

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

松永 力[†] 金谷 健一^{††}

Calibration of a Moving Camera Using a Planar Pattern: Optimal Computation,
Reliability Evaluation and Stabilization by the Geometric AIC

Chikara MATSUNAGA[†] and Kenichi KANATANI^{††}

あらまし 物体の背後に参照板を設置し，カメラ位置やズームを変えながら物体を撮影する過程でカメラパラメータを計算する「同時校正」を提案する．本論文では誤差がないときに厳密解となる解析解を与えたとともに，誤差のあるとき精度の理論限界を達成する最適解を計算し，その解の信頼性評価を行う手順を述べる．最後に，解が不定となる退化や統計的なゆらぎを「モデル選択」によって回避する試みを示す．これはカメラの移動の履歴から予測したモデルと実際に計算したモデルを「幾何学的 AIC」によって比較するものである．シミュレーションによって本方法の有効性を確認するとともに実画像に適用した例を示す．

キーワード 複合現実感，カメラ校正，射影変換，信頼性評価，モデル選択，幾何学的 AIC

1. 序 論

実在の物体の 3 次元表示はインターネットカタログや仮想博物館を始め，多くの応用が考えられる [14]．また実物や実シーンから構築した 3 次元モデル・環境と CG で生成した仮想物体・仮想シーンとの融合は「複合現実感」とも呼ばれ [18]，今日のメディア処理研究の中心テーマとなっている [2], [10], [11], [19]．このような実物や実シーンの画像からの 3 次元復元にはそれを撮影したカメラの位置や焦点距離などの内部パラメータを知ること（「カメラ校正」）が不可欠である．

代表的な方法はあらかじめカメラの内部パラメータを推定し，それを固定したまま撮影すること（「事前校正」）であるが，最近ではカメラの内部パラメータが未知のままシーンに関して何の知識も仮定せず多数の画像からカメラパラメータとシーンの 3 次元形状を同時に計算する「自己校正法」の進歩も著しい [12], [15], [21]．これは屋外シーンのように制御できない環境では有効で

あるが複雑な処理を要する．室内のような制御できる環境ではカメラ位置や内部パラメータを校正してから 3 次元復元を行うほうが精度も高く，処理も簡単である．

しかし，多くの応用では 1 台のカメラでズームを変えつつ連続的に移動しながら撮影することが多い．したがって，各フレームごとに物体の撮影と同時に校正を行う必要がある．このために考えられるのが，物体の背後に物体像と分離しやすい既知のパターンを描いた参照板を設置し，その部分の画像を解析して計算することである（図 1）．これを「同時校正」と呼ぶことにする．その原理は古くから知られているが [3], [20]，同時校正に用いるには種々の問題が生じる．

- 事前校正では特徴点を人手で選択できるが，同時校正では対応の識別を自動化する必要がある．我々はこのための識別しやすいパターンを設計した [6], [8]．
- 事前校正では計算に都合がよいように参照板を設置できるが，同時校正では参照板とカメラの相対的位置は事前には未知であり，精度がフレームごとに異なる．
- 事前校正では必要な精度を得るために十分な数の特徴点を選べるが，同時校正ではカメラの位置によっては少数の特徴点しか得られない．
- 平面パターンを用いる限り，カメラがパターンに正対したとき，ズームとカメラの前進とが区別できない．

[†] (株) 朋栄放送システム開発部，佐倉市
Broadcast Division, FOR-A Co. Ltd., Sakura-shi, 285-0802
Japan

^{††} 群馬大学工学部情報工学科，桐生市
Department of Computer Science, Gunma University, Kiryushi,
Gunma, 376-8515 Japan

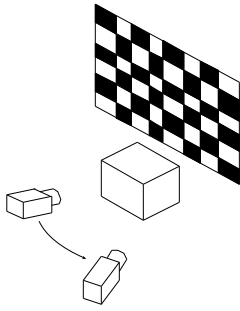


図1 連続的に移動するカメラの同時校正。
Fig.1 Calibration of a moving camera.

● カメラの移動が小さいとき統計的なゆらぎが顕著となる。例えばカメラが静止していても物体が移動すると背景パタン部分も変化し、計算したカメラ位置や焦点距離も微小に変化する。したがって、計算上はカメラが微小な振動をしていると解釈される。

本論文では統計的最適化理論 [4] を適用し、精度を限界まで高める最適解を計算すると同時に解の信頼性評価を行う手順を記述する。そして、退化と統計的ゆらぎを「モデル選択」によって回避する試みを示す。これはカメラの移動の履歴から予測したモデルと実際に計算したモデルを「幾何学的 AIC」 [5] によって比較するものである。本方法の有効性をシミュレーションによって確認するとともに実画像に適用した例を示す。

2. 基本原理

空間に XYZ 座標系を固定し、原点から距離 d の位置に XY 面と平行に平面パタンを置く。カメラの焦点距離以外の内部パラメータは既知で撮像が透視変換とみなせるとする。まず焦点距離が f_0 の仮想的なカメラを考え、レンズ中心を原点に置き、光軸を Z 軸に一致させ、画像の x, y 座標軸を X, Y 座標軸に平行にとる。この状態からカメラを回転行列 \mathbf{R} だけ回転し、ベクトル \mathbf{t} だけ並進し、焦点距離を f に変化させた位置に実際のカメラがあるとす。 $\{\mathbf{t}, \mathbf{R}\}$ を「運動パラメータ」と呼ぶ。平面パタン上の点 (X, Y, d) が画像座標 (x, y) の位置に観測されるとし、次のベクトルを定義する。

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} X/d \\ Y/d \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{x} = \begin{pmatrix} x/f_0 \\ y/f_0 \\ 1 \end{pmatrix}. \quad (1)$$

画像に誤差がなければ両者は次の関係で結ばれる [4].

$$\mathbf{x} = Z[\mathbf{H}\mathbf{X}]. \quad (2)$$

ここに $Z[\cdot]$ は第3成分を1とする正規化作用素であり、行列 \mathbf{H} は次のように与えられる [4].

$$\mathbf{H} = \text{diag}(1, 1, \frac{f_0}{f})\mathbf{R}^\top \left(\mathbf{I} - \frac{\mathbf{t}\mathbf{k}^\top}{d} \right). \quad (3)$$

ただし \top は転置を表し、 $\mathbf{k} = (0, 0, 1)^\top$ である。 $\text{diag}(\dots)$ は \dots を対角要素とする対角行列である。式 (2) は「射影変換」と呼ばれ、 \mathbf{H} は「射影変換行列」と呼ばれる [4]. これを最適に計算すると同時にその信頼性を評価するプログラムが公開されている [7], [17].

仮想カメラとパタンとの距離 d および焦点距離 f_0 は標準的な値に設定する。特徴点のパタン上の座標 (X, Y) は既知であるから、データは観測した特徴点の画像座標 (x, y) であり、未知数は運動パラメータ $\{\mathbf{t}, \mathbf{R}\}$ と移動後の焦点距離 f である。回転行列は3自由度しかないから、未知数は合計7個である。したがって、4個以上の特徴点を観測すればこれらが定まる。

3. 最適推定

N 個の点を観測するとし、ベクトル \mathbf{X} , \mathbf{x} の α 番目の値を \mathbf{X}_α , \mathbf{x}_α と書く。 \mathbf{x}_α の共分散行列を $V[\mathbf{x}_\alpha]$ とする。この絶対的な大きさを予測するのは困難であるので、定数倍を除いて既知であるとし、次のように置く。

$$V[\mathbf{x}_\alpha] = \epsilon^2 V_0[\mathbf{x}_\alpha]. \quad (4)$$

未知の定数 ϵ を「ノイズレベル」と呼ぶ。ノイズの相対的な性質を記述する行列 $V_0[\mathbf{x}_\alpha]$ は既知とし、「正規化共分散行列」と呼ぶ。 \mathbf{x}_α の第3成分は定数1であるから $V_0[\mathbf{x}_\alpha]$ は第3行、第3列が0のランク2の特異行列である。特に特徴的なノイズの現れかたをしない場合はデフォルト値 $V_0[\mathbf{x}_\alpha] = \text{diag}(1, 1, 0)$ を用いる。このとき、最適な推定値は次の二乗「マハラノビス距離」の最小化によって得られる。

$$J = \frac{1}{N} \sum_{\alpha=1}^N (\mathbf{x}_\alpha - Z[\mathbf{H}\mathbf{X}_\alpha], V_0[\mathbf{x}_\alpha]^{-1} (\mathbf{x}_\alpha - Z[\mathbf{H}\mathbf{X}_\alpha])). \quad (5)$$

ただしベクトル \mathbf{a} , \mathbf{b} の内積を (\mathbf{a}, \mathbf{b}) と書き、 $(\cdot)^{-1}$ は (ムーア・ペンローズの) 一般逆行列を表す。次の無次元変数 ϕ , τ を導入する。

$$\phi = \frac{f}{f_0}, \quad \tau = \frac{\mathbf{t}}{d}. \quad (6)$$

誤差がないときは厳密解が解析的に求まる (付録 A)。誤差があるときは解析解を初期値としてニュートン法を

適用する。関数 J の未知数 ϕ , τ , \mathbf{R} に関する勾配 ∇J とヘッセ行列 $\nabla^2 J$ を次のように置く。

$$\nabla J = \begin{pmatrix} \partial J / \partial \phi \\ \nabla_{\tau} J \\ \nabla_{\mathbf{R}} J \end{pmatrix}, \quad (7)$$

$$\nabla^2 J = \begin{pmatrix} \partial^2 J / \partial \phi^2 & (\nabla_{\tau} \partial J / \partial \phi)^{\top} & (\nabla_{\mathbf{R}} \partial J / \partial \phi)^{\top} \\ \nabla_{\tau} \partial J / \partial \phi & \nabla_{\tau\tau}^2 J & (\nabla_{\mathbf{R}\tau}^2 J)^{\top} \\ \nabla_{\mathbf{R}} \partial J / \partial \phi & \nabla_{\mathbf{R}\tau}^2 J & \nabla_{\mathbf{R}\mathbf{R}}^2 J \end{pmatrix}. \quad (8)$$

ニュートン法の手順は次のようになる。

- (1) ϕ , τ , \mathbf{R} の初期値を与える。
- (2) 勾配 ∇J とヘッセ行列 $\nabla^2 J$ を計算する。
- (3) 更新量 $\Delta\phi$, $\Delta\tau$, $\Delta\Omega$ を次のように計算する。

$$\begin{pmatrix} \Delta\phi \\ \Delta\tau \\ \Delta\Omega \end{pmatrix} = -(\nabla^2 J)^{-1} \nabla J. \quad (9)$$

- (4) $|\Delta\phi| < \epsilon_{\phi}$, $\|\Delta\tau\| < \epsilon_{\tau}$, $\|\Delta\Omega\| < \epsilon_{\mathbf{R}}$ となるまで ϕ , τ , \mathbf{R} を次のように更新してステップ 2 に戻る。

$$\phi \leftarrow \phi + \Delta\phi, \quad \tau \leftarrow \tau + \Delta\tau, \quad \mathbf{R} \leftarrow \mathcal{R}(\Delta\Omega)\mathbf{R}. \quad (10)$$

ただし $\mathcal{R}(\Delta\Omega)$ は $\Delta\Omega$ を回転軸, $\|\Delta\Omega\|$ を回転角とする回転行列であり, ϵ_{ϕ} , ϵ_{τ} , $\epsilon_{\mathbf{R}}$ は収束判定のしきい値である。勾配 ∇J およびヘッセ行列 $\nabla^2 J$ の各要素の具体的な計算式は文献 [9] 参照。

4. 信頼性評価

収束した残差 \hat{J} から二乗ノイズレベルが次のように推定できる [4] (付録 B)。

$$\hat{\epsilon}^2 = \frac{\hat{J}}{2 - 7/N}. \quad (11)$$

収束したヘッセ行列を $\nabla^2 \hat{J}$ とすると, 解 $\{\hat{\phi}, \hat{\tau}, \hat{\mathbf{R}}\}$ の共分散行列が次のように推定できる (右辺に推定値ではなく真の値を代入すると共分散行列 $V[\hat{\phi}, \hat{\tau}, \hat{\mathbf{R}}]$ の理論的下界となる [4])。

$$V[\hat{\phi}, \hat{\tau}, \hat{\mathbf{R}}] = \frac{2\hat{\epsilon}^2}{N} (\nabla^2 \hat{J})^{-1}. \quad (12)$$

この (1,1) 要素が (正規化) 焦点距離 ϕ の分散 $V[\hat{\phi}]$ である。例えば誤差が正規分布をすれば 99.7% の信頼水準で焦点距離 f は次の範囲にある。

$$\hat{\phi} - 3\sqrt{V[\hat{\phi}]} < \frac{f}{f_0} < \hat{\phi} + 3\sqrt{V[\hat{\phi}]}. \quad (13)$$

式 (12) の第 2-4 行第 2-4 列の小行列が (正規化) 並進 τ の共分散行列 $V[\hat{\tau}]$ となる。真の回転行列を $\hat{\mathbf{R}}$ とすると, 解 $\hat{\mathbf{R}}$ との相対回転は $\hat{\mathbf{R}}\hat{\mathbf{R}}^{\top}$ である。その回転軸を l , 回転角を $\Delta\Omega$ とし, 回転の誤差ベクトルを次のように定義する。

$$\Delta\Omega = \Delta\Omega l. \quad (14)$$

式 (12) の第 5-7 行第 5-7 列の小行列を $V[\hat{\mathbf{R}}]$ とすると, これが $\Delta\Omega$ の共分散行列となる。

5. シミュレーション実験 1

図 2 は既知の 3×3 格子パターンをある位置から見た図である。各頂点の x, y 座標に独立に標準偏差 1 画素の正規乱数を加え, カメラの焦点距離と運動パラメータを 1,000 回計算した。図 3(a) は計算した焦点距離の誤差のヒストグラムであり, 図 3(b) は初期値として用いた解析解の分布である。図中の縦線は真の値 \bar{f} を中心とした標準偏差の下界を示す。図 4(a) は計算した並進の誤差ベクトルを 3 次元空間にプロットしたものであり, 図 4(b) は解析解の分布である。図中の楕円体は各方向の標準偏差の下界を表す。図 5(a) は式 (14) で定義される回転の誤差ベクトル $\Delta\Omega$ を 3 次元空間にプロットしたものであり, 図 5(b) は解析解の分布である。図中の楕円体は各方向の標準偏差の下界を表す。表 1 は 1,000 回の試行に対する焦点距離, 並進, 回転の標準偏差とそれぞれの理論的下界である。反復により解析解が改善され, かつ理論的な下界をほぼ到達し, 限界精度をもつことがわかる。

6. 実画像実験 1

図 6 は物体の背後に格子パターンを設置して撮影した実画像である。パターンは床に垂直に置かれ, カメラの光軸は床にほぼ平行である。このパターンは隣接する頂点間の複比によって原パターンと対応が定まるように最適に設計してあり [6], [8], 濃淡 2 色の青で塗り分けられている。クロマキー技法によって物体部分を分離し, パターン部分から校正を行った。画像処理の手順は文献 [8] 参照。計算した焦点距離は 576.1 画素であった。式 (12) から評価した焦点距離, 並進, 回転角の標準偏差はそれぞれ 38.32 画素, 5.73cm, 0.812 度であった。図 7 は VRML [1] によって作成した仮想 3 次元シーンと合成したものである。図 8 は推定したカメラ位置とその標準偏差の 3 倍を示す楕円体を上方から見たものである。

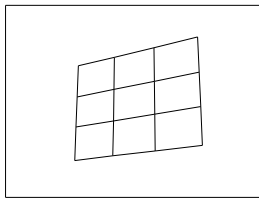


図2 格子パタンのシミュレーション画像。
Fig.2 A simulated image of a grid pattern.

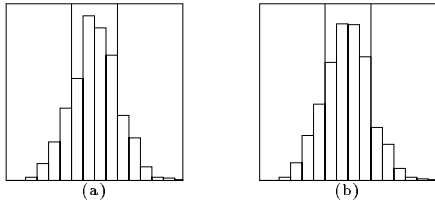


図3 焦点距離の誤差の分布。(a) 反復解。(b) 解析解。
Fig.3 Histogram of the computed focal length. (a) Optimal solution. (b) Analytical solution.

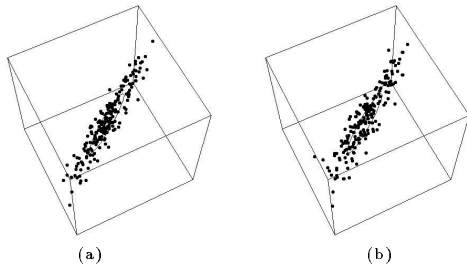


図4 並進の誤差の分布。(a) 反復解。(b) 解析解。
Fig.4 Error distribution of the computed translation. (a) Optimal solution. (b) Analytical solution.

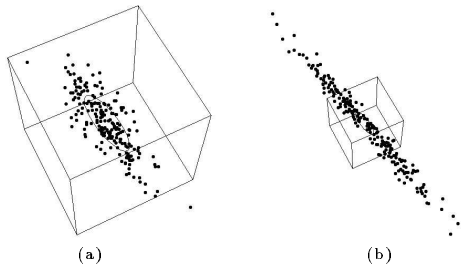


図5 回転の誤差の分布。(a) 反復解。(b) 解析解。
Fig.5 Error distribution of the computed rotation. (a) Optimal solution. (b) Analytical solution.

表1 標準偏差.

Table 1 Standard deviations of the optimal and analytical solutions and their corresponding theoretical lower bounds.

	反復解	解析解	理論的下界
焦点距離 (画素)	39.4	39.3	39.0
並進 (cm)	32.9	38.5	32.6
回転 (度)	0.413	1.292	0.414

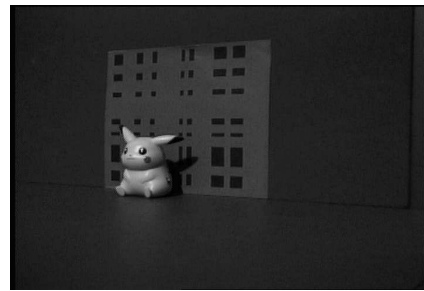


図6 物体とその背後の格子パタン。
Fig.6 An object and a grid pattern behind it.

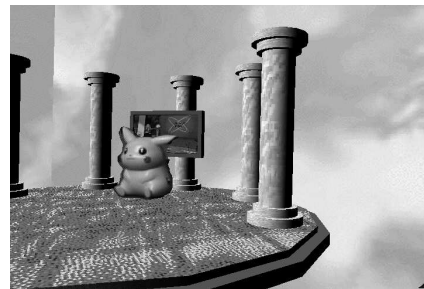


図7 仮想シーンとの合成画像。
Fig.7 Composition with a virtual scene.

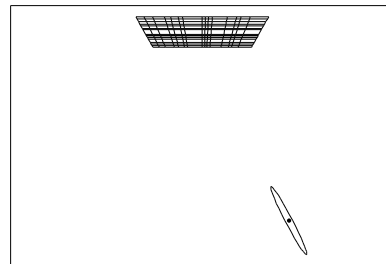


図8 推定したカメラ位置とその信頼性。
Fig.8 Estimated camera position and its reliability.

7. 実画像実験 2

図9はテニスコートの実画像である。コートの実寸は国際規約で定まっているので、それを基にカメラ位置と焦点距離を計算した。図10はコートを真上から見たように図9を射影変換し、推定したカメラ位置および図8と同様の信頼性を表す楕円体を記入したものである。焦点距離は954.8画素、カメラのコートからの高さは627.1cmと計算された。焦点距離、並進、回転角の標準偏差は、それぞれ6.99画素、16.14cm、0.151度であった。

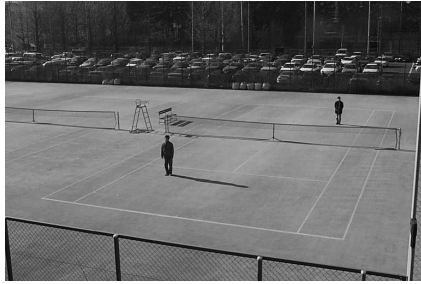


図9 テニスコートの実画像.
Fig. 9 A real image of a tennis court.

図10中でコートに垂直な物体の像はカメラの位置に仮想的な光源があるとした場合のコート平面上の“影”であると見なせるので、カメラ位置がわかればそれらの高さも計算できる。図9のネットの支柱は113.4cm、手前の人物の高さは170.5cmと計算される。この原理によりスポーツ中継などで一枚の画像からシーンや人物の3次元位置や形状を計算することもできる[13], [16].

8. 退化の判定

序論で指摘したように、カメラがボタンに正対すると、誤差がないとき式(8)のヘッセ行列 $\nabla^2 J$ の行列式が0となり、式(9)の逆行列が計算できない。誤差があれば計算はできるが信頼性がない。そこで式(13)の信頼区間が負の値を含むときは解は無意味であると判定する。その判定条件は $V[\hat{\phi}] > \hat{\phi}^2/9$ となる。 $V[\hat{\phi}]$ は式(12)の(1,1)要素であるから $2\hat{e}^2(\nabla^2 \hat{J})_{11}^\dagger / N \det(\nabla^2 \hat{J})$ に等しい。ここに $(\nabla^2 \hat{J})_{11}^\dagger$ は $\nabla^2 \hat{J}$ の(1,1)余因子(第1行第1列を除いた行列式)である。したがって判定条件は次のように書ける。

$$\frac{18\hat{e}^2}{N} (\nabla^2 \hat{J})_{11}^\dagger - \hat{\phi}^2 \det(\nabla^2 \hat{J}) > 0. \quad (15)$$

これは逆行列の計算を含まないので常に安定に計算できるが、これに代入する解が安定に計算できない。そこで厳密な最適解の代わりに近似解を代入する(後述)。

9. 経路の安定化

序論で指摘したように、カメラが連続的に移動しても、画像処理がフレームごとに独立であれば統計的なゆらぎが避けられない。これは特にカメラの移動が小さいときに顕著となる。これを避けるために運動を予測し、幾何学的AIC[5](付録B)によるカメラのモデル選択を行う。具体的には、現在の焦点距離を f_i 、運動パラ

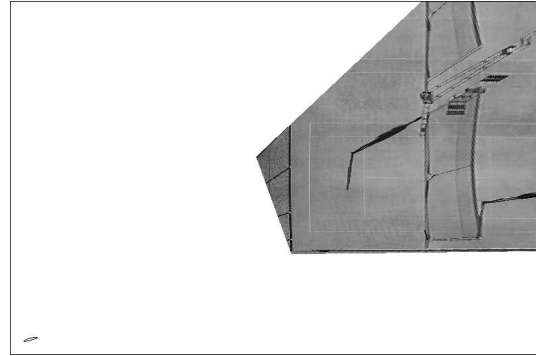


図10 真上から見た画像とカメラ位置.
Fig. 10 The computed camera position viewed from above.

メータを $\{t_i, \mathbf{R}_i\}$ 、一つ前のフレームでの値を f_{i-1} 、 $\{t_{i-1}, \mathbf{R}_{i-1}\}$ とし、次のモデルを考える。

- **静止モデル**(自由度0) : $f = f_i$, $t = t_i$, $\mathbf{R} = \mathbf{R}_i$ と固定し、その残差を \hat{J}_s とする。
- **t固定モデル**(自由度3) : $f = f_i$, $t = t_i$ と固定し、 \mathbf{R} を初期値 $\mathbf{R} = \mathbf{R}_i$ から反復により最適化し、その残差を \hat{J}_s' とする。
- **t予測モデル**(自由度3) : $f = f_i$ と固定し、 $t = 2t_i - t_{i-1}$ と予測し、 \mathbf{R} を初期値 $\mathbf{R} = \mathbf{R}_i \mathbf{R}_{i-1}^\top \mathbf{R}_i$ から反復により最適化し、その残差を \hat{J}_p' とする。
- **f固定モデル**(自由度6) : $f = f_i$ と固定し、 $\{t, \mathbf{R}\}$ を初期値 $t = t_i$, $\mathbf{R} = \mathbf{R}_i$ から反復により最適化し、その残差を \hat{J}_s とする。そして、二乗ノイズレベルを次のように計算する。

$$\hat{e}_s^2 = \frac{\hat{J}_s}{2 - 6/N}. \quad (16)$$

- **f予測モデル**(自由度6) : $f = 2f_i - f_{i-1}$ と予測し、 $\{t, \mathbf{R}\}$ を初期値 $t = 2t_i - t_{i-1}$, $\mathbf{R} = \mathbf{R}_i \mathbf{R}_{i-1}^\top \mathbf{R}_i$ から反復により最適化し、その残差を \hat{J}_p とする。そして、二乗ノイズレベルを次のように計算する。

$$\hat{e}_p^2 = \frac{\hat{J}_p}{2 - 6/N}. \quad (17)$$

- **一般モデル**(自由度7) : f予測モデルの解 f , $\{t, \mathbf{R}\}$ を初期値とし、反復により最適化し、その残差を \hat{J}_g とする。

退化のときは一般モデルの解が安定に求まらないので退化判定はf予測モデルに基いて行う。すなわち、f予測モデルの解を一般モデルの解の近似値とみなして式(15)を評価する。式中の二乗ノイズレベル e^2 は式(17)

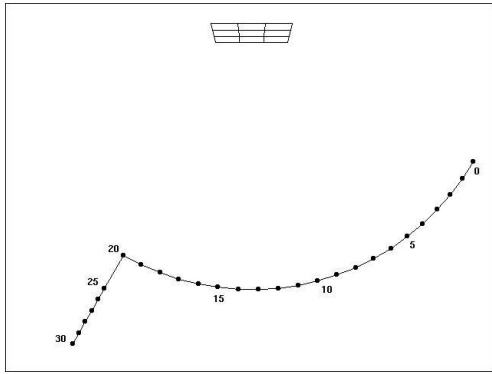


図 11 カメラの経路.
Fig. 11 Simulated camera motion.

によって推定する.

退化でないと判定されれば、静止モデル、 f 固定モデル、 f 予測モデル、および一般モデルを比較する（計算量の節約のため t 固定モデル、 t 予測モデルは省略する）. 二乗ノイズレベル ϵ^2 は式 (11) で推定する. そして幾何学的 AIC を次のように評価する（付録 B）.

$$AIC_* = \hat{J}_*, \quad AIC_s = \hat{J}_s + \frac{12}{N} \epsilon_s^2,$$

$$AIC_p = \hat{J}_p + \frac{12}{N} \epsilon_p^2, \quad AIC_g = \hat{J}_g + \frac{14}{N} \epsilon_g^2. \quad (18)$$

退化と判定されれば、カメラの移動の推定を優先して静止モデル、 t 固定モデル、 t 予測モデル、および f 固定モデルを比較する. 二乗ノイズレベル ϵ^2 は式 (16) で推定し、幾何学的 AIC を次のように評価する（付録 B）.

$$AIC_* = \hat{J}_*, \quad AIC_{s'} = \hat{J}_{s'} + \frac{6}{N} \epsilon_{s'}^2,$$

$$AIC_{p'} = \hat{J}_{p'} + \frac{6}{N} \epsilon_{p'}^2, \quad AIC_s = \hat{J}_s + \frac{12}{N} \epsilon_s^2. \quad (19)$$

いずれの場合も幾何学的 AIC が最も小さい値のモデルを選択する. これによってカメラ移動の小さいときの統計的なゆらぎを除去できるだけでなく、退化が生じても解が安定に定まる. さらにフレームごとに初期値を解析的に計算する必要がない.

10. シミュレーション実験 2

3×3 格子パタンと垂直な平面上でカメラを、格子の中心を注視させ焦点距離を徐々に変えながら図 11 のように移動させる. 位置 13 でカメラがパタンに正対し、位置 20 ~ 24 で停止し、位置 25 ~ 30 で後退する. 格

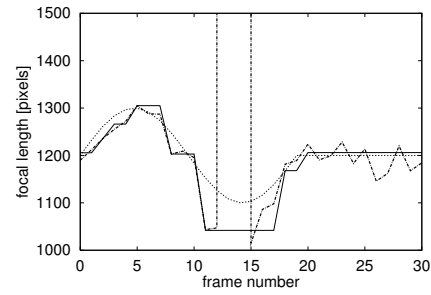


図 12 焦点距離. 本方法 (実線), 独立な推定 (一点鎖線), 真の値 (点線).
Fig. 12 Estimated focal length. Model selection (solid lines), independent estimation (chained lines) and the true values (dotted lines).

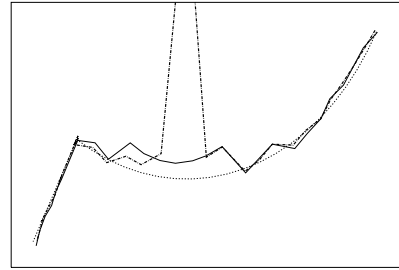


図 13 カメラの経路. 本方法 (実線), 独立な推定 (一点鎖線), 真の位置 (点線).
Fig. 13 Estimated trajectory. Model selection (solid lines), independent estimation (chained lines) and the true trajectory (dotted lines).

子の頂点に標準偏差 0.5 画素の正規分布に従う誤差を毎回独立に加えて焦点距離とカメラの経路を計算した.

図 12, 13 は焦点距離およびカメラの経路を示したものである. 位置 13, 14 で退化が生じ、フレーム毎に独立な方法では計算が破綻している. 破綻したことを見やすくするために図 12 では f を ∞ , 図 13 ではカメラ位置をパタンの中心として表示している. 静止モデル、 t 固定モデル、 t 予測モデル、 f 固定モデル、 f 予測モデル、一般モデルをそれぞれ 0, 1, 2, 3, 4, 5 とすると、モデル選択で選ばれたモデルは順に 3, 4, 5, 4, 3, 5, 3, 3, 5, 3, 3, 3, 3*, 3*, 4, 3, 4, 5, 3, 5, 0, 0, 0, 0, 3, 3, 3, 3, 3, 3 である (* は退化を示す). 図 14 は位置 20 ~ 24 の付近を拡大した図である. このようにフレーム毎に独立に計算すると、実際にはカメラが静止していても計算値は不規則にゆらいでいるが、本方法によると、静止モデルが選択されてゆらぎが除去されている.

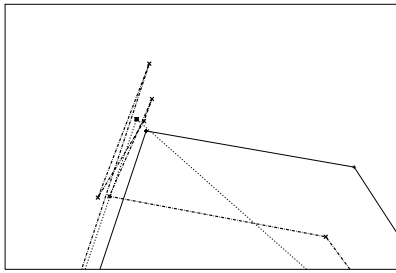


図 14 図 13 の拡大図.
Fig. 14 Magnification of Fig. 13.

11. ま と め

複合現実感実現のために物体の背後に参照板を設置し、カメラ位置やズームを変えながら物体を撮影する過程でカメラパラメータを計算する同時校正を提案した。本論文では誤差がないときに厳密解となる解析解を与るとともに、誤差のあるとき精度の理論限界を達成する最適解を計算し、その解の信頼性評価を行う手順を述べた。そして、解が不定となる退化や統計的なゆらぎがモデル選択によって回避できることを示した。これはカメラの移動の履歴から予測したモデルと実際に計算したモデルを幾何学的 AIC によって比較するものである。本方法の有効性をシミュレーションによって確認するとともに実画像に適用した例を示した。

本論文で採用したカメラ運動のモデルは経験的に導入した便宜的なものである。どのようなモデルをどれだけ用意すべきかは更に検討を要する。また、退化の判定条件の改良や幾何学的 AIC 以外の基準 (MDL など) を用いる可能性も今後の課題である。

文 献

- [1] R. Carey and G. Bell, "The Annotated Vrml 2.0 Reference Manual," Addison Wesley Longman, 1997.
- [2] S. Gibbs, C. Arapis, C. Breiteneder, V. Lalioti, S. Mostafawy and J. Speier, "Virtual studios: An overview," IEEE Multimedia, vol.5, no.1, pp.24-35, 1998.
- [3] K. Kanatani, "Geometric Computation for Machine Vision," Oxford University Press, Oxford, 1993.
- [4] K. Kanatani, "Statistical Optimization for Geometric Computation," Elsevier Science, Amsterdam, 1996.
- [5] 金谷健一, "情報量基準による幾何学的モデル選択," 情報処理学会論文誌, vol.37, no.6, 1073-1080, 1996.
- [6] 金澤靖, 松永力, 金谷健一, "複比による識別のための最良マーカーパタンの設計," 情報処理学会研究報告, 99-CVIM-115-13, pp.97-104, 1999.
- [7] 金澤靖, 太田直哉, 金谷健一, "射影変換行列の最適計算によ

るモザイク生成," 情報処理学会研究報告, 99-CVIM-116-2, pp.9-16, 1999.

- [8] 松永力, 新島和孝, 金谷健一, "複比による識別のための最良マーカーパタンの設計: 応用実験," 情報処理学会研究報告, 99-CVIM-115-14, pp.105-110, 1999.
- [9] 松永力, 金谷健一, "平面パタンを用いる移動カメラのキャリブレーション," 情報処理学会研究報告, 99-CVIM-116-1, pp.1-8, 1999.
- [10] 宮川一乗, 黒川雅人, 広田源太郎, 画像とCGの融合, 情報処理, vol.38, no.3, 189-194, 1997.
- [11] 中嶋正之, デジタル映像処理の基礎と応用 (II), 電子情報通信学会誌, vol.18, no.1, 68-75, 1998.
- [12] M. Pollefeys, R. Koch and L. Van Gool, "Self-calibration and metric reconstruction in spite of varying and unknown internal camera parameters," Int. J. Comput. Vision, vol.32, no.1, pp.7-26, 1999.
- [13] I. Reid and A. Zisserman, "Goal-directed video metrology," Proc. 4th Euro. Conf. Comput. Vision, April 1996, Cambridge, U.K., vol.II, pp.647-658.
- [14] 坂村健, デジタルミュージアム, 情報処理, vol. 39, no.5, 385-392, 1998.
- [15] 佐藤淳, "コンピュータビジョン," コロナ社, 1999.
- [16] Y. Seo and K. S. Hong, "Auto-calibration of a rotating and zooming camera," Proc. IAPR Workshop on Machine Vision Applications, November 1998, Makuhari, Chiba, Japan, pp.274-277.
- [17] 清水慶行, 太田直哉, 金谷健一, "信頼性評価を備えた最適な射影変換の計算プログラム," 情報処理学会研究報告, 98-CVIM-111-5, pp.33-40, 1998.
- [18] 田村秀行, "複合現実感システムの課題と可能性," 第 5 回画像センシングシンポジウム講演論文集, 横浜, pp.169-178, 1999.
- [19] M. Tamir, "The Orad virtual set," Int. Broadcast Eng., March, 1996, pp.16-18.
- [20] R. Y. Tsai, "A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision methodology using off-the-shelf TV cameras and lenses," J. Robotics Automation, vol.3, no.4, pp.323-344, 1987.
- [21] 徐剛, 辻三郎, "3次元ビジョン," 共立出版, 1998.

付 録

A. 解析解の計算

定数倍の不定性をもつ射影変換行列 $\mathbf{H} = (H_{ij})$ から式 (3) を満たす焦点距離 f , 並進 t , 回転 \mathbf{R} が解析的に求まる (導出は文献 [9] 参照)。まず ξ, η を未知数とする次の連立 1 次方程式を (例えば最小二乗法で) 解く。

$$\begin{pmatrix} \|\mathbf{H}\mathbf{i}\|^2 & H_{31}^2 \\ \|\mathbf{H}\mathbf{j}\|^2 & H_{32}^2 \\ (\mathbf{H}\mathbf{i}, \mathbf{H}\mathbf{j}) & H_{31}H_{32} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \xi \\ \eta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}. \quad (\text{A.1})$$

ただし $\mathbf{i} = (1, 0, 0)^\top$, $\mathbf{j} = (0, 1, 0)^\top$ である。この解から式 (6) の正規化した焦点距離 ϕ が次のように求まる。

$$\phi = \sqrt{1 + \frac{\eta}{\xi}}. \quad (\text{A}\cdot 2)$$

式 (6) の正規化した並進 $\boldsymbol{\tau} = (\tau_i)$ が次のように求まる。

$$\begin{aligned} \tau_1 &= -\xi(\mathbf{H}\mathbf{i}, \mathbf{H}\mathbf{k}) - \eta H_{31} H_{33}, \\ \tau_2 &= -\xi(\mathbf{H}\mathbf{j}, \mathbf{H}\mathbf{k}) - \eta H_{32} H_{33}. \end{aligned} \quad (\text{A}\cdot 3)$$

τ_3 は次の 2 次方程式を解いて得られる。

$$\tau_3^2 - 2\tau_3 + (1 + \tau_1^2 + \tau_2^2 - \xi\|\mathbf{H}\mathbf{k}\|^2 - \eta H_{33}^2) = 0. \quad (\text{A}\cdot 4)$$

ただし二つの解のうち $\tau_3 \leq 1$ のものを選ぶ。回転 \mathbf{R} を求めるには、まず次のように特異値分解を計算する。

$$\left(\mathbf{H}^\top + \frac{\mathbf{k}(\mathbf{H}\boldsymbol{\tau})^\top}{1 - (\mathbf{k}, \boldsymbol{\tau})} \right) \mathbf{A} = \mathbf{V}\mathbf{A}\mathbf{U}^\top. \quad (\text{A}\cdot 5)$$

ここに $\mathbf{A} = \text{diag}(1, 1, \phi)$ であり、 \mathbf{V} , \mathbf{U} は直交行列、 \mathbf{A} は特異値が大きい順に並んだ対角行列である。回転 \mathbf{R} は次のようになる。

$$\mathbf{R} = \mathbf{V}\text{diag}(1, 1, \det(\mathbf{V}\mathbf{U}^\top))\mathbf{U}^\top. \quad (\text{A}\cdot 6)$$

求まった解はデータに誤差がなければ厳密解である。誤差があっても最小二乗の意味の近似解であり、 \mathbf{R} は常に回転行列となっている。

B. 幾何学的当てはめと幾何学的 AIC

「幾何学的当てはめ」とは「拘束条件」

$$F^{(k)}(\mathbf{a}, \mathbf{u}) = 0, \quad k = 1, \dots, L, \quad (\text{A}\cdot 7)$$

と変数 \mathbf{a} の複数の実現値 $\{\mathbf{a}_\alpha\}$ からパラメータ \mathbf{u} を推定する問題である [4]。誤差は正規分布に従い、各 \mathbf{a}_α の正規化共分散行列 $V_0[\mathbf{a}_\alpha]$ (一般に特異行列) は既知とする。この問題の「最尤推定」はマハラノビス距離

$$J = \sum_{\alpha=1}^N (\mathbf{a}_\alpha - \bar{\mathbf{a}}_\alpha, V_0[\mathbf{a}_\alpha]^{-1} (\mathbf{a}_\alpha - \bar{\mathbf{a}}_\alpha)) \quad (\text{A}\cdot 8)$$

を拘束条件 $F^{(k)}(\bar{\mathbf{a}}_\alpha, \mathbf{u}) = 0$ のもとで未知数 $\{\bar{\mathbf{a}}_\alpha\}$, \mathbf{u} に関して最小化することである。その残差 (J の最小値) を \hat{J} とし、ノイズレベルを ϵ とすると \hat{J}/ϵ^2 は第 1 近似において自由度 $rN - n'$ の χ^2 分布に従う [4]。ただし r は拘束条件 (A.7) のランク (独立なものの数) であり、 n' は未知数 \mathbf{u} の自由度である。これからノイズレベル ϵ の次の不偏推定量が得られる。

$$\hat{\epsilon}^2 = \frac{\hat{J}}{rN - n'}. \quad (\text{A}\cdot 9)$$

拘束条件 (A.7) がデータ空間 (変数 \mathbf{a} の空間) に d 次元モデル (多様体) S を定義するとき、その幾何学的 AIC は次のように定義される [4], [5]。

$$AIC = \hat{J} + 2(dN + n')\epsilon^2. \quad (\text{A}\cdot 10)$$

これを用いると、一般モデルとそれが退化したモデルの幾何学的 AIC を比較することによりモデルの退化が検出できる。ただしノイズレベルは一般モデルにより式 (A.9) で推定する。

本論文の拘束条件 (2) のランク r は 2、モデルの次元 d は 0 である。カメラの移動やズームに制約がなければ未知数 $\{\mathbf{t}, \mathbf{R}\}$, f の自由度 n' は 7 であり、制約があれば 9 節に示したようになる。ただし式 (5) の J は計算の都合上 N で割っているので、式 (A.9), (A.10) 中の \hat{J} は $N\hat{J}$ になる。また本文中では式 (A.10) を N で割ったものを幾何学的 AIC としている。

(平成 XX 年 X 月 XX 日受付, X 月 XX 日再受付)

松永 力

1988 年室蘭工大・工・電子卒, 1990 年同大学院修士課程了, 同年, (株) 朋栄入社。業務用デジタル放送機器の開発, コンピュータビジョン, コンピュータグラフィックスの研究に従事。

金谷 健一 (正員)

1972 年東大・工・計数 (数理工学) 卒, 1979 年同大学院博士課程了, 工博。現在, 群馬大学工学部情報工学科教授。詳細は下記参照: <http://www.ail.cs.gunma-u.ac.jp/~kanatani/j>