行うことで、補正する。

5.1 並進のスケールの不定性を残した補正

変化したと判定されたパラメータの変化量の推定においては、式 (31) の残差と、制約条件 Λ 、正則化条件 C_1, C_2 を用いて、次の式 (35) を最小にすることにより求める。

$$J = J_S + \Lambda + C_1(f_1) + C_2(f_2) \quad (35)$$

ただし、

$$\Lambda = \lambda(\|t\|^2 - 1),$$

$$C_1 = c(f_1 - f_1^0)^p, \quad C_2 = c(f_2 - f_2^0)^p \quad (36)$$

とする。制約条件 Λ は並進のノルムを 1 に保つための条件、 C_1 および C_2 は各カメラの焦点距離が初期校正時の値から大きく変化するのを抑制するため

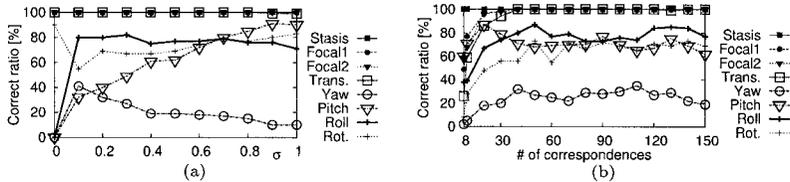


図 2: (a) 誤差を変化させた場合のモデル正判定率, (b) 対応数を変化させた場合のモデル正判定率.

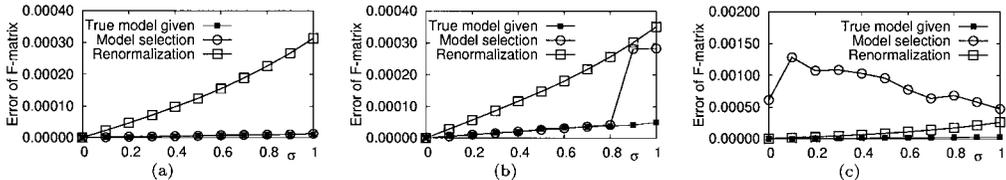


図 3: 特徴点の誤差を変化させた場合における基礎行列誤差. (a) 第 1 カメラ焦点距離が変化した場合. (b) 並進モデルが変化した場合. (c) 一般回転が変化した場合.

表 2: シミュレーション実験における初期パラメータ.

| パラメータ | f_1 | f_2 | t | $\theta_x, \theta_y, \theta_z$ |
|-------|---------|---------|-------------------|--------------------------------|
| | [pixel] | [pixel] | [mm] | [deg] |
| 値 | 1000 | 1000 | $(-10, 60, 20)^T$ | 各 4 |

の条件である⁵. ここで, λ はラグランジュ乗数, f_1^0, f_2^0 はそれぞれ初期校正時の第 1, 第 2 カメラの焦点距離であり, 定数 c および p は任意の定数である⁶. また, 式 (35) の最適化にあたっては, 並進のスケールの不定性を残したままとするために, $\|t\|=1$ となるよう t を正規化しておく.

本研究では, 式 (35) の最小化にニュートン法を用いた. このとき, 勾配ベクトル ∇J_k とヘッセ行列 H_k は, 数式解析ソフトウェア Maxima を用いて求めた. また反復の停止条件は, J の勾配ベクトルのノルム $\|\nabla J\|$ が 10^{-6} 以下となることとした.

5.2 並進のスケールの補正

並進のスケール量の決定には, パラメータの変化前後で静止物体の復元形状に関する重心位置 c, c' を用い, 変化前後の 3 次元復元結果の重心が等しくなるように次式により並進のスケールを求める.

$$t \leftarrow \alpha t, \quad \alpha = \frac{\|c'\|}{\|c\|} \quad (37)$$

このとき, もし復元された奥行き の平均値が負であった場合は, 並進の符号を反転する.

6. シミュレーション実験

まず, 特徴点位置の誤差に対するモデル選択処理の性能, 特徴点の対応数に対するモデル選択処理の性能を調べるためにシミュレーション実験を行った.

この実験では, 仮想的なシーンに対して, 初期校正時のカメラパラメータを表 2 とし, 各モデルに従っ

⁵条件 C_1, C_2 を導入しないと最適化の初期値によっては焦点距離 f_1, f_2 が無限大に発散する場合がある.

⁶本研究においては, 経験的に $c = 10, p = 40$ と定めた.

表 3: シミュレーション実験におけるパラメータの変化.

| モデル | パラメータの増加量 |
|-------------|--------------------------------|
| 第 1 カメラ焦点距離 | 200[pixel] |
| 第 2 カメラ焦点距離 | 200[pixel] |
| 並進 | $(-5.42, 1.67, -12.29)^T$ [mm] |
| ヨー回転 | 2[deg] |
| ピッチ回転 | 2[deg] |
| ロール回転 | 2[deg] |
| 一般回転 | 各 2[deg] |

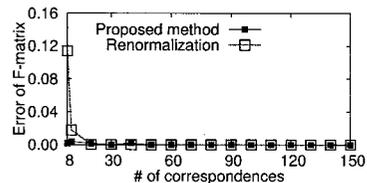


図 4: 対応数を変化させた場合の基礎行列の精度.

て表 3 のように変化させた⁷. また, 画像のサイズは 640×480 画素, 特徴点の個数を M 個として, それぞれのカメラの投影像に等方性の誤差を加えて実験を行った.

まず, 対応数 M を 150 個固定とし, 加えた誤差の標準偏差を $0.0 \sim 1.0$ まで変化させ, それぞれ異なる誤差系列で 100 回実験した際におけるモデルの正判定率を図 2(a) に示す. この図を見てわかる通り, 静止, 焦点距離, 並進モデルは誤差に対して安定して選択されているのに対し, 回転の各モデルは誤差に大きく影響を受け, 誤った判定をしていることがわかる. さらに, 誤差が 0.0 の場合には, ヨー・ピッチ・ロールの各軸回転モデルは全く選択されていないこともわかる. これは, 各軸回転モデルでは近似を用いて回転角を計算しているためと考えられる.

次に, 誤差の標準偏差を 0.5 に固定し, 特徴点数を $8, 10, \dots, 150$ と変えて, それぞれ 100 回試行した

⁷この実験では, 表 3 の並進のノルムが変化前と等しくなるように設定した.

表 4: 焦点距離を変化させた場合のカメラパラメータの推移.

| Frame No. | f_1, f_2 [pixel] | 並進 [mm] | | | $\theta_x, \theta_y, \theta_z$ [deg] |
|-----------|-----------------------|---------|-------|-------|---|
| | | x | y | z | |
| 1~ | 553.3, 552.6 | -2.6 | 333.0 | -8.6 | -1.13, 1.85, 0.003 |
| 11~ | 553.1, 659.3 | -1.8 | 330.6 | -7.5 | -0.96, 1.46, -0.021 |
| 23~ | 553.3, 552.6 | -2.6 | 333.0 | -8.6 | -1.13, 1.85, 0.003 |
| 33~ | 681.8, 555.7 | -3.4 | 331.3 | -10.0 | -0.62, 1.51, 0.003 |
| 46~ | 553.3, 552.6 | -2.6 | 333.0 | -8.6 | -1.13, 1.85, 0.003 |

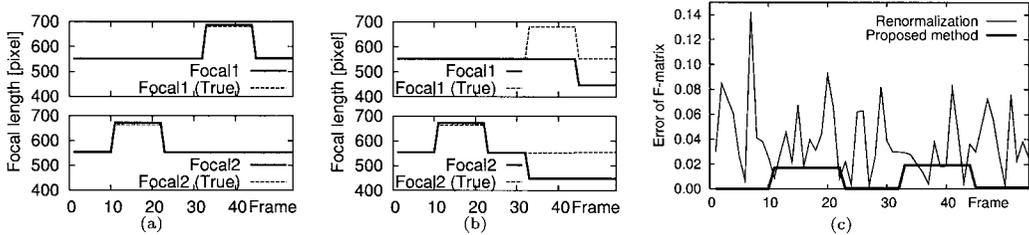


図 5: 焦点距離が変化した場合. (a) 焦点距離モデルの判定処理ありの補正結果. (b) 焦点距離モデルの判定処理なしの補正結果. (c) 基礎行列の誤差.

結果を図 2(b) に示す. この図より, 静止および各カメラ焦点距離モデルについては, 特徴点の対応数が最低限必要な 8 組だけでも安定して選択できていることがわかる. また, 並進モデルは, 40 組の対応があればほぼ正しく求めることが可能であることがわかる. 回転の各モデルの正判定率が低いのは, 誤差に対して強く影響を受けているためと考えられる.

次に, パラメータの補正性能に関するシミュレーション実験を行った. ここでは, 各試行で得られた基礎行列と真の基礎行列の間の平均二乗平方根誤差 (RMSE) を求めている. 誤差を変化させた場合の結果を図 3 に, 特徴点の対応数を変化させた場合の結果を図 4 に示す. 比較のために, 予め補正すべきパラメータを与えた場合と, くりこみ法により基礎行列を求めた [9] 結果も示している.

図 3 において, 真のモデルを与えた場合とモデル選択を行った場合を比べると, モデルの正判定率が高かった静止, 焦点距離, 並進モデルについては, モデル選択を行った場合と真のモデルを与えた場合とで違いが見られないのに対し, 回転の各モデルは, モデル選択を行った場合の性能がくりこみ法より悪化してしまっている.

また図 4 より, くりこみ法による計算は特徴点の対応数の減少に大きく依存するのに対し, 提案法は対応数が少なくても精度が向上していることがわかる. 図 4 では, 一般回転が変化した場合の結果のみを示しているが, 他のパラメータが変化した場合にも同様の結果が得られた.

7. 実画像実験

次に, 実際のカメラを用いて, 撮影中に実際にパラメータを変化させて実験を行った.

7.1 焦点距離が変化した場合

まず, 第 1 カメラもしくは第 2 カメラの焦点距離が変化した場合の結果を示す. 使用した画像は全部で 54 フレームであり, 初期校正の結果を表 4 に示す. 校正には, OpenCV⁸ の関数を利用した. この実験ではフレーム 11, 23, 33, 46 でそれぞれ焦点距離を変化させた.

カメラパラメータの補正結果を図 5 に示す. 図 5(a) は焦点距離モデルにおいて静止物体による判定処理を行った結果, 同図 (b) 静止物体による判定処理を行わない場合の結果, 同図 (c) は静止物体による判定処理を含む提案法とくりこみ法における基礎行列の誤差を示している. 図 5(a), (b) より, 焦点距離モデルにおいて静止物体を用いた判定処理を行わない場合は, 33 フレーム目で焦点距離が変化したカメラを誤ってしまっているのに対し, 判定処理を行った場合には正しく判定され, かつ正確に補正されていることがわかる. また図 5(c) より, シミュレーション実験と同様に, モデル選択を行った場合は, 各フレーム独立にくりこみ法を適用する場合と比べて精度が向上し, パラメータが安定していることも確認できる.

7.2 並進が変化した場合

次に, 第 1 カメラに対する第 2 カメラの並進成分が変化した場合の実画像実験を行った. 初期校正結果を表 5 及び 6 に示す. 表 5 の実験では, フレーム 47 で並進を変化させた. また, ロボットが移動している状況を想定し, ステレオカメラ全体を右方向に移動させながら撮影を行っている. また, 表 6 の実験では, フレーム 80 において, 元の並進と同じ向きの変化を加えている.

⁸<http://sourceforge.net/projects/opencvlibrary/>

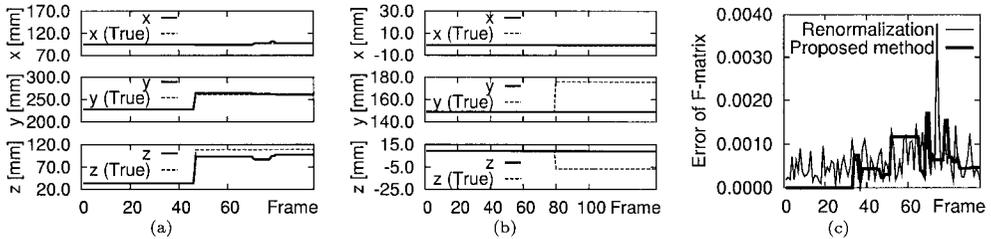


図 6: 並進を変化させた場合. (a) 一般の並進の場合の補正結果. (a) 元の並進の定数倍の変化をさせた場合の補正結果. (b) (a) における基礎行列の誤差.

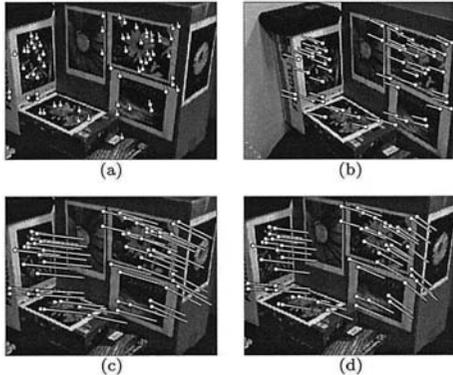


図 7: (a) フレーム 46 と 47 における第 1 カメラの特徴点対応. (b) フレーム 46 と 47 における第 2 カメラの特徴点対応. (c) (a) および (b) から検出したフレーム 46 の静止物体の特徴点対応. (d) 検出したフレーム 47 の静止物体の特徴点対応.

図 6 に結果を示す. 図 6(a) より, フレーム 47 で並進モデルが選択され, 並進のスケールもほぼ補正されていることがわかる. また図 6(c) より, くりこみ法に比べ, 高精度かつ安定してパラメータが得られることもわかる.

第 1, 第 2 カメラそれぞれにおけるフレーム 46 と 47 の間での特徴点対応と, 並進のスケールを補正するために本手法により求めた静止物体の特徴点対応を図 7 に示す. それぞれの図にはフレーム 46 の第 1 カメラ画像を重ね合わせている. また図 7(c) に変化前のパラメータで 3 次元復元した結果, 図 7(d) に補正のパラメータを用いて 3 次元復元した結果を図 8 に示す. 図では真の形状も重ねて示している. 見てわかる通り, 真の形状とスケール補正後の復元形状が完全には重なっていない. これは, 図 6(a) において並進の z 座標が一致していないことからわかる. この原因として, カメラシステム全体を右方向に移動させながら撮影したための影響, もしくは実験前に行ったカメラ校正によって得た真値が誤差を含んでいたためであると考えられる.

また図 6(b) に示す通り, 変化前の並進に対し定数倍の変化のみの場合⁹は, 静止モデルが選択され補正が行われませんが, 同様に静止物体を利用すること

⁹この例では, 変化前後の並進の内積が 0.995 であった.

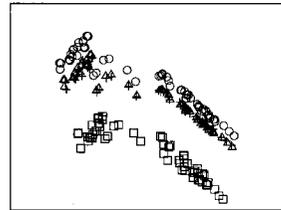


図 8: 静止物体を用いた並進推定. □: スケールを除いて補正したパラメータで図 7(c) を 3 次元復元した形状. +: 変化前のパラメータで図 7(c) を復元した形状. △: スケール補正を行った復元形状. ○: 真の形状.

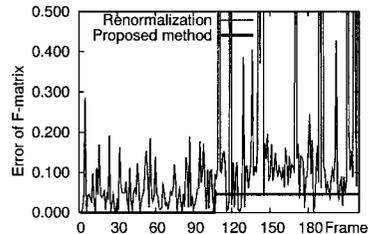


図 9: カメラ回転における基礎行列の誤差.

により, 判定および補正することが可能であると考える.

7.3 回転が変化した場合

最後に, 第 1 カメラに対する第 2 カメラの回転成分が変化した場合についての実画像実験を行った. 初期校正結果を表 7 に示す. ここでは, フレーム 107 で並進を変化させ, 実験 2 と同様に, ステレオカメラ全体を右方向に移動させながら撮影を行った.

図 9 に結果を示す. 図 9 から, 各フレーム独立にくりこみ法を用いて基礎行列を計算する場合と比べて, 本手法の方が基礎行列の精度が良いことがわかる. 同時に, カメラパラメータも安定していることも確認できる.

8. おわりに

予め校正済のステレオカメラにおいて, カメラのパラメータが変化したとき, 変化後に撮影された 2 画像の対応から変化したパラメータを判定し, 更にエッジ線拘束条件の残差が最小になるように, そのパラメータを補正する方法を提案した. ここでは, 2 画像の対応と変化前のパラメータを用いて幾何学

表 5: 一般の並進変化におけるカメラパラメータの推移.

| Frame No. | f_1, f_2 [pixel] | 並進 [mm] | | | $\theta_x, \theta_y, \theta_z$ [deg] |
|-----------|-----------------------|---------|-------|-------|---|
| | | x | y | z | |
| 1~ | 1106.9, 1112.6 | 95.3 | 228.2 | 33.9 | 15.4, -2.5, -3.1 |
| 47~ | 1109.8, 1103.7 | 95.8 | 261.4 | 108.3 | 15.5, -2.7, -3.1 |

表 6: 並進の変化が元の並進の定数倍の場合におけるカメラパラメータの推移.

| Frame No. | f_1, f_2 [pixel] | 並進 [mm] | | | $\theta_x, \theta_y, \theta_z$ [deg] |
|-----------|-----------------------|---------|-------|------|---|
| | | x | y | z | |
| 1~ | 1101.0, 1095.5 | -0.7 | 149.2 | 8.9 | 13.9, -0.3, -0.3 |
| 80~ | 1084.3, 1097.0 | -1.5 | 175.7 | -6.3 | 12.8, -0.2, -0.2 |

表 7: カメラ回転 (ヨー) におけるカメラパラメータの変化.

| Frame No. | f_1, f_2 [pixel] | 並進 [mm] | | | $\theta_x, \theta_y, \theta_z$ [deg] |
|-----------|-----------------------|---------|-------|------|---|
| | | x | y | z | |
| 1~ | 1103.3, 1093.8 | -2.3 | 183.3 | -1.0 | 15.6, -0.1, -0.4 |
| 107~ | 1097.8, 1096.3 | -3.5 | 181.9 | -7.8 | 1.8, -0.2, -0.0 |

的 AIC によるモデル選択を行い, どのカメラのパラメータが変化したのかを判定した後に最適化を行った. これにより, 精度と安定性の面で有利な結果が得られることを示した. さらに提案法では, 特徴点の対応数が少ない場合でも, より高精度な補正が可能であることを示した.

本研究では, 回転モデルおよび焦点距離モデルをより正確に判断するために, および並進のスケール変化に対応するために静止物体の情報をを用いたが, このような情報はいつでも得られるとは限らないことに加え, シーン内の静止物体を検出すること自体も難しい. したがって, これらを解決することが今後の課題となる. また本研究では, 未校正ステレオカメラに用いる対応付けアルゴリズムを使用した, より良い入力データを得るためには, 前処理として, 対応付けでは除去できないアウトライアを除去する方法 [15] を導入することも有効であると考えている. また河合ら [12] のように, 点の代わりに画像から抽出可能な, 線分や領域といったより高次元の情報を使用した対応付けも有効であると考えている.

参考文献

- [1] 浅野瑞生, 水引孝至, 金澤 靖, バーチャルスタジオのためのカメラパラメータの安定化の一手法, 第 8 回画像センシングシンポジウム, パシフィコ横浜, pp. 211-216, July 2002.
- [2] K. Deguchi, Construction of 3D Map in Robot by Combining Action and Perceived Images, *Proc. Australia-Japan Advanced Workshop on Computer Vision*, Adelaide, Australia, pp. 134-141, Sept. 2003.
- [3] R. Hartyley, A. Zisserman, *Multiple View Geometry in Computer Vision*, Cambridge University Press, Cambridge, 2000.
- [4] K. Kanatani, *Statistical Optimization for Geometric Computation: Theory and Practice*, Elsevier, Amsterdam, 1996.
- [5] 金谷健一, 情報量基準による幾何学的モデルの選択, *情処論*, vol. 37, no. 6, pp. 1073-1080, June 1996.
- [6] 金谷健一, 幾何学的当てはめにおけるモデル選択, *信学論 (A)*, vol. J84-A, no. 11, pp. 1385-1393, Nov 2001.
- [7] 金谷健一, これなら分かる最適化数学-基礎原理から計算手法まで-, 共立出版, 東京, 2005.
- [8] 金谷健一, 松永力, 基礎行列の分解: 焦点距離の直接的表現, *情処研報*, 2000-CVIM-120-7, pp.49-56, 2000.
- [9] 金谷健一, 三島 等, 未校正カメラによる 2 画像からの 3 次元復元とその信頼性評価, *情処論*, vol. 42, no. SIG 6(CVIM 2), pp. 1-8, June 2001.
- [10] K. Kanatani, A. Nakatsuji, Y. Sugaya, Stabilizing the focal length computation for 3-D reconstruction from two uncalibrated views, *Int. J. Comput. Vision*, vol. 66, no. 2, pp. 109-122, 2006.
- [11] Y. Kanazawa, K. Uemura, Wide baseline matching using triplet vector descriptor, *Proc. 17th British Machine Vision Conf.*, Sept. 2006, Edinburgh, U.K., pp. 267-276.
- [12] 河井良浩, 植芝俊夫, 石山 豊, 角 保志, 富田文明, セグメントベースステレオにおける連結性に基づく対応評価, *情処論*, vol. 40, no. 8, pp. 3219-3229, Aug. 1998.
- [13] 松永 力, 金谷健一, 平面パターンを用いる移動カメラの校正: 最適計算, 信頼性評価, および幾何学的 AIC による安定化, *信学論 (A)*, vol. J83-A, no. 6, pp. 694-701, June 2000.
- [14] 佐藤 淳, コンピュータビジョン-視覚の幾何学-, コロナ社, 東京 (1999).
- [15] 柴田洋平, 金澤 靖, 1 クラス SVM による画像間の対応におけるアウトライアの除去, *情処研報 2005-CVIM-151-16*, pp. 115-122, 2005.
- [16] 植松裕子, 手島知昭, 斎藤英雄, 曹 洪華, 多視点カメラシステムのためのキャリブレーションソフトウェアの開発, *ビジョン技術の実利用ワークショップ (ViEW2006)*, パシフィコ横浜, pp. 243-248, 2006.
- [17] Z. Zhang, A flexible new technique for camera calibration, *IEEE trans. on Patt. Anal. Mach. Intell* vol. 22, no. 11, pp. 1330-1334, Nov. 2000.