

## 未校正カメラによるオプティカルフロー からの3次元復元とその信頼性評価

清水 慶行 金谷 健一

群馬大学工学部情報工学科

静止したシーン中で未知の瞬間運動をする未校正カメラによって観測したオプティカルフローから3次元復元を行う。画像の誤差の統計的モデルを導入し、もはや改善の余地がないという意味の最適な復元を行うとともに、復元した形状がどの程度が信頼できるかを定量的に評価する。まず検出したオプティカルフローに「エピ極線方程式」を当てはめて「フロー基礎行列」を最適に計算し、それを分解して焦点距離とその変化速度およびカメラの運動パラメータを計算する。そしてオプティカルフローがエピ極線方程式を厳密に満たすように最適に補正し、それから3次元位置を復元するとともに、その共分散行列を評価する。最後にシミュレーションおよび実画像による実験を行い、その有効性を検討するとともに、不定性を除去する正規化(「ゲージ」)が不確定性の記述に与える影響を考察する。

キーワード: 動画像解析、オプティカルフロー、3次元復元、フロー基礎行列、自己校正、信頼性評価

### 3-D Reconstruction from Uncalibrated-Camera Optical Flow and Its Reliability Evaluation

Yoshiyuki Shimizu and Kenichi Kanatani

Department of Computer Science, Gunma University, Kiryu, Gunma 376-8515 Japan

We reconstruct 3-D structure from optical flow observed by an uncalibrated camera in an unknown instantaneous motion relative to a stationary scene. Introducing a statistical model of image noise, we strictly optimize the reconstruction to the extent that no further improvement is possible and evaluate the reliability of the computed shape in quantitative terms. First, we optimally compute the "flow fundamental matrices" by fitting the "epipolar equation" to the observed flow. The computed flow fundamental matrices are then decomposed into the focal length, its change rate, and the camera motion parameters. The observed flow is optimally corrected so as to satisfy the epipolar equation exactly. We compute the 3-D shape from the corrected flow and evaluate the covariance matrices of the individual reconstructed points. Finally, we do simulation and real-image experiments to confirm the effectiveness of our system and observe the effect of "gauges" (normalization conditions for removing indeterminacy) on the description of uncertainty.

**Key words:** structure from motion, optical flow, 3-D reconstruction, flow fundamental matrix, self-calibration, reliability evaluation

謝辞: 本研究の一部は文部省科学研究費基盤研究C(2)(No. 11680377)によった。

\*376-8515 桐生市天神町 1-5-1, 群馬大学工学部情報工学科, Tel: (0277)30-1841, Fax: (0277)30-1801  
E-mail: shimizu@a11.cs.gunma-u.ac.jp, kanatani@cs.gunma-u.ac.jp

## 1. 序論

動画像から3次元情報を抽出する方法には2通りある。一つは複数の画像の対応点から「基礎行列」[21, 26]を計算するものであり、もう一つは画像上の点の移動を瞬間速度場(オプティカルフロー)とみなして解析するものである。现阶段では両者を比較することは難しいが、本論文ではオプティカルフローに基づく方法の実験的評価を行う。

オプティカルフローは普通は**勾配拘束条件**と呼ばれる微分方程式を利用して画像の濃淡値から直接に計算される。この計算は比較的容易であり、全画素に渡ってフローが求まるが、微分を差分で近似したり滑らかさの拘束や正則化などの恣意的な条件を用いるため精度は高くない。

オプティカルフローはシーンやカメラ運動に関するさまざまな情報を与えるので、高い精度を要求しない応用ではそれでも十分である。しかし、精度のよい3次元復元を行うには例えば特徴点の数が限定されていても、個々の点を高い精度で計算することが必要である。そこで本研究では特徴点の移動をテンプレートマッチングや時空間追跡法などにより直接に求めることを想定する。もちろん高精度を要求しなければ勾配拘束条件から求めたフローにも適用できる。

オプティカルフローから3次元復元を行う研究は古く[11, 12]、今日に至るまで数多くの研究がある[3, 4, 16, 19]。しかし従来はカメラが校正されていると仮定していた。ところが近年、未校正カメラによる複数の画像からの3次元復元(自己校正法)の研究が進み[21, 26]、これに対応して未校正カメラで観測したオプティカルフローから3次元復元する方法がBrooksら[1]およびViévilleら[25]によって発表された。

本論文ではBrooksら[1]の定式化に基いて、静止したシーンに対して未知の瞬間運動をする未校正カメラによって観測したオプティカルフローから3次元復元を行う。本論文ではBrooksら[1]が考慮していない次の2点に焦点を当てる。

- Brooksら[1]は単に3次元形状を復元したのみであるが、本論文では画像の誤差のモデルを導入し、統計的に最適な復元を行う。これは精度の理論限界を達成し、もはや改善の余地がないという意味の真に最適な復元である。
- 単に形状を最適に復元するだけでなく、その信頼性を定量的に評価する。これにより復元形状がどの程度信頼できるかがわかる。

カメラが校正されている場合のオプティカルフローからの最適な3次元復元およびその厳密な信頼性評価はすでに太田ら[19]が行っている。本論文ではそのも

ととなる統計的最適化理論[6]をカメラが未校正の場合に適用する。

カメラが未校正の場合には変数が増加し、それらの間の関係が複雑になるので完全に厳密に評価することは困難である。本論文ではできる限り厳密な評価を行いながら、現実的な近似を導入する。

本論文の復元システムは次の部分から構成される。

1. 画像上の複数の点(最低8点)でオプティカルフローを検出する。
2. 得られたフローに「エピ極線方程式」を当てはめて「フロー基礎行列」を統計的に最適に計算するとともに、その信頼性を評価する。
3. 計算したフロー基礎行列を分解して焦点距離とその変化速度およびカメラの運動パラメータを計算する。
4. 観測したオプティカルフローがエピ極線方程式を厳密に満たすように統計的に最適に補正するとともに、補正した値の信頼性評価を行う。
5. 補正した値から3次元位置を復元し、その信頼性評価を行う。
6. フロー基礎行列の誤差を評価し、復元した点の共分散行列を計算する。

1については多くの研究があり、著者らのグループでも独自に研究を行っている[17, 18, 20]。2については清水・金谷[23]が、3については金谷・Brooks[7]が既に発表を行っている。そこで本論文では4, 5, 6を主に記述する。そしてシミュレーションおよび実画像による実験を行い、その有効性を検討する。最後に不定性を除去する正規化(「ゲージ」[9, 10, 15])が不確定性の記述に与える影響を考察する。

## 2. エピ極線方程式とフロー基礎行列

静止したシーンに相対的にカメラが並進速度 $v$ で並進し、回転速度 $\omega$ (軸 $\omega$ の周りの角速度 $\|\omega\|$ )で回転しているとする。 $\{v, \omega\}$ を運動パラメータと呼ぶ。カメラが未校正であるとし、画像面上に任意に画像座標系をとる。画像座標 $(u, v)$ の位置に投影されるシンの特徴点の画像上の移動速度(オプティカルフロー)を $(\dot{u}, \dot{v})$ とする。そして、焦点距離の適当な近似値 $f_0$ を用いて点 $(u, v)$ およびその速度 $(\dot{u}, \dot{v})$ を次のベクトルで表す。

$$x = \begin{pmatrix} u/f_0 \\ v/f_0 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \dot{x} = \begin{pmatrix} \dot{u}/f_0 \\ \dot{v}/f_0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (1)$$

画像に誤差がなければこれらは次のエピ極線方程式を満たす[1, 7, 25]。

$$(x, W\dot{x}) + (x, Cx) = 0 \quad (2)$$

ただし  $(a, b)$  はベクトル  $a, b$  の内積である。上式において  $W$  は反対称行列、 $C$  は対称行列であり、2 画像間のエビ極線方程式を定める「基礎行列」[21, 26] に相当しているの、これらをフロー基礎行列と呼ぶ [7, 23]。  $W = (W_{ij})$  は反対称行列であるから次のようなベクトルが定義できる。

$$w = \begin{pmatrix} W_{32} \\ W_{13} \\ W_{21} \end{pmatrix} \quad (3)$$

フロー基礎行列  $C, W$  は次の分解可能条件を満たさなければならない [7, 23]。

$$(w, Cw) = 0 \quad (4)$$

これは 2 画像の対応から定めた基礎行列は行列式が 0 であるという「分解可能条件」 [8, 13, 21, 26] に対応する。カメラが校正されている場合はより強い分解可能条件が課される [6, 19]。

### 3. フロー基礎行列の計算

3 次元復元を行うには、まず画像上の複数の点でオプティカルフロー  $\hat{x}$  を検出し、それらにエビ極線方程式 (2) を最適に当てはめてフロー基礎行列  $C, W$  を計算する。式 (2) からわかるように  $C, W$  には定数倍の不定性があるので  $\|C\|^2 + \|W\|^2 = 1$  と正規化する。

我々は既に画像の誤差の統計的モデルに基づいてフロー基礎行列を最適に計算するアルゴリズムを発表している [23]。すぐわかるように、行列  $C, W$  を個別に計算する必要はなく、その和

$$F = C + W \quad (5)$$

を計算すればよい。なぜなら  $C, W$  は次のように定まるからである。

$$C = S[F], \quad W = A[F] \quad (6)$$

ただし  $S[\cdot], A[\cdot]$  はそれぞれ対称化作用素および反対称化作用素である ( $S[A] = (A + A^T)/2, A[A] = (A - A^T)/2$ )。正規化  $\|C\|^2 + \|W\|^2 = 1$  は正規化  $\|F\| = 1$  に同値である。

文献 [23] ではくりこみ法と呼ぶ手法で行列  $F$  を計算すると同時にその共分散テンソルを計算し、分解可能条件 (4) が満たされるようにその共分散テンソルに関する最適補正を施している。文献 [23] ではさらに解の精度の理論限界を導き、解がその限界を満たすことを実験的に確認している。したがって、理論的にはもはや改良の余地はなく、解は真に最適である。また、その計算の C++ プログラムが公開されている<sup>1</sup>。

<sup>1</sup><http://www.ail.cs.gunma-u.ac.jp/~kanatani/j>

### 4. フローの最適補正

特徴点の位置  $x$  と検出したフロー  $\hat{x}$  の精度の定性的性質を表す (定数倍を除いて定まる) 正規化共分散行列をそれぞれ  $V_0[x], V_0[\hat{x}]$  とする。特徴点をテンプレートマッチング等の画像処理によって抽出する場合は、これらは画像の濃淡値の残差から計算することができる [2, 14, 22, 24]。特徴点の精度について特別の性質がない場合、あるいは人手で選ぶ場合は、2 画像間の対応する点を結ぶものがその中点のオプティカルフローであるとみなし、デフォルト値

$$V_0[\hat{x}] = 2\text{diag}(1, 1, 0), \quad V_0[x] = \frac{1}{2}\text{diag}(1, 1, 0) \quad (7)$$

を用いる。ただし  $\text{diag}(\dots)$  は対角要素が  $\dots$  の対角行列を表す。

フロー基礎行列  $C, W$  が最適に計算されても  $\hat{x}, x$  は誤差のために必ずしも厳密にはエビ極線方程式 (2) を満たさない。そこで  $\hat{x}, x$  がエビ極線方程式 (2) を厳密に満たすように最適に補正する。これは次のように行う [5, 6]。

$$\begin{aligned} \hat{x} &= \hat{x} + \frac{E(\hat{x}, x)}{V(\hat{x}, x)} V_0[\hat{x}] W x \\ \hat{x} &= x - \frac{E(\hat{x}, x)}{V(\hat{x}, x)} V_0[x] (W \hat{x} + 2Cx) \end{aligned} \quad (8)$$

ただし次のように定義した。

$$E(\hat{x}, x) = (x, W \hat{x}) + (x, Cx)$$

$$\begin{aligned} V(\hat{x}, x) &= (Wx, V_0[\hat{x}] Wx) \\ &+ (W \hat{x} + 2Cx, V_0[x] (W \hat{x} + 2Cx)) \end{aligned} \quad (9)$$

式 (8) をエビ極線方程式  $E(\hat{x}, \hat{x}) = 0$  が十分満たされるまで  $\hat{x} \leftarrow \hat{x}, x \leftarrow \hat{x}$  として反復する。これはニュートン法と同じ意味を持つ 2 次収束の反復であり、実際問題としては 1 回の反復でも十分である。

補正後の  $\hat{x}, \hat{x}$  はエビ極線方程式を満たすので、それらの (正規化) 共分散行列も自由度が拘束され、ランクが低下する。そこで次の (正規化) 事後共分散行列に置きかえる [5, 6]。

$$\begin{aligned} V_0[\hat{x}] &= V_0[\hat{x}] - \frac{(V_0[\hat{x}] Wx)(V_0[\hat{x}] Wx)^T}{V(\hat{x}, x)} \\ V_0[\hat{x}] &= V_0[x] \\ &- \frac{V_0[x] (W \hat{x} + 2Cx)(V_0[x] (W \hat{x} + 2Cx))^T}{V(\hat{x}, x)} \end{aligned} \quad (10)$$

特徴点の位置  $x$  の誤差とフロー  $\hat{x}$  の誤差とは独立とみなしているが、それらがエビ極線方程式を満たすように補正すると、補正した  $\hat{x}$ ,  $\hat{x}$  はもはや独立ではない。それらの (正規化) 相関行列は次のようになる [5, 6]。

$$V_0[\hat{x}, \hat{x}] = \frac{V_0[x](W\hat{x} + 2Cx)(V_0[\hat{x}]Wx)^T}{V(\hat{x}, x)} \quad (11)$$

## 5. フロー基礎行列の分解

フロー基礎行列  $C$ ,  $W$  は 1 個の行列  $F$  に等価であり、スケールが不定であるから並進速度  $v$  の絶対値が不定となる。さらに分解可能条件 (4) を満たさなければならぬから  $C$ ,  $W$  には 7 個の自由度しかない。並進速度  $v$  の絶対値が不定であるから運動パラメータ  $\{v, \omega\}$  に 5 自由度がある。したがって、カメラの運動が任意であれば最大 2 個のカメラのパラメータしか計算できない。

その 2 パラメータとして現実的な選択は焦点距離  $f$  およびその変化速度  $\dot{f}$  である。なぜならその他のパラメータ (画像中心、アスペクト比、歪み角、等 [21, 26]) はカメラに固有であり、あらかじめ校正しておくことができるのに対して、焦点距離 (ズーム) は撮影のたびに変わることが多いからである<sup>2</sup>。

画像中心 (カメラの光軸に相当する点) を原点とし、アスペクト比 (画素の縦横比) が 1、歪み角 (画素の縦横の並びの角度) が  $90^\circ$  となるように補正されているとき、Brooks ら [1] はフロー基礎行列  $C$ ,  $W$  から焦点距離  $f$  とその変化速度  $\dot{f}$  および運動パラメータ  $\{v, \omega\}$  を計算するやや複雑な代数的手順を示した。金谷・Brooks [7] は複素数を用いれば回転群の表現論によりそれが単純な解析的な公式になることを示した。さらに解が一意的でない退化の場合を解析し、光軸が“ねじれの位置”に移動するようなカメラ運動であれば解が一意的に定まることを証明した [7]。本論文ではこの結果を用いる。

## 6. 焦点距離の変換

フロー基礎行列を分解して焦点距離  $f$  とその変化速度  $\dot{f}$  が得られれば、それらに関して  $\hat{x}$ ,  $\hat{x}$  を次のように変換する。

$$\hat{x} \leftarrow \frac{f_0}{f} \left( \hat{x} - \frac{\dot{f}}{f} P_k x \right), \quad \hat{x} \leftarrow \text{diag} \left( \frac{f_0}{f}, \frac{f_0}{f}, 1 \right) \hat{x} \quad (12)$$

第 2 式は式 (1) の焦点距離の近似値  $f_0$  を真の値  $f$  に取り換えるものである。第 1 式は  $f_0$  を  $f$  に取り換えるだけでなく、ズーム変化  $\dot{f}$  のために生じた“みかけ

<sup>2</sup>市販のカメラではズーム機構の精度不足のため、ズームを変えると画像中心もやや変化するといわれている。しかし、実際的な応用ではこれを無視しても問題ないことが多い。

のフロー”を差し引いて“真のフロー”に変換するものである。この結果、 $\hat{x}$ ,  $\hat{x}$  はそれぞれカメラのレンズ中心から見たその点の視線方向とその変化速度と解釈される。

$\hat{x}$  と  $\hat{x}$  を変換すると、それらの (正規化事後) 共分散行列と (正規化) 相関行列も次のように変換される。

$$\begin{aligned} V_0[\hat{x}] &\leftarrow \frac{f_0^2}{f^2} \left( V_0[\hat{x}] - \frac{2\dot{f}}{f} S[V_0[\hat{x}, \hat{x}]] + \frac{\dot{f}^2}{f^2} V_0[\hat{x}] \right) \\ V_0[\hat{x}, \hat{x}] &\leftarrow \frac{f_0^2}{f^2} \left( V_0[\hat{x}, \hat{x}] - \frac{\dot{f}}{f} V_0[\hat{x}] \right) \\ V_0[\hat{x}] &\leftarrow \frac{f_0^2}{f^2} V_0[\hat{x}] \end{aligned} \quad (13)$$

## 7. 奥行き計算

ベクトル  $x$  が真の焦点距離  $f$  によって表されているならば、それに対応するシーン中の特徴点の位置  $r$  はカメラ座標系に関して次のように表される。

$$r = Zx \quad (14)$$

ここに  $Z$  はカメラ座標系の原点 (レンズの中心) から光軸に平行に測った奥行き距離である。カメラ座標系から見るとシーンが並進速度  $-v$ 、回転速度  $-\omega$  の逆の運動をしているから、点  $r$  の運動は次のように書ける。

$$\dot{r} = -v - \omega \times r \quad (15)$$

$x = r/Z$  を微分して上式を代入すると、オプティカルフロー  $\hat{x}$  が次のように表せる [6]。

$$\hat{x} = -Q_x \left( \frac{v}{Z} + \omega \times x \right) \quad (16)$$

ただし次のように定義した ( $I$  は単位行列であり、 $k = (0, 0, 1)^T$  である)。

$$Q_x = I - xk^T \quad (17)$$

( $k, \hat{x}$ ) = 0 であるから  $Q_x \hat{x} = \hat{x}$  である。したがって式 (16) から次式を得る。

$$\frac{Q_x v}{Z} = -Q_x (\hat{x} + \omega \times x) \quad (18)$$

両辺と  $Q_x v$  との内積をとると次のようになる。

$$\frac{(Q_x v, Q_x v)}{Z} = -(Q_x v, Q_x (\hat{x} + \omega \times x)) \quad (19)$$

これから奥行きが次のように計算される。

$$Z = -\frac{(v, S_x v)}{(v, S_x (\hat{x} + \omega \times x))} \quad (20)$$

ただし次のように置いた。

$$S_x = Q_x^T Q_x \quad (21)$$

そこで式(12)で変換した $\hat{x}$ ,  $\hat{v}$ を式(20)に代入して奥行き距離を計算するとともに符号の選択を行う。フロー基礎行列 $C$ ,  $W$ に符号の不定性があるので並進速度 $v$ の符号も不定である。このため、各点 $\hat{x}_\alpha$ ,  $\alpha = 1, \dots, N$ の奥行き距離 $\hat{Z}_\alpha$ を計算し、

$$\sum_{\alpha=1}^N \text{sgn}[\hat{Z}_\alpha] < 0 \quad (22)$$

であれば各 $\hat{Z}_\alpha$ および $v$ の符号を換える。ただし $\text{sgn}[\cdot]$ は符号関数であり、 $x > 0$ ,  $x = 0$ ,  $x < 0$ に応じて $\text{sgn}[x]$ は1, 0, -1をとる。符号関数を用いるのは、単に $\sum_{\alpha=1}^N \hat{Z}_\alpha$ を計算すると無限遠方にある点の奥行きが誤差のために $-\infty$ に近い値になることがあり、正しい符号が選ばれない可能性があるためである[6]。

### 8. 3次元復元の信頼性評価1

奥行き $\hat{Z}$ が決まれば3次元位置 $\hat{r}$ は式(14)によって定まる。その誤差は第1近似において

$$\Delta \hat{r} = \hat{Z} \Delta \hat{x} + \Delta \hat{Z} \hat{x} \quad (23)$$

である。その正規化共分散行列は次のように書ける。

$$V_0[\hat{r}] = \hat{Z}^2 V_0[\hat{x}] + 2\hat{Z}S[V_0[\hat{Z}, \hat{x}]\hat{x}^T] + V_0[\hat{Z}]\hat{x}\hat{x}^T \quad (24)$$

$\hat{x}$ の(正規化事後)共分散行列 $V_0[\hat{x}]$ は式(13)の第1式で与えられる。 $\hat{Z}$ の正規化分散 $V_0[\hat{Z}]$ と $\hat{Z}$ ,  $\hat{x}$ の正規化相関ベクトル $V_0[\hat{Z}, \hat{x}]$ は式(20)より次のようになる。

$$\begin{aligned} V_0[\hat{Z}] &= \frac{\hat{Z}^4}{(v, S_x v)} \text{tr} \left( V_0[\hat{x}] + 2S[Q_x(\omega \times V_0[\hat{x}, \hat{x}])] \right. \\ &\quad - aV_0[\hat{x}, \hat{x}] + Q_x(\omega \times V_0[\hat{x}] \times \omega)Q_x^T \\ &\quad \left. - 2aS[Q_x(\omega \times V_0[\hat{x}])] + a^2V_0[\hat{x}] \right) \quad (25) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} V_0[\hat{Z}, \hat{x}] &= \frac{\hat{Z}^2}{(v, S_x v)} \left( V_0[\hat{x}, \hat{x}]Q_x v \right. \\ &\quad \left. - V_0[\hat{x}](\omega \times S_x v + aQ_x v) \right) \quad (26) \end{aligned}$$

ただし $\text{tr}$ はトレースであり、次のように置いた。

$$a = \frac{(k, v)}{\hat{Z}} + |k, \omega, \hat{x}| \quad (27)$$

$|k, \omega, \hat{x}|$ は $k, \omega, \hat{x}$ のスカラ三重積である。

### 9. 3次元復元の信頼性評価2

前節までの解析ではフロー基礎行列 $C$ ,  $W$ を正しいと仮定した。すなわち、 $C$ ,  $W$ に基づいて式(8)のフローの最適補正を行い、 $C$ ,  $W$ の分解によって得られた $f, \hat{f}$ によって式(12)の変換を行い、 $C$ ,  $W$ から計算した運動パラメータ $\{v, \omega\}$ を用いて式(20)により奥行きを計算した。そして画像上の各点 $\hat{x}$ およびそのフロー $\hat{x}$ に含まれる誤差の復元位置 $\hat{r}$ に及ぼす影響を評価したのが式(24)の正規化共分散行列 $V_0[\hat{r}]$ である。

“正規化”というのは誤差の絶対量 $\epsilon$ (これをノイズレベルと呼ぶ)を1とするという意味であり、 $\epsilon$ の推定値 $\hat{\epsilon}$ はフロー基礎行列 $C$ ,  $W$ をくりこみ法で計算する過程から自動的に計算される[23]。したがって絶対的な共分散行列 $V[\hat{r}]$ は $\hat{\epsilon}^2 V_0[\hat{r}]$ となる。

しかし、フロー基礎行列 $C$ ,  $W$ も誤差のあるデータから計算した以上、これにも誤差が含まれている。実際、その精度を評価する共分散テンソルを計算することができる[23]。しかし、それから $f, \hat{f}, \{v, \omega\}$ の誤差とそれらの間の相関に厳密な解析の評価を与えることは極めて困難である。そこで次のような近似的評価を行う。

くりこみ法によるフロー基礎行列の計算からは最適な値 $\hat{C}, \hat{W}$ だけでなく、その標準偏位 $C^{(+)}, W^{(+)}$ および $C^{(-)}, W^{(-)}$ が計算できる。これらはパラメータ空間で $\hat{C}, \hat{W}$ の誤差が最も生じやすい両方向に標準偏差だけずれた値を示すものであり、精度の理論限界に対応するものである。したがって、例えば $C^{(+)}$ と $C^{(-)}$ が有効数字3桁で一致していれば、解 $\hat{C}$ にはほぼ有効数字3桁の精度があることが保証され、これ以上の精度が不可能であるという意味で解の信頼性が定量的に評価される[6, 23]。

これを利用して、 $C^{(\pm)}, W^{(\pm)}$ から対応する $f^{(\pm)}, \hat{f}^{(\pm)}, \{v^{(\pm)}, \omega^{(\pm)}\}$ を計算し、これから同様に計算した3次元復元位置を $r^{(\pm)}$ とする。そして、フロー基礎行列の誤差の影響を2点 $r^{(+)}, r^{(-)}$ を結ぶ線分で近似する。これは $(r^{(+)} - \hat{r})(r^{(+)} - \hat{r})^T$ を共分散行列とみなすことに相当する。したがって実際には $r^{(+)}$ のみ計算すればよい。

式(24)は画像上の各点 $x$ とフロー $\hat{x}$ の誤差がその点の復元位置 $\hat{r}$ に及ぼす影響を記述するものであり、その関係は直接的である。しかしフロー基礎行列 $C$ ,  $W$ はすべての点のすべてのフローにエッジ極線方程式を最適に当てはめて計算しているため、個々の点の誤差との相関は小さいと期待される。そこで最終的な3次元復元の共分散行列は二つの要因の和で近似して次のように評価する。

$$V[\hat{r}] = \hat{\epsilon}^2 V_0[\hat{r}] + (r^{(+)} - \hat{r})(r^{(+)} - \hat{r})^T \quad (28)$$

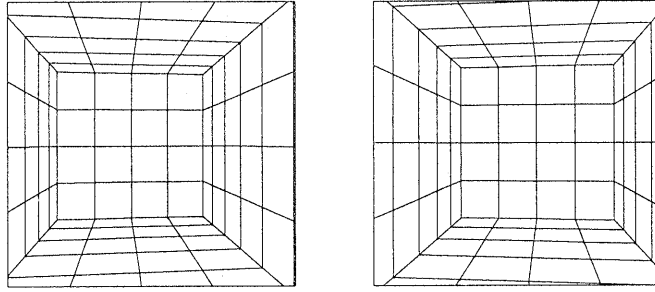


図 1: 3次元環境のシミュレーション画像

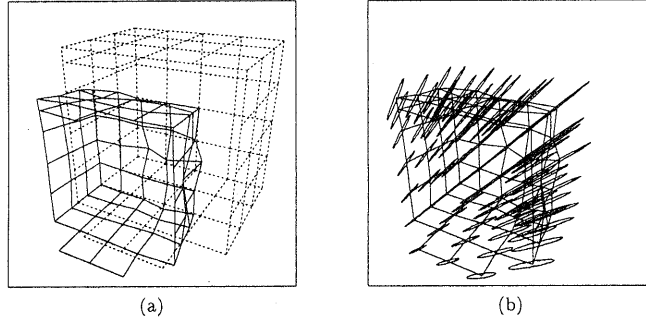


図 2: (a) 復元した形状 (実線) と真の形状 (破線)。 (b) 格子点の標準領域。

誤差の分布を正規分布で近似すると、復元した点  $\hat{r}$  を中心とし各方向に標準偏差以下の点は次の楕円体の内部 (標準領域) となる [6]。

$$(r - \hat{r}, V[\hat{r}]^{-1}(r - \hat{r})) = 1 \quad (29)$$

## 10. シミュレーション実験

図 1 は移動するカメラで焦点距離を変えながら撮影した格子パターンからなる環境モデルのシミュレーション画像である (512×512 画素)。この二つの画像中の格子点の  $x, y$  座標に独立に期待値 0、標準偏差 0.5 (画素) の正規乱数を独立に加え、対応する頂点の変位をそれらの中点におけるフローとみなし、式 (7) のデフォルト誤差モデルを用いて 3 次元復元を行った。

図 2(a) は復元した形状 (実線) に真の形状 (点線) を  $\|v\| = 1$  となるようにスケールを合わせて重ね、斜め上からながめたものである。図 2(b) は復元した格子点を中心とし、式 (29) で定義される標準領域を 3 倍に拡大して表示したものである。これらは楕円体であるが、非常に細長く、線分に近い形をしている。これは誤差がカメラ位置から見える変化方向に比べて奥行き方向に大きいことを意味している。また、カメラから遠い点ほど誤差が大きくなっている。図 2(a) と比較すると、真の位置とのずれを近似的に表していることがわかる。

## 11. 実画像実験 1

図 3 は室内シーンの実画像である。これから図中にマークした特徴点を選び、対応する特徴点の変位をそれらの中点におけるフローとみなし、デフォルト誤差モデルを用いて 3 次元復元を行った。図 4(a) は復元した特徴点を横からながめたものである。復元した各点を中心に式 (29) で定義される標準領域を表示し、シーン中の一部はワイヤフレーム表示をしている。

これを見る限りでは物体の形状が奥行き方向に非常に不確定であるように見える。しかし、これはカメラの並進速度の計算の不確定が原因であり、形状自体にそれほど不確定さがあるわけではない。これを見るために多面体物体を取り出し、物体の重心を原点に移動し、各頂点までの距離の平方平均二乗が 1 となるようにスケールして同様に表示したものが図 5(a) である。図 5(b) は 3 頂点を選び、一つを原点とり、もう一つが  $(1, 0, 0)$  に、残りが  $XY$  面上に来るようにスケールと回転を施したものである。

このように復元形状は同一でも、どのような正規化を用いるかによってその信頼性評価は変化する。これを体系的に記述するゲージ理論 [9, 10, 15] によると、不確定性の記述は一般に正規化に依存し、絶対的な意味は持たず、絶対的な意味を持つのはゲージ変換に不変なゲージ不変量のみである。代表的なゲージ不変量

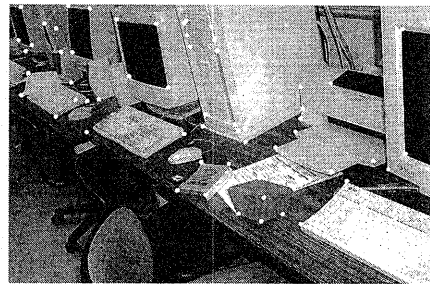
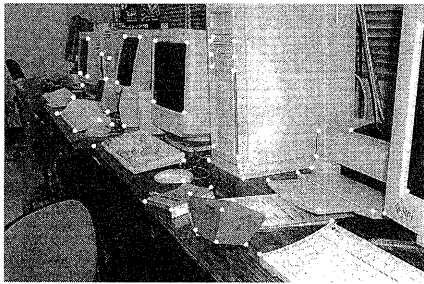


図 3: 室内シーンの実画像

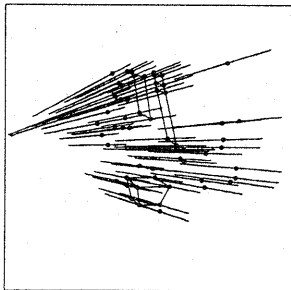


図 4: 復元した形状とその標準領域。

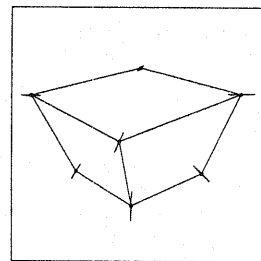
は 2 辺の長さの比およびなす角である。表 1 は図 5 の物体のある 2 辺の長さの比となす角の標準偏差を式 (28) の共分散行列から計算したものと実測値とを示したものである。このような記述のみが正規化に不変であり、絶対的な意味を持っている。

## 12. 実画像実験 2

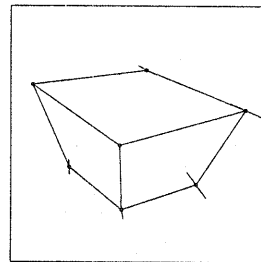
図 6 は屋外で撮影した乗用車の画像である。これから図中にマークした特徴点を選び、デフォルト誤差モデルを用いて 3 次元復元を行った。図 7(a), (b) は復元した特徴点から乗用車のワイヤフレームモデルを作り、テクスチャマッピングを施したものを異なる方向からながめたものである。形状がほぼ正しく表現されていることがわかる。

## 13. まとめ

本論文では静止したシーン中で未知の瞬間運動をする未校正カメラによって観測したオプティカルフローから 3 次元復元を行った。これは画像の誤差の統計的モデルを導入し、もはや改善の余地がないという意味の最適な復元である。まず検出したオプティカルフローに「エビ極線方程式」を当てはめて「フロー基礎行列」を最適に計算し、次にそれを分解して焦点距離とその変化速度およびカメラの運動パラメータを計算した。そして、エビ極線方程式を厳密に満たすようにフローを最適に補正し、それから 3 次元位置を復元



(a)



(b)

図 5: (a) 重心と平均寸法の正規化による標準領域。(b) 3 点の正規化による標準領域。

するとともに、その共分散行列を評価した。最後にシミュレーションおよび実画像による実験を行い、その有効性を検討するとともに、不定性を除去する正規化(「ゲージ」)が不確定性の記述に与える影響を考察した。

## 参考文献

- [1] M. J. Brooks, W. Chojnacki and L. Baumber, Determining the egomotion of an uncalibrated camera from instantaneous optical flow, *J. Opt. Soc. Am., A*, 14-10 (1997), 2670-2677.

表 1: 辺の長さの比となす角度の信頼性。

	計算値	実測値	理論的標準偏差
比	1.02	1.00	0.08
角度 (deg)	95.1	90.0	17.0

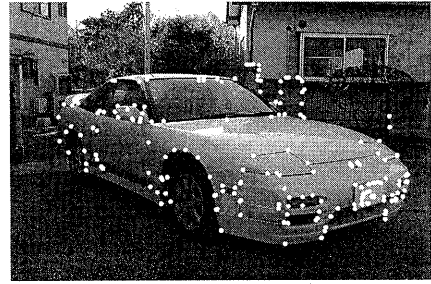
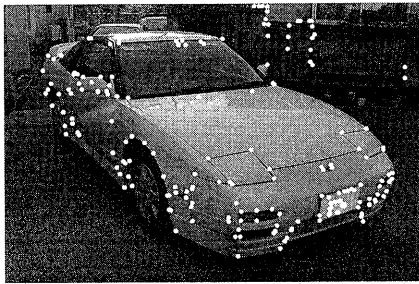


図 6: 屋外の乗用車の実画像

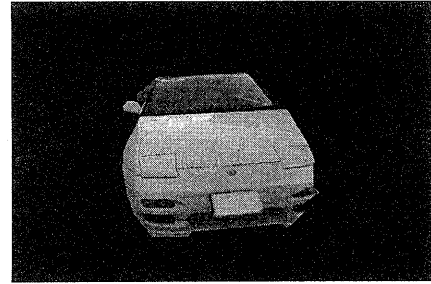
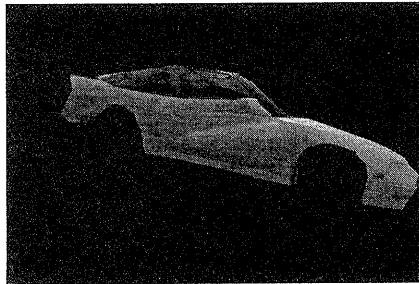


図 7: 復元した乗用車の3次元形状。

- [2] W. Förstner, Reliability analysis of parameter estimation in linear models with applications to mensuration problems in computer vision, *Comput. Vision Graphics Image Process.*, 40 (1987), 273-310.
- [3] K. Kanatani, 3-D interpretation of optical flow by renormalization, *International Journal of Computer Vision*, Vol. 11, No. 3 (1993), pp. 267-282.
- [4] K. Kanatani, *Geometric Computation for Machine Vision*, Oxford University Press, Oxford, 1993.
- [5] 金谷健一, 幾何学的補正問題の最適計算と精度の理論限界, 情報処理学会論文誌, 37-3 (1996), 363-370.
- [6] K. Kanatani, *Statistical Optimization for Geometric Computation: Theory and Practice*, Elsevier, Amsterdam, 1996.
- [7] 金谷健一, M. J. Brooks, フロー基礎行列の分解: 自己校正法の群論的方法, 情報処理学会コンピュータビジョンとイメージメディア研究会, 2000-CVIM-120-8 (2000-1), 57-64.
- [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, 情報処理学会コンピュータビジョンとイメージメディア研究会, 2000-CVIM-120-7 (2000-1), 49-56.
- [9] 金谷健一, D. D. Morris, 動画像からの3次元復元におけるゲージとゲージ変換, 電子情報通信学会パターン認識とメディア理解研究会, PRMU99-93 (1999-10), 39-46.
- [10] K. Kanatani and D. D. Morris, Gauges and gauge transformations in 3D reconstruction from a sequence of images, *Proc. 4th Asian Conf. Computer Vision*, January 2000, Taipei, Taiwan, pp. 1046-1051.
- [11] H. C. Longuet-Higgins and K. Prazdny, The interpretation of a moving retinal image, *Proc. Roy. Soc. Lond.*, B208 (1980), 385-397.
- [12] S. J. Maybank, The angular velocity associated with an optical flowfield arising from motion through a rigid environment, *Proc. Roy. Soc. Lond.* A401 (1985), 317-326.
- [13] 三島等, 金谷健一, 基礎行列の最適計算とその信頼性評価, 情報処理学会コンピュータビジョンとイメージメディア研究会, 99-CVIM-118-10 (1999-9), 67-74.
- [14] D. D. Morris and T. Kanade, A unified factorization algorithm for points, line segments and planes with uncertainty models, *Proc. Int. Conf. Comput. Vision*, January 1998, Bombay, India, pp. 696-702.
- [15] D. D. Morris, K. Kanatani and T. Kanade, Uncertainty modeling for optimal structure from motion, *IEEE Workshop on Vision Algorithms: Theory and Practice*, September 1999, Corfu, Greece, pp. 33-40.
- [16] 向井利春, 大西昇, オプティカルフロー画像からの線形計算による3次元運動パラメータと構造の復元, 計測自動制御学会論文誌, 34-5 (1998), 438-444.
- [17] N. Ohta, Optical flow detection using a general noise model, *IEICE Trans. Inf. & Syst.*, E79-D-7 (1996), 951-957.
- [18] N. Ohta, Uncertainty models of the gradient constraint for optical flow computation, *IEICE Trans. Inf. & Syst.*, E79-D-7 (1996), 958-964.
- [19] N. Ohta and K. Kanatani, Optimal structure-from-motion algorithm for optical flow, *IEICE Trans. Inf. & Sys.*, E78-D-12 (1995), 1559-1566.
- [20] 太田直哉, 齋藤佳明, オプティカルフローの再検出による高精度な形状復元, 電子情報通信学会論文誌 D-II, J81-D-II-6 (1998), 1123-1131.
- [21] 佐藤淳, 「コンピュータビジョン—視覚の幾何学—」, コロナ社, 1999.
- [22] J. Shi and C. Tomasi, Good features to track, *Proc. IEEE Conf. Comput. Vision Patt. Recogn.*, June 1994, Seattle, WA, pp. 593-600.
- [23] 清水慶行, 金谷健一, オプティカルフロー基礎行列の最適計算とその信頼性評価, 情報処理学会コンピュータビジョンとイメージメディア研究会, 99-CVIM-118-11 (1999-9), 75-82.
- [24] A. Singh, An estimation-theoretic framework for image-flow computation, *Proc. 3rd Int. Conf. Comput. Vision*, December, 1990, Osaka, Japan, pp. 168-177.
- [25] T. Viéville and O. D. Faugeras, The first order expansion of motion equations in the uncalibrated case, *Comput. Vision Image Understanding*, 64-1 (1996), 128-146.
- [26] 徐剛, 辻三郎, 「3次元ビジョン」, 共立出版, 1998.