

## 3次元アフィン復元のための途切れた特徴点追跡の延長

坪内 貴之      菅谷 保之      金谷 健一

岡山大学工学部情報工学科

ビデオ画像上で特徴点を追跡すれば因子分解法によってシーンの3次元復元ができる。しかし、追跡点がフレーム外に出たり他の物体に隠れて追跡が途絶えることが多い。本論文では、アフィンカメラのもとでは特徴点の軌跡を表すベクトルがあるアフィン空間に含まれるという拘束条件を用いて途切れた追跡を延長する。また、誤差の統計モデルに基づいて延長した軌跡の信頼性を検定して誤追跡を除去しながら、全軌跡に対して反復による最適化を行なう。そして実画像実験により、提案手法によって多数の軌跡が得られ、詳細な形状復元ができるとともに、最適化によって復元精度が向上することを示す。

### Extending Interrupted Feature Point Tracking for 3-D Affine Reconstruction

Takayuki Tsubouchi      Yasuyuki Sugaya      Kenichi Kanatani

Department of Information Technology, Okayama University, Okayama 700-8530 Japan

By tracking feature points through a video sequence, we can reconstruct the 3-D shape of the scene by the factorization method. However, the tracking fails when the points go out of the field of view or behind other objects. In this paper, we extend such interrupted tracking by imposing the constraint that under the affine camera model feature trajectories should be in an affine space in the parameter space. Introducing a statistical model of image noise, we test if the resulting trajectories are sufficiently reliable. Then, we optimize all the trajectories including the partial ones by iterations. Using real video images, we demonstrate that sufficiently many trajectories can be restored, enabling us to reconstruct a detailed 3-D shape and at the same time increasing the accuracy of reconstruction.

#### 1. まえがき

ビデオ画像上で追跡した特徴点から物体の3次元形状を復元する手法としてTomasi・Kanade [16] の「因子分解法」がよく知られている。これはカメラの撮像をアフィン変換(平行投影, 弱透視投影, 疑似透視投影など [12]) と仮定してカメラ運動とシーンの3次元形状を計算するものであり, 特徴点の軌跡データから線形計算のみで容易に実行できる。復元結果に高精度を要求しなければ十分実用的であり, また透視変換に基づく厳密な復元の反復計算 [3] の初期値としても用いられる。

このためにはまずビデオ画像上で特徴点を追跡する必要がある。Tomasi・Kanade [17] は特徴点の検出とその追跡のアルゴリズム(以下「KLT法」と呼ぶ)を提供しているが, カメラの移動とともに追跡点がある他の物体に隠れたりフレーム外に出たりして, 同一点を最終フレームまで追跡できないことが多い。これを防ぐにはフレーム数を減らせばよいが, 3次元復元復元にはシーンや物体を多方向から見た画像が必要となるので, 少数の画像からは復元に必要な情報が十分に得られない。一方, 長い画像列では最後

まで追跡できる特徴点の数が著しく減少し, これまた復元に必要な情報が十分に得られない。

これを解決するには, 長い画像列の途中で途切れた特徴点の軌跡を最後まで延長する必要がある。本論文では, 「特徴点軌跡がある3次元アフィン空間に含まれる」という「アフィン空間拘束条件」 [11] に基づいて途切れた部分軌跡を最終フレームまで延長する。

この問題に対して, Tomasi・Kanade [16] は消失した特徴点をそれが見える部分のみから, あるいは最後まで見える特徴点から仮の3次元復元を行い, それをその点が見えないフレームに投影する方法を提案している。上島・斎藤 [7] は消失した特徴点が見える2枚の画像から射影復元によってその3次元位置を仮に復元し, それをその点が見えないフレームへ投影することを提案している。

Jacobs [5] は「特徴点軌跡がある4次元部分空間に含まれる」という「部分空間拘束条件」 [10] に基づいて, 2フレームをランダムに選んで欠けた特徴点の座標が任意の値をとってできる部分空間の直交補空間を計算している。そして, そのようにして得られる多数の直交補空間に共通に直交する4次元部分空間を最小二乗法で推定し, 本論文と同様な方法で軌跡を延長している。Brandt [1] はJacobsの方法で

†700-8530 岡山市津島中 3-1-1, 岡山大学工学部情報工学科  
{tubo,sugaya,kanatani}@suri.it.okayama-u.ac.jp

延長した軌跡からカメラ運動を計算して仮の3次元復元を行ない、各点をそれが見えないフレーム上に投影している。そして、改めてカメラ運動を計算し、それを反復している。Kahl・Heyden [6] も同様な手法を用いている。

このように多くの方法が提案されているが、次のことに注意する必要がある。

- 仮の3次元復元は不要である。なぜなら、画像間に拘束条件があるから3次元復元できるのであり、その拘束条件<sup>1</sup>を用いれば仮の3次元復元を経由せずに、見えるフレームから見えないフレームへ直接に写像できる。
- 幾何学的関係のみを用いると、精度はその特徴点が見える画像の選び方に依存する。また残りの画像のもつ情報を無視している。
- 従来の方は得られた追跡が正しいと仮定しているが、最後まで追跡した軌跡が誤っていれば、それを用いても無駄であり、また部分軌跡が誤っていれば、それを延長しても意味がない。

本論文では誤差の統計モデルに基づいて完全な軌跡と部分軌跡の信頼性を統計的に検定し、誤追跡を除去するとともに、完全な軌跡と部分軌跡の全部の情報を利用して軌跡の延長の最適化を行なう。全観測データに関する厳密な最尤推定はShumら[14]の方法で可能ではあるが、非常に複雑な反復計算が必要である。そこで本論文は部分軌跡はその長さに比例する重みをつけるという簡略化した最適化を用いる。

以下、2節でアフィン空間拘束条件を説明し、3節でアウトライア軌跡の除去の統計的検定法を述べる。4節では部分軌跡の信頼性の判定とその延長の方法を述べる。そして5節で実ビデオ画像による実験例を示し、6節に結論をまとめる。

## 2. 軌跡の空間

### 2.1 軌跡ベクトル

$N$ 個の特徴点 $\{p_\alpha\}$ を $M$ 枚の画像に渡って追跡し、第 $\kappa$ 画像における $\alpha$ 番目の特徴点 $p_\alpha$ の画像座標を $(x_{\kappa\alpha}, y_{\kappa\alpha})$ ,  $\kappa = 1, \dots, M, \alpha = 1, \dots, N$ とする。そしてその運動履歴を次の $2M$ 次元ベクトルで表し、軌跡ベクトルと呼ぶ。

$$p_\alpha = (x_{1\alpha} \ y_{1\alpha} \ x_{2\alpha} \ y_{2\alpha} \ \cdots \ x_{M\alpha} \ y_{M\alpha})^\top \quad (1)$$

<sup>1</sup>射影復元の場合はその拘束条件は「3重焦点拘束条件」と呼ばれる。

これによって各特徴点の軌跡を $2M$ 次元空間の1点と同一視できる。便宜上、画像番号 $\kappa$ を「時刻 $\kappa$ 」と呼ぶ。

本論文ではカメラの光軸を $Z$ 軸とするカメラ $XYZ$ 座標系をとり、これを世界座標系とする。そして静止したカメラに相対的にシーンが運動すると解釈する。シーン中に3次元物体座標系を任意に固定し、特徴点 $p_\alpha$ のそのシーン座標系に関する3次元座標を $(a_\alpha, b_\alpha, c_\alpha)$ とする。時刻 $\kappa$ でのシーン座標系の原点と各座標軸の基底ベクトルを世界座標系(=カメラ座標系)で表したものをそれぞれ $t_\kappa, \{i_\kappa, j_\kappa, k_\kappa\}$ とすると、特徴点 $p_\alpha$ の時刻 $\kappa$ における3次元位置 $r_{\kappa\alpha}$ は世界座標系では次式となる。

$$r_{\kappa\alpha} = t_\kappa + a_\alpha i_\kappa + b_\alpha j_\kappa + c_\alpha k_\kappa \quad (2)$$

### 2.2 アフィンカメラモデル

平行投影や弱透視投影や疑似透視投影を抽象化したアフィンカメラ[8]は、3次元点 $r_{\kappa\alpha}$ が次のように画像上に投影されると仮定するものである。

$$\begin{pmatrix} x_{\kappa\alpha} \\ y_{\kappa\alpha} \end{pmatrix} = A_\kappa r_{\kappa\alpha} + b_\kappa \quad (3)$$

ここに $A_\kappa, b_\kappa$ はそれぞれ時刻 $\kappa$ でのカメラの位置や内部パラメータによって定まる $2 \times 3$ 行列および2次元ベクトルである[11]。式(2)を代入すると、式(3)は次のように書ける。

$$\begin{pmatrix} x_{\kappa\alpha} \\ y_{\kappa\alpha} \end{pmatrix} = \tilde{m}_{0\kappa} + a_\alpha \tilde{m}_{1\kappa} + b_\alpha \tilde{m}_{2\kappa} + c_\alpha \tilde{m}_{3\kappa} \quad (4)$$

$\tilde{m}_{0\kappa}, \tilde{m}_{1\kappa}, \tilde{m}_{2\kappa}, \tilde{m}_{3\kappa}$ は時刻 $\kappa$ でのカメラの位置や内部パラメータで決まる2次元ベクトルである。これを時刻 $\kappa = 1, \dots, M$ に渡って式(1)のように縦に並べると、式(1)の軌跡ベクトル $p_\alpha$ は次のように書ける。

$$p_\alpha = m_0 + a_\alpha m_1 + b_\alpha m_2 + c_\alpha m_3 \quad (5)$$

$m_i, i = 0, 1, 2, 3$ は $\tilde{m}_{i\kappa}$ を時刻 $\kappa = 1, \dots, M$ に渡って縦に並べた $2M$ 次元ベクトルである。

### 2.3 アフィン空間拘束条件

式(5)はすべての軌跡ベクトル $p_\alpha$ が $\{m_0, m_1, m_2, m_3\}$ の張る「4次元部分空間」に含まれることを表している。これを部分空間拘束条件と呼ぶ[10]。しかし $m_0$ の係数はすべての $\alpha$ に共通に1であるから、軌跡ベクトル $p_\alpha$ はその4次元部分空間内のある

「3次元アフィン空間」に含まれる．これがアフィン空間拘束条件である [11] ．

すべての特徴点が完全に追跡できれば，全軌跡ベクトル  $p_\alpha$  の重心に座標原点を選び直すことにより，全軌跡ベクトル  $p_\alpha$  が「3次元部分空間」に含まれる．Tomasi・Kanade [16] の「因子分解法」はこれを利用するものであるが，本論文では途切れた部分軌跡の存在を仮定するため，式 (5) のままのアフィン空間拘束条件を用いる．

### 3. アウトライア軌跡の除去

#### 3.1 原理と方法

KLT 法で追跡した特徴点の軌跡には途中から別の点にジャンプするような誤ったものが含まれることがある．まずそのような誤った軌跡を除去する必要がある．

Huynh ら [4] は (5) 部分空間拘束条件に基づいて軌跡に最小メジアン法 [13] で4次元部分空間を当てはめ，誤った軌跡を除去している．しかし残差の規準や判定のしきい値を形式的なものであった．これに対して菅谷・金谷 [15] は RANSAC [2, 3] を用い，実画像上の特徴点の誤差の挙動を考え，統計的な解析によって残差の規準や判定のしきい値を定めて，より性能を向上させている．

本論文では菅谷・金谷 [15] の方法をアフィン空間拘束条件に適用する．すなわち，誤った少数の軌跡ベクトルは正しい軌跡ベクトルを含むアフィン空間から大きくずれていると考えられるので，RANSAC の投票による多数決によって軌跡ベクトルに3次元アフィン空間を当てはめて，それからの2乗距離（残差）が大きいものをアウトライアとして除去する．その手順は次のようになる．以下， $n = 2M$  と置く（ $M$  はフレーム数）．

#### 3.2 計算手順

1. 軌跡ベクトル  $\{p_\alpha\}$ ， $\alpha = 1, \dots, N$  からランダムに3個を取り出し， $q_1, q_2, q_3$  とする．
2. 取り出したベクトルの重心を  $q_C$  とし，その周りの  $n \times n$  モーメント行列  $M_3$  を次のように計算する．

$$M_3 = \sum_{i=1}^3 (q_i - q_C)(q_i - q_C)^\top \quad (6)$$

3.  $M_3$  の大きい3個の固有値  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$  と対応する単位固有ベクトルの正規直交系  $\{u_1, u_2, u_3\}$  を計算する．

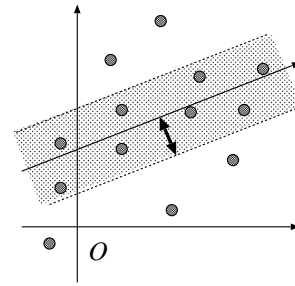


図 1: アフィン空間の当てはめによるアウトライア除去．

4.  $n \times n$  射影行列  $P_{n-3}$  を次のように計算する．

$$P_{n-3} = I - \sum_{i=1}^3 u_i u_i^\top \quad (7)$$

5. 全軌跡ベクトル  $\{p_\alpha\}$  のうち

$$\|P_{n-3}(p_\alpha - q_C)\|^2 < (n-3)\sigma^2 \quad (8)$$

となるものの個数を  $S$  とする．

6. 以上の処理を反復し， $S$  を最大とする射影行列  $P_{n-3}$  を求める<sup>2</sup>．
7. 次式を満たすベクトル  $p_\alpha$  をアウトライアとして除去する．

$$\|P_{n-3}(p_\alpha - q_C)\|^2 \geq \sigma^2 \chi_{n-3;99}^2 \quad (9)$$

ただし  $\chi_{r;a}^2$  は自由度  $r$  の  $\chi^2$  分布の  $a\%$  点である．

#### 3.3 幾何学的・統計的解釈

式 (8) 中の  $\|P_{n-3}(p_\alpha - q_C)\|^2$  は点  $p_\alpha$  から当てはめた3次元アフィン空間までの距離の2乗である．特徴点の各座標に独立に期待値0，標準偏差  $\sigma$  の正規分布に従う誤差が入るとすれば，これは3次元アフィン空間に直交する  $n-3$  個の誤差成分の2乗和であり，これを  $\sigma^2$  で割ったものは自由度  $n-3$  の  $\chi^2$  分布に従う．したがって残差の期待値は  $(n-3)\sigma^2$  である．上の手順ではそれ以下の軌跡ベクトルの個数が最大になるように3次元アフィン空間を当てはめ，有意水準1%でインライアと見なされないものを除去している（図1）．実験によれば，通常の動画像では  $\sigma = 0.5$  程度が適当であることが確認されている [15] ．

#### 3.4 アフィン空間の当てはめ

アウトライアを除去した軌跡ベクトル  $\{p_\alpha\}$  が  $N$  個あるとし，それに3次元アフィン空間を当てはめ

<sup>2</sup>実験では200回連続して更新がないことを収束条件とした．

る．まず重心

$$p_C = \frac{1}{N} \sum_{\alpha=1}^N p_{\alpha} \quad (10)$$

を計算し， $n \times n$  モーメント行列

$$M = \sum_{\alpha=1}^N (p_{\alpha} - p_C)(p_{\alpha} - p_C)^{\top} \quad (11)$$

の大きい3個の固有値に対応する単位固有ベクトル  $u_1, u_2, u_3$  とする．当てはめたアフィン空間は  $p_C$  を始点とする方向ベクトル  $u_1, u_2, u_3$  の張る空間である [11]．

このアフィン空間の当てはめが Tomasi・Kanade [16] の「因子分解法」の「因子分解」に相当しているので，3次元復元の計算では特異値分解による行列の行列の因子分解が現れない<sup>3</sup>(付録参照)．

## 4. 部分軌跡の延長

### 4.1 途切れた部分軌跡

軌跡が完全に求まらない主な原因は追跡した点が途中で途切れることである．その時点で別の特徴点を取り直して追跡を開始するとその前の部分が未知である．またその追跡も途切れることがある．特徴点が多フレーム中の  $\kappa$  フレームのみで追跡されたとすると，式 (1) の軌跡ベクトル  $p_{\alpha}$  は  $k = 2\kappa$  個の成分が既知であり，残りの  $n - k$  個の成分は未知である．そこでその  $k$  個の既知の成分を取り出し，順に並べた  $k$  次元ベクトルを  $p_{\alpha}^{(0)}$  とし，残りの未知の成分から成る  $n - k$  次元ベクトルを  $p_{\alpha}^{(1)}$  と置く．

これに対応して完全な軌跡ベクトルに当てはめた3次元アフィン空間を定義する重心  $p_C$  と方向ベクトル  $u_1, u_2, u_3$  を同様に  $k$  個の成分  $p_C^{(0)}, u_1^{(0)}, u_2^{(0)}, u_3^{(0)}$  と残りの  $n - k$  個の成分  $p_C^{(1)}, u_1^{(1)}, u_2^{(1)}, u_3^{(1)}$  に分ける<sup>4</sup>．

### 4.2 部分軌跡の信頼性評価

まず部分軌跡  $p_{\alpha}$  が正しいかどうかを判定する． $p_{\alpha}$  の重心  $p_C$  からの差は，誤差がなければ方向ベクトル  $u_1, u_2, u_3$  の線形結合で表せるので，観測される  $k$  個の成分もある係数  $c_1, c_2, c_3$  によって

$$p_{\alpha}^{(0)} - p_C^{(0)} = c_1 u_1^{(0)} + c_2 u_2^{(0)} + c_3 u_3^{(0)} \quad (12)$$

<sup>3</sup>「因子分解法は特異値分解によって行列の因子分解を行なう方法である」という説明は正しくない [9]．本質はアフィンカメラモデルによるアフィン復元である．

<sup>4</sup>これらは説明上の便宜であり，実際の計算では値が観測される成分に対する対角要素が1，それ以外が0の対角行列を掛けて， $n$ 次元ベクトルのままで計算している．

と表せる．しかし誤差があれば等号は成立しない． $u_1^{(0)}, u_2^{(0)}, u_3^{(0)}$  を列とする  $k \times 3$  行列を  $U^{(0)}$  とすると，上式より次のように書ける．

$$p_{\alpha}^{(0)} - p_C^{(0)} \approx U^{(0)} c \quad (13)$$

ただし  $c$  は  $c_1, c_2, c_3$  を成分とする3次元ベクトルである． $k \geq 3$  として最小二乗法で  $c$  を定めると，解は次のようになる．

$$\hat{c} = U^{(0)-} (p_{\alpha}^{(0)} - p_C^{(0)}) \quad (14)$$

ただし  $U^{(0)-}$  は  $U^{(0)}$  の一般逆行列であり，次のように計算できる．

$$U^{(0)-} = (U^{(0)\top} U^{(0)})^{-1} U^{(0)\top} \quad (15)$$

式 (14) を代入した  $\|p_{\alpha}^{(0)} - p_C^{(0)} - U^{(0)} \hat{c}\|^2$  は  $k$  次元空間の点  $p_{\alpha}^{(0)}$  から  $p_C^{(0)}$  を始点とする方向ベクトル  $u_1^{(0)}, u_2^{(0)}, u_3^{(0)}$  の張る3次元空間までの距離の2乗である．特徴点の各座標に独立に期待値0，標準偏差  $\sigma$  の正規分布に従う誤差が入るとすれば，これを  $\sigma^2$  で割ったものはこの3次元空間に直交する  $k - 3$  個の誤差成分の2乗和であるから自由度  $k - 3$  の  $\chi^2$  分布に従う，そこで排除の判定は次の有意水準1%の  $\chi^2$  検定によって行なう．

$$\|p_{\alpha}^{(0)} - p_C^{(0)} - U^{(0)} \hat{c}\|^2 \geq \sigma^2 \chi_{k-3, 99}^2 \quad (16)$$

### 4.3 軌跡の延長

信頼性があると判定された部分軌跡  $p_{\alpha}$  の未知の部分  $p_{\alpha}^{(1)}$  は式 (12) に相当して，誤差がなければ

$$p_{\alpha}^{(1)} - p_C^{(1)} = c_1 u_1^{(1)} + c_2 u_2^{(1)} + c_3 u_3^{(1)} = U^{(1)} c \quad (17)$$

が成り立つ．ただし  $U^{(1)}$  は  $u_1^{(1)}, u_2^{(1)}, u_3^{(1)}$  を列とする  $(n - k) \times 3$  行列である．係数  $c$  に既知の部分  $p_{\alpha}^{(0)}$  から推定した式 (14) の最小二乗推定値  $\hat{c}$  を用いると，未知の部分  $p_{\alpha}^{(1)}$  が次のように推定できる．

$$\hat{p}_{\alpha}^{(1)} = p_C^{(1)} + U^{(1)} U^{(0)-} (p_{\alpha}^{(0)} - p_C^{(0)}) \quad (18)$$

### 4.4 延長の最適化

式 (18) は与えられたアフィン空間に最もよく適合する未知部分の推定である．しかし，そのアフィン空間は完全な軌跡のみに当てはめたものであり，途中まで追跡された軌跡のもつ情報を利用していない．完全な軌跡が少なく部分軌跡が多いときは，観測された部分軌跡にもよく適合するようにアフィン空間

の当てはめ直すほうがより精度の高い推定ができる  
と考えられる。

ただし部分軌跡に含まれる情報は不完全である。特に  $p_\alpha$  の 3 個の成分を任意に与えても残りの成分を調節すれば  $p_\alpha$  を任意の 3 次元アフィン空間に含ませることができるので何の情報も得られない。そこで特徴点  $p_\alpha$  が  $M$  フレーム中の  $\kappa$  フレームだけ観測されたとき、その重みを

$$W_\alpha = \frac{k-3}{n-3} \quad (19)$$

とする ( $k = 2\kappa, n = 2M$ )。そして一度排除された軌跡も含めて次のようにアフィン空間の最適化を行なう (軌跡の総数を  $N$  とする)。

1. アウトライアと判定された (完全または部分) 軌跡ベクトル  $p_\alpha$  の重みを仮に  $W_\alpha = 0$  とし、それ以外は式 (19) とする。
2. 全部の (完全および部分) 軌跡ベクトルに 3 次元アフィン空間を当てはめる。これは 3.4 節と同じ計算であるが、式 (10), (11) の代わりに次式の重みつき重心と重みつきモーメント行列を用いる。

$$p_C = \frac{\sum_{\alpha=1}^N W_\alpha p_\alpha}{\sum_{\alpha=1}^N W_\alpha} \quad (20)$$

$$M = \sum_{\alpha=1}^N W_\alpha (p_\alpha - p_C)(p_\alpha - p_C)^T \quad (21)$$

3. 当てはめたアフィン空間を用いて式 (9), (16) でアウトライアの再判定を行なう。
4. アウトライアでないと判定された部分軌跡の未知部分を式 (18) で再計算する。
5. ステップ 1 に戻り、アフィン空間が変化しなくなるまでこれを判定する。

これにより一度アウトライアと判定された軌跡が後にインライアと再判定されることも、その逆もあり得る。そして最終的に部分軌跡は最適に当てはめたアフィン空間に適合するように最適に延長され、そのアフィン空間はそのように最適に延長した軌跡を含めた全軌跡に最適に当てはまることになる。

本論文では完全な軌跡が少なくとも 3 本は存在すると仮定して、それに当てはめたアフィン空間を初期値としているが、完全な軌跡が存在しなくてもアフィン空間を何らかの方法 (例えば Jacobs [5] の方法) で推定してそれを初期値とすれば本論文の方法がそのまま適用できる。

## 5. 実ビデオ画像実験

実ビデオ画像を用いて特徴点軌跡の復元を行った例を示す。

図 2(a) はカメラを移動しながら静止シーンを 50 フレームに渡って撮影したビデオ画像 (320 × 240 画素) から 5 フレームを抜き出したものである。初期フレームに 200 個の特徴点を抽出し、KLT 法で追跡した。そして特徴点を見失うごとに新たな特徴点を追加し、図 2(b) のような合計 871 個の軌跡が得られた。

この 871 個のうち最終フレームまで追跡に成功した特徴点は 29 個あり、そのうちの 11 個がインライアと判定された。それらを図 2(a) の画像中に □ 印で示す。その軌跡は図 2(c) のようになる。明らかに、このような少数の点だけでは十分な 3 次元復元はできない。

そこで 3 次元アフィン空間に当てはめ、それに基づいて図 2(b) の 871 個の軌跡を本論文の方法で延長し、信頼性を判定しながら最適化を行なうと、反復は 11 回で収束し、最終的に図 2(d) のような 560 個の軌跡が得られた。途中で画像フレームからはみ出して実際には観測できない軌跡も予測されている。この延長と最適化の実行時間は 134 秒であった。ただし CPU には Pentium 4 2.4B GHz, 主メモリ 1Gb, OS には Linux を用いた。

図 2(e) は最終的に得られた 560 個の軌跡の番号を横軸に、それが画像中に観測されているフレーム番号を縦軸に図示したものである。軌跡の番号は消失する時刻および再検出されたフレーム番号の順にソートしてある。

図 2(f) は第 33 フレーム上に得られたすべての特徴点から三角形パッチを構成し第 1 フレームの画像をテクスチャマッピングして原画像上に重ねたものであり、フレーム外にはみ出た部分が予測されている。

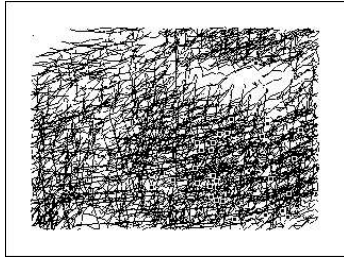
図 2(g) は弱透視投影に基づく因子分解法により 3 次元復元を行い (手順は付録に示す)、これを上方から見たものである。ただし、物体の多面体表現には初期フレームに抽出された 180 個の特徴点のみを用いている。図 2(h) はそのワイヤフレーム表示である。

比較のために同じ位置から見た初期の軌跡のみから復元した結果を図 2(i) に、軌跡を延長して最適化を行なわなかった場合を図 2(j) に、追跡の途中で新たな特徴点を追加しない場合の結果を図 2(k) に示す。

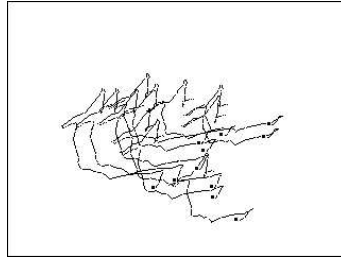
このように、軌跡の延長によって多くの特徴点軌跡が得られ、物体形状がより精密にまたより広範囲



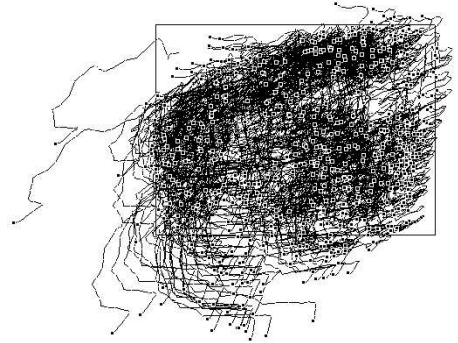
(a)



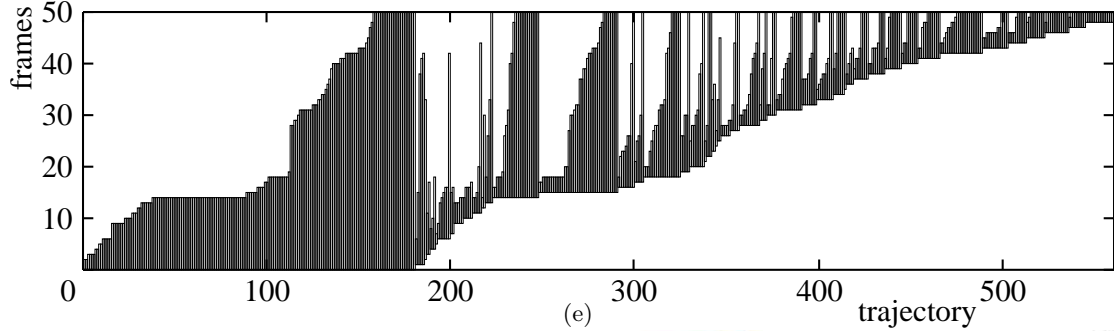
(b)



(c)



(d)



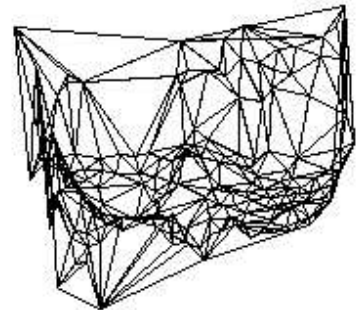
(e)



(f)



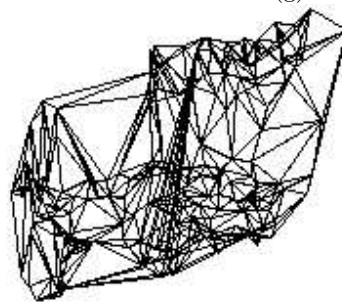
(g)



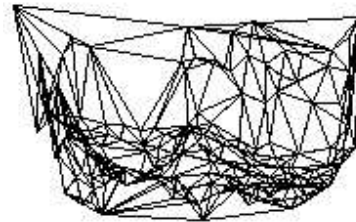
(h)



(i)



(j)



(k)

図 2: (a) 入力ビデオ画像 (1, 13, 25, 37, 50 フレーム) と追跡した特徴点 (11 個) . (b) KLT 法で追跡した全軌跡 (871 個) . (c) インライアと判定された完全な軌跡 (11 個) . (d) 図 (b) の軌跡を信頼性を判定して最適に延長したもの (560 個) . (e) 延長に用いられた各軌跡 (560 個) とそれが観測されるフレーム . (f) 第 33 フレームをテクスチャマッピングによってフレーム外に拡大したもの . (g) 3 次元復元した形状を別の視点から見たもの . (h) そのワイヤフレーム表示 (頂点は 180 個) . (i) 初期の完全な軌跡のみを用いた復元 (頂点は 11 個) . (j) 軌跡を延長して最適化を行なわなかった場合 (頂点は 514 個) . (k) 特徴点を追加しないで延長と最適化を行なった場合 (頂点は 184 個) .

に復元される．そして最適化によって精度が向上する．また，特徴点を追加すると運動パラメータの精度が向上し，追加した特徴点を3次元復元に用いなくても復元した形状の精度が向上している．

## 6. まとめ

本論文では，因子分解法による3次元形状の復元を目的とし，ビデオ画像上で追跡が途切れた特徴点の軌跡を延長する手法を提案した．これは軌跡が含まれるアフィン空間を最適化によって推定し，部分軌跡をこの空間に当てはめるものである．そして，その過程で誤差の統計モデルに基づいて軌跡の信頼性を検定し，誤追跡を除去する．実ビデオ画像を用いて，この手法によって多数の軌跡が得られ，詳細な3次元形状が復元できるとともに，最適化によって精度が向上することを確認した．

謝辞：本研究の一部は文部科学省科学研究費基盤研究C(2)(No. 13680432)，テレコム先端技術研究支援センター，栢森情報科学振興財団の助成による．

## 参考文献

[1] S. Brandt, "Closed-form solutions for affine reconstruction under missing data," *Proc. Statistical Methods in Video Processing Workshop*, pp. 109–114, Copenhagen, Denmark, June, 2002.

[2] M. A. Fischer and R. C. Bolles, "Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography," *Comm. ACM*, **24**-6, pp. 381–395, June 1981.

[3] R. Hartley and A. Zisserman, *Multiple View Geometry in Computer Vision*, Cambridge University Press, Cambridge, U.K., 2000.

[4] D. Q. Huynh and A. Heyden, "Outlier detection in video sequences under affine projection," *Proc. IEEE Conf. Comput. Vision Pattern Recog.*, vol. 2, pp. 695–701, Kauai, HI, U.S.A., Dec. 2001.

[5] D. W. Jacobs, "Linear fitting with missing data for structure-from-motion" *Comput. Vision Image Understand.*, **82**-1, 57–81, April 2001.

[6] F. Kahl and A. Heyden, "Affine structure and motion from points, lines and conics," *Int. J. Comput. Vision*, **33**-3, 163–180, Sept. 1999.

[7] 上島重治, 斎藤英雄, 射影幾何学に基づく計測行列補間を用いた因子分解法, 情報処理学会研究報告, 2002-CVIM-135-15, pp. 95–102, Nov. 2002.

[8] 金出武雄, コンラッド・ポールマン, 森田俊彦, 因子分解法による物体形状とカメラ運動の復元, 電子情報通信学会論文誌 D-II, **J74-D-II-8**, 1497–1505, August 1993.

[9] 金谷健一, 因子分解を用いない因子分解法: 平行投影から透視変換へ, 電子情報通信学会技術報告, PRMU98-26, pp. 1–8, June 1998.

[10] 黒澤 典義, 金谷 健一, 部分空間分離法とモデル選択による運動物体の分離, 情報処理学会研究報告, 2000-CVIM-124-4, pp. 25–32, Nov. 2000.

[11] 黒澤 典義, 金谷 健一, アフィン空間分離法による運動物体の分離, 情報処理学会研究報告, 2001-CVIM-125-3, pp. 25–32, Mar. 2001.

[12] C. J. Poleman and T. Kanade, "A paraperspective factorization method for shape and motion recovery," *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.*, **19**-3, 206–218, March 1997.

[13] P. J. Rousseeuw and A. M. Leroy, *Robust Regression and Outlier Detection*, Wiley, New York, 1987.

[14] H.-Y. Shum, K. Ikeuchi and R. Reddy, "Principal component analysis with missing data and its application to polyhedral object modeling," *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.*, **17**-3, 854–867, Sept. 1995.

[15] 菅谷保之, 金谷健一, 部分空間分離法による特徴点追跡のアウトライア除去, 情報処理学会研究報告, 2002-CVIM-133-24, pp. 177–184, May 2002.

[16] C. Tomasi and T. Kanade, "Shape and motion from image streams under orthography—A factorization method," *Int. J. Comput. Vision*, **9**-2, 137–154, Nov. 1992.

[17] C. Tomasi and T. Kanade, *Detection and Tracking of Point Features*, CMU Tech. Rep. CMU-CS-91-132, April 1991; <http://vision.stanford.edu/~birch/klf/>.

## 付録：因子分解法の計算手順

以下，弱透視投影による因子分解法の計算手順を具体的に示す．注意すべきことは，特異値分解による「因子分解」はどこにも現れないことである．それは本文中の3次元アフィン空間を当てはめる計算が既にそれに相当しているからである．

入力:

- $2M$  次元軌跡ベクトル  $p_\alpha$ ,  $\alpha = 1, \dots, N$ .
- 第  $\kappa$  画像の焦点距離  $f_\kappa$ ,  $\kappa = 1, \dots, M$  (未知なら任意に設定) .
- 第 1 画像のシーンの平均奥行  $Z_c$  (未知なら任意に設定) .

出力:

- 第 1 画像の点の3次元位置  $\{\hat{r}_\alpha\}$ ,  $\{\hat{r}'_\alpha\}$  (互いに鏡像) .

手順:

1. 軌跡ベクトル  $\{p_\alpha\}$  の重心を  $p_C$  とし,  $\{p_\alpha\}$  に当てはめた3次元アフィン空間の単位方向ベクトル  $u_1, u_2, u_3$  を列とする  $2M \times 3$  行列を  $U$  とする
2.  $U^\top$  の第  $(2(\kappa - 1) + a)$  列を  $u_{\kappa(a)}^\dagger$  とする ( $\kappa = 1, \dots, M, a = 1, 2$ ) .
3. 次の関数を最小にする  $3 \times 3$  対称行列  $T$  を計算する (計量条件) .  $\rightarrow$  後述 .

$$K = \sum_{\kappa=1}^M \left[ \left( (u_{\kappa(1)}^\dagger, T u_{\kappa(1)}^\dagger) - (u_{\kappa(2)}^\dagger, T u_{\kappa(2)}^\dagger) \right)^2 + (u_{\kappa(1)}^\dagger, T u_{\kappa(2)}^\dagger)^2 \right] \quad (22)$$

4. 並進  $t_\kappa$  の  $Z$  成分  $t_{z\kappa}$  を次のように計算する .

$$t_{z\kappa} = f_\kappa \sqrt{\frac{2}{(\mathbf{u}_{\kappa(1)}^\dagger, \mathbf{T}\mathbf{u}_{\kappa(1)}^\dagger) + (\mathbf{u}_{\kappa(2)}^\dagger, \mathbf{T}\mathbf{u}_{\kappa(2)}^\dagger)}} \quad (23)$$

5. 重心  $p_C$  の第  $(2(\kappa-1)+1)$ , 第  $(2(\kappa-1)+2)$  要素をそれぞれ  $\tilde{t}_{x\kappa}$ ,  $\tilde{t}_{y\kappa}$  とする .

6. 並進  $t_\kappa$  の  $X, Y$  成分  $t_{x\kappa}$ ,  $t_{y\kappa}$  を次のように計算する .

$$t_{x\kappa} = \frac{t_{z\kappa}}{f_\kappa} \tilde{t}_{x\kappa}, \quad t_{y\kappa} = \frac{t_{z\kappa}}{f_\kappa} \tilde{t}_{y\kappa} \quad (24)$$

7.  $T$  の固有値  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$  と対応する 3 次元単位固有ベクトルの正規直交系  $\{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_3\}$  を計算する .

8. 次の  $2M$  次元ベクトルを計算する .

$$\mathbf{m}_i = \sqrt{\lambda_i} \begin{pmatrix} (\mathbf{u}_{1(1)}^\dagger, \mathbf{v}_i) \\ (\mathbf{u}_{1(2)}^\dagger, \mathbf{v}_i) \\ (\mathbf{u}_{2(1)}^\dagger, \mathbf{v}_i) \\ \vdots \\ (\mathbf{u}_{M(2)}^\dagger, \mathbf{v}_i) \end{pmatrix}, \quad i = 1, 2, 3 \quad (25)$$

9.  $m_1, m_2, m_3$  を列とする  $2M \times 3$  行列を  $M$  とする .

10.  $M^\top$  の第  $(2(\kappa-1)+a)$  列を  $\mathbf{m}_{\kappa(a)}^\dagger$  とする ( $\kappa = 1, \dots, M, a = 1, 2$ ) .

11. 次の特異値分解を計算する .

$$\frac{t_{z\kappa}}{f_\kappa} \begin{pmatrix} \mathbf{m}_{\kappa(1)}^\dagger & \mathbf{m}_{\kappa(2)}^\dagger & \mathbf{0} \end{pmatrix} = \mathbf{V}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^\top \quad (26)$$

12. 回転行列  $\{\mathbf{R}_\kappa\}$  を次のように計算する .

$$\mathbf{R}_\kappa = \mathbf{V} \text{diag}(1, 1, \det(\mathbf{V}\mathbf{U}^\top)) \mathbf{U}^\top \quad (27)$$

13. 行列  $M$  を次のように再計算する .

$$\mathbf{M} = \sum_{\kappa=1}^M \Pi_\kappa^\top \mathbf{R}_\kappa \quad (28)$$

ここに  $\Pi_\kappa = (\Pi_{\kappa(ij)})$  は  $(i, j) = (1, 2\kappa-1), (2, 2\kappa)$  のとき  $\Pi_{\kappa(ij)} = f_\kappa/t_{z\kappa}$ , その他は  $\Pi_{\kappa(ij)} = 0$  の  $3 \times 2M$  行列である .

14. 3次元形状ベクトル  $\{\mathbf{s}_\alpha\}$  を次のように計算する .

$$\mathbf{s}_\alpha = (\mathbf{M}^\top \mathbf{M})^{-1} \mathbf{M}^\top (\mathbf{p}_\alpha - \mathbf{p}_C) \quad (29)$$

15.  $\{\mathbf{s}'_\alpha\}$  と  $\mathbf{R}'_1$  を次のように計算する .

$$\mathbf{s}'_\alpha = -\mathbf{s}_\alpha, \quad \mathbf{R}'_1 = \text{diag}(-1, -1, 1) \mathbf{R}_1 \quad (30)$$

16. 2組の解  $\{\hat{\mathbf{r}}_\alpha\}, \{\hat{\mathbf{r}}'_\alpha\}$  を次のように計算する .

$$\hat{\mathbf{r}}_\alpha = \frac{Z_c}{t_{z1}} (\mathbf{R}_1 \mathbf{s}_\alpha + \mathbf{t}_1), \quad \hat{\mathbf{r}}'_\alpha = \frac{Z_c}{t_{z1}} (\mathbf{R}'_1 \mathbf{s}'_\alpha + \mathbf{t}_1) \quad (31)$$

計量条件の計算 (式(22)の最小化):

1. 次の  $3 \times 3 \times 3 \times 3$  テンソル  $\mathcal{A} = (A_{ijkl})$  を定義する .

$$A_{ijkl} = \sum_{\kappa=1}^M \left[ (\mathbf{u}_{\kappa(1)}^\dagger)_i (\mathbf{u}_{\kappa(1)}^\dagger)_j (\mathbf{u}_{\kappa(1)}^\dagger)_k (\mathbf{u}_{\kappa(1)}^\dagger)_l - (\mathbf{u}_{\kappa(1)}^\dagger)_i (\mathbf{u}_{\kappa(1)}^\dagger)_j (\mathbf{u}_{\kappa(2)}^\dagger)_k (\mathbf{u}_{\kappa(2)}^\dagger)_l - (\mathbf{u}_{\kappa(2)}^\dagger)_i (\mathbf{u}_{\kappa(2)}^\dagger)_j (\mathbf{u}_{\kappa(1)}^\dagger)_k (\mathbf{u}_{\kappa(1)}^\dagger)_l + (\mathbf{u}_{\kappa(2)}^\dagger)_i (\mathbf{u}_{\kappa(2)}^\dagger)_j (\mathbf{u}_{\kappa(2)}^\dagger)_k (\mathbf{u}_{\kappa(2)}^\dagger)_l + \frac{1}{4} \left( (\mathbf{u}_{\kappa(1)}^\dagger)_i (\mathbf{u}_{\kappa(2)}^\dagger)_j (\mathbf{u}_{\kappa(1)}^\dagger)_k (\mathbf{u}_{\kappa(2)}^\dagger)_l + (\mathbf{u}_{\kappa(2)}^\dagger)_i (\mathbf{u}_{\kappa(1)}^\dagger)_j (\mathbf{u}_{\kappa(1)}^\dagger)_k (\mathbf{u}_{\kappa(2)}^\dagger)_l + (\mathbf{u}_{\kappa(1)}^\dagger)_i (\mathbf{u}_{\kappa(2)}^\dagger)_j (\mathbf{u}_{\kappa(2)}^\dagger)_k (\mathbf{u}_{\kappa(1)}^\dagger)_l + (\mathbf{u}_{\kappa(2)}^\dagger)_i (\mathbf{u}_{\kappa(1)}^\dagger)_j (\mathbf{u}_{\kappa(2)}^\dagger)_k (\mathbf{u}_{\kappa(1)}^\dagger)_l \right) \right] \quad (32)$$

ただし  $(\mathbf{u}_{\kappa(a)}^\dagger)_i$  はベクトル  $\mathbf{u}_{\kappa(a)}^\dagger$  の第  $i$  成分 .

2. 次の  $6 \times 6$  対称行列を定義する .

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} A_{1111} & A_{1122} & A_{1133} \\ A_{2211} & A_{2222} & A_{2233} \\ A_{3311} & A_{3322} & A_{3333} \\ \sqrt{2}A_{2311} & \sqrt{2}A_{2322} & \sqrt{2}A_{2333} \\ \sqrt{2}A_{3111} & \sqrt{2}A_{3122} & \sqrt{2}A_{3133} \\ \sqrt{2}A_{1211} & \sqrt{2}A_{1222} & \sqrt{2}A_{1233} \\ 2A_{1223} & 2A_{1231} & 2A_{1212} \\ \sqrt{2}A_{1123} & \sqrt{2}A_{1131} & \sqrt{2}A_{1112} \\ \sqrt{2}A_{2223} & \sqrt{2}A_{2231} & \sqrt{2}A_{2212} \\ \sqrt{2}A_{3323} & \sqrt{2}A_{3331} & \sqrt{2}A_{3312} \\ 2A_{2323} & 2A_{2331} & 2A_{2312} \\ 2A_{3123} & 2A_{3131} & 2A_{3112} \\ 2A_{1223} & 2A_{1231} & 2A_{1212} \end{pmatrix} \quad (33)$$

3.  $\mathbf{A}$  の最小固有値に対する 6次元単位固有ベクトル  $\boldsymbol{\tau} = (\tau_i)$  を計算する .

4.  $3 \times 3$  対称行列  $\mathbf{T}$  を次のように計算する .

$$\mathbf{T} = \begin{pmatrix} \tau_1 & \tau_6/\sqrt{2} & \tau_5/\sqrt{2} \\ \tau_6/\sqrt{2} & \tau_2 & \tau_4/\sqrt{2} \\ \tau_5/\sqrt{2} & \tau_4/\sqrt{2} & \tau_3 \end{pmatrix} \quad (34)$$

5.  $\det \mathbf{T} < 0$  であれば  $\mathbf{T} \leftarrow -\mathbf{T}$  と符号を換える .